

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN CRISTÓBAL
DE HUAMANGA**

FACULTAD DE CIENCIAS AGRARIAS

ESCUELA PROFESIONAL DE AGRONOMÍA



**Estimación de la distribución potencial actual y un escenario de
cambio climático para el año 2050 de 7 especies cultivadas de
papa nativa y 2 especies silvestres en la cuenca alta y media
de los ríos Cachi-Mantaro y Pampas, Ayacucho**

Tesis para optar el título profesional de:

Ingeniera Agrónoma

Presentado Por:

Bach. Victoria Machaca Mendieta

Asesor:

Dr. Rómulo Agustín Solano Ramos

Ayacucho - Perú

2024

A mis padres, Modesto Machaca Mendoza y Hilaria Mendieta Conde, quienes ahora desde el cielo nos amparan como siempre lo hicieron en vida. Sé que, a pesar de su ausencia física, continúan guiándome.

A mis hermanos: Benedicta, Marcela, Magdalena, Gualberto, Lidia, María Magdalena, Mery, Jorge Wenceslao, Rosalinda y Norma Delfina; por acompañarme en este desafío personal.

A mi hijo Rui Fabio, quien es la alegría de mi vida y la razón por la que me esfuerzo día a día.

AGRADECIMIENTO

Agradezco inmensamente a la Universidad Nacional San Cristóbal de Huamanga, a la Escuela de Formación Profesional de Ciencias Agrarias y a los catedráticos de la Facultad de Ciencias Agrarias por su contribución en mi formación profesional.

Al M.Sc Fernando Nicolás Barrantes del Águila, con quien inicié este trabajo de investigación, por su orientación y su asesoramiento en el presente trabajo.

Quedo sinceramente agradecido con mi asesor, Dr. Rómulo Agustín Solano Ramos, por sus sabias orientaciones y rigurosa dirección académica en esta tesis, las cuales hicieron posible culminarla con éxito.

A mi coasesor, Mg. Gualberto Machaca Mendieta, por su constante acompañamiento técnico en el modelamiento y la simulación, lo cual ha hecho posible el desarrollo de los diferentes escenarios de análisis.

Agradezco sinceramente al Ayllu de la Asociación Bartolomé Aripaylla por su trama y urdimbre para criar y dejarse criar, así como su guía y acompañamiento en el desarrollo del presente trabajo de investigación. Quiero expresar mi especial reconocimiento a la presidenta y a la directora ejecutiva por su invaluable apoyo.

Tampoco podría dejar de mencionar a las comunidades criadoras del agua y la agrobiodiversidad, cuyas enseñanzas han sido recogidas en esta tesis y representan una gran fuente de sabiduría para la conservación de la agrobiodiversidad basada en la crianza cariñosa. Sus valiosos conocimientos y prácticas ancestrales de conservación de la biodiversidad en In situ han sido un aporte invaluable para este trabajo de investigación.

ÍNDICE GENERAL

	Pág.
Dedicatoria.....	ii
Agradecimiento.....	iii
Índice general.....	iv
Índice de tablas	vi
Índice de figuras.....	xi
Glosario de terminos	xxi
Resumen.....	1
Introducción	2
CAPÍTULO I MARCO TEÓRICO	7
1.1. Antecedentes	7
1.2. Base teórica	8
1.2.1. Variabilidad climática y distribución de las especies vegetales	8
1.2.2. Cambio climático y escenarios de cambio climático.....	9
1.2.3. Modelos predictivos en la distribución geográfica potencial	10
1.2.4. Degradación de tierras secas.....	11
1.3. Marco conceptual	12
1.3.1. Hábitat	12
1.3.2. Nicho ecológico.....	13
1.3.3. Distribución de especies y distribución geográfica potencial	13
1.3.4. Modelos y modelos predictivos.....	13
1.3.5. La geomática en la modelación de hábitat y de ecosistemas.....	14
CAPÍTULO II METODOLOGÍA.....	15
2.1. Área de estudio	15
2.2. Unidad muestral	17
2.3. Población	18
2.4. Muestra y unidad de análisis	18
2.5. Selección de la muestra	18
2.6. Variables e indicadores	20
2.6.1. Variable dependiente	20
2.6.2. Variables independientes	20
2.7. Diseño y método de la investigación.....	21

2.8.	Procedimiento metodológico.....	21
2.8.1.	Identificación de especies indicadoras del potencial de hábitat en escenarios de cambio climático.....	21
2.8.2.	Modelamiento de la distribución potencial geográfica actual y futura	25
2.8.3.	Estimación del factor antropogénico de la degradación de tierras	35
CAPÍTULO III RESULTADOS Y DISCUSIÓN		41
3.1.	Identificación de especies indicadoras del potencial de hábitat	41
3.2.	Determinación de la distribución geográfica actual y futura	45
3.2.1.	Preparación y selección de variables físicas y bioclimáticas	45
3.2.2.	Curva de la tasa de omisión y área predicha	59
3.2.3.	Evaluación del modelo mediante el análisis de la curva Característica Operática del Receptor (ROC) y Área Bajo la Curva (AUC)	71
3.2.4.	Análisis de la contribución de las variables en el modelo.....	88
3.2.5.	La prueba de Jackknife	100
3.2.6.	Análisis de las curvas de respuesta de las variables de predicción	140
3.2.7.	Mapa de áreas geográficas idóneas de distribución potencial de especies para las condiciones de clima actual y futura (2050)	144
3.3.	Estimación de la degradación de tierras con la metodología RESTREND para el factor antropogénico del modelo de distribución potencial	224
3.3.1.	Elaboración de series temporales de Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI).....	224
3.3.2.	Elaboración de series temporales de precipitación e Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) pronosticado	227
3.3.3.	Predicción de Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) con datos de precipitación	229
3.3.4.	Obtención de valores residuales y análisis de estadísticos asociados	230
3.3.5.	Análisis de la degradación de las tierras como variable antropogénica en el modelo de distribución potencial.....	243
3.3.6.	Desempeño de los modelos de hábitat potencial y degradación de tierras	244
CONCLUSIONES		245
RECOMENDACIONES		253
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....		254

ÍNDICE DE TABLAS

	Pág.
Tabla 2.1. Pisos ecológicos del área de las cuencas los Ríos Cachi-Mantaro y Pampas	16
Tabla 2.2. Variables físicas y bioclimáticas seleccionadas para el modelo	20
Tabla 2.3. Georreferencias de presencia de especies seleccionadas	25
Tabla 2.4. Estaciones meteorológicas para los datos de precipitación.....	38
Tabla 3.1. Especies de papa nativa cultivada y parientes silvestres identificadas para el modelo	41
Tabla 3.2. Estadísticos básicos de las variables analizados con el paquete SPSS	46
Tabla 3.3. Análisis de colinealidad de variables para clima actual con el SPSS	47
Tabla 3.4. Matriz de varianza y covarianza del ACP para condiciones de clima actual	48
Tabla 3.5. Matriz de correlación del ACP para condiciones de clima actual	49
Tabla 3.6. Matriz de vectores propios de componentes del ACP para condiciones de clima actual.....	50
Tabla 3.7. Matriz formación de componentes principales para el clima actual	51
Tabla 3.8. Matriz de varianza y covarianza del ACP para el escenario A2a del año 2050.....	54
Tabla 3.9. Matriz de correlación del ACP para el escenario A2a del año 2050	55
Tabla 3.10. Matriz de vectores propios de componentes para el escenario A2a del año 2050.....	55
Tabla 3.11. Formación de componentes principales para escenario A2a del año 2050	56
Tabla 3.12. Matriz de varianza y covarianza del ACP para el escenario B2a del año 2050.....	57
Tabla 3.13. Matriz de correlación del ACP para el escenario B2a del año 2050.....	57
Tabla 3.14. Matriz de vectores propios de componentes para el escenario B2a del año 2050.....	58
Tabla 3.15. Matriz formación de componentes principales para el escenario B2a del año 2050.....	58
Tabla 3.16. Error estándar del AUC para la especie Maku (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. <i>Andigena</i> Juz. et Buk.), con 26 variables para condiciones de clima actual	74

Tabla 3.17. Error estándar del AUC para la especie Maku (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. <i>Andigena</i> Juz. et Buk.), con variables no colineales para condiciones de clima actual	75
Tabla 3.18. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con los datos de presencia de “Atuqpa papan” para el clima actual.....	147
Tabla 3.19. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con los datos de presencia de “Awilupa papan” para el clima actual.....	149
Tabla 3.20. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con los datos de presencia de “Maku” para el clima actual.....	151
Tabla 3.21. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie “Puqya” para el clima actual	153
Tabla 3.22. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie “Qaspar” para el clima actual.....	155
Tabla 3.23. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie “Samar” para el clima actual	157
Tabla 3.24. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie “Suwapusayku” para el clima actual.....	159
Tabla 3.25. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie Yuracc waña para el clima actual.....	161
Tabla 3.26. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie Yutuparuntun para el clima actual.....	163
Tabla 3.27. Categorías de idoneidad de hábitat actual en Km ² por cuenca para el modelo ajustado de MaxEnt y Mahalanobis para el clima actual	164

Tabla 3.28. Categorías de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de Atuppa papan para el escenario A2a del 2050.....	167
Tabla 3.29. Categorías de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de Awilupa papan para el escenario A2a del 2050.....	169
Tabla 3.30. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie Maku para el escenario A2a del 2050	171
Tabla 3.31. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie Puqya para el escenario A2a del 2050.....	173
Tabla 3.32. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de la especie “Qaspar” para el escenario A2a del 2050	175
Tabla 3.33. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie “Samar” para el escenario A2a del 2050.....	177
Tabla 3.34. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Suwapusayku” para el escenario A2a del 2050.....	179
Tabla 3.35. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Yuracc waña” para el escenario A2a del 2050.....	181
Tabla 3.36. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie Yutuparuntun para el escenario A2a del 2050	183
Tabla 3.37. Categorías de idoneidad de hábitat actual en Km ² por cuenca para el modelo ajustado de MaxEnt y Mahalanobis, escenario A2a del 2050	184
Tabla 3.38. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Atuppa papan” para el escenario B2a del 2050.....	187

Tabla 3.39. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Awilupa papan” para el escenario B2a del 2050.....	189
Tabla 3.40. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Maku” para el escenario B2a del 2050.....	191
Tabla 3.41. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Puqya” para el escenario B2a del 2050	193
Tabla 3.42. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Qaspar” para el escenario B2a del 2050.....	195
Tabla 3.43. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Samar” para el escenario B2a del 2050.....	197
Tabla 3.44. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Suwapusayku” para el escenario B2a del 2050.....	199
Tabla 3.45. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Yuracc waña” para el escenario B2a del 2050	201
Tabla 3.46. Coeficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Yutuparuntun” para el escenario B2a del 2050.....	203
Tabla 3.47. Categorías de idoneidad de hábitat actual en Km ² por cuenca para el modelo ajustado de MaxEnt y Mahalanobis, escenario B2a del 2050.....	204
Tabla 3.48. Escala de los coeficientes Kappa propuesto por Landis y Koch (1977) y Cramér's V	207
Tabla 3.49. Matriz de cruce de mejor ajuste de los modelos para la tabulación cruzada	221
Tabla 3.50. Categorías de idoneidad de hábitats (superficie en Km ²) para condiciones del clima actual	222

Tabla 3.51. Categorías de idoneidad de hábitats (superficie en Km ²) en los escenarios climáticos futuros para el 2050	223
Tabla 3.52. Nivel de vulnerabilidad en la idoneidad de hábitats (superficie en km ²) para las condiciones de clima actual	223
Tabla 3.53. Nivel de vulnerabilidad en la idoneidad de hábitats (superficie en Km ²) en los escenarios climáticos futuros para el 2050	223
Tabla 3.54. Cambios y permanencia de la superficie de presencia actual (en km ²) en los escenarios climáticos A2a y B2a del año 2050	223
Tabla 3.55. Evaluación de cambios en la superficie de Ganancias-Pérdidas (en km ²) en la distribución actual y futura.....	224
Tabla 3.56. Parámetros del modelo para cada periodo de NDVI y precipitación.....	230
Tabla 3.57. Estadísticas descriptivas para una muestra de NDVI y precipitaciones ..	230
Tabla 3.58. Intervalos de confianza, prueba T para una muestra.....	230
Tabla 3.59. Rango de pendiente de residuales para la clasificación de niveles de degradación	238
Tabla 3.60. Tasas de degradación de tierras por tipo de uso actual del suelo para serie 1992-2013	242

ÍNDICE DE FIGURAS

		Pág.
Figura 2.1.	Área de estudio, Cuenca de los Ríos Cachi-Mantaro y Pampas.	15
Figura 2.2.	Pisos ecológicos del área de las cuencas los Ríos Cachi-Mantaro y Pampas	16
Figura 2.3.	Esquema metodológico para la selección de especies indicadoras.....	24
Figura 2.4.	Esquema de modelamiento de distribución geográfica con MaxEnt...	28
Figura 2.5.	Esquema de modelamiento de distribución geográfica con Mahalanobis	28
Figura 2.6.	Interfase del MaxEnt con datos de la especie y variables bioclimaticas	30
Figura 2.7.	Asignación de parámetros para la corrida del modelo MaxEnt	31
Figura 2.8.	Curvas ROC, AUC y prueba de Jackknife para la evaluación del modelo.....	33
Figura 2.9.	Esquema metodológico para estimar la degradación de tierras	36
Figura 3.1.	Papa Maku, <i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andígena Juz. et Buk	41
Figura 3.2.	Papa Puqya, <i>Solanum stenotomum</i>	42
Figura 3.3.	Papa Qaspar o llunchuy waqachi. <i>Solanum xchaucha</i> Juz et Buk.....	42
Figura 3.4.	Papa Samar, Guayaquil o Guañaquin. <i>Solanum goniocalyx</i> Juz et Buk	42
Figura 3.5.	Papa Suwapusayku. <i>Solanum stenotomum</i> Juz. et Buk	43
Figura 3.6.	Papa Yuraq waña. <i>Solanum xcurtilobum</i> Juz et Buk	43
Figura 3.7.	Papa Yutuparuntun. <i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andígena Juz. et Buk	43
Figura 3.8.	Pariete silvestre Atuppa papan. <i>Solanum acaule</i> Bitter	44
Figura 3.9.	Pariete silvestre Awilupa papan. <i>Solanum bukasovii</i> Juz	44
Figura 3.10.	Porcentaje de la varianza total explicada	52
Figura 3.11.	Factores sintéticos para el clima actual obtenidos mediante ACP.....	53
Figura 3.12.	Curvas de omisión y área predicha para la especie Maku (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andígena Juz. et Buk.), condiciones de clima actual y futura	61
Figura 3.13.	Curvas de omisión y área predicha para la especie Puqya (<i>Solanum stenotomum</i>), para condiciones de clima actual y futura	62
Figura 3.14.	Curvas de omisión y área predicha para la especie Qaspar (<i>Solanum xchaucha</i> Juz et Buk), para condiciones de clima actual y futura	63
Figura 3.15.	Curvas de omisión y área predicha para la especie Samar (<i>Solanum goniocalyx</i> Juz et Buk), para condiciones de clima actual y futura	64

Figura 3.16.	Curvas de omisión y área predicha para la especie Suwapusayku (<i>Solanum stenotomum</i> Juz et Buk), para condiciones de clima actual y futura.....	65
Figura 3.17.	Curvas de omisión y área predicha para la especie Yuracc waña (<i>Solanum xcurtilobum</i> Juz et Buk), para condiciones de clima actual y futura.....	67
Figura 3.18.	Curvas de omisión y área predicha para la especie Yutuparuntun (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andigena Juz et Buk), para condiciones de clima actual y futura.....	68
Figura 3.19.	Curvas de omisión y área predicha para la especie Atupqa papan (<i>Solanum acaule</i> Bitter), para condiciones de clima actual y futura ...	69
Figura 3.20.	Curvas de omisión y área predicha para la especie Awilupa papan (<i>Solanum bukasovii</i> Juz), para condiciones de clima actual y futura ..	70
Figura 3.21.	Curva ROC para la especie Maku (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andigena Juz. et Buk.), para condiciones de clima actual y futura.....	73
Figura 3.22.	Curva ROC para la especie "Puqya" (<i>Solanum stenotomum</i>) en las condiciones climáticas actuales y futuras	77
Figura 3.23.	Prueba de Tukey del efecto simple de la longitud de panoja en los diferentes niveles de gallinaza procesada en cada variedad de quinua en promedio de las densidades de siembra	78
Figura 3.24.	Prueba de Tukey para la longitud de panoja en diferentes variedades, densidad de plantas y dosis de gallinaza.....	80
Figura 3.25.	Curva ROC para la especie "Samar" (<i>Solanum goniocalyx</i> Juz et Buk) en las condiciones de clima actual y futura	81
Figura 3.26.	Curva ROC para la especie "Suwa pusayku" (<i>Solanum Solanum stenotomum</i> Juz et Buk), para las condiciones de clima actual y futura	82
Figura 3.27.	Curva ROC para la especie "Yuracc waña" (<i>Solanum xcurtilobum</i> Juz et Buk), para las condiciones de clima actual y futura	83
Figura 3.28.	Curva ROC para la especie "Yutuparuntun" (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andigena Juz et Buk), para las condiciones de clima actual y futura.....	84
Figura 3.29.	Curva ROC para la especie "Atupqa papan" (<i>Solanum acaule</i> Bitter), para las condiciones de clima actual y futura	86

Figura 3.30.	Curva ROC para la especie “Awilupa papan” (<i>Solanum bukasovii</i> Juz), para las condiciones de clima actual y futura.....	87
Figura 3.31.	Porcentaje de contribución de las variables para la especie “Maku” (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andigena Juz. et Buk.) en las condiciones de clima actual	89
Figura 3.32.	Porcentaje de contribución de las variables para la especie “Maku” (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andigena Juz. et Buk.) en las condiciones de clima futura	90
Figura 3.33.	Porcentaje de contribución de las variables para la especie “Puqya” (<i>Solanum stenotomum</i>) en las condiciones de clima actual y futura ...	91
Figura 3.34.	Porcentaje de contribución de las variables para la especie “Qaspar” (<i>Solanum xchaucha</i> Juz et Buk) en las condiciones de clima actual y futura	92
Figura 3.35.	Porcentaje de contribución de las variables para la especie “Samar” (<i>Solanum goniocalyx</i> Juz et Buk) en las condiciones de clima actual y futura	94
Figura 3.36.	Porcentaje de contribución de las variables para la especie “Suwa pusayku” (<i>Solanum stenotomum</i> Juz et Buk) en las condiciones de clima actual y futura.....	95
Figura 3.37.	Porcentaje de contribución de las variables para la especie “Yuracc waña” (<i>Solanum xcurtilobum</i> Juz et Buk) en las condiciones de clima actual y futura	96
Figura 3.38.	Porcentaje de contribución de las variables para la especie “Yutuparuntun” (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andigena Juz et Buk) en las condiciones de clima actual y futura	97
Figura 3.39.	Porcentaje de contribución de las variables para la especie “Atuqpa papan” (<i>Solanum acaule</i> Bitter) en las condiciones de clima actual y futura	98
Figura 3.40.	Porcentaje de contribución de las variables para la especie “Awilupa papan” (<i>Solanum bukasovii</i> Juz) en las condiciones de clima actual y futura	99
Figura 3.41.	Prueba de Jackknife para la especie "Maku" (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andigena Juz. et Buk.) e importancia de las variables en las condiciones de clima actual	102

Figura 3.42.	Prueba de Jackknife para la especie "Maku" (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andigena Juz. et Buk.) e importancia de las variables para el escenario A2a del 2050.....	104
Figura 3.43.	Prueba de Jackknife para la especie "Maku" (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andigena Juz. et Buk.) e importancia de las variables para el escenario B2a del 2050.....	105
Figura 3.44.	Prueba de Jackknife para la especie "Puqya" (<i>Solanum stenotomum</i>) e importancia de las variables para las condiciones de clima actual ...	106
Figura 3.45.	Prueba de Jackknife para la especie "Puqya" (<i>Solanum stenotomum</i>) e importancia de las variables para para el escenario A2a del 2050....	107
Figura 3.46.	Prueba de Jackknife para la especie "Puqya" (<i>Solanum stenotomum</i>) e importancia de las variables para para el escenario B2a del 2050....	109
Figura 3.47.	Prueba de Jackknife para la especie "Qaspar" (<i>Solanum xchaucha</i> Juz et Buk) e importancia de las variables para las condiciones de clima actual.....	110
Figura 3.48.	Prueba de Jackknife para la especie "Qaspar" (<i>Solanum xchaucha</i> Juz et Buk) e importancia de las variables para para el escenario A2a del 2050.....	111
Figura 3.49.	Prueba de Jackknife para la especie "Qaspar" (<i>Solanum xchaucha</i> Juz et Buk) e importancia de las variables para para el escenario B2a del 2050.....	112
Figura 3.50.	Prueba de Jackknife para la especie "Samar" (<i>Solanum goniocalyx</i> Juz et Buk) e importancia de las variables para el clima actual.....	114
Figura 3.51.	Prueba de Jackknife para la especie "Samar" (<i>Solanum goniocalyx</i> Juz et Buk) e importancia de las variables para el escenario A2a del 2050.....	115
Figura 3.52.	Prueba de Jackknife para la especie "Samar" (<i>Solanum goniocalyx</i> Juz et Buk) e importancia de las variables para el escenario B2a del 2050.....	117
Figura 3.53.	Prueba de Jackknife para la especie "Suwa pusayku" (<i>Solanum stenotonum</i> Juz et Buk) e importancia de las variables para el clima actual.....	118
Figura 3.54.	Prueba de Jackknife para la especie "Suwa pusayku" (<i>Solanum stenotonum</i> Juz et Buk) e importancia de las variables para el escenario A2a del 2050.....	119

Figura 3.55.	Prueba de Jackknife para la especie “Suwa pusayku” (<i>Solanum stenotomum</i> Juz et Buk) e importancia de las variables para el escenario B2a del 2050	120
Figura 3.56.	Prueba de Jackknife para la especie “Yuracc waña” (<i>Solanum xcurtilobum</i> Juz et Buk) e importancia de las variables para el clima actual	122
Figura 3.57.	Prueba de Jackknife para la especie “Yuracc waña” (<i>Solanum xcurtilobum</i> Juz et Buk) e importancia de las variables para el escenario A2a del 2050	123
Figura 3.58.	Prueba de Jackknife para la especie “Yuracc waña” (<i>Solanum xcurtilobum</i> Juz et Buk) e importancia de las variables para el escenario B2a del 2050	125
Figura 3.59.	Prueba de Jackknife para la especie “Yutuparuntun” (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andigena Juz et Buk) e importancia de las variables para el clima actual	126
Figura 3.60.	Prueba de Jackknife para la especie “Yutuparuntun” (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andigena Juz et Buk) e importancia de las variables para el escenario A2a del 2050	128
Figura 3.61.	Prueba de Jackknife para la especie “Yutuparuntun” (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andigena Juz et Buk) e importancia de las variables para el escenario B2a del 2050	129
Figura 3.62.	Prueba de Jackknife para la especie “Atuqpa papan” (<i>Solanum acaule</i> Bitter) e importancia de las variables para el clima actual	131
Figura 3.63.	Prueba de Jackknife para la especie “Atuqpa papan” (<i>Solanum acaule</i> Bitter) e importancia de las variables para el escenario A2a del 2050	132
Figura 3.64.	Prueba de Jackknife para la especie “Atuqpa papan” (<i>Solanum acaule</i> Bitter) e importancia de las variables para el escenario B2a del 2050	134
Figura 3.65.	Prueba de Jackknife para la especie Awilupa papan (<i>Solanum bukasovii</i> Juz) e importancia de las variables para el clima actual	136
Figura 3.66.	Prueba de Jackknife para la especie Awilupa papan (<i>Solanum bukasovii</i> Juz) e importancia de las variables para el escenario A2a del 2050	138

Figura 3.67.	Prueba de Jackknife para la especie <i>Awilupa papan</i> (<i>Solanum bukasovii</i> Juz) e importancia de las variables para el escenario B2a del 2050.....	140
Figura 3.68.	Respuesta marginal de variables en el modelo ajustado para la especie Maku (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andigena Juz. et Buk) en las condiciones de clima actual y futura.....	143
Figura 3.69.	Dependencia de la idoneidad predicha de variables en el modelo ajustado para la especie Maku (<i>Solanum tuberosum</i> subsp. Andigena Juz. et Buk) para las condiciones de clima actual y futura	144
Figura 3.70.	Distribución potencial de la especie “Atuqpa papan” (<i>Solanum acaule</i> Bitter) en el modelo MaxEnt (izquierdo) y Mahalanobis Typicalities (derecha) para las condiciones de clima actual.....	145
Figura 3.71.	Distribución potencial de la especie “Atuqpa papan” (<i>Solanum acaule</i> Bitter) con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha) ..	146
Figura 3.72.	Distribución potencial actual de “Awilupa papan” con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)	148
Figura 3.73.	Distribución potencial actual de “Maku” con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)	150
Figura 3.74.	Distribución potencial actual de “Puqya” con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)	152
Figura 3.75.	Distribución potencial actual de “Qaspar” con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)	154
Figura 3.76.	Distribución potencial actual de “Samar” con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)	156
Figura 3.77.	Distribución potencial actual de “Suwapusayku” con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)	158
Figura 3.78.	Distribución potencial actual de “Yuracc waña” con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)	160
Figura 3.79.	Distribución potencial actual de “Yutuparuntun” con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)	162
Figura 3.80.	Distribución potencial futura de <i>Atuqpa papan</i> con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050.....	166

Figura 3.81.	Distribución potencial futura de Awilupa papan con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050	168
Figura 3.82.	Distribución potencial futura de Maku con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050.....	170
Figura 3.83.	Distribución potencial futura de Puqya con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050.....	172
Figura 3.84.	Distribución potencial futura de Qaspar con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050	174
Figura 3.85.	Distribución potencial futura de “Samar” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050	176
Figura 3.86.	Distribución potencial futura de “Suwapusayku” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050	178
Figura 3.87.	Distribución potencial futura de “Yuracc waña” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050	180
Figura 3.88.	Distribución potencial futura de “Yutuparuntun” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050	182
Figura 3.89.	Distribución potencial futura de “Atuqpa papan” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050	186
Figura 3.90.	Distribución potencial futura de “Awilupa papan” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050	188
Figura 3.91.	Distribución potencial futura de “Maku” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050	190

Figura 3.92.	Distribución potencial futura de “Puqya” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050	192
Figura 3.93.	Distribución potencial futura de “Qaspar” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050	194
Figura 3.94.	Distribución potencial futura de “Samar” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050	196
Figura 3.95.	Distribución potencial futura de “Suwapusayku” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050	198
Figura 3.96.	Distribución potencial futura de “Yuracc waña” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050	200
Figura 3.97.	Distribución potencial futura de “Yutuparuntun” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050	202
Figura 3.98.	Distribución Cambio de distribución potencial actual-futura de “Atuqpa papan”	206
Figura 3.99.	Comparación de distribución potencial actual-futura de “Atuqpa papan”	208
Figura 3.100.	Comparación de distribución potencial actual-futura de “Awilupa papan”	209
Figura 3.101.	Comparación de distribución potencial actual-futura de “Awilupa papan”	209
Figura 3.102.	Cambio de distribución potencial actual-futura de “Maku”	210
Figura 3.103.	Comparación de distribución potencial actual-futura de “Maku”	211
Figura 3.104.	Cambio de distribución potencial actual-futura de “Puqya”	212
Figura 3.105.	Comparación de distribución potencial actual-futura “Puqya”	213
Figura 3.106.	Cambio de distribución potencial actual-futura de “Qaspar”	214
Figura 3.107.	Comparación de distribución potencial actual-futura “Qaspar”	214
Figura 3.108.	Cambio de distribución potencial actual-futura de “Samar”	215

Figura 3.109.	Comparación de distribución potencial actual-futura de “Samar”	216
Figura 3.110.	Cambio de distribución potencial actual-futura de “Suwapusayku” ...	217
Figura 3.111.	Comparación de distribución potencial actual-futura de “Suwapusayku”	218
Figura 3.112.	Cambio de distribución potencial actual-futura de “Yuracc waña”	219
Figura 3.113.	Comparación de distribución potencial actual-futura de “Yuracc waña”	219
Figura 3.114.	Cambio de distribución potencial actual-futura de “Yutuparuntun” ...	220
Figura 3.115.	Comparación de distribución potencial actual-futura de “Yutuparuntun”	221
Figura 3.116.	Serie temporal de NDVI (mapa derecho) y pendiente de regresión (mapa izquierdo) entre 1992 al 2013	225
Figura 3.117.	Comportamiento de serie temporal de NDVI máxima 1992-2013	225
Figura 3.118.	NDVI observado y pronosticado para la serie temporal 1992-2013....	226
Figura 3.119.	Dinámica estacional de serie NDVI 2002-2013 para el departamento de Ayacucho. Fuente: NASA/GIMMS (Global Inventory Modeling and Mapping Studies), 2014	227
Figura 3.120.	Serie temporal 1992-2013 de precipitación media anual (derecha) y NDVI predicho.....	228
Figura 3.121.	Serie Comportamiento y tendencia de precipitación media anual entre 1992 y 2013.....	228
Figura 3.122.	Parámetros del modelo de series 1992 – 2013 de NDVI y precipitación media anual	229
Figura 3.123.	Valores de residual NDVI (a), pendiente de regresión de residuales (b), coeficiente de determinación R ² (c), y prueba de significancia Mann-Kendall para el periodo 1992–1999	232
Figura 3.124.	Valores de residual NDVI (a), pendiente de regresión de residuales (b), coeficiente de determinación R ² (c), y prueba de significancia Mann-Kendall para el periodo 2000-2006.....	234
Figura 3.125.	Valores de residual NDVI (a), pendiente de regresión de residuales (b), coeficiente de determinación R ² (c), y prueba de significancia Mann-Kendall para el periodo 2007-2013	235

Figura 3.126.	Valores de residual NDVI (a), pendiente de regresión de residuales (b), coeficiente de determinación R ² (c), y prueba de significancia Mann-Kendall para el total de serie 1992-2013.....	236
Figura 3.127.	Línea de tendencias de residual de NDVI de la serie temporal 1992-2013.....	238
Figura 3.128.	Tasa de degradación de tierras por series temporales: 1992-199 (a), 2000-2006 (b), 2007-2013 (c), y la serie total 1992-2013 (d)	239
Figura 3.129.	Tasa de degradación de tierras por cuenca por periodos intermedios .	240
Figura 3.130.	Tasa de degradación de tierras por cuenca para la serie total 1992-2013.....	240
Figura 3.131.	Uso actual de tierras y nivel de degradación para la serie total 1992-2013.....	241

GLOSARIO DE TERMINOS

Términos/ abreviaturas	Definición
A1, A2, B1 y B2	Familias de escenarios emisiones del Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático (IPCC). Son imágenes alternativas de cómo puede presentarse el futuro y se usa la evaluación de los impactos, adaptación y mitigación del cambio climático.
ABA	Siglas de la Asociación Bartolomé Aripaylla, es un núcleo de afirmación cultural andina (NACA), una hebra más del tejido de la comunidad indígena de Quispillaccta, ubicada en el distrito Chuschi, provincia Cangallo, región Ayacucho.
ACP	Siglas de Análisis de Componentes Principales, es uno de los métodos estadísticos utilizada para describir un conjunto de datos en términos de nuevas variables («componentes») no correlacionadas.
ArcGis 10.2	Es un sistema que permite recopilar, organizar, administrar, analizar, compartir y distribuir información geográfica.
ASCII	Siglas en inglés de Código Estándar Americano para Intercambio de Información. Es una herramienta geoprocamiento de ArcGIS que convierte un dataset ráster a un archivo ASCII que representa datos ráster, un archivo de texto delimitado por coma, espacio o formato delimitado por tabuladores (códigos).
AUC	Siglas en inglés del área bajo la curva, es una herramienta estadística que se utiliza para medir el acierto en la predicción de eventos binarios, para evaluar la precisión de los modelos de distribución predictiva (presencia-ausencia).
AVHRR	Siglas en inglés de Sensor Radiómetro Avanzado de Muy Alta Resolución, es un sensor de los satélites NOAA. Es un instrumento avanzado de radiómetro de muy alta resolución, un sensor espacial que escanean en cinco canales que permiten confeccionar mapas de la vegetación y de la formación de las nubes, así como medir la temperatura y la humedad de la atmósfera y de la Tierra.
CMNUCC	Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático, cuyo objetivo es lograr la estabilización de las concentraciones de gases de efecto invernadero en la atmósfera a un nivel que impida interferencias antropógenas peligrosas en el sistema climático y en un plazo suficiente para permitir que los ecosistemas se adapten naturalmente al cambio climático, asegurando que la producción de alimentos no se vea amenazada y permitiendo que el desarrollo económico prosiga de manera sostenible.
CROSSTAB	O Tabulaciones Cruzadas, agrupa registros sobre la base de combinaciones idénticas de valores en dos o más campos de caracteres o numéricos y muestra los grupos que se obtienen en una cuadrícula de filas y columnas. Muestra la relación entre dos o más variables.

Términos/ abreviaturas	Definición
CSV para MaxEnt	Siglas en del inglés Valores Separados por Comas; es una extensión que se usa para estandarizar las coordenadas de distribución en MaxEnt en un archivo de texto en el cual los caracteres están separados por comas, haciendo una especie de tabla en filas y columnas.
DEM	Siglas en inglés de Modelo de Elevación Digital, es una representación visual y matemática de los valores de altura con respecto al nivel medio del mar, que permite caracterizar las formas del relieve y los elementos u objetos presentes en el mismo.
RESTREND	Abreviatura en inglés por sus siglas en inglés de Análisis de tendencia residual. Es la técnica comúnmente conocida como el NDVI ajustado por La eficiencia del uso de la lluvia (RUE), definida como la relación entre la productividad primaria neta y la precipitación durante un tiempo determinado, esta técnica desacopla el NDVI de la variabilidad de la lluvia.
ENVI 5	Siglas en inglés de, el Entorno para Visualizar Imágenes, es un es un software especializado de procesamiento y análisis de imágenes, que se usa para extraer información oportuna, confiable y precisa de las imágenes geoespaciales que está científicamente probado.
EROS Data Center	Siglas en inglés de El Centro de Datos de Sistemas de Observación de Recursos Terrestres, es un centro de investigación, desarrollo de sistemas y gestión de datos de la División Nacional de Cartografía del Servicio Geológico de EE. UU. Estos fondos incluyen más de 2 millones de imágenes adquiridas de satélites y más de 8 millones de fotografías aéreas. El Centro es también un importante centro de coordinación de la información relativa a las existencias de estaciones terrestres receptoras de Landsat extranjeras ya los datos adquiridos por los satélites de observación de la Tierra de otros países.
Formato ráster	Son fotografías aéreas digitales, imágenes de satélite, imágenes digitales o incluso mapas escaneados. Los datos almacenados en formato ráster representan fenómenos del mundo real.
GCM	Siglas de Modelo de Circulación General, son simulaciones del clima altamente detalladas basadas en la cuadrícula que usan la física atmosférica para predecir eventos durante horas, días e incluso más en el futuro. Se usa para predecir el cambio climático durante años, décadas y siglos.
GIMMS	Siglas en ingles de Estudios de Mapeo y Modelado de Inventario Global. Provee un conjunto de datos de índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) disponible para un período de 25 años que abarca desde 1981 hasta 2006 que se deriva de imágenes obtenidas del sensor AVHRR; corregido para la calibración, geométrica, los aerosoles volcánicos y otros efectos no relacionados con el cambio de vegetación.

Términos/ abreviaturas	Definición
GLADA	Abreviatura en inglés de Evaluación Global de la Degradación y Mejora de la Tierra, usada para la valoración de la degradación de la tierra. Analiza las tendencias a largo plazo en la productividad de la biomasa utilizando el conjunto de datos GIMMS del NDVI corregido 1981-2003 con resolución espacial de 5 minutos de arco (9 km en el Ecuador)
Global Mapper 15	Es un software de procesamiento de datos SIG (Sistema de Información Geográfica) que incluye todo tipo de información cartográfica y de mapas.
HadCM3	Abreviatura en inglés de Modelo acoplado del Centro Hadley, versión 3. Es un modelo climático acoplado que se ha utilizado para la predicción, detección y atribución del clima.
Host spots	Las zonas críticas, es un área del territorio donde hay una especial concentración de biodiversidad amenazada.
IDRISI Selva	Es un software de Sistemas de Información Geográfica (SIG), utilizada para el análisis de información geoespacial digital, combina un sistema de información geográfica integrado con capacidades de teledetección para el análisis de datos geoespaciales.
ILWIS 3.3	Es siglas en inglés de Sistema Integrado de Información de Tierra y Agua, es un Sistema de Información Geográfica (SIG) y software de percepción remota para el manejo de información geográfica vectorial y raster. Las características de ILWIS incluye digitalización, edición, análisis y representación de geodatos, así como la producción de mapas de calidad.
IPCC	Siglas de Panel Intergubernamental del Cambio Climático
KIA	Siglas del Índice de Acuerdo Kappa, se usa para evaluar la concordancia o reproducibilidad de instrumentos de medida cuyo resultado es categórico. Representa la proporción de acuerdos observados más allá del azar respecto del máximo acuerdo posible más allá del azar.
La distancia de Mahalanobis	Es un método estadístico que permite determinar la distancia entre dos puntos o individuos en el espacio multivariante .
MaxEnt	Abreviatura en inglés de Máxima Entropía que viene a ser un algoritmo utilizada para modelar la distribución potencial de especies.
NDVI	Siglas en inglés de Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada, son medidas radiométricas de la radiación fotosintéticamente activa absorbida por la clorofila en las hojas verdes de las copas de la vegetación y, por lo tanto, son buenas medidas sustitutas de la radiación fisiológica, se utiliza para estimar la cantidad, calidad y desarrollo de la vegetación con base a la medición de la intensidad de la radiación de ciertas bandas del espectro electromagnético que la vegetación emite o refleja.
NOAA	Siglas en inglés de la Oficina Nacional de Administración Oceánica y Atmosférica, responsable de describir y predecir los cambios en el medio ambiente mediante la investigación de los

Términos/ abreviaturas	Definición
	océanos, la atmósfera, el espacio y el sol; es responsable de conservar y manejar los recursos costeros y marinos.
PNP	Siglas de Producción Neta Primaria, es la diferencia entre la fotosíntesis total (producción primaria bruta) y la respiración total de las plantas en un ecosistema.
Prueba de Jackknife	En estadística, el método Jackknife es una técnica especialmente Es estadística, es un método no paramétrico, diseñado para estimar el sesgo y la varianza de un estimador, válido para corregir el sesgo de estimación, pero no corrige el sesgo debido a un muestreo inapropiado.
QGIS 2.16	Siglas de Quantum GIS, es un Sistema de Información Geográfica (SIG) de software libre y de código abierto para plataformas GNU/Linux, Unix, Mac OS, Microsoft Windows y Android. Permite manejar formatos de datos ráster y vectoriales a través de bibliotecas y bases de datos, donde radican sus grandes potencialidades.
Rho de Spearman	Es el coeficiente de correlación de Spearman, en estadística es una medida de la correlación entre dos variables aleatorias; se utiliza para determinar si existe una relación lineal entre dos variables a nivel ordinal y que esta relación no sea debida al azar; es decir, que la relación sea estadísticamente significativa.
ROC	Siglas en inglés de La curva Característica Operativa del Receptor. Es la representación gráfica de la capacidad discriminativa de un modelo para todos sus posibles puntos de corte, y necesita que los datos que se evalúan sean de presencia/ausencia. Se utiliza para evaluar el rendimiento de los algoritmos de clasificación binaria, es decir, entre dos clases o categorías (1 o 0, Verdadero o Falso, etc.). Proporciona una representación gráfica, en lugar de un valor único como la mayoría de las otras métricas. La curva ROC y el AUC: Dos medidas del rendimiento de un clasificador binario que van de la mano.
RUE	Sglas en inglés de Eficiencia de Uso de la Lluvia, es un indicador importante para identificar la respuesta de la producción vegetal a la variación en los patrones de precipitación; se usa para diagnosticar la degradación de la tierra. Se usa para ajustar las tendencias del NDVI y excluir las variaciones de biomasa relacionadas con la lluvia.
SENAMHI	Siglas de Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú, institución encargada del pronóstico de las condiciones atmosféricas conducentes a la ocurrencia de eventos extremos.
SPSS 20	Siglas en inglés de Paquete Estadístico para las Ciencias Sociales. Es un software estadístico que se utiliza para resolver problemas comerciales y de investigación mediante análisis ad-hoc, pruebas de hipótesis y análisis predictivo.
SRTM	Siglas en inglés de Misión Topográfica de Radar de Transbordador, en un sistema de radar para adquirir los datos de elevación topográfica estereoscópica se utiliza para obtener un

Términos/ abreviaturas	Definición
	modelo digital de elevaciones global de alta resolución y calidad uniforme, a partir de datos recolectados con la técnica de interferometría radar de apertura sintética.
TNTmips 2013	Es un software de análisis geoespacial integrado raster-vector, que proporciona el Sistema de Información Geográfica (SIG), que permite trabajar con cualquier tipo de datos geoespaciales, incluidas imágenes, superficies de terreno y datos de mapas con atributos de base de datos asociados. Proporciona todas las herramientas que necesita para ver, crear, editar, georreferenciar, interpretar y publicar cualquier tipo de datos geoespaciales. Proporciona herramientas geoespaciales profesionales.
USGS	Siglas en inglés de Servicio Geológico de los Estados Unidos, es una agencia de investigación independiente que recopila, estudia, analiza y provee información científica sobre las condiciones, asuntos y problemas concernientes a los recursos naturales.
WGS 84/18S	Siglas en inglés de Sistema Geodésico Mundial 1984, Zona 18 Sur, es un sistema geodésico de coordenadas geográficas usado mundialmente, que permite localizar cualquier punto de la Tierra (sin necesitar otro de referencia) por medio de tres unidades dadas (x, y, z). 18S, es la ubicación en la zona Sur
WorldClim	Abreviatura en inglés de Datos climáticos globales y viene a ser un sitio que reúne conjuntos de datos climáticos a nivel mundial en formato GeoTiff y una resolución espacial de 1km ² aproximadamente en la línea del Ecuador. Se usan en modelos de distribución de especies y técnicas de modelos ecológicos relacionados.

RESUMEN

Este estudio presenta un método para estimar la distribución geográfica de 7 especies de papa nativa cultivada y 2 especies silvestres en las cuencas alta y media de los ríos Cachi-Mantaro y Pampas. Se consideran las condiciones climáticas actuales y los escenarios de cambio climático A2a y B2a del IPCC proyectados para el año 2050. Se utiliza el modelo climático global HadGEM2-ES, así como los modelos de Máxima Entropía y de Mahalanobis para predecir la distribución geográfica de estas especies. Además, se incluye el factor antrópico de degradación de tierras estimado con el modelo RESTREND para evaluar su influencia en el modelo de distribución geográfica. Se utilizaron 26 variables bioclimáticas y físicas obtenidas de Global Climate Data de WorldClim, además de datos de terreno. Los resultados destacaron patrones significativos en la distribución actual. En la cuenca Cachi-Mantaro se identificaron áreas con probabilidades medias, altas y muy altas, en contraste en la cuenca Pampas, una distribución dispersa con probabilidades medias y bajas en el hábitat. Para los escenarios de cambio climático A2a y B2a del 2050, se observaron cambios en las áreas de distribución. La cuenca Cachi-Mantaro mantuvo cierta estabilidad y experimentó ganancias moderadas en hábitats adecuados, mientras que la cuenca Pampas sufrió pérdidas notables, lo que indicó una reducción en la idoneidad para las especies. Estos resultados se respaldaron con indicadores estadísticos como las Curvas AUC, la curva ROC y el test de Jackknife. Además, se identificaron variables clave como Bio-4, temperatura mínima, Bio-14, Bio-6, Bio-15, Bio-18 y altitud que influyeron en la distribución de las especies. En relación a la degradación de las tierras, se observó una correspondencia entre las zonas de alta y moderada degradación y áreas de baja probabilidad y distribución dispersa, sugiriendo una relación entre la influencia humana, la degradación del hábitat y la disminución de la idoneidad.

Palabras clave: MaxEnt, Mahalanobis, distribución potencial, Modelo RESTREND.

INTRODUCCIÓN

El cambio climático actual desafía globalmente la biodiversidad y provoca la pérdida de hábitats. Junto con la modificación de la cobertura terrestre y la explotación excesiva de ecosistemas vulnerables, estas son las principales causas de la disminución e incluso extinción de la biodiversidad (Cushman, 2006). Es importante destacar que el cambio climático amplifica el impacto de otras actividades humanas en los ecosistemas, resultando en la degradación de tierras. Además, la conversión de ecosistemas naturales en áreas de cultivo altera y modifica su estructura y funcionamiento (IPCC, 2002). La razón por la cual los científicos y líderes políticos se han dedicado al cambio climático busca principalmente brindar herramientas y modelos que permitan estimar sus impactos de manera precisa. Esto incluye el análisis de la posible distribución de especies vegetales y animales (Stockwell & Noble, 1992). Paralelamente, se está desarrollando una línea de investigación que explora la conexión entre la distribución de especies y la degradación de tierras en zonas semiáridas y subhúmedas secas (Hijmans & Graham, 2006). Estos avances resultan esenciales para la protección y conservación de la biodiversidad (Hannah, 2003).

Por otra parte, las técnicas de modelamiento desempeñan un papel crucial en la predicción de áreas de distribución potencial de especies, incluso cuando la información puntual es limitada. Estos modelos son fundamentales para comprender los factores que influyen en la distribución de las especies y son valiosos para su manejo y conservación, especialmente en el contexto del cambio climático. Los modelos de distribución potencial permiten proyectar el impacto climático en la biodiversidad al evaluar la idoneidad del hábitat en función de variables ambientales (Ferrier & Guizan, 2006). Dentro de estos modelos, destacan varias metodologías comunes:

Modelos de distribución de especies basados en correlaciones, como la regresión logística y los árboles de decisión. Estos modelos establecen relaciones estadísticas entre

presencia/ausencia de una especie y variables ambientales para predecir su distribución potencial (Ferrier & Guizan, 2006).

Modelos de nicho ecológico, basados en el concepto de nicho de una especie y empleando técnicas como MaxEnt y algoritmos genéticos. Estos modelos evalúan la relación entre especies y variables ambientales para prever su distribución (Hijmans & Graham, 2006).

Modelos de distribución basados en procesos biológicos y ecológicos, considerando dispersión, competencia e interacción con otras especies. Emplean enfoques como autómatas celulares y dinámica de poblaciones para simular la distribución de especies en función del ambiente (Hijmans & Graham, 2006).

Modelos de distribución basados en aprendizaje automático, como máquinas de vectores de soporte, redes neuronales y algoritmos de clasificación. Utilizan grandes conjuntos de datos para predecir la distribución de especies con precisión. La elección del modelo adecuado depende de los datos disponibles, los objetivos y el contexto específico del estudio. Estos modelos son esenciales para anticipar el impacto del cambio climático en la biodiversidad y brindan herramientas valiosas para la conservación y el manejo de especies.

En este estudio se utilizan modelos de nicho ecológico para analizar la distribución potencial de especies. Estos modelos tienen en cuenta las condiciones ambientales en las que una especie puede sobrevivir y reproducirse, y se basan en la relación entre la presencia de la especie y las variables ambientales. Al cual se incorporan datos adicionales, como la información sobre la degradación de tierras por actividades humanas, para mejorar el análisis de los modelos predictivos. La degradación de tierras afecta la distribución de especies debido a actividades humanas como deforestación, urbanización y agricultura intensiva que modifican hábitats y limitan recursos. La conversión de ecosistemas naturales en tierras agrícolas reduce biodiversidad y servicios ecosistémicos (Dirzo & Raven, 2003). Esta transformación en monocultivos o áreas agrícolas limita hábitats, disminuyendo biodiversidad y especies (Latterra, Jobbágy, & Paruelo, 2011). Al considerar estas influencias en modelos de nicho ecológico, se logra comprender mejor cómo afectan la distribución de especies, mejorando las predicciones.

Para estimar la idoneidad del hábitat y predecir la distribución de especies se utilizó los modelos predictivos de distribución geográfica de especies, como el MaxEnt y la distancia de Mahalanobis. Estos modelos utilizan diferentes enfoques para evaluar las condiciones ambientales que favorecen la presencia de una especie y proyectar su distribución potencial. El modelo MaxEnt se basa en el principio de entropía máxima y utiliza datos de presencia de especies junto con datos ambientales para inferir las condiciones óptimas en las que la especie puede sobrevivir y reproducirse. Este modelo se ha utilizado ampliamente y ha demostrado ser efectivo en la predicción de la distribución de especies, especialmente cuando la información de presencia es limitada (Hijmans & Graham, 2006). Por otro lado, el modelo Mahalanobis se basa en la distancia de Mahalanobis, que compara las características ambientales de las localidades donde se ha registrado la presencia de una especie con las características ambientales de todo el entorno. Este modelo busca identificar las áreas que presentan condiciones similares a las localidades de presencia y, por lo tanto, son propicias para la distribución de la especie. Ambos modelos presentan ventajas y limitaciones, y su elección depende del contexto y los datos disponibles.

Para estimar la degradación de tierras se aplica la metodología RESTREND, un enfoque desarrollado por el proyecto GLADA (Evaluación Global de la Degradación de Tierras en Zonas Áridas) que ha demostrado buenos resultados en los Andes. Para llevar a cabo esta estimación, se utilizó un conjunto de datos de NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada) y precipitación con el objetivo de simular un nuevo NDVI (predicho) mediante una regresión lineal con datos de precipitación. Se analizaron las tendencias de los residuos entre el NDVI observado y el NDVI predicho, y se consideraron las tendencias negativas de los residuos obtenidos (después de eliminar la influencia de la precipitación en el NDVI) como indicadores de degradación de tierras. Esto ha permitido distinguir la influencia del factor antrópico en las áreas con condiciones ambientales favorable o desfavorable para la distribución de las especies, facilitando así un mejor entendimiento del problema y determinar dónde se deben enfocar los esfuerzos de manejo y conservación para mejorar las condiciones ambientales y promover la restauración de tierras.

El análisis de la distribución potencial de 7 especies cultivadas de papa nativa y 2 especies silvestres adquiere un significado trascendental en la preservación de la diversidad

genética, el fortalecimiento de los sistemas de cultivo, la garantía de la seguridad alimentaria y el progreso del entendimiento científico en este dominio. Las implicaciones de este estudio se extienden más allá de los aspectos ecológicos, impactando directamente en la gestión sostenible de los recursos vegetales, la adaptación a los cambios climáticos y la consolidación de la base de conocimiento en esta área de estudio.

El objetivo general de este estudio es analizar la distribución geográfica potencial actual y un escenario de cambio climático proyectado para el año 2050 de 7 especies de papa nativa cultivada y 2 de sus parientes silvestres en la cuenca alta y media de los ríos Cachi-Mantaro y Pampas, ubicados en el departamento de Ayacucho. Este análisis permitirá comprender cómo se distribuyen actualmente estas especies en la zona de estudio y cómo podrían cambiar su distribución en el futuro debido al cambio climático. Asimismo, los objetivos específicos del presente trabajo de investigación fueron:

- a) Identificar las especies nativas cultivadas de papa y sus parientes silvestres que puedan servir como variables indicadoras del potencial de hábitat para las condiciones climáticas actuales y futuras en la cuenca alta y media de los ríos Cachi-Mantaro y Pampas. Este análisis se basa en el registro de conocimientos locales y la información disponible sobre la resistencia o vulnerabilidad de las especies de papa nativa y sus parientes silvestres a eventos climáticos catastróficos, como sequías, heladas y granizadas, que la comunidad recuerda y considera devastadores.
- b) Determinar la distribución geográfica óptima de 7 especies cultivadas de papa nativa y 2 especies silvestres bajo condiciones de clima actual y un escenario de cambio climático proyectado para el año 2050. Para lograrlo, se utiliza los modelos MaxEnt y Mahalanobis. Además, se identificarán las variables físicas y ambientales que influyen en la distribución geográfica potencial de estas especies. Este análisis permitirá comprender cómo podría cambiar la distribución de estas especies en respuesta al cambio climático, lo que es crucial para la conservación y la planificación de futuros esfuerzos de manejo de cultivos.
- c) Estimar la degradación de la tierra utilizando la metodología de tendencias residuales (RESTREND) para el factor antropogénico del modelo de distribución potencial. Esta estimación se ha realizado para añadir la variable antrópica al análisis de la

distribución potencial para las condiciones climáticas actuales (1992-2013). Al incorporar la variable antrópica, se podrá evaluar cómo las actividades humanas han influido en la degradación de la tierra y, a su vez, en la distribución de estas especies. Esto ayudará a comprender mejor los factores que afectan la distribución de las especies de papa y permitirá desarrollar estrategias de conservación y manejo más efectivas.

CAPÍTULO I

MARCO TEÓRICO

1.1. Antecedentes

En Perú, se han realizado múltiples investigaciones acerca de la distribución potencial de la papa nativa cultivada y sus especies silvestres relacionadas, tanto en el contexto climático actual como en posibles escenarios futuros de cambio climático. Estos análisis han aprovechado modelos y técnicas de análisis espacial para discernir cómo podrían alterarse las áreas propicias para el desarrollo de estas especies en distintas condiciones climáticas. Estos antecedentes ofrecen información crucial sobre la capacidad de adaptación de estas especies a diversos entornos ambientales y pueden desempeñar un papel significativo en la conservación de la diversidad genética y la garantía de la seguridad alimentaria.

Un estudio significativo llevado a cabo por la Universidad Nacional Agraria La Molina en colaboración con otras instituciones ha empleado modelos de nicho ecológico para evaluar la distribución potencial de distintas variedades de papa nativa y sus especies parientes silvestres en el marco del cambio climático. Estos modelos han incorporado variables climáticas proyectadas para el futuro, como temperatura y precipitación, con el fin de anticipar las posibles alteraciones en las áreas adecuadas para el cultivo de estas especies en diversas zonas del país.

Otro proyecto destacado es "Papa Nativa", llevado a cabo por el Instituto Nacional de Innovación Agraria (INIA) en colaboración con otras instituciones. Este proyecto ha recopilado extensamente información sobre la distribución geográfica de la papa nativa en todo el país. Utilizando técnicas de modelado y análisis espacial, se ha estimado la distribución potencial de diferentes variedades de papa nativa en función de variables climáticas, topográficas y edáficas. También se han realizado investigaciones específicas sobre la distribución de especies parientes silvestres de la papa en diferentes regiones del

Perú. Por ejemplo, se han identificado áreas de alta diversidad genética de especies como *Solanum stenotomum* y *Solanum acaule* en los Andes peruanos.

Estos estudios proporcionan información valiosa para comprender los posibles impactos del cambio climático en la distribución de estas especies y pueden ser utilizados para la toma de decisiones relacionadas con la conservación y manejo de la diversidad genética de la papa en el Perú. Además, contribuyen a la planificación de estrategias de adaptación y resiliencia frente al cambio climático en el sector agrícola.

Estos estudios han empleado herramientas como modelos de nicho ecológico, sistemas de información geográfica y análisis de variables ambientales. Los resultados han brindado información valiosa sobre la distribución presente y futura de estas especies, señalando zonas de relevancia para su conservación. Esto facilita la toma de decisiones en la protección de hábitats, la conservación in situ y la elección de áreas para la recolección y resguardo de germoplasma. Además, contribuyen a la planificación de estrategias agrícolas resilientes y adaptativas frente al cambio climático.

Sin embargo, no se tiene conocimiento sobre estudios específicos en Perú que hayan integrado el modelo de degradación de tierras RESTREND en los modelos de distribución de la papa nativa y sus parientes silvestres para evaluar la influencia del factor antrópico. RESTREND es un modelo utilizado para evaluar la degradación de tierras causada por actividades humanas, considerando factores como la erosión del suelo, la pérdida de nutrientes y la desertificación. Aunque es una herramienta valiosa para comprender la influencia del factor antrópico en la degradación de tierras, no existen estudios específicos que lo hayan aplicado específicamente en relación con la distribución de la papa nativa en Perú.

1.2. Base teórica

1.2.1. Variabilidad climática y distribución de las especies vegetales

a) Clima y variabilidad climática

Es esencial distinguir entre tiempo y clima al abordar el cambio climático. El tiempo atmosférico se refiere a condiciones momentáneas como temperatura, humedad y precipitación en un corto período (García, 1986; Smith & Smith, 2007). En contraste, el clima representa el promedio y la variabilidad de esas condiciones a lo largo de periodos

que van desde meses hasta millones de años. La variabilidad climática se refiere a las fluctuaciones más amplias que los eventos meteorológicos (IPCC, 2007; Smith & Smith, 2007).

b) Clima y su relación con la distribución de las especies vegetales

El clima desempeña un rol fundamental en la extensión y forma de la distribución de especies. La temperatura, humedad y precipitación son factores clave en la distribución espacial de los organismos. La temperatura es especialmente crucial, afectando la supervivencia, desarrollo y reproducción, mientras que la humedad también puede limitar los rangos de distribución (Ramirez, 2007). La Ley de tolerancia mínima de Shelford destaca la importancia de niveles óptimos en los factores ambientales para la supervivencia de los organismos (Carabias et al., 2009; García, 2011).

El cambio climático, al alterar variables como temperatura y precipitación, resultará en estrés hídrico y térmico que impactará en el crecimiento, desarrollo y rendimiento de las plantas (Orozco et al., 2012). También aumentará la presencia de plagas y enfermedades, reducirá la polinización y afectará la circulación de nutrientes, lo que modificará la distribución y abundancia de especies (Beniston & Innes, 1998). El cambio climático está llevando a la disminución y extinción de muchas especies debido a nuevas condiciones ambientales (Beniston, 1994; Houghton, 2012). La probabilidad de extinción varía según la movilidad de las especies; los animales pueden desplazarse a hábitats más favorables, mientras que las plantas enfrentan riesgos significativos en la diseminación de semillas hacia zonas adecuadas, especialmente las especies raras y endémicas (Hardy, 2003; Gitay et al., 2002; Smith, 1997; Ciesla, 1995; Dawson & Spannagle, 2009).

1.2.2. Cambio climático y escenarios de cambio climático

a) Cambio climático

El cambio climático es la variación del estado del clima que incluye cambios en el valor medio y la variabilidad de sus propiedades, persistiendo por periodos largos. Investigaciones señalan que el cambio climático está vinculado a las actividades humanas desde la revolución industrial (IPCC, 2007; CMNUCC, 1992). Aunque las variaciones climáticas pasadas indican un enfriamiento en los últimos diez mil años, el calentamiento global se ha acelerado en el siglo actual, coincidiendo con el auge de la revolución

industrial y la emisión de gases de efecto invernadero (Cuadrat & Pita, 1997), lo que ha tenido un impacto notable en el clima global (Hughes, 2000; Opdam & Wascher, 2004).

b) Escenarios de cambio climático

Los escenarios de cambio climático son representaciones hipotéticas del clima futuro, construidas científicamente, que ayudan a comprender cómo los sistemas ambientales y sociales responderán al cambio climático. Estos escenarios son probabilísticos y no pronósticos deterministas, ya que ofrecen diferentes alternativas de cómo podría evolucionar el clima en el futuro (Magaña et al., 2009). Los escenarios se basan en condiciones climáticas observadas conocidas como "escenario base" y se dividen en cuatro líneas evolutivas y familias de emisiones: A1, A2, B1 y B2 (IPCC, 2001; Palma, 2008).

Los escenarios de cambio climático se dividen en cuatro líneas evolutivas y familias de emisiones: A1, A2, B1 y B2. El escenario A1 se enfoca en un crecimiento humano global enfatizando la riqueza, mientras que el escenario A2 considera un crecimiento humano con énfasis en la riqueza a nivel regional. Por su parte, el escenario B1 representa un crecimiento sostenible con equidad entre la economía y el medio ambiente a nivel global, mientras que el escenario B2 implica un crecimiento sostenible con equidad entre la economía y el medio ambiente a nivel regional. Los escenarios A2a y B2a son opuestos en cuanto a su impacto en el clima futuro: A2a representa una situación pesimista con emisiones continuas, mientras que B2a supone una concienciación y reducción de emisiones (Souvignet et al., 2010; IPCC, 2001).

1.2.3. Modelos predictivos en la distribución geográfica potencial

Un modelo predictivo es una representación matemática de la realidad que se utiliza para anticipar comportamientos futuros y rangos geográficos basados en el conocimiento actual. Su propósito es estimar la probabilidad de que individuos similares tengan un rendimiento similar en diferentes muestras. Estos modelos son herramientas valiosas para la conservación de la biodiversidad y la planificación del uso del territorio, permitiendo desarrollar estrategias y planes de gestión (Fernández, 2009; Baldwin et al., 2014).

a) Modelo genético MaxEnt (Máxima entropía)

El método MaxEnt es una técnica ampliamente utilizada para predecir la distribución de especies basada en datos de presencia. Estima la distribución de probabilidad de una

especie a través del cálculo de la máxima entropía, buscando la distribución más dispersa o cercana a una constante, dentro de restricciones que reflejan la información incompleta sobre la distribución de la especie. La información disponible, como variables de valor real llamadas "características", se utiliza para establecer restricciones en función de la media empírica de cada función. MaxEnt genera predicciones considerando estas restricciones y es útil para modelar la distribución de especies (Phillips, Anderson, & Schapire, 2006).

Cuando se emplea MaxEnt para modelar la distribución de especies con datos de "solo presencia", los píxeles del área en estudio definen el espacio de distribución de probabilidad. Los píxeles con registros de ocurrencia de especies son considerados puntos muestrales, y las características como variables climáticas, elevación, suelos, vegetación, entre otras, son las que definen las funciones. En este contexto, MaxEnt utiliza la entropía, una medida de la cantidad de decisiones involucradas en la elección de un evento, para generar predicciones (Phillips et al., 2006; Hurtado, 2007).

b) Modelo matemático Mahalanobis

Mahalanobis es un modelo económico desarrollado en 1928 por Feldman y Mahalanobis en 1953, que luego se aplicó en el modelado de procesos ecosistémicos. Basado en la medida de distancia que evalúa la similitud entre variables aleatorias multidimensionales, se utiliza para identificar si un conjunto de condiciones similares coincide con condiciones ideales. Esta herramienta es útil para determinar qué partes de un escenario se asemejan más a un escenario "ideal", siendo valiosa para el análisis (Escobedo & Salas, 2008). La distancia de Mahalanobis posee los siguientes atributos: 1) Considera diferencias en las varianzas en cada dirección; 2) Refleja la covarianza entre variables; 3) Ajusta la distancia euclidiana tradicional para variables no correlacionadas mediante la variación de la unidad (Escobedo & Salas, 2008; Wickiln, 2012).

1.2.4. Degradación de tierras secas

La degradación de las tierras se refiere a la disminución de la capacidad de producción de bienes y servicios del ecosistema, causada por factores climáticos y actividades humanas (López, 2002; Martinelli, 2010). La variabilidad climática, especialmente la precipitación y la temperatura, influye en la vegetación, la biomasa y la diversidad, así como en la

formación del suelo. El cambio climático intensifica la degradación de tierras secas (OMM, 2006; PNUD MAE, s.f.).

a) Factores y consecuencias de degradación de tierras

La degradación de tierras se debe a factores climáticos, gestión territorial inadecuada como sobrepastoreo, deforestación, incendios y presiones socioeconómicas (López, 2002; Andreu & Vilá, 2007; SEMARNAT, 2012). También influyen la falta de valoración de conocimientos locales, la debilitación de redes sociales y la ausencia de políticas territoriales. Sus consecuencias son la pérdida de biodiversidad y servicios ecosistémicos (ONDT & D, 2019).

b) Evaluación de niveles de degradación de tierras

La degradación de tierras secas se puede estimar mediante diversas metodologías, y entre ellas, la metodología GLADA ha demostrado buenos resultados, especialmente en la región latinoamericana (Cachaca, 2009; Caspari et al., 2015). GLADA es un método integrado, participativo y versátil que puede aplicarse a diferentes escalas, combinándose con otras metodologías como la opinión de expertos, monitoreo en terreno y percepción remota (Comisión Europea, 2013; Metternicht et al., 2010). Esta metodología se basa en la detección de cambios en la Productividad Primaria Neta de la biomasa (PPN) para estimar la degradación de tierras. La utilización de sensores remotos es esencial en este enfoque, ya que permite una estimación rápida, precisa y económica de las tendencias de degradación (Guzmán et al., 2022; Cachaca, 2009; Metternicht et al., 2010; Pulido & Bocco, 2011). El indicador RESTREND (Tendencias residuales de NDVI) se utiliza en esta metodología para separar la influencia de las actividades humanas en la disminución de la producción de biomasa de la influencia de la precipitación (Le et al., 2014; Ibrahim & Tucker, 2015).

1.3. Marco conceptual

1.3.1. Hábitat

El hábitat es el ambiente físico y biológico donde una especie o comunidad de organismos vive y se desarrolla, proporcionando los recursos esenciales como alimento, agua, refugio y reproducción (Phillips et al., 2006). Incluye condiciones ambientales como temperatura y suelo necesarias para su funcionamiento. Cada especie tiene necesidades específicas de hábitat, lo que afecta su adaptación y supervivencia. Cambios en el hábitat impactan a las

poblaciones al alterar recursos y condiciones esenciales para la vida y reproducción. Comprender el hábitat es esencial para conservar y gestionar la biodiversidad, identificando áreas clave para las especies y desarrollando estrategias de protección. Además, el conocimiento del hábitat influye en la planificación del uso de la tierra y decisiones de desarrollo para mitigar impactos negativos en ecosistemas y especies dependientes.

1.3.2. Nicho ecológico

El nicho ecológico se refiere al rol de una especie en su ecosistema, incluyendo interacciones con el ambiente y otras especies. Define cómo utiliza recursos y responde a condiciones ambientales para sobrevivir y reproducirse. Factores como alimentación, hábitat, clima, reproducción, competencia y relaciones con otras especies influyen en el nicho ecológico (Phillips et al., 2006). Cada especie ocupa un nicho ecológico único en un ecosistema para evitar la competencia por recursos. El nicho resulta de adaptaciones evolutivas y puede ampliarse a nichos tróficos, espaciales y temporales. Estudiar el nicho ecológico es crucial para entender comunidades, ecosistemas y conservación. Ayuda a analizar interacciones, prever efectos de cambios ambientales y manejar la biodiversidad (Escobedo & Salas, 2008).

1.3.3. Distribución de especies y distribución geográfica potencial

La distribución de especies se refiere a su ubicación en el espacio geográfico, influenciada por factores bióticos y abióticos. Por otro lado, la distribución geográfica potencial implica las áreas donde una especie puede vivir según condiciones ambientales. No siempre coincide con la distribución real debido a barreras físicas o cambios en el entorno. Analizar la distribución potencial ayuda a entender la adaptabilidad y posibles cambios en respuesta a factores como el cambio climático (Phillips et al., 2006).

1.3.4. Modelos y modelos predictivos

Los modelos son representaciones simplificadas de sistemas complejos que se utilizan en diversos campos para entender, predecir o simular fenómenos. Pueden ser matemáticos, gráficos o conceptuales, basados en suposiciones y simplificaciones para capturar relaciones esenciales entre variables. Los modelos predictivos se emplean para hacer pronósticos futuros utilizando datos históricos y relaciones conocidas entre variables. Pueden predecir resultados naturales como el clima o la propagación de enfermedades,

así como comportamientos humanos como el mercado financiero. Se construyen con estadísticas, aprendizaje automático y simulación, pero tienen limitaciones y están sujetos a incertidumbre debido a las simplificaciones. A pesar de esto, son útiles para la toma de decisiones y la planificación estratégica al ofrecer información y conocimiento sobre posibles resultados.

1.3.5. La geomática en la modelación de hábitat y de ecosistemas

La Geomática es una disciplina reciente que se enfoca en el procesamiento de información digital a distintas escalas espaciales y temporales. Utiliza herramientas como los sistemas de información geográfica, la percepción remota, el modelamiento de superficies y el sistema de geoposicionamiento global para comprender procesos en un territorio (Chuvioco, 2008; Vicente & Behm, 2008; Caso, 2010). En la estimación de la distribución geográfica potencial de especies, se emplean modelos de nicho ecológico y herramientas de Geomática. Estos modelos combinan datos de presencia de especies con información ambiental para prever áreas adecuadas para su supervivencia. Existen varios algoritmos comerciales y de acceso libre para esta tarea, como ArcGIS, TerrSet, ENVI, ERDAS, QGIS, entre otros (Eastman, 2012).

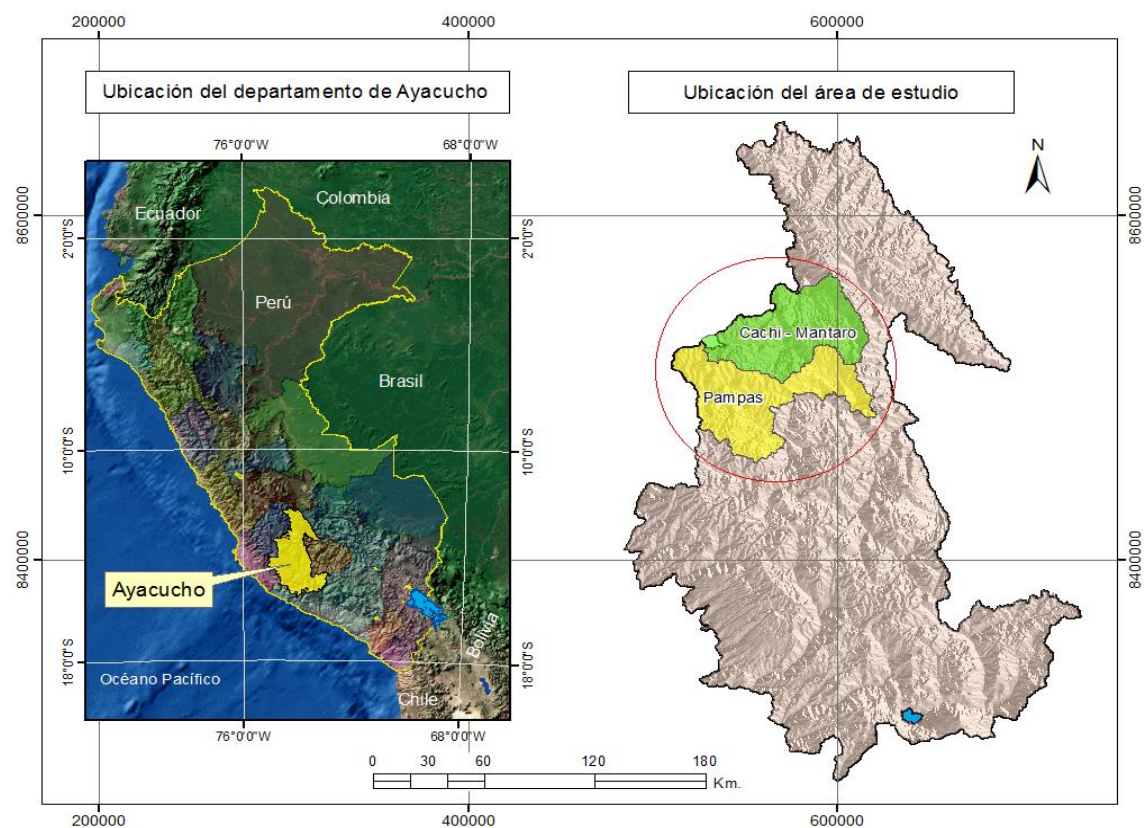
CAPÍTULO II METODOLOGÍA

2.1. Área de estudio

La zona de estudio constituye la cuenca media y alta de los ríos Pampas y Cachi-Mantaro, centrado en los distritos de Chuschi, ubicada a 3140 msnm, Latitud Sur: $13^{\circ}37'30''$ y Longitud Oeste: $74^{\circ}08'28''$. El área de estudio se muestra en el siguiente mapa.

Figura 2.1

Área de estudio, Cuenca de los Ríos Cachi-Mantaro y Pampas



La cuenca estudiada, se segmenta en pisos ecológicos. Estos, esenciales en la investigación, vinculan con la caracterización ambiental y geografía, permitiendo comprender los impactos climáticos en las especies en estudio a distintas altitudes y ecosistemas, como se muestran en la figura y tabla.

Figura 2.2

Pisos ecológicos del área de las cuencas los Ríos Cachi-Mantaro y Pampas

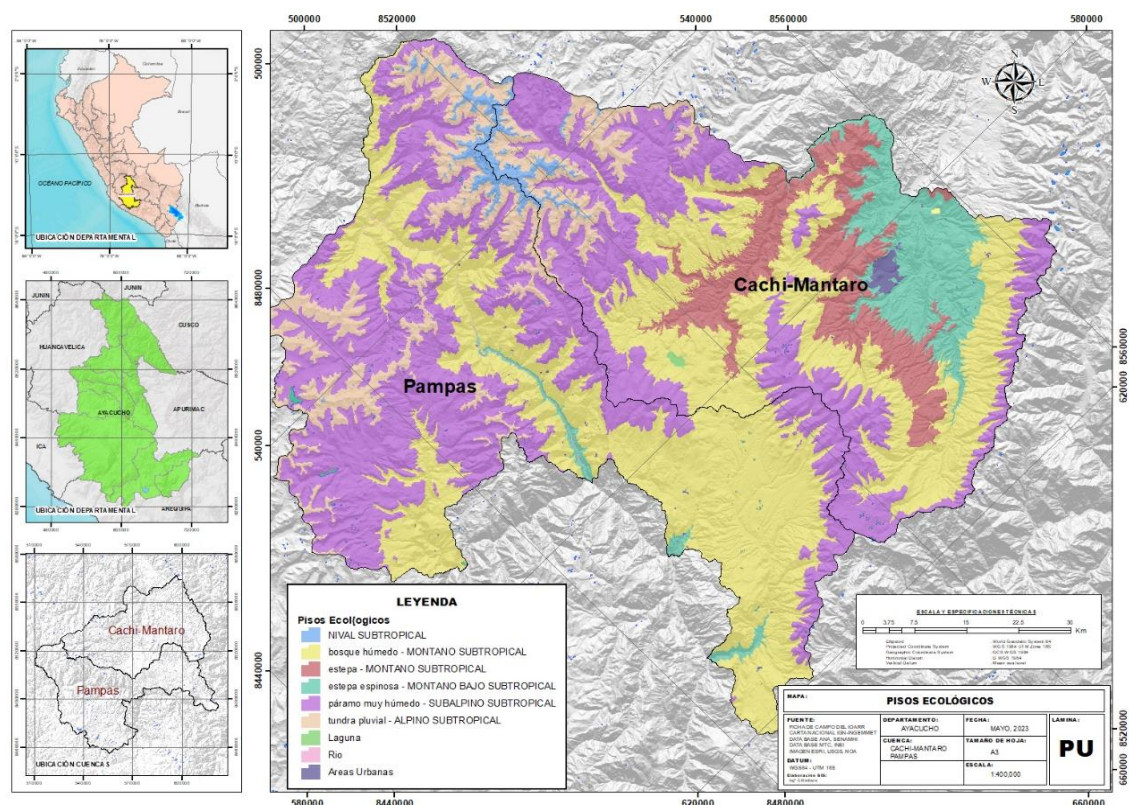


Tabla 2.1

Pisos ecológicos del área de las cuencas los Ríos Cachi-Mantaro y Pampas

Cuenca	Pisos ecológicos	Área (km ²)
Mantaro	NIVAL SUBTROPICAL	42.32
	tundra pluvial - ALPINO SUBTROPICAL	185.57
	páramo muy húmedo - SUBALPINO SUBTROPICAL	889.83
	estepa - MONTANO SUBTROPICAL	494.43
	estepa espinosa - MONTANO BAJO SUBTROPICAL	371.83
	bosque húmedo - MONTANO SUBTROPICAL	1,022.57
	Laguna	6.35
	Areas Urbanas	21.60
	Sub-Total	3,034.51
Pampas	NIVAL SUBTROPICAL	56.42
	tundra pluvial - ALPINO SUBTROPICAL	395.08
	páramo muy húmedo - SUBALPINO SUBTROPICAL	1,408.62
	estepa espinosa - MONTANO BAJO SUBTROPICAL	45.19
	bosque húmedo - MONTANO SUBTROPICAL	1,417.27
	Laguna	6.81
	Rio	6.36
	Areas Urbanas	2.36
Sub-Total	3,338.12	

2.2. Unidad muestral

Se obtuvo un registro de 1500 puntos de georreferencia de especies cultivadas de papa nativa y sus parientes silvestres en el área de estudio. Estos datos se recopilaban a partir de los registros de georreferencia, proporcionados por la Asociación Bartolomé Aripaylla (ABA - Ayacucho), durante el proyecto IN SITU, llevado a cabo entre los años 2005 y 2011. Para completar los puntos faltantes, se realizaron registros en terreno de la presencia de las especies utilizando un GPS navegador, siendo un total de 6579 puntos.

En cuanto al procesamiento de datos, se utilizaron diferentes programas informáticos para abordar las necesidades específicas en cada etapa. A continuación, se describen las áreas en las que se emplearon programas específicos:

- ❖ **Procesamiento de imágenes:** Para manipular y analizar imágenes, como fotografías aéreas o imágenes de satélite, se utilizaron programas de procesamiento de imágenes. Estas herramientas permiten obtener información relevante sobre el uso del suelo, la vegetación y otros aspectos relacionados. Algunos programas comunes que se emplean para este fin han sido ArcGIS, QGIS, ENVI y Erdas Imagine.
- ❖ **Modelamiento de superficies:** Se emplearon programas de modelamiento de superficies para crear modelos digitales de elevación (MDE) o modelos de superficie que representaran las características topográficas del área de estudio. Estos modelos son valiosos para analizar la influencia del relieve en la distribución de las especies, para este propósito se utilizaron TerrSet 16, ENVI 5, y Global Mapper 15.
- ❖ **Elaboración cartográfica:** Se utilizaron programas de elaboración cartográfica para diseñar y generar mapas temáticos que mostraran la distribución de las especies cultivadas de papa nativa y sus parientes silvestres. Estos mapas pueden proporcionar información visual sobre la presencia, abundancia y distribución geográfica de las especies. Los programas utilizados en esta etapa incluyen ArcGIS y QGIS.
- ❖ **Análisis estadístico:** Se emplearon programas de análisis estadístico para analizar los datos recopilados y obtener estadísticas descriptivas o realizar análisis más complejos que ayudaran a identificar patrones, relaciones o tendencias en los datos. Los programas utilizados han sido el SPSS y Excel.
- ❖ **Modelamiento de la distribución geográfica de especies:** Se utilizaron los programas MaxEnt 3.3.3 y la Distancia de Mahalanobis, se emplearon formatos de archivo ASCII para los datos de entrada. Estos formatos contienen información tabular en la que los valores se encuentran separados por espacios o comas.

En el caso del programa MaxEnt 3.3.3, se utilizan para desarrollar un modelo de distribución utilizando los datos de presencia de la especie y las variables ambientales disponibles. La Distancia de Mahalanobis se aplica como una medida de similitud entre las condiciones ambientales de los puntos de presencia de la especie y las condiciones ambientales en otras ubicaciones geográficas. Para calcular esta distancia, se suministran al modelo datos ambientales en formato ASCII, donde cada columna representa una variable ambiental y cada fila representa una ubicación geográfica.

2.3. Población

El estudio se centra en un conjunto de especies de papa cultivada nativa y sus parientes silvestres, que consta de 7 especies de papa nativa cultivada y 2 especies de parientes silvestres. El objetivo es determinar la distribución geográfica potencial de estas especies en dos escenarios climáticos: el clima actual y un escenario proyectado de cambio climático para el año 2050.

2.4. Muestra y unidad de análisis

En este trabajo, se utilizó una muestra de 3902 puntos de presencia georreferenciados de 7 especies de papa cultivada nativa priorizadas y 2677 puntos de georeferencia de 2 parientes silvestres, lo que da un total de 6579 puntos de georeferencia. Estos puntos representan las ubicaciones donde se registró la presencia de las especies en estudio. De los datos de presencia, se seleccionó un 25% de los puntos para validar el modelo de distribución, mientras que el 75% restante se utilizó para el modelamiento propiamente dicho. Esto implica que se reservó una porción de los datos para evaluar la precisión y el desempeño del modelo.

La unidad básica de análisis en este trabajo son las cuencas media y alta de los ríos Pampas y Cachi-Mataro, ubicadas en el distrito de Chuschi, departamento de Ayacucho. Estas cuencas son las áreas geográficas específicas que se consideraron para el análisis de distribución de las especies de papa cultivada nativa y sus parientes silvestres.

2.5. Selección de la muestra

Los criterios utilizados para seleccionar los componentes de la muestra de especies de papa cultivada nativa y parientes silvestres se basaron en las siguientes consideraciones:

- a) **Importancia en el consumo y la dieta alimentaria:** Se priorizaron aquellas especies de papa cultivada nativa y parientes silvestres que son importantes en la alimentación de la población local. Esto se basa en su valor nutricional, su contribución a la seguridad alimentaria y su relevancia en las prácticas culinarias y culturales de la comunidad.
- b) **Cualidad de las especies para reponerse de eventos climáticos catastróficos:** Se tuvo en cuenta la capacidad de las especies de papa cultivada nativa y sus parientes silvestres para resistir y recuperarse de eventos climáticos adversos, como sequías, heladas, granizadas u otros fenómenos extremos. Se seleccionaron aquellas especies que presentaban mayor resistencia y adaptabilidad a estas situaciones y también aquellos que presentan menor resistencia y son altamente vulnerables.
- c) **Disponibilidad de información georreferenciada de presencias de las especies:** Se utilizó la información recopilada por la Asociación Bartolomé Aripaylla en el proyecto *Insitu* realizado entre 2005 y 2011. Se consideraron aquellos puntos de georreferencia de presencias de especies que estaban disponibles en estos registros, lo que proporcionaba una base de datos confiable y consistente.
- d) **Facilidad de acceso a los puntos de georreferencia de los parientes silvestres:** Se tuvo en cuenta la accesibilidad a los puntos de georreferencia de los parientes silvestres de la papa. Se seleccionaron aquellos parientes silvestres cuyas ubicaciones podían ser fácilmente alcanzadas para el registro de presencias.
- e) **Prácticas campesinas de mayor frecuencia en uso parientes silvestres:** Se consideraron especies con las prácticas campesinas más comunes que implicaban procesos de "domesticación-silvestramiento-reposición a la chacra" de los parientes silvestres de la papa. Estas prácticas indicaban la presencia y relevancia de estos parientes silvestres en la agricultura local, lo que justificaba su inclusión en el estudio.
- f) **Estas especies silvestres tienen una importancia particular en el flujo entre la chacra y el paisaje, ya que actúan como un repositorio genético asociado a las 7 especies cultivadas.** Se han seleccionado 2 especies representativas: una que pertenece al grupo de las papas arenosas y otra que corresponde a las papas aguanosas. Estas especies silvestres desempeñan un papel significativo en el mantenimiento de la diversidad genética y son consideradas importantes en la agricultura local en contextos de cambio climático.

2.6. Variables e indicadores

2.6.1. Variable dependiente

Presencia de especies de papa nativa y silvestre en las ubicaciones geográficas estudiadas.

Indicadores

“Presencia” en cada punto georreferenciado de la muestra para modelar en función de las variables independientes.

2.6.2. Variables independientes

23 variables bioclimáticas y 3 variables física para condiciones de clima actual y escenarios climáticos A2a y B2a, del modelo climático global HadCM3, para el año 2050.

Indicadores

Altitud, topografía, aspecto del terreno y clima; cada variable con sus respectivas métricas de medida indicadas en la siguiente tabla.

Tabla 2.2

Variables físicas y bioclimáticas seleccionadas para el modelo

N°	Variables	Código
Variables Bioclimáticas		
1	Temperatura media anual	BIO_1
2	Rango medio diario (Media de la (max temp - min temp mensual)	BIO_2
3	Isotermicidad (BIO2/BIO7) (x 100)	BIO_3
4	Estacionalidad de la temperatura (desviación estándar x 100)	BIO_4
5	Temperatura máxima del mes más cálido	BIO_5
6	Temperatura mínima del mes más frío	BIO_6
7	Rango anual de temperaturas (BIO5-BIO6)	BIO_7
8	Temperatura media del trimestre más húmedo	BIO_8
9	Temperatura media del trimestre más seco	BIO_9
10	Temperatura media del trimestre más cálido	BIO_10
11	Temperatura media del trimestre más frío	BIO_11
12	Precipitación anual	BIO_12
13	Precipitación del mes más húmedo	BIO_13
14	Precipitación del mes más seco	BIO_14
15	Estacionalidad de la precipitación (como coeficiente de variación)	BIO_15
16	Precipitación del trimestre más húmedo	BIO_16
17	Precipitación del trimestre más seco	BIO_17
18	Precipitación del trimestre más cálido	BIO_18
19	Precipitación del trimestre más frío	BIO_19
20	Precipitación media mensual	PP
21	Temperatura máxima media mensual	TMAX
22	Temperatura media mensual	TMEAN
23	Temperatura mínima media mensual	TMIN
Variables Físicas		
24	Altitud	
25	Pendiente terreno	
26	Aspecto pendiente	

2.7. Diseño y método de la investigación

Se utiliza un enfoque no experimental y transversal en el estudio de la distribución potencial de especies de papa nativa cultivada y de sus parientes silvestres. En cuanto a los métodos aplicados, se utilizan dos enfoques principales. El primero es el método inductivo, el cual se basa en observaciones y análisis específicos de los registros de presencia de las especies de papa nativa cultivada y sus parientes silvestres, así como de variables físicas del paisaje y variables bioclimáticas. A partir de estas observaciones y análisis, se llega a conclusiones generales basadas en evidencias para explicar la distribución potencial actual y futura de las especies en estudio.

El segundo método utilizado es la modelación. En este caso, se emplea el algoritmo de Máxima Entropía (MaxEnt 3.3.3) y la distancia de Mahalanobis. A través de este método de modelación, se obtienen proyecciones de la distribución potencial actual y futura de las especies en estudio.

2.8. Procedimiento metodológico

El trabajo de investigación se dividió en varias etapas, cada una de las cuales contribuyó al cumplimiento de los objetivos planteados, permitiendo obtener información relevante sobre la distribución geográfica potencial de las especies de papa cultivada nativa y sus parientes silvestres.

2.8.1. Identificación de especies indicadoras del potencial de hábitat en escenarios de cambio climático

Para identificar las especies nativas cultivadas de papa y sus parientes silvestres que puedan servir como variables indicadoras del potencial de hábitat para las condiciones climáticas actuales y futuras en la cuenca alta y media de los ríos Cachi-Mantaro y Pampas, los procedimientos realizados comprenden las siguientes etapas:

- a) Recopilación de datos: Se recopilaron datos de presencia de las especies de interés, tanto de papa cultivada nativa como de sus parientes silvestres. Se utilizó un registro de georreferencia de la Asociación Bartolomé Aripaylla (ABA - Ayacucho) recopilado durante el proyecto IN SITU entre los años 2005 y 2011. Se complementaron los puntos faltantes con registros en terreno utilizando un GPS navegador. En total, se obtuvieron 6579 puntos de presencia georreferenciados, de

las cuales 3902 corresponde a las especies cultivadas y 2677 puntos de georreferencia de los parientes silvestres.

- b) Selección de la muestra: Se seleccionaron los puntos de presencia de las especies que se utilizarían en el análisis. Se tuvieron en cuenta criterios como la importancia en el consumo y dieta alimentaria, la capacidad de recuperación de eventos climáticos catastróficos, la disponibilidad de información georreferenciada y la facilidad de acceso a los puntos de georreferencia de los parientes silvestres. Se utilizó un total de 6579 puntos de georreferencia, de los cuales el 25% se destinó a la validación del modelo y el resto se utilizó para el modelamiento propiamente dicho.

En el estudio se consideraron los siguientes criterios relacionados con los conocimientos y prácticas campesinas para evaluar la importancia de las especies cultivadas y silvestres en cuanto a su resistencia o vulnerabilidad frente a impactos climáticos bruscos, como heladas y granizadas catastróficas:

- Experiencia local: Se recopiló el conocimiento y la experiencia de los agricultores locales respecto a las especies de papa cultivada y silvestre. Estos conocimientos incluyen prácticas tradicionales de cultivo y selección de variedades que han demostrado resistencia frente a eventos climáticos adversos.
- Observaciones empíricas: Se recopilaron observaciones directas de los agricultores sobre el comportamiento de las especies de papa cultivada y silvestre frente a eventos climáticos extremos. Esto incluye registros de daños causados por heladas y granizadas, así como la capacidad de recuperación de las especies después de estos eventos.

Estos criterios permitieron evaluar la importancia de las especies cultivadas y silvestres en términos de su resistencia o vulnerabilidad frente a impactos climáticos bruscos. La información recopilada de los conocimientos y prácticas campesinas complementó los datos científicos utilizados en el estudio, proporcionando una perspectiva local y tradicional que puede ayudar a comprender mejor la adaptabilidad de estas especies en entornos cambiantes, se valoraran los siguientes aspectos:

- Densidad de la especie en la cuenca alta.
- Dominancia, relacionada con la mayor capacidad de utilizar los recursos disponibles en el entorno, de modo que le permite abarcar áreas donde se encuentren tales recursos.
- Presencia en el territorio.
- Estado de conservación.

- Endemismo
- c) Para recopilar conocimientos y prácticas campesinas específicas del área de estudio para evaluar la importancia de las 7 especies nativas de papa cultivada se realizaron entrevistas y talleres de grupo, mediante los cuales se obtienen información directa de los agricultores locales y su experiencia en relación a estas especies de papa nativa cultivada.

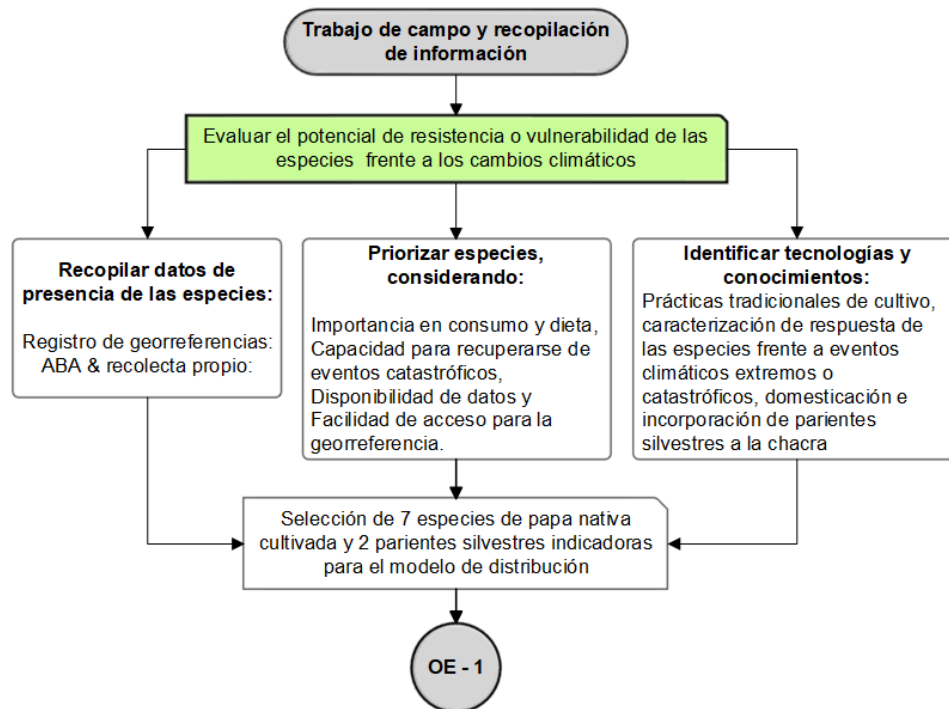
Para las 2 especies silvestres, se ha seguido el mismo procedimiento utilizado para las papas cultivadas. Se ha valorado las prácticas campesinas de mayor frecuencia que implican procesos de "domesticación-silvestramiento-reposición a la chacra". Estas especies silvestres tienen una importancia particular en el flujo entre la chacra y el paisaje, ya que actúan como un repositorio genético asociado a las 7 especies cultivadas. Se han seleccionado 2 especies representativas: una que pertenece al grupo de las papas arenosas y otra que corresponde a las papas aguanosas. Estas especies silvestres desempeñan un papel significativo en el mantenimiento de la diversidad genética y son consideradas importantes en el contexto de la agricultura local en contextos de cambio climático.

- d) Para las entrevistas se ha seleccionado siete localidades de la comunidad Indígena de Quispillaccta, donde se ejecutó el proyecto "IN SITU": Unión Potrero, Puncupata, Catalinayoc, Cuchoquesera, Tuco, Llacctahurán, y Pirhuamarca, localidades asentadas en la cuenca alta y media de los ríos Pampas y Cachi-Mantaro. En cada localidad, la población encuestada, representa el 10% a 15% de la población total, y son familias criadoras de la diversidad, beneficiarias del proyecto In Situ.
- e) Momentos para el levantamiento de la información: Esta actividad, se cumplió en cuatro momentos; en el primer momento, se ha aplicado los formatos de encuestas a las familias seleccionadas, a través de visitas domiciliarias. El segundo momento, ha sido para la identificación y georreferenciación de las chacras de las familias seleccionadas; y el tercer momento, para el registro de la variabilidad de papas cultivadas durante la cosecha, en las chacras de las familias seleccionadas.

Una vez finalizada la identificación tanto de las papas cultivadas como de los parientes silvestres, estos datos se utilizan como insumo de entrada al modelo que permitirá realizar análisis y predicciones relacionadas con la distribución geográfica potencial de estas especies en el área de estudio, dando por terminado la ejecución del objetivo específico 1. El procedimiento seguido se muestra de manera esquemática en la siguiente figura.

Figura 2.3

Esquema metodológico para la selección de especies indicadoras



Los puntos de presencia de las especies seleccionadas han sido sistematizados en una hoja de Excel y donde se registró: La latitud, longitud y la altitud. Previo a ello estos puntos de georeferencia fueron especializadas en el ArcGis10.2 para verificar su localización geográfica.

Una vez verificados y confirmados los datos de georeferencia en ArcGIS, se guardaron en formato CSV (valores separados por comas). De esta manera, los datos de georeferencia de las especies seleccionadas se prepararon adecuadamente para su posterior análisis y modelamiento con el algoritmo MaxEnt y la distancia de Mahalanobis.

Tabla 2.3*Georreferencias de presencia de especies seleccionadas*

Especie	Nombre común	Nombre científico	Puntos de presencia
	Suwa pusayku	<i>Solanum stenotomum</i> Juz. et Buk	265
	Yutupa runtun	<i>Solanum tuberosum</i> subsp. <i>Andigena</i> Juz. et Buk.	739
	Maku	<i>Solanum tuberosum</i> subsp. <i>Andigena</i> Juz. et Buk.	147
Cultivada	Yuraq waña	<i>Solanum xcurtilobum</i> Juz et Buk.	46
	Qaspar, llunchuy waqachi	<i>Solanum xchaucha</i> Juz et Buk	627
	Puqya	<i>Solanum stenotomum</i>	493
	Samar, Guayaquil	<i>Solanum goniocalyx</i> Juz et Buk	1585
<i>SUBTOTAL</i>			3,902
Silvestre	Atuqpa papan	<i>Solanum acaule</i> Bitter	1569
	Awilupa papan	<i>Solanum bukasovii</i> Juz.	1108
<i>SUBTOTAL</i>			2,677
<i>TOTAL REGISTROS</i>			6,579

2.8.2. Modelamiento de la distribución potencial geográfica actual y futura

El segundo objetivo específico es determinar la distribución geográfica óptima de 7 especies cultivadas de papa nativa y 2 especies silvestres bajo condiciones de clima actual y dos escenarios, A2 y B2 del IPCC, de cambio climático proyectado para el año 2050, del modelo climático global HadCM3. A continuación, se detallan los procesos desarrollados en cada etapa:

- a) Procesamiento de datos: Se utilizó una variedad de programas informáticos para el procesamiento de datos, según las necesidades específicas. Estos programas incluyeron herramientas para el procesamiento de imágenes, el modelamiento de superficies, la elaboración cartográfica y el análisis estadístico. El procesamiento de los datos permitió preparar los datos de entrada para el modelamiento de la distribución potencial.
- b) Modelamiento de la distribución potencial: Se utilizó el algoritmo MaxEnt 3.3.3, así como la Distancia de Mahalanobis, para realizar el modelamiento de la distribución potencial de las especies. Se utilizaron datos de presencia de las especies y variables ambientales para generar un modelo predictivo de su distribución potencial. Este modelo permitió obtener proyecciones de la distribución potencial actual y futura de las especies en estudio.

- c) **Análisis e interpretación de resultados:** Se analizaron y se interpretaron los resultados obtenidos del modelamiento de la distribución potencial. Se evaluaron las áreas adecuadas para el crecimiento y desarrollo de las especies en el clima actual y en un escenario de cambio climático proyectado para el año 2050. Se realizaron conclusiones y se relacionaron los resultados con los objetivos planteados en la investigación.

Los procedimientos realizados para cumplir con este objetivo comprenden las siguientes etapas:

a) Selección de variables físicas y bioclimáticas

En el trabajo de investigación, se utilizaron diferentes fuentes de datos para obtener las variables bioclimáticas y otras variables relevantes para el modelamiento de la distribución de las especies en condiciones de clima actual y futura. A continuación, se detallan las fuentes de datos utilizadas:

- **WorldClim:** Para obtener las variables bioclimáticas, se utilizó la base de datos del WorldClim, que es una fuente gratuita de información climática global. Se accedió a la versión 2 de WorldClim, que proporciona datos promedio multianuales para el período de 1970 a 2000. La resolución espacial utilizada fue de 30 arco-segundos, alojada en la web <http://www.worldclim.org>.
- **Estaciones meteorológicas:** Para el ajuste local de las variables hidrometeorológicas y para complementar las variables que no se encuentran disponibles en WorldClim, se utilizaron datos de estaciones meteorológicas. Estas estaciones proporcionan mediciones específicas de variables climáticas en ubicaciones cercanas al área de estudio.
- **Imágenes satelitales Landsat-8 LCMD:** Para obtener información sobre los índices espectrales ambientales NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada) y NDDI (Índice Diferencial de Densidad de Vegetación Normalizada), se utilizaron imágenes del satélite Landsat-8 LCMD. Estas imágenes se obtuvieron de manera gratuita desde el sitio web del United States Geological Survey (USGS), desde la página web <http://glovis.usgs.gov/>.
- **Modelo Digital de Elevaciones (MDE):** Para obtener datos relacionados con la altitud y el aspecto del terreno, se utilizó un Modelo Digital de Elevaciones. El MDE se obtuvo del sitio web ftp://ftp.glcg.umd.edu/glcg/SRTM/WRS2_Tiles.

La combinación de datos climáticos, información satelital y datos geoespaciales permitió obtener una visión más completa de los factores ambientales que influyen en la distribución de las especies estudiadas en condiciones de clima actual y futura.

b) Tratamiento de las variables físicas y bioclimáticas

De las 26 variables utilizadas en este estudio, las 23 primeras han sido obtenidas de la base de datos de WorldClim con una resolución de 30 arcseg, luego remuestreadas a una resolución de 90 m., es decir se ha ajustado a la resolución del Modelo de Elevación Digital (DEM, por sus siglas en inglés). Las 3 siguientes variables son la Altitud, que es el DEM generado por la Misión Topográfica de Radar Shuttle (acrónimo en inglés SRTM) del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS) del Centro de Datos del Sistema de Observación de Recursos Terrestres (EROS Data Center), del cual mediante el procesamiento digital se derivan las dos variables restantes, la pendiente y la orientación del terreno. Las capas en formato ráster han sido remuestreadas y proyectadas para la zona 18S y Datum WGS84.

Todas estas variables han sido estandarizadas a una misma resolución espacial, sistema de coordenadas y formato ráster; siendo procesadas con algoritmos del programa TerrSet, antes IDRISI Selva, luego han sido convertidas de formato ráster a ascii para que el MaxEnt pueda realizar el modelamiento.

c) Generación de modelos de hábitat potencial actual y futura

Para determinar la distribución potencial actual y futura de las especies, aplicando el modelo MaxEnt y Mahalanobis, se utilizaron tres herramientas de geoinformación: MaxEnt 3.3.3, ArcGIS 10.2 y TerrSet antes IDRISI Selva. El procedimiento se muestra de manera esquemática en la siguiente figura.

Figura 2.4

Esquema de modelamiento de distribución geográfica con MaxEnt

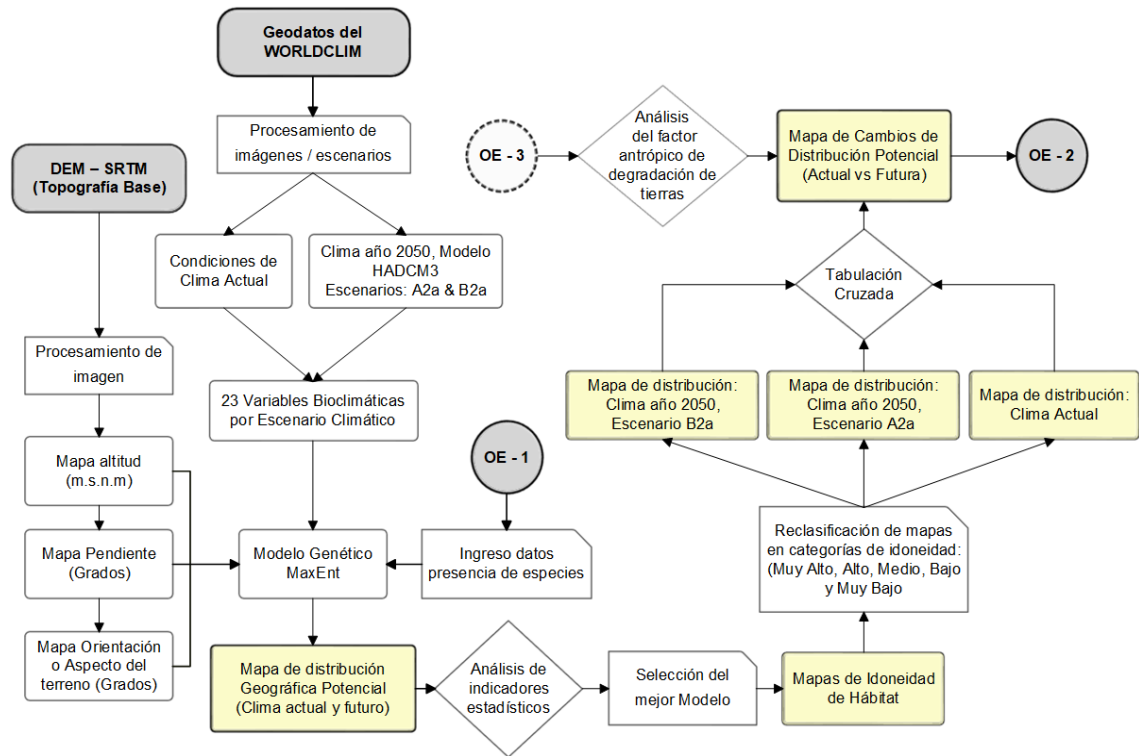
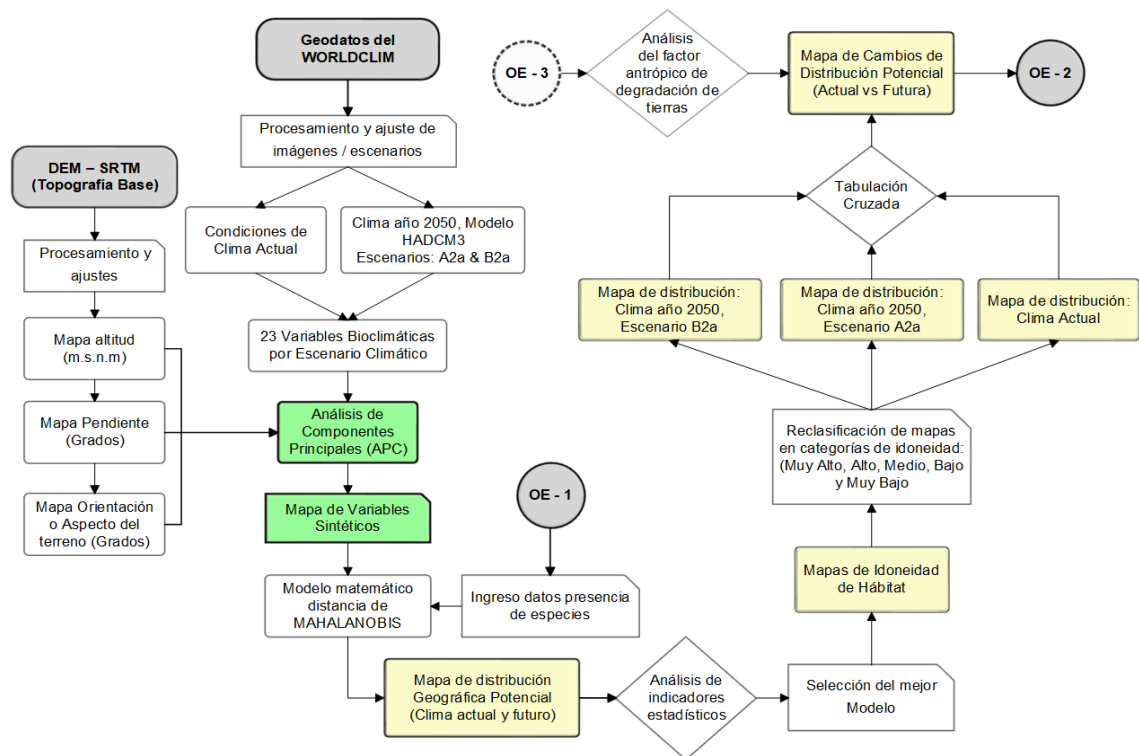


Figura 2.5

Esquema de modelamiento de distribución geográfica con Mahalanobis



La modelización y elaboración de los mapas de distribución potencial mostrados en el diagrama de flujo del esquema metodológico se dividió en 6 pasos:

- **Preparación de datos**

En esta etapa, se prepararon los datos de entrada necesarios para el modelamiento, que incluyen la información georreferenciada de las especies, variables bioclimáticas y variables ambientales relevantes.

- **Análisis exploratorio de datos**

Se realizó un análisis inicial de los datos para comprender la distribución y las características de las especies en estudio. Esto incluyó la visualización de los puntos de georreferencia en un mapa y la exploración de las variables bioclimáticas y físicas.

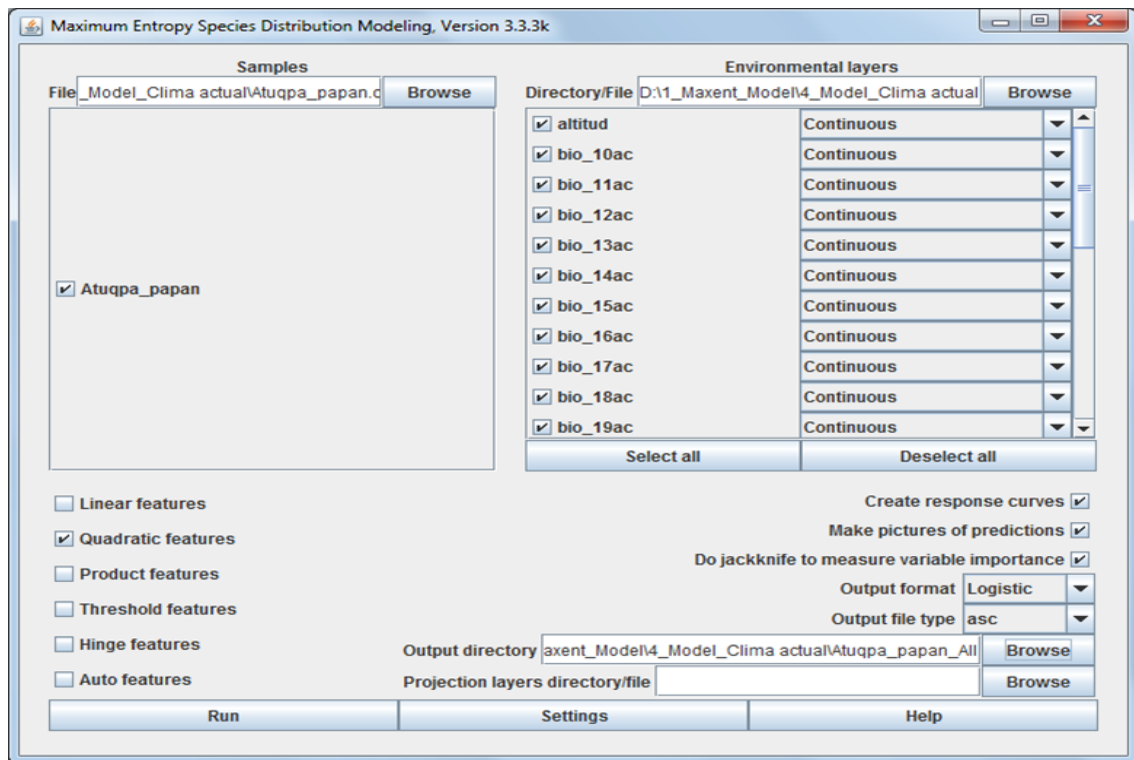
- **Modelamiento con MaxEnt**

Se utilizó el software MaxEnt 3.3.3 para realizar el modelamiento de la distribución potencial de las especies. MaxEnt utiliza algoritmos de aprendizaje automático para generar un modelo estadístico basado en las variables bioclimáticas y los puntos de presencia de las especies. Se ajustaron los parámetros del modelo y se ejecutó el proceso de modelamiento.

En el algoritmo MaxEnt se utilizaron las mismas variables, al igual que para el modelo Mahalanobis, en MaxEnt también se utilizaron los datos de presencia de especies para generar el modelo. Para obtener la distribución de probabilidad de ocurrencia, se ensayó con 2 modelos para así tener una óptima distribución y comparar cada una de las variables que se va obteniendo a través de los indicadores estadísticos que resultan del MaxEnt, cada una de las variables ambientales al aplicarles los algoritmos seleccionados, por el número de muestras cuadráticos se convierten en restricciones para la especie, estas restricciones permiten que MaxEnt elija la distribución de mayor entropía. Para ello, en el programa MaxEnt se inserta el registro de la presencia de la especie a modelar y las variables bioclimáticas para generar los mapas, tal como se observa en la Figura III-5, donde la interfase del MaxEnt muestra, el registro de la especie insertadas, y la capa de variables bioclimáticas y en la parte inferior se visualizan los datos seleccionables del programa para correr el modelo.

Figura 2.6

Interfase del MaxEnt con datos de la especie y variables bioclimaticas



En el modelamiento, los datos de presencias de especies se organizaron en 2 grupos, un 75% para construir el modelo y el 25% restante para su evaluación; para la validación de los modelos se empleó el método Subsamples (muestras similares a la configuración elegida, se elimina el porcentaje de pruebas al azar y sin remplazo para la reevaluación), asimismo se eliminaron los datos duplicados. Los modelos ensayados han sido los siguientes:

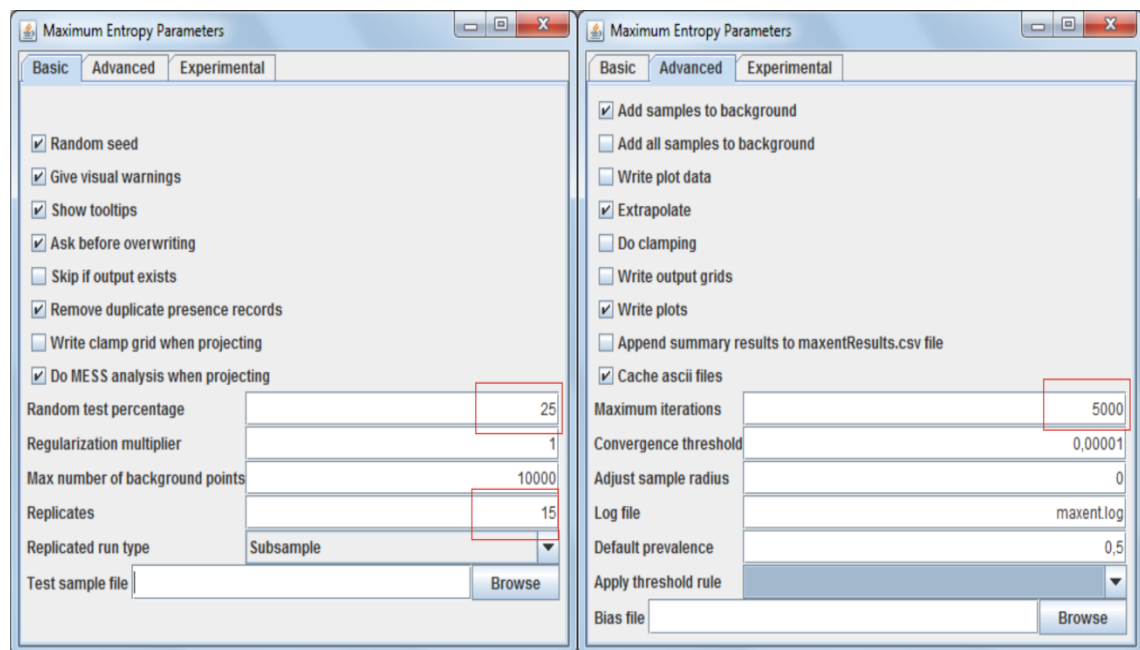
- Modelo 1: Se utilizan 26 variables, sin análisis estadístico de colinealidad.
- Modelo 2: Con variables no correlacionadas, se analizaron qué variables contribuyen más al modelo, para lo cual se analizaron los estadísticos que resulta del modelamiento con el total de las variables físicas y bioclimáticas. Se determinan que variables están correlacionadas o asociadas entre sí. Las variables colineales se descartan de la modelización y así lograr una mejor respuesta de la distribución geográfica de cada especie.

Durante el proceso, MaxEnt asigna pesos a cada una de las variables (restricciones) en función de los datos de georreferenciación, crea combinaciones entre todas las variables (restricciones) hasta encontrar las distribuciones con mayor entropía, obteniendo así los

mapas de distribución de probabilidad de ocurrencia. Para ello, como se ha mencionado anteriormente, se ha considerado el 75% para la ejecución del modelo y el 25% restante para la validación, como se muestra en la Figura III-6, donde de los parámetros asignados del modelo MaxEnt, 25 representa el porcentaje para la validación del modelo, 15 es el número de réplicas en el modelado y 5000, el máximo de iteraciones para correr el modelo.

Figura 2.7

Asignación de parámetros para la corrida del modelo MaxEnt



En el modelamiento se seleccionaron las variables dependientes e independientes. Las variables dependientes se basaron en los datos de distribución geográfica de las especies priorizadas, mientras que las variables independientes se construyeron utilizando el modelo de circulación general (GCM) HadCM3.

El GCM HadCM3 es un modelo numérico utilizado para simular el clima y predecir su cambio en función de las emisiones de gases previstas (Tyndall Center, 2005). Estas simulaciones se basan en ecuaciones de dinámica de fluidos, química y biología, y tienen una resolución espacial de 1 km². Los escenarios utilizados fueron A2a y B2a para el año 2050. Las variables independientes construidas a partir del GCM HadCM3 representan diferentes aspectos del clima y se utilizaron como entradas en el modelo de distribución geográfica.

El escenario A2 representa una situación más pesimista en cuanto a las emisiones de gases de efecto invernadero, correspondiendo a un alto consumo de energía. Para el período comprendido entre los años 2071 y 2100, se pronostica un cambio de temperatura promedio de 3°C. Esto implica un calentamiento significativo en comparación con las condiciones actuales.

Por otro lado, el escenario B2 representa una proyección de emisiones correspondientes a un bajo consumo energético. Para el mismo período de 2071 a 2100, se prevé un cambio de temperatura promedio de 2.2°C. Este escenario proyecta un calentamiento más leve en comparación con el escenario A2.

Ambos escenarios, tanto A2 como B2, indican un aumento en los promedios mundiales de vapor de agua, evaporación y precipitaciones. Estos cambios en las condiciones climáticas pueden tener un impacto en la distribución geográfica de las especies estudiadas (Hadley Center, 2000).

- **Validación del modelo MaxEnt**

La validación del modelo de distribución geográfica se llevó a cabo utilizando datos confirmados y no confirmados de especies. Los datos confirmados se utilizaron para construir el modelo, mientras que los datos no confirmados se utilizaron para evaluar su desempeño.

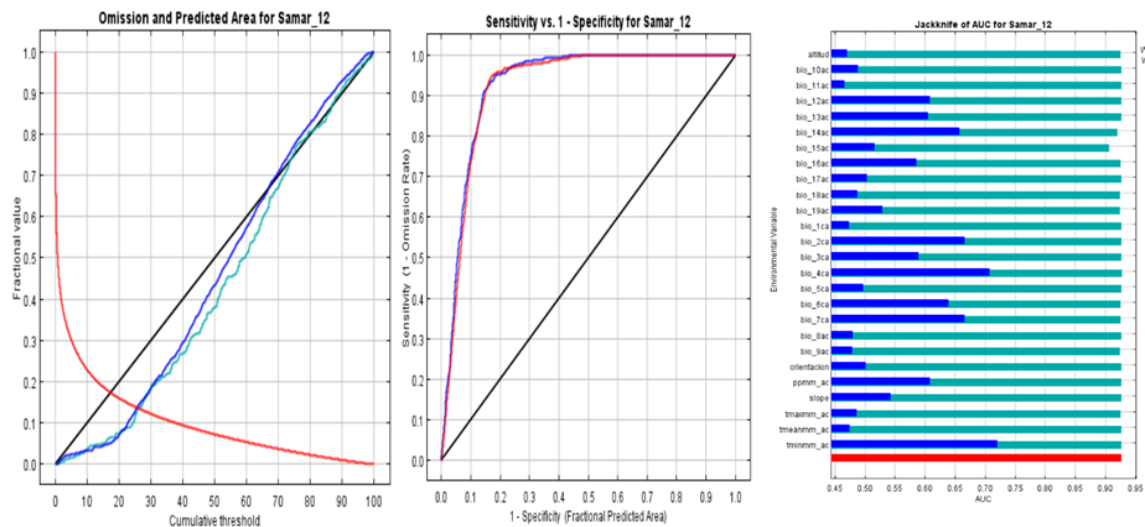
Para estimar la capacidad de predicción del modelo MaxEnt, se utilizó el análisis de la curva operativa del receptor (ROC) y se calculó el área bajo la curva (AUC). La curva ROC muestra la capacidad de discriminación del modelo al representar la sensibilidad (capacidad de identificar presencias correctamente) en función de la especificidad (capacidad de identificar ausencias correctamente). Un AUC mayor indica una mayor capacidad de predicción del modelo.

Además, se utilizó la prueba de Jackknife para evaluar la importancia de cada variable en el modelado y en la explicación de la distribución de las especies priorizadas. Esta prueba consiste en evaluar el rendimiento del modelo al eliminar una variable a la vez y observar cómo afecta la precisión del modelo. Esto proporciona información sobre la contribución relativa de cada variable en el modelado. Finalmente, se analizaron las curvas de

contribución de cada variable en el modelado, siguiendo la metodología propuesta por (Phillips & Dudík, 2008), como se cita en el trabajo de (Ibarra et al., 2012). Estas curvas muestran la influencia de cada variable en la predicción del modelo y permiten evaluar su contribución relativa en la explicación de la distribución de las especies, como se visualiza en la Figura III-8.

Figura 2.8

Curvas ROC, AUC y prueba de Jackknife para la evaluación del modelo



- **Modelamiento con distancia de Mahalanobis**

La obtención de variables sintéticas a través del análisis de componentes principales (PCA) es un método utilizado para reducir la dimensionalidad de un conjunto de variables correlacionadas aplicadas a los 26 factores que se utilizan con el modelo MaxEnt. El PCA permite identificar las combinaciones lineales de las variables originales que explican la mayor parte de la varianza en los datos, es un método que se utiliza para reducir la dimensionalidad de un conjunto de variables correlacionadas.

En el contexto del modelamiento de distribución geográfica, el PCA se utiliza para crear variables sintéticas que son independientes entre sí y que capturan la mayor parte de la variabilidad presente en las variables originales. Estas variables sintéticas, conocidas como componentes principales, se utilizan como variables independientes en el modelo Mahalanobis, esto permite evaluar la idoneidad de un punto en función de las condiciones ambientales representadas por las variables sintéticas.

- **Proyección de la distribución potencial actual y futura**

El modelo MaxEnt genera valores de idoneidad de hábitat en forma de mapa, en un rango de 0 a 100, donde valores más altos indican una mayor idoneidad del hábitat para la especie en cuestión. Estos valores de idoneidad son relativos y no representan directamente la probabilidad de ocurrencia de la especie.

Posteriormente, se realizó un análisis estadístico para evaluar la correlación entre los mapas de idoneidad de hábitat obtenidos con el modelo MaxEnt y los datos de presencia de las especies. Se utilizó el coeficiente de correlación no paramétrica de rangos, Rho Spearman con nivel de significancia 0.01, para establecer la intensidad de la asociación (Mondragón, 2014) entre los mapas generados por los modelos MaxEnt y Mahalanobis y los datos de presencia.

Se extrajeron los valores de los píxeles de los mapas resultantes utilizando el software ArcGIS 10.2, tomando como referencia los puntos de presencia actual de las especies. Estos valores fueron analizados mediante una correlación de dos variables utilizando el software SPSS 20.

Además, se reclasificaron los datos de presencia de la especie en cinco categorías de abundancia: a) Muy escasa; b) Baja abundancia; c) Mediana abundancia; d) Abundante; e) Muy Abundante. Estas categorías permiten evaluar la relación entre la abundancia de la especie y la idoneidad del hábitat predicha por el modelo.

- **Comparación de la distribución actual y futura**

El método utilizado para la comparación de la distribución actual y futura se realizó mediante el algoritmo CrossTab en el programa IDRISI Selva. Este algoritmo permite superponer el mapa de distribución potencial actual con el mapa de distribución potencial futuro, lo que permite identificar las diferencias entre ambos y visualizar el grado de vulnerabilidad de las especies priorizadas frente al cambio climático.

El módulo CrossTab muestra las frecuencias que han permanecido iguales (a lo largo de la diagonal) y las que han cambiado (fuera de la diagonal). El Índice de Acuerdo Kappa (KIA) indica el grado de acuerdo entre los dos mapas, tanto en un sentido general como

por categoría. A partir de esta comparación, se pueden establecer relaciones entre los procesos dinámicos, donde la componente temporal es una variable determinante.

La imagen resultante de la clasificación cruzada puede ser reclasificada como una imagen de cambio o como una imagen de acuerdo. Es importante destacar que los valores numéricos de las clases de datos deben ser idénticos en ambos mapas de salida del CrosTab para considerarlos significativos (Eastman, 2004). Este enfoque permite evaluar y visualizar las diferencias espaciales entre la distribución actual y futura de las especies, brindando información sobre la vulnerabilidad de las especies priorizadas ante los cambios climáticos proyectados.

- **Elaboración cartográfica**

En la etapa final del estudio, se utilizaron los programas ArcGIS 10.2 y IDRISI Selva para generar los mapas de distribución potencial. Estos programas son herramientas de geoprocésamiento que permiten visualizar y representar los resultados del modelamiento en forma de mapas que muestran las áreas donde se estima que las especies seleccionadas podrían tener una distribución adecuada en función de las condiciones climáticas y ambientales consideradas en el estudio.

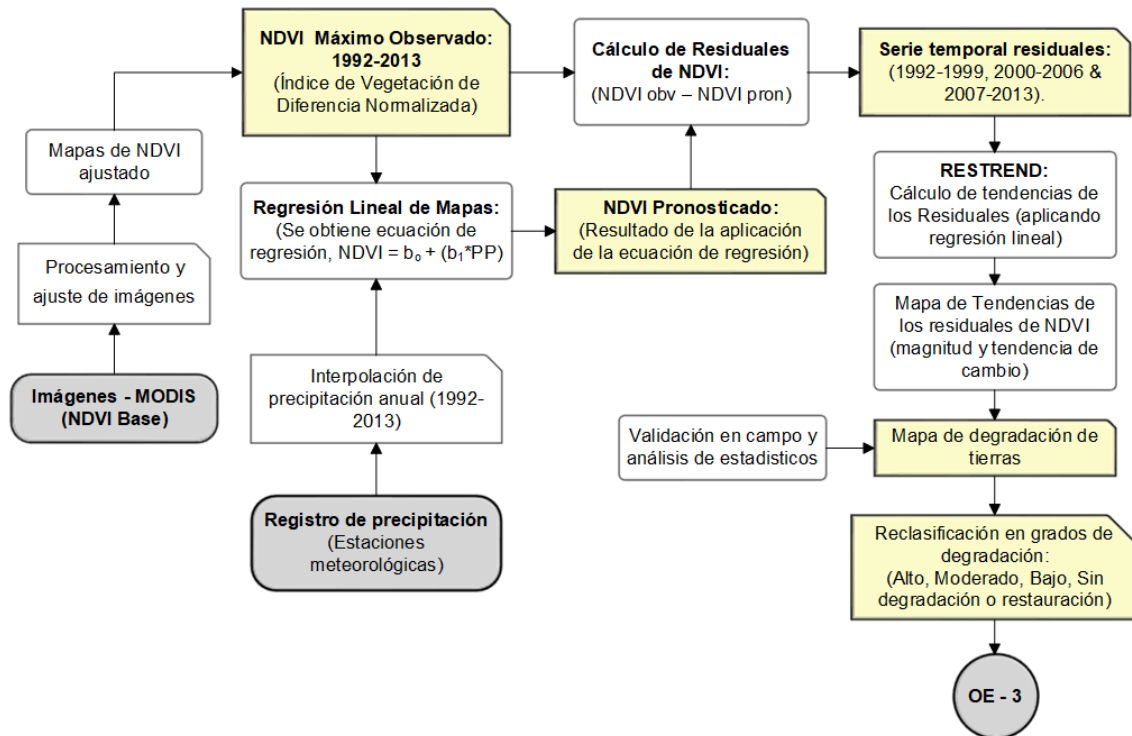
Estos mapas proporcionan una representación espacial de la distribución potencial de las especies, lo que permite identificar las áreas geográficas donde se espera que las especies puedan encontrar las condiciones favorables para su supervivencia y desarrollo. La generación de mapas con estas herramientas geoespaciales brinda una forma visual y comprensible de presentar los resultados del modelamiento, facilitando la interpretación y comunicación de los hallazgos del estudio.

2.8.3. Estimación del factor antropogénico de la degradación de tierras

La integración de la variable antrópica de degradación de tierras al modelo de distribución potencial implica considerar el impacto de la actividad humana en la calidad del hábitat y en la disponibilidad de recursos para las especies estudiadas. El procedimiento metodológico desarrollado se muestra en la siguiente figura.

Figura 2.9

Esquema metodológico para estimar la degradación de tierras



Para identificar el efecto de la variación interanual de las precipitaciones y evaluar la influencia de las actividades humanas en la degradación de tierras, mostrados en el flujograma del esquema metodológico, se han utilizado los siguientes enfoques y técnicas:

a) Generación del índice global de NDVI

Los datos de Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) utilizados en la investigación son imágenes producidas por el sensor Radiómetro Avanzado de Muy Alta Resolución (AVHRR) a bordo de los satélites de la serie Administración Nacional Oceánica y Atmosférica (NOAA), estas son imágenes obtenidas proporcionan información cada dos semanas a una resolución espacial de 8x8 km, los NDVI ya se encuentran procesados y con la corrección atmosférica (Anyamba & Tucker, 2005). Por otro lado, los NDVI se encuentran entre los valores de -10000 a 10000 y 0 a 255, por lo que fue necesario hacer un ajuste para convertir a los valores normales.

La fórmula que se utilizó para el ajuste ha sido la siguiente: $NDVI = \text{float}(\text{raw} / 10000)$ para la serie 1992 a 1999, mientras para la serie 2000 a 2013, $NDVI = DN * 0.004$, cabe

señalar que para este último el número digital (DN, por sus siglas en inglés) 251 y 252 son datos vacíos, el DN 253 es suelo desnudo, el DN 254 son cuerpos de agua y por último el 255 son sin dato o píxeles cubiertos por nubes y sombras. En este sentido, en el procesamiento de imágenes, los DN 251 al 255 han sido enmascarados con la finalidad de aislar píxeles con “ruidos” que pueden distorsionar el análisis.

Los valores más altos de NDVI (encima de 0.1) corresponden a la vegetación, y > 0.75 según la guía técnica de AVHRR NOAA pertenece a una vegetación densa o vigorosa, y los valores 0.01 o cercanos a 0 pertenecen a suelos desnudos y los valores de -0.1, es para cuerpos de agua o sin datos. En total se procesaron 1076 imágenes para un periodo de 22 años que abarca el estudio, de las cuáles 432 imágenes correspondientes al periodo 1992-1999 del base de datos GIMMS (Global Inventory Modeling and Mapping Studies), obtenidos de <http://glcf.umiacs.umd.edu/data/gimms/> y los 644 restantes ha sido obtenidas de <http://glam1.gsfc.nasa.gov/>. En el preprocesamiento de imágenes NDVI, se ha eliminado píxeles correspondientes a nubes, sombras y cuerpos de agua mediante técnicas de enmascaramiento, luego remuestreadas a 90 m de resolución y proyectados en sistema de coordenadas geográficas con la proyección de GCS, datum WGS-84, Zona 18S.

b) Elaboración de mapas de precipitación

Los datos de precipitación han sido obtenidos de la Red Hidrometeorológica del Gobierno Regional de Ayacucho, Servicio Meteorológico de la Universidad Nacional de San Cristóbal de Huamanga y del Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI), este último obtenido gratuitamente de http://www.senamhi.gob.pe/main_mapa.php?t=dHi.

Partiendo de estos datos, se obtienen superficies continuas de precipitación a una resolución de 90 m, la misma resolución espacial de las imágenes satelitales. En la interpolación se utilizó el modelo de la distancia inversa. La información meteorológica proviene de 27 estaciones correspondiente a cinco regiones del Perú, que se muestran en la siguiente tabla.

Tabla 2.4*Estaciones meteorológicas para los datos de precipitación*

Región	Estación meteorológica	Localización			
		Latitud (S)	Longitud (W)	Altitud (m.s.n.m.)	
Ayacucho	Huamanga - UNSCH	13°08'51''	74°13'06''	2774	
	Allpachaca	13°23'19''	74°16'00''	3550	
	Chakiqocha	13°27'02''	74°27'35''	4114	
	Cayramayo	13°16'18''	74°09'06''	3585	
	Chiara	13°16'00''	74°12'27''	3400	
	Choccoro	13°24'48''	74°28'23''	4025	
	San Pedro de Quicato	13°16'57''	74°02'42''	3525	
	Cuchoquesera	13°25'54''	74°20'40''	3750	
	Putacca	13°23'39''	74°21'13''	3550	
	Tambillo	13°12'54''	74°06'19''	3250	
	Unión Potrero	13°27'50''	74°24'13''	3870	
	Apacheta	13°20'51''	74°38'44''	4150	
	Huancapi	13°45'45''	74°4'4''	3120	
	Huachuas	14°7'6''	74°56'56''	3180	
	Coracora	15°1'1''	74°47'1''	3172	
	Pangaravi	14°50'1''	74°37'1''	550	
	Sancos	15°4'1''	74°57'1''	2800	
	Incuyo	15°15'1''	73°34'1''	3296	
	Arequipa	Paucaray	14°3'3''	74°38'38''	3280
		Chilcayoc	13°52'1''	74°43'1''	3410
Pedregal		14°25'1''	74°26'1''	4100	
Cotahuasi		15°13'1''	72°53'1''	2683	
Huancavelica		Huachos	13°13'13''	74°32'32''	2850
		Los Libertadores	13°24'1''	74°55'1''	3700
		Acnococha	13°13'1''	74°5'1''	4520
Ica		CIPA	14°0'1''	75°45'1''	398
Junín		Cosmos	12°9'1''	75°34'1''	4575

c) Correlación NDVI y precipitación

Para demostrar la fuerza de la asociación lineal entre las precipitaciones y el índice NDVI se utiliza el indicador de eficiencia en el uso de las precipitaciones (RUE), y los coeficientes de correlación de Pearson para los indicadores se calculan mediante correlación lineal. Se realiza un análisis de regresión lineal con el NDVI como variable dependiente y la precipitación media anual como variable independiente. Las ecuaciones de regresión establecen una relación causal entre las variables dependiente e independiente y permiten calcular los valores predichos de NDVI máximo, para cada año y para cada píxel de las imágenes analizadas.

El RUE (Eficiencia en el Uso de la Lluvia), es un indicador útil de la degradación porque se relaciona con la Producción Neta Primaria (PNP), es un parámetro global y por tanto, identificar los factores que determinan su valor y, en particular su uso en la cuantificación de la degradación, es necesario considerar los procesos que pueden afectar en la relación precipitación y el PNP.

El NDVI máximo anual representa el valor más alto de desarrollo de vegetación durante todo el año, se obtienen componiendo imágenes de NDVI para la serie temporal 1992-2013, luego se obtienen la pendiente y la constante para cada serie temporal de imágenes a través de una regresión lineal entre el NDVI máximo y la precipitación, obteniendo imágenes de NDVI pronosticado.

d) Obtención de los residuales

El procedimiento propuesto por Wessels et al. (2007) para el cálculo y análisis de los residuales del NDVI se realizan los siguientes procedimientos.

- Los residuales se calculan restando el valor del NDVI observado al valor del NDVI pronosticado. Estos residuales representan la parte del valor del NDVI observado que no puede ser explicada por la influencia de las precipitaciones.
- Análisis de la tendencia de la línea, se realiza un análisis de tendencia a nivel de píxel utilizando los residuales del NDVI. Si la tendencia de la línea es negativa, esto indica una degradación de tierras. Por otro lado, si la tendencia es positiva, indica una mejora en las condiciones de las tierras.
- Aplicación de regresión lineal a los residuales del NDVI para estimar la pendiente de la tendencia. La pendiente de la línea de regresión indica la magnitud y dirección del cambio en los residuales del NDVI a lo largo del tiempo.
- División de la serie temporal en intervalos iguales, para analizar la tendencia espacial de la influencia de las actividades humanas en la degradación de tierras, se ha dividido la serie temporal en tres intervalos de tiempo (1992-1999, 2000-2006, 2007-2013). Esto permite evaluar cómo ha cambiado la degradación en relación con las tendencias climáticas y las actividades humanas en cada intervalo. Se realizan análisis estadísticos para determinar la magnitud y dirección de las tendencias de degradación de tierras en cada período.

- Cálculo del coeficiente de determinación R^2 , se obtiene como una medida de la calidad del ajuste de la regresión lineal. Indica qué proporción de la variabilidad de los residuales del NDVI puede ser explicada por la tendencia lineal.
- Prueba Z de significancia Mann-Kendall, se utiliza para evaluar la significancia estadística de la tendencia observada en los residuales del NDVI. Esta prueba determina si la tendencia observada es estadísticamente diferente de cero.

e) Validación en campo

Se ha llevado a cabo la validación de los resultados mediante la georeferenciación de las zonas críticas (hotspots) identificadas. Utilizando un navegador GPS, se han verificado en el terreno las evidencias de degradación de tierras. Además, se han registrado fotografías para respaldar y documentar las observaciones en campo.

f) Análisis de la distribución potencial con la variable antrópica

Al incorporar la variable antrópica de degradación de tierras al análisis de la distribución potencial de las especies de papa, se podrá evaluar de manera más completa cómo las actividades humanas han influido en la degradación del hábitat y cómo esto a su vez ha afectado la distribución de las especies cultivadas de papa nativa y de especies parientes silvestres.

CAPÍTULO III

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1. Identificación de especies indicadoras del potencial de hábitat

De acuerdo con los criterios establecidos en la sección de metodología, para este estudio se han elegido 7 especies de papa nativa cultivada y 2 de sus parientes silvestres como indicadores del potencial de hábitat en escenarios de cambio climático.

Tabla 3.1

Especies de papa nativa cultivada y parientes silvestres identificadas para el modelo

Espece	Nombre común	Nombre científico
Cultivada	Maku	<i>Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz et Buk.</i>
	Puqya	<i>Solanum stenotomum</i>
	Qaspar, llunchuy waqachi	<i>Solanum xchaucha Juz et Buk.</i>
	Samar, Guayaquil	<i>Solanum goniocalyx Juz et Buk.</i>
	Suwa pusayku	<i>Solanum stenotonum Juz et Buk.</i>
	Yuraq waña	<i>Solanum xcurtilobum Juz et Buk.</i>
	Yutupa runtun	<i>Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz et Buk.</i>
Silvestre	Atuqpa papan	<i>Solanum acaule Bitter</i>
	Awilupa papan	<i>Solanum bukasovii Juz.</i>

Las especies de papas nativas cultivadas y sus parientes silvestres mencionadas en la tabla anterior se muestran en los siguientes registros fotográficos.

Figura 3.1

Papa Maku, Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz. et Buk



Figura 3.2

Papa Puqya, Solanum stenotomum



Figura 3.3

Papa Qaspar o llunchuy waqachi. Solanum xchaucha Juz et Buk



Figura 3.4

Papa Samar, Guayaquil o Guañaquin. Solanum goniocalyx Juz et Buk



Figura 3.5

Papa Suwapusayku. Solanum stenotomum Juz. et Buk



Figura 3.6

Papa Yuraq waña. Solanum xcurtilobum Juz et Buk



Figura 3.7

Papa Yutuparuntun. Solanum tuberosum subsp. Andígena Juz. et Buk



Para los parientes silvestres, se han seleccionado 2 especies representativas: una que pertenece al grupo de las papas aguanosas (*Atuqpa papan*) y otra que corresponde a las papas arenosas (*Awilupa papan*). Estas especies silvestres desempeñan un papel significativo en el mantenimiento de la diversidad genética y son consideradas importantes en el contexto de la agricultura local en contextos de cambio climático.

Figura 3.8

Pariente silvestre Atuqpa papan. Solanum acaule Bitter



Una vez completada la identificación de las papas cultivadas y sus parientes silvestres, estos datos se emplean como información de entrada para el modelo. Esto permitirá llevar a cabo análisis y predicciones relacionadas con la posible distribución geográfica de estas especies en el área de estudio.

Figura 3.9

Pariente silvestre Awilupa papan. Solanum bukasovii Juz



3.2. Determinación de la distribución geográfica actual y futura

3.2.1. Preparación y selección de variables físicas y bioclimáticas

Para identificar las variables que aportan mayor información o contribución en el modelamiento de la distribución geográfica de las especies cultivadas y silvestres de papa nativa, se ensayaron tres corridas de modelos, las cuales se señalan a continuación:

a) Corrida del modelo con variables sin análisis de colinealidad

En el modelo utilizado, se seleccionaron las 26 variables físicas y bioclimáticas especificadas en la Tabla 3.2, constituyendo las variables independientes para el análisis de distribución de las especies en estudio. Para evaluar la precisión y el rendimiento del modelo, se realizó una partición aleatoria de los datos, donde se separó el 25% de los registros de muestras para una prueba independiente.

Los análisis estadísticos simples realizados con el 25% de los registros de muestras separados incluyen medidas de precisión como la sensibilidad (tasa de verdaderos positivos) y la especificidad (tasa de verdaderos negativos). Estas medidas evalúan la capacidad del modelo para predecir correctamente la presencia o ausencia de las especies en función de las condiciones ambientales.

b) Corrida del modelo con variables no correlacionadas

Para determinar las variables que más contribuyen al modelo, se utilizaron tres métodos de identificación y selección: 1) Análisis estadístico del modelo MaxEnt resultante de la interacción del total de variables físicas y bioclimáticas; 2) Análisis de correlación bivariada de píxeles con el programa estadístico SPSS; y, 3) Análisis de Componentes Principales (ACP) para obtener variables sintéticas, este último aplicado al modelo de Mahalanobis. Las tablas siguientes muestran los análisis estadísticos obtenidos con el programa SPSS.

En la Tabla 3.2, de 26 variables solamente 12 tienen valores de desviación estándar Alta y Muy Alta, indicando que hay mucha dispersión o variación de los datos estudiados con respecto a la media. La desviación estándar puede utilizarse como un indicador para evaluar la contribución de las variables físicas y bioclimáticas en la distribución geográfica de las especies. Si la desviación estándar es baja, significa que las contribuciones de las variables son consistentes y no varían significativamente. Esto

sugiere que esas variables pueden tener una contribución baja en la determinación de la distribución de las especies. Por otro lado, si la desviación estándar es alta, indica que las contribuciones de las variables fluctúan considerablemente hacia arriba y hacia abajo. Esto sugiere que esas variables tienen una contribución alta en la determinación de la distribución de las especies, ya que su presencia o ausencia tiene un impacto significativo en los resultados del modelo.

Tabla 3.2

Estadísticos básicos de las variables analizadas con el paquete SPSS

Variable	Media	Desviación típica	N
BIO_1	8.66489	4.373253	146751
BIO_2	16.05842	0.502680	146751
BIO_3	76.66828	1.190296	146751
BIO_4	1049.39318	101.179960	146751
BIO_5	18.20461	4.446062	146751
BIO_6	-2.61416	4.618563	146751
BIO_7	20.81877	0.807698	146751
BIO_8	9.41630	4.200515	146751
BIO_9	7.09453	4.442795	146751
BIO_10	9.62634	4.364400	146751
BIO_11	7.00559	4.467698	146751
BIO_12	827.11107	128.350090	146751
BIO_13	170.66898	24.162961	146751
BIO_14	7.15104	5.014538	146751
BIO_15	85.76784	12.872203	146751
BIO_16	487.35923	63.868762	146751
BIO_17	33.80763	20.790490	146751
BIO_18	367.16027	147.568422	146751
BIO_19	34.82655	21.522758	146751
PP	68.93502	10.698676	146751
TMAX	16.71896	4.356628	146751
TMEAN	8.66610	4.370609	146751
TMIN	0.66316	4.397886	146751
Elevación	3386.773	1008.889	146751
Orientación	106.014	106.014	146751
Slope	17.424	12.347	146751

**SPSS: Paquete Estadístico para las Ciencias Sociales, software estadístico.*

Es importante considerar la desviación estándar junto con otras métricas de importancia de variables y realizar un análisis completo para comprender mejor la contribución de cada variable en la distribución geográfica de las especies. Además, es necesario evaluar la consistencia y robustez de los resultados utilizando métodos de validación cruzada y pruebas estadísticas adicionales.

Tabla 3.3

Análisis de colinealidad de variables para clima actual con el SPSS

Variables	Elevacion	Orientacion	BIO_1	BIO_2	BIO_3	BIO_4	BIO_5	BIO_6	BIO_7	BIO_8	BIO_9	BIO_10	BIO_11	BIO_12	BIO_13	BIO_14	BIO_15	BIO_16	BIO_17	BIO_18	BIO_19	PPm	TMAXm	TMEANm	TMNm	Slope
Elevacion	1																									
Orientacion	0.026294	1																								
BIO_1	-0.98358	-0.037629	1																							
BIO_2	0.400901	0.024458	-0.37	1																						
BIO_3	-0.70717	-0.02452	0.678	-0.51	1																					
BIO_4	0.400388	0.055851	-0.46	0.687	-0.62	1																				
BIO_5	-0.96792	-0.049859	0.987	-0.27	0.63	-0.4	1																			
BIO_6	-0.97971	-0.05104	0.99	-0.43	0.71	-0.51	0.985	1																		
BIO_7	0.558306	0.031743	-0.52	0.949	-0.74	0.76	-0.43	-0.58	1																	
BIO_8	-0.98944	-0.034733	0.997	-0.36	0.676	-0.41	0.984	0.986	-0.52	1																
BIO_9	-0.97694	-0.050833	0.992	-0.39	0.679	-0.49	0.992	0.998	-0.54	0.987	1															
BIO_10	-0.98029	-0.04787	0.992	-0.35	0.659	-0.43	0.996	0.994	-0.5	0.991	0.997	1														
BIO_11	-0.98039	-0.039195	0.998	-0.39	0.694	-0.49	0.983	0.992	-0.55	0.995	0.993	0.9897	1													
BIO_12	-0.47289	-0.029473	0.492	-0.49	0.518	-0.7	0.465	0.525	-0.55	0.465	0.513	0.4727	0.5152	1												
BIO_13	-0.06537	-0.001387	0.047	-0.11	0.3	-0.3	0.041	0.072	-0.18	0.036	0.053	0.0315	0.0594	0.7631	1											
BIO_14	-0.71509	-0.032893	0.738	-0.58	0.541	-0.67	0.707	0.758	-0.63	0.716	0.752	0.7227	0.7531	0.8869	0.4365	1										
BIO_15	0.444989	0.062395	-0.53	0.547	-0.33	0.83	-0.5	-0.56	0.535	-0.48	-0.56	-0.509	-0.556	-0.711	-0.188	-0.8	1									
BIO_16	-0.10394	-0.006711	0.093	-0.16	0.331	-0.38	0.084	0.121	-0.24	0.078	0.103	0.0749	0.1091	0.8053	0.9707	0.4967	-0.275	1								
BIO_17	-0.68689	-0.037249	0.715	-0.6	0.541	-0.72	0.681	0.74	-0.65	0.69	0.734	0.7002	0.7334	0.8924	0.429	0.9836	-0.821	0.5066	1							
BIO_18	0.196895	0.019794	-0.28	-0.16	0.17	-0.1	-0.31	-0.25	-0.17	-0.27	-0.28	-0.285	-0.269	0.3228	0.6897	0.0229	0.2303	0.6501	0.02	1						
BIO_19	-0.67656	-0.035881	0.707	-0.59	0.516	-0.71	0.675	0.73	-0.63	0.681	0.726	0.6912	0.7243	0.8856	0.4147	0.9852	-0.83	0.4944	0.9955	-0.009	1					
PPm	-0.47289	-0.029473	0.492	-0.49	0.518	-0.7	0.465	0.525	-0.55	0.465	0.513	0.4727	0.5152	1	0.7631	0.8869	-0.711	0.8053	0.8924	0.3228	0.8856	1				
TMAXm	-0.97941	-0.036956	0.997	-0.31	0.66	-0.42	0.991	0.984	-0.48	0.997	0.989	0.9912	0.9957	0.4721	0.0409	0.7169	-0.506	0.0854	0.6921	-0.294	0.6843	0.472	1			
TMEANm	-0.98362	-0.037625	0.999	-0.37	0.678	-0.46	0.986	0.99	-0.52	0.998	0.992	0.9917	0.999	0.4928	0.0469	0.738	-0.529	0.0938	0.7153	-0.277	0.7068	0.493	0.9982	1		
TMNm	-0.98432	-0.038136	0.997	-0.42	0.693	-0.49	0.979	0.992	-0.57	0.996	0.991	0.9888	0.9989	0.511	0.0524	0.7557	-0.55	0.1015	0.735	-0.261	0.7258	0.511	0.9931	0.99835	1	
Slope	-0.29937	0.010849	0.348	-0.04	0.159	-0.2	0.356	0.339	-0.1	0.335	0.351	0.3509	0.3497	0.0836	-0.172	0.2235	-0.284	-0.15	0.2341	-0.338	0.2315	0.084	0.3524	0.34744	0.3415	1

** : La correlación es significativa al nivel 0.01 (bilateral).

* : La correlación es significante al nivel 0.05 (bilateral).

■ Estas variables no están correlacionadas y por tanto se incluyen en el modelado.

El análisis de colinealidad es una técnica utilizada para identificar la existencia de relaciones lineales fuertes entre las variables independientes en un modelo. En este caso, se realizó un análisis de colinealidad para las condiciones climáticas actuales con el objetivo de inferir la distribución geográfica de 9 especies priorizadas utilizando el principio de máxima entropía.

El resultado del análisis de colinealidad indica que 11 variables: elevación, orientación, Bio_2, Bio_3, Bio_4, Bio_7, Bio_12, Bio_13, Bio_14, Bio_15 y pendiente, fueron seleccionadas para el modelado. Esto implica que estas variables presentan una baja correlación entre sí, lo que permite su inclusión en el modelo sin problemas de multicolinealidad.

La selección de estas variables se basa en su capacidad para explicar la distribución geográfica de las especies priorizadas. Cada una de estas variables representa un aspecto del entorno físico y bioclimático que puede influir en la presencia y abundancia de las especies estudiadas. Al incluir estas variables en el modelo, se espera capturar de manera adecuada las condiciones ambientales que favorecen la presencia de las especies y, por lo tanto, mejorar la precisión en la predicción de su distribución geográfica.

c) Obtención de variables sintéticos con el Análisis de Componentes Principales

El ACP se aplica para el modelado utilizando la distancia de Mahalanobis, la eficiencia de este modelo exige que las variables de entrada estén no correlacionadas o no colineales. A diferencia del modelo MaxEnt, en Mahalanobis, evaluar la colinealidad de 26 variables no es tan fácil, una alternativa recomendable es construir variables sintéticas mediante el ACP.

El objetivo del ACP es resumir un grupo amplio de variables en un nuevo conjunto más pequeño sin perder una parte significativa de la información original. En el caso del estudio, los primeros componentes resultantes del análisis acopian información común a las distintas variables (la estable), mientras los últimos componentes brindan la información no común (el cambio) que es lo que importa en estudios multitemporales. En este caso, reemplazando las 26 variables por los pocos componentes, se reduce la dimensionalidad del problema, pero conservando casi la totalidad de la información. Las tablas que se muestran a continuación son el resultado del ACP con el programa IDRISI Selva.

Tabla 3.4

Matriz de varianza y covarianza del ACP para condiciones de clima actual

VAR/ COVAR	Elevación	Orientación	BIO_1	BIO_2	BIO_3	BIO_4	BIO_5	BIO_6	BIO_7	BIO_8
Elevación	1016950.84	2810.30	-5707.51	294.70	-1227.91	74785.54	-5543.57	-6225.06	681.50	-5515.63
Orientación	2810.30	11233.26	-22.95	1.89	-4.47	1096.40	-30.01	-34.08	4.07	-20.35
BIO_1	-5707.51	-22.95	33.11	-1.55	6.71	-485.61	32.24	35.90	-3.65	31.71
BIO_2	294.70	1.89	-1.55	0.53	-0.64	92.72	-1.12	-1.96	0.84	-1.45
BIO_3	-1227.91	-4.47	6.71	-0.64	2.96	-196.78	6.16	7.70	-1.54	6.43
BIO_4	74785.54	1096.40	-485.61	92.72	-196.78	34306.23	-424.27	-594.64	170.38	-421.89
BIO_5	-5543.57	-30.01	32.24	-1.12	6.16	-424.27	32.26	35.25	-2.99	30.89
BIO_6	-6225.06	-34.08	35.90	-1.96	7.70	-594.64	35.25	39.70	-4.46	34.34
BIO_7	681.50	4.07	-3.65	0.84	-1.54	170.38	-2.99	-4.46	1.47	-3.45
BIO_8	-5515.63	-20.35	31.71	-1.45	6.43	-421.89	30.89	34.34	-3.45	30.56
BIO_9	-5862.76	-32.06	33.97	-1.68	6.96	-538.17	33.51	37.43	-3.91	32.48
BIO_10	-5665.70	-29.08	32.71	-1.44	6.50	-452.76	32.41	35.90	-3.49	31.38
BIO_11	-5895.31	-24.77	34.24	-1.71	7.12	-544.26	33.30	37.26	-3.96	32.80
BIO_12	-124865.84	-817.93	742.03	-92.90	233.32	-34054.49	691.99	866.77	-174.78	672.70
BIO_13	-2340.71	-5.22	9.51	-2.80	18.34	-1944.29	8.29	16.07	-7.78	7.01
BIO_14	-5899.74	-28.52	34.72	-3.44	7.62	-1016.01	32.87	39.08	-6.21	32.39
BIO_15	9118.99	134.38	-61.87	8.10	-11.44	3122.55	-58.27	-71.44	13.16	-54.40
BIO_16	-10377.93	-70.42	53.23	-11.80	56.38	-6989.46	47.03	75.56	-28.52	42.87
BIO_17	-23698.53	-135.07	140.77	-15.09	31.89	-4568.97	132.40	159.51	-27.11	130.53
BIO_18	27445.24	289.98	-220.56	-15.82	40.39	-13.99	-243.93	-214.86	-29.06	-203.06
BIO_19	-23434.18	-130.62	139.64	-14.79	30.50	-4517.05	131.67	158.00	-26.34	129.36
PPmm	-10405.49	-68.16	61.84	-7.74	19.44	-2837.87	57.67	72.23	-14.56	56.06
TMAXmm	-5561.78	-22.06	32.31	-1.29	6.40	-439.60	31.68	34.92	-3.24	31.03
TMEANmm	-5707.86	-22.95	33.08	-1.55	6.72	-485.66	32.24	35.89	-3.65	31.75
TMINmm	-5853.99	-23.84	33.84	-1.81	7.04	-531.75	32.79	36.86	-4.06	32.47
Slope	-3627.29	13.82	24.03	-0.37	3.28	-444.83	24.29	25.70	-1.41	22.24

*ACP: Análisis de Componentes Principales

El resultado del APC es una matriz de vectores propios que permiten calcular los valores de cada componente a partir de las variables originales. Estos valores y vectores propios pueden obtenerse a partir de la matriz de correlaciones o de la matriz de covarianzas. En el primer caso (Tabla 3.4) el efecto producido es una estandarización de los datos que resulta adecuada cuando estos no están medidos en las mismas unidades. En la teledetección se usa la matriz de correlaciones cuando se trabaja con números digitales y de covarianzas y cuando se trabaja con reflectividades.

Tabla 3.5

Matriz de correlación del ACP para condiciones de clima actual

COR.	Elevación	Orientación	BIO_1	BIO_2	BIO_3	BIO_4	BIO_5	BIO_6	BIO_7	BIO_8
Elevación	1	0.026	-0.984	0.401	-0.707	0.400	-0.968	-0.980	0.558	-0.989
Orientación	0.026	1	-0.038	0.0245	-0.025	0.056	-0.050	-0.051	0.032	-0.035
BIO_1	-0.984	-0.038	1	-0.3694	0.678	-0.456	0.987	0.990	-0.524	0.997
BIO_2	0.401	0.024	-0.369	1	-0.509	0.687	-0.271	-0.427	0.949	-0.360
BIO_3	-0.707	-0.025	0.678	-0.509	1	-0.617	0.630	0.710	-0.740	0.676
BIO_4	0.400	0.056	-0.456	0.687	-0.617	1	-0.403	-0.510	0.760	-0.412
BIO_5	-0.968	-0.050	0.987	-0.271	0.630	-0.403	1	0.985	-0.435	0.984
BIO_6	-0.980	-0.051	0.990	-0.427	0.710	-0.510	0.985	1	-0.584	0.986
BIO_7	0.558	0.032	-0.524	0.949	-0.740	0.760	-0.435	-0.584	1	-0.515
BIO_8	-0.989	-0.035	0.997	-0.360	0.676	-0.412	0.984	0.986	-0.515	1
BIO_9	-0.977	-0.051	0.992	-0.388	0.679	-0.488	0.992	0.998	-0.543	0.987
BIO_10	-0.980	-0.048	0.992	-0.346	0.659	-0.427	0.996	0.994	-0.503	0.991
BIO_11	-0.980	-0.039	0.998	-0.393	0.694	-0.493	0.983	0.992	-0.549	0.995
BIO_12	-0.473	-0.029	0.492	-0.487	0.518	-0.702	0.465	0.525	-0.551	0.465
BIO_13	-0.065	-0.001	0.047	-0.108	0.300	-0.296	0.041	0.072	-0.181	0.036
BIO_14	-0.715	-0.033	0.738	-0.576	0.541	-0.670	0.707	0.758	-0.627	0.716
BIO_15	0.445	0.062	-0.529	0.547	-0.327	0.830	-0.505	-0.558	0.535	-0.484
BIO_16	-0.104	-0.007	0.093	-0.164	0.331	-0.381	0.084	0.121	-0.238	0.078
BIO_17	-0.687	-0.037	0.715	-0.605	0.541	-0.721	0.681	0.740	-0.655	0.690
BIO_18	0.197	0.020	-0.277	-0.157	0.170	-0.001	-0.311	-0.247	-0.174	-0.266
BIO_19	-0.677	-0.036	0.707	-0.591	0.516	-0.710	0.675	0.730	-0.633	0.681
PPmm	-0.473	-0.029	0.492	-0.487	0.518	-0.702	0.465	0.525	-0.551	0.465
TMAXmm	-0.979	-0.037	0.997	-0.314	0.660	-0.421	0.991	0.984	-0.475	0.997
TMEANmm	-0.984	-0.038	0.999	-0.369	0.678	-0.456	0.986	0.990	-0.524	0.998
TMINmm	-0.984	-0.038	0.997	-0.421	0.693	-0.487	0.979	0.992	-0.569	0.996
Slope	-0.299	0.011	0.348	-0.042	0.159	-0.200	0.356	0.339	-0.097	0.335

Del total de combinaciones lineales factibles, los componentes principales son aquellas que no están correlacionadas y tienen máxima varianza. Con respecto a la matriz de correlación (Tabla 3.5), la elevación está correlacionado con BIO_1, BIO_5, BIO_6, BIO_8, BIO_9, BIO_10, BIO_11, TMEAN, TMAX y TMIN por lo tanto se debería excluir del análisis, no obstante, se ha dejado porque estas variables se comportan de manera diferente, pero también tienen alta varianza/covarianza por tanto se deja, las demás variables no están correlacionadas participan en el análisis.

Tabla 3.6*Matriz de vectores propios de componentes del ACP para condiciones de clima actual*

COMPONENT	1C	2C	3C	4C	5C	6C	7C	8C	9C	10C
% VAR.	89.429	6.865	1.905	0.959	0.700	0.114	0.013	0.010	0.004	0.002
EIGENVAL.	1041857.235	79973.492	22189.201	11173.865	8152.429	1324.447	149.007	117.441	41.908	24.393
EIGENVEC.1	0.9872	0.1391	-0.0607	0.0040	0.0406	-0.0212	0.0047	0.0023	0.0038	0.0017
EIGENVEC.2	0.0029	-0.0101	0.0659	0.9972	-0.0349	0.0025	0.0005	-0.0030	-0.0030	0.0006
EIGENVEC.3	-0.0056	-0.0002	-0.0037	0.0000	0.0034	0.0024	0.0000	0.0133	-0.0378	0.0009
EIGENVEC.4	0.0003	-0.0010	0.0013	-0.0001	0.0032	0.0069	-0.0095	0.0074	-0.0149	-0.0103
EIGENVEC.5	-0.0012	0.0016	-0.0003	-0.0001	-0.0080	0.0084	-0.0189	0.0011	0.0553	-0.0052
EIGENVEC.6	0.0781	-0.4275	0.6990	-0.0313	0.5498	-0.1304	0.0051	0.0063	-0.0402	-0.0210
EIGENVEC.7	-0.0054	-0.0009	-0.0031	-0.0007	0.0072	0.0077	-0.0081	0.0198	-0.0644	-0.0016
EIGENVEC.8	-0.0061	0.0008	-0.0050	-0.0007	0.0008	0.0015	0.0002	0.0112	-0.0285	0.0104
EIGENVEC.9	0.0007	-0.0017	0.0019	0.0000	0.0064	0.0062	-0.0083	0.0086	-0.0361	-0.0121
EIGENVEC.10	-0.0054	-0.0009	-0.0020	-0.0001	0.0028	0.0020	0.0007	0.0098	-0.0273	0.0034
EIGENVEC.11	-0.0057	0.0003	-0.0050	-0.0006	0.0034	0.0010	0.0000	0.0135	-0.0371	0.0000
EIGENVEC.12	-0.0055	-0.0007	-0.0032	-0.0007	0.0042	0.0007	-0.0013	0.0162	-0.0353	0.0035
EIGENVEC.13	-0.0057	0.0004	-0.0048	0.0000	0.0025	0.0020	-0.0012	0.0139	-0.0376	-0.0029
EIGENVEC.14	-0.1299	0.7826	0.0745	0.0205	0.4625	-0.2933	-0.2028	-0.0136	0.0209	-0.1264
EIGENVEC.15	-0.0032	0.1027	0.1109	-0.0059	0.0345	0.2483	-0.3870	0.0232	-0.0039	0.8733
EIGENVEC.16	-0.0059	0.0162	-0.0049	0.0014	0.0196	-0.0503	0.0874	-0.0043	-0.0094	0.0778
EIGENVEC.17	0.0094	-0.0395	0.0760	-0.0042	-0.0340	0.1043	-0.1916	-0.0390	0.9525	-0.1121
EIGENVEC.18	-0.0130	0.2987	0.2595	-0.0133	0.0878	0.8305	0.3444	0.0213	-0.0431	-0.1553
EIGENVEC.19	-0.0239	0.0718	-0.0331	0.0057	0.0699	-0.1889	0.5521	0.0188	0.2044	0.3069
EIGENVEC.20	0.0249	0.2631	0.6397	-0.0628	-0.6758	-0.2395	0.0310	0.0233	-0.0340	-0.0049
EIGENVEC.21	-0.0236	0.0711	-0.0368	0.0068	0.0840	-0.1937	0.5825	-0.0117	0.1541	0.2876
EIGENVEC.22	-0.0108	0.0652	0.0062	0.0017	0.0385	-0.0244	-0.0169	-0.0011	0.0018	-0.0104
EIGENVEC.23	-0.0054	-0.0008	-0.0030	0.0000	0.0050	0.0059	-0.0043	0.0170	-0.0450	-0.0030
EIGENVEC.24	-0.0056	-0.0002	-0.0037	0.0000	0.0034	0.0024	0.0000	0.0132	-0.0383	0.0008
EIGENVEC.25	-0.0057	0.0003	-0.0043	0.0000	0.0018	-0.0011	0.0042	0.0095	-0.0313	0.0048
EIGENVEC.26	-0.0035	-0.0037	-0.0225	0.0053	0.0137	-0.0165	-0.0122	0.9970	0.0434	-0.0249

Los auto valores calculados a partir de la matriz de varianza/covarianza son: 1041857.235, 79973.492, 22189.201, 11173.865, 8152.429, 1324.447, 149.007, 117.441, 41.908, 24.393, etc. (hasta el componente N° 26). La varianza original asociada con cada uno de estos componentes, la proporción de varianza total explicada por cada uno de los componentes, resultó ser 89.429% para el primer componente; 6.865% para el segundo; 1.905% para el tercero, 0.959% para el cuarto; 0.7% para el quinto, 0.114% para el sexto, etc.

De acuerdo a estos porcentajes, los tres primeros componentes retienen o sintetizan el 97.49% de la varianza original de las imágenes, mientras que con el cuarto retienen en conjunto el 98.189% de la variabilidad total. Teniendo presente que el objetivo es reducir la dimensionalidad de los datos, se podría pensar que los 3 componentes o 4 componentes conservan casi la totalidad de la información.

Estos datos resultan de gran interés para decidir qué componentes principales son más interesantes, habitualmente los que mayor información original retengan.

Definitivamente, para poder interpretar el sentido de las nuevas variables se requiere conocer su relación con las originales. De igual forma, para calcular las ecuaciones que servirán para obtener las nuevas imágenes se precisa contar con los coeficientes de la transformación, estos dos aspectos pueden abordarse a partir de los autovectores.

El auto vector indica la ponderación que debe aplicarse a cada una de las variables originales para obtener el nuevo Componentes Principales (CP), es decir, equivale a los coeficientes de regresión en una transformación lineal estándar, siendo los índices de la imagen las variables independientes y los Componentes Principales (CP) las dependientes.

Tabla 3.7

Matriz formación de componentes principales para el clima actual

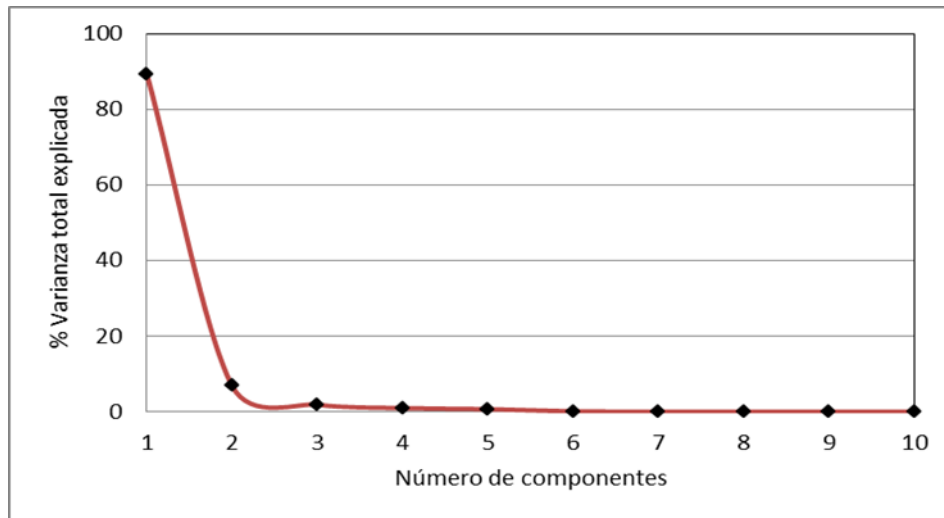
LOADING	1C	2C	3C	4C	5C	6C	7C	8C	9C	10C
Elevación	0.999	0.039	-0.009	0.000	0.004	-0.001	0.000	0.000	0.000	0.000
Orientación	0.028	-0.027	0.093	0.995	-0.030	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000
BIO_1	-0.985	-0.012	-0.095	0.000	0.053	0.015	0.000	0.025	-0.043	0.001
BIO_2	0.418	-0.400	0.261	-0.011	0.402	0.343	-0.158	0.111	-0.132	-0.070
BIO_3	-0.717	0.270	-0.026	-0.007	-0.420	0.177	-0.134	0.007	0.208	-0.015
BIO_4	0.430	-0.653	0.562	-0.018	0.268	-0.026	0.000	0.000	-0.001	-0.001
BIO_5	-0.968	-0.045	-0.081	-0.013	0.114	0.049	-0.017	0.038	-0.073	-0.001
BIO_6	-0.983	0.037	-0.117	-0.012	0.012	0.009	0.000	0.019	-0.029	0.008
BIO_7	0.575	-0.401	0.228	-0.002	0.475	0.185	-0.083	0.077	-0.193	-0.049
BIO_8	-0.989	-0.048	-0.054	-0.002	0.046	0.013	0.001	0.019	-0.032	0.003
BIO_9	-0.980	0.017	-0.125	-0.010	0.052	0.006	0.000	0.025	-0.040	0.000
BIO_10	-0.981	-0.036	-0.082	-0.012	0.066	0.004	-0.003	0.031	-0.040	0.003
BIO_11	-0.983	0.020	-0.119	0.001	0.038	0.012	-0.002	0.025	-0.041	-0.002
BIO_12	-0.506	0.845	0.042	0.008	0.160	-0.041	-0.009	-0.001	0.001	-0.002
BIO_13	-0.093	0.818	0.465	-0.018	0.088	0.254	-0.133	0.007	-0.001	0.121
BIO_14	-0.739	0.561	-0.089	0.018	0.216	-0.224	0.130	-0.006	-0.007	0.047
BIO_15	0.472	-0.549	0.557	-0.022	-0.151	0.187	-0.115	-0.021	0.303	-0.027
BIO_16	-0.134	0.853	0.390	-0.014	0.080	0.305	0.042	0.002	-0.003	-0.008
BIO_17	-0.713	0.594	-0.144	0.018	0.184	-0.201	0.197	0.006	0.039	0.044
BIO_18	0.184	0.538	0.689	-0.048	-0.441	-0.063	0.003	0.002	-0.002	0.000
BIO_19	-0.702	0.585	-0.160	0.021	0.221	-0.205	0.207	-0.004	0.029	0.041
PPmm	-0.506	0.845	0.042	0.008	0.160	-0.041	-0.009	-0.001	0.001	-0.002
TMAXmm	-0.980	-0.038	-0.081	-0.001	0.080	0.038	-0.009	0.033	-0.052	-0.003
TMEANmm	-0.985	-0.012	-0.095	0.000	0.053	0.015	0.000	0.025	-0.043	0.001
TMINmm	-0.987	0.013	-0.109	0.001	0.027	-0.007	0.009	0.017	-0.034	0.004
Slope	-0.299	-0.088	-0.279	0.046	0.103	-0.050	-0.012	0.899	0.023	-0.010

Para la selección de los componentes principales se consideran los siguientes criterios:

- Si se grafican los porcentajes de la variación total explicada por cada componente, o equivalentemente los auto valores, y se consideran los componentes anteriores al punto de inflexión de la curva, se retendrían los 3 primeros componentes. A partir del componente 4 hasta el 26, las varianzas son menos significativas como se puede apreciar en la siguiente figura.

Figura 3.10

Porcentaje de la varianza total explicada



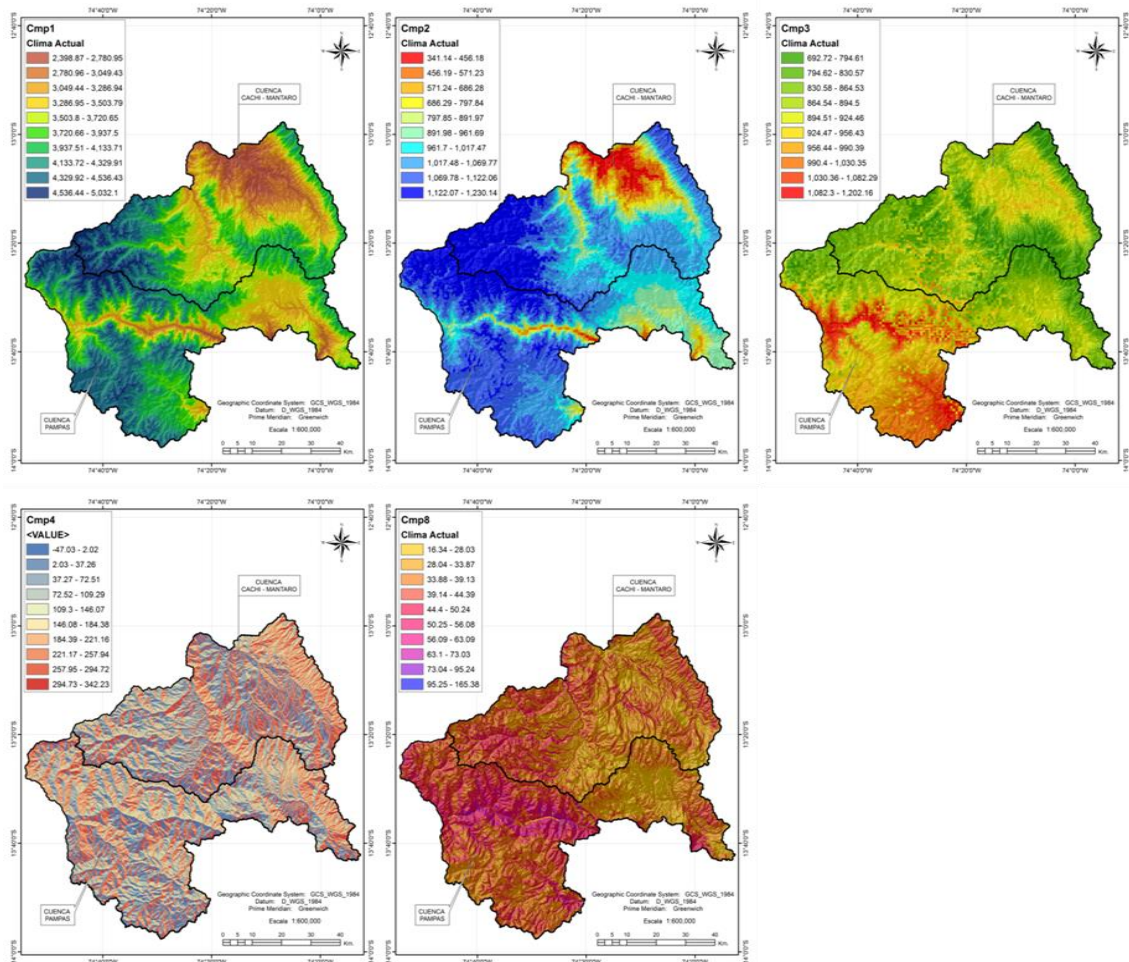
- b) Si se consideran los componentes cuyos autovalores son mayores al promedio (en este caso 44808.288) solamente se deberían retener dos componentes ($\lambda=1041857.235$ y $\lambda=79973.492$) y del tercer componente en adelante se debería descartar.
- c) Para examinar las correlaciones entre las imágenes originales y los componentes se calculan los coeficientes de correlación; por ejemplo, entre el componente 1 y la elevación es 0.999. Éste y los restantes se presentan en la sección LOADING. De esta tabla se puede concluir que la pendiente es la que más contribuyen al componente 8 ($r=0.899$), la orientación tiene el mayor aporte ($r=0.995$) en el componente 4, mientras que estacionalidad de la precipitación (como coeficiente de variación) (BIO_15) y la precipitación del trimestre más húmedo (BIO_16) tienen mayor contribución en el componente 3. Toda la contribución de las variables están en el componente 2 ($r=0.845$ y $r=0.653$) y 3 ($r=0.999$ y $r=0.418$); por otro lado, tiene poca correlación con las restantes variables en cada componente. Los valores pequeños de los coeficientes de correlación del componente 4 en adelante, indican que sólo deberían incluirse los componentes 1, 2, 3, 4 y 8.

Finalmente, de acuerdo a los 3 criterios se eligieron los componentes 1, 2, 3, 4 y 8; de esta manera para el clima actual se ha establecido 5 factores o variables sintéticos, siendo el primer factor gradiente altitud climática (Cmp1), el segundo factor estacionalidad

climática de meses lluviosos (Cmp2), el tercer factor la variación de precipitación de meses más cálidos (Cmp3), el cuarto factor el efecto de orientación de laderas (Cmp4) y el quinto factor es la pendiente de laderas (Cmp8). Para el clima actual los factores sintéticos definidos se visualizan en la siguiente figura.

Figura 3.11

Factores sintéticos para el clima actual obtenidos mediante ACP



*ACP: Analisis de Componentes Principales.

Para el año 2050, escenario A2a (es la situación más pesimista, continua todo como hasta ahora), en base a los criterios antes señalados se seleccionaron los componentes 1, 2, 3, 4, 5 y 8. Los autovalores para estos componentes son: 1058293.2, 100733.175, 11408.7657, 10188.4137, 2389.47859 y 123.2662. Asimismo, la proporción de varianza explicada para el primer componente es 89.226%, 8.49% para el segundo componente, 0.962% para el tercer componente, 0.859% para el cuarto componente, 0.201% para el quinto componente y 0.01% para el componente 8. Es decir, los 6 primeros componentes retienen el 99.752% de la varianza original de las 26 imágenes.

De esta manera para el escenario A2a del año 2050 se ha establecido 6 variables sintéticos, de los cuales, el primer factor es el gradiente altitud-temperatura (1C), el segundo factor es la variación y estacionalidad de la precipitación (2C), el tercer factor es el efecto de orientación de laderas (3C), el cuarto factor es el rango diurno y anual de temperaturas (4C), el quinto factor es la isothermicidad (5C) y el sexto factor es a pendiente de laderas (8C). En el siguiente cuadro, se muestra el resultado del análisis de componentes:

Tabla 3.8

Matriz de varianza y covarianza del ACP para el escenario A2a del año 2050

VAR/COVAR	BIO1_A2A_	BIO2_A2A	BIO3_A2A	BIO4_A2A_	BIO5_A2A_	BIO6_A2A_	BIO7_A2A	BIO8_A2A_
	50	_50	_50	50	50	50	_50	50
BIO1_A2A_50	32.99490	-1.64649	0.68184	-281.24615	32.73379	34.92214	-2.18835	32.48799
BIO2_A2A_50	-1.64649	0.55049	-0.41762	87.38295	-1.31105	-2.10119	0.79014	-1.57435
BIO3_A2A_50	0.68184	-0.41762	3.24221	-139.43404	0.21560	1.52506	-1.30946	0.72066
BIO4_A2A_50	-281.24615	87.38295	-139.43404	24184.3336	-225.68117	-370.47564	144.79446	-252.15033
BIO5_A2A_50	32.73379	-1.31105	0.21560	-225.68117	32.77605	34.42823	-1.65218	32.25322
BIO6_A2A_50	34.92214	-2.10119	1.52506	-370.47564	34.42823	37.39381	-2.96558	34.35958
BIO7_A2A_50	-2.18835	0.79014	-1.30946	144.79446	-1.65218	-2.96558	1.31340	-2.10636
BIO8_A2A_50	32.48799	-1.57435	0.72066	-252.15033	32.25322	34.35958	-2.10636	32.08484
BIO9_A2A_50	34.00960	-1.77980	0.81329	-316.78083	33.73986	36.12706	-2.38720	33.45822
BIO10_A2A_50	33.31032	-1.56578	0.40546	-258.42290	33.18303	35.20037	-2.01734	32.81546
BIO11_A2A_50	34.08565	-1.80004	0.87198	-324.07577	33.75323	36.18174	-2.42851	33.52495
BIO12_A2A_50	1022.68353	-126.78433	150.23555	-35844.1152	959.26893	1154.69308	-195.42414	982.95745
BIO13_A2A_50	53.39648	-7.89878	26.20553	-3257.42805	47.45087	63.84200	-16.39113	51.25911
BIO14_A2A_50	34.78760	-3.70993	1.71296	-773.93347	33.12640	38.15017	-5.02377	33.85612
BIO15_A2A_50	-42.65133	6.30744	3.69824	1863.47982	-40.29769	-47.28239	6.98470	-38.88057
BIO16_A2A_50	177.31791	-28.95838	75.27668	-9780.33537	158.24617	213.27755	-55.03138	170.53860
BIO17_A2A_50	178.41718	-20.87697	11.44705	-4406.81256	168.86288	197.70066	-28.83778	173.43406
BIO18_A2A_50	354.87054	-42.71395	77.55680	-11330.6433	332.71956	405.30244	-72.58288	347.36861
BIO19_A2A_50	214.57308	-23.01856	15.27895	-5174.89065	204.62195	237.07063	-32.44867	208.72405
Elevación	-5690.7656	316.78890	-263.24952	45574.47707	-5612.76791	-6065.90485	453.13693	-5629.87841
Orientación	-23.23695	2.27078	1.17231	820.95279	-21.33852	-23.96493	2.62641	-21.19524
PP_A2A_50	85.87322	-10.56860	12.36627	-2978.38845	80.60715	96.85988	-16.25272	82.58402
Slope	23.81233	-0.52203	-3.22146	-127.11418	24.43641	24.30581	0.13060	23.02149
TMAX_A2A_50	31.96119	-1.37758	0.43318	-239.31350	31.86809	33.66005	-1.79196	31.48955
TMEANA2A_50	32.99609	-1.64659	0.68158	-281.26538	32.73582	34.92423	-2.18841	32.48997
TMIN_A2A_50	33.62213	-1.92163	0.85367	-326.17937	33.19961	35.77425	-2.57464	33.07772

** ACP: Análisis de Componentes Principales.

*: A2a: Escenario más pesimista (continua todo como ahora).

Tabla 3.9

Matriz de correlación del ACP para el escenario A2a del año 2050

COR.MATRIX	BIO1_A2A_50	BIO2_A2A_50	BIO3_A2A_50	BIO4_A2A_50	BIO5_A2A_50	BIO6_A2A_50	BIO7_A2A_50	BIO8_A2A_50
BIO1_A2A_50	1	-0.386333	0.065923	-0.314844	0.995393	0.994209	-0.332425	0.998503
BIO2_A2A_50	-0.386333	1	-0.312595	0.757332	-0.308651	-0.463118	0.929247	-0.37461
BIO3_A2A_50	0.065923	-0.312595	1	-0.497945	0.020914	0.138505	-0.634563	0.070658
BIO4_A2A_50	-0.314844	0.757332	-0.497945	1	-0.253484	-0.389576	0.812431	-0.286248
BIO5_A2A_50	0.995393	-0.308651	0.020914	-0.253484	1	0.983414	-0.251815	0.994592
BIO6_A2A_50	0.994209	-0.463118	0.138505	-0.389576	0.983414	1	-0.423167	0.991969
BIO7_A2A_50	-0.332425	0.929247	-0.634563	0.812431	-0.251815	-0.423167	1	-0.324477
BIO8_A2A_50	0.998503	-0.37461	0.070658	-0.286248	0.994592	0.991969	-0.324477	1
BIO9_A2A_50	0.998555	-0.404569	0.076176	-0.343547	0.993937	0.996384	-0.351304	0.996201
BIO10_A2A_50	0.998484	-0.363364	0.038771	-0.286121	0.997984	0.991135	-0.303086	0.997503
BIO11_A2A_50	0.999081	-0.408472	0.081534	-0.350859	0.992635	0.99619	-0.356775	0.996485
BIO12_A2A_50	0.555625	-0.533282	0.260385	-0.719308	0.522909	0.589292	-0.532162	0.541563
BIO13_A2A_50	0.232562	-0.26634	0.364101	-0.524031	0.207355	0.26119	-0.357816	0.226397
BIO14_A2A_50	0.738396	-0.609651	0.115989	-0.606771	0.705479	0.76065	-0.534465	0.728745
BIO15_A2A_50	-0.441125	0.505048	0.122019	0.711886	-0.418172	-0.459359	0.362078	-0.407789
BIO16_A2A_50	0.312049	-0.394543	0.422604	-0.635741	0.279414	0.352565	-0.485406	0.304345
BIO17_A2A_50	0.723084	-0.655044	0.147996	-0.65968	0.686644	0.752634	-0.585786	0.712788
BIO18_A2A_50	0.570169	-0.531317	0.397517	-0.672426	0.536361	0.611697	-0.584511	0.565975
BIO19_A2A_50	0.556043	-0.461808	0.126308	-0.495325	0.532023	0.577078	-0.421458	0.548503
Elevación	-0.98242	0.423396	-0.144976	0.290606	-0.972185	-0.983662	0.392086	-0.985596
Orientación	-0.038168	0.028877	0.006143	0.049808	-0.035167	-0.036976	0.021623	-0.035305
PP_A2A_50	0.558849	-0.532481	0.256731	-0.715936	0.526327	0.592112	-0.530136	0.545012
Slope	0.34503	-0.05856	-0.148905	-0.068031	0.355253	0.330817	0.009485	0.338269
TMAX_A2A_50	0.990415	-0.330493	0.042822	-0.273916	0.990821	0.979789	-0.278322	0.989542
TMEANA2A_50	0.999987	-0.386338	0.065895	-0.314851	0.995407	0.99422	-0.332419	0.998515
TMIN_A2A_50	0.990957	-0.438479	0.080264	-0.355093	0.981765	0.99043	-0.380339	0.988641

Tabla 3.10

Matriz de vectores propios de componentes para el escenario A2a del año 2050

COMPONEN	1C	2C	3C	4C	5C	6C	7C	8C
% VAR.	89.225944	8.492932	0.961886	0.858997	0.20146	0.129491	0.101822	0.010393
EIGENVAL.	1058293.2	100733.175	11408.7657	10188.4137	2389.47859	1535.87356	1207.68771	123.266256
EIGENVEC.1	-0.005491	-0.000315	-0.000542	-0.000356	0.006401	-0.006719	0.006881	0.020371
EIGENVEC.2	0.000324	-0.000938	0.001393	-0.003568	-0.000971	-0.001395	-0.001862	0.004224
EIGENVEC.3	-0.000284	0.001625	-0.001961	0.006307	-0.017831	0.015256	-0.010286	-0.015188
EIGENVEC.4	0.050775	-0.352676	0.35773	-0.855224	0.021684	-0.058747	0.083239	0.002345
EIGENVEC.5	-0.005403	-0.001001	0.0005	-0.002869	0.007138	-0.008714	0.007434	0.025324
EIGENVEC.6	-0.00587	0.000592	-0.001761	0.003226	0.003894	-0.003083	0.00721	0.016801
EIGENVEC.7	0.000468	-0.001593	0.002264	-0.006095	0.003243	-0.005621	0.000224	0.00857
EIGENVEC.8	-0.005425	-0.00067	0.000081	-0.00158	0.004357	-0.004542	0.007686	0.01729
EIGENVEC.9	-0.005664	0.000221	-0.000759	0.000394	0.007236	-0.00703	0.008432	0.021063
EIGENVEC.10	-0.005527	-0.000701	-0.00003	-0.001333	0.00748	-0.007621	0.009818	0.023838
EIGENVEC.11	-0.005672	0.000298	-0.001019	0.000737	0.006641	-0.006556	0.008169	0.022232
EIGENVEC.12	-0.179164	0.818577	0.113372	-0.270195	0.230656	-0.34838	0.037182	-0.039903
EIGENVEC.13	-0.010891	0.105177	0.047663	-0.105516	-0.153386	0.110253	-0.301446	-0.070932
EIGENVEC.14	-0.006003	0.014744	0.002678	-0.006484	0.028176	-0.010432	0.027265	-0.008979
EIGENVEC.15	0.006363	-0.033055	0.020582	-0.033403	-0.132491	0.15116	-0.064025	-0.067113
EIGENVEC.16	-0.034461	0.265817	0.075107	-0.151891	-0.436586	0.3477	-0.61674	0.155257
EIGENVEC.17	-0.030794	0.081689	0.004918	-0.012066	0.132459	-0.021633	0.155754	0.10093
EIGENVEC.18	-0.063482	0.241922	0.047122	-0.054383	-0.560873	0.352217	0.693996	-0.027087
EIGENVEC.19	-0.03715	0.108228	0.028069	-0.06708	0.615224	0.769658	0.047963	-0.015467
EIGENVEC.20	0.978277	0.202478	0.006913	-0.019357	0.016945	0.002247	0.030524	0.002974
EIGENVEC.21	0.002885	-0.008461	0.920683	0.389461	0.01852	-0.012816	-0.007705	-0.002193
EIGENVEC.22	-0.015017	0.067261	0.008665	-0.020526	0.020508	-0.027303	0.00321	-0.007594
EIGENVEC.23	-0.003458	-0.002497	0.000161	0.004876	0.037869	-0.025469	0.075537	0.97399
EIGENVEC.24	-0.005317	-0.000723	-0.000456	-0.00239	0.006082	-0.007609	0.006332	0.023327
EIGENVEC.25	-0.005491	-0.000316	-0.000542	-0.000353	0.006405	-0.006723	0.006881	0.020413
EIGENVEC.26	-0.005643	0.000209	-0.001834	0.001131	0.007066	-0.006184	0.008187	0.019175

Tabla 3.11.*Formación de componentes principales para escenario A2a del año 2050*

OADING	1C	2C	3C	4C	5C	6C	7C	8C
BIO1_A2A_50	-0.983406	-0.017421	-0.010076	-0.00625	0.054475	-0.045839	0.04163	0.039373
BIO2_A2A_50	0.448962	-0.40133	0.20054	-0.485387	-0.063977	-0.073677	-0.087204	0.06321
BIO3_A2A_50	-0.1622	0.286467	-0.116331	0.353538	-0.484059	0.332053	-0.198521	-0.093651
BIO4_A2A_50	0.335878	-0.719772	0.245702	-0.555094	0.006816	-0.014805	0.018601	0.000167
BIO5_A2A_50	-0.970827	-0.055509	0.009332	-0.050586	0.060945	-0.059651	0.045125	0.049112
BIO6_A2A_50	-0.987575	0.030723	-0.030764	0.053244	0.03113	-0.019757	0.040972	0.030503
BIO7_A2A_50	0.419764	-0.441211	0.21102	-0.536841	0.138331	-0.192203	0.006806	0.083027
BIO8_A2A_50	-0.985348	-0.037528	0.001535	-0.028157	0.037602	-0.031427	0.047154	0.03389
BIO9_A2A_50	-0.982642	0.011853	-0.01368	0.006711	0.059651	-0.046466	0.04942	0.03944
BIO10_A2A_50	-0.97901	-0.03832	-0.000556	-0.023164	0.062954	-0.051425	0.058747	0.045571
BIO11_A2A_50	-0.982419	0.015898	-0.01833	0.012523	0.054655	-0.04326	0.047795	0.041557
BIO12_A2A_50	-0.575199	0.810793	0.037791	-0.085113	0.035187	-0.042608	0.004033	-0.001383
BIO13_A2A_50	-0.28031	0.835135	0.127366	-0.266454	-0.18758	0.108098	-0.262081	-0.019702
BIO14_A2A_50	-0.752996	0.570539	0.034874	-0.079795	0.167928	-0.049844	0.115526	-0.012155
BIO15_A2A_50	0.388865	-0.623276	0.130602	-0.200304	-0.384762	0.351939	-0.132183	-0.044267
BIO16_A2A_50	-0.35836	0.85283	0.081095	-0.154981	-0.215732	0.137745	-0.216657	0.017425
BIO17_A2A_50	-0.73746	0.603568	0.012228	-0.028352	0.150734	-0.019736	0.126006	0.026087
BIO18_A2A_50	-0.602711	0.708628	0.046451	-0.050661	-0.253031	0.127393	0.222582	-0.002775
BIO19_A2A_50	-0.568879	0.51131	0.044627	-0.100787	0.447652	0.448985	0.024811	-0.002556
Elevación	0.997964	0.063726	0.000732	-0.001938	0.000821	0.000087	0.001052	0.000033
Orientación	0.028	-0.025336	0.927847	0.370907	0.008542	-0.004739	-0.002526	-0.00023
PP_A2A_50	-0.577504	0.798017	0.034598	-0.07745	0.037475	-0.039999	0.00417	-0.003152
Slope	-0.296063	-0.065965	0.001431	0.04096	0.154069	-0.083074	0.218482	0.900025
TMAX_A2A_50	-0.973636	-0.040874	-0.008661	-0.042944	0.052918	-0.053081	0.039171	0.046101
TMEANA2A_50	-0.983414	-0.017451	-0.010084	-0.00621	0.054505	-0.045864	0.041627	0.039453
TMIN_A2A_50	-0.982879	0.011255	-0.033161	0.019326	0.05848	-0.041027	0.048169	0.036042

Finalmente, para el escenario B2a (supone que las personas tomamos conciencia y reducimos los niveles de emisión, habrá una evolución en la protección del medio ambiente) del año 2050 se seleccionaron los componentes 1, 2, 3, 4, 5 y 7. La proporción de varianza explicada para el primer componente es 89.903%, 6.695% para el segundo componente, 1.411% para el tercer componente, 0.975% para el cuarto componente, 0.791% para el quinto componente y 0.01% para el componente 7. Estos componentes retienen el 99.787% de la varianza original de las 26 variables.

Las variables sintéticos para el modelamiento de las áreas de distribución geográfica potencial de las especies priorizadas han sido nominadas de la siguiente manera: el primer factor como el gradiente altitud-temperatura (1C), el segundo factor es la variación y estacionalidad de la precipitación (2C), el tercer factor es la estacionalidad y el rango diurno-anual de temperaturas (3C), el cuarto factor como el efecto de orientación de laderas (4C), el quinto factor es la isothermicidad y precipitación del trimestre más cálido (5C) y el último factor es el efecto de pendiente de laderas(7C). El resultado del Análisis de Componentes Principales (ACP) para el escenario optimista_B2a (evolución hacia la protección del ambiente) para el año 2050 se muestra a continuación:

Tabla 3.12

Matriz de varianza y covarianza del ACP para el escenario B2a del año 2050

VAR/COVAR	BIO_1_B2A	BIO_2_B2A	BIO_3_B2a	BIO_4_B2a	BIO_5_B2A	BIO_6_B2A	BIO_7_B2A	BIO_8_B2a
	50	50	50	50	50	50	50	50
BIO_1_B2A50	33.240652	-0.88354	-0.749249	-276.389452	33.081959	34.000656	-0.918697	31.936294
BIO_2_B2A50	-0.88354	0.467805	-0.520386	78.324578	-0.480044	-1.235751	0.755707	-0.867404
BIO_3_B2a50	-0.749249	-0.520386	4.112725	-89.575814	-1.613941	0.202795	-1.816736	-0.467704
BIO_4_B2a50	-276.389452	78.324578	-89.575814	26497.0372	-218.782982	-346.616882	127.8339	-237.523834
BIO_5_B2A50	33.081959	-0.480044	-1.613941	-218.782982	33.346793	33.494645	-0.147853	31.719272
BIO_6_B2A50	34.000656	-1.235751	0.202795	-346.616882	33.494645	35.141562	-1.646916	32.696912
BIO_7_B2A50	-0.918697	0.755707	-1.816736	127.8339	-0.147853	-1.646916	1.499064	-0.977639
BIO_8_B2a50	31.936294	-0.867404	-0.467704	-237.523834	31.719272	32.696912	-0.977639	30.837319
BIO_9_B2A50	34.082725	-0.986312	-0.711944	-313.070801	33.865278	34.928991	-1.063713	32.70172
BIO_10_B2A50	33.590153	-0.782599	-1.03137	-250.961069	33.542726	34.249394	-0.706668	32.281598
BIO_11_B2a50	34.217759	-1.002002	-0.701667	-322.566562	33.993486	35.080419	-1.086933	32.861267
BIO_12_B2a50	739.042708	-63.484709	26.244243	-26913.891	701.130165	791.1958	-90.065633	671.180944
BIO_13_B2a50	-83.805235	7.074743	20.321822	268.907619	-81.872423	-85.392254	3.519831	-82.779919
BIO_14_B2a50	20.553682	-1.494778	-1.332697	-443.047107	19.818855	21.377279	-1.558424	19.259507
BIO_15_B2a50	-67.846815	6.465547	15.385845	2656.11735	-66.396811	-70.489143	4.092331	-60.386527
BIO_16_B2a50	-21.095184	-2.28273	52.167798	-4279.02213	-28.256648	-10.469033	-17.787615	-27.97408
BIO_17_B2a50	124.609403	-10.413779	-5.039033	-3106.95738	118.858109	131.006481	-12.148371	116.472685
BIO_18_B2a50	112.578919	-29.033384	112.652031	-7559.80721	79.962234	149.38285	-69.420615	106.96722
BIO_19_B2a50	114.558804	-9.24675	-9.34418	2247.46169	110.096377	119.514888	-9.418511	106.394036
Elevación	-5713.61513	197.120776	-104.968825	44193.0026	-5616.78392	-5899.41781	282.633878	-5536.10019
Orientación	-21.874341	1.107614	5.024984	815.097576	-22.34318	-22.434984	0.091804	-20.827477
PPmm_B2a50	62.165494	-5.277272	2.063694	-2229.06296	59.026518	66.479524	-7.453006	56.525117
Slope	23.982276	0.30343	-5.622422	-168.311057	25.265687	23.293647	1.97204	22.410513
TMAXmm_B2a50	32.528728	-0.658635	-1.086564	-241.091575	32.573464	33.105195	-0.531731	31.268765
TMEANmm_B2a50	33.219089	-0.885469	-0.754009	-277.244212	33.060154	33.980326	-0.920171	31.961357
TMINmm_B2a50	33.430388	-1.118292	-0.566485	-318.703498	33.077844	34.354432	-1.276588	32.151065

*: Escenario B2a (escenario optimista, habrá una evolución en la protección del medio ambiente)

Tabla 3.13

Matriz de correlación del ACP para el escenario B2a del año 2050

COR.MATRIX	BIO_1_B2A	BIO_2_B2A	BIO_3_B2a	BIO_4_B2a	BIO_5_B2A	BIO_6_B2A	BIO_7_B2A	BIO_8_B2a
	50	50	50	50	50	50	50	50
BIO_1_B2A50	1	-0.224057	-0.064081	-0.294502	0.993641	0.994814	-0.130145	0.997497
BIO_2_B2A50	-0.224057	1	-0.37517	0.703505	-0.121541	-0.304781	0.902425	-0.228376
BIO_3_B2a50	-0.064081	-0.37517	1	-0.271348	-0.137815	0.016869	-0.731673	-0.041531
BIO_4_B2a50	-0.294502	0.703505	-0.271348	1	-0.232749	-0.359203	0.641412	-0.262767
BIO_5_B2A50	0.993641	-0.121541	-0.137815	-0.232749	1	0.978448	-0.020912	0.98914
BIO_6_B2A50	0.994814	-0.304781	0.016869	-0.359203	0.978448	1	-0.226909	0.993248
BIO_7_B2A50	-0.130145	0.902425	-0.731673	0.641412	-0.020912	-0.226909	1	-0.143791
BIO_8_B2a50	0.997497	-0.228376	-0.041531	-0.262767	0.98914	0.993248	-0.143791	1
BIO_9_B2A50	0.999231	-0.243752	-0.05934	-0.325095	0.991274	0.99596	-0.146852	0.995402
BIO_10_B2A50	0.999165	-0.196231	-0.087219	-0.264404	0.996165	0.990837	-0.098984	0.996957
BIO_11_B2a50	0.998366	-0.246439	-0.058202	-0.333345	0.990243	0.995468	-0.149336	0.995449
BIO_12_B2a50	0.482138	-0.349119	0.048675	-0.621891	0.456676	0.502007	-0.276685	0.454609
BIO_13_B2a50	-0.293815	0.209082	0.202552	0.033392	-0.286582	-0.291169	0.05811	-0.301318
BIO_14_B2a50	0.698193	-0.428021	-0.128703	-0.533055	0.672159	0.706256	-0.249285	0.679246
BIO_15_B2a50	-0.535559	0.430215	0.345278	0.742611	-0.523279	-0.541159	0.152116	-0.494897
BIO_16_B2a50	-0.038022	-0.034683	0.267317	-0.273171	-0.050849	-0.018352	-0.150972	-0.052349
BIO_17_B2a50	0.705254	-0.496828	-0.08108	-0.622825	0.671632	0.721127	-0.323771	0.684409
BIO_18_B2a50	0.170825	-0.371359	0.485963	-0.406295	0.12114	0.220455	-0.496029	0.168516
BIO_19_B2a50	0.657944	-0.447664	-0.152571	-0.599577	0.631308	0.667585	-0.254723	0.634416
Elevación	-0.982712	0.285792	-0.051327	0.269218	-0.964519	-0.986844	0.22891	-0.988589
Orientación	-0.035797	0.015279	0.023379	0.047245	-0.036506	-0.035708	0.000707	-0.035387
PPmm_B2a50	0.486393	-0.348057	0.045904	-0.617727	0.461097	0.505883	-0.274596	0.459172
Slope	0.346205	0.036924	-0.230747	-0.086058	0.364152	0.327043	0.134055	0.335886
TMAXmm_B2a50	0.98878	-0.168764	-0.093898	-0.259568	0.988563	0.978708	-0.076111	0.986824
TMEANmm_B2a50	0.999278	-0.22453	-0.064483	-0.295391	0.992913	0.994147	-0.130344	0.998206
TMINmm_B2a50	0.989129	-0.278913	-0.047651	-0.333991	0.977139	0.988595	-0.177863	0.98765

Tabla 3.14

Matriz de vectores propios de componentes para el escenario B2a del año 2050

COMPONENT	1C	2C	3C	4C	5C	6C	7C	8C
% VAR.	89.90342	6.695108	1.41146	0.975568	0.790722	0.193997	0.010691	0.007201
EIGENVAL.	1037016.95	77226.6607	16280.8949	11252.9695	9120.81135	2237.71447	123.313674	83.062232
EIGENVEC.1	-0.005568	-0.000143	-0.001016	-0.001052	-0.0044	-0.006177	0.026055	0.02498
EIGENVEC.2	0.000201	-0.000839	0.003041	-0.000631	-0.001136	0.000495	0.013975	0.010534
EIGENVEC.3	-0.00011	0.001086	-0.002471	0.002754	0.011639	0.020609	-0.027687	-0.053807
EIGENVEC.4	0.047064	-0.389544	0.865765	-0.088319	-0.002805	-0.291372	0.004501	-0.002546
EIGENVEC.5	-0.005467	-0.000802	0.001174	-0.001846	-0.006683	-0.007773	0.042224	0.041831
EIGENVEC.6	-0.005756	0.000606	-0.003515	-0.000253	-0.001941	-0.002571	0.016209	0.01185
EIGENVEC.7	0.000289	-0.001408	0.004689	-0.001593	-0.004742	-0.005205	0.026024	0.03
EIGENVEC.8	-0.005387	-0.000817	-0.00024	-0.000947	-0.003063	-0.004708	0.018124	0.013259
EIGENVEC.9	-0.005706	0.000358	-0.002114	-0.001044	-0.004918	-0.007092	0.026252	0.023809
EIGENVEC.10	-0.00561	-0.00066	-0.000293	-0.001189	-0.004778	-0.008618	0.029706	0.026053
EIGENVEC.11	-0.005728	0.000494	-0.002411	-0.001076	-0.004579	-0.006829	0.028062	0.02433
EIGENVEC.12	-0.127416	0.818498	0.258328	-0.071415	-0.284272	-0.319181	-0.003947	0.022153
EIGENVEC.13	0.012437	0.109722	0.229272	-0.021176	0.030392	0.44137	0.024944	0.69757
EIGENVEC.14	-0.003479	0.010383	0.001471	-0.002275	-0.01279	-0.024778	-0.016861	0.041801
EIGENVEC.15	0.010078	-0.039975	0.075686	0.010659	0.084917	0.139498	-0.185739	-0.511981
EIGENVEC.16	-0.000168	0.284917	0.335536	-0.015076	0.108459	0.677853	0.03965	-0.399966
EIGENVEC.17	-0.021094	0.066157	-0.01538	-0.006105	-0.050037	-0.188951	-0.092244	-0.231103
EIGENVEC.18	-0.026264	0.22904	0.047104	0.182841	0.922528	-0.235728	0.01433	0.062554
EIGENVEC.19	-0.019148	0.066413	-0.011244	-0.011591	-0.080073	-0.201744	-0.134523	-0.0442
EIGENVEC.20	0.989612	0.132526	-0.010975	-0.003301	-0.01587	-0.049215	0.00145	-0.003579
EIGENVEC.21	0.002854	-0.009	0.097612	0.976024	-0.194039	0.008885	-0.001772	0.003135
EIGENVEC.22	-0.010702	0.066909	0.020066	-0.005537	-0.023108	-0.026276	-0.006657	0.020169
EIGENVEC.23	-0.003502	-0.004341	-0.011517	0.000702	-0.018691	-0.053137	0.962696	-0.138371
EIGENVEC.24	-0.005447	-0.000457	0.000241	-0.003172	-0.004773	-0.00632	0.034426	0.029272
EIGENVEC.25	-0.005567	-0.000132	-0.001056	-0.001179	-0.004421	-0.006057	0.026098	0.023594
EIGENVEC.26	-0.005651	0.000372	-0.002764	-0.002554	-0.003631	-0.006847	0.020638	0.018857

Tabla 3.15

Matriz Formación de componentes principales para el escenario B2a del año 2050

LOADING	1C	2C	3C	4C	5C	6C	7C	8C
BIO_1_B2a50	-0.983389	-0.006903	-0.022487	-0.019349	-0.07288	-0.050682	0.050184	0.039488
BIO_2_B2a50	0.299025	-0.341013	0.567246	-0.097801	-0.158658	0.03422	0.226897	0.140369
BIO_3_B2a50	-0.055036	0.148878	-0.15545	0.144039	0.548116	0.480734	-0.151609	-0.241812
BIO_4_B2a50	0.294428	-0.665031	0.678642	-0.057556	-0.001646	-0.084674	0.000307	-0.000143
BIO_5_B2a50	-0.964052	-0.038606	0.025949	-0.033903	-0.110522	-0.063678	0.081196	0.066019
BIO_6_B2a50	-0.98875	0.028414	-0.075661	-0.004527	-0.031268	-0.020516	0.030364	0.018218
BIO_7_B2a50	0.240345	-0.319661	0.488636	-0.138021	-0.369885	-0.201084	0.236028	0.223313
BIO_8_B2a50	-0.987949	-0.040903	-0.005519	-0.018085	-0.052671	-0.040106	0.036242	0.021761
BIO_9_B2a50	-0.982134	0.016801	-0.045596	-0.018724	-0.079399	-0.056704	0.049277	0.036678
BIO_10_B2a50	-0.979699	-0.031438	-0.006416	-0.021632	-0.078265	-0.069918	0.056573	0.040721
BIO_11_B2a50	-0.981224	0.023078	-0.051742	-0.019204	-0.073568	-0.054341	0.05242	0.037301
BIO_12_B2a50	-0.488039	0.855535	0.123979	-0.028494	-0.102114	-0.05679	-0.000165	0.000759
BIO_13_B2a50	0.256006	0.616332	0.591327	-0.045405	0.05867	0.42203	0.005599	0.128507
BIO_14_B2a50	-0.693847	0.565116	0.036753	-0.047264	-0.239226	-0.229556	-0.03667	0.074611
BIO_15_B2a50	0.467061	-0.505575	0.439506	0.051459	0.369085	0.300319	-0.093869	-0.212358
BIO_16_B2a50	-0.001781	0.822793	0.444904	-0.016619	0.107639	0.333216	0.004576	-0.03788
BIO_17_B2a50	-0.700953	0.599916	-0.064036	-0.021134	-0.155933	-0.291663	-0.033425	-0.068729
BIO_18_B2a50	-0.233983	0.556832	0.052581	0.169682	0.770771	-0.097553	0.001392	0.004988
BIO_19_B2a50	-0.645657	0.611131	-0.047505	-0.040713	-0.253222	-0.316008	-0.049465	-0.013339
Elevación	0.999328	0.03652	-0.001389	-0.000347	-0.001503	-0.002309	0.000016	-0.000032
Orientación	0.027423	-0.023599	0.117514	0.97688	-0.174845	0.003966	-0.000186	0.00027
PPmm_B2a50	-0.491619	0.838764	0.115496	-0.026495	-0.09955	-0.05607	-0.003335	0.008292
Slope	-0.296794	-0.1004	-0.122312	0.006201	-0.148569	-0.209209	0.88976	-0.10496
TMAXmm_B2a50	-0.972121	-0.022275	0.005383	-0.058968	-0.079886	-0.052393	0.066998	0.046755
TMEANmm_B2a50	-0.983275	-0.006345	-0.023373	-0.021688	-0.073231	-0.049697	0.050262	0.037294
TMINmm_B2a50	-0.981591	0.017627	-0.060169	-0.046212	-0.059148	-0.055253	0.039094	0.029318

3.2.2. Curva de la tasa de omisión y área predicha

En el modelo MaxEnt, la tasa de omisión es una estadística que indica el rendimiento del modelo, y hay dos tipos de error: el de comisión, que consiste en clasificar una ausencia como presencia, y el de omisión, consistente en clasificar una presencia como ausencia. El último es un error mucho más crítico en un modelo, ya que es un error del que hay total certeza, mientras que de la comisión no podemos tener certeza si no hay validación de campo. Por tanto, este análisis es esencial para evitar una sobre estimación o una subestimación, un súper ajuste o una omisión alta del modelo.

En MaxEnt, la matriz Omisión y Área Prevista consta de tres líneas: 1) Omisión en muestras de entrenamiento (línea azul) muestra las fracciones de los puntos de presencia ubicados por fuera del área potencial con base en el modelo de MaxEnt (valor en fracciones) por los valores del umbral de probabilidad (de bajo a alto) que limita el área predicha (Umbral acumulativo). Las muestras de entrenamiento se usan como sinónimo de “puntos de presencia”; 2) Fracción de fondo predicha (línea roja) muestra las fracciones de los puntos de fondo (aleatorios) del área de estudio incluidos en el área predicha, usando diferentes umbrales acumulativos; y, 3) Omisión prevista (línea negra) es una línea de referencia. Si la línea azul (Omisión en muestras de entrenamiento) aparece bien abajo de la línea de referencia (Omisión prevista) es posible que el modelo se haya sobre ajustado por dependencia entre los puntos (Phillips 2009).

La Figura 3.12 presenta la tasa de omisión para el modelo MaxEnt y área predicha como función del umbral acumulativo. La tasa de omisión es calculada sobre los registros de presencia y sobre el registro de prueba. Cabe señalar, la tasa de omisión del entrenamiento debe ser próxima a la omisión prevista, a causa del umbral acumulativo, de modo que este resultado obtenido puede ser considerado adecuado. Además, se busca que la omisión de prueba se ajuste a la omisión de entrenamiento.

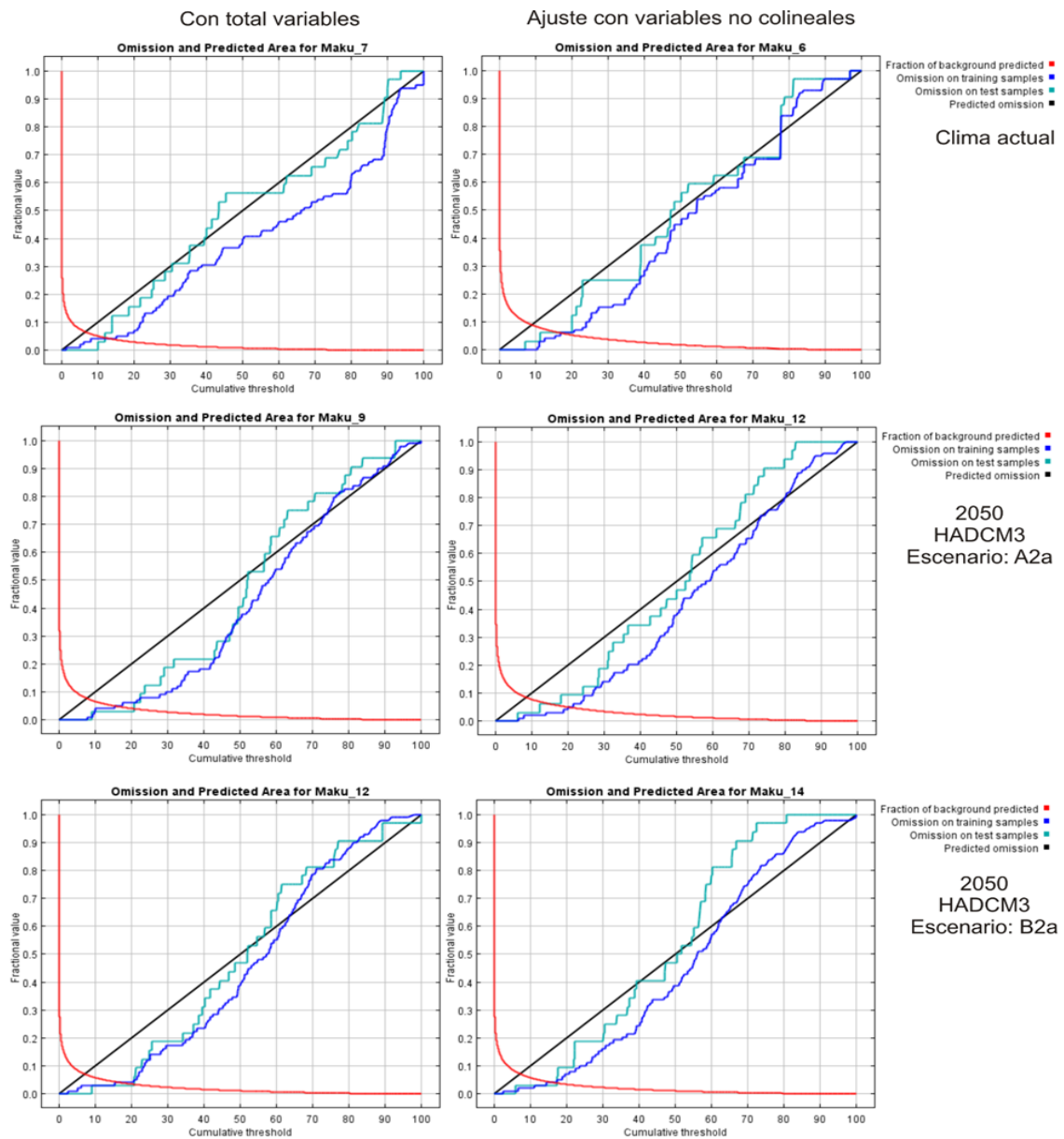
La mayoría de los análisis Utilizados usan un umbral para hacer una predicción binaria, existiendo las condiciones adecuadas por encima de dicho umbral y las inadecuadas por debajo. La figura muestra como la omisión de prueba y la de entrenamiento, así como el área predicha varía con la selección del umbral acumulativo. Sin embargo, en algunas secciones de la curva la línea de la tasa de omisión se ubica levemente por debajo de la línea de omisión, una razón común es que los datos de prueba y de entrenamiento no sean

independientes, por ejemplo si éstos derivan de los mismos datos de presencia espacialmente auto correlacionados, pese a ello esta tasa de omisión/comisión que resulta de la interacción del total de 26 variables ya se considera adecuado, correspondiendo a la repetición 7 para el clima actual, repetición 9 para el escenario A2a, escenario más pesimista (continua todo como ahora) y repetición 12 para el escenario B2a, escenario optimista (evolución hacia la protección del ambiente) del año 2050.

Un segundo ensayo, que pertenece al modelo ajustado corresponde a la interacción de variables no seleccionadas, es decir, para este modelo además del análisis de colinealidad se descartó las variables que presentan poca información. En la figura IV.12, columna derecha, se observa la omisión sobre las muestras de prueba se ajusta muy bien a la tasa de omisión estimada, correspondiendo a la repetición 7 para el clima actual y el escenario A2a del año 2050, mientras para el escenario B2a, escenario optimista del año 2050 corresponde la repetición 14.

Figura 3.12

*Curvas de omisión y área predicha para la especie Maku (*Solanum tuberosum* subsp. *Andigena* Juz. et Buk.), condiciones de clima actual y futura*



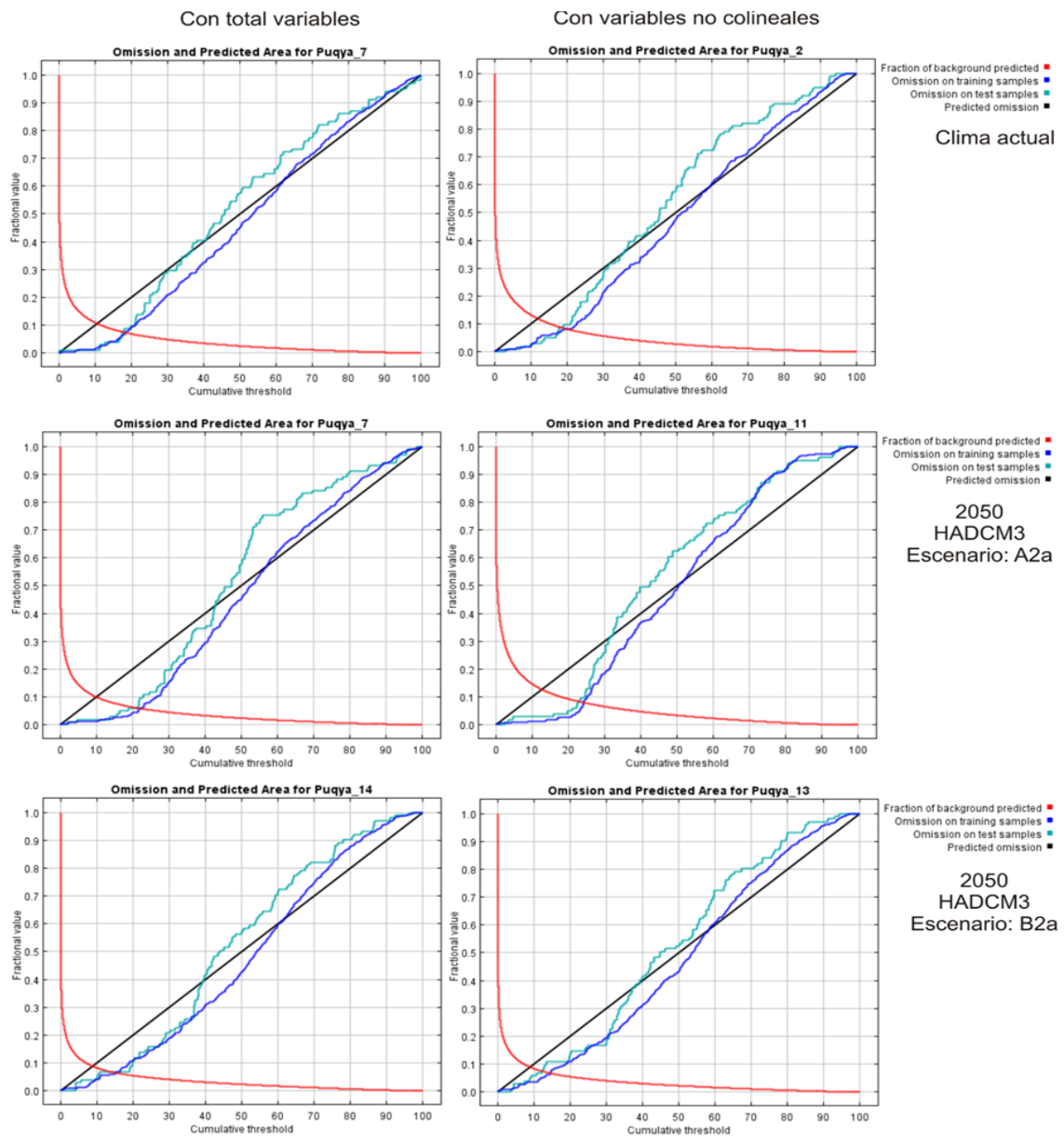
La figura 3.13, se muestra la tasa de omisión para la especie Puqya (*Solanum stenotomum*), donde la tasa de omisión del entrenamiento es próxima a la omisión prevista, mostrándose mucho más mejor con variables no colineales. Asimismo, la omisión de prueba se ajusta a la omisión de entrenamiento, por lo tanto, el resultado es adecuado, también en las figuras se puede notar que la omisión del entrenamiento al comparar con el umbral de la predicción, las curvas se sitúan cercano o por encima de la línea de omisión de predicción, por consiguiente, las condiciones de las predicciones son adecuadas. Aunque en algunas secciones de la curva, la línea de la tasa de omisión se

ubica levemente por debajo de la línea de omisión, lo cual se debe a que los datos de prueba y de entrenamiento no sean independientes.

En el modelamiento con el total de 26 variables correspondiendo a la repetición 12 para el clima actual, repetición 0 para el escenario A2a, escenario pesimista, y repetición 11 para el escenario B2a, escenario optimista, del año 2050. Mientras en el modelo ajustado, las condiciones adecuadas de predicción corresponden a la repetición 10 para el clima actual, la repetición 6 para el escenario A2a, escenario más pesimista y B2a, escenario optimista del año 2050.

Figura 3.13

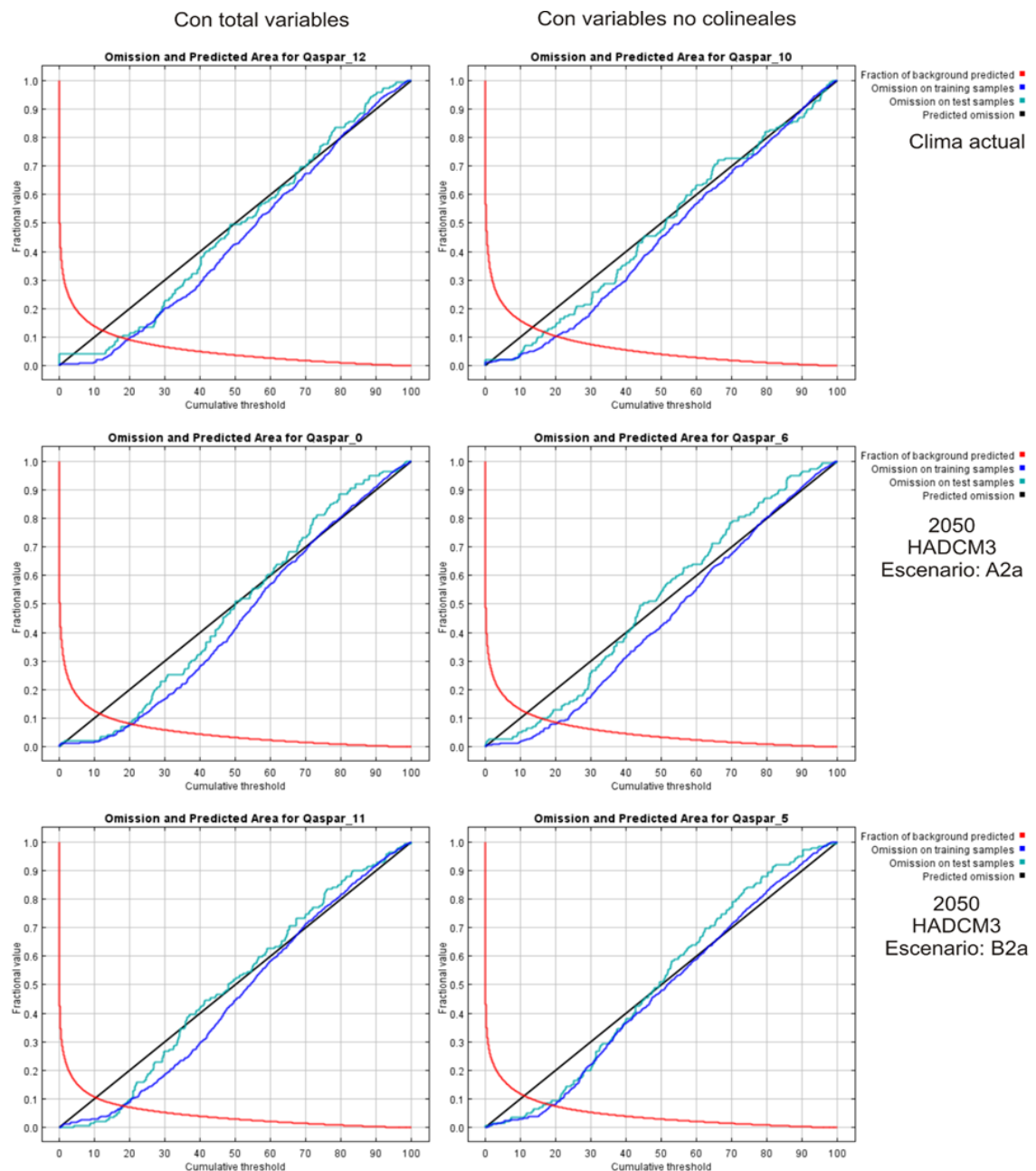
Curvas de omisión y área predicha para la especie Puqya (Solanum stenotomum), para condiciones de clima actual y futura



En la figura 3.14, que corresponde a la especie Qaspar (*Solanum xchaucha* Juz et Buk) donde el modelo ajustado (con variables no colineales) muestra que la tasa de omisión en los puntos de test coincide bien con la tasa de omisión predicha, se corresponde con la tasa de omisión para el test de la propia distribución de MaxEnt. En el modelo ajustado, las condiciones adecuadas de predicción corresponden a la repetición 10 para el clima actual, 6 para el escenario A2a, escenario más pesimista, finalmente, la repetición 5 para el escenario climático B2a, escenario optimista del año 2050.

Figura 3.14

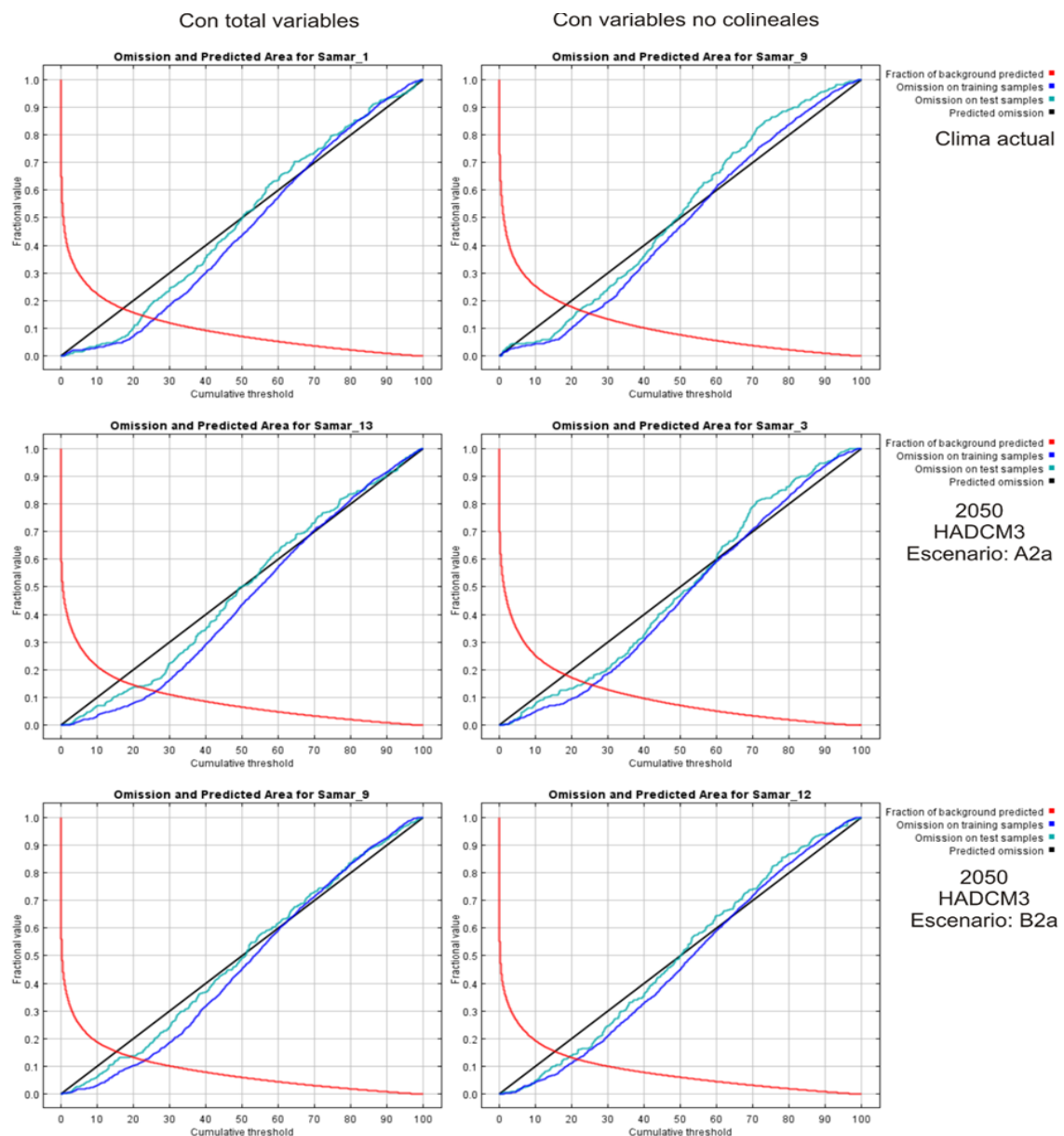
Curvas de omisión y área predicha para la especie Qaspar (Solanum xchaucha Juz et Buk), para condiciones de clima actual y futura



En la figura 3.15, las curvas de omisión para la especie Samar (*Solanum goniocalyx* Juz et Buk) en el modelo ajustado la omisión sobre las muestras de prueba se ajusta muy bien a la tasa de omisión predicha, mucho mejor que el modelo ensayado con el total de las 26 variables. Asimismo, la tasa de omisión es próxima a la omisión prevista, a causa del umbral acumulativo, de modo que el resultado obtenido con el modelo ajustado se considera adecuado. En este modelo, las condiciones adecuadas de predicción corresponden a la repetición 9 para el clima actual, las repeticiones 3 y 12 para los escenarios A2a, escenario más pesimista y B2a, escenario optimista del año 2050, respectivamente.

Figura 3.15

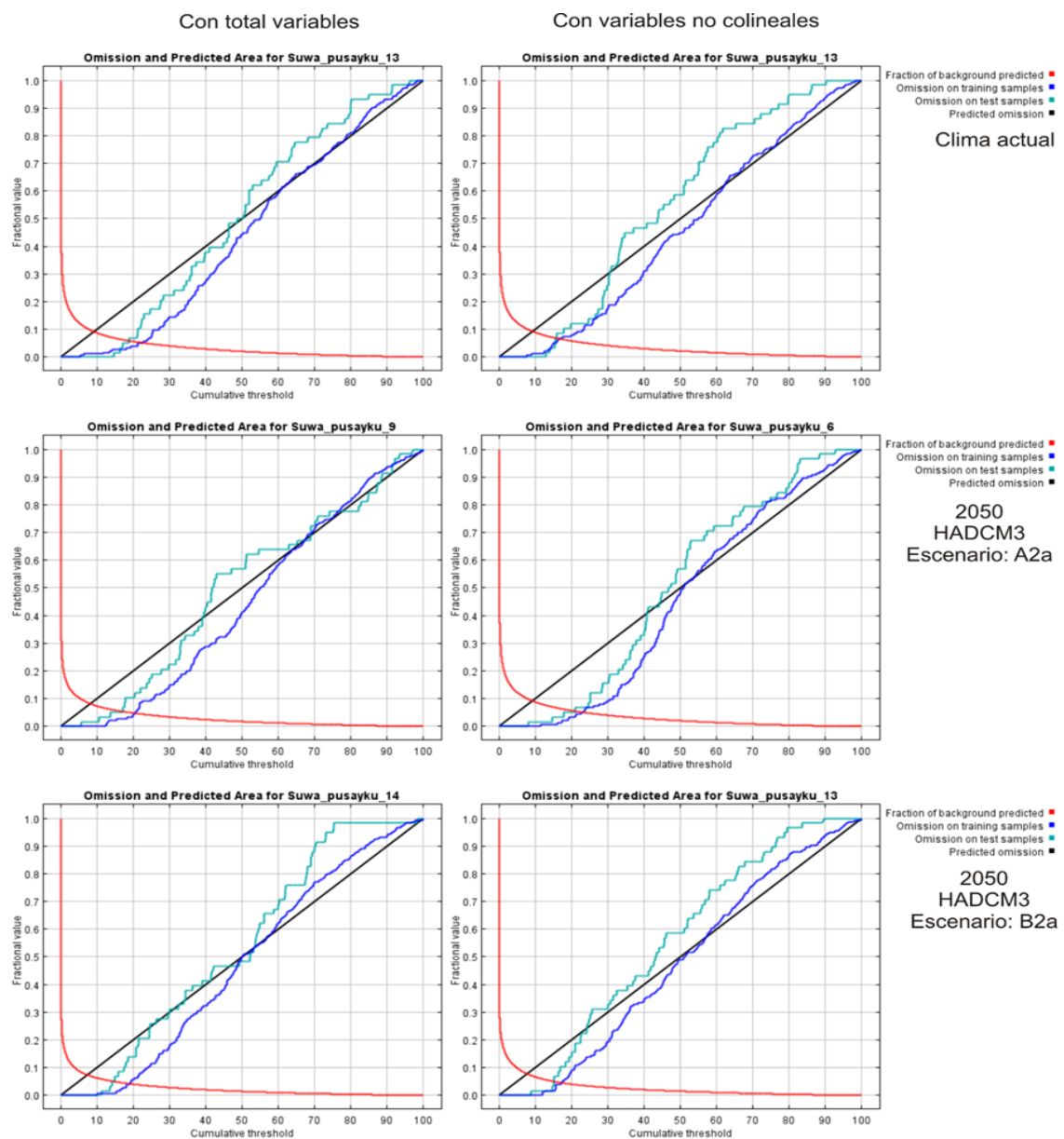
Curvas de omisión y área predicha para la especie Samar (Solanum goniocalyx Juz et Buk), para condiciones de clima actual y futura



En la figura 3.16, el área predicha para la especie Suwapusayku (*Solanum stenotomum* Juz et Buk) con el total de las variables se logra un resultado que ya podría considerarse adecuado, lo cual mejora en el modelo ajustado cuando se descartaron las variables colineales y los de poco aporte, logrando que las curvas de omisión sobre las muestras de prueba se ajusten muy bien a la tasa de omisión predicha. Para el modelo ajustado, las condiciones adecuadas de predicción presentaron mejores resultados en la repetición 13 para el clima actual y para el escenario B2a del año 2050, mientras para el escenario A2a del año 2050 ha sido la repetición 6.

Figura 3.16

*Curvas de omisión y área predicha para la especie Suwapusayku (*Solanum stenotomum* Juz et Buk), para condiciones de clima actual y futura*

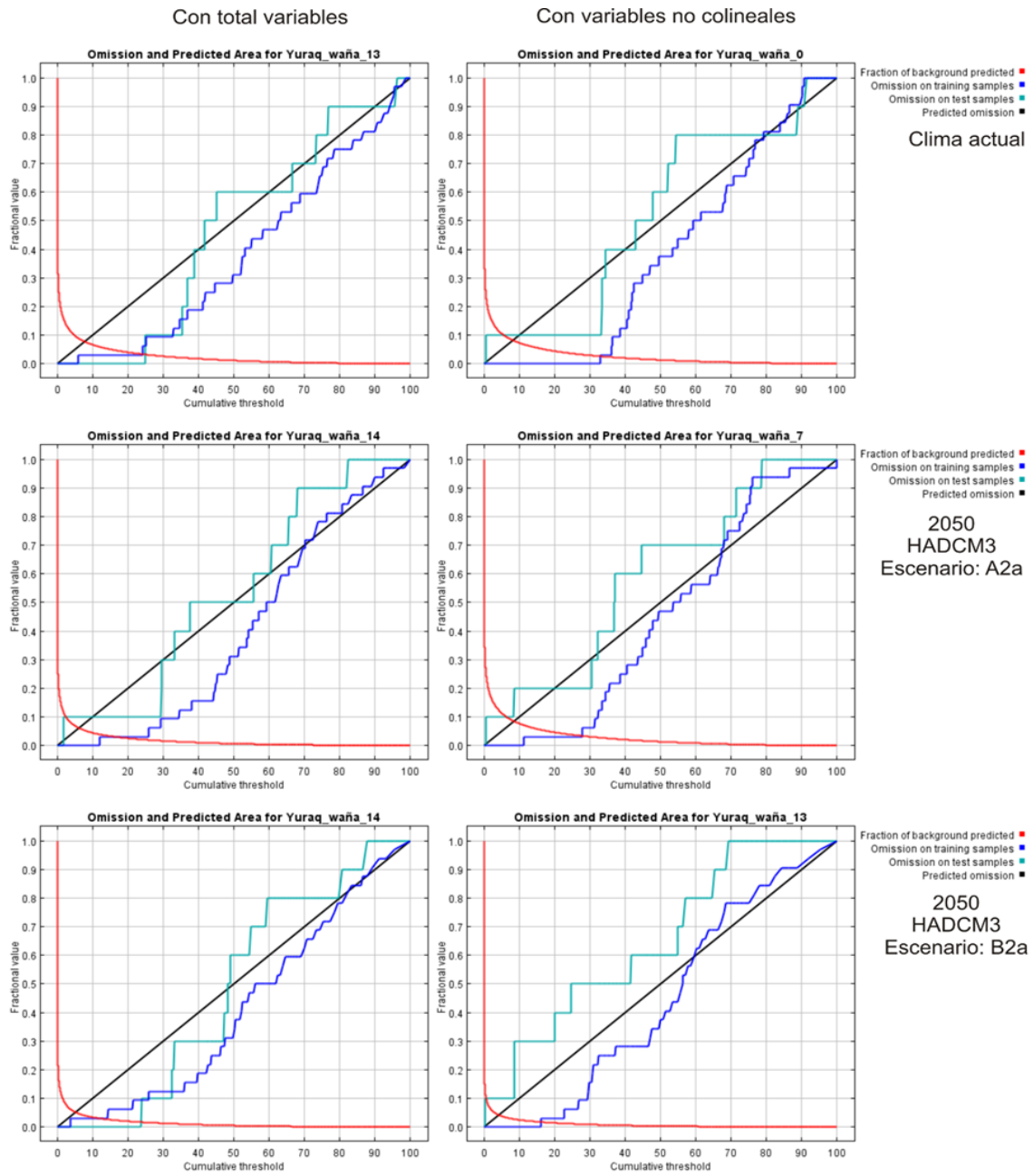


En la figura 3.17, la curva de Omisión en muestras de entrenamiento no se adecua bien a la línea de referencia de omisión prevista en el modelo con las 26 variables, por lo que en la parte inferior izquierda aparece muy por debajo de la línea de referencia, indicando que es posible que el modelo se haya sobre ajustado por dependencia entre los puntos, mejorando esta tendencia en el modelo ajustado. Para el modelo ajustado, las condiciones adecuadas de predicción presentaron en la repetición 0 para el clima actual, mientras para el año 2050, la repetición 7 para el escenario A2a, escenario más pesimista y la repetición 13 para el escenario B2a, escenario optimista.

El MaxEnt presenta varias ventajas respecto a otros modelos predictivos, como la regularización para disminuir el sobreajuste del modelo, es decir los bajos errores de comisión y altos errores de omisión (Urbina-Cardona y Loyola 2008), pese a ello el uso de tamaños de muestra pequeños no es recomendable porque no garantiza la independencia de los datos y conduce a la sobreestimación en la importancia de algunas variables. Para esta especie el tamaño de muestra ha sido 46 puntos de presencia, sin embargo, un aspecto importante que ayuda a que no ocurra la sobreestimación de las variables fue la resolución espacial de las dichas variables, las variables tienen una resolución espacial de 90 m, siendo un factor importante para mejorar la precisión del modelo ya que se evita las transiciones bruscas entre las capas raster en el proceso del modelamiento.

Figura 3.17

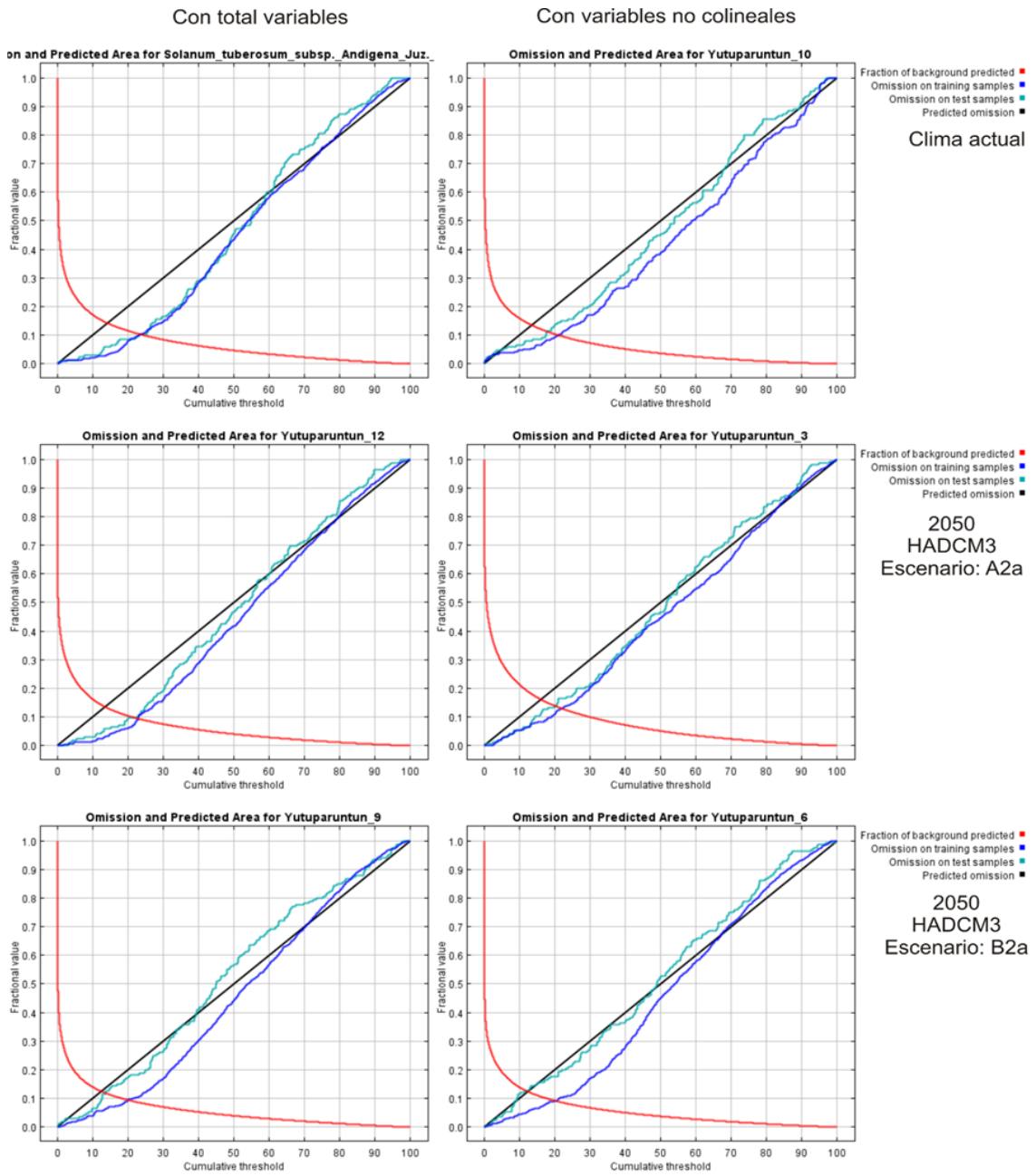
Curvas de omisión y área predicha para la especie *Yuracc waña* (*Solanum xcurtilobum* Juz et Buk), para condiciones de clima actual y futura



En la figura 3.18. se muestra la curva de omisión correspondiente a la especie Yutuparuntun (*Solanum tuberosum* subsp. Andigena Juz et Buk), en el modelo ajustado el mejor resultado en la predicción de la distribución geográfica potencial presentó en la repetición 10 para el clima actual, mientras para el año 2050, la repetición 3 para el escenario A2a, escenario más pesimista y la repetición 6 para el escenario B2a, escenario optimista.

Figura 3.18

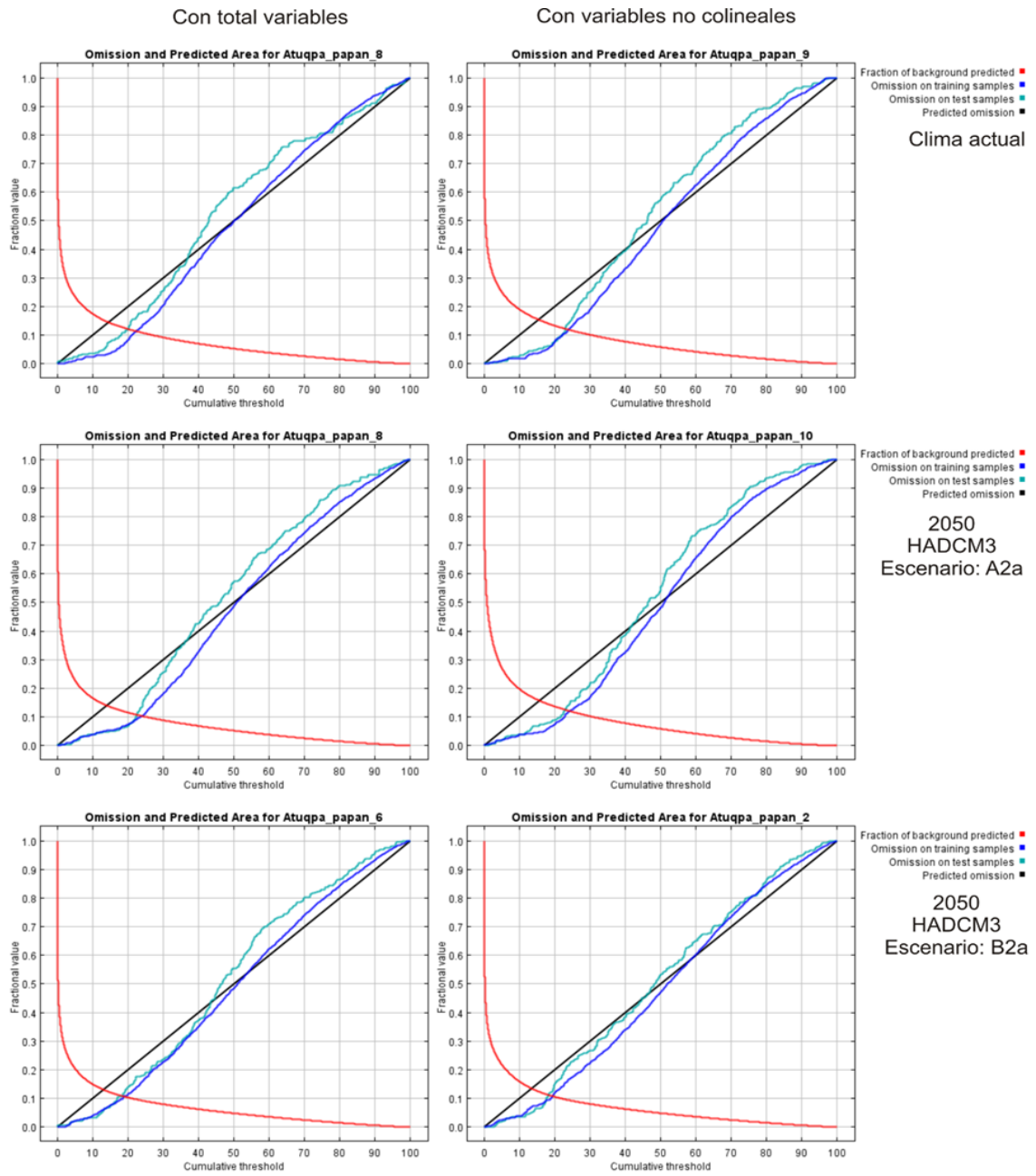
Curvas de omisión y área predicha para la especie Yutuparuntun (*Solanum tuberosum* subsp. *Andigena Juz et Buk*), para condiciones de clima actual y futura



En la figura 3.19, se muestra la curva de omisión correspondiente a la especie Atuppa papan (*Solanum acaule* Bitter), tanto con el total de las variables y el ajustado. En el modelo ajustado la omisión sobre las muestras de prueba corresponde muy bien a la tasa de omisión estimada, y en este caso corresponde a la iteración 9 para el clima actual, y para el 2050, las interacciones 10 y 2 para los escenarios A2a y B2a, respectivamente.

Figura 3.19

Curvas de omisión y área predicha para la especie *Atuqpa papan* (*Solanum acaule Bitter*), para condiciones de clima actual y futura

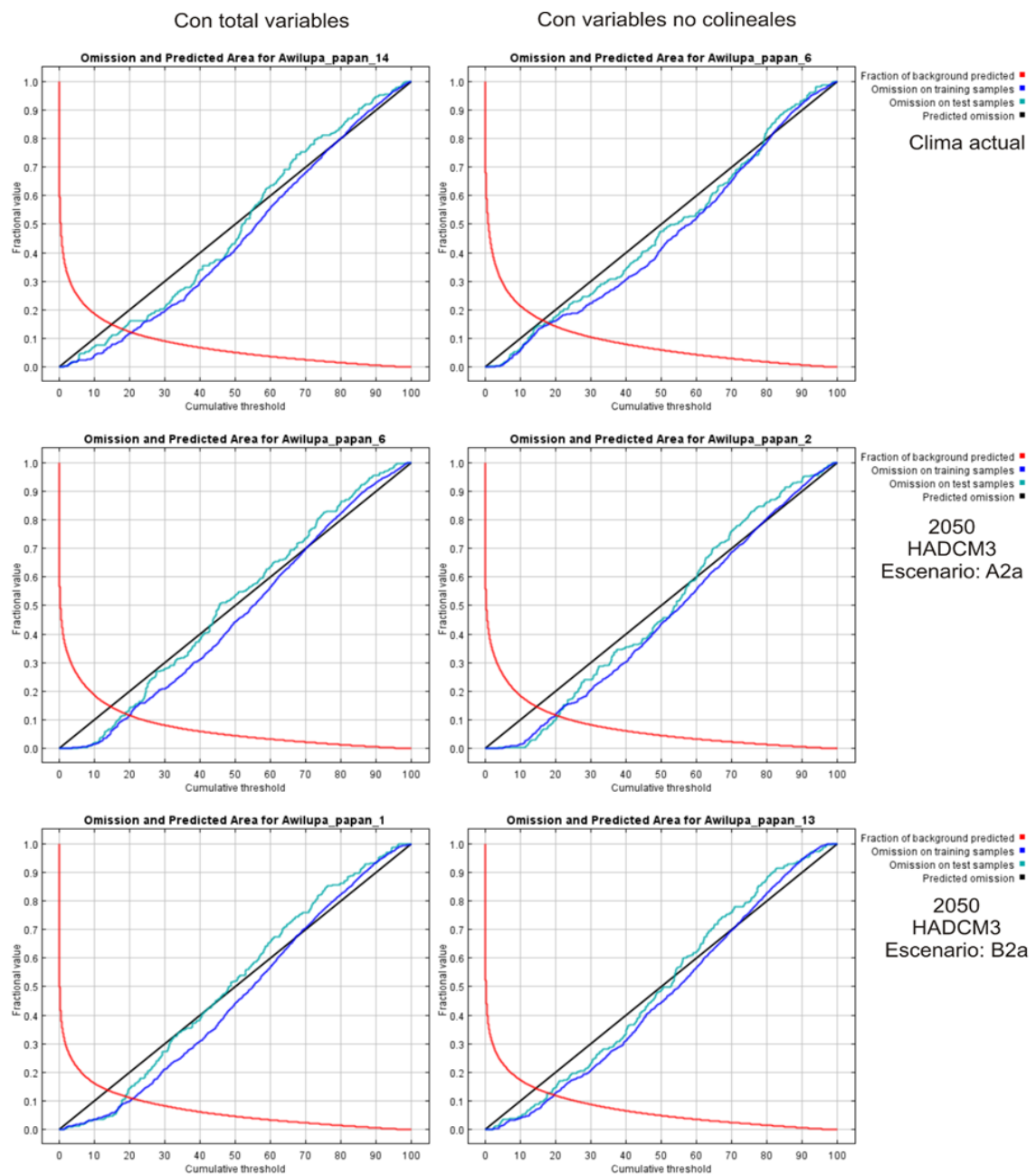


En la figura 3.20, se muestra la curva de omisión para la especie *Awilupa papan* (*Solanum bukasovii* Juz), aquí se observa el ajuste de la omisión sobre las muestras de prueba a la tasa de omisión predicha. La tasa de omisión predicha es una línea recta, definida por el formato de salida acumulativo (umbral acumulativo). En algunos segmentos de la línea predicha, la línea de la tasa de omisión (omisión de prueba) se ubica por debajo de la línea de omisión (omisión prevista), esto ocurre cuando los datos de prueba y de aprendizaje

no son independientes, por ejemplo, si éstos derivan de los mismos datos de presencia auto correlacionados espacialmente. Esta situación mejora moderadamente en el modelo ajustado, este resultado, analizando las curvas AUC se considera como adecuado. En el modelo ajustado la omisión sobre las muestras de prueba que se ajustan a la tasa de omisión estimada corresponde a la iteración 6 para el clima actual, y para el 2050, las interacciones 2 y 13 para los escenarios A2a, escenario más pesimista y B2a, escenario optimista, respectivamente.

Figura 3.20

*Curvas de omisión y área predicha para la especie Awilupa papan (*Solanum bukasovii* Juz), para condiciones de clima actual y futura*



3.2.3. Evaluación del modelo mediante el análisis de la curva Característica Operática del Receptor (ROC) y Área Bajo la Curva (AUC)

A continuación, se muestra la curva operada por el receptor característica de funcionamiento del receptor (ROC, por sus siglas en inglés) tanto para los datos de entrenamiento como para los de prueba. El ROC-plot (parcela ROC) es un método gráfico para evaluación, organización y selección de sistemas de diagnóstico y/o predicción. El ROC-plot es una medida independiente de la prevalencia correlacionada con el índice Kappa, éste proporciona el área bajo la curva (AUC, por sus siglas en inglés) ROC, que es la medida de desempeño. Mientras más próximo a 1 sea la AUC, será mejor el desempeño del modelo (Steven et al, 2006). También se muestra el error estándar del AUC.

La figura 3.21, se muestra la curva ROC para la especie Maku (*Solanum tuberosum* subsp. Andigena Juz. et Buk.), modelado con todas las variables y con las variables no colineales. La especificidad es definida usando el área predicha en vez de la comisión verdadera, en otras palabras, este gráfico muestra la sensibilidad versus la especificidad. En este gráfico se muestra la curva ROC tanto para los datos de entrenamiento como para los de prueba, también el área bajo la curva (AUC) ROC.

Para el modelo con el total de variables, en las líneas azul y roja resultan idénticas cuando se usan los mismos datos para el entrenamiento y para la prueba (gráficos, columna derecha), cuando se dividen los datos, una para el entrenamiento y otra para la prueba, la línea roja (entrenamiento) muestre una mayor AUC que la línea azul (prueba) como se aprecia para el modelo ajustado, con variables no colineales (gráficos, columna derecha). La línea roja (entrenamiento) muestra el “ajuste” del modelo a los datos de entrenamiento y es la prueba fidedigna de la capacidad que tienen los modelos para estimar.

La línea negra nos muestra lo que podría esperarse si el modelo no fuese mejor que el azar. Si la línea azul (la línea de prueba) se ubicase por debajo de la línea negra, entonces esto indicaría que el modelo se desempeña peor de lo que lo haría un modelo aleatorio y que no sucede en ninguno de los dos modelos desarrollados. Así mismo, cuanto más cerca se encuentre la línea azul del tope superior izquierdo será mejor el modelo para predecir las presencias contenidas en la muestra de prueba de los datos como se observa para el modelo ajustado.

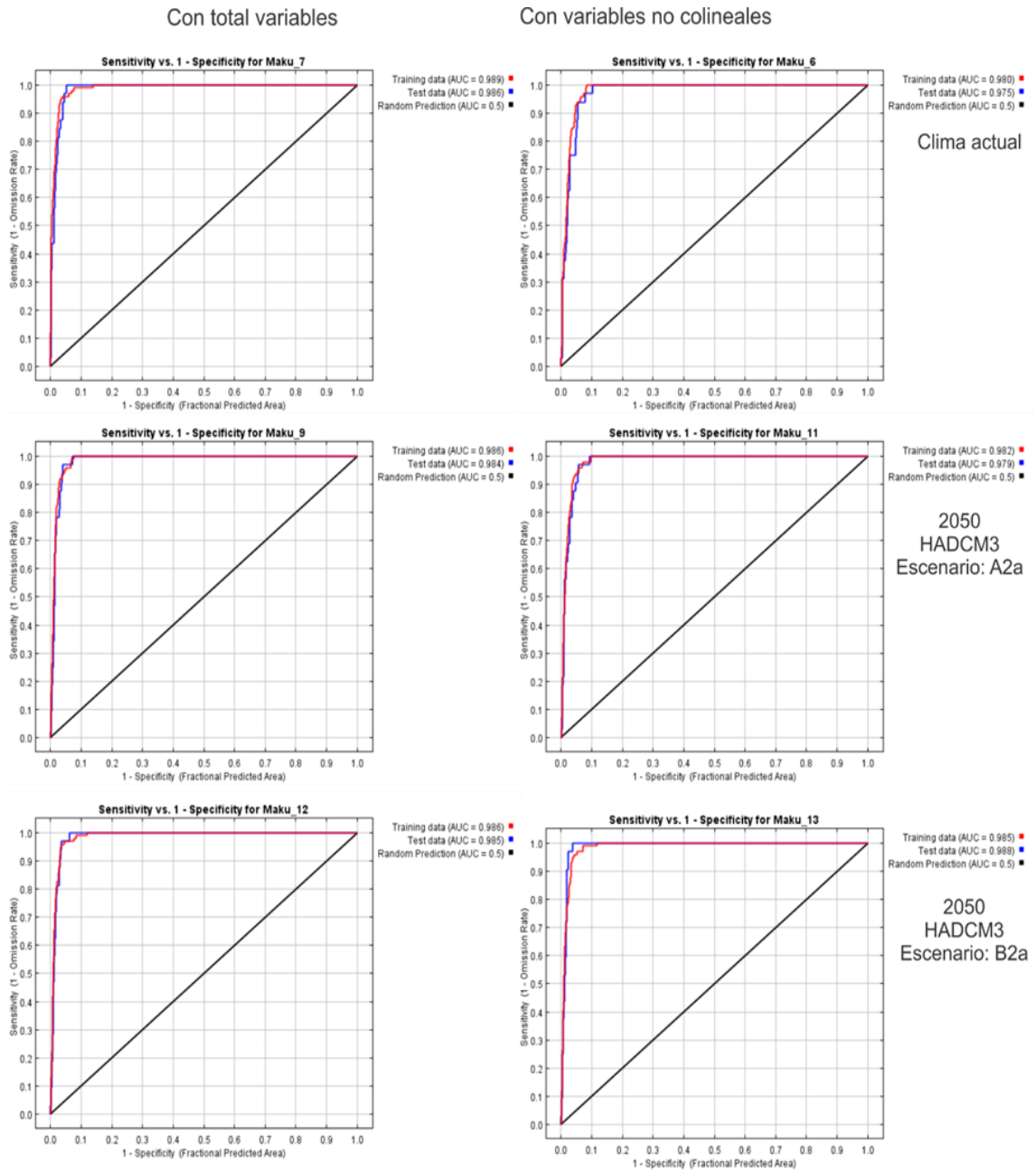
Asimismo, la fracción del área predicha en el eje-x se refiere a la fracción del área total de estudio donde se está modelando la especie, mientras que la sensibilidad en el eje-y se refiere a la proporción de puntos de presencia dentro del área de ocurrencia predicha en relación con el número total de puntos de presencia (Phillips, 2009). El AUC se puede interpretar como la mayor probabilidad de que un punto de presencia seleccionado aleatoriamente esté ubicado en una celda del raster con un alto valor de probabilidad para la presencia de la especie que un punto generado aleatoriamente.

La mayor capacidad de predecir de un modelo generado por MaxEnt se alcanza cuando el AUC tiene un valor de 1. Este sería el caso si todos los puntos de presencia tienen una mayor probabilidad que los puntos generados aleatoriamente. Según Phillips (2009), ningún AUC será inferior a 0.5, lo cual se refleja en el gráfico en la línea de referencia de la predicción aleatoria). Según PAROLO et ál. (2008), la interpretación del AUC para los modelos generados es el siguiente: Excelente si $AUC > 0.90$; Buena si $0.80 > AUC < 0.90$; Aceptable si $0.70 > AUC < 0.80$; Mala si $0.60 > AUC < 0.70$; No válida si $0.50 > AUC < 0.60$.

En este caso, el AUC para la especie Maku (*Solanum tuberosum* subsp. Andigena Juz. et Buk) varía entre 0.986 y 0.989 cuando se modela utilizando todas las variables, mientras para el modelo ajustado el AUC varía entre 0.980 y 0.985, siendo poco menor con respecto al modelo anterior, aun así, se considera adecuado, en el modelo ajustado el AUC de datos de prueba es mucho mejor, entre 0.975 y 0.988; es decir el modelo ajustado es mejor para predecir las presencias contenidas en la muestra de prueba de los datos.

Figura 3.21

Curva ROC para la especie *Maku* (*Solanum tuberosum* subsp. *Andigena* Juz. et Buk.), para condiciones de clima actual y futura



*ROC: Curva Operada por el Receptor, por siglas en inglés

Con respecto a los umbrales para limitar el área de distribución potencial de una especie, tres umbrales representan la mínima probabilidad de que una especie pueda suceder en un ambiente de una celda específica. Esto supone que los sitios con una probabilidad superior al umbral presentan condiciones climáticas apropiadas para la ocurrencia de una determinada especie, mientras que la especie no ocurriría en sitios por debajo del umbral.

Más alto el umbral, más restringidas serán las áreas de distribución potencial, este parámetro debe ser definido por el usuario (Steven et al, 2006).

En este caso, para la especie Maku (*Solanum tuberosum* subsp. Andigena Juz. et Buk) se utilizó el umbral 10 presencia percentil de formación como se puede observar la Tabla 3.16, el valor de probabilidad en el que el 90% de los puntos de presencia estarán dentro del área potencial. El 10% restante de los puntos que caen por fuera del área potencial son aquellos con un ambiente atípico, no incluido dentro de los límites del nicho realizado.

Tabla 3.16

Error estándar del AUC para la especie Maku (Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz. et Buk.), con 26 variables para condiciones de clima actual

Umbral acumulativo	Umbral logístico	Descripción	Área fraccional predicha	Tasa de omisión de entrenamiento	Tasa de omisión de prueba	P-valor
1	0.009	Valor acumulativo fijo 1	0.149	0	0	4.85E-42
5	0.056	Valor acumulativo fijo 5	0.076	0.01	0	0.00E+00
10	0.117	Valor acumulativo fijo 10	0.051	0.041	0.031	0.00E+00
1.199	0.011	Presencia mínima de entrenamiento	0.139	0	0	3.88E-45
21.776	0.274	10 percentil presencia de entrenamiento	0.027	0.092	0.188	0.00E+00
13.792	0.165	Igualdad sensibilidad y especificidad de entrenamiento	0.041	0.041	0.062	0.00E+00
15.111	0.181	Sensibilidad máxima de entrenamiento más especificidad	0.038	0.041	0.125	0.00E+00
11.897	0.144	Sensibilidad de prueba de igualdad y especificidad	0.045	0.041	0.031	0.00E+00
9.891	0.116	Sensibilidad de prueba máxima más especificidad	0.052	0.041	0	0.00E+00
1.199	0.011	Balance de omisión de entrenamiento, área predicha y el valor umbral	0.139	0	0	3.88E-45
11.995	0.146	Balance entropía del umbral y distribuciones originales	0.045	0.041	0.062	0.00E+00

*AUC: Área Bajo la Curva.

En la Tabla 3.17, se muestra la significancia estadística de la predicción utilizando el test binomial de omisión para la especie Maku (*Solanum tuberosum* subsp. Andigena Juz. et Buk), para condiciones de clima actual y con variables no colineales.

Algunos umbrales comunes y las tasas de omisión correspondientes son los siguientes. Si se dispone de los datos de prueba, las probabilidades binomiales se calculan con exactitud si el número de muestras de ensayo es como máximo de 25, de lo contrario utiliza una aproximación normal a la binomial. Estos son los 1 p-valores establecido para la hipótesis nula de que los puntos de prueba se predicen mejor que por una predicción aleatoria con la misma área predicha fraccionada.

Tabla 3.17

Error estándar del AUC para la especie Maku (Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz. et Buk.), con variables no colineales para condiciones de clima actual

Umbral acumulativo	Umbral logístico	Descripción	Área fraccional predicha	Tasa de omisión de entrenamiento	Tasa de omisión de prueba	P-valor
1	0.014	Valor acumulativo fijo 1	0.21	0	0	2.23E-28
5	0.079	Valor acumulativo fijo 5	0.118	0	0	2.24E-54
10	0.154	Valor acumulativo fijo 10	0.084	0	0.031	0.00E+00
10.423	0.161	Presencia mínima de entrenamiento	0.082	0	0.031	0.00E+00
23.953	0.348	10 percentil presencia de entrenamiento	0.047	0.082	0.25	0.00E+00
16.84	0.254	Igualdad sensibilidad y especificidad de entrenamiento	0.061	0.061	0.062	0.00E+00
10.423	0.161	Sensibilidad máxima de entrenamiento más especificidad	0.082	0	0.031	0.00E+00
16.264	0.243	Prueba de igualdad de la sensibilidad y especificidad	0.062	0.051	0.062	0.00E+00
7.006	0.11	Sensibilidad de prueba máxima más especificidad	0.101	0	0	6.38E-64
2.256	0.033	Balance de omisión de entrenamiento, área predicha y el valor umbral	0.161	0	0	1.51E-38
9.84	0.153	Balance entropía del umbral y distribuciones originales	0.085	0	0.031	0.00E+00

*AUC: Área Bajo la Curva.

Como complemento para la evaluación del modelo se calcula la significación estadística de la predicción usando una prueba binomial de omisión consistente en 11 test binomiales: valor fijo acumulado 1; valor fijo acumulado 5; valor fijo acumulado 10; el mínimo de puntos de presencia de entrenamiento; el percentil 10 de los puntos de presencia de entrenamiento; prueba de igualdad de la sensibilidad y especificidad de entrenamiento; valor máximo de la sensibilidad más la especificidad de entrenamiento; prueba de igualdad de la sensibilidad y especificidad de prueba; valor máximo de la sensibilidad más la especificidad de prueba; balance de los puntos de omisión de entrenamiento, área predicha y valor umbral; comparación de la entropía de las distribuciones originales y consideradas a un umbral determinado. Para que la predicción se considere admisible se requiere que todos ellos sean significativos con valores de $p < 0.01$.

El valor del umbral logístico de la prueba de igualdad de la sensibilidad y especificidad de los valores de validación (tasa de omisión de prueba) se utiliza para calcular porcentajes de clasificación que ayudan a corroborarlos resultados obtenidos por el estadístico AUC (área bajo la curva). Estos porcentajes se calculan como el número de localidades de prueba con valores logísticos de probabilidad mayores que este valor umbral dividido por el número total de localidades de prueba.

La facilidad de interpretación de AUC y su independencia del umbral que se considere para identificar la presencia o ausencia de la especie en la distribución, empujan a su elección como medida de fiabilidad. Los tests binomiales fueron significativos en la mayoría de los casos indicando una buena significación estadística de los modelos. Por otra parte, los porcentajes de clasificación que se obtuvieron fueron superiores al 85% en todos los casos, por tanto, una gran cantidad de las cuadrículas de validación mostraban valores correctos de predicción, recalando la fiabilidad de los modelos.

En la Tabla 3.17, se muestra la significancia estadística de la predicción utilizando un test binomial de omisión para la especie Maku (*Solanum tuberosum* subsp. *Andigena* Juz. et Buk), para condiciones de clima futuro con variables totales y así como con no colineales. De los 11 tests binomiales realizados para todas las 9 especies modelados en este trabajo, todos fueron significativos con un nivel de $p < 0.001$, con lo que los modelos parecen ser fiables. Un ejemplo de estos estadísticos para la especie Maku se puede observar en las Tablas 3.16 y 3.17, y así como en la figura 3.22.

Figura 3.22

Error estándar del AUC para la especie Maku (Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz. et Buk.), para condiciones de clima futura

Maku: 2050, HADCM3, Escenario A2a y con total variables

Cumulative threshold	Logistic threshold	Description	Fractional predicted area	Training omission rate	Test omission rate	P-value
1.000	0.011	Fixed cumulative value 1	0.185	0.000	0.000	6.724E-33
5.000	0.067	Fixed cumulative value 5	0.097	0.000	0.000	0E0
10.000	0.147	Fixed cumulative value 10	0.066	0.041	0.031	0E0
7.761	0.108	Minimum training presence	0.077	0.000	0.000	0E0
29.526	0.404	10 percentile training presence	0.029	0.092	0.188	0E0
15.258	0.230	Equal training sensitivity and specificity	0.051	0.051	0.031	0E0
7.761	0.108	Maximum training sensitivity plus specificity	0.077	0.000	0.000	0E0
20.837	0.300	Equal test sensitivity and specificity	0.040	0.061	0.031	0E0
8.961	0.128	Maximum test sensitivity plus specificity	0.071	0.010	0.000	0E0
2.194	0.027	Balance training omission, predicted area and threshold value	0.139	0.000	0.000	1.747E-45
9.554	0.139	Equate entropy of thresholded and original distributions	0.068	0.020	0.031	0E0

Maku: 2050, HADCM3, Escenario A2a y con variables no colineales

Cumulative threshold	Logistic threshold	Description	Fractional predicted area	Training omission rate	Test omission rate	P-value
1.000	0.012	Fixed cumulative value 1	0.200	0.000	0.000	6.478E-30
5.000	0.075	Fixed cumulative value 5	0.110	0.000	0.000	8.008E-59
10.000	0.163	Fixed cumulative value 10	0.078	0.020	0.031	0E0
6.439	0.100	Minimum training presence	0.097	0.000	0.031	2.17E-62
26.745	0.359	10 percentile training presence	0.039	0.092	0.125	0E0
20.015	0.293	Equal training sensitivity and specificity	0.051	0.051	0.094	0E0
18.774	0.281	Maximum training sensitivity plus specificity	0.053	0.031	0.094	0E0
14.719	0.229	Equal test sensitivity and specificity	0.062	0.031	0.062	0E0
6.060	0.094	Maximum test sensitivity plus specificity	0.100	0.000	0.000	9.768E-65
2.267	0.031	Balance training omission, predicted area and threshold value	0.151	0.000	0.000	2.772E-41
9.414	0.153	Equate entropy of thresholded and original distributions	0.081	0.020	0.031	0E0

Maku: 2050, HADCM3, Escenario B2a y con total variables

Cumulative threshold	Logistic threshold	Description	Fractional predicted area	Training omission rate	Test omission rate	P-value
1.000	0.011	Fixed cumulative value 1	0.164	0.000	0.000	1.126E-37
5.000	0.063	Fixed cumulative value 5	0.085	0.010	0.000	0E0
10.000	0.138	Fixed cumulative value 10	0.058	0.031	0.031	0E0
2.376	0.026	Minimum training presence	0.120	0.000	0.000	4.199E-53
23.268	0.318	10 percentile training presence	0.031	0.092	0.125	0E0
16.963	0.231	Equal training sensitivity and specificity	0.041	0.041	0.031	0E0
15.425	0.213	Maximum training sensitivity plus specificity	0.044	0.031	0.031	0E0
20.684	0.282	Equal test sensitivity and specificity	0.035	0.051	0.031	0E0
8.994	0.122	Maximum test sensitivity plus specificity	0.062	0.031	0.000	0E0
2.003	0.022	Balance training omission, predicted area and threshold value	0.129	0.000	0.000	2.863E-49
10.391	0.145	Equate entropy of thresholded and original distributions	0.057	0.031	0.031	0E0

Maku: 2050, HADCM3, Escenario B2a y con variables no colineales

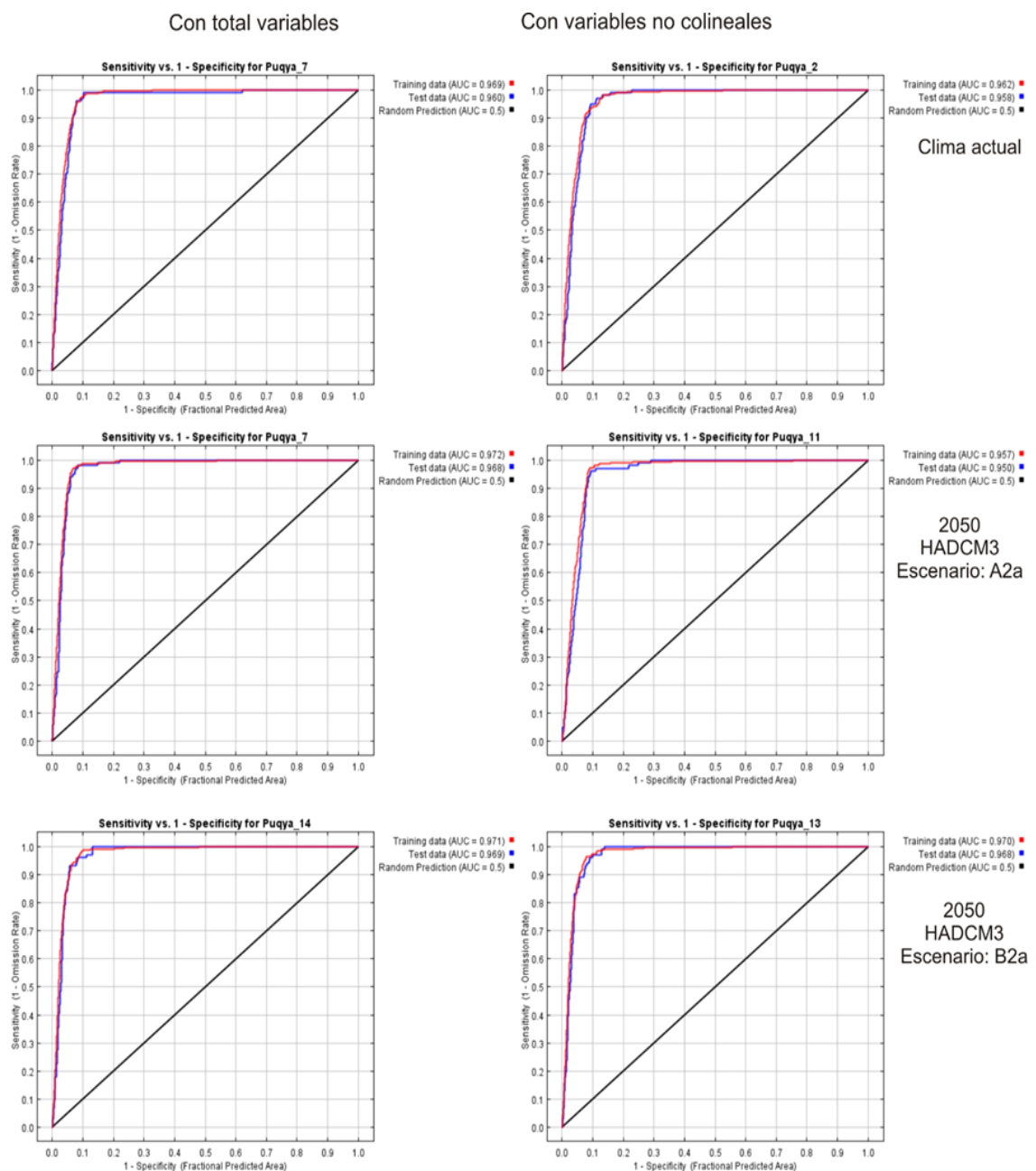
Cumulative threshold	Logistic threshold	Description	Fractional predicted area	Training omission rate	Test omission rate	P-value
1.000	0.011	Fixed cumulative value 1	0.165	0.000	0.000	2.827E-37
5.000	0.060	Fixed cumulative value 5	0.087	0.010	0.000	0E0
10.000	0.126	Fixed cumulative value 10	0.058	0.020	0.031	0E0
2.406	0.026	Minimum training presence	0.120	0.000	0.000	4.565E-53
23.500	0.323	10 percentile training presence	0.030	0.092	0.188	0E0
16.375	0.222	Equal training sensitivity and specificity	0.041	0.041	0.031	0E0
11.094	0.141	Maximum training sensitivity plus specificity	0.054	0.020	0.031	0E0
17.376	0.238	Equal test sensitivity and specificity	0.039	0.041	0.031	0E0
17.376	0.238	Maximum test sensitivity plus specificity	0.039	0.041	0.031	0E0
2.027	0.022	Balance training omission, predicted area and threshold value	0.129	0.000	0.000	3.721E-49
10.588	0.133	Equate entropy of thresholded and original distributions	0.056	0.020	0.031	0E0

En la figura 3.23, se muestra la curva ROC para la especie Puqya (*Solanum stenotomum*), para condiciones de clima actual y futura. La sensibilidad del modelo generado, considerando la información de las curvas ROC fue entre 0.969 y 0.972 cuando se utiliza

todas las variables, mientras para el modelo ajustado la sensibilidad varía entre 0.957 y 0.970. La sensibilidad es la proporción correctamente predicha, permitiendo calcular la medida del error en la predicción, por lo cual, mientras más cerca se encuentren las curvas rojas y azules a la esquina superior izquierda, mejor habilidad tendrá el modelo, además de que dichas líneas no resultan similares como se puede apreciar en el modelo generado usando el total de las variables.

Figura 3.23

Curva ROC para la especie "Puqya" (Solanum stenotomum) en las condiciones climáticas actuales y futuras



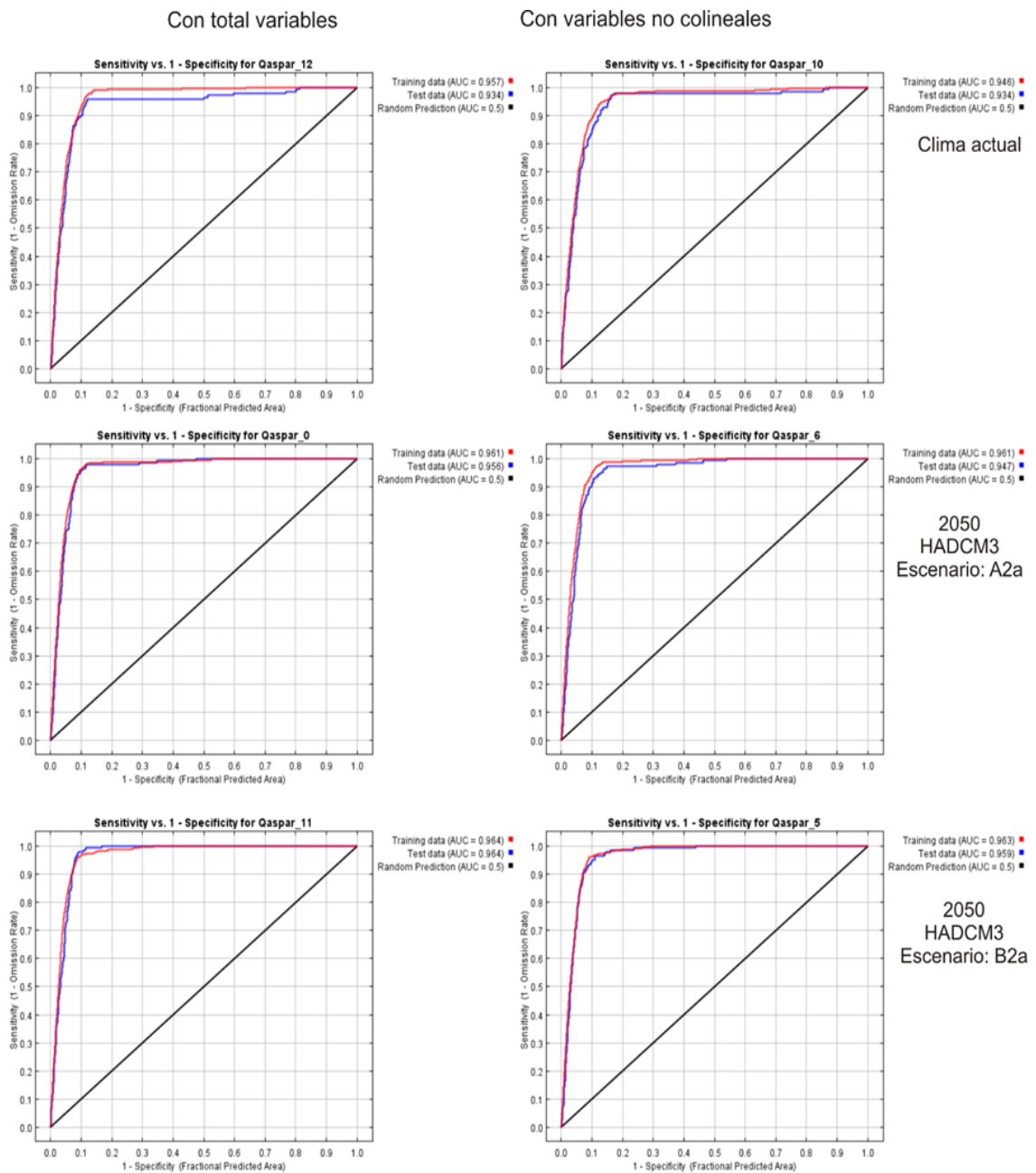
*ROC: Curva Característica Operativa del Receptor

En la figura 3.24, que corresponde a la especie Qaspar (*Solanum xchaucha* Juz et Buk) la sensibilidad del modelo fue entre 0.951 y 0.964 cuando se utiliza todas las variables, mientras para el modelo ajustado la sensibilidad varía entre 0.946 y 0.963. La curva ROC ayuda a encontrar el punto de corte óptimo y son curvas en las que se presenta la sensibilidad (omisión cero= 100% de sensibilidad) en función de los falsos positivos (error de comisión) para distintos puntos de corte (umbrales). Para esta especie, la prueba se considera adecuado ya que la bondad de la prueba considerando el AUC, esta se ubica cercano al valor 1 (prueba perfecta), en caso de resultar un valor cercano a 0.5, la prueba se consideraría inútil. EL AUC es la probabilidad ante un par de puntos, uno con presencia y el otro sin presencia de la especie.

En la curva ROC, en la figura 3.24, se observa que los datos de entrenamiento se ajustan de manera adecuada al modelo ($p > 0.94$), indicando la capacidad del modelo para predecir. Por otra parte, si los datos de prueba fuesen menores ($p \leq 0.5$) y se ubicaría por debajo de la línea diagonal, indicaría que el modelo es peor que un modelo aleatorio. Un modelo ideal es cuando las curvas estén en el extremo superior izquierdo, lo cual indicará que no hay ningún error de omisión o 100% de sensibilidad y ningún error de comisión o 100% de especificidad.

Figura 3.24

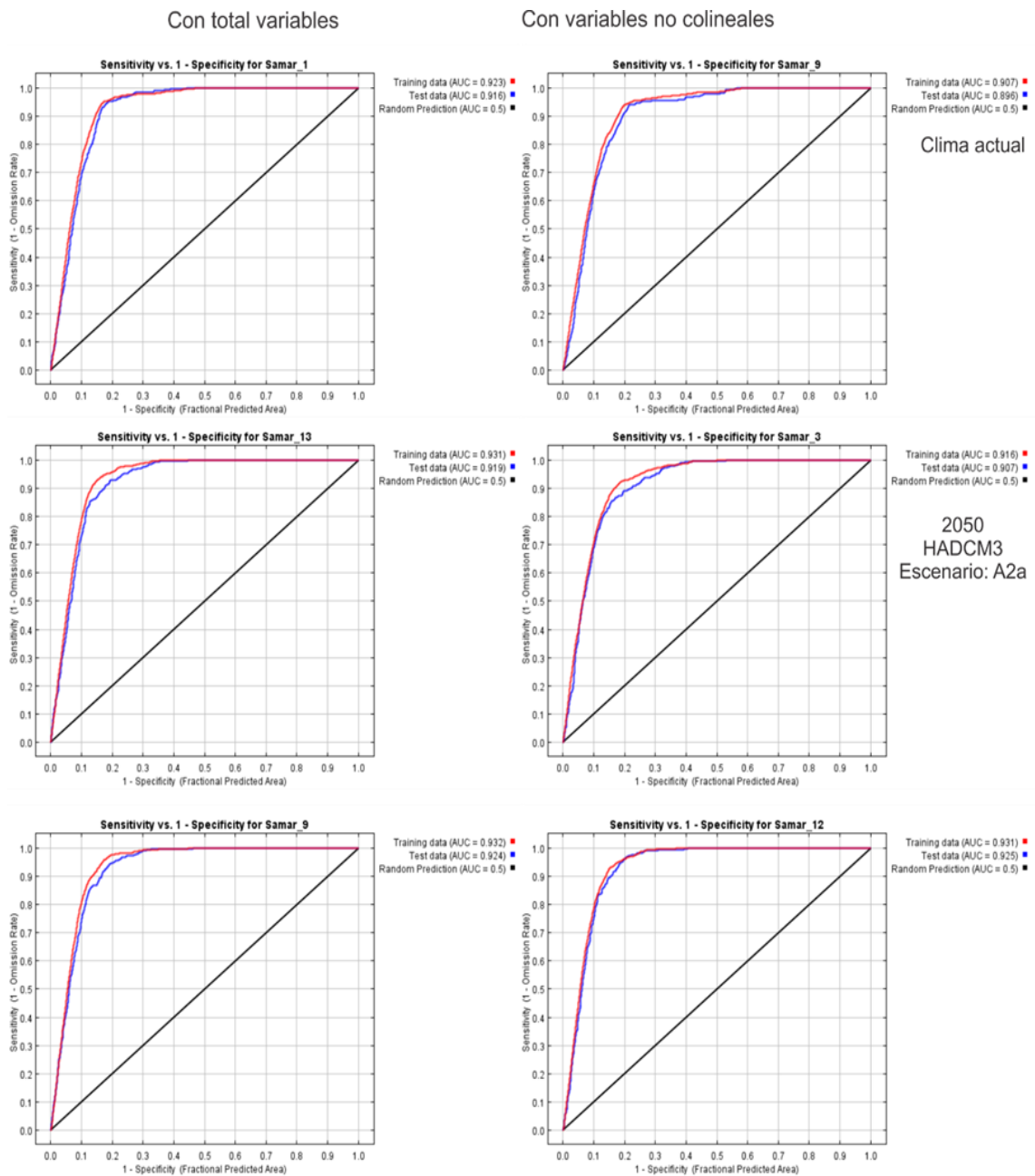
Curva ROC para la especie “Qaspar” (*Solanum xchaucha* Juz et Buk) en las condiciones de clima actual y futura



En la figura 3.25, al evaluar la curva ROC para la especie Samar (*Solanum goniocalyx* Juz et Buk), la sensibilidad del modelo fue entre 0.923 y 0.932 cuando se utiliza todas las variables, mientras para el modelo ajustado la sensibilidad varía entre 0.907 y 0.931 para los datos de entrenamiento y entre 0.896 y 0.925 para los datos de la prueba o evaluación, por tanto, se considera una excelente y buena habilidad para clasificar las presencias y ausencias.

Figura 3.25

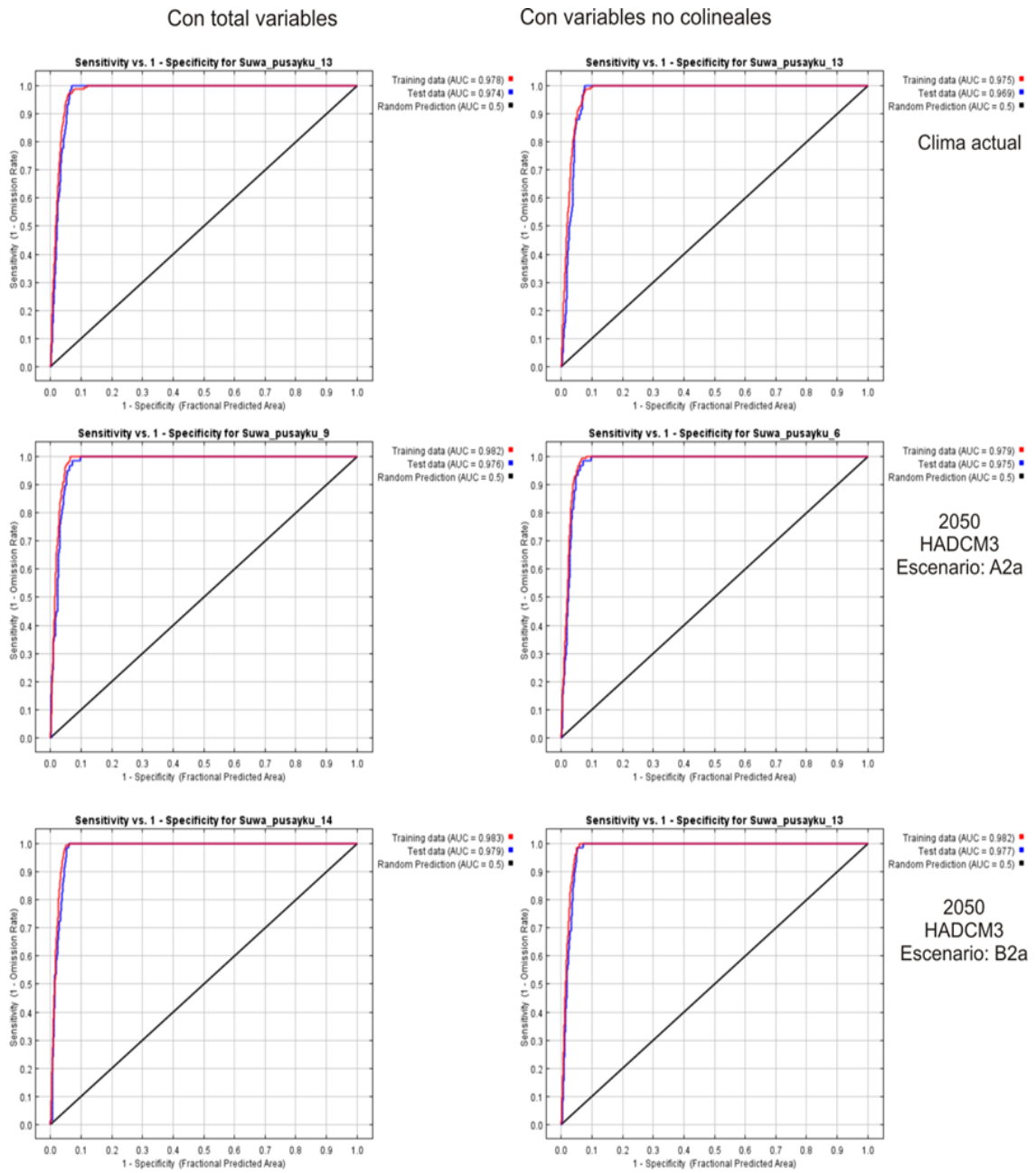
Curva ROC para la especie “Samar” (*Solanum goniocalyx* Juz et Buk) en las condiciones de clima actual y futura



En el Figura 3.26, la curva ROC para la especie Suwa pusayku (*Solanum stenotomum* Juz et Buk) muestra la sensibilidad del modelo que varía entre 0.978 y 0.983 cuando se utiliza todas las variables, mientras para el modelo ajustado la sensibilidad varía entre 0.975 y 0.982 para los datos de entrenamiento, mientras para los datos de evaluación el AUC varía entre 0.969 y 0.975, por tanto, el modelo ajustado tuvo muy buen desempeño.

Figura 3.26

Curva ROC para la especie “Suwa pusayku” (*Solanum Solanum stenotonum Juz et Buk*), para las condiciones de clima actual y futura

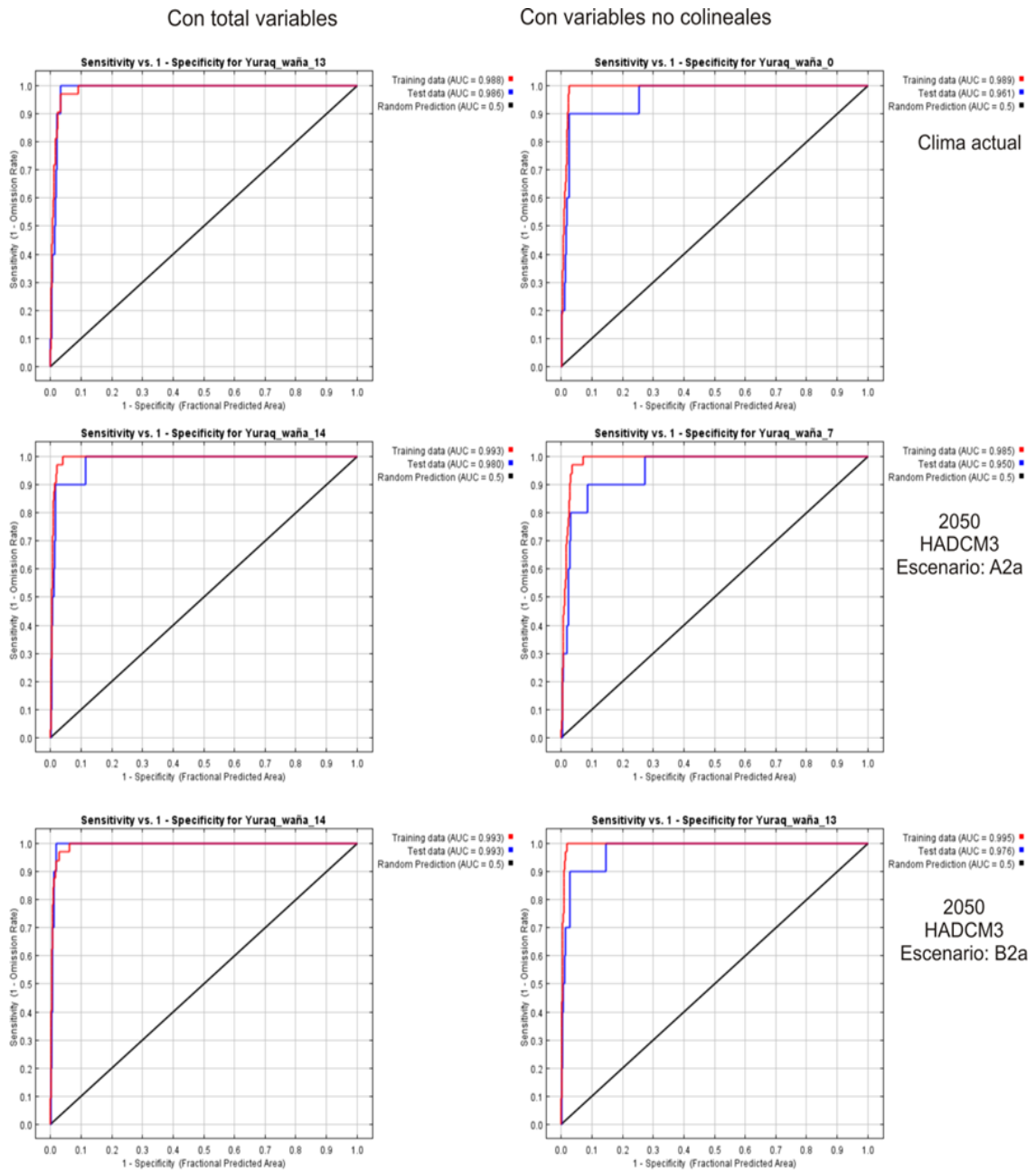


En la figura 3.27, la curva ROC para la especie Yuracc waña (*Solanum xcurtilobum* Juz et Buk), para condiciones de clima actual y futura, muestra la sensibilidad del modelo que varía entre 0.988 y 0.993 cuando se utiliza todas las variables, mientras para el modelo ajustado la sensibilidad varía entre 0.985 y 0.992 para los datos de entrenamiento, mientras para los datos de evaluación el AUC varía entre 0.950 y 0.976, por tanto el modelo ajustado tuvo muy buen desempeño, aunque la línea azul en el modelo ajustado

muestra cierta tendencia a una predicción aleatoria puesto que se acerca a la línea recta (predicción aleatoria), esta línea no tiene valor predictivo, es decir es aleatoria. Esta tendencia observada puede atribuirse a la reducida cantidad de puntos de presencia de la especie en el modelado.

Figura 3.27

Curva ROC para la especie “Yuracc waña” (*Solanum xcurtilobum* Juz et Buk), para las condiciones de clima actual y futura

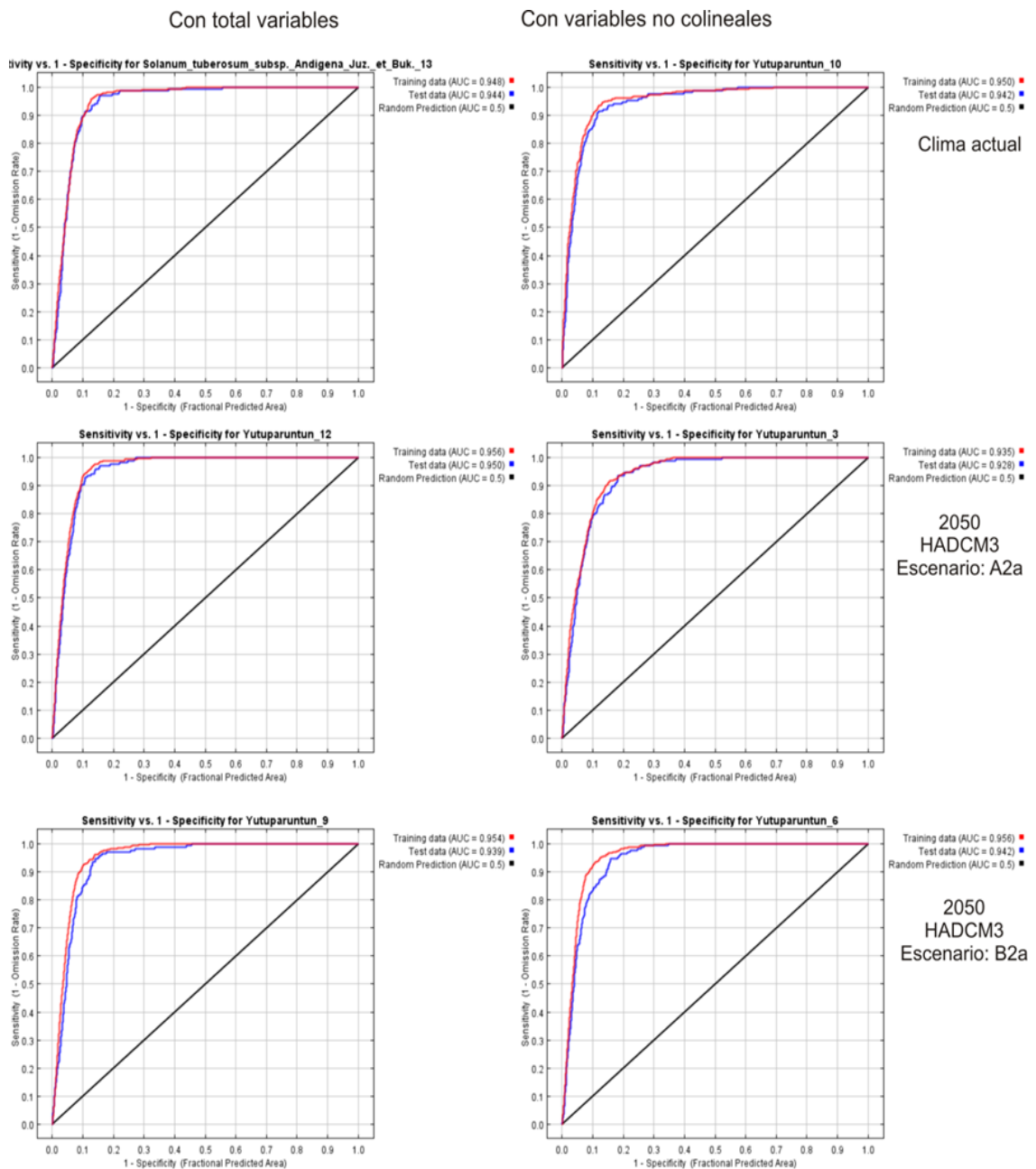


En la figura 3.28, la curva ROC correspondiente a la especie Yutuparuntun (*Solanum tuberosum* subsp. Andigena Juz et Buk), para condiciones de clima actual y futura,

muestra la sensibilidad del modelo que varía entre 0.948 y 0.956 cuando se utiliza todas las variables, mientras para el modelo ajustado la sensibilidad varía entre 0.935 y 0.956 para los datos de entrenamiento, mientras para los datos de evaluación el AUC varía entre 0.928 y 0.942.

Figura 3.28

Curva ROC para la especie “Yutuparuntun” (Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz et Buk), para las condiciones de clima actual y futura

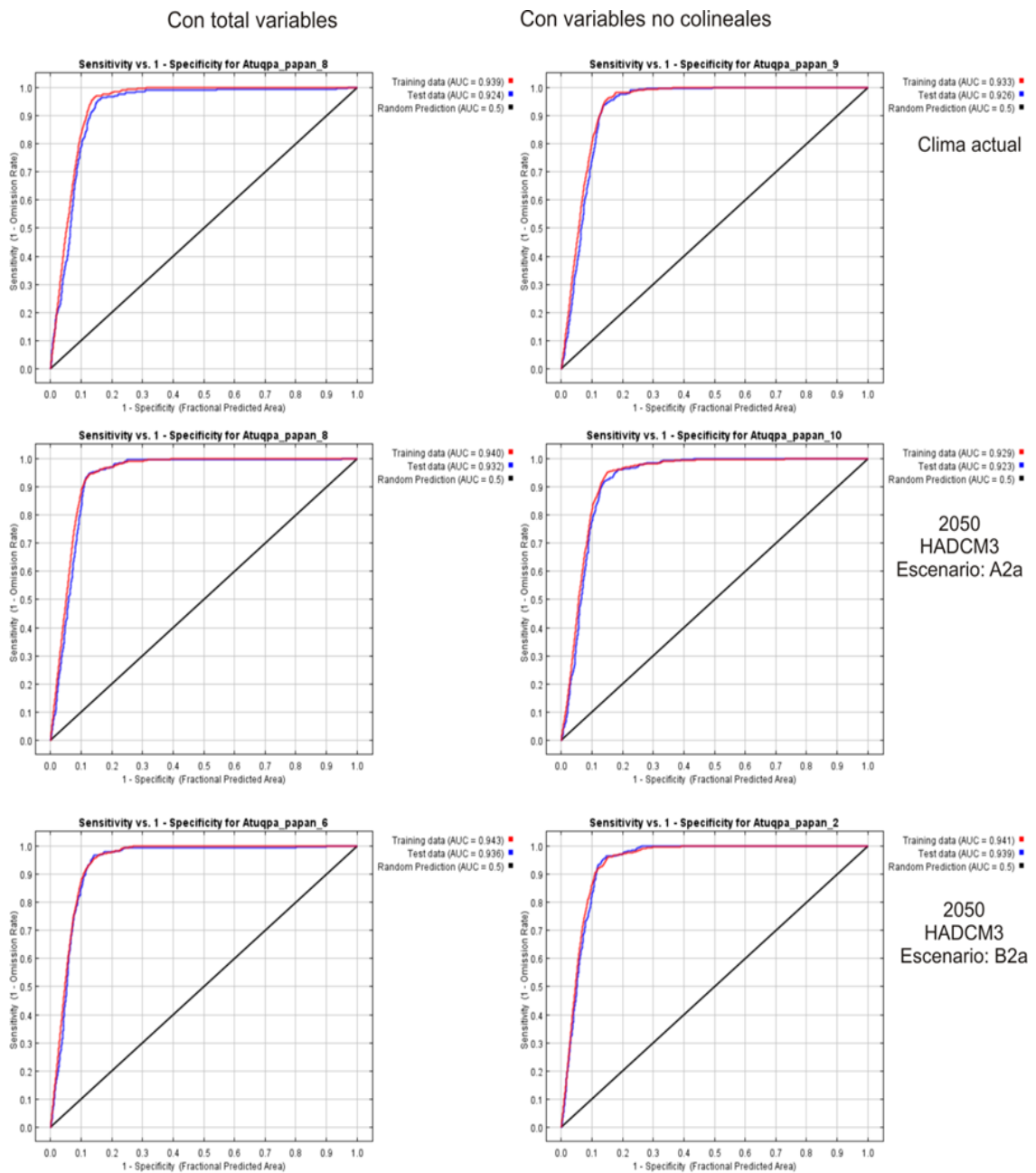


En el Figura 3.29, se muestra la curva de omisión correspondiente a la especie Atuppa papan (*Solanum acaule* Bitter), tanto con el total de las variables y el ajustado, muestra la sensibilidad del modelo que varía entre 0.939 y 0.943 cuando se utiliza todas las variables, mientras para el modelo ajustado la sensibilidad varía entre 0.929 y 0.941 para los datos de entrenamiento, mientras para los datos de evaluación el AUC varía entre 0.923 y 0.939.

De esta manera las predicciones realizadas por el modelo MaxEnt se validan con la curva ROC, como se señaló anteriormente, el ROC describe la relación entre la proporción de presencias observadas correctamente predichas (sensibilidad) y la proporción de ausencias observadas incorrectamente predichas (1-especificidad). De la curva ROC deriva el índice AUC, que en este caso para el modelo ajustado es mayor que 0.939, demostrando que el modelo tiene habilidad predictiva perfecta. Evaluar el rendimiento predictivo o la validación del modelo es importante, ya que la aplicación del modelo no tendría sentido sin evaluar la precisión de sus predicciones.

Figura 3.29

Curva ROC para la especie “*Atuqpa papan*” (*Solanum acaule Bitter*), para las condiciones de clima actual y futura

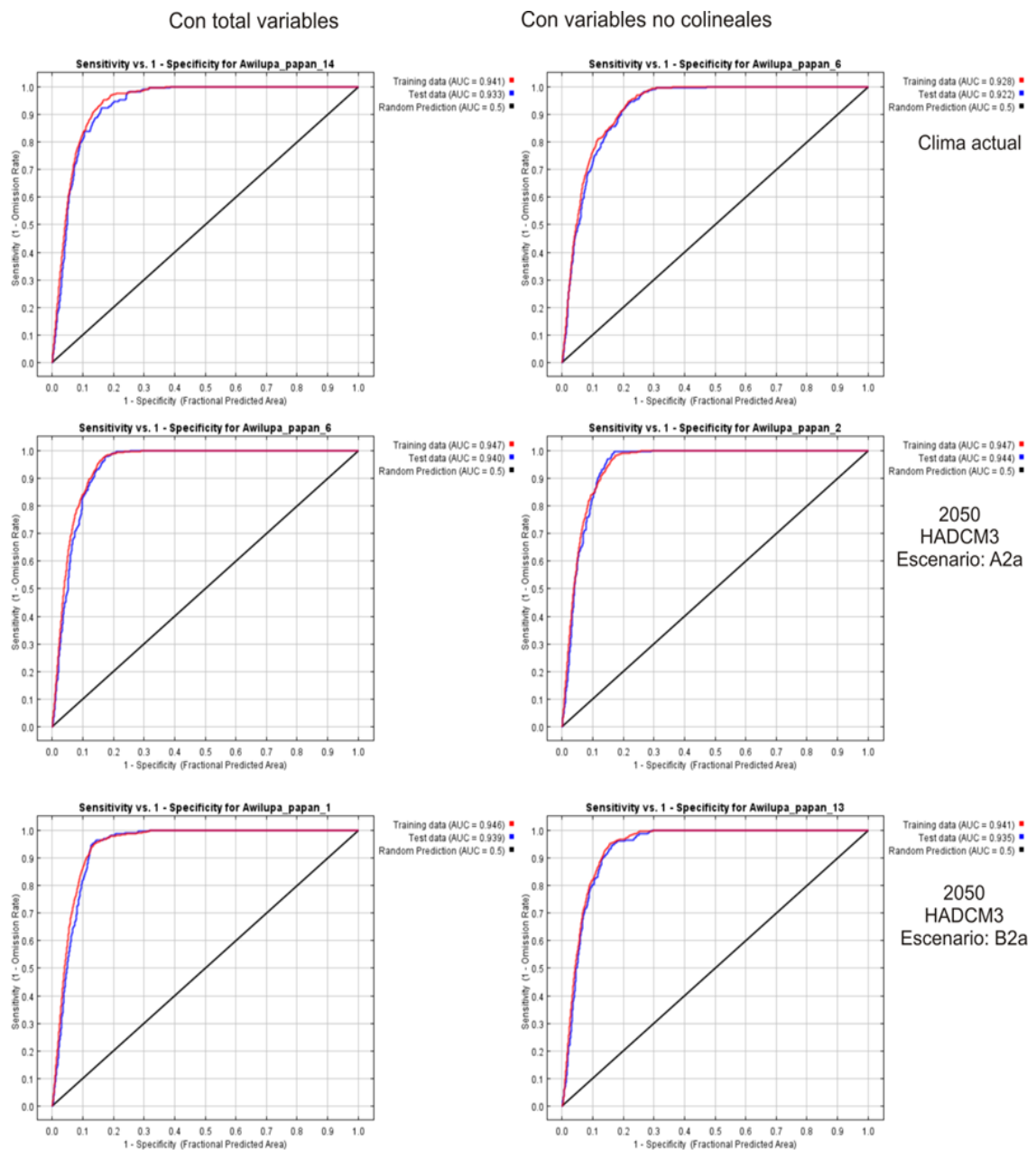


En el Figura 3.30, se muestra la curva ROC para la especie *Awilupa papan* (*Solanum bukasovii* Juz), tanto con el total de las variables y el ajustado, muestra la sensibilidad del modelo que varía entre 0.941 y 0.947 cuando se utiliza todas las variables, mientras para el modelo ajustado la sensibilidad varía entre 0.928 y 0.947 para los datos de entrenamiento, mientras para los datos de prueba el AUC varía entre 0.922 y 0.944.

Las cifras dan los valores de AUC para la muestra de entrenamiento y la muestra de prueba, habitualmente, el valor de AUC para la muestra de control es inferior a la de entrenamiento ya que el modelo se ha calculado para un máximo ajuste a esta última. Si ambos valores son muy similares indica que ambas muestras están extraídas verosímilmente de la misma población y son representativas de la misma, es decir es una realidad verdadera o una probabilidad de verdadera. El modelo en estos casos suele ser fuerte en el sentido de ser poco sensible a cambios en la composición de la muestra, algo habitual cuando las muestras son de tamaño suficiente.

Figura 3.30

Curva ROC para la especie "Awilupa papan" (Solanum bukasovii Juz), para las condiciones de clima actual y futura



3.2.4. Análisis de la contribución de las variables en el modelo

En figura 3.31, muestra la participación de las variables en porcentaje de contribución a la distribución de la curva ROC para la especie Maku (*Solanum tuberosum* subsp. Andigena Juz. et Buk.), para condiciones de clima actual. Aunque cabe señalar que estas contribuciones, no son necesariamente la causa de la distribución de las especies modeladas, sino, la medida en que contribuye cada variable para llegar a una buena separación de áreas idóneas de las que no lo son. En el modelamiento de esta especie se utilizaron 147 registros de presencia.

La variable ambiental con mayor ganancia cuando se utiliza la totalidad de las variables para el clima actual es la temperatura mínima media mensual (Bio_4) con 32%, que parece tener la mayor información útil para generar el modelo. Otras variables ambientales con porcentaje representativos son la precipitación del mes más seco (Bio_14) con 18.7% y temperatura mínima con 17.1%, siendo que la omisión de la Bio_14 y temperatura mínima perjudicaría el modelo, pues es la variable que más reduce la ganancia según el análisis del jackknife, ya que contiene una gran cantidad de información que no está presente en las otras variables ambientales.

Asimismo, en el modelo ensayado con variables no colineales se observa las variables utilizadas y la aportación que cada una de ellas contribuye al modelo, siendo las principales: la temperatura mínima media mensual (Bio_4) con 35%, temperatura mínima media mensual (tminmm) con 19.7%, la precipitación del mes más seco (Bio_14) con 19.4% y Temperatura mínima del mes más frío (Bio_6) con 8.7%. Al comparar los puntos de presencia del Qaspar papa con las capas raster de las variables utilizadas, se encontró que las variables que contribuyen más al modelo son aquellas que acondicionan de manera preponderante el desarrollo del ciclo productivo de esta especie, como son: la estacionalidad de la temperatura), temperatura mínima media mensual (Bio_4), precipitación del mes más seco (Bio_14) y temperatura mínima del mes más frío (Bio_6). Estas variables están asociadas a la ocurrencia de heladas, causa principal para la merma de la diversidad de especies nativas de papa; la temporalidad y espacialidad de la lluvia en época de estiaje, puesto que un retraso de las lluvias se traduce en retraso de siembras y acortamiento del periodo vegetativo, así como a la incidencia de plagas que se multiplican en veranillos largos o periodos de sequía, contrariamente, un adelanto de las lluvias permitirá a la especie mayor probabilidad de conservación de la especie.

Figura 3.31

Porcentaje de contribución de las variables para la especie “Maku” (*Solanum tuberosum* subsp. *Andigena* Juz. et Buk.) en las condiciones de clima actual

Clima actual			Con total variables			Con variables no colineales		
Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4ca	32	29.7	bio_4ca	35	22.4	bio_4ca	35.6	22.4
bio_14ac	18.7	0	tminmm_ac	19.7	14.9	bio_6ca	8.7	0.8
tminmm_ac	17.1	12.4	bio_14ac	19.4	29.2	bio_16ac	6.9	10.6
bio_6ca	8.8	0.2	bio_6ca	8.7	0.8	bio_15ac	6.4	20.6
bio_15ac	6	20.8	bio_16ac	6.9	10.6	bio_18ac	2.4	0.8
slope	3.8	0.5	bio_15ac	6.4	20.6	bio_3ca	0.6	0.2
bio_13ac	3.7	2.7	bio_18ac	2.4	0.8	bio_2ca	0.5	0.3
bio_16ac	2	2.5	bio_3ca	0.6	0.2	bio_13ac	0.2	0
bio_18ac	1.9	0.8	bio_2ca	0.5	0.3	tmaxmm_ac	0.1	0
bio_19ac	1.4	23.8	bio_13ac	0.2	0	bio_7ca	0	0.1
bio_7ca	1.3	3.8	tmaxmm_ac	0.1	0	bio_5ca	0	0
bio_17ac	1	2	bio_7ca	0	0.1	ppmm_ac	0	0
bio_3ca	0.8	0	bio_5ca	0	0	bio_12ac	0	0
bio_2ca	0.4	0.6	ppmm_ac	0	0	altitud	0	0
orientacion	0.4	0	bio_12ac	0	0			
bio_8ac	0.3	0	altitud	0	0			
altitud	0.2	0	bio_10ac	0.1	0			
bio_10ac	0.1	0	tmeanmm_ac	0.1	0			
tmeanmm_ac	0.1	0	bio_1ca	0	0.1			
bio_1ca	0	0.1	tmaxmm_ac	0	0			
tmaxmm_ac	0	0	bio_9ac	0	0			
bio_9ac	0	0	ppmm_ac	0	0			
ppmm_ac	0	0	bio_12ac	0	0			
bio_12ac	0	0	bio_11ac	0	0			
bio_11ac	0	0	bio_5ca	0	0			
bio_5ca	0	0						

En la figura 3.32, se muestra el aporte de las variables para la especie Maku (*Solanum tuberosum* subsp. *Andigena* Juz. et Buk.), para los escenarios A2a (escenario pesimista) y B2a (escenario optimista) del año 2050. Para el escenario A2a, cuando se utiliza todas las variables es la estacionalidad de la temperatura (Bio_4) con 31.4%, temperatura mínima del mes más frío (Bio_6) con 20.7%, precipitación del mes más seco (Bio_14) con 12.1% y estacionalidad de la precipitación (Bio_15) con 8.3%; para este mismo escenario cuando se utiliza variables no colineales, han sido las mismas variables antes señaladas las que resultaron con mayor aporte, con algunas variaciones porcentuales como son: la estacionalidad de la temperatura (Bio_4) con 35.6%, temperatura mínima del mes más frío (Bio_6) con 21.2%, precipitación del mes más seco (Bio_14) con 14.8% y la altitud con 9.4%.

Para el escenario B2a (escenario optimista), con todas las variables, es la estacionalidad de la temperatura (Bio_4) con 39.3%, precipitación del mes más seco (Bio_14) con 15.7%, Bio_18 con 15.6% y temperatura mínima del mes más frío (Bio_6) con 10.5%; mientras con las variables no colineales, las mismas variables que contribuyen más al modelo han sido la estacionalidad de la temperatura (Bio_4) con 37.6%, precipitación del trimestre más cálido (Bio_18) con 16.2%, Bio_14 con 15.7% y Bio_6 con 13.3%.

Figura 3.32

Porcentaje de contribución de las variables para la especie "Maku" (Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz. et Buk.) en las condiciones de clima futura

Con total variables			2050: HADCM3, Escenario A2a			Con variables no colineales		
Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4a2a_50	31.4	5.5	bio_4a2a_50	35.6	20	bio_4a2a_50	35.6	20
bio_6a2a_50	20.7	9	bio_6a2a_50	21.2	6.7	bio_6a2a_50	21.2	6.7
bio_14a2a_50	12.1	0	bio_14a2a_50	14.8	27.9	bio_14a2a_50	14.8	27.9
bio_15a2a_50	8.3	28.2	altitud	9.4	0.5	altitud	9.4	0.5
bio_16a2a_50	7.3	14.7	ppmm_a2a_50	7.1	18	ppmm_a2a_50	7.1	18
bio_18a2a_50	5.7	4	bio_18a2a_50	4	7.7	bio_18a2a_50	4	7.7
altitud	4.9	0.1	tmaxmm_a2a_50	3	0.7	tmaxmm_a2a_50	3	0.7

2050: HADCM3, Escenario B2a			2050: HADCM3, Escenario B2a		
Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4_b2a50	39.3	21.9	bio_4_b2a50	37.6	29.4
bio_14_b2a50	15.7	25.7	bio_18_b2a50	16.2	6.3
bio_18_b2a50	15.6	7.6	bio_14_b2a50	15.7	24.7
bio_6_b2a50	10.5	0	bio_6_b2a50	13.3	0
tminmm_b2a50	5.2	1.2	bio_15_b2a50	5.5	14.9
bio_15_b2a50	4.1	26.7	tminmm_b2a50	5	4.8
slope	3.3	0.4	slope	2.5	0.2

En la Figura 3.33, se muestra el aporte de las variables para la especie Puqya (*Solanum stenotomum*), para condiciones de clima actual y futuro. Cuando se utiliza todas las variables, para el clima actual, la variable Bio_4 aporta con 46.2%, la temperatura mínima media mensual con 14.8% y la Bio_14 con 12.8%; mientras en el modelo ajustado, con variables no colineales, el aporte de la variable Bio_4 es 45.9%, la temperatura mínima media mensual es 17.9% y la Bio_14 es 13.7%.

Para el escenario A2a del año 2050, cuando se utiliza todas las variables la Bio_4 aporta con 44.1%, Bio_18 con 12% la Bio_6 con 9.5%; para este mismo escenario cuando se utiliza variables no colineales, la Bio_4 incrementa a 51.8%, Bio_18 con 13% y la Bio_6 con 10.2%.

Para el escenario B2a del 2050, con todas las variables, es la Bio_4 con 51.8%, Bio_18 con 13.5% y la Bio_6 con 10.2%; mientras con las variables no colineales, las variables

que contribuyen más al modelo han sido Bio_4 con 47.9%, Bio_18 con 21.1% y la temperatura mínima media mensual con 7.7%.

Figura 3.33

Porcentaje de contribución de las variables para la especie “Puqya” (Solanum stenotomum) en las condiciones de clima actual y futura

Con total variables			Clima actual			Con variables no colineales		
Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4ca	46.2	37.6	bio_4ca	45.9	42	bio_4ca	45.9	42
tminmm_ac	14.8	6.2	tminmm_ac	17.9	12.3	tminmm_ac	17.9	12.3
bio_14ac	12.8	4	bio_14ac	13.7	26.3	bio_14ac	13.7	26.3
bio_18ac	9.4	0.6	bio_18ac	10.8	2.3	bio_18ac	10.8	2.3
bio_6ca	4.4	0.8	orientacion	4	0.2	orientacion	4	0.2
slope	3.2	0.6	bio_15ac	3.2	7.7	bio_15ac	3.2	7.7
orientacion	2.2	0.1	altitud	1.9	1.6	altitud	1.9	1.6

2050: HADCM3, Escenario A2a			2050: HADCM3, Escenario A2a		
Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4a2a_50	44.1	7.9	bio_4a2a_50	51.8	43.2
bio_18a2a_50	12	7.4	bio_18a2a_50	13.5	8.6
bio_6a2a_50	9.5	9.9	bio_6a2a_50	10.2	12.8
tminmm_a2a_50	7.1	0	tminmm_a2a_50	8.8	0
bio_14a2a_50	6.4	0	bio_14a2a_50	5.9	7.4
bio_15a2a_50	6	28.3	orientacion	4.3	0.5
altitud	5	2.7	tmaxmm_a2a_50	1.8	0.2

2050: HADCM3, Escenario B2a			2050: HADCM3, Escenario B2a		
Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4a2a_50	51.8	43.2	bio_4_b2a50	47.9	31.2
bio_18a2a_50	13.5	8.6	bio_18_b2a50	21.1	10.4
bio_6a2a_50	10.2	12.8	tminmm_b2a50	7.7	4.5
tminmm_a2a_50	8.8	0	bio_14_b2a50	6.9	29.5
bio_14a2a_50	5.9	7.4	bio_3_b2a50	5.6	0.6
orientacion	4.3	0.5	bio_6_b2a50	2.9	0
tmaxmm_a2a_50	1.8	0.2	orientacion	2.8	0.1

En la figura 3.34, se muestra el aporte de las variables para la especie Qaspar (*Solanum xchaucha* Juz et Buk), para condiciones de clima actual y futuro. Con todas las variables, para el clima actual, la variable Bio_4 aporta con 32.3%, Bio_14 con 26.4% y la temperatura mínima media mensual con 14.8%; mientras en el modelo ajustado, con variables no colineales, el aporte de la variable Bio_4 es 36.2%, Bio_14 con 22.7%, Bio_6 con 14.6% y la temperatura mínima media mensual con 14.5%. Asimismo, en el modelo ajustado la importancia de las permutaciones para Bio_4 es 43.3%, seguida por Bio_14 con 29.1% de la contribución.

Para el escenario A2a del 2050, cuando se utiliza todas las variables la Bio_4 aporta con 25%, Bio_6 con 20.4% y la Bio_14 con 19.3%; mientras con las variables no colineales,

la Bio_4 aporta el 28%, Bio_6 aporta 20.6%, Bio_14 con 18.8% y la altitud con 13.4%. Sin embargo, en la importancia de las permutaciones, en el modelo ajustado la variable Bio_4 contribuye solamente con 10.1% de la contribución, contrariamente la importancia de las permutaciones del Bio_14, constituye el 30.3% de la contribución en la variación del orden o de la disposición de las variables para formar patrones de distribución potencial del Qaspar papa. Cabe señalar, para comprobar la significancia de los datos obtenidos se estableció entre los parámetros del modelado, 15 interacciones y 10000 permutaciones, con el que se van cambiando las muestras de un grupo a otro de manera aleatoria para dar como resultado la idoneidad del hábitat.

Para el escenario B2a del 2050, en el modelo ensayado utilizando todas las variables, la Bio_4 aporta con 30.2%, Bio_14 con 22.2% y Bio_6 con 16.5%; mientras en el modelo ajustado, Bio_4 aporta con 32.8%, Bio_14 con 22.1% y la Bio_6 con 15.9%; en la importancia de las permutaciones, para la variable Bio_14 constituye el 39.7% de la contribución, seguido del Bio_15 con 18.8% de importancia en la permutación, pero con bajo porcentaje de contribución (5.2%).

Figura 3.34

Porcentaje de contribución de las variables para la especie "Qaspar" (Solanum xchaucha Juz et Buk) en las condiciones de clima actual y futura

Con total variables			Clima actual			Con variables no colineales		
Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4ca	32.3	17.7	bio_4ca	36.2	43.3	bio_4ca	30.2	10.1
bio_14ac	26.4	21.4	bio_14ac	22.7	29.1	bio_14_b2a50	22.2	21.6
tminmm_ac	14.8	0	bio_6ca	14.6	4.4	bio_6_b2a50	16.5	0
bio_6ca	13	5.1	tminmm_ac	14.5	0	bio_18_b2a50	13.1	9
bio_13ac	5	1.7	bio_13ac	5.7	0	altitud	8.5	7.8
bio_15ac	4.8	25	slope	4.2	1.2	bio_15_b2a50	5.7	21.4
slope	1.9	0.3	bio_7ca	1.4	8.2	slope	2.6	0.7

2050: HADCM3, Escenario A2a

Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4a2a_50	25	5.2	bio_4a2a_50	28	10.1
bio_6a2a_50	20.4	3.8	bio_6a2a_50	20.6	1.8
bio_14a2a_50	19.3	9.2	bio_14a2a_50	18.8	30.3
altitud	7.9	3.8	altitud	13.4	2.8
bio_5a2a_50	7.7	0	ppmm_a2a_50	9.1	14.8
bio_15a2a_50	6.7	16	bio_18a2a_50	3	6.8
bio_16a2a_50	6.3	20.2	slope	2.8	0.5

2050: HADCM3, Escenario B2a

Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4_b2a50	30.2	10.1	bio_4_b2a50	32.8	9.6
bio_14_b2a50	22.2	21.6	bio_14_b2a50	22.1	39.7
bio_6_b2a50	16.5	0	bio_6_b2a50	15.9	0.6
bio_18_b2a50	13.1	9	bio_18_b2a50	14	8.3
altitud	8.5	7.8	altitud	6.9	11.3
bio_15_b2a50	5.7	21.4	bio_15_b2a50	5.2	18.8
slope	2.6	0.7	slope	2.1	0.5

En la figura 3.35, se muestra el aporte de las variables para la especie Samar (*Solanum goniocalyx* Juz et Buk), para condiciones de clima actual y futura. Utilizando todas las variables, para el clima actual, la variable Bio_14 aporta con 34.3%, Bio_4 con 32.5% y la Bio_6 con 13%; mientras en el modelo ajustado, el aporte de la variable Bio_4 es 38.4%, Bio_14 con 31.2% y Bio_6 con 13.1%. En el modelo ajustado en la importancia de las permutaciones para Bio_14 es 35.9%, seguida por Bio_4 con 34.7% de la contribución.

Para el escenario A2a del 2050, cuando se utiliza todas las variables la Bio_14 aporta con 28.3%, Bio_4 con 24.5% y la altitud con 14%; mientras en el modelo ajustado, la Bio_4 aporta con 23.9%, Bio_14 aporta 22.5%, Bio_6 con 18% y la altitud con 13.3%. En la importancia de las permutaciones, en el modelo ajustado para la variable Bio_14 contribuye el 16.8% de la contribución, seguido del Bio_4 con 13.3% de la contribución.

Para el escenario B2a del 2050, en el modelo con todas las variables, la Bio_14 aporta con 31.4%, Bio_4 con 27.1% y Bio_18 con 15.9%; asimismo en el modelo ajustado, Bio_14 aporta con 31.6%, Bio_4 con 30.3% y Bio_18 con 15%; mientras en la importancia de las permutaciones la variable Bio_14 es el más importante con 32.7% de contribución, seguido por la altitud con 29.5% de contribución.

En el modelamiento de esta especie se utilizaron 1569 registros de presencia, siendo la especie más muestreada en este trabajo. Esto contribuyó a que los valores de AUC muestren el mejor ajuste, con valores entre 0.969 y 0.975.

Figura 3.35

Porcentaje de contribución de las variables para la especie “Samar” (*Solanum goniocalyx* Juz et Buk) en las condiciones de clima actual y futura

Con total variables			Clima actual			Con variables no colineales		
Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_14ac	34.3	34.1	bio_4ca	38.4	34.7	bio_4ca	38.4	34.7
bio_4ca	32.5	7	bio_14ac	31.2	35.9	bio_14ac	31.2	35.9
bio_6ca	13	7.4	bio_6ca	13.1	5.9	bio_6ca	13.1	5.9
tminmm_ac	8.9	0	tminmm_ac	9.8	0	tminmm_ac	9.8	0
bio_15ac	4.9	24.9	bio_3ca	1.9	1.3	bio_3ca	1.9	1.3
altitud	2.4	4.8	bio_13ac	1.8	0.2	bio_13ac	1.8	0.2
slope	1.3	0.4	altitud	1.6	4.8	altitud	1.6	4.8

2050: HADCM3, Escenario A2a

Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_14a2a_50	28.3	15.8	bio_4a2a_50	23.9	13.3
bio_4a2a_50	24.5	0.3	bio_14a2a_50	22.5	16.8
altitud	14	5.4	bio_6a2a_50	18	2.1
bio_6a2a_50	13.6	4.1	altitud	13.3	6
bio_15a2a_50	9	15.5	bio_2a2a_50	6.8	8.1
bio_10a2a_50	2.4	0	bio_18a2a_50	4.3	2.4
bio_2a2a_50	2.2	2.3	bio_3a2a_50	3.4	0.2

2050: HADCM3, Escenario B2a

Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_14_b2a50	31.4	26.9	bio_14_b2a50	31.6	32.7
bio_4_b2a50	27.1	1.7	bio_4_b2a50	30.3	2.4
bio_18_b2a50	15.9	5.2	bio_18_b2a50	15	4.3
bio_15_b2a50	9.2	28.7	bio_6_b2a50	8.1	1.6
bio_6_b2a50	9.1	1.4	bio_15_b2a50	8	29.5
altitud	3.1	5.7	altitud	5.3	5.9
tmeanmm_b2a50	2.2	0	bio_3_b2a50	0.6	0.2

En la figura 3.36, se muestra el aporte de las variables para la especie Suwa pusayku (*Solanum stenotomum* Juz et Buk), para condiciones de clima actual y futura. Utilizando todas las variables, para el clima actual, la variable Bio_4 aporta con 35%, la temperatura mínima media mensual con 19.2% y Bio_14 con 18.5%; mientras en el modelo ajustado, el aporte de la variable Bio_4 es 34.2%, Bio_14 con 20.4% y temperatura mínima media mensual con 20.2%.

Para el escenario A2a del 2050, cuando se utiliza todas las variables la Bio_4 aporta con 31%, Bio_6 con 26.3%, Bio_14 con 15.1% y la altitud con 10.6%; mientras en el modelo ajustado, Bio_4 aporta con 31.5%, Bio_6 aporta 20.5%, Bio_14 con 15.9% y la altitud con 14.2%.

Para el escenario B2a del 2050, en el modelo con todas las variables, Bio_4 aporta con 36.1%, Bio_14 con 17.6%, Bio_18 con 14.5% y Bio_6 con 12.4%; asimismo en el modelo ajustado, Bio_4 aporta con 36.9%, Bio_14 con 19.2%, Bio_6 con 16.7% y Bio_18 con

13.3%. Para el modelo ajustado, en la importancia de las permutaciones la variable Bio_14 es el más importante con 41.8% de la contribución, seguido de Bio_15 con 21.6%.

Figura 3.36

Porcentaje de contribución de las variables para la especie “Suwa pusayku” (Solanum stenotomum Juz et Buk) en las condiciones de clima actual y futura

Con total variables			Clima actual			Con variables no colineales		
Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4ca	35	23	bio_4ca	34.2	24.5	bio_4ca	34.2	24.5
tminmm_ac	19.2	9.3	bio_14ac	20.4	28.3	bio_14ac	20.4	28.3
bio_14ac	18.5	6.9	tminmm_ac	20.2	13.9	tminmm_ac	20.2	13.9
bio_6ca	8.2	2.7	bio_13ac	9.1	2.4	bio_13ac	9.1	2.4
bio_13ac	6	8.2	bio_6ca	5.7	0	bio_6ca	5.7	0
slope	4.1	1.4	slope	4.5	1.5	slope	4.5	1.5
bio_16ac	3.1	1	bio_15ac	4.4	19.5	bio_15ac	4.4	19.5

2050: HADCM3, Escenario A2a

Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4a2a_50	31	12.6	bio_4a2a_50	31.5	13.4
bio_6a2a_50	26.3	12.8	bio_6a2a_50	20.5	0.9
bio_14a2a_50	15.1	11.8	bio_14a2a_50	15.9	39.8
altitud	10.6	5.3	altitud	14.2	4.5
bio_15a2a_50	7.5	25.2	ppmm_a2a_50	5.3	0
bio_16a2a_50	3.8	11.1	bio_12a2a_50	4.4	27.3
slope	2.8	0.9	slope	3.5	0.9

2050: HADCM3, Escenario B2a

Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4_b2a50	36.1	12.1	bio_4_b2a50	36.9	17.4
bio_14_b2a50	17.6	28.6	bio_14_b2a50	19.2	41.8
bio_18_b2a50	14.5	7.4	bio_6_b2a50	16.7	4.4
bio_6_b2a50	12.4	0	bio_18_b2a50	13.3	8.9
altitud	6.2	1.7	bio_15_b2a50	6.2	21.6
bio_15_b2a50	5.6	28.6	altitud	4.4	4.6
tminmm_b2a50	3	4	slope	3	0.5

En la figura 3.37, se muestra el aporte de las variables para la especie Yuracc waña (*Solanum xcurtilobum* Juz et Buk), para condiciones de clima actual y futura. Con todas las variables, para el clima actual, la variable Bio_4 aporta con 42.3%, la temperatura mínima media mensual con 18.6% y Bio_14 con 17.4%; mientras en el modelo ajustado, el aporte de la variable Bio_4 es 41.6%, temperatura mínima media mensual con 23.3% y Bio_14 con 21.5%.

Para el escenario A2a del 2050, cuando se utiliza todas las variables la Bio_4 aporta con 35.6%, Bio_6 con 18.9% y Bio_15 con 8.6%; mientras en el modelo ajustado, Bio_4 aporta con 48.7%, Bio_6 con 18.7% y Bio_18 con 11.9%. Asimismo, para el modelo ajustado, en el orden de las permutaciones ha sido la variable Bio_4 es el más importante con 41.7% de la contribución, seguido de Bio_6 con 29.6% de la contribución.

Para el escenario B2a del 2050, en el modelo que utiliza todas las variables, Bio_4 aporta con 42.7%, Bio_18 con 18% y Bio_14 con 12.9%. Para el modelo ajustado, Bio_4 aporta con 46.1%, Bio_18 con 17.8% y Bio_14 con 10.6%; asimismo para este modelo, en el orden de las permutaciones la variable Bio_4 es el más importante con 56.5% de la contribución, seguido de Bio_14 con 20.5% de contribución.

Figura 3.37

Porcentaje de contribución de las variables para la especie “Yuracc waña” (Solanum xcurtilobum Juz et Buk) en las condiciones de clima actual y futura

Con total variables			Clima actual			Con variables no colineales		
Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4ca	42.3	28.6	bio_4ca	41.6	24.6	bio_4ca	41.6	24.6
tminmm_ac	18.6	3.6	tminmm_ac	23.3	20.3	tminmm_ac	23.3	20.3
bio_14ac	17.4	1.4	bio_14ac	21.5	23.2	bio_14ac	21.5	23.2
bio_15ac	5.5	24.3	slope	5.9	1.1	slope	5.9	1.1
slope	3.9	0.7	bio_15ac	3.2	5.7	bio_15ac	3.2	5.7
bio_18ac	3.4	0.1	bio_2ca	1.8	6.1	bio_2ca	1.8	6.1
bio_2ca	2.5	4.4	bio_8ac	0.9	7.1	bio_8ac	0.9	7.1

2050: HADCM3, Escenario A2a

Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4a2a_50	35.6	2.3	bio_4a2a_50	48.7	41.7
bio_6a2a_50	18.9	15.7	bio_6a2a_50	18.7	29.6
bio_15a2a_50	8.6	34.6	bio_18a2a_50	11.9	3.6
bio_14a2a_50	8	0	tminmm_a2a_50	6.3	0
bio_18a2a_50	6.6	2.4	slope	5.1	2.2
tminmm_a2a_50	5.3	0	bio_3a2a_50	3.6	0.3
slope	4.3	1.3	bio_14a2a_50	2.2	9.5

2050: HADCM3, Escenario B2a

Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4_b2a50	42.7	32	bio_4_b2a50	46.1	56.5
bio_18_b2a50	18	8.7	bio_18_b2a50	17.8	7.1
bio_14_b2a50	12.9	11.3	bio_14_b2a50	10.6	20.5
bio_6_b2a50	7.3	0.1	bio_6_b2a50	9.2	4.2
tminmm_b2a50	5	0	tminmm_b2a50	7.8	0
bio_15_b2a50	4.9	24.7	slope	2.6	0.2
slope	3.5	0.2	bio_3_b2a50	2.1	0

En la figura 3.38, se muestra el aporte de las variables para la especie Yutuparuntun (*Solanum tuberosum* subsp. Andigena Juz et Buk), para condiciones de clima actual y futura. En el modelo para el clima actual, utilizando todas las variables, la variable Bio_14 aporta con 33.7%, Bio_4 con 28.4%, Bio_6 con 16.2% y la temperatura mínima media mensual con 8.3%; mientras en el modelo ajustado, el aporte de la variable Bio_4 es 31.3%, Bio_14 con 30.7%, Bio_6 con 19.2% y la temperatura mínima media mensual con 8.4%.

Para el escenario A2a del 2050, en el modelo con todas las variables la Bio_4 aporta con 35.6%, Bio_6 con 18.9% y Bio_15 con 8.6%; mientras en el modelo ajustado, Bio_14 aporta con 28.3%, Bio_6 con 17.7% y Bio_4 con 17.1%.

Para el escenario B2a del 2050, en el modelo que utiliza todas las variables, Bio_14 aporta con 27.9%, Bio_4 con 25.3%, Bio_18 con 16.3% y Bio_6 con 11.8%; mientras para el modelo ajustado la variable Bio_14 aporta con 26.8%, Bio_4 con 24%. Bio_6 con 16.4% y Bio_18 con 15%.

Figura 3.38

Porcentaje de contribución de las variables para la especie “Yutuparuntun” (Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz et Buk) en las condiciones de clima actual y futura

Con total variables			Clima actual			Con variables no colineales		
Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_14ac	33.7	24.6	bio_4ca	31.3	31.5	bio_14ac	30.7	31.5
bio_4ca	28.4	5.5	bio_14ac	30.7	31.5	bio_6ca	19.2	4.1
bio_6ca	16.2	7.6	bio_6ca	19.2	4.1	tminmm_ac	8.4	0.1
tminmm_ac	8.3	0	tminmm_ac	8.4	0.1	slope	2.7	0.7
bio_15ac	5.7	24.9	slope	2.7	0.7	altitud	1.6	5.1
altitud	2.8	7.1	altitud	1.6	5.1	bio_7ca	1.6	10.1
bio_16ac	1.4	4.4	bio_7ca	1.6	10.1			

2050: HADCM3, Escenario A2a

Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_14a2a_50	28.3	12.5	bio_14a2a_50	25	18.4
bio_6a2a_50	17.7	2.2	bio_4a2a_50	22.7	15.7
bio_4a2a_50	17.1	0.5	bio_6a2a_50	17.4	5.3
bio_15a2a_50	8.8	16	altitud	16.7	3.5
altitud	7.8	8.2	bio_3a2a_50	5.7	0.8
bio_5a2a_50	7.4	0.1	bio_16a2a_50	4.8	17.5
bio_2a2a_50	2.4	0.5	bio_13a2a_50	3.7	23.8

2050: HADCM3, Escenario B2a

Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_14_b2a50	27.9	24.9	bio_14_b2a50	26.8	24.3
bio_4_b2a50	25.3	4.7	bio_4_b2a50	24	4.8
bio_18_b2a50	16.3	10.3	bio_6_b2a50	16.4	5.1
bio_6_b2a50	11.8	0.8	bio_18_b2a50	15	7
bio_15_b2a50	8.4	23.8	bio_15_b2a50	7.9	27.1
altitud	5.2	4.9	altitud	4.1	5.6
slope	1.8	0.5	bio_13_b2a50	1.8	0

En la figura 3.39, se muestra el aporte de las variables para la especie *Atuqpa papan* (*Solanum acaule* Bitter), para condiciones de clima actual y futura. En el modelo para el clima actual, utilizando todas las variables, la variable Bio_4 aporta con 46.3%, Bio_14 con 23%, temperatura mínima media mensual con 16.5%; mientras en el modelo ajustado,

estas variables registran un moderado incremento, donde la variable Bio_4 aporta con 47.6%, Bio_14 con 24.7% y temperatura mínima media mensual con 17.4%.

Para el escenario A2a del 2050, en el modelo que se utiliza todas las variables, la Bio_4 aporta con 44.2%, Bio_14 con 14.9% y Bio_6 con 13.4%; mientras en el modelo ajustado, la variable Bio_4 aporta con 49.8%, Bio_6 con 16.5% y Bio_14 con 10.4%.

Para el escenario B2a del 2050, en el modelo que utiliza todas las variables, Bio_14 aporta con 47.5%, Bio_14 con 26.4% y Bio_18 con 15.6%. En el modelo ajustado la variable Bio_4 aporta con 47.3%, Bio_14 con 17.7% y Bio_18 con 16.1%.

Figura 3.39

Porcentaje de contribución de las variables para la especie "Atuqpa papan" (Solanum acaule Bitter) en las condiciones de clima actual y futura

Con total variables			Clima actual			Con variables no colineales		
Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4ca	46.3	35.9	bio_4ca	47.6	39.4	bio_4ca	47.6	39.4
bio_14ac	23	16.2	bio_14ac	24.7	34.8	bio_14ac	24.7	34.8
tminmm_ac	16.5	0.9	tminmm_ac	17.4	0.1	tminmm_ac	17.4	0.1
bio_6ca	4.3	0.2	bio_6ca	4.7	3.7	bio_6ca	4.7	3.7
bio_15ac	3.2	18.7	bio_15ac	2.7	6	bio_15ac	2.7	6
bio_13ac	2.6	3.4	orientacion	1.7	0.1	orientacion	1.7	0.1
slope	1.3	0.5	altitud	0.4	2.7	altitud	0.4	2.7

2050: HADCM3, Escenario A2a

Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4a2a_50	44.2	11.5	bio_4a2a_50	49.8	33.7
bio_14a2a_50	14.9	0.8	bio_6a2a_50	16.5	3.7
bio_6a2a_50	13.4	0.3	bio_14a2a_50	10.4	7.9
altitud	8.8	2.7	altitud	8.8	1.3
bio_15a2a_50	5.7	24.6	bio_18a2a_50	5.7	6.7
bio_18a2a_50	4.2	4.7	bio_16a2a_50	2.7	20.9
			slope	1.8	1.4

2050: HADCM3, Escenario B2a

Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_4_b2a50	47.5	10.2	bio_4_b2a50	47.3	13.5
bio_14_b2a50	16.4	24.3	bio_14_b2a50	17.7	43.5
bio_18_b2a50	15.6	5.9	bio_18_b2a50	16.1	5.7
tminmm_b2a50	7.5	2.8	tminmm_b2a50	7.2	1.4
bio_15_b2a50	3.4	33.9	bio_15_b2a50	3.1	26.6
bio_6_b2a50	3.1	0	bio_6_b2a50	2.9	0
altitud	2.1	2.8	bio_5_b2a50	1.9	0

En la figura 3.40, para la especie Awilupa papan (*Solanum bukasovii* Juz), para condiciones de clima actual utilizando todas las variables, la variable Bio_14 aporta con

34.2%, Bio_6 con 31% y Bio_4 con 17.2%; mientras en el modelo ajustado la variable Bio_6 aporta con 36.9%, Bio_14 con 32.9% y Bio_4 con 26.9%.

Para el escenario A2a del 2050, en el modelo que se utiliza todas las variables, la Bio_14 aporta con 35.4%, Bio_6 con 17.4% y la altitud con 15.8%; mientras en el modelo ajustado, el aporte de Bio_14 incrementa a 37.1%, Bio_6 aporta con 17.1% y la altitud con 13.7%.

Para el escenario B2a del 2050, en el modelo que utiliza todas las variables, Bio_14 aporta con 34%, Bio_6 con 24.9%, Bio_18 con 12.3% y Bio_15 con 10%. En el modelo ajustado la variable Bio_14 aporta con 35.3%, Bio_6 con 24.8%, Bio_18 con 12.9% y Bio_15 con 12.3%.

Figura 3.40

Porcentaje de contribución de las variables para la especie "Awilupa papan" (Solanum bukasovii Juz) en las condiciones de clima actual y futura

Con total variables			Clima actual			Con variables no colineales		
Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_14ac	34.2	43.3	bio_6ca	36.9	9.4	bio_14ca	32.9	38.1
bio_6ca	31	12.2	bio_14ac	32.9	38.1	bio_4ca	16.9	10.4
bio_4ca	17.2	0.6	bio_4ca	16.9	10.4	bio_13ac	5.9	1.2
bio_13ac	7.5	0.1	bio_13ac	5.9	1.2	bio_2ca	2.8	13.1
bio_15ac	5.3	23.7	bio_2ca	2.8	13.1	bio_18ac	1.3	0.2
bio_18ac	1.5	0	bio_18ac	1.3	0.2	slope	1.1	0.5
altitud	0.7	7.8	slope	1.1	0.5			

2050: HADCM3, Escenario A2a

Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_14a2a_50	35.4	38.6	bio_14a2a_50	37.1	37.2
bio_6a2a_50	17.4	1.2	bio_6a2a_50	17.1	4
altitud	15.8	6.2	altitud	13.7	3.6
bio_15a2a_50	10.5	8.9	bio_15a2a_50	9.5	9.6
bio_2a2a_50	6.1	0.2	bio_2a2a_50	6.1	0.3
bio_4a2a_50	3.2	0	bio_13a2a_50	5.6	18.6
bio_13a2a_50	3.1	20.4	ppmm_a2a_50	4.6	9.5

2050: HADCM3, Escenario B2a

Variable	Percent contribution	Permutation importance	Variable	Percent contribution	Permutation importance
bio_14_b2a50	34	30.4	bio_14_b2a50	35.3	32.2
bio_6_b2a50	24.9	6	bio_6_b2a50	24.8	12.8
bio_18_b2a50	12.3	9.5	bio_18_b2a50	12.9	8.4
bio_15_b2a50	10	20.9	bio_15_b2a50	12.3	28.2
bio_4_b2a50	6.6	2.3	bio_4_b2a50	5.3	0.5
altitud	4.9	7.3	altitud	4.6	3.2
bio_13_b2a50	4.3	0.2	bio_13_b2a50	3.4	0

3.2.5. La prueba de Jackknife

Es una herramienta presente en el algoritmo MaxEnt que permite estimar la significancia de cada variable ambiental en el modelo generado. Jackknife es otra prueba estadística de MaxEnt para la ganancia de los datos de entrenamiento, esta prueba para los datos de entrenamiento es de suma importancia ya que es la que realmente explica estadísticamente el efecto del ajuste del modelo.

Cuando ejecutamos el modelo de nuevo, se crean múltiples modelos. En cada vuelta del modelo se exceptúa una variable y se crea el modelo con los variables remanentes. En esta prueba se excluye una variable y se genera un modelo con las variables restantes, creando un modelo con cada variable de manera aislada y también adicionalmente un modelo con todas las variables. En la figura de Jackknife, en el eje X se ubica la ganancia, mientras en el eje Y las variables. Asimismo, las barras verdes representan a las ganancias de los datos de entrenamiento sin la variable, las barras azules son las ganancias solo con la variable, finalmente las barras rojas son las ganancias con todas las variables.

La figura 3.41 muestra la ganancia que genera cada variable en tres diferentes escenarios para la especie Maku (*Solanum tuberosum* subsp. Andigena Juz. et Buk); ensayando el modelo con una sola variable (azul), con todas las variables menos una (verde) y con todas las variables (rojo). Esto refleja cuanta información útil contiene cada variable. En esta figura, los resultados del Jackknife para la especie Maku se muestran en 2 diagramas de barras. En la columna izquierda de la figura 3.41 se observa la ganancia regularizada para datos de entrenamiento, en donde las variables que más importan, es decir las de mayor peso, para el modelo utilizando la totalidad de las variables es la temperatura mínima media mensual, Bio_4 y por último Bio_14.

Asimismo, vemos cómo, si MaxEnt usa solo la variable precipitación media mensual (ppmm), no consigue aumentar el gain, por lo que esta variable por sí sola no es muy útil para estimar la distribución de la especie Maku. Por otro lado, la temperatura mínima media mensual (tminmm) permite un ajuste mayor del modelo a los datos de muestreo. En general, si se observa las barras de color verde se deduce que ninguna variable contiene una cantidad de información útil que no esté contenida en otras variables, por lo que omitir alguna variable no supone una considerable disminución del gain.

En la figura de AUC, para el modelo utilizando todas las variables, muestra cómo la *tminmm* (temperatura mínima media mensual) es la variable más efectiva por sí sola para predecir la distribución de presencia de la especie del subconjunto de datos de test, cuando el poder de la predicción se estima con la AUC, aun cuando fue mínimamente empleada en el modelo de predicción que consideró todas las variables. Además, en la figura del AUC para el subconjunto test, ninguna de las barras verdes es más larga que la barra roja, indicando que el poder de predicción no aumenta cuando las variables correspondientes no son empleadas en el modelo.

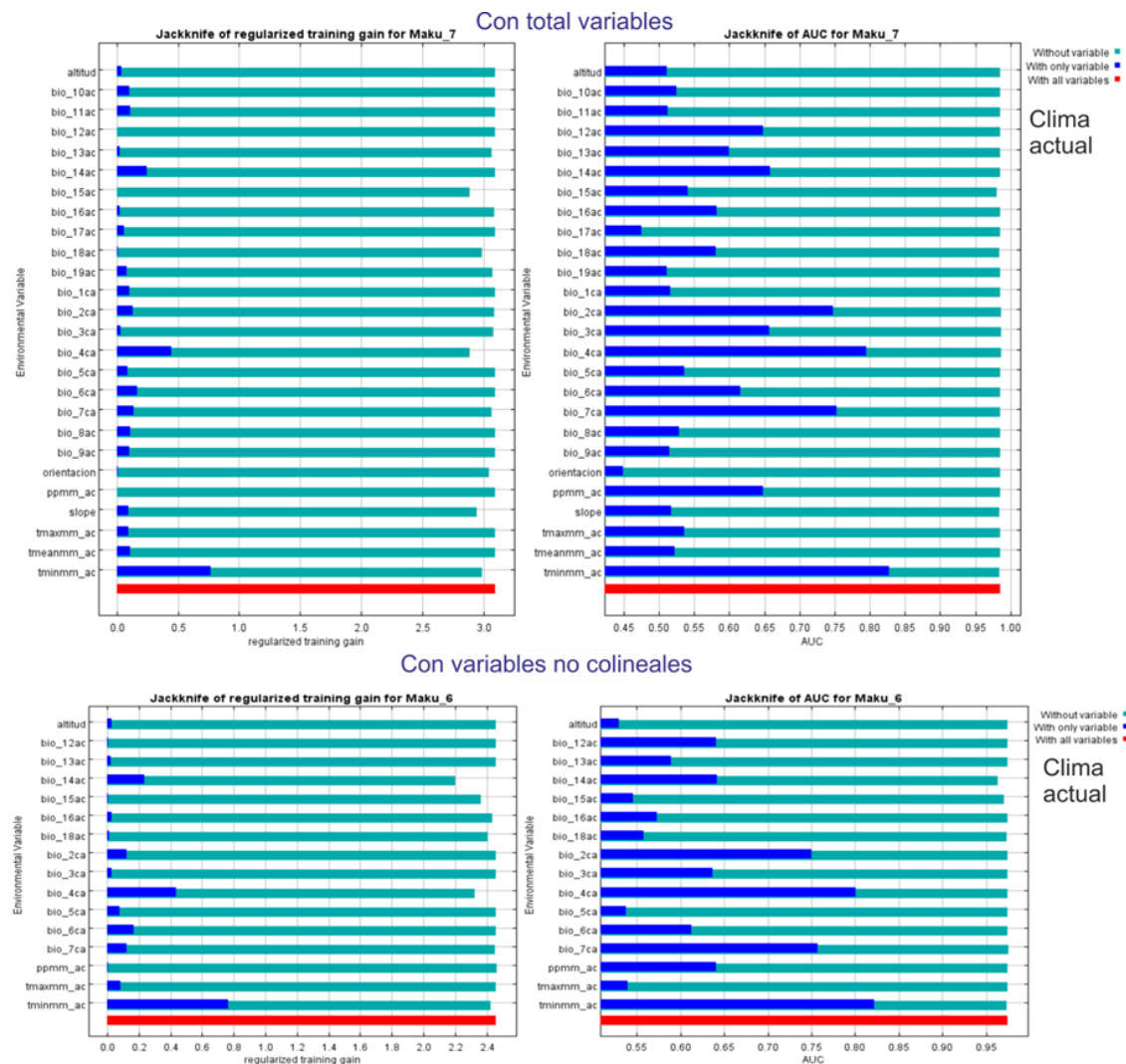
Esto nos indica que las variables no ayudan a MaxEnt a ajustar el modelo al set de datos de entrenamiento, pero las variables *Bio_6* (temperatura mínima del mes más frío) y *Bio_4* (estacionalidad de la temperatura) generalizan mejor, dado que comparativamente, los resultados obtenidos son mejores al utilizar otro set de datos (el subconjunto test). Dicho de otro modo, los modelos construidos con las demás variables son menos generales (se ajustarían demasiado a los datos de muestreo con los que hemos entrenado el modelo), es importante tener en cuenta cuando se proyecta a variables climáticas futuras para estimar la distribución de la especie bajo escenarios de cambio climático. Además, tiene sentido que el valor de las demás variables sea menos general, puesto que las condiciones óptimas para la especie *Maku* dependerán de la interacción de muchas variables como la precipitación anual, la intensidad y estacionalidad de las lluvias, la pendiente de la ladera ya que este aspecto es importante para contrarrestar el efecto de la helada y entre otros. Cuando se modela a escala de cuenca, probablemente habrá desplazamientos temporales en los patrones de estacionalidad de la precipitación y la temperatura, afectando a los valores de precipitación y temperatura media mensual pero no a las condiciones favorables para la especie modelada.

Cuando se modela utilizando las variables no colineales, para condiciones de clima actual se observa que la variable *tminmm* contiene información que no está presente en otras variables. Asimismo, cuando se usan solo la variable *ppmm* (precipitación media mensual) y *Bio_12* (precipitación anual), casi no consiguen aumentar el *gain*, por lo que estas variables por sí solas no son muy útiles para estimar la distribución de la especie *Maku*. Por otro lado, la *tminmm* permite un ajuste mayor del modelo a los datos de muestreo. Si observamos las barras de color verde se deduce que ninguna variable contiene una cantidad de información que no esté contenida en otras variables.

Las variables más importantes del modelo según la diagrama de Jackknife que corresponde al AUC muestra que la variable tminmm es la variable que por sí sola predice de manera más efectiva la distribución de los datos de frecuencia que fueron puestos de lado para usarlos como prueba (AUC= 0.83), seguida del Bio_4 (AUC=0.80), indicando que estas variables generalizan mejor el modelo con las condiciones actuales potencialmente mejor adecuadas para obtener la distribución potencial de la especie Maku cuando se utiliza variables no colineales.

Figura 3.41

Prueba de Jackknife para la especie "Maku" (Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz. et Buk.) e importancia de las variables en las condiciones de clima actual



La prueba de Jackknife es muy importante ya que ayuda a identificar y seleccionar las variables ambientales que se utilizan en el modelamiento. Para el escenario A2a del año 2050, utilizando todas las variables (columna izquierda de la figura 3.42) se tiene que los

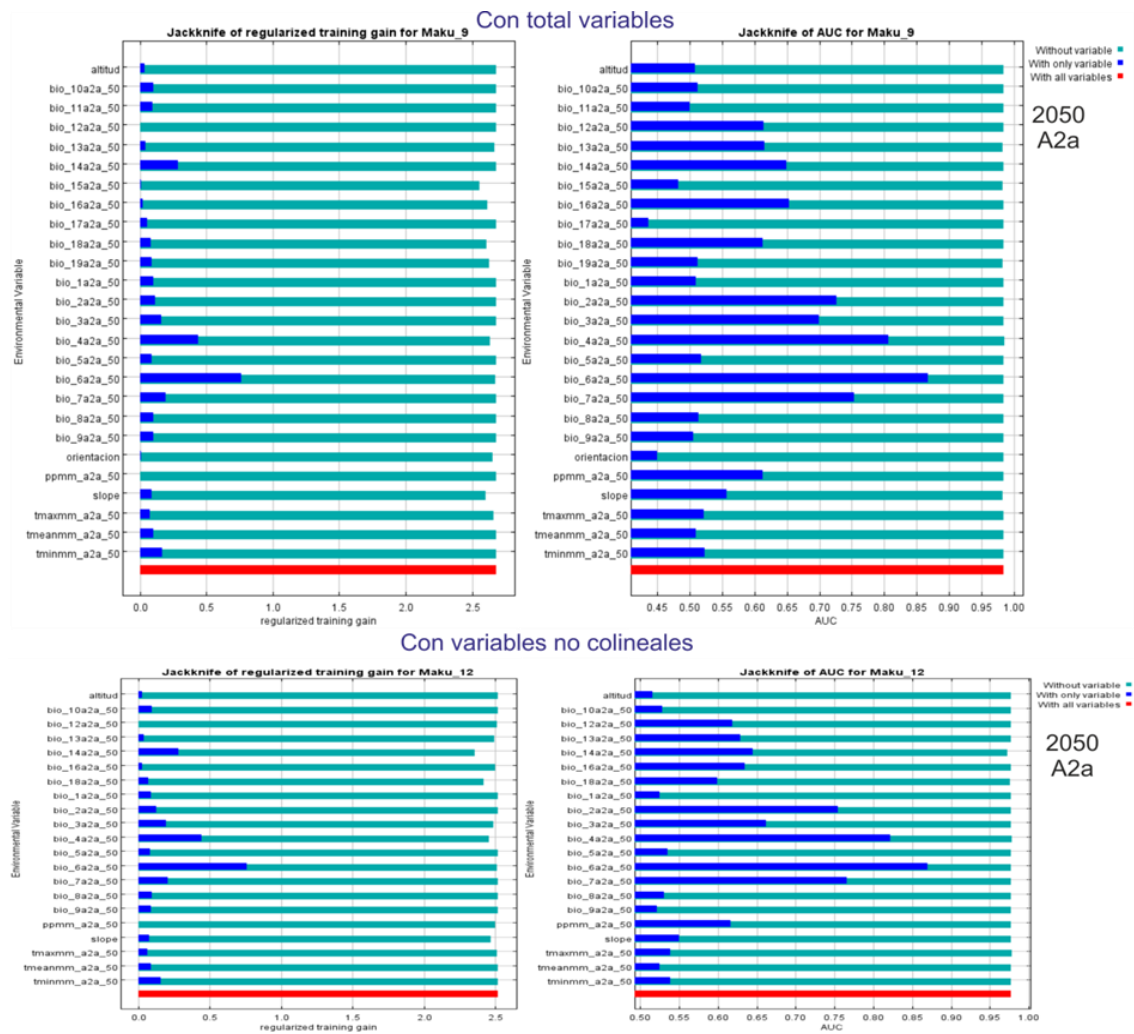
de mayor contribución, de forma independiente, son Bio_6, Bio_4 y Bio_14. Estas tienen una ganancia por encima del 0.25; de estas variables, la más prescindible es la Bio_6 ya que sin esta la ganancia del modelo decae mucho más que otras variables. Le sigue la variable Bio_7 y temperatura mínima media mensual con 0.1 de ganancia de forma independiente lo que la hace útil, pero no tan prescindible como los anteriores, pero cuando se elimina también se pierde la ganancia del modelo. Las que aportan menos al modelo de forma independiente son el Bio_12, orientación de ladera y la precipitación media mensual con menos de 0.1 de ganancia.

En la prueba de Jackknife correspondiente al AUC, las barras verdes sugieren que ninguna variable contiene la cantidad suficiente de información útil que no esté contenida en las demás variables, asimismo, analizando las barras azules, para el modelo que utiliza todas las variables, muestra la importancia del Bio_6, Bio_4 y Bio_7; mostrando un AUC por encima de 0.75.

Para este mismo escenario, cuando se utiliza variables no colineales (columna derecha de la figura 3.42) no muestra mayores cambios con respecto al modelo que utiliza todas las variables, las variables de mayor contribución de forma independiente siguen siendo Bio_6, Bio_4 y Bio_14. Estas tienen una ganancia por encima de 0.30. Asimismo, en la prueba de Jackknife correspondiente al AUC, muestra la importancia del Bio_6, Bio_4, Bio_7 y Bio_2; estas variables muestran un AUC por encima de 0.75.

Figura 3.42

Prueba de Jackknife para la especie "Maku" (Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz. et Buk.) e importancia de las variables para el escenario A2a del 2050

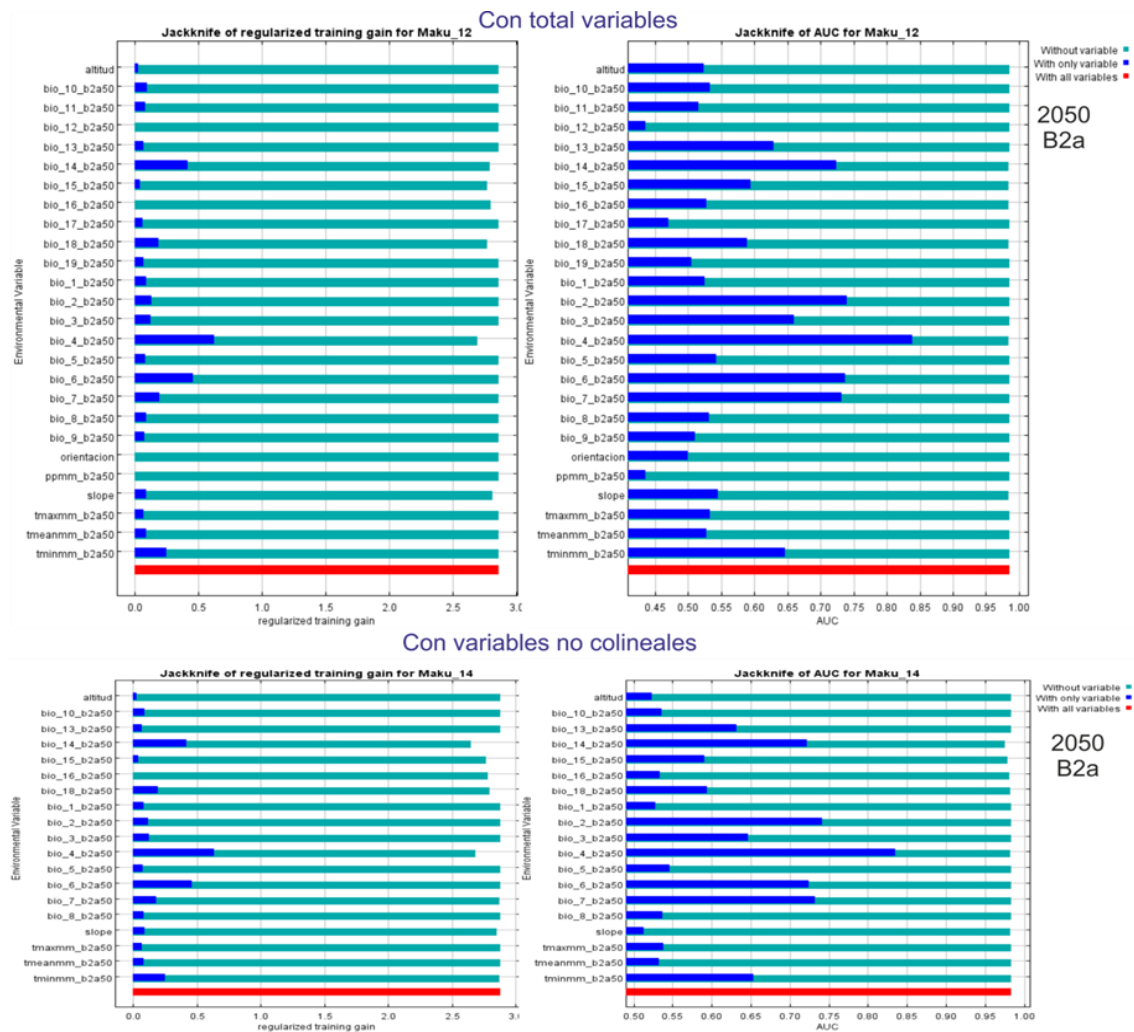


Para el escenario B2a del año 2050, al utilizar todas las variables, los que contribuyen más y de forma independiente, son Bio_4, Bio_6 y Bio_14. Estas variables tienen una ganancia por encima del 0.45, de los cuales, la más prescindible es la Bio_4. En lo que respecta al AUC, muestra la importancia del Bio_6, Bio_4 y Bio_7; cuyo AUC se ubica por encima de 0.75.

Para este escenario, cuando se utiliza variables no colineales no muestra mayores cambios con respecto al modelo resultante con todas las variables, las variables de mayor contribución de forma independiente continúan la Bio_6, Bio_4 y Bio_14. Estas muestran una ganancia por encima de 0.30. Asimismo, en la prueba de Jackknife correspondiente al AUC, muestra la importancia del Bio_4, Bio_2, Bio_7, Bio_6 y Bio_14; estas variables muestran un AUC por encima de 0.72.

Figura 3.43

Prueba de Jackknife para la especie "Maku" (Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz. et Buk.) e importancia de las variables para el escenario B2a del 2050



Para la especie Puqya (*Solanum stenotomum*), importancia de las variables para el clima actual, considerando todas las variables se observa que el modelo usa solamente Bio_4, temperatura mínima media mensual y Bio_14; las demás variables casi no aportan información necesaria, así que dichas variables no son útiles por sí misma para estimar la distribución de la especie Maku.

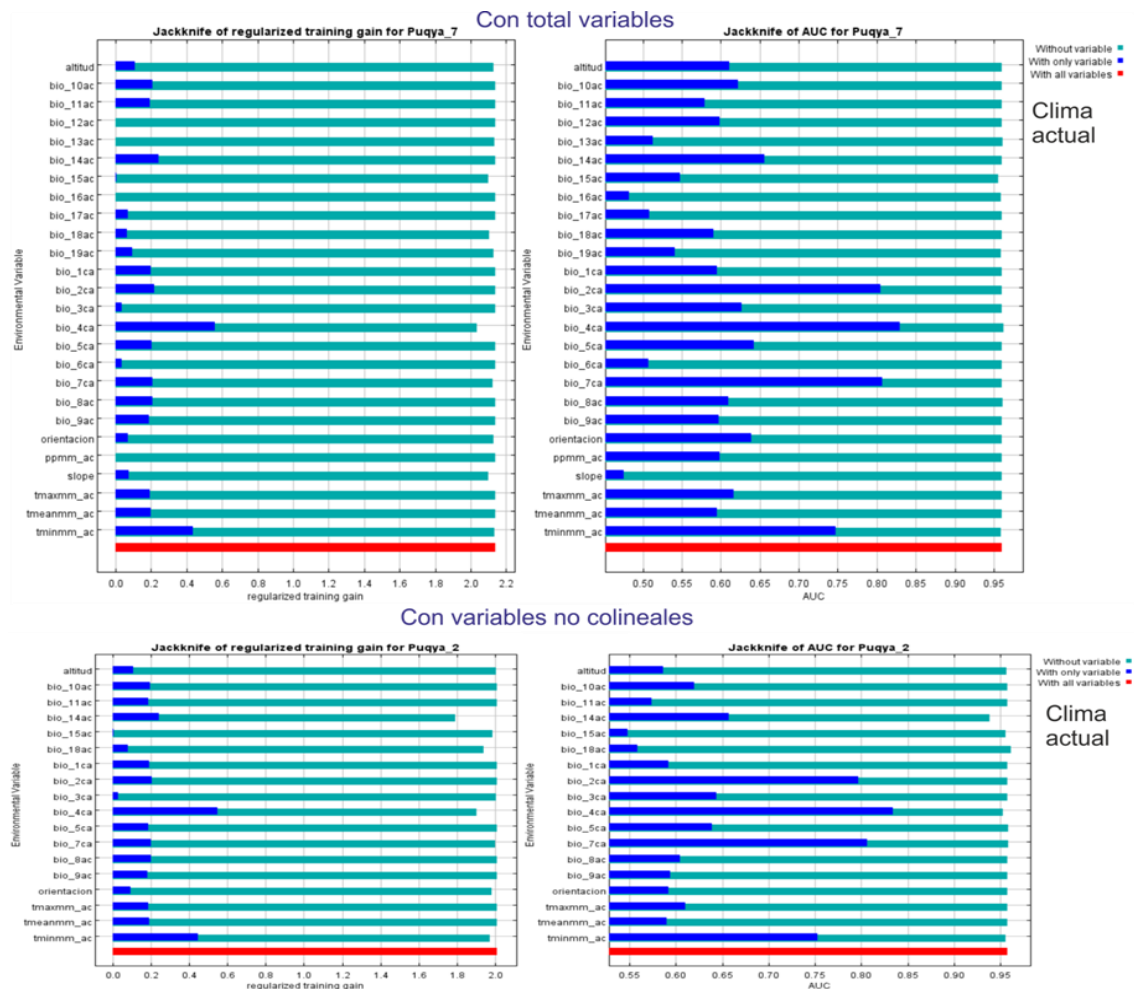
En la figura correspondiente al AUC, muestra que el Bio_4 es la variable que por sí sola predice de manera más efectiva la distribución de los datos de frecuencia que fueron usados como prueba y cuando el desempeño para la predicción es estimado mediante el AUC, aun cuando incluso se usaron todas las variables. Esto indica que las variables de Bio_4, Bio_2 y Bio_7 ayudan a que MaxEnt obtenga un buen ajuste a los datos de

entrenamiento, pero la variable Bio_4 generaliza mejor, dando resultados comparativamente excelentes sobre los datos de prueba puestos aparte.

En el modelo ajustado (con variables no colineales), las variables que más importan, es decir las de mayor peso para el modelo son Bio_4, temperatura mínima media mensual y Bio_14. Con respecto al AUC, muestra que el Bio_4 es la variable que continua por sí sola prediciendo de manera más efectiva la distribución de la especie Puqya. Sin embargo, las variables de Bio_4, Bio_7, Bio_2, temperatura mínima media mensual y Bio_14 ayudan a que MaxEnt obtenga un buen ajuste a los datos de entrenamiento, pero la variable Bio_4 es la que generaliza mejor.

Figura 3.44

Prueba de Jackknife para la especie “Puqya” (Solanum stenotomum) e importancia de las variables para las condiciones de clima actual



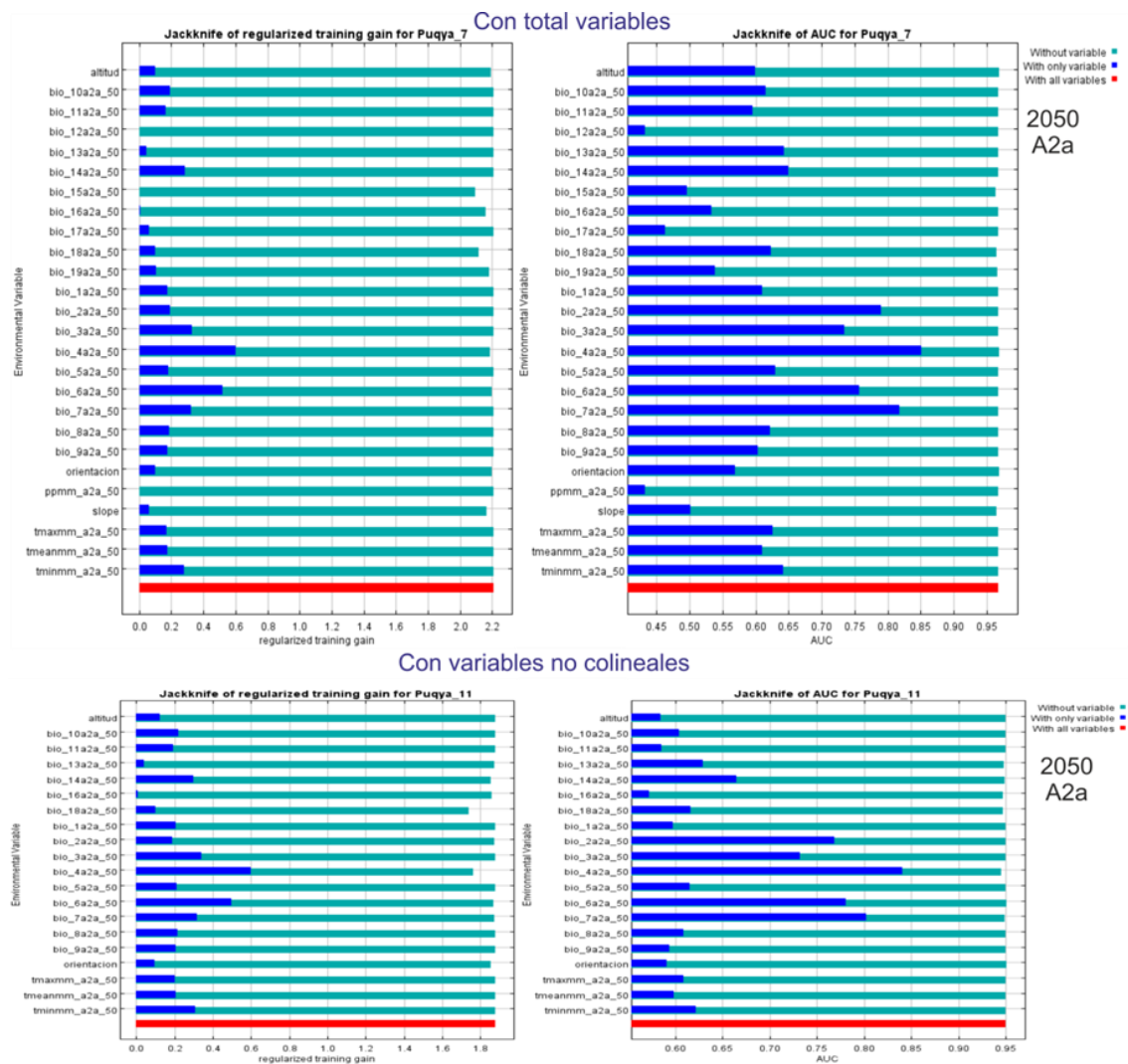
Para el escenario A2a del año 2050, la importancia de las variables cuando se utiliza todas las variables se observa que el modelo usa solamente Bio_4, Bio_6, Bio_7 y Bio_3; las demás variables no son útiles para estimar la distribución de la especie Puqya.

En la figura correspondiente al AUC, muestra que el Bio_4 es la variable que por sí sola predice de manera más efectiva, con un AUC por encima de 0.80. Cabe señalar, las variables de Bio_4, Bio_6, Bio_3 y temperatura mínima media mensual ayudan a que MaxEnt obtenga un buen ajuste a los datos de entrenamiento, pero como es común, la variable Bio_4 es el que generaliza mejor.

En el modelo ajustado, la variable ambiental con las mayores ganancias cuando es analizada de manera aislada es la variable Bio_4, la cual parece tener la información más útil por sí misma. Con respecto al AUC, el Bio_4 es la variable que por sí sola predice de manera más efectiva la distribución de la especie Puqya.

Figura 3.45

Prueba de Jackknife para la especie "Puqya" (Solanum stenotomum) e importancia de las variables para para el escenario A2a del 2050

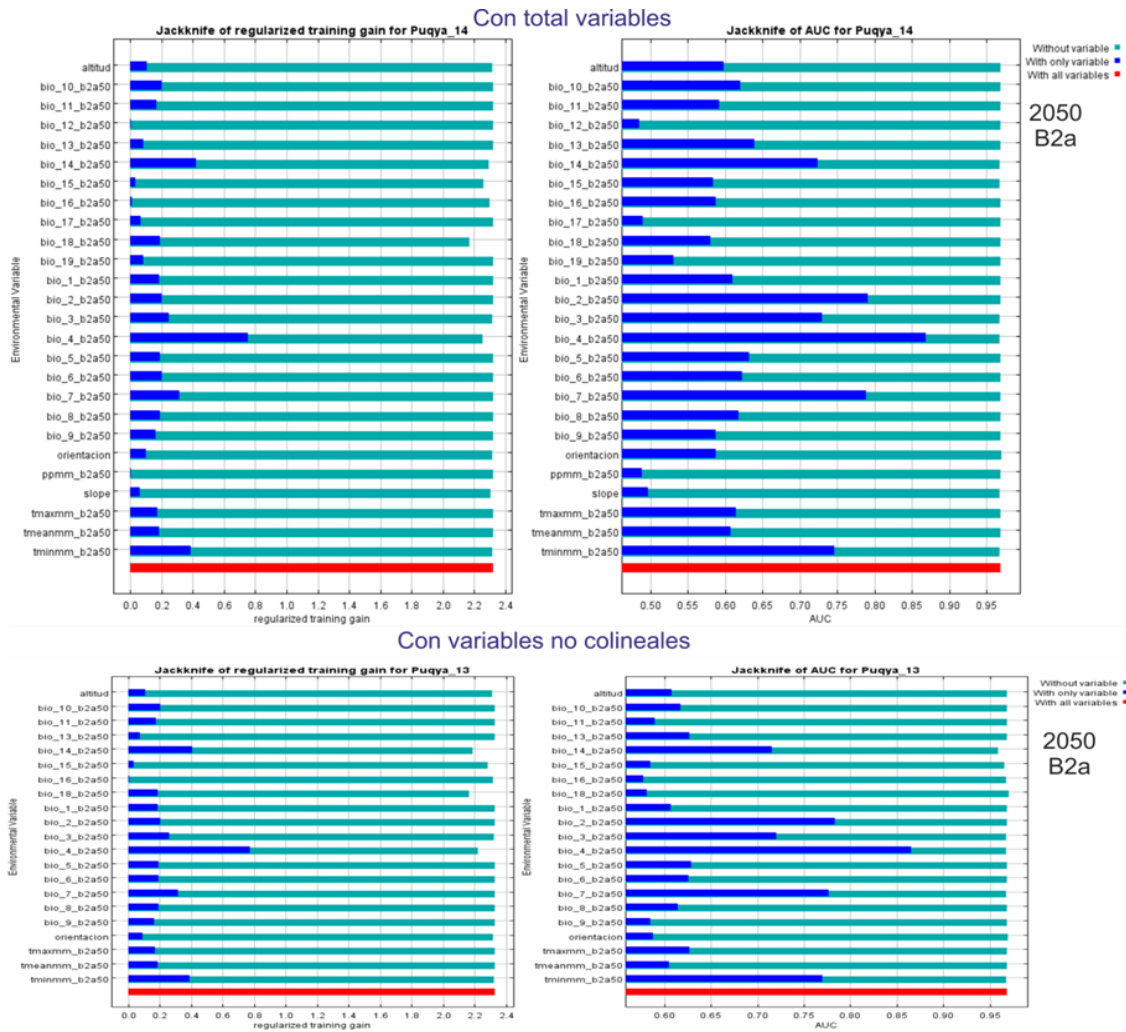


Para el escenario B2a del año 2050, cuando se utiliza todas las variables, la variable ambiental con mayor ganancia cuando es utilizada aisladamente es Bio_4 con una ganancia más de 0.70, que parece tener solo la información más útil para generar el modelo. Otras variables ambientales con ganancias representativas son la temperatura mínima media mensual (0.40 de ganancia) y Bio_7 con 0.35 de ganancia. Con respecto al AUC, las variables de Bio_4, Bio_7, Bio_2, temperatura mínima media mensual y Bio_14 ayudan a que MaxEnt obtenga un buen ajuste, de las cuales la variable Bio_4 es la que generaliza mejor.

En el modelo ajustado, la variable ambiental con mayor ganancia cuando es utilizada aisladamente es Bio_4 con una ganancia más de 0.70, que parece tener solo la información más útil para generar el modelo. Otras variables ambientales con ganancias representativas son la temperatura mínima media mensual, Bio_14, temperatura mínima media mensual y Bio_7. Con respecto al AUC, las variables de Bio_4, Bio_2, Bio_7, temperatura mínima, Bio_3 y Bio_14 ayudan a que MaxEnt obtenga un buen ajuste, de las cuales la variable Bio_4 es la que generaliza mejor.

Figura 3.46

Prueba de Jackknife para la especie “Puqya” (*Solanum stenotomum*) e importancia de las variables para para el escenario B2a del 2050



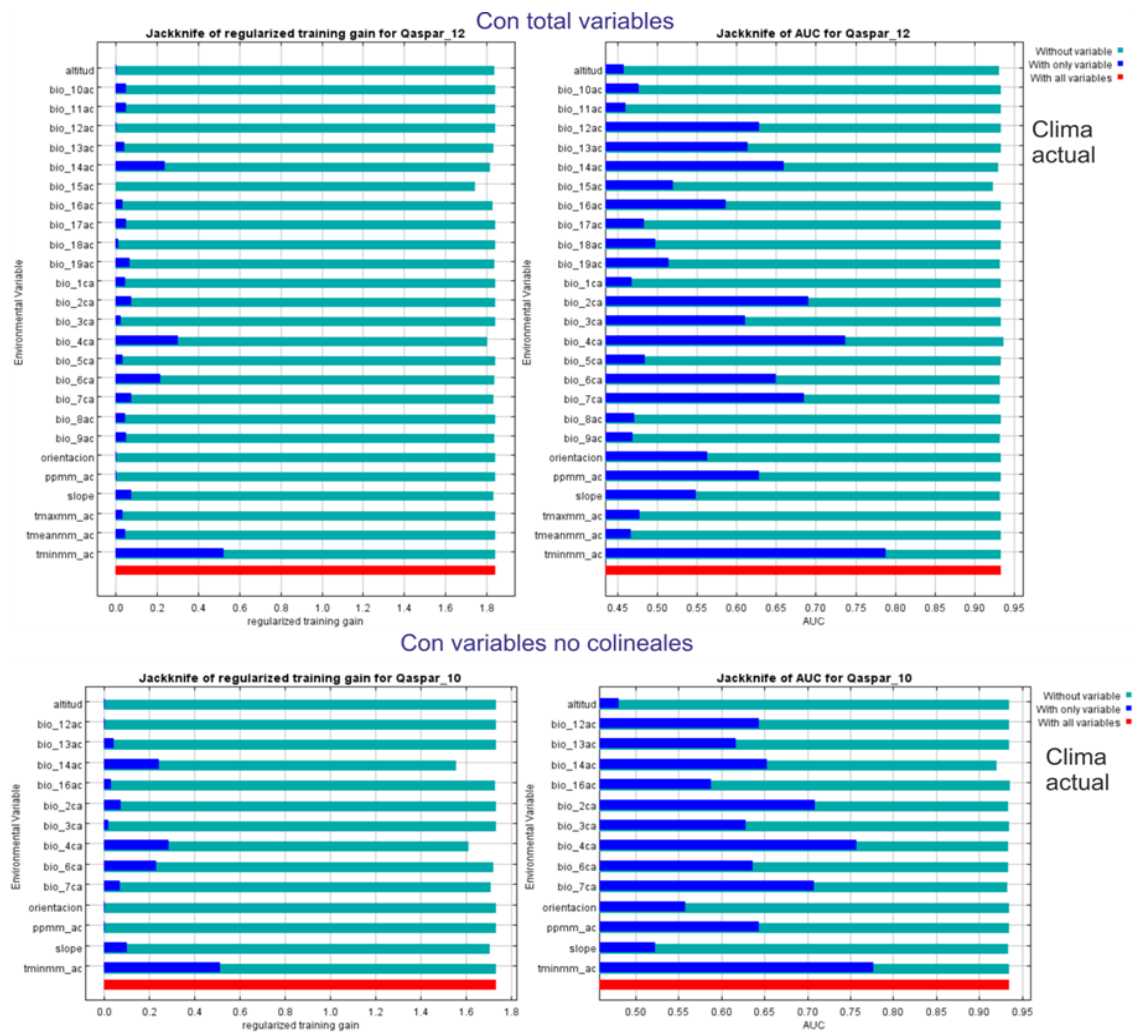
Para la especie Qaspar (*Solanum xchaucha* Juz et Buk), para el clima actual, utilizando todas las variables y así como para el modelo ajustado, la variable con mayor ganancia de manera independiente es la temperatura mínima media mensual con una ganancia más de 0.50, de esta manera mostrando tener la información más útil para generar el modelo para la especie Qaspar. Entre otras variables ambientales con ganancias representativas, para el modelo que utiliza todas las variables han sido Bio_4, Bio_6 y Bio_14; mientras para el modelo ajustado son Bio_4, Bio_6 y Bio_14.

Con respecto al AUC, para el modelo que utiliza todas las variables, las variables temperatura mínima media mensual, Bio_4, Bio_2, Bio_7 y Bio_14, ayudan a que MaxEnt obtenga un buen ajuste. Mientras tanto para el modelo ajustado, los que

contribuyen para un buen ajuste es la temperatura mínima media mensual, Bio_4, Bio_7, Bio_2, Bio_14, precipitación media mensual y Bio_12; sin embargo, en ambos modelos la variable temperatura mínima media mensual es la que generaliza mejor el modelo con las condiciones potencialmente mejor adecuadas para obtener la distribución potencial de la especie Qaspar.

Figura 3.47

Prueba de Jackknife para la especie “Qaspar” (Solanum xchaucha Juz et Buk) e importancia de las variables para las condiciones de clima actual

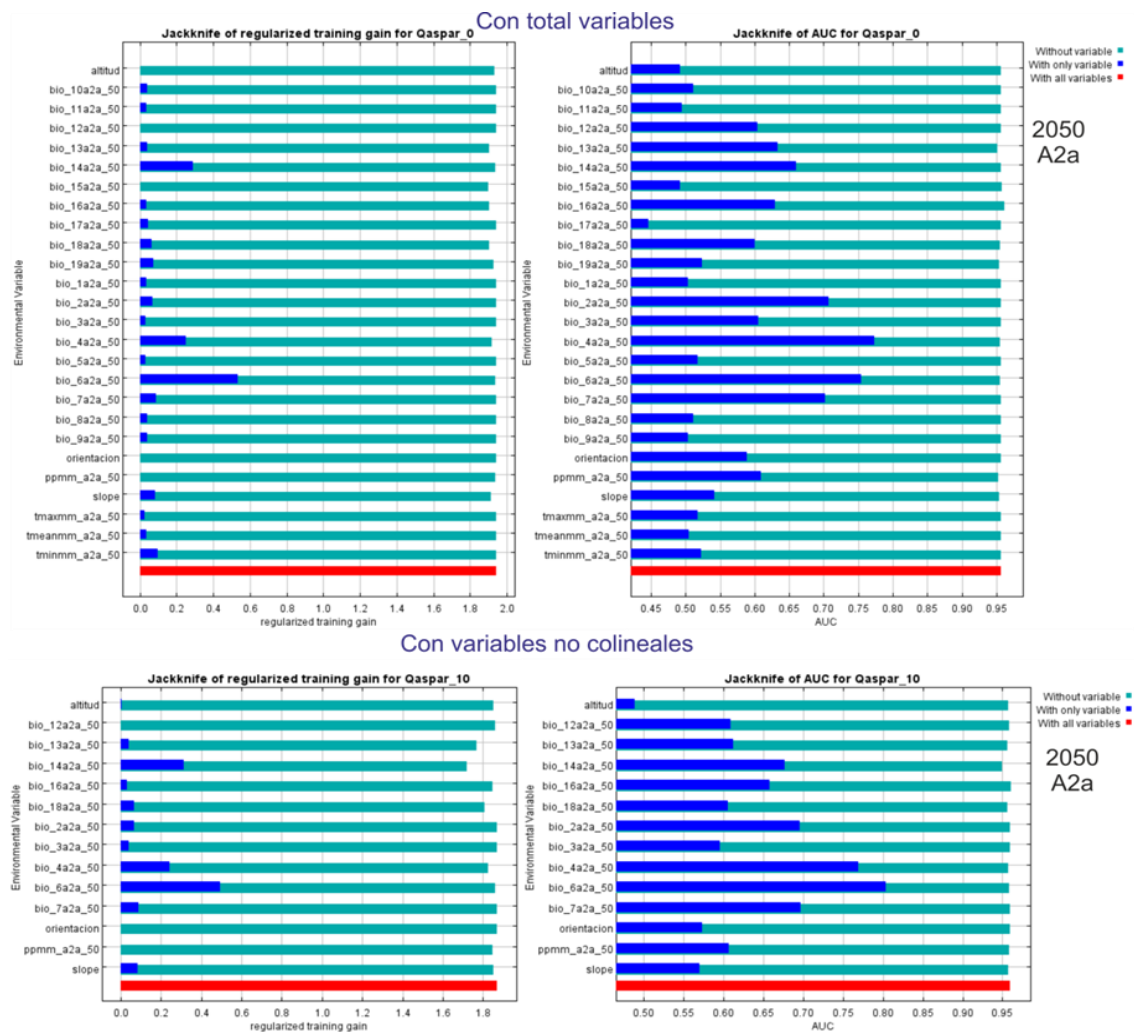


Para el escenario A2a del año 2050, para el modelo con todas las variables y para el modelo ajustado, la variable con mayor ganancia de manera independiente es la Bio_6 con una ganancia más de 0.50, mostrando tener la información más útil para generar el modelo de distribución potencial para la especie Qaspar. Las demás variables ambientales con ganancias representativas, para el modelo que utiliza todas las variables han sido Bio_4, y para el modelo ajustado son Bio_14 y Bio_4.

Con respecto al AUC, para el modelo que utiliza todas las variables, las variables Bio_4, Bio_6, Bio_2, Bio_7 y Bio_14, ayudan a que MaxEnt obtenga un buen ajuste. Mientras tanto para el modelo ajustado, los que contribuyen para un buen ajuste es Bio_6, Bio_4, Bio_2, Bio_7, Bio_14 y Bio_16; sin embargo, las variables que generalizan mejor el modelo con las condiciones potencialmente mejor adecuadas para obtener la distribución potencial de la especie Qaspar (*Solanum xchaucha* Juz et Buk) han sido Bio_4 para el modelo con las variables totales y la Bio_6 para el modelo ajustado.

Figura 3.48

*Prueba de Jackknife para la especie “Qaspar” (*Solanum xchaucha* Juz et Buk) e importancia de las variables para para el escenario A2a del 2050*



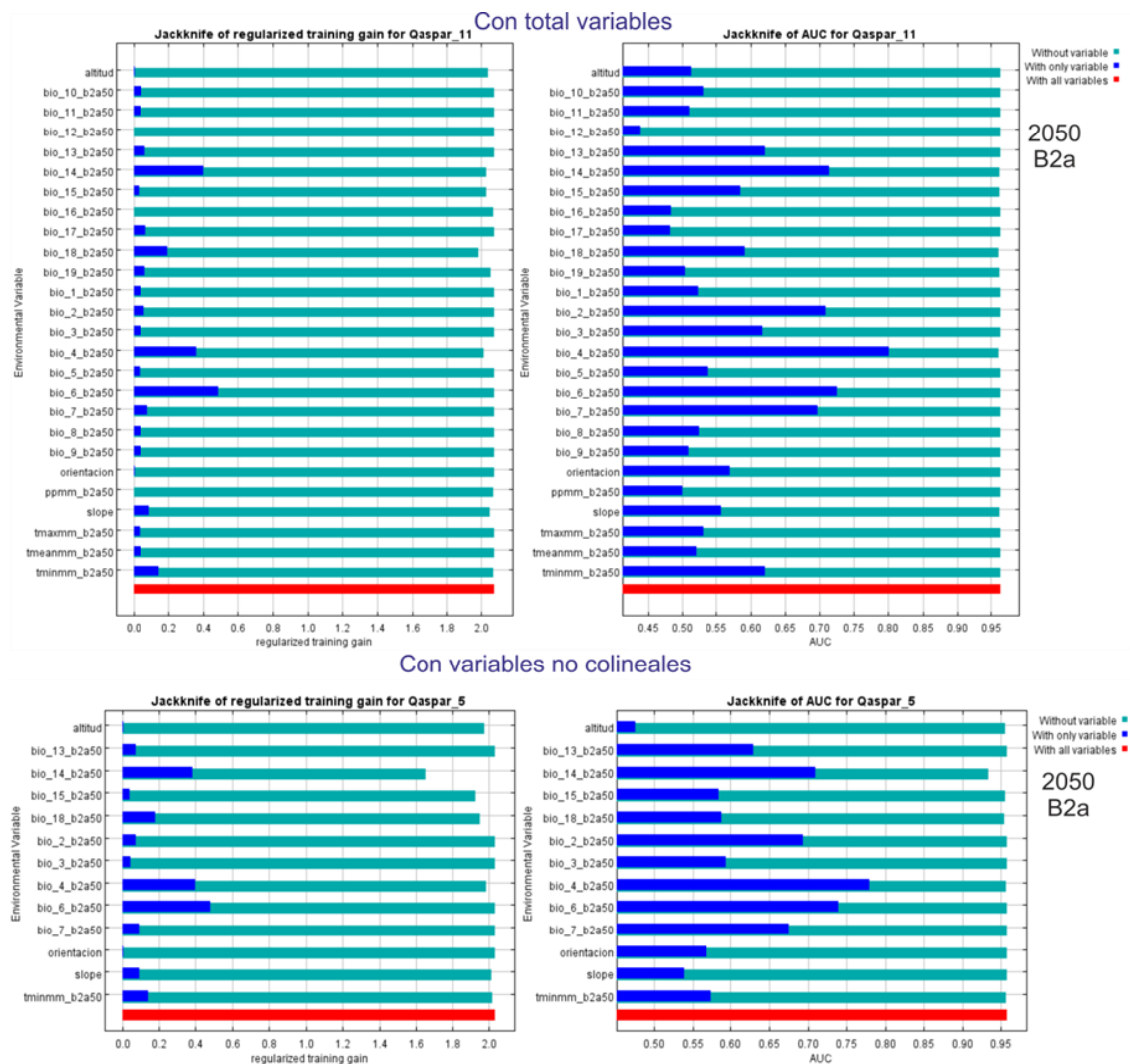
Para el escenario B2a del año 2050, para el modelo con todas las variables y para el modelo ajustado, la variable con mayor ganancia de manera independiente es la Bio_6 con una ganancia más de 0.43, mostrando tener la información más útil para generar el modelo de distribución potencial de la especie Qaspar para este escenario. Las demás

variables ambientales con ganancias representativas, para el modelo que utiliza todas las variables y para el modelo ajustado han sido Bio_14, Bio_4, Bio_18 y temperatura mínima media mensual.

Con respecto al AUC, tanto en el modelo con todas las variables y así como en el modelo ajustado, las variables Bio_4, Bio_6, Bio_14, Bio_2, Bio_7, Bio_14 y Bio_13, son los ayudan a que MaxEnt logre un buen ajuste. En ambos modelos, la variable Bio_4 es la que generalizan mejor el modelo con las condiciones potencialmente mejor adecuadas para obtener la distribución potencial de la especie Qaspar (*Solanum xchaucha* Juz et Buk) para el escenario B2a para el año 2050.

Figura 3.49

*Prueba de Jackknife para la especie “Qaspar” (*Solanum xchaucha* Juz et Buk) e importancia de las variables para para el escenario B2a del 2050*



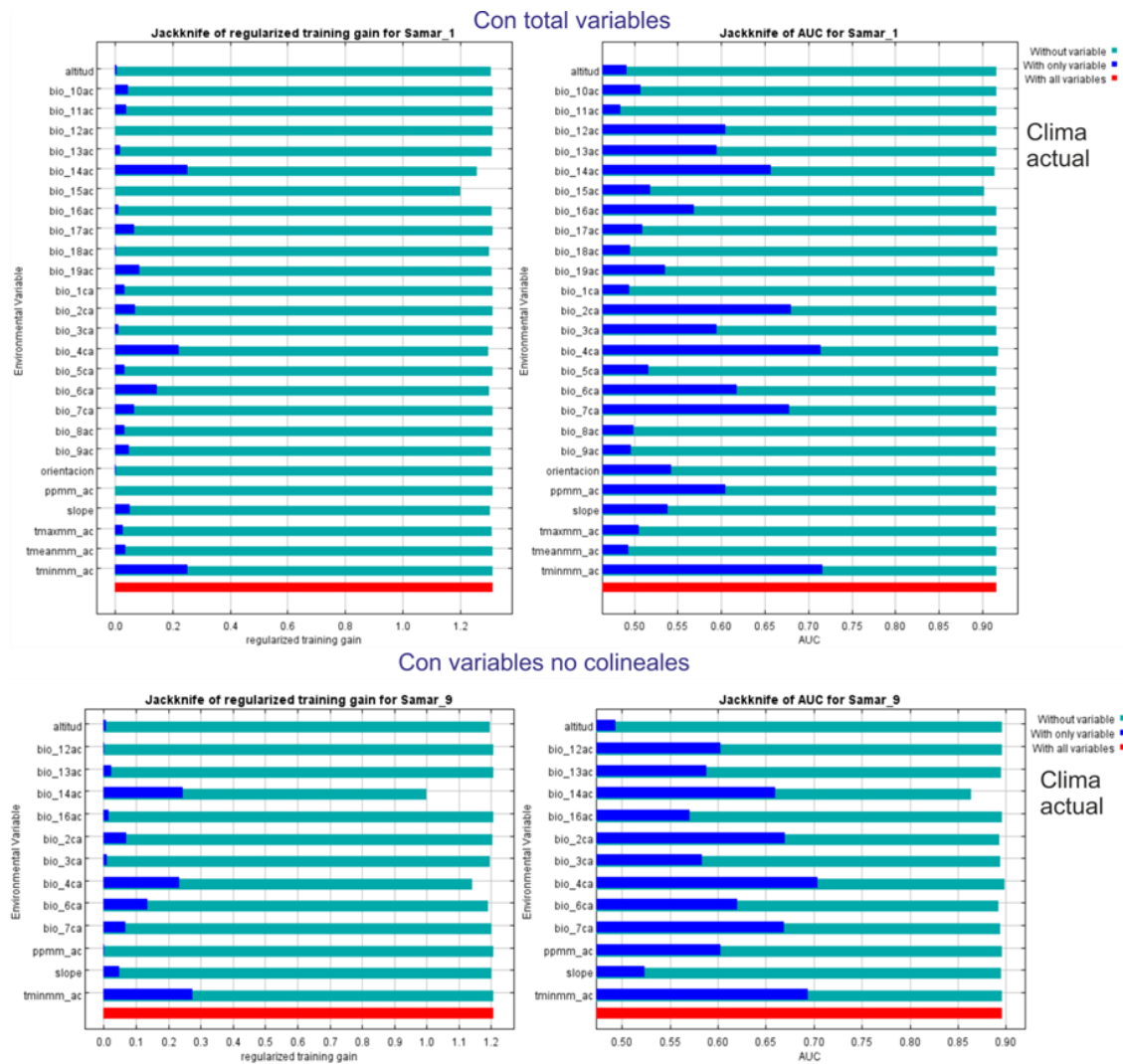
Para la especie Samar (*Solanum goniocalyx* Juz et Buk), en la figura 3.50, en el modelo con todas las variables y en modelo ajustado, se observa cuando MaxEnt usa solamente la precipitación media mensual (ppmm) y Bio_12 casi no obtiene ganancia, por tanto, estas variables por sí solas no son útiles para estimar la distribución de la especie Samar. Por otra parte, en ambos modelos las variables temperatura mínima media mensual y Bio_14 permiten un ajuste razonablemente bueno a los datos de entrenamiento. Las barras verdes sugieren que ninguna variable contiene una cantidad sustancial de información útil, que no esté contenida en las otras variables, dado que no decrece de manera considerable la ganancia del entrenamiento cuando se omite una variable dada; a excepción para el modelo ajustado cuando se excluye Bio_14 la barra verde decrece considerablemente cuando se omite esta variable del modelo y cuando el modelo se corre únicamente con la variable Bio_12, la ganancia es mínima.

Las figuras correspondiente al AUC (columna derecha de la figura 3.50), tanto para el modelo con todas las variables y así como para el modelo ajustado, muestra que la temperatura mínima media mensual y Bio_4 son las variables que por sí solas predicen de manera más efectiva la distribución de los datos de frecuencia que fueron puestos de lado para usarlos como prueba, cuando el desempeño para la predicción es medido a través del AUC, aunque son escasamente usado por el modelo construido usando todas las variables. La importancia relativa de estas variables, juntamente a Bio_14 y Bio_6 también incrementa en la gráfica de la ganancia regularizada de la prueba. Asimismo, en las gráficas de la ganancia de la prueba y de AUC, algunas de las barras verdes (especialmente aquellas que representan las variables de precipitación media mensual y trimestral) son moderadamente más largas que la barra roja, indicando que el desempeño para la predicción mejora cuando las variables correspondientes no son usadas.

Esto indica que, tanto en el modelo con todas las variables y así como en el modelo ajustado, las variables Bio_4, temperatura mínima media mensual, Bio_2, Bio_7 y Bio_14, ayuda que MaxEnt obtenga un buen ajuste a los datos de entrenamiento, pero en ambos modelos la variable Bio_4 generaliza mejor, dando resultados comparativamente mejores sobre los datos de prueba puestos aparte.

Figura 3.50

Prueba de Jackknife para la especie “Samar” (Solanum goniocalyx Juz et Buk) e importancia de las variables para el clima actual



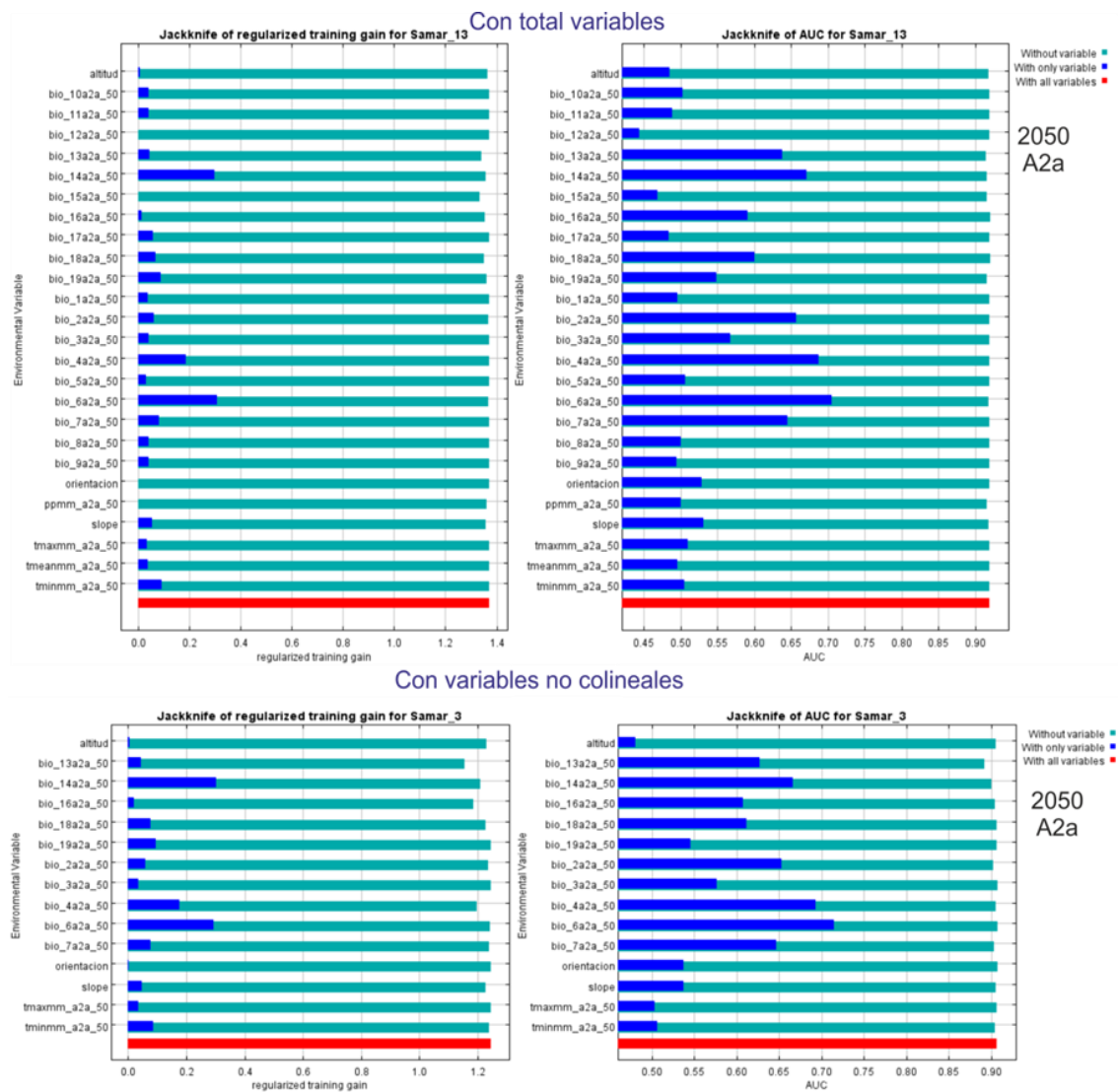
Para el escenario A2a del año 2050, en el modelo con todas las variables cuando MaxEnt usa de manera independiente Bio_12, Bio_15, orientación y precipitación media mensual casi no obtiene ganancia; mientras en el modelo ajustado cuando se usa solamente la orientación de ladera sucede lo mismo, por tanto, estas variables por sí solas no son útiles para estimar la distribución potencial para la especie Samar. Asimismo, en ambos modelos las variables Bio_6 y Bio_14 permiten un ajuste razonablemente bueno a los datos de entrenamiento, con una ganancia mayor a 0.25. También las barras verdes sugieren que ninguna variable contiene una cantidad sustancial de información útil, que no esté contenida en las otras variables, dado que no decrece de manera considerable la ganancia del entrenamiento cuando se omite una determinada variable.

En las figuras correspondiente al AUC, tanto para el modelo con todas las variables y así como para el modelo ajustado, muestra que la Bio_6 es la variable que por sí sola predice de manera más efectiva la distribución de los datos de frecuencia que fueron puestos de lado para usarlos como prueba, aun cuando se utiliza todas las variables.

La importancia relativa de estas variables, juntamente a Bio_4 y Bio_14 también incrementa la ganancia regularizada de la prueba y del AUC. Esto indica que, tanto en el modelo con todas las variables y así como en el modelo ajustado, las variables Bio_4, Bio_14, Bio_6 y Bio_2, ayuda a que MaxEnt obtenga un buen ajuste a los datos de entrenamiento, pero en ambos modelos la variable Bio_4 generaliza mejor.

Figura 3.51

Prueba de Jackknife para la especie “Samar” (Solanum goniocalyx Juz et Buk) e importancia de las variables para el escenario A2a del 2050



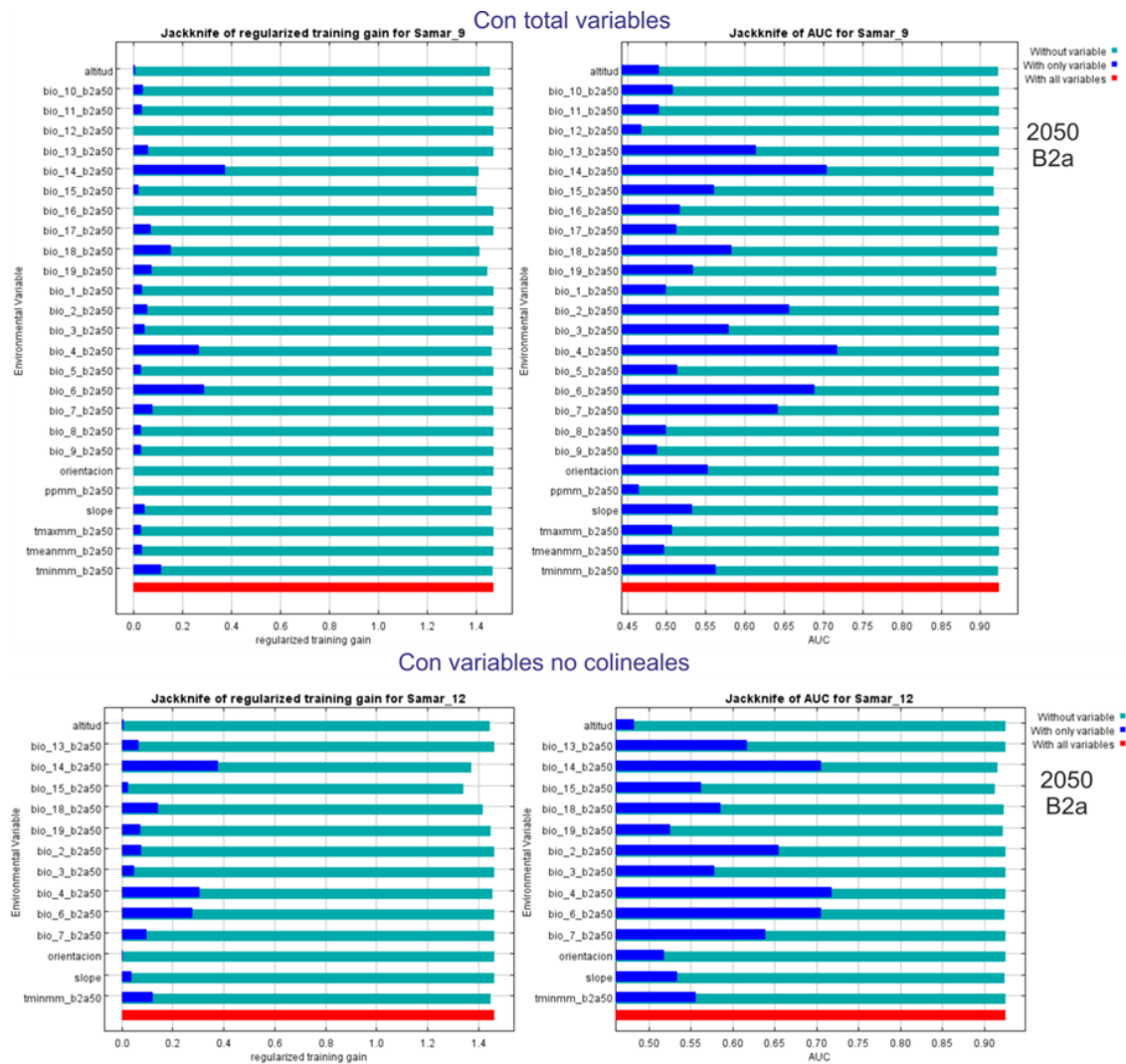
Para el escenario B2a del año 2050, en el modelo con todas las variables cuando MaxEnt usa de manera independiente Bio_12, Bio_15, orientación y precipitación media mensual casi no obtiene ganancia; mientras en el modelo ajustado cuando se usa solamente la orientación de ladera sucede lo mismo, por tanto, estas variables por sí solas no son útiles para estimar la distribución potencial para la especie Samar. Asimismo, en ambos modelos las variables Bio_6 y Bio_14 permiten un ajuste razonablemente bueno a los datos de entrenamiento, con una ganancia mayor a 0.25. También las barras verdes sugieren que ninguna variable contiene una cantidad sustancial de información útil, que no esté contenida en las otras variables, dado que no decrece de manera considerable la ganancia del entrenamiento cuando se omite una determinada variable.

En las figuras correspondiente al AUC, tanto para el modelo con todas las variables y así como para el modelo ajustado, muestra que la Bio_6 es la variable que por sí sola predice de manera más efectiva la distribución de los datos de frecuencia que fueron puestos de lado para usarlos como prueba, aun cuando se utiliza todas las variables. La importancia relativa de estas variables, juntamente a Bio_4 y Bio_14 también incrementa la ganancia regularizada de la prueba y del AUC.

Esto indica que, tanto en el modelo con todas las variables y así como en el modelo ajustado, las variables Bio_4, Bio_14, Bio_6 y Bio_2, ayuda a que MaxEnt obtenga un buen ajuste a los datos de entrenamiento, pero en ambos modelos la variable Bio_4 generaliza mejor.

Figura 3.52

Prueba de Jackknife para la especie “Samar” (*Solanum goniocalyx* Juz et Buk) e importancia de las variables para el escenario B2a del 2050

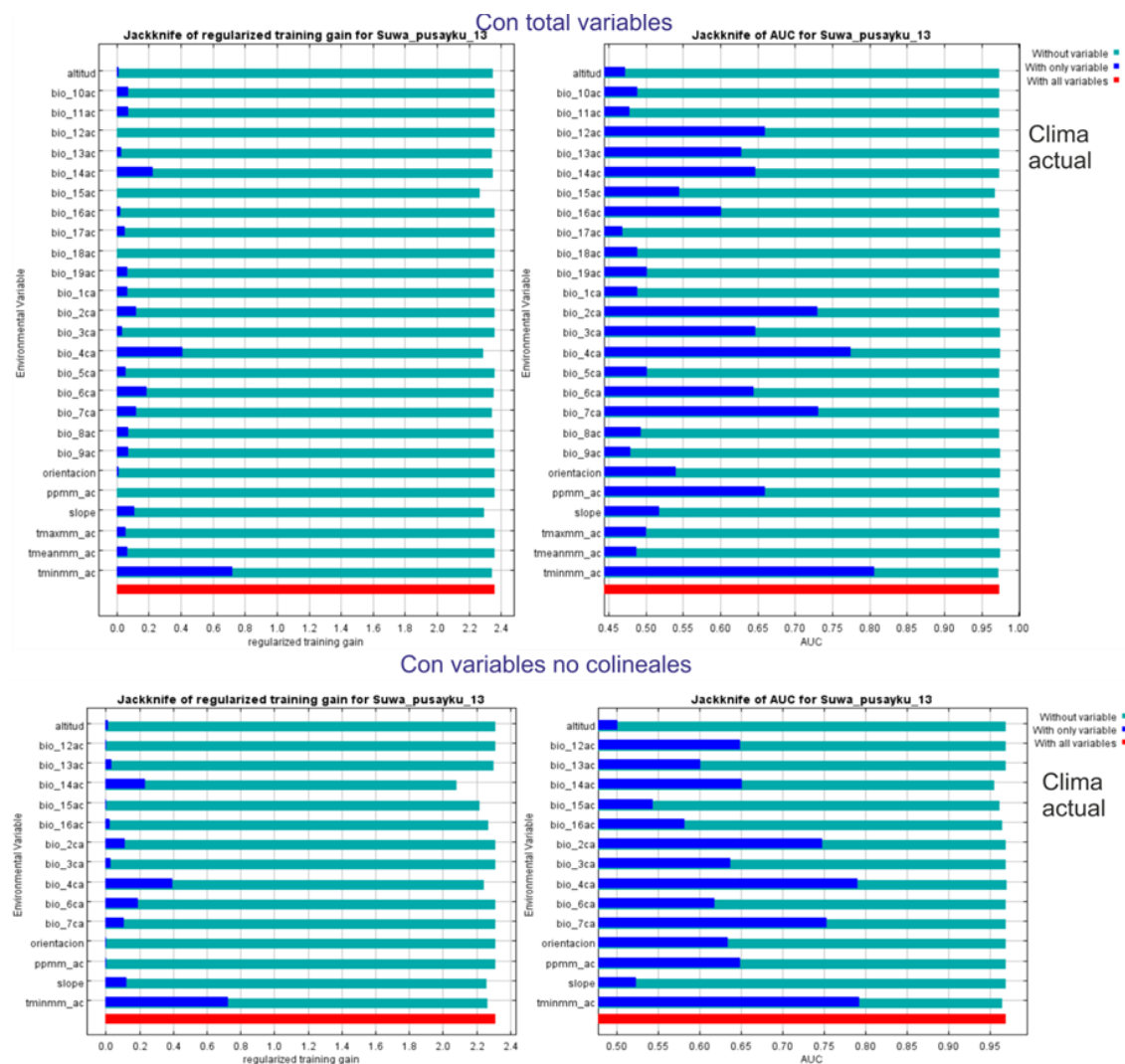


En el modelo de la especie Suwa pusayku (*Solanum stenotomum* Juz et Buk), para el clima actual, utilizando todas las variables y en el modelo ajustado, se tiene que los de mayor contribución de forma independiente, son temperatura mínima media mensual, Bio_4, Bio_14 y Bio_6. Estas tienen una ganancia por encima del 0.20; de estas variables, la más prescindible es la temperatura mínima media mensual ya que sin esta la ganancia del modelo decae mucho más que otras variables. Le sigue la variable Bio_4, Bio_14 y Bio_6 con más de 0.2 de ganancia de forma independiente lo que la hace útil, pero no tan prescindible como los anteriores, pero cuando se elimina también se pierde la ganancia del modelo. Las que aportan menos al modelo de forma independiente son el Bio_12, Bio_15, Bio_18, orientación y la precipitación media mensual con menos de 0.1 de ganancia.

En la prueba de Jackknife correspondiente al AUC, las barras verdes sugieren que ninguna variable contiene la cantidad suficiente de información útil que no esté comprendida en las demás variables. Analizando las barras azules, tanto para el modelo que utiliza todas las variables y así como para el modelo ajustado, muestra la importancia de temperatura mínima media mensual, Bio_4, Bio_7 y Bio_2; mostrando un AUC por encima de 0.73; de las cuales la variable temperatura mínima media mensual es la que generaliza mejor el modelo con las condiciones potencialmente mejor adecuadas para obtener la distribución potencial de la especie suwa pusayku para el clima actual.

Figura 3.53

Prueba de Jackknife para la especie “Suwa pusayku” (Solanum stenotomum Juz et Buk) e importancia de las variables para el clima actual



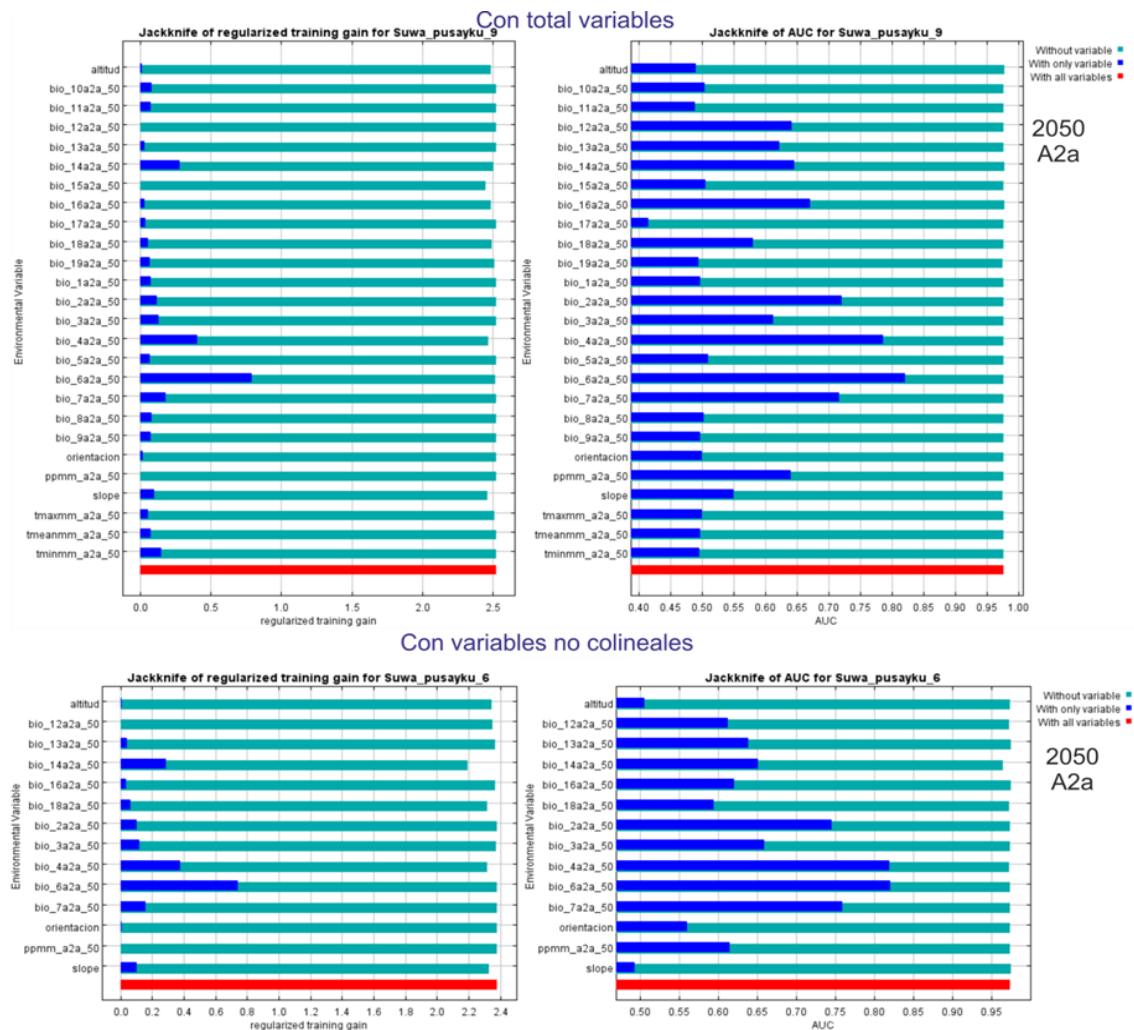
Para el escenario A2a del 2050, utilizando todas las variables y en el modelo ajustado, de forma independiente las variables que más contribuyen al modelo son Bio_6, Bio_4 y

Bio_14. Estas presentan una ganancia por encima del 0.30. De estas variables, el de mayor importancia es Bio_6, seguido de las variables Bio_4 y Bio_14 con más de 0.28 de ganancia de forma independiente lo que la hace útil, pero no tan prescindible como la Bio_6. Las que aportan menos al modelo de forma independiente son el Bio_12, Bio_15, la precipitación media mensual y la altitud con menos de 0.1 de ganancia.

En las figuras AUC, analizando las barras azules, tanto para el modelo que utiliza todas las variables y así como para el modelo ajustado, muestra la importancia de Bio_6, Bio_5, Bio_4, Bio_2 y Bio_7; mostrando un AUC por encima de 0.75; de las cuales la variable Bio_6 es la que generaliza mejor el modelo con las condiciones potencialmente mejor adecuadas para obtener la distribución potencial de la especie *Suwa pusayku* (*Solanum stenotomum* Juz et Buk) para el escenario A2a para el año 2050.

Figura 3.54

*Prueba de Jackknife para la especie “Suwa pusayku” (*Solanum stenotomum* Juz et Buk) e importancia de las variables para el escenario A2a del 2050*

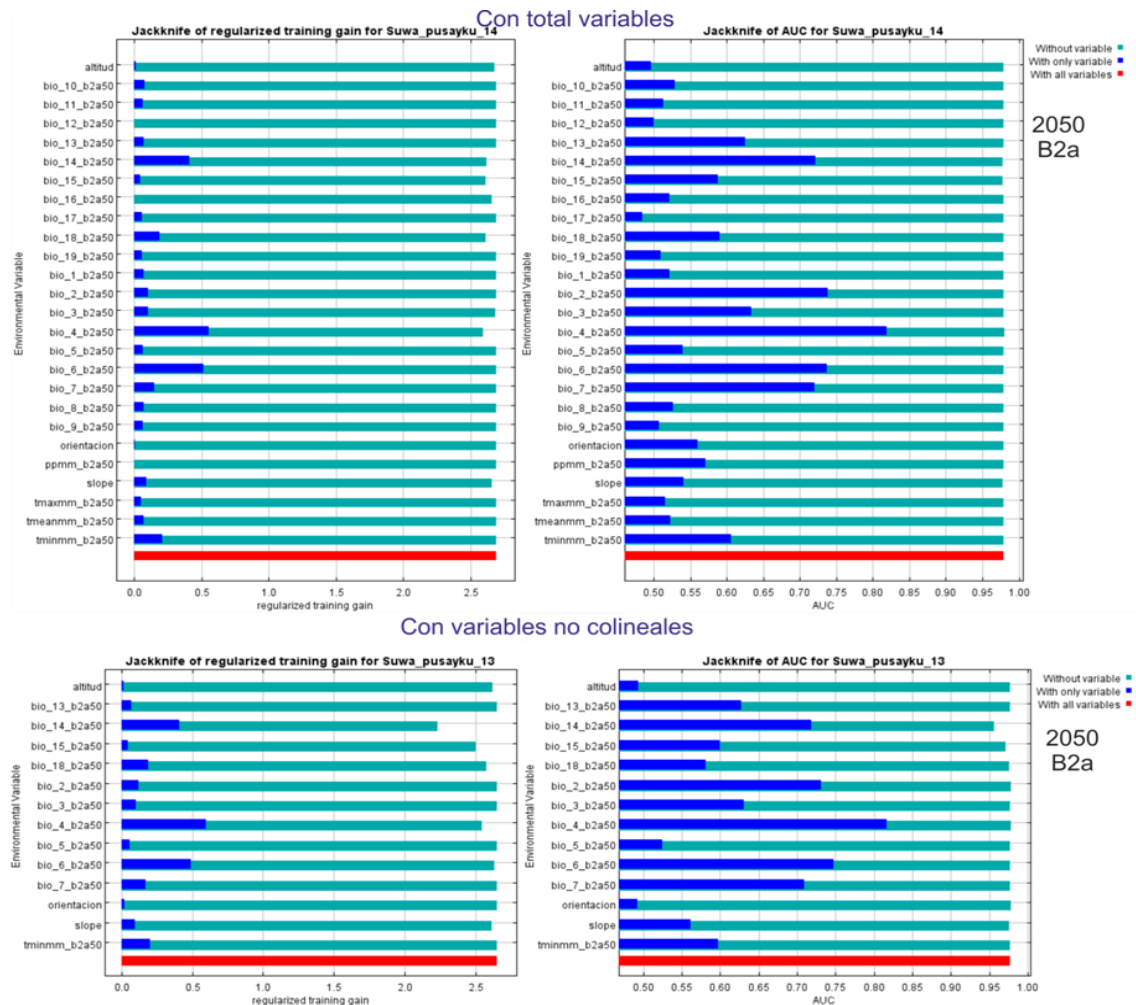


Para el escenario B2a del 2050, utilizando todas las variables y en el modelo ajustado, de forma independiente las variables que más contribuyen al modelo son Bio_4, Bio_6 y Bio_14; estas presentan una ganancia por encima de 0.44. De estas variables, el que presenta mayor importancia es Bio_4, seguido de las variables Bio_6 y Bio_14. Las que aportan menos al modelo de forma independiente es Bio_12, Bio_16, la precipitación media mensual y la orientación con menos de 0.1 de ganancia.

En las figuras AUC, tanto para el modelo que utiliza todas las variables y así como para el modelo ajustado, muestra la importancia de Bio_4, Bio_2, Bio_6, Bio_7 y Bio_14; mostrando un AUC por encima de 0.71; de las cuales la variable Bio_4 es la que generaliza mejor el modelo con las condiciones potencialmente mejor adecuadas para obtener la distribución potencial de la especie *Suwa pusayku* (*Solanum stenotomum* Juz et Buk) para el escenario B2a para el año 2050.

Figura 3.55

Prueba de Jackknife para la especie "Suwa pusayku" (Solanum stenotomum Juz et Buk) e importancia de las variables para el escenario B2a del 2050

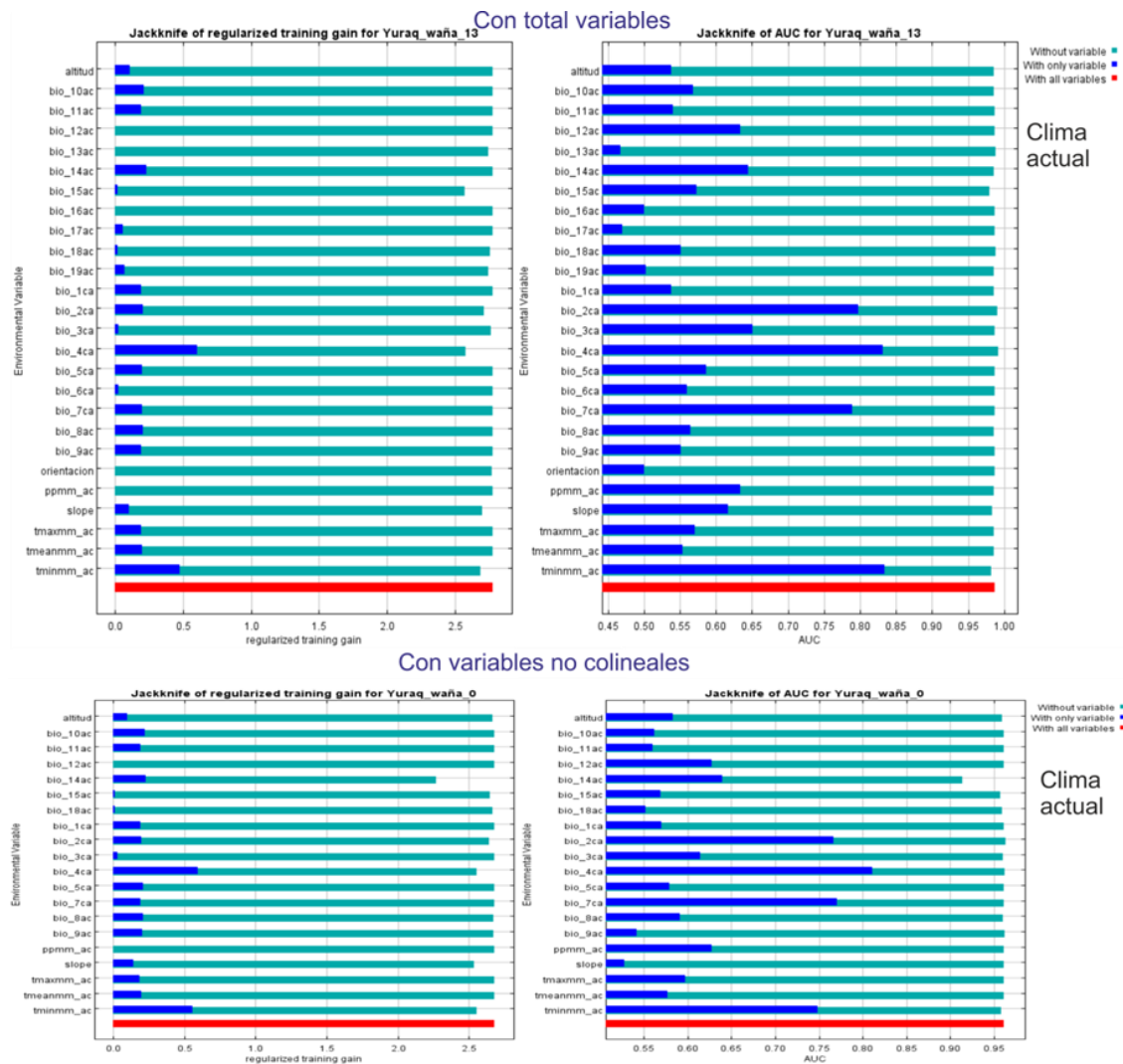


En el modelo de la especie Yuracc waña (*Solanum xcurtilobum* Juz et Buk), para el clima actual, en el modelo que utiliza todas las variables, cuando MaxEnt usa de manera independiente Bio_12, Bio_13, Bio_16, orientación y precipitación media mensual casi no obtiene ganancia; mientras en el modelo ajustado son las variables Bio_12 y la precipitación media mensual. Es decir, estas variables por sí solas no son útiles para estimar la distribución potencial de la especie Yuracc waña para este escenario. Asimismo, en ambos modelos la variable Bio_4 y la temperatura mínima media mensual permiten un ajuste razonablemente bueno a los datos de entrenamiento, con una ganancia mayor a 0.50. Por otro lado, las barras verdes sugieren que ninguna variable contiene una cantidad sustancial de información útil, que no esté contenida en las otras variables, pues no decrece de manera considerable la ganancia del entrenamiento cuando se omite dicha variable.

En las figuras correspondiente al AUC, tanto para el modelo con todas las variables y así como para el modelo ajustado, muestra que la temperatura mínima y Bio_4, respectivamente, son las variables que por sí solas predicen de manera más efectiva la distribución de los datos de frecuencia que fueron puestos de lado para usarlos como prueba. La importancia relativa de estas variables, juntamente a Bio_4, Bio_2 y Bio_7 también incrementa la ganancia regularizada de la prueba y del AUC. Esto indica que, en ambos modelos, con todas las variables y en el ajustado, las variables Bio_4, Bio_2, Bio_7 y temperatura mínima media mensual, ayudan a que MaxEnt obtenga un buen ajuste a los datos de entrenamiento; de las cuales las variables temperatura mínima media mensual y Bio_4 son los que generalizan mejor los modelos con las condiciones potencialmente mejor adecuadas para obtener la distribución de esta especie.

Figura 3.56

Prueba de Jackknife para la especie “Yuracc waña” (*Solanum xcurtilobum* Juz et Buk) e importancia de las variables para el clima actual

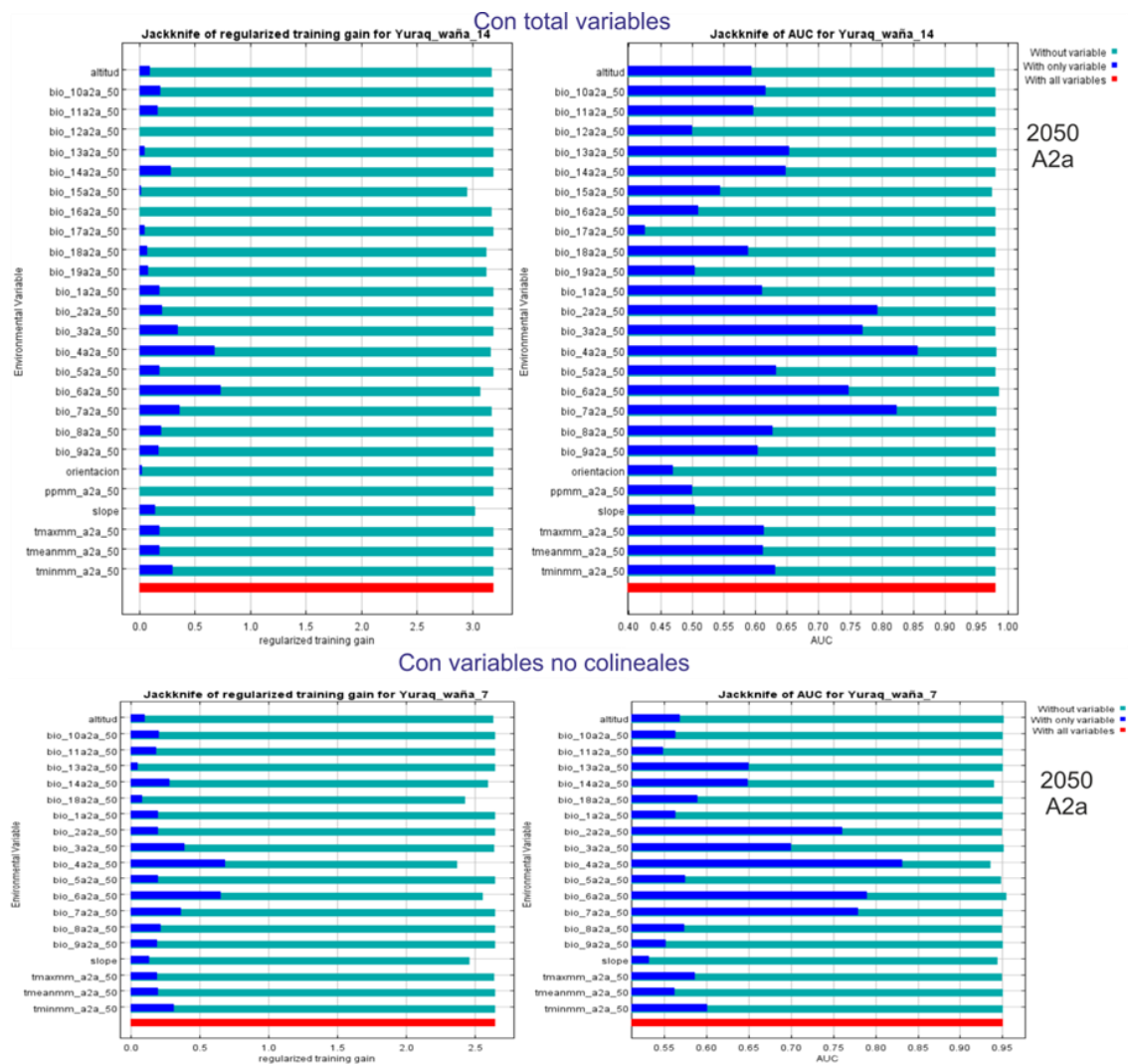


Para el escenario A2a del año 2050, en el modelo que utiliza todas las variables, cuando MaxEnt usa de manera independiente Bio_12, Bio_16 y precipitación media mensual casi no obtiene ganancia; mientras en el modelo ajustado esta situación se observa con la variable Bio_13. Es decir, estas variables por sí solas no son útiles para estimar la distribución potencial de esta especie. Asimismo, en ambos modelos las variables Bio_4 y Bio_6 permiten un ajuste razonablemente bueno a los datos de entrenamiento, con una ganancia mayor a 0.65. Por otro lado, las barras verdes sugieren que ninguna variable contiene una cantidad sustancial de información útil, que no esté contenida en las otras variables, dado que no decrece de manera considerable la ganancia del entrenamiento cuando se omite dicha variable, a excepción para el Bio_4 en el modelo ajustado.

En las figuras correspondiente al AUC, tanto para el modelo con todas las variables y así como para el modelo ajustado, muestra que Bio_4, Bio_7, Bio_6 y Bio_2, son las variables que por sí solas predicen de manera más efectiva la distribución de los datos de frecuencia que fueron puestos de lado para usarlos como prueba. La importancia relativa de estas variables, juntamente a Bio_3, Bio_13 y Bio_14 también incrementa la ganancia regularizada de la prueba y del AUC. Esto indica que, en ambos modelos, con todas las variables y en el ajustado, estas variables ambientales ayudan a que MaxEnt obtenga un buen ajuste a los datos de entrenamiento; de las cuales la variable Bio_4 es la que generaliza mejor con las condiciones potencialmente mejor adecuadas para obtener la distribución de la especie Yuracc waña (*Solanum xcurtilobum* Juz et Buk).

Figura 3.57

*Prueba de Jackknife para la especie “Yuracc waña” (*Solanum xcurtilobum* Juz et Buk) e importancia de las variables para el escenario A2a del 2050*

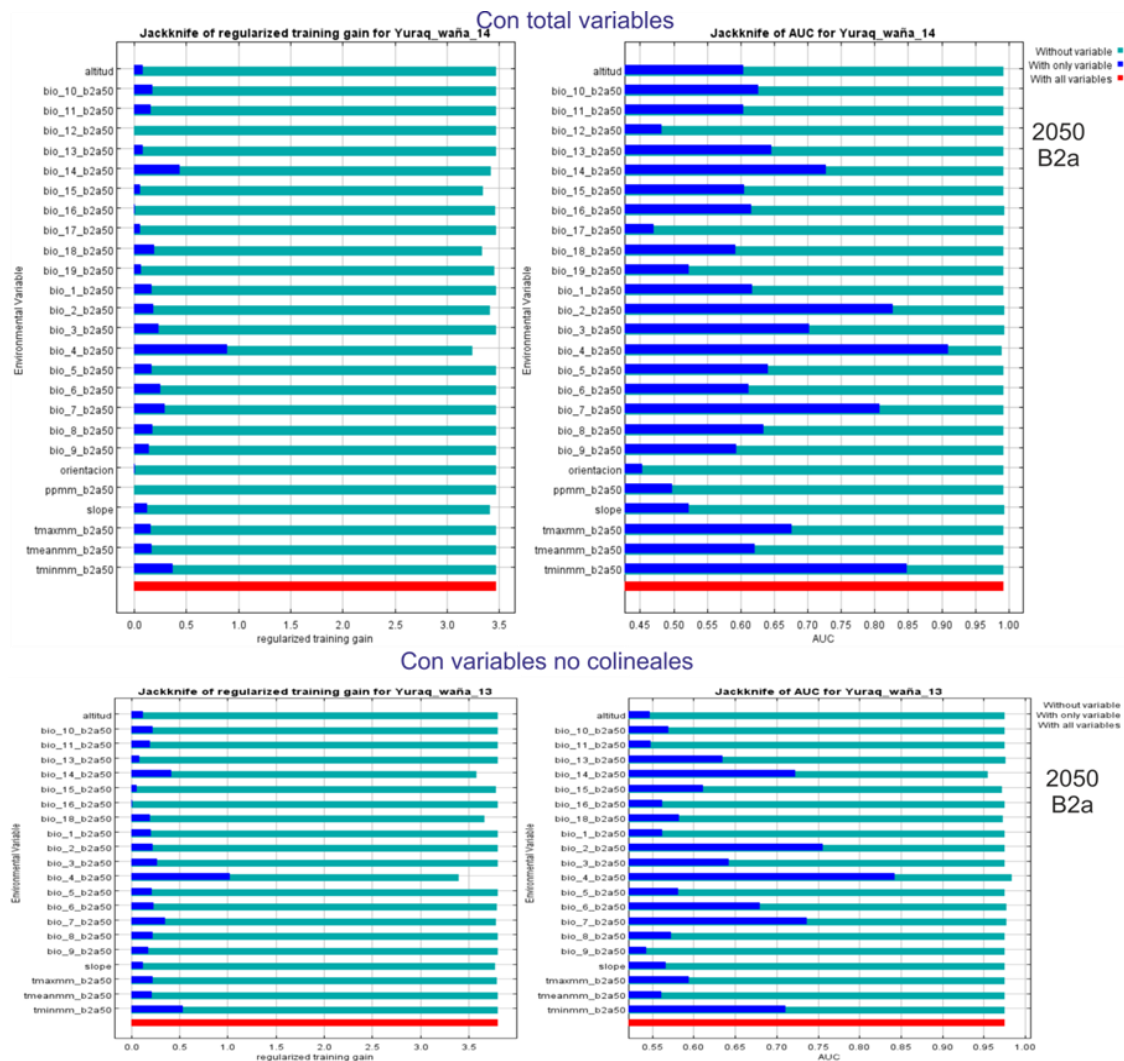


Para el escenario B2a (escenario optimista) del año 2050, en el modelo que utiliza todas las variables, cuando MaxEnt usa de manera independiente precipitación anual (Bio_12), Precipitación del trimestre más húmedo (Bio_16), orientación y precipitación media mensual casi no obtiene ganancia; mientras en el modelo ajustado esta situación se observa con la variable Bio_16. Es decir, estas variables por sí solas no son útiles para estimar la distribución potencial de esta especie. Asimismo, en ambos modelos la variable Estacionalidad de la temperatura (Bio_4) permite un ajuste razonablemente bueno a los datos de entrenamiento, con una ganancia mayor a 0.90. En las barras verdes se observa que ninguna variable contiene una cantidad sustancial de información útil, que no esté contenida en las otras variables, pues no decrece de manera considerable la ganancia del entrenamiento cuando se omite dicha variable.

En las figuras correspondiente al Área Bajo la Curva (AUC), tanto para el modelo con todas las variables y así como para el modelo ajustado, muestra que Bio_4, temperatura mínima media mensual, Isotermicidad (Bio_3), Rango anual de temperaturas (Bio_7) y Precipitación del mes más seco (Bio_14), son las variables que por sí solas predicen de manera más efectiva la distribución de los datos de frecuencia que fueron puestos de lado para usarlos como prueba. La importancia relativa de estas variables, juntamente a Bio_3, temperatura máxima media mensual (tmaxmm), Precipitación del mes más húmedo (Bio_13) y Temperatura mínima del mes más frío (Bio_6), también incrementa la ganancia regularizada de la prueba y del AUC. Esto indica que en ambos modelos estas variables ayudan a que MaxEnt obtenga un buen ajuste a los datos de entrenamiento, de las cuales la variable Estacionalidad de la temperatura (Bio_4) es la que generaliza mejor para obtener la distribución de la especie Yuracc waña (*Solanum xcurtilobum* Juz et Buk) para este escenario.

Figura 3.58

Prueba de Jackknife para la especie “Yuracc waña” (*Solanum xcurtilobum* Juz et Buk) e importancia de las variables para el escenario B2a del 2050

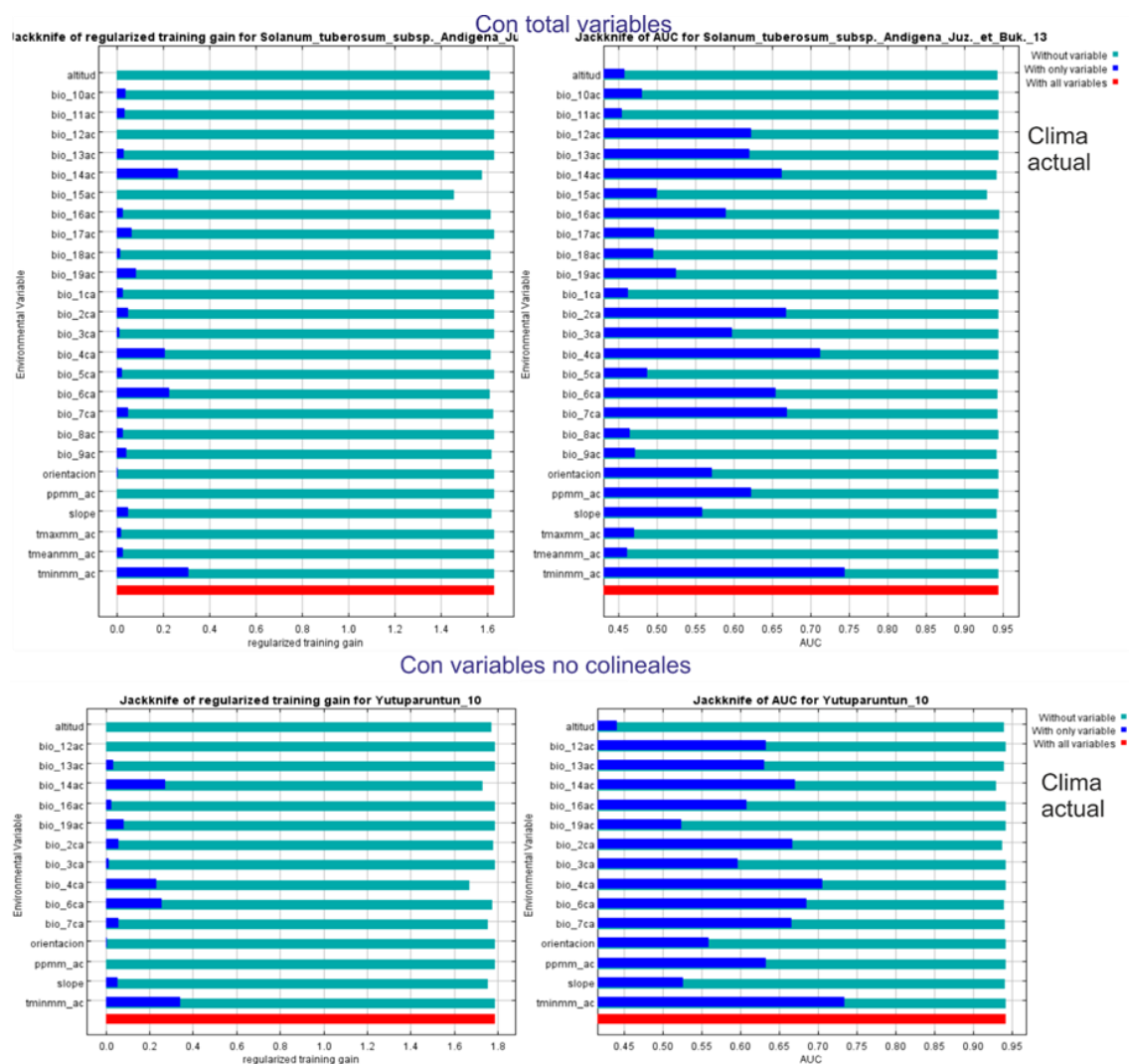


La prueba de Jackknife para la especie Yutuparuntun (*Solanum tuberosum* subsp. Andigena Juzet Buk), para el clima actual, tanto para el modelo con todas las variables y el modelo ajustado, se tiene que los de mayor contribución, de forma independiente, son la temperatura mínima y precipitación del mes más seco (Bio_14), con una ganancia por encima del 0.23; de estas variables, la más prescindible es la temperatura mínima media mensual. Le sigue la variable Temperatura mínima del mes más frío (Bio_6) y estacionalidad de la temperatura (Bio_4) con mayor a 0.20 de ganancia de forma independiente lo que la hace útil, pero no tan prescindible como los anteriores. Las que aportan menos al modelo de forma independiente son la altitud, precipitación anual (Bio_12), Estacionalidad de la precipitación (Bio_15), orientación de ladera y la precipitación media mensual.

En la prueba de Jackknife correspondiente al Área Bajo la Curva (AUC), las barras verdes sugieren que ninguna variable contiene la cantidad suficiente de información útil que no esté contenida en las demás variables. Asimismo, en el modelo que utiliza todas las variables, muestra la importancia de la temperatura mínima media mensual, Estacionalidad de la temperatura (Bio_4), Precipitación del mes más seco (Bio_14), Rango medio diario (Bio_2), Rango anual de temperaturas (Bio_7), Temperatura mínima del mes más frío (Bio_6); mostrando un AUC por encima de 0.65. Para este mismo escenario, cuando se utiliza variables no colineales, en la prueba de Jackknife correspondiente al AUC, muestra la importancia de la temperatura mínima, Bio_4, Bio_6, Bio_7, Bio_14 y Bio_2; estas variables muestran un AUC por encima de 0.63.

Figura 3.59

Prueba de Jackknife para la especie “Yutuparuntun” (Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz et Buk) e importancia de las variables para el clima actual

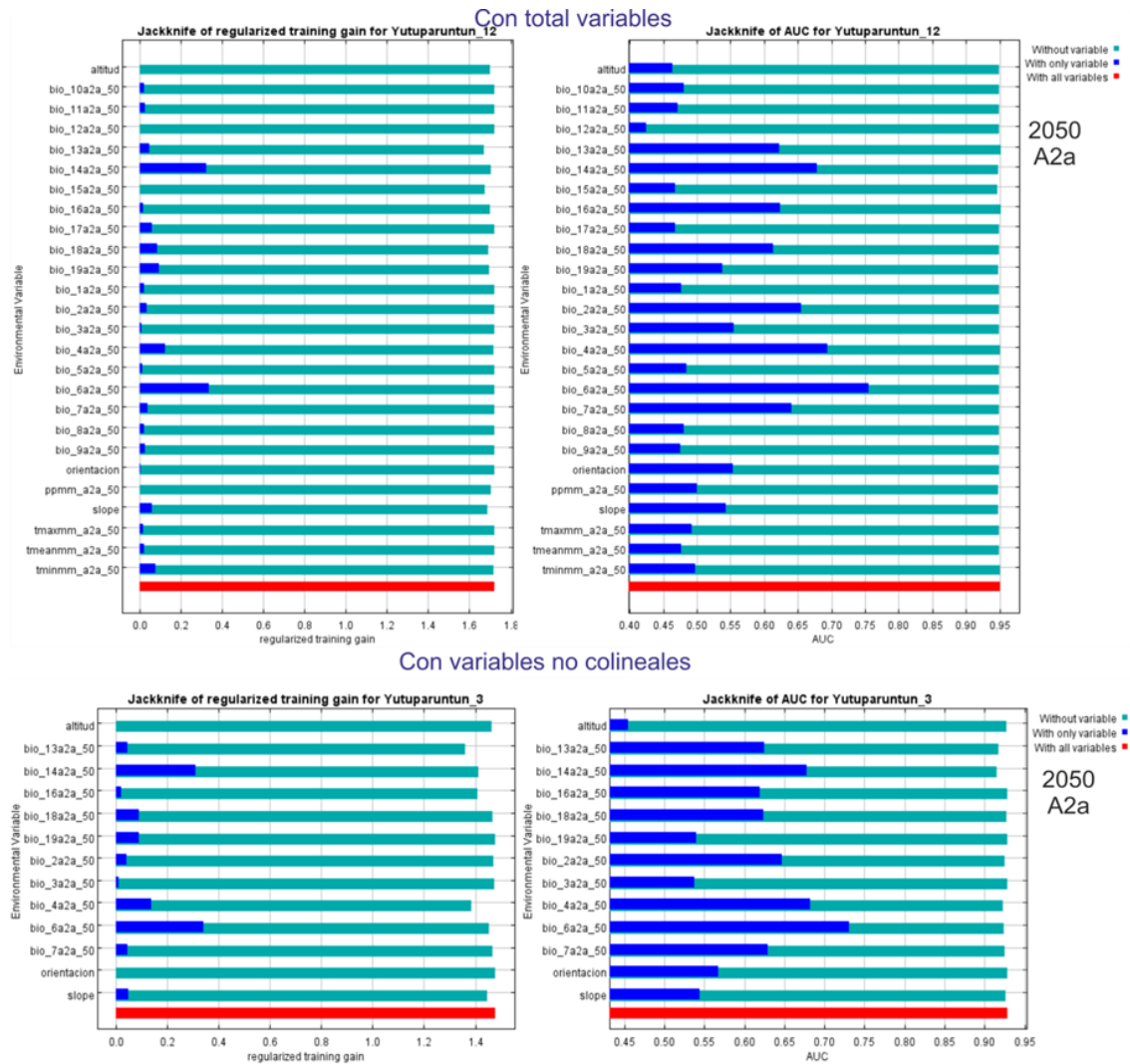


Para el escenario A2a (escenario pesimista) del año 2050, utilizando todas las variables y en el modelo ajustado, las variables de mayor contribución, de forma independiente, son temperatura mínima del mes más frío (Bio_6) y precipitación del mes más seco (Bio_14), con una ganancia por encima del 0.38; de estas variables, la más prescindible es Bio_6, lo que la hace útil en el modelo. Las que aportan menos al modelo de forma independiente son la altitud, precipitación anual (Bio_12), estacionalidad de la precipitación (Bio_15), orientación y la precipitación media mensual.

En la prueba de Jackknife utilizando el AUC, las barras verdes sugieren que ninguna variable contiene la cantidad suficiente de información útil que no esté contenida en las demás variables. Asimismo, en el modelo que utiliza todas las variables, muestra la importancia de temperatura mínima del mes más frío (Bio_6), estacionalidad de la temperatura (Bio_4), precipitación del mes más seco (Bio_14), rango medio diario (Bio_2), rango anual de temperaturas (Bio_7) y precipitación del mes más húmedo (Bio_13); mostrando un AUC por encima de 0.62. Para este mismo escenario, cuando se utiliza variables no colineales, en la prueba de Jackknife correspondiente al AUC, muestra la importancia de Bio_6, Bio_4, Bio_14, Bio_2 y Bio_7; estas variables muestran un AUC por encima de 0.63.

Figura 3.60

Prueba de Jackknife para la especie “Yutuparuntun” (*Solanum tuberosum* subsp. *Andigena* Juz et Buk) e importancia de las variables para el escenario A2a del 2050

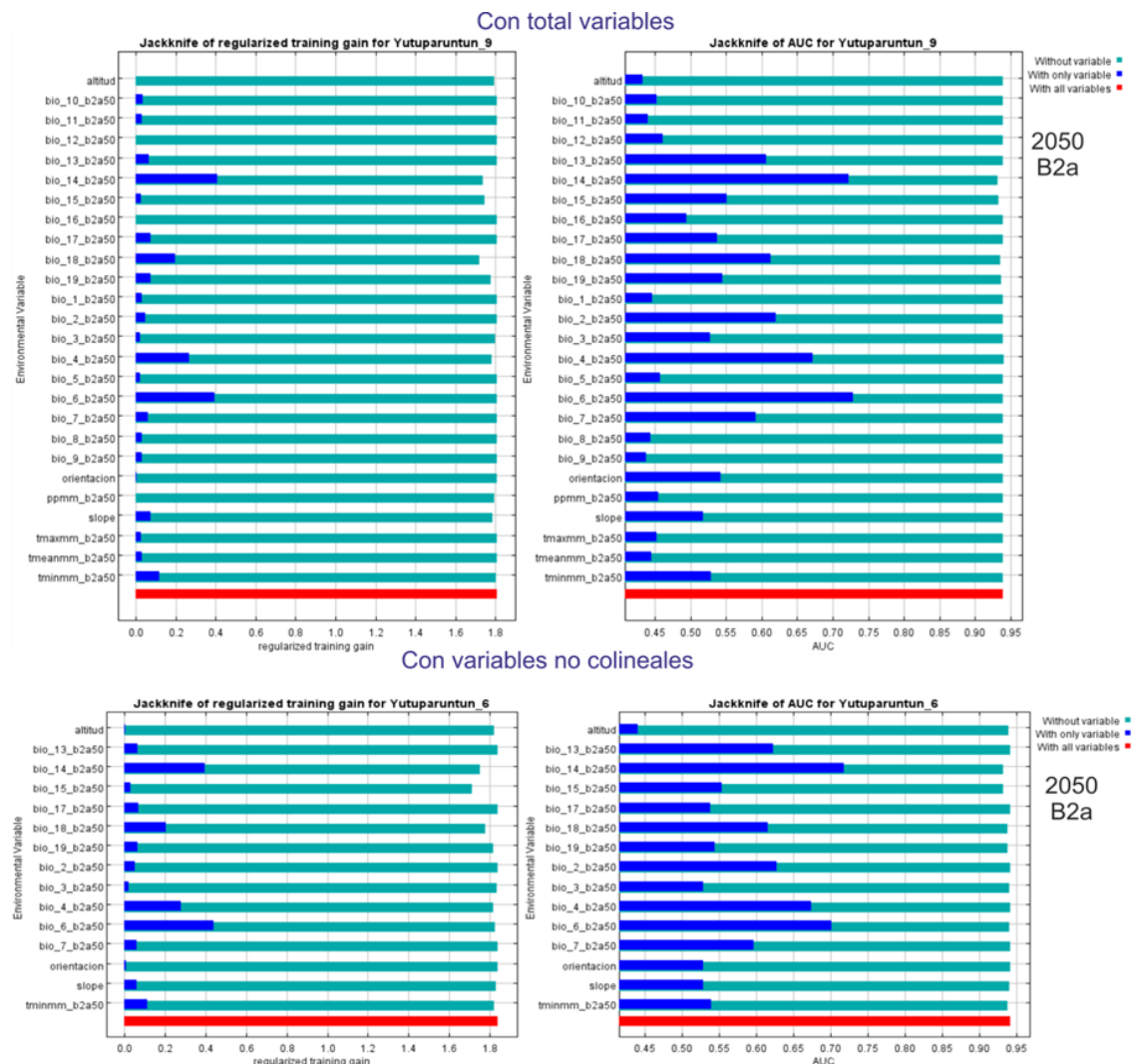


Para el escenario B2a (escenario optimista) del año 2050, en el modelo con todas las variables y en el modelo ajustado, las variables de mayor contribución de forma independiente son temperatura mínima del mes más frío (Bio_6), precipitación del mes más seco (Bio_14), estacionalidad de la temperatura (Bio_4) y precipitación del trimestre más cálido (Bio_18) con una ganancia por encima del 0.20; de estas variables, la más prescindible es Bio_6 con una ganancia de 0.40, lo que la hace útil en el modelo. Las que aportan menos al modelo de forma independiente son la altitud, precipitación anual (Bio_12), estacionalidad de la precipitación (Bio_15), orientación y la precipitación media mensual.

En la prueba de Jackknife utilizando el AUC, en el modelo que utiliza todas las variables, muestra la importancia de Bio_6, Bio_14, Bio_4, rango medio diurno (Bio_2), Bio_18, precipitación del mes más húmedo (Bio_13) y rango anual de temperaturas (Bio_7); mostrando un AUC por encima de 0.59. Para este mismo escenario, cuando se utiliza variables no colineales, en la prueba de Jackknife correspondiente al AUC, muestra la importancia de Bio_14, Bio_6, Bio_4, Bio_13, Bio_2 y Bio_18; estas variables muestran un AUC por encima de 0.62.

Figura 3.61

Prueba de Jackknife para la especie “Yutuparuntun” (Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz e Buk) e importancia de las variables para el escenario B2a del 2050



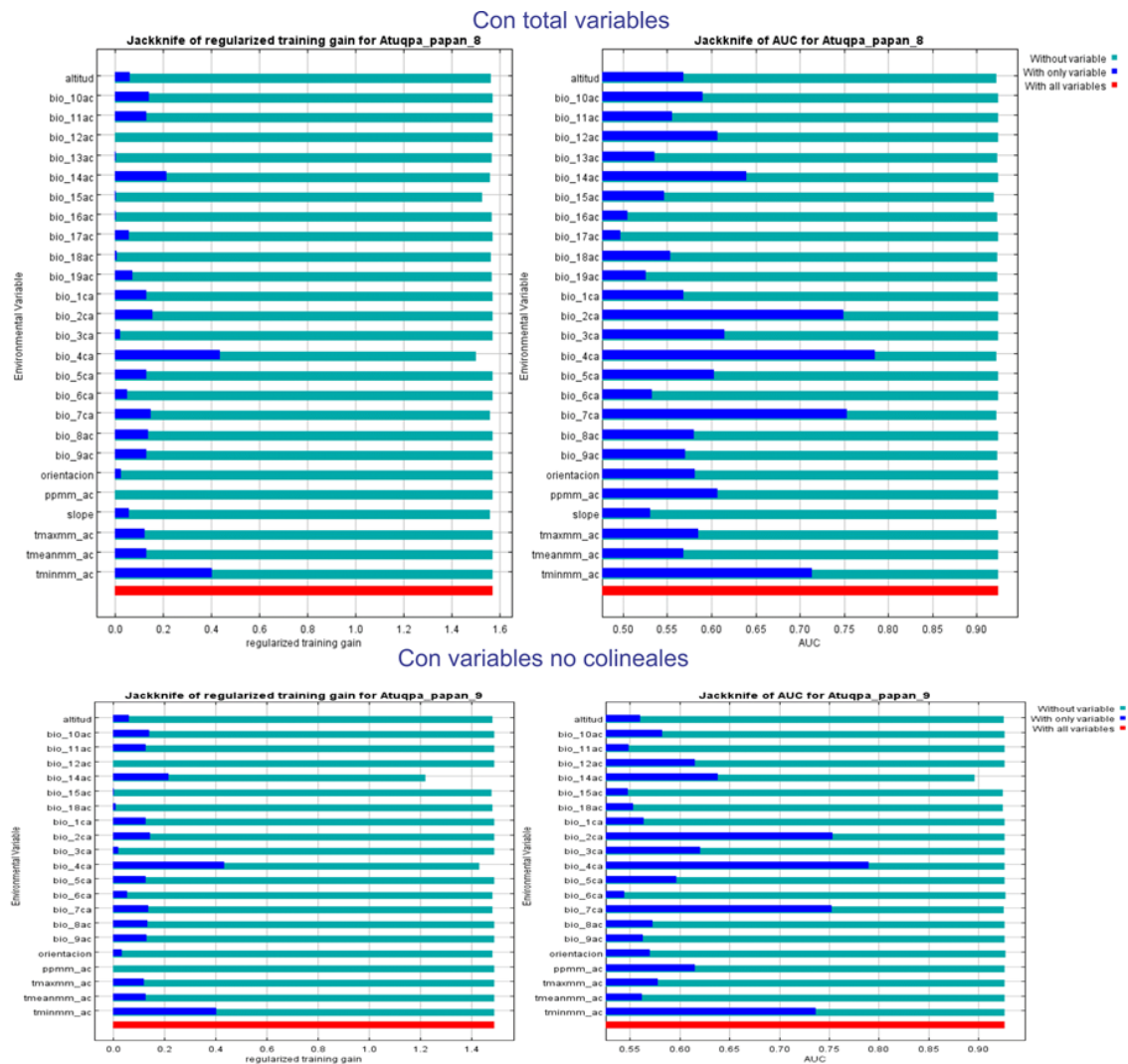
En el modelo de la especie *Atuqpa papan (Solanum acaule Bitter)*, para el clima actual, en el modelo que utiliza todas las variables, de manera independiente las variables

precipitación anual (Bio_12), precipitación del mes más húmedo (Bio_13), estacionalidad de la precipitación (Bio_15), precipitación del trimestre más húmedo (Bio_16) y la precipitación media mensual casi no obtiene ganancia; mientras en el modelo ajustado son las variables Bio_12, Bio_15 y la precipitación media mensual. Es decir, estas variables por sí solas no son útiles para estimar la distribución potencial de esta especie. Asimismo, en ambos modelos la variable estacionalidad de la temperatura (Bio_4) y la temperatura mínima media mensual permiten un ajuste razonablemente bueno a los datos de entrenamiento, con una ganancia mayor a 0.40. Por otro lado, las barras verdes sugieren que ninguna variable contiene una cantidad sustancial de información útil, que no esté contenida en las otras variables, dado que no decrece de manera considerable la ganancia del entrenamiento cuando se omite dicha variable, excepto la variable precipitación del mes más seco (Bio_14) decrece considerablemente cuando se exceptúa de la corrida en el modelo ajustado.

En las figuras correspondiente al AUC, tanto para el modelo con todas las variables y así como para el modelo ajustado, muestra que estacionalidad de la temperatura (Bio_4) es las variables que por sí sola predice de manera más efectiva la distribución de los datos de frecuencia que fueron puestos de lado para usarlos como prueba. La importancia relativa de esta variable, juntamente a rango medio diurno (Bio_2), rango anual de temperaturas (Bio_7) y temperatura mínima media mensual también incrementa la ganancia regularizada de la prueba y del AUC. Esto indica que, en ambos modelos, con todas las variables y en el ajustado, las variables Bio_4, Bio_2, Bio_7 y temperatura mínima media mensual, ayudan a que MaxEnt obtenga un buen ajuste a los datos de entrenamiento; de las cuales la variable Bio_4 es la que generaliza mejor los modelos con las condiciones potencialmente mejor adecuadas para obtener la distribución de esta especie.

Figura 3.62

Prueba de Jackknife para la especie “Atuqpa papan” (Solanum acaule Bitter) e importancia de las variables para el clima actual

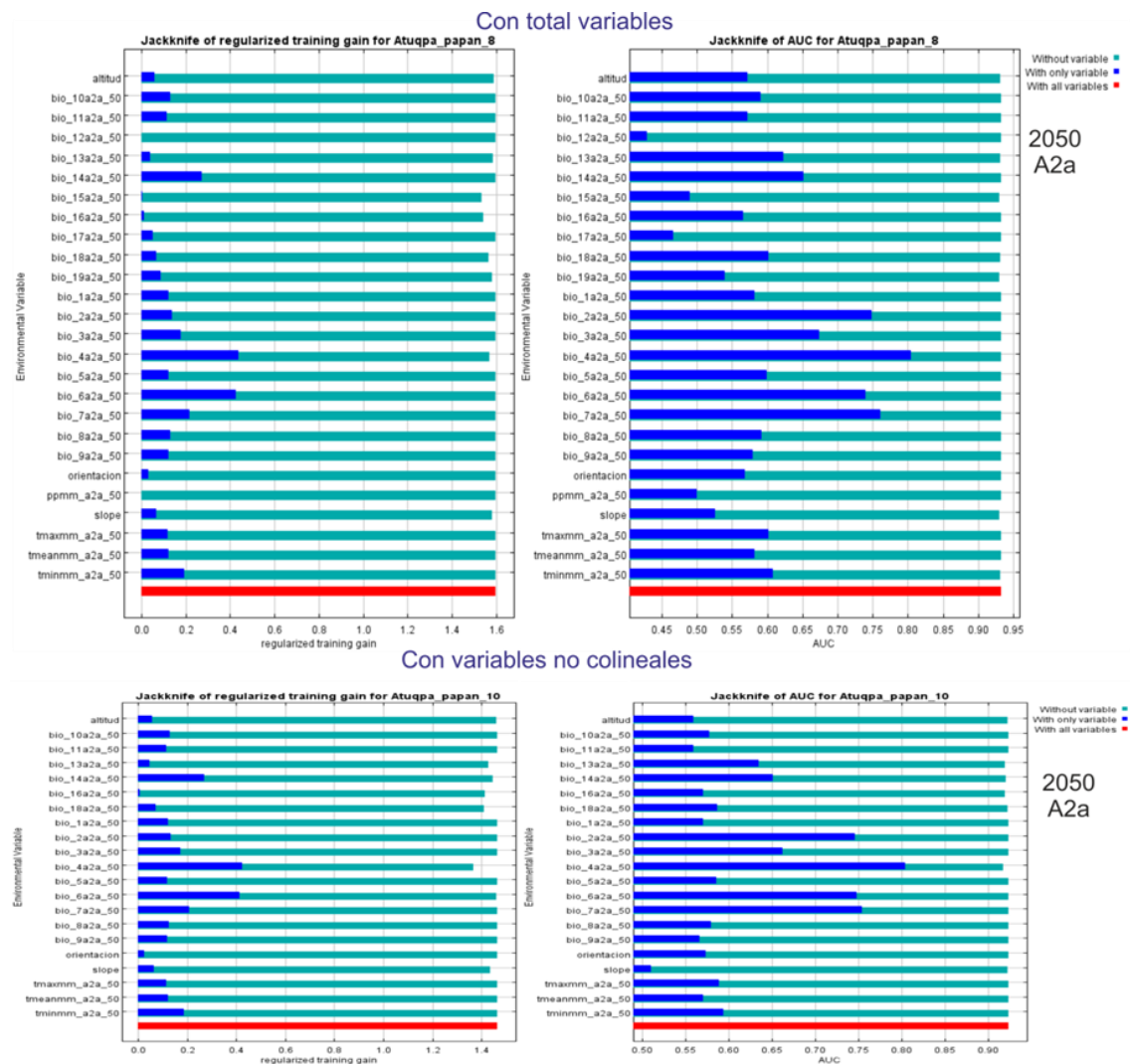


Para el escenario A2a (escenario pesimista) del 2050, en el modelo que utiliza todas las variables, de manera independiente las variables precipitación anual (Bio_12), estacionalidad de la precipitación (Bio_15) y la precipitación media mensual casi no obtiene ganancia; mientras en el modelo ajustado con la variable Bio_15 ocurre igual situación. Es decir, estas variables por sí solas no son útiles para estimar la distribución potencial de esta especie. Asimismo, en ambos modelos las variables estacionalidad de la temperatura (Bio_4) y temperatura mínima del mes más frío (Bio_6) permiten un ajuste razonablemente bueno a los datos de entrenamiento, con una ganancia mayor a 0.40. Por otro lado, las barras verdes sugieren que ninguna variable contiene una cantidad sustancial de información útil, que no esté contenida en las otras variables, puesto que no decrece considerable la ganancia del entrenamiento cuando se omite dicha variable.

En las figuras correspondiente al Área Bajo la Curva (AUC), tanto para el modelo con todas las variables y así como para el modelo ajustado, muestra que Bio_4 es las variables que por sí sola predice de manera más efectiva la distribución de los datos de frecuencia que fueron puestos de lado para usarlos como prueba. La importancia relativa de esta variable, juntamente a rango anual de temperaturas (Bio_7), rango medio diurno (Bio_2), temperatura mínima del mes más frío (Bio_6) y isothermicidad (Bio_3) también incrementa la ganancia regularizada de la prueba y del AUC. Esto indica que, en ambos modelos, estas variables ayudan a que MaxEnt obtenga un buen ajuste a los datos de entrenamiento; de las cuales la variable estacionalidad de la temperatura (Bio_4) es la generaliza mejor los modelos con las condiciones potencialmente mejor adecuadas para obtener la distribución potencial de la especie *Atuqpa papan* (*Solanum acaule* Bitter).

Figura 3.63

Prueba de Jackknife para la especie “Atuqpa papan” (Solanum acaule Bitter) e importancia de las variables para el escenario A2a del 2050

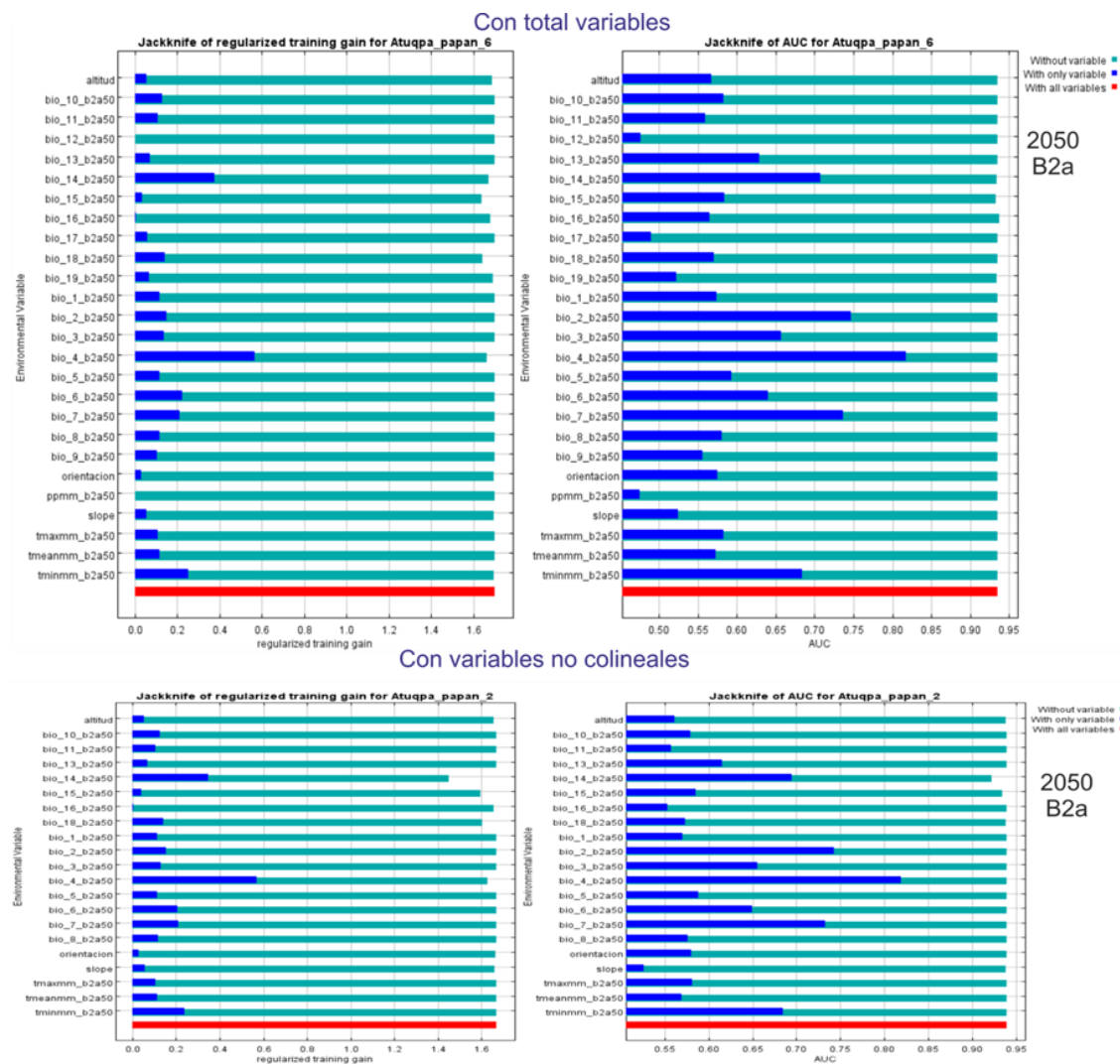


Para el escenario B2a (escenario optimista) del 2050, en el modelo que utiliza todas las variables, de manera independiente las variables precipitación anual (Bio_12), precipitación del trimestre más húmedo (Bio_16) y la precipitación media mensual casi no obtiene ganancia; mientras en el modelo ajustado con la variable Bio_16 ocurre igual situación. Es decir, estas variables por sí solas no son útiles para estimar la distribución potencial de esta especie. Asimismo, en ambos modelos las variables estacionalidad de la temperatura (Bio_4) y precipitación del mes más seco (Bio_14) permiten un ajuste razonablemente bueno a los datos de entrenamiento, con una ganancia mayor a 0.38. Por otro lado, las barras verdes sugieren que ninguna variable contiene una cantidad sustancial de información útil, que no esté contenida en las otras variables, dado que no decrece de manera considerable la ganancia del entrenamiento cuando se omite dicha variable, excepto la variable Bio_14 decrece considerablemente cuando se omite en el modelo ajustado.

En las figuras correspondiente al AUC, tanto para el modelo con todas las variables y así como para el modelo ajustado, muestra que estacionalidad de la temperatura (Bio_4) es las variables que por sí sola predice de manera más efectiva la distribución de los datos de frecuencia que fueron puestos de lado para usarlos como prueba. La importancia relativa de esta variable, juntamente a rango medio diurno (Bio_2), rango anual de temperaturas (Bio_7), precipitación del mes más seco (Bio_14) y temperatura mínima media mensual también incrementa la ganancia regularizada de la prueba y del AUC. Esto indica que, en ambos modelos, estas variables ayudan a que MaxEnt obtenga un buen ajuste a los datos de entrenamiento; de las cuales la variable Bio_4 es la generaliza mejor los modelos con las condiciones potencialmente mejor adecuadas para obtener la distribución potencial de esta especie para el escenario B2a del año 2050.

Figura 3.64

Prueba de Jackknife para la especie “Atuqpa papan” (Solanum acaule Bitter) e importancia de las variables para el escenario B2a del 2050



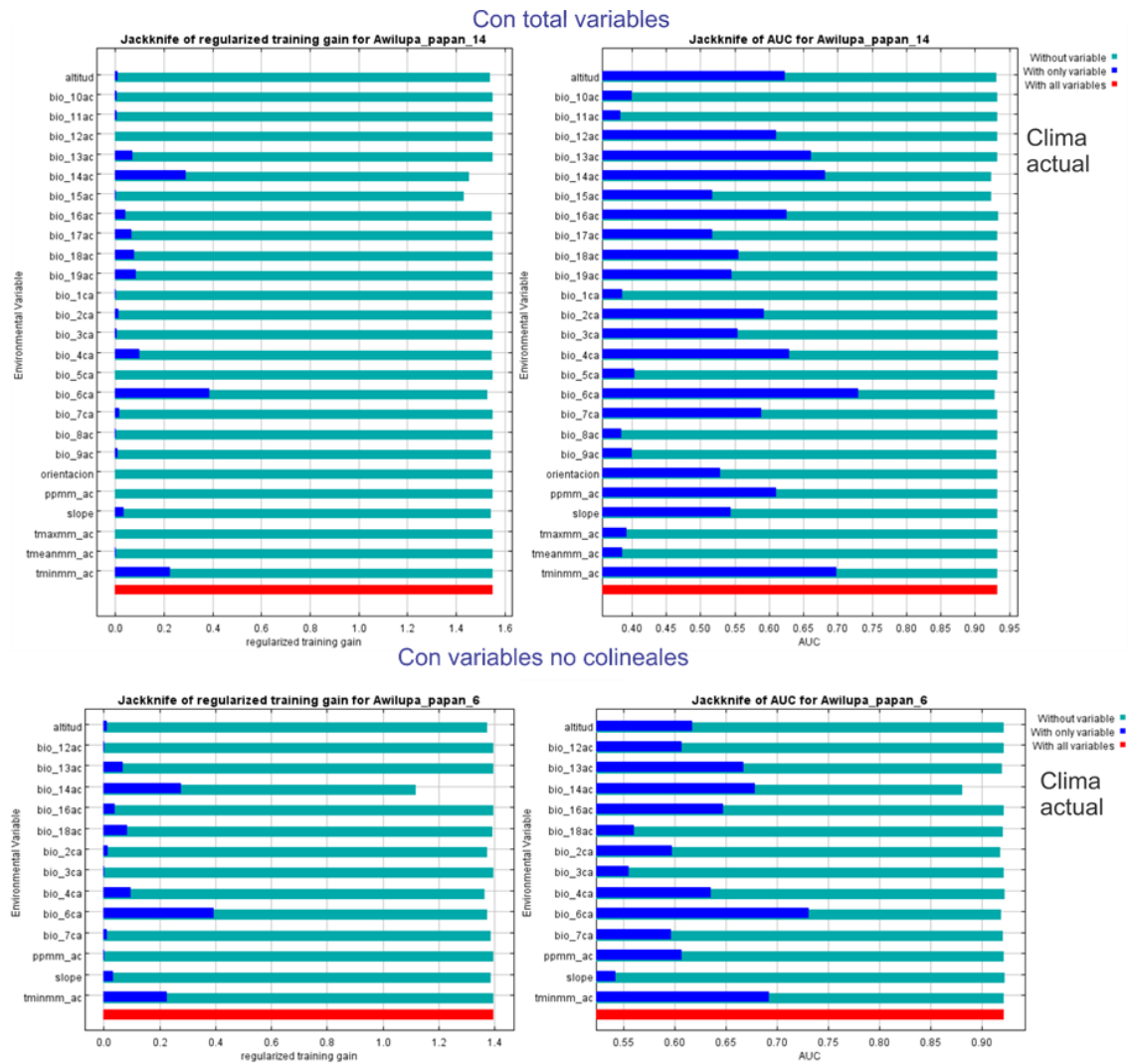
En el modelo de la especie *Awilupa papan* (*Solanum bukasovii* Juz), para el clima actual, en el modelo que utiliza todas las variables, de manera independiente las variables temperatura media del trimestre más frío (Bio_12), estacionalidad de la precipitación (Bio_15), temperatura media anual (Bio_1), temperatura máxima del mes más cálido (Bio_5), orientación, precipitación media mensual y temperatura máxima media mensual casi no obtienen ganancia; mientras en el modelo ajustado son las variables Bio_12, isothermicidad (Bio_3) y la precipitación media mensual. Es decir, estas variables por sí solas no son útiles para estimar la distribución potencial de esta especie. Asimismo, en ambos modelos la variable temperatura mínima del mes más frío (Bio_6) y precipitación del mes más seco (Bio_14) permiten un ajuste razonablemente bueno a los datos de entrenamiento, con una ganancia mayor a 0.25. Por otro lado, las barras verdes sugieren

que ninguna variable contiene una cantidad sustancial de información útil, que no esté contenida en las otras variables, dado que no decrece de manera considerable la ganancia del entrenamiento cuando se omite dicha variable, excepto la variable Bio_14 decrece considerablemente cuando se excluye de la corrida sobre todo en el modelo ajustado.

En las figuras correspondiente al AUC, tanto para el modelo con todas las variables y así como para el modelo ajustado, muestra que Bio_6 es las variables que por sí sola predice de manera más efectiva la distribución de los datos de frecuencia que fueron puestos de lado para usarlos como prueba. La importancia relativa de esta variable, juntamente a temperatura mínima del mes más frío (Bio_6) y precipitación del mes más seco (Bio_14), temperatura mínima media mensual y precipitación del mes más húmedo (Bio_13) también incrementa la ganancia regularizada de la prueba y del AUC. Esto indica que, en ambos modelos, con total variables y en el ajustado, estas variables ayudan a que MaxEnt obtenga un buen ajuste a los datos de entrenamiento; de las cuales la variable temperatura mínima del mes más frío (Bio_6) es la generaliza mejor los modelos con las condiciones potencialmente mejor adecuadas para obtener la distribución de esta especie.

Figura 3.65

Prueba de Jackknife para la especie Awilupa papan (Solanum bukasovii Juz) e importancia de las variables para el clima actual



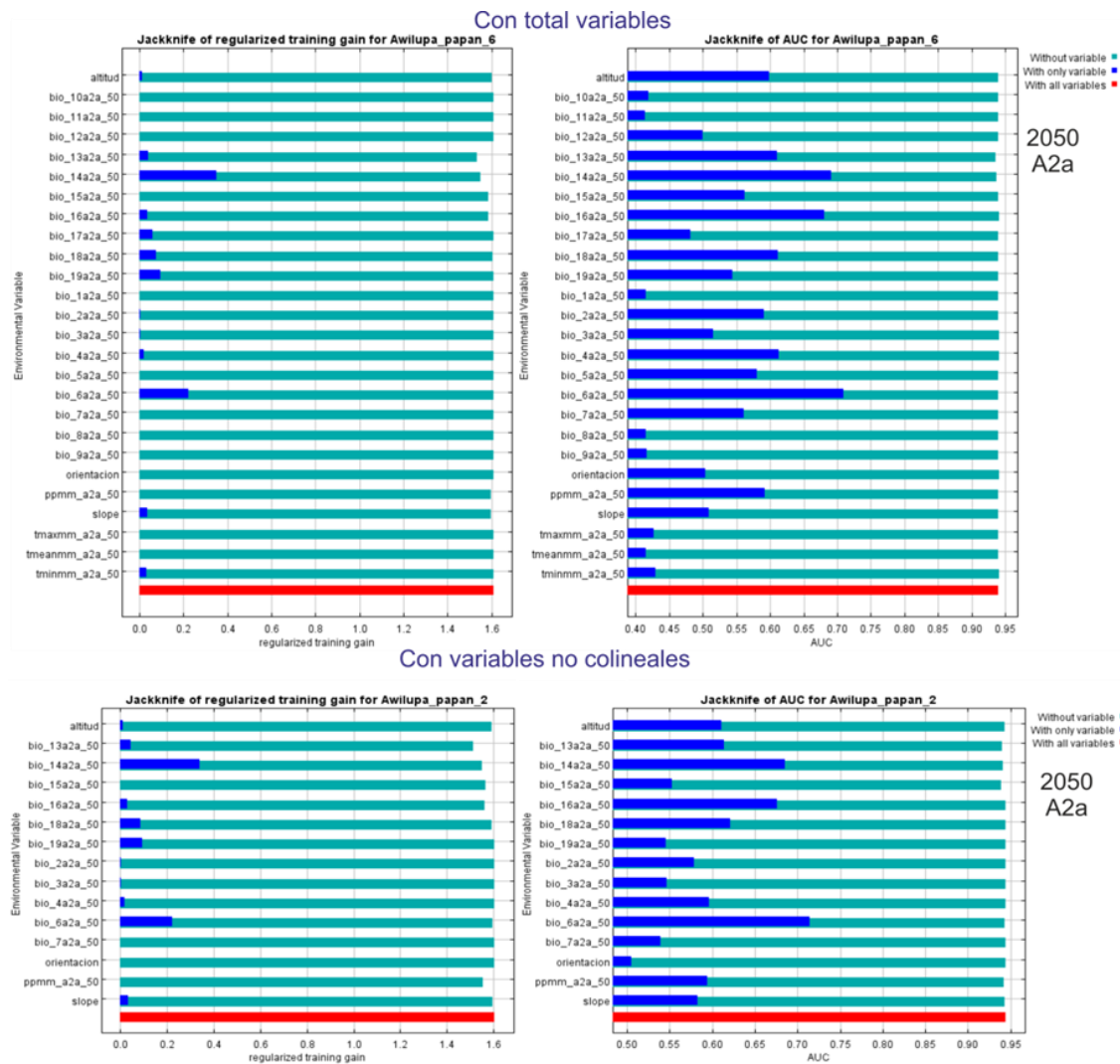
Para el escenario A2a (escenario pesimista) del 2050, en el modelo que utiliza todas las variables, de manera independiente las variables temperatura media del trimestre más cálido (Bio_10), temperatura media del trimestre más frío (Bio_11), precipitación anual (Bio_12), estacionalidad de la precipitación (Bio_15), temperatura media anual (Bio_1), temperatura máxima del mes más cálido (Bio_5), rango anual de temperaturas (Bio_7), temperatura media del trimestre más húmedo (Bio_8), temperatura media del trimestre más seco (Bio_9), orientación, precipitación media mensual y temperatura máxima media mensual casi no obtienen ganancia; mientras en el modelo ajustado son las variables Bio_15, Bio_7, orientación y la precipitación media mensual; estas variables por sí solas no son útiles para estimar la distribución potencial de esta especie. Asimismo, en ambos

modelos la variable precipitación del mes más seco (Bio_14) y temperatura mínima del mes más frío (Bio_6) permiten un ajuste razonablemente bueno a los datos de entrenamiento, con una ganancia mayor a 0.20. Por otro lado, las barras verdes sugieren que ninguna variable contiene una cantidad sustancial de información útil, que no esté contenida en las otras variables, dado que no decrece de manera considerable la ganancia del entrenamiento cuando se omite dicha variable, excepto las variables precipitación del mes más húmedo (Bio_13) y Bio_14 decrece moderadamente cuando se excluye en el modelo ajustado.

En las figuras correspondiente al AUC, tanto para el modelo con todas las variables y así como para el modelo ajustado, muestra que Bio_6 es las variables que por sí sola predice de manera más efectiva la distribución de los datos de frecuencia que fueron puestos de lado para usarlos como prueba. La importancia relativa de esta variable, juntamente a Bio_13, estacionalidad de la temperatura (Bio_4) y precipitación del trimestre más cálido (Bio_18) también incrementa la ganancia regularizada de la prueba y del AUC mayor a 0.61 en el modelo que usa todas las variables y un AUC mayor a 0.67. Esto indica que, en ambos modelos, con total variables y en el ajustado, estas variables ayudan a que MaxEnt obtenga un buen ajuste a los datos de entrenamiento; de las cuales la variable temperatura mínima del mes más frío (Bio_6) es la generaliza mejor los modelos con las condiciones potencialmente mejor adecuadas para obtener la distribución de la especie *Awilupa papan* (*Solanum bukasovii* Juz).

Figura 3.66

Prueba de Jackknife para la especie Awilupa papan (Solanum bukasovii Juz) e importancia de las variables para el escenario A2a del 2050



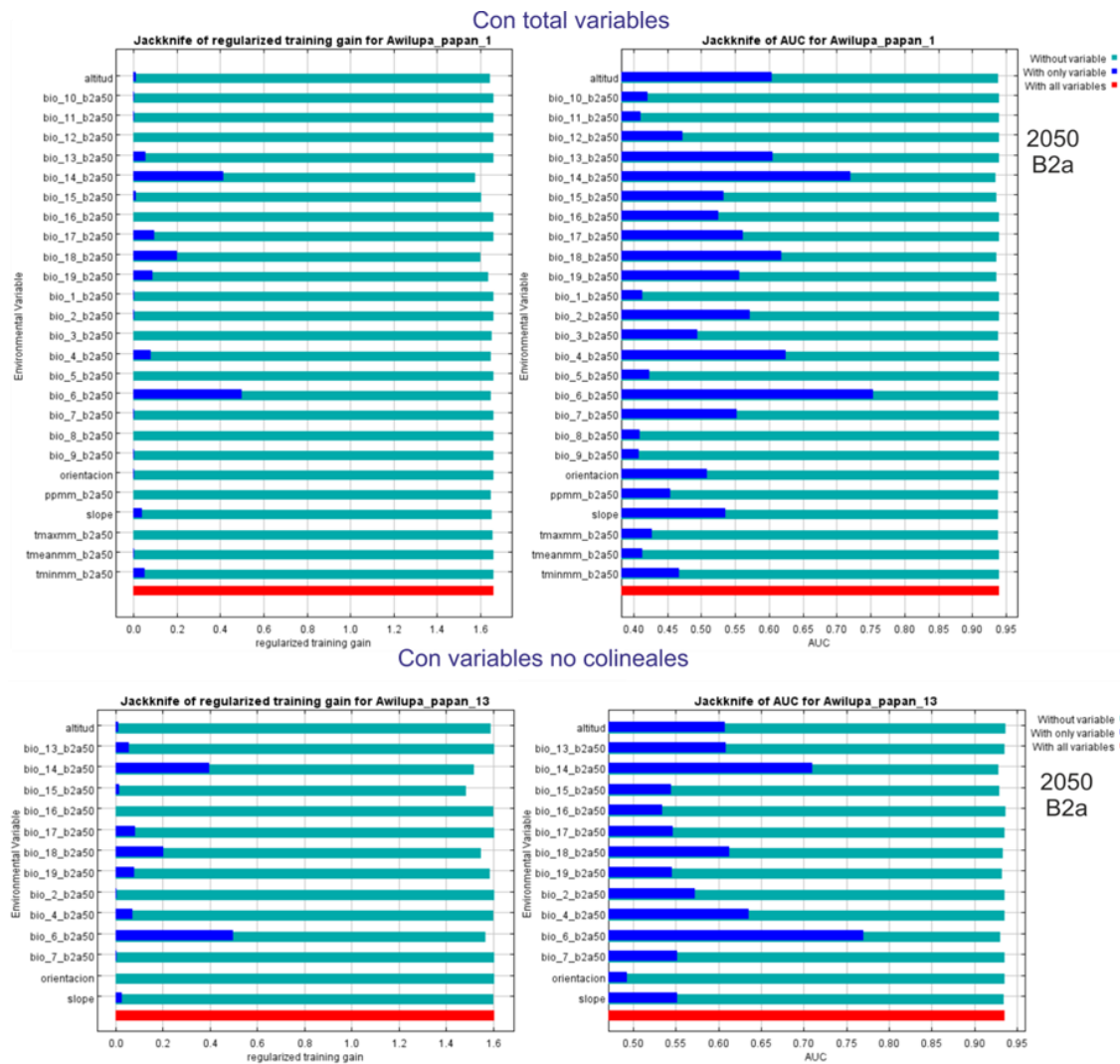
Para el escenario B2a (escenario optimista) del 2050, en el modelo con el total de variables, de manera independiente las variables precipitación anual (BIO_12), precipitación del trimestre más húmedo (BIO_16), isothermicidad (BIO_3), temperatura máxima del mes más cálido (Bio_5), temperatura media del trimestre más húmedo (Bio_8), precipitación media mensual y temperatura máxima media mensual casi no obtienen ganancia; mientras en el modelo ajustado son las variables precipitación del trimestre más húmedo (Bio_16) y orientación; estas variables por sí solas no son útiles para estimar la distribución potencial de esta especie. Asimismo, en ambos modelos la variable temperatura mínima del mes más frío (Bio_6) y precipitación del mes más seco (Bio_14) permiten un ajuste razonablemente bueno a los datos de entrenamiento, con una

ganancia mayor a 0.40. Por otro lado, las barras verdes sugieren que ninguna variable contiene una cantidad sustancial de información útil, que no esté contenida en las otras variables, dado que no decrece de manera considerable la ganancia del entrenamiento cuando se omite dicha variable, excepto las variables Bio_14 y estacionalidad de la precipitación (Bio_15) decrecen moderadamente cuando se excluyen en ambos modelos.

En las figuras correspondientes al AUC, en ambos modelos, muestra que Bio_6 es la variable que por sí sola predice de manera más efectiva la distribución de los datos de frecuencia que fueron puestos de lado para usarlos como prueba. La importancia relativa de esta variable, juntamente a Bio_14, Bio_4 y precipitación del trimestre más cálido (Bio_18), precipitación del mes más húmedo (Bio_13) y la altitud también incrementan la ganancia regularizada de la prueba y del AUC, siendo este último mayor a 0.60 en ambos modelos. Esto indica que, en ambos modelos, estas variables ayudan a que MaxEnt obtenga un buen ajuste a los datos de entrenamiento; de las cuales la variable temperatura mínima del mes más frío (Bio_6) es la que generaliza mejor los modelos con las condiciones potencialmente mejor adecuadas para obtener la distribución de la especie *Awilupa papan* (*Solanum bukasovii* Juz) para el escenario B2a del año 2050.

Figura 3.67

Prueba de Jackknife para la especie *Awilupa papan* (*Solanum bukasovii* Juz) e importancia de las variables para el escenario B2a del 2050



3.2.6. Análisis de las curvas de respuesta de las variables de predicción

Estas curvas muestran como cada variable influye sobre la predicción del MaxEnt; las curvas muestran como la predicción logística cambia cada variable ambiental, manteniendo todas las otras variables ambientales en su valor medio antes señalado. Es decir, las curvas muestran el efecto marginal del cambio de una variable, mientras el modelo puede restar validez a los conjuntos de variables que cambian juntas. En la figura 3.61 se muestra la respuesta marginal de las variables del modelo ajustado para la especie Maku (*Solanum tuberosum* subsp. Andigena Juz. et Buk); para el clima actual se observa que la respuesta es alta para valores de Bio_4 en el rango de 700-800 pero baja para valores en el rango de 1100- 1300; la respuesta de precipitación del mes más seco (Bio_14) es alta en el rango de -4 y 1 pero baja para los valores en el rango 10 y 40; para

la temperatura mínima media mensual la respuesta es alta en los valores entre -1 y 1, y baja en los rangos -9 y -5 y así como en el rango 5 y 20. Se debe señalar, que el valor que aparece en el eje de las “y” es la probabilidad estimada en condiciones favorables, con todas las demás variables configuradas a su valor promedio calculado en base a las presencias; asimismo cuando las variables están correlacionadas, las curvas de respuesta marginal resultan incongruentes y dificulta su interpretación. Las curvas de respuesta de Maku (*Solanum tuberosum* subsp. Andigena Juz. et Buk), para el clima actual respecto a cada variable son los siguientes: estacionalidad de la temperatura (Bio_4), precipitación del mes más seco (Bio_14) y temperatura mínima media mensual, de mayor representatividad. El análisis se realizó para todas las especies, sin embargo, en este informe se reporta como ejemplo el análisis desarrollado para la especie Maku.

Para el modelo ajustado del escenario A2a (escenario pesimista) del 2050, la respuesta es alta para valores de estacionalidad de la temperatura (Bio_4) en el rango de 500-700 pero baja para valores en el rango de 1000- 1200; la respuesta de temperatura mínima del mes más frío (Bio_6) es alta en el rango de -1 y 1 pero baja para los valores en el rango -9 y -7 y así como en el rango de 10 y 20; para el Bio_14 la respuesta es alta en los valores en el rango -3 y 0, y baja en el rango 15 y 40. Es decir, para el escenario A2a del 2050, estas variables son los de mayor representatividad en las curvas de respuesta de Maku (*Solanum tuberosum* subsp. Andigena Juz. et Buk).

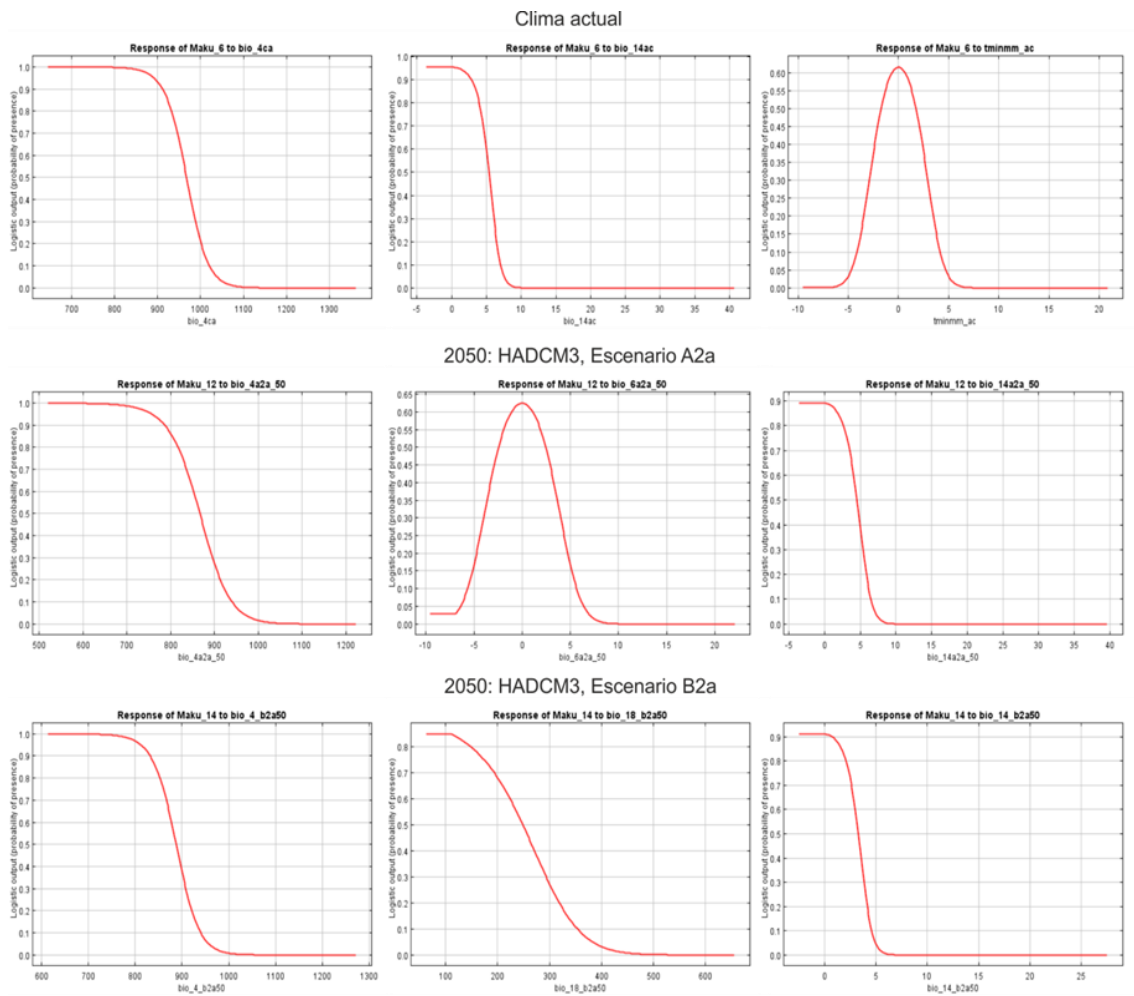
Para el modelo ajustado del escenario B2a (escenario optimista) del 2050, la respuesta es alta para valores de estacionalidad de la temperatura (Bio_4) en el rango de 600 y 800 pero baja para valores en el rango de 1000 y 1300; la respuesta de precipitación del trimestre más cálido (Bio_18) es alta en el rango de 50 y 110 pero baja para los valores en el rango de 400 y 600; para el precipitación del mes más seco (Bio_14), la respuesta es alta en los valores en el rango -3 y 0, y baja en el rango 5 y 25. Las curvas de respuesta de Maku (*Solanum tuberosum* subsp. Andigena Juz. et Buk), para el escenario B2a del 2050 respecto a cada variable son los siguientes: Bio_4, Bio_18 y Bio_14.

Las curvas marginales muestran las relaciones entre la probabilidad de presencia de Maku (M) y los valores de las variables. Tomando como referencia los valores para M=0 (desaparición) y M=0.5 se observa:

- Para la variable estacionalidad de la temperatura (Bio_4), la especie desaparece estando por encima de 980 de estacionalidad de la temperatura (coeficiente de variación del porcentaje media de las estimaciones) para el clima actual, por encima de 880 de estacionalidad de la temperatura para los escenarios A2a y B2a del 2050. Los umbrales que corresponden a $M=0.5$ son, para la misma variable son los rangos: 700-800 para el clima actual, 500-700 para el escenario A2a del 2050 y 600-800 para el escenario B2a del 2050.
- Con respecto a la variable precipitación del mes más seco (Bio_14), para el clima actual y el escenario A2a del 2050, las precipitaciones del mes más seco señalan un valor de desaparición para lluvias superiores a los 10 mm, mientras que a $M=0.5$ le corresponden precipitaciones de 5 mm. Mientras para el escenario B2a del 2050, las precipitaciones del mes más seco muestran un valor de desaparición para lluvias superiores a los 5 mm, asimismo para $M=0.5$ le corresponden precipitaciones de 4 mm.
- Para la temperatura mínima media mensual, para el clima actual, los límites de desaparición de la especie están entre -10°C y -5°C los $7,5^{\circ}\text{C}$, pero también por encima de 6°C . Siendo el umbral para $M=0.5$ de 3°C .
- Para Bio_6, en el escenario A2a del 2050, muestra un valor de desaparición para una temperatura mínima del mes más frío entre -10°C y -7°C , así como cuando son superiores a 10°C , mientras que a $M=0.5$ le corresponde una temperatura mínima del mes más de frío precipitaciones de 2.5°C .
- Para Bio_18, en el escenario B2a del 2050, muestra un valor de desaparición para una precipitación del trimestre más cálido (época lluviosa) superior a 500 mm., mientras que a $M=0.5$ le corresponde una precipitación de 250 mm.

Figura 3.68

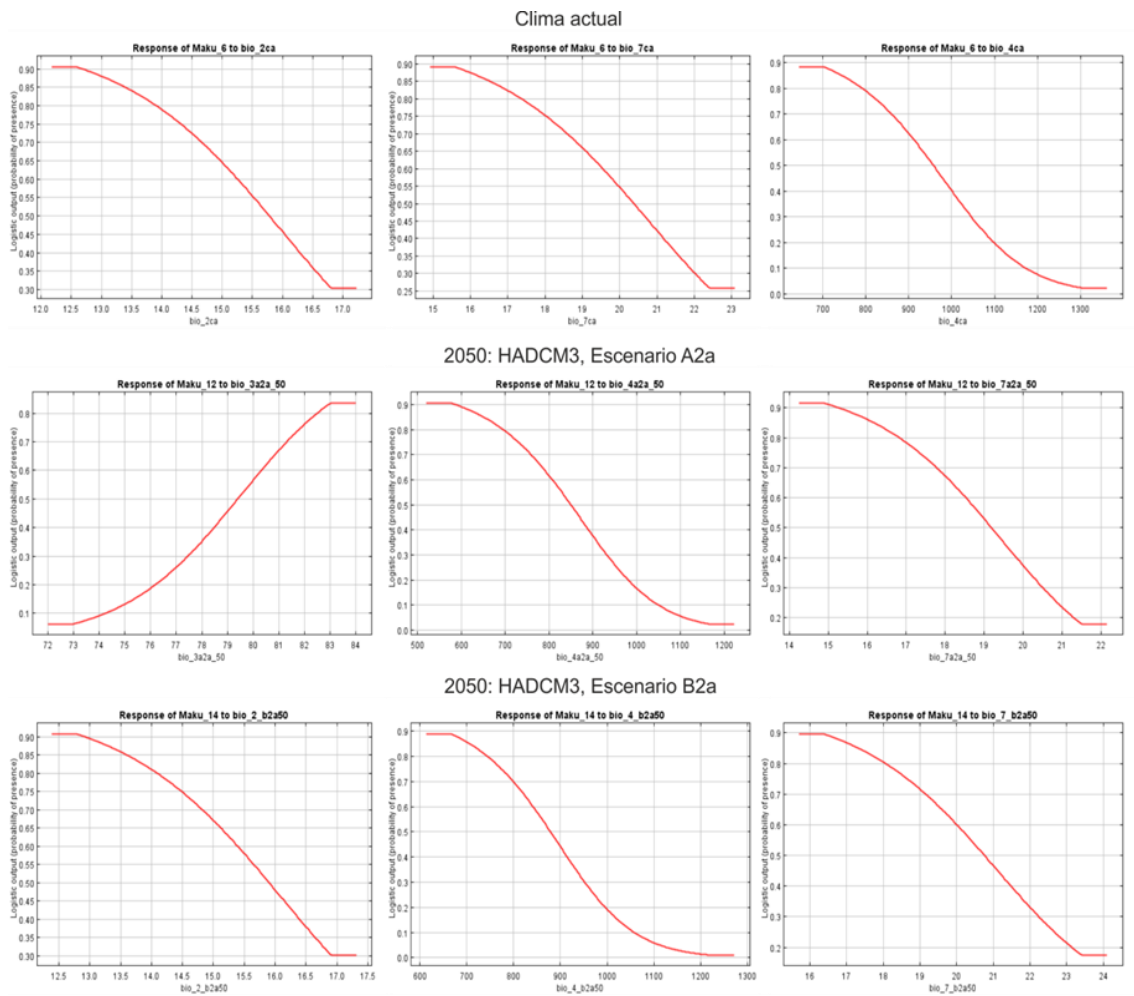
Respuesta marginal de variables en el modelo ajustado para la especie Maku (*Solanum tuberosum* subsp. *Andigena* Juz. et Buk) en las condiciones de clima actual y futura



En contraste con la respuesta de las curvas marginales, en la figura correspondiente a la dependencia de la idoneidad predicha de las variables, cada una de las curvas representa un modelo diferente, o sea, un modelo MaxEnt creado usando sólo la variable correspondiente. Estas figuras indican la dependencia de la adecuabilidad prevista tanto sobre la variable seleccionada sobre las dependencias inducidas por las correlaciones entre las variables seleccionadas y otras variables. Al igual que el anterior, estas curvas no resultan fáciles de interpretar cuando existe una fuerte correlación entre variables. Este grupo de curvas para la especie Maku (*Solanum tuberosum* subsp. *Andigena* Juz. et Buk) se muestran en la figura 3.69.

Figura 3.69

Dependencia de la idoneidad predicha de variables en el modelo ajustado para la especie Maku (Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz. et Buk) para las condiciones de clima actual y futura



3.2.7. Mapa de áreas geográficas idóneas de distribución potencial de especies para las condiciones de clima actual y futura (2050)

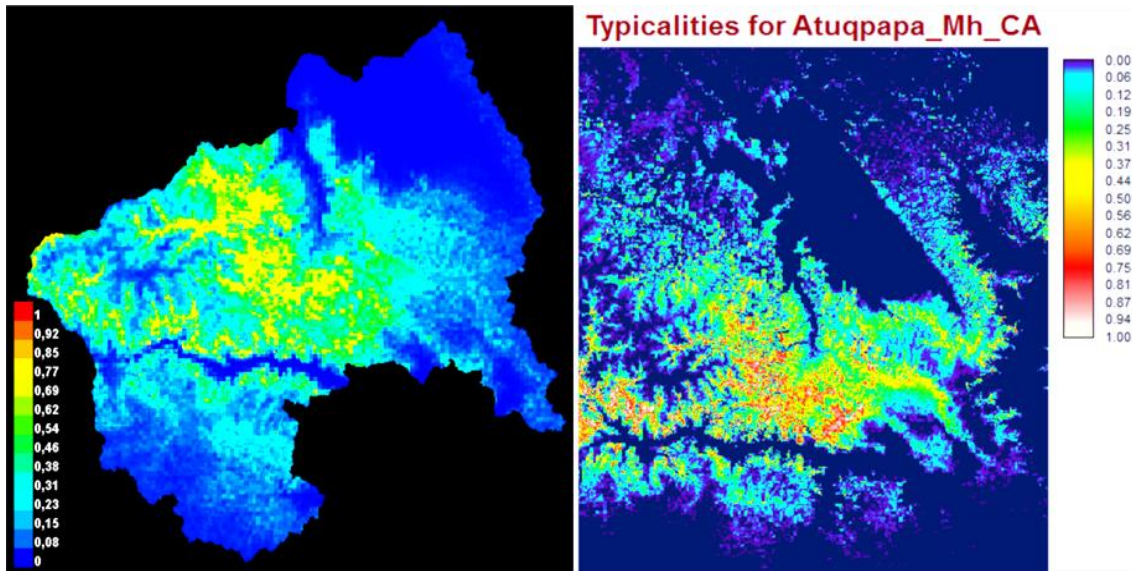
En esta sección se presenta los mapas de idoneidad generadas que muestra las áreas geográficas donde se estima que las especies estudiadas tienen una distribución potencial adecuada. Estos mapas muestran una escala de valores de idoneidad, donde los valores más altos indican áreas más favorables para la especie en estudio.

Se presentan los resultados de los modelos de probabilidad de distribución geográfica de 7 especies de papas nativas y 2 de sus parientes silvestres obtenidos con los programas MaxEnt y distancia de Mahalanobis, en total se corrió 5 veces modelos en donde se ensayó diferentes variables de un total de 26. De las 5 corridas de modelos se escogieron 2 de ellos, el primer modelo con el total de las variables y el segundo es el modelo

ajustado. En la figura 3.71, se muestran los mapas de salida en formato logístico con valores de 0 -1, obtenidos con el modelo MaxEnt y la distancia de Mahalanobis.

Figura 3.70

Distribución potencial de la especie “Atuqpa papan” (Solanum acaule Bitter) en el modelo MaxEnt (izquierdo) y Mahalanobis Typicalities (derecha) para las condiciones de clima actual



Los mapas de salida en formato logístico que indican las probabilidades de ocurrencia de la especie modelada, en este caso para la especie *Atuqpa papan*, los colores representan valores de probabilidad de presencia predicha de la especie, los colores cálidos indican mayor probabilidad de ocurrencia, contrariamente los colores fríos indican una menor probabilidad de ocurrencia. Para la representación cartográfica, estos mapas han sido reclasificados en 5 categorías de idoneidad de hábitat, siendo los siguientes: a) Muy Bajo, < 0.1; b) Bajo, 0.1-0.2; c) Medio, 0.2-0.5; d) Alto, 0.5-0.7; e) Muy Alto, 0.7-1.0

3.2.7.1. Distribución geográfica potencial actual con modelo Maxent y Mahalanobis

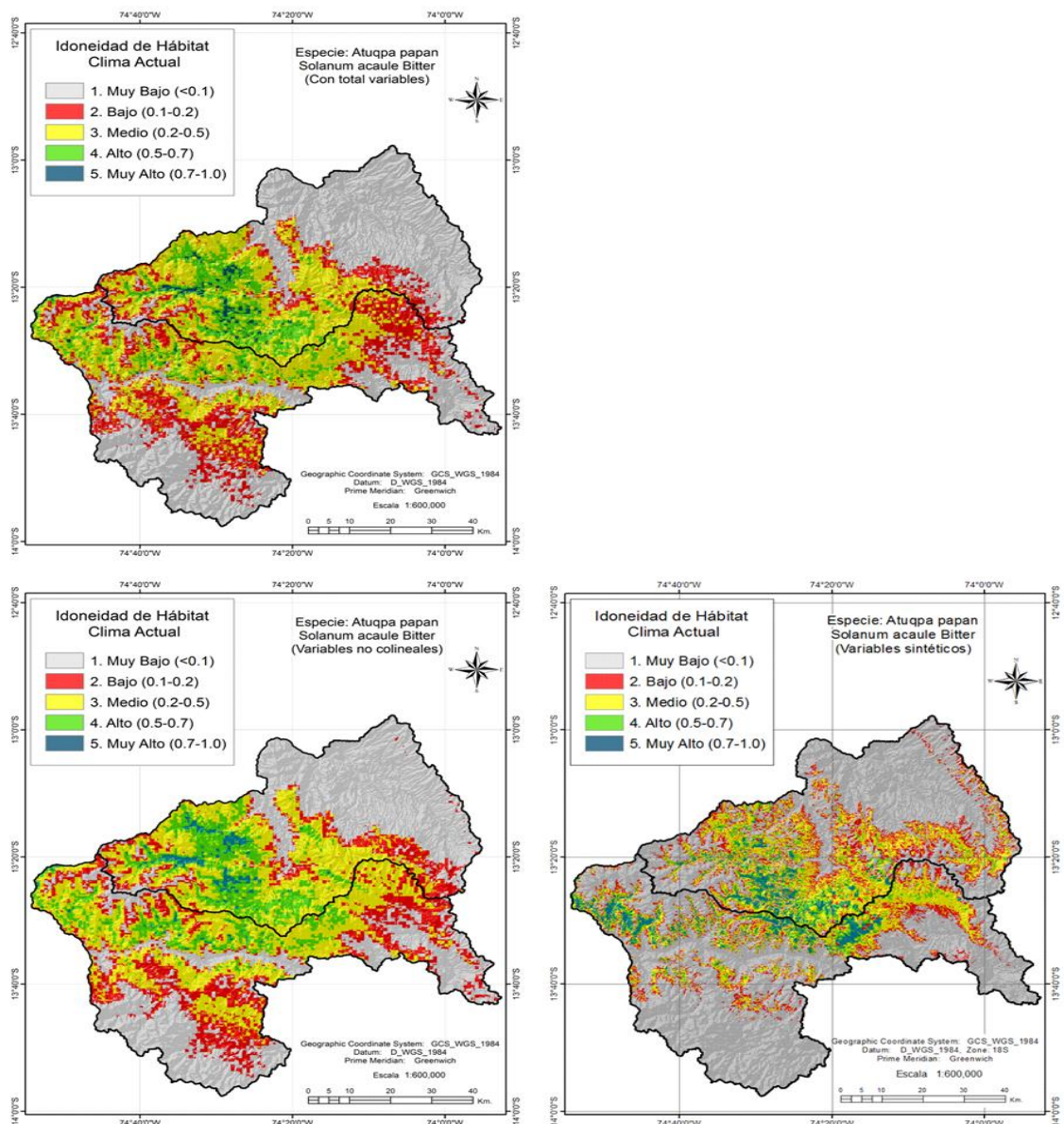
En la figura 3.71, los resultados muestran patrones similares. Entre el modelo MaxEnt que utiliza todas las variables (mapa superior izquierdo) y el modelo MaxEnt ajustado (mapa inferior izquierdo) no se percibe mucha diferencia, indicando que ambos modelos muestran buena capacidad de predicción que explica la distribución geográfica de *Atuqpa papan*. En estos mapas, los tonos más cálidos muestran las áreas con baja probabilidad de ocurrencia de la especie. El mapa de distribución probable fue generado con 1566 puntos de presencia y 26 variables bioclimáticas para el modelo total, mientras para el modelo ajustado se utilizó 21 variables. Al comparar el modelo total y el modelo ajustado del MaxEnt, se observa que los modelos logran discriminar mejor entre la idoneidad Bajo y

Medio, y así como entre la idoneidad Alto y Muy alto. En el modelo ajustado, los hábitats Bajo y Medio son las que más predominan en la cuenca Pampas, mientras en la cuenca Cachi-Mantaro predomina los hábitats Alto y Muy alto.

El modelo Mahalanobis obtenido con variables sintéticas (mapa derecho), con respecto al modelo MaxEnt, la distribución de los tipos de hábitat se asemeja; sin embargo, la ocurrencia de la idoneidad de hábitat varía sustancialmente, sobre todo el hábitat Muy Alto aparece sobreestimado. Pese a esta diferencia, tanto MaxEnt y Mahalanobis muestran un buen desempeño.

Figura 3.71

Distribución potencial de la especie "Atuqpa papan" (Solanium acaule Bitter) con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)



Tal como se muestra en la Tabla 3.18, los datos de presencia de la especie según su abundancia (P_ab) tiene una alta correlación (Rho de Spearman=0.736) con el modelo Mahalanobis (Mh_Atug), seguido del modelo MaxEnt ajustado (MX_mt_Atug) con un Rho de Spearman=0.726, finalmente el MaxEnt que utiliza todas las variables (MX_mt_Atug) con un Rho de Spearman=0.712. El modelo Mahalanobis produjo el más consistente resultado, seguido del modelo MaxEnt que, utilizado todas las variables, estos modelos parecen ser los métodos más capaces para la distribución de modelado de la especie *Atuqpa papan* debido a la consistencia de los resultados.

Tabla 3.18

Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con los datos de presencia de “Atuqpa papan” para el clima actual

			P_ab	MX_mt_Atug	MX_ma_Atug	Mh_Atug
Rho de Spearman	P_ab	Coefficiente de correlación	1.000	,712**	,726**	,736**
	MX_mt_Atug	Coefficiente de correlación		1.000	,817**	,135**
	MX_ma_Atug	Coefficiente de correlación			1.000	,174**
	Mh_Atug	Coefficiente de correlación				1.000

** : La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

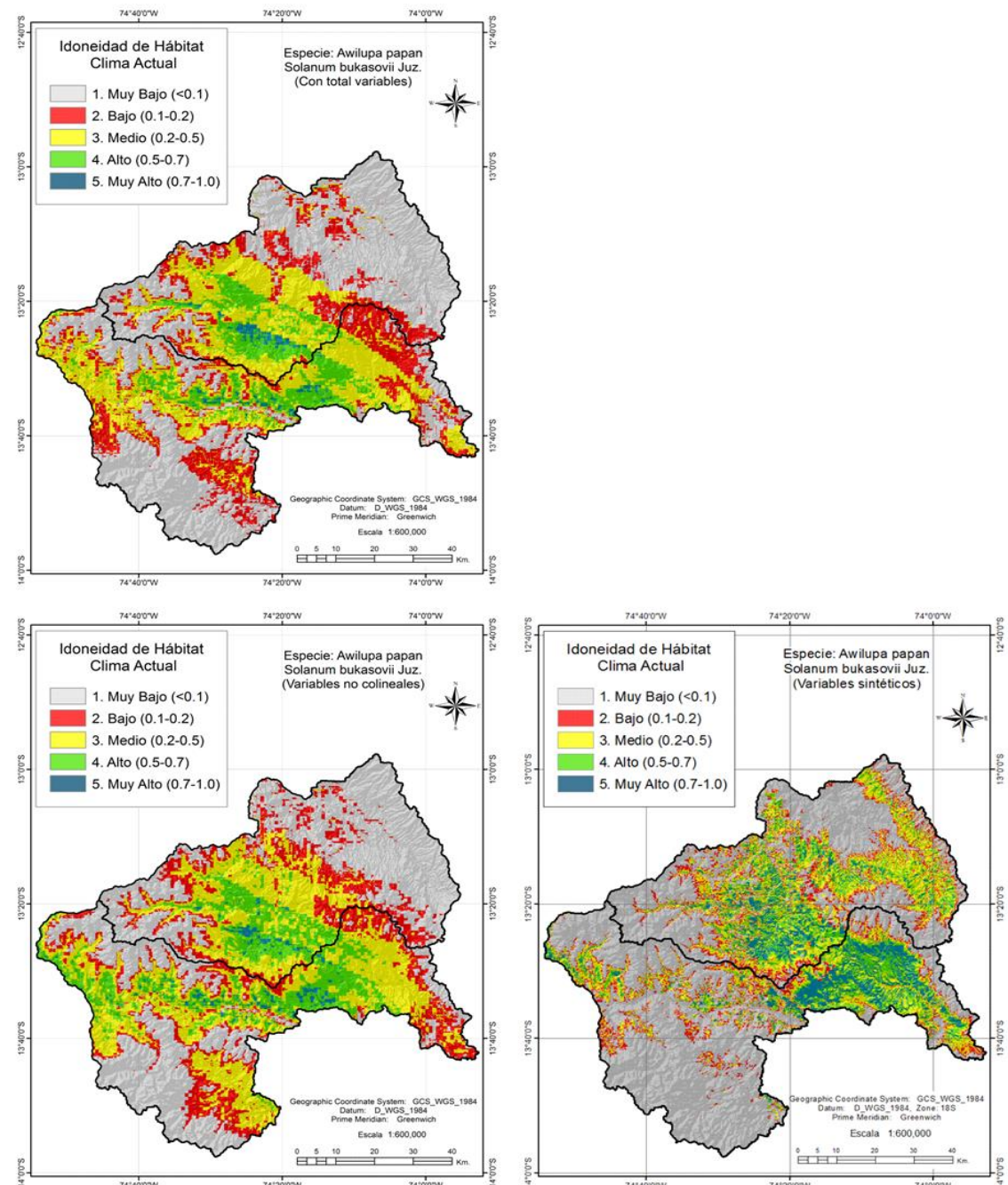
* : La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

En la figura 3.72, los modelos MaxEnt que utiliza todas las variables (mapa superior izquierdo) y MaxEnt ajustado (mapa inferior izquierdo) muestran similares patrones de distribución, de los cuales el modelo ajustado es la que presenta una mejor respuesta de distribución actual para la especie *Awilupa papan*. En estos mapas, en los pisos térmicos bajos se registra mayor presencia y es acorde con los registros de presencia actual de la especie, siendo mucho mayor en la cuenca Pampas que en la cuenca Cachi-Mantaro. El mapa de distribución probable fue generado con 1097 puntos de presencia y 26 variables bioclimáticas para el modelo total, para el modelo ajustado se utilizó 14 variables, mientras para el modelo Mahalanobis se utilizó 5 factores o variables sintéticos, siendo el primer factor gradiente altitud climática, el segundo factor estacionalidad climática de meses lluviosos, el tercer factor como variación de precipitación de meses más cálidos, el cuarto factor como el efecto de orientación de laderas y el quinto factor pendiente de laderas.

El modelo Mahalanobis (mapa derecho), con respecto al modelo ajustado de MaxEnt, la ocurrencia de la idoneidad de hábitat varía sustancialmente, sobre todo el hábitat Muy Alto aparece distribuido en pisos térmicos bajos y es acorde a los registros actuales. Pese a la diferencia de correlaciones, los tres modelos muestran un buen desempeño ya que los coeficientes de correlación presentan un Rho de Spearman mayor a 0.745.

Figura 3.72

Distribución potencial actual de “Awilupa papan” con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)



En la Tabla 3.19, los datos de presencia según su abundancia (P_ab) tiene una alta correlación (Rho de Spearman=0.845) con el modelo Mahalanobis que utiliza variables sintéticas (Mh_Awil), seguido del modelo MaxEnt con todas las variables (MX_mt_Awil) con un Rho de Spearman=0.836, por último, el modelo MaxEnt ajustado (MX_ma_Awil) con un Rho de Spearman=0.745. En este caso el modelo Mahalanobis produjo el más consistente resultado, aunque los modelos MaxEnt tienen baja correlación, muestran buena fortaleza en el modelado y de los cuales el modelo que utiliza todas las variables resulta más consistente, puesto que el coeficiente de correlación muestra una estrecha diferencia con el modelo Mahalanobis.

Tabla 3.19

Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con los datos de presencia de “Awilupa papan” para el clima actual

			P_ab	MX_mt_Awil	MX_ma_Awil	Mh_Awil
Rho de Spearman	P_ab	Coefficiente de correlación	1.000	,836**	,745**	,845**
	MX_mt_Awil	Coefficiente de correlación		1.000	,715**	,572**
	MX_ma_Awil	Coefficiente de correlación			1.000	,418**
	Mh_Awil	Coefficiente de correlación				1.000

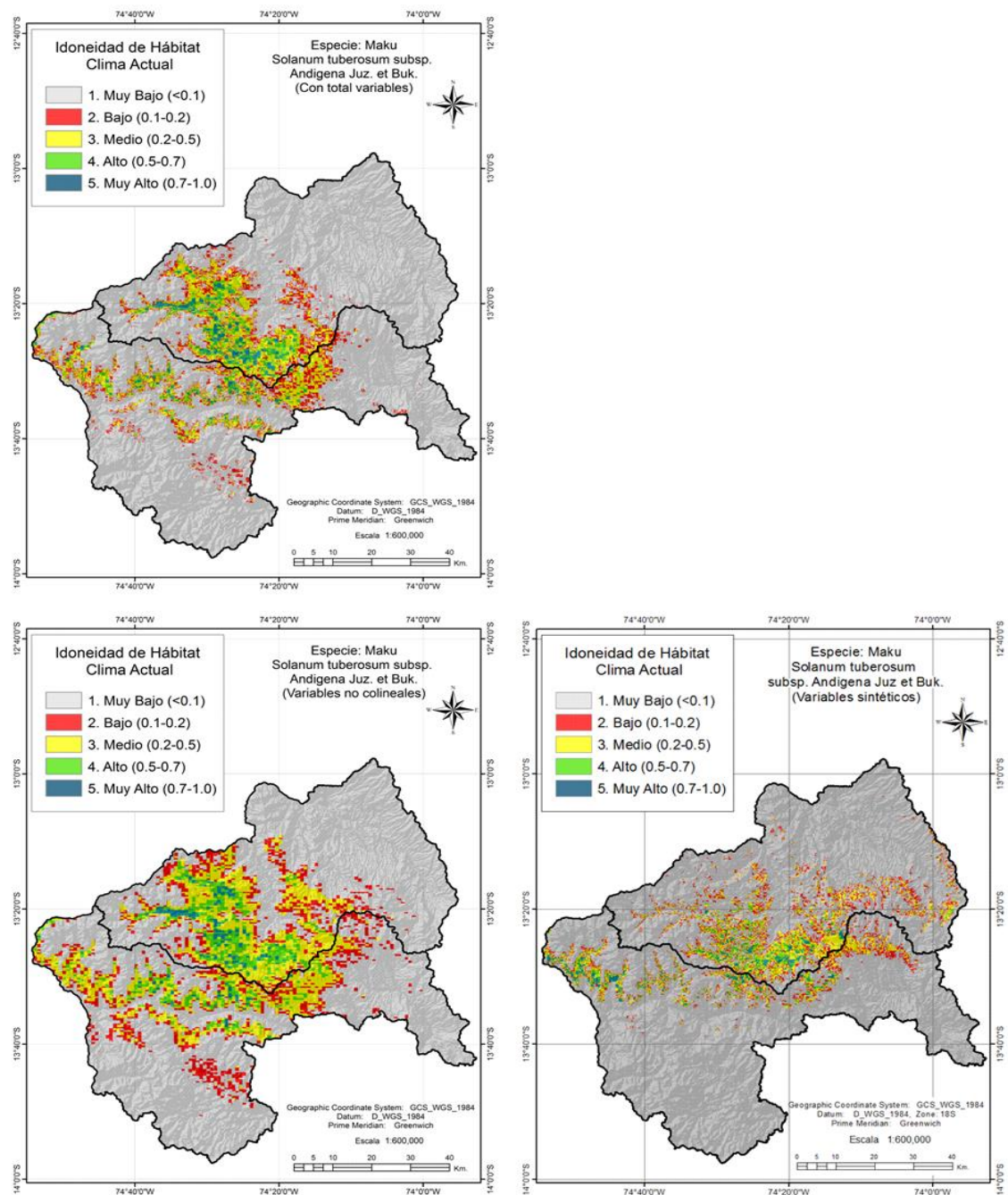
En la figura 3.74, los modelos MaxEnt que utiliza todas las variables (mapa superior izquierdo) y MaxEnt ajustado (mapa inferior izquierdo) muestran diferenciado patrón de distribución, en donde el modelo con todas las variables presenta más consistencia, mientras en el modelo ajustado cuando se excluye las variables que aportan poco el modelo resulta subestimado, razón por el cual tiene baja correlación con los datos de presencia de la especie. En estos mapas, en el pisotérmico medio y alto se registra mayor presencia de la especie y es acorde con los registros actuales, siendo una especie casi endémica de la cuenca Cachi-Mantaro. Una especie endémica, también llamadas especies microareales, es aquella especie o taxón que está restringido a una ubicación geográfica muy concreta y fuera de esta ubicación no se encuentra en otra parte.

El mapa de distribución fue generado con 146 puntos de presencia y 26 variables bioclimáticas para el modelo total, para el modelo ajustado se utilizó 16 variables, mientras para el modelo Mahalanobis se utilizó 5 variables sintéticos. El modelo

Mahalanobis (mapa derecho), con respecto al modelo MaxEnt, la ocurrencia de la idoneidad de hábitat varía significativamente, donde el hábitat Alto y Muy Alto aparece muy reducido. Aunque los tres modelos muestran un buen desempeño, presentando un coeficiente de correlación de Spearman mayor a 0.731.

Figura 3.73

Distribución potencial actual de “Maku” con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)



En la Tabla 3.20, los datos de presencia (P_ab) tiene una alta correlación (Rho de Spearman=0.811) con el modelo MaxEnt con todas las variables (MX_mt_Maku), seguido por el modelo Mahalanobis (Mh_Maku) con un Rho de Spearman=0.732, por último, el modelo MaxEnt ajustado (MX_ma_Maku) con un Rho de Spearman=0.731. En este caso el modelo MaxEnt con todas las variables produjo un resultado más consistente, aunque tampoco la diferencia es significativa entre los modelos MaxEnt ajustado y el Mahalanobis.

Cabe señalar, las diferencias de correlación también se deben a que MaxEnt representan a los modelos de selección de recursos, que enfatizan las diferencias en comparación con los sitios disponibles usados. La selección de recursos ocurre en una forma jerárquica desde el rango geográfico de una especie al ámbito de hogar de un individuo, al uso de características generales(hábitat) dentro del ámbito de hogar, a la selección de elementos particulares (ejemplo, componentes de desarrollo) dentro de las características generales (o sitios de desarrollo).Por el contrario, el modelo de distancia de Mahalanobis referencia estrictamente disimilitud (diferencia, diversidad) ambiental del hábitat utilizado sin consultar la disponibilidad (Phillips et al., 2006).

Tabla 3.20

Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con los datos de presencia de “Maku” para el clima actual

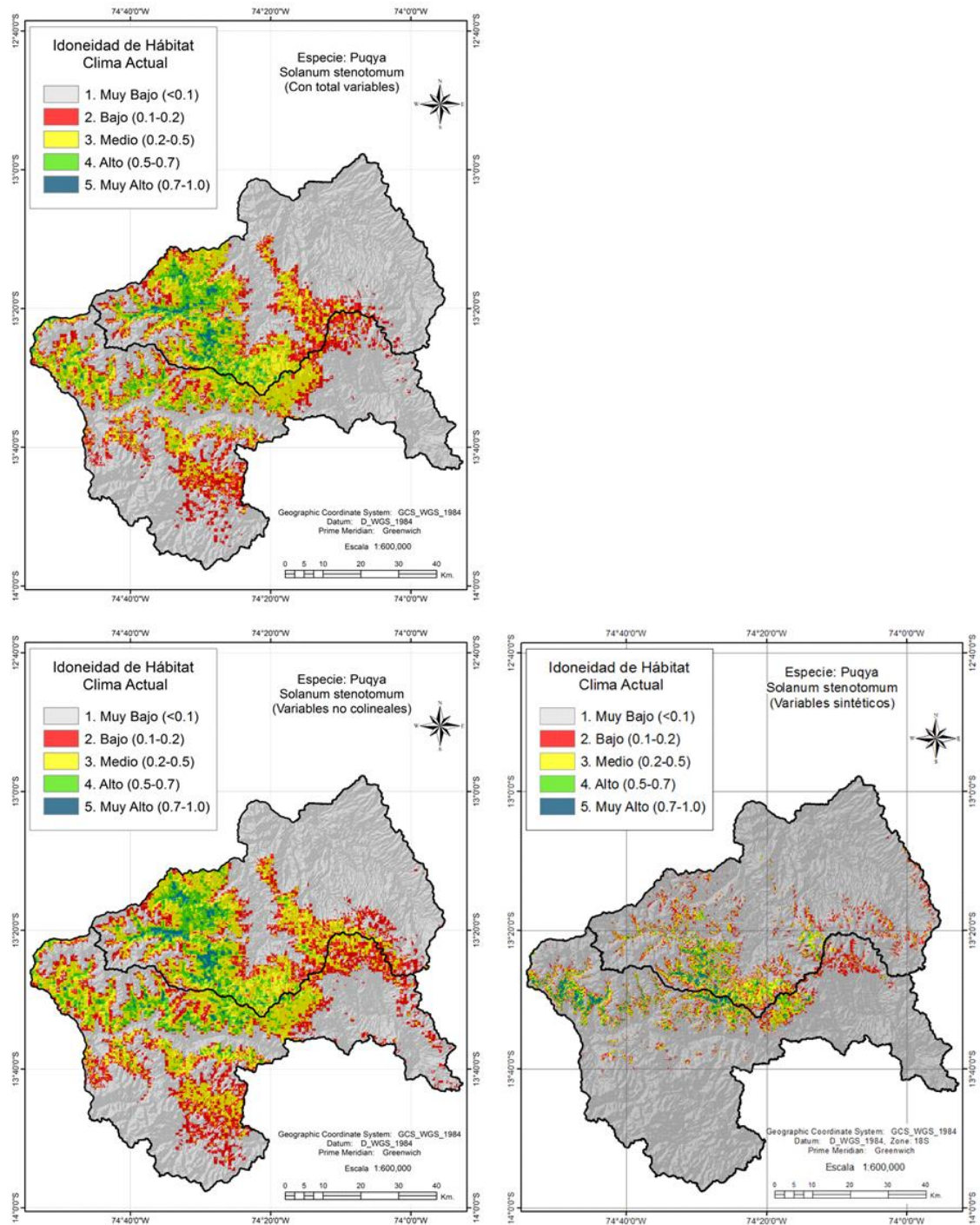
		P_ab	MX_mt_Maku	Mx_ma_Maku	Mh_Maku
	P_ab	1.000	,811**	,731**	,732**
Rho de Spearman	MX_mt_Maku		1.000	,784**	,334**
	Mx_ma_Maku			1.000	,320**
	Mh_Maku				1.000

En la figura 3.74, los modelos MaxEnt que utiliza todas las variables (mapa superior izquierdo) y MaxEnt ajustado (mapa inferior izquierdo) muestran similar patrón de distribución, aunque el modelo ajustado resulta más consistente, mientras en el modelo Mahalanobis resulta subestimado y con baja correlación con los datos de presencia de la especie. En estos mapas, esta especie es endémica al piso térmico alto y principalmente restringido a la cuenca Cachi-Mantaro.

El mapa de distribución fue generado con 492 puntos de presencia y 26 variables bioclimáticas para el modelo total, para el modelo ajustado se utilizó 18 variables, y 5 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.74

Distribución potencial actual de “Puqya” con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)



En la Tabla 3.21, los datos de presencia (P_ab) tiene una alta correlación (Rho de Spearman=0.783) con el modelo MaxEnt ajustado (MX_ma_Puqya), seguido por el modelo MaxEnt total (MX_mt_Puqya) con un Rho de Spearman=0.744, finalmente el modelo Mahalanobis (Mh_Puqya) con un Rho de Spearman=0.622. En este caso el modelo MaxEnt ajustado produjo un resultado más consistente.

Tabla 3.21

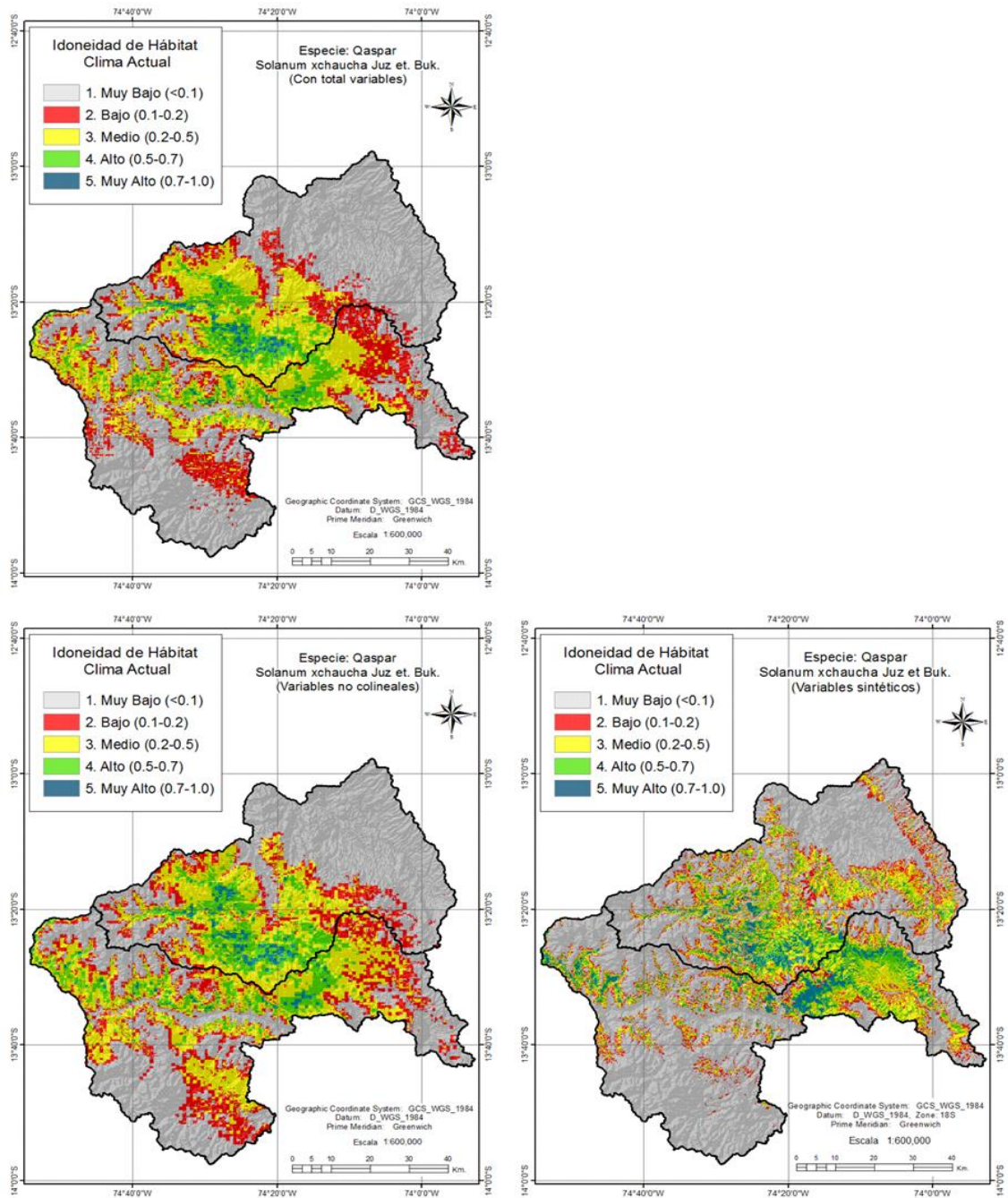
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie “Puqya” para el clima actual.

		P_ab	MX_mt_Puqya	MX_ma_Puqya	Mh_Puqya	
Rho de Spearman	P_ab	Coeficiente de correlación	1.000	,744**	,783**	,622**
	MX_mt_Puqy	Coeficiente de correlación		1.000	,830**	,154**
	MX_ma_Puqy	Coeficiente de correlación			1.000	,221**
	Mh_Puqya_M	Coeficiente de correlación				1.000

En la figura 3.75, entre los modelos MaxEnt que utiliza todas las variables (mapa superior izquierdo) y el MaxEnt ajustado (mapa inferior izquierdo), este último resulta más consistente, mientras el modelo Mahalanobis resulta sobreestimado y con baja correlación con los datos de presencia de la especie. El mapa de distribución fue generado con 626 puntos de presencia y 26 variables bioclimáticas para el modelo total, para el modelo ajustado se utilizó 14 variables, y 5 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.75

Distribución potencial actual de “Qaspar” con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)



En la Tabla 3.22, los datos de presencia (P_{ab}) tiene una alta correlación (Rho de Spearman=0.828) con el modelo MaxEnt ajustado (MX_{ma_Qasp}), seguido por el modelo MaxEnt total (MX_{mt_Qasp}) con un Rho de Spearman=0.769, finalmente el modelo Mahalanobis (Mh_{Qasp}) con un Rho de Spearman=0.665. En este caso el modelo MaxEnt ajustado produjo un resultado más consistente. Cabe señalar, el nivel de significancia (0.00) es menor a 0.01, por lo que se rechaza la hipótesis nula, entonces:

existe relación lineal entre el modelo predicho y la presencia actual de la especie. Además, la correlación es moderada (está en el rango entre 0.6 y 0.85) y directamente proporcional (tiene signo positivo).

Tabla 3.22

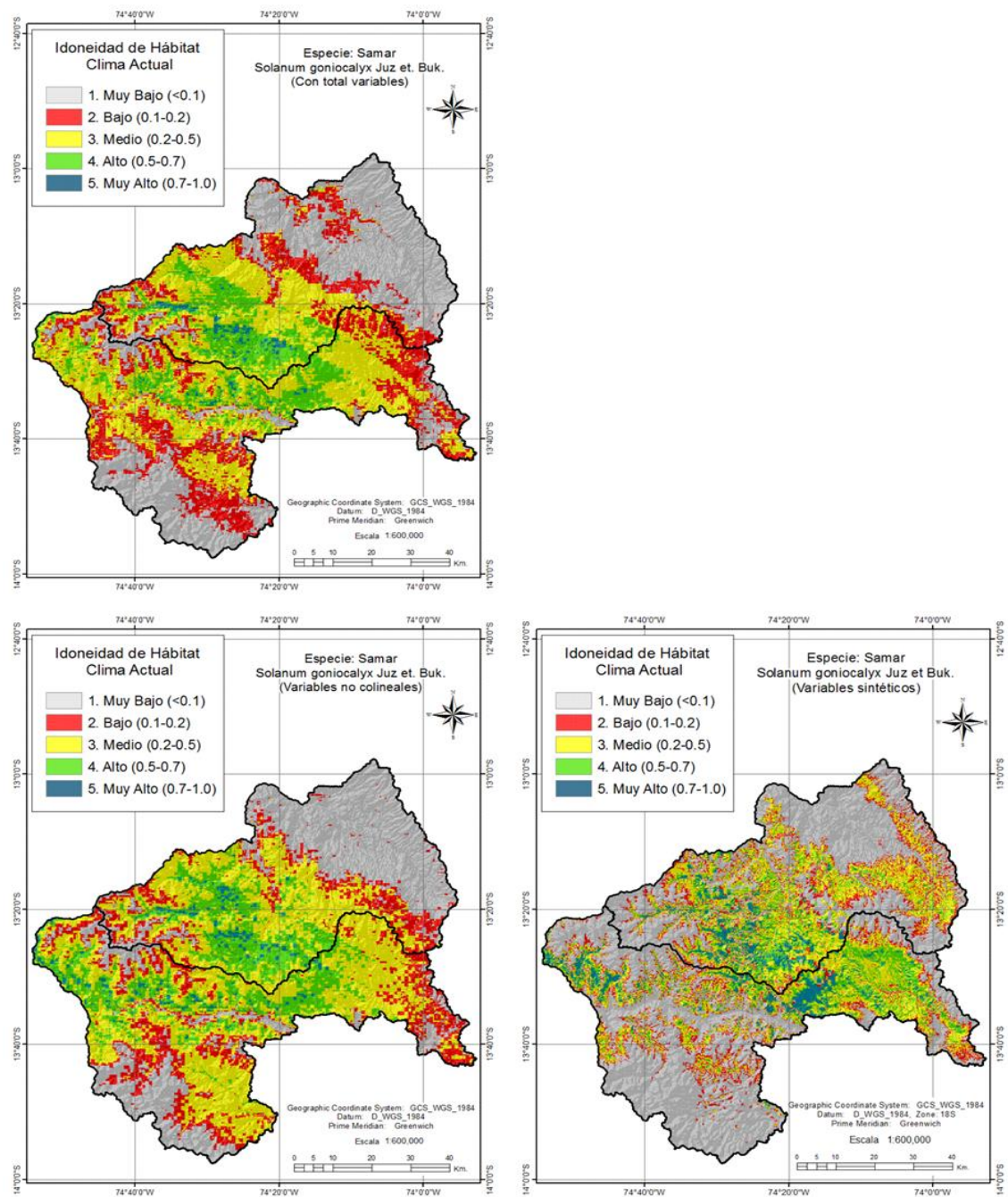
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie “Qaspar” para el clima actual.

		P_ab	MX_mt_Qasp	MX_ma_Qasp	Mh_Qasp_
Rho de Spearman	P_ab	1.000	,769**	,828**	,665**
	MX_mt_Qasp		1.000	,750**	,328**
	MX_ma_Qasp			1.000	,396**
	Mh_Qasp				1.000

En la Figura 3.77, de los modelos MaxEnt el que presenta mayor consistencia es el modelo ajustado (mapa inferior izquierdo), mientras el modelo Mahalanobis resulta sobreestimado principalmente para el hábitat Muy Alto y a la vez subestima el hábitat Bajo. El mapa de distribución fue generado con 1584 puntos de presencia y 26 variables bioclimáticas para el modelo total, para el modelo ajustado se utilizó 13 variables, y 5 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.76

Distribución potencial actual de “Samar” con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)



En la Tabla 3.23, los datos de presencia (P_{ab}) tiene una alta correlación (Rho de Spearman=0.734) con el modelo MaxEnt ajustado (MX_{ma}Samar), seguido por el modelo MaxEnt total (MX_{mt}Samar) con un Rho de Spearman=0.661, por último, el modelo Mahalanobis (Mh_{Samar}) con un Rho de Spearman=0.622. En este caso el modelo MaxEnt ajustado produjo un resultado más consistente. Asimismo, el nivel de

significancia (0.00) es menor a 0.01, por lo que se rechaza la hipótesis nula, la correlación es moderada (está en el rango entre 0.6 y 0.8) y directamente proporcional (tiene signo positivo).

Tabla 3.23

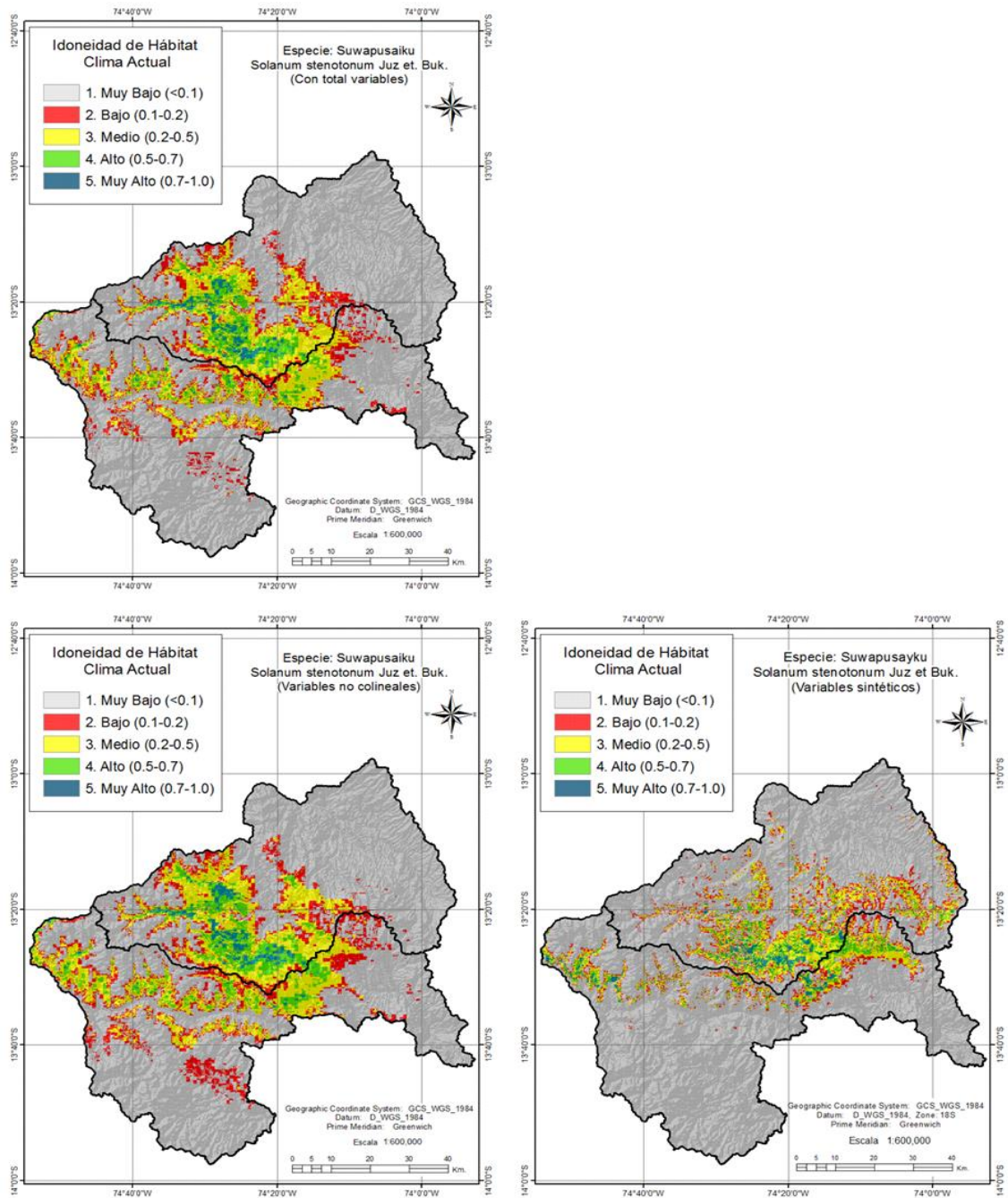
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie “Samar” para el clima actual

		P_ab	MX_mt_Samar	MX_ma_Samar	Mh_Samar
Rho de Spearman	P_ab	1.000	,661**	,734**	,622**
	MX_mt_Samar		1.000	,704**	,218**
	MX_ma_Samar			1.000	,267**
	Mh_Samar				1.000

En la figura 3.77, de los modelos MaxEnt, el que presenta mayor consistencia es el modelo total (mapa superior izquierdo), aunque con el MaxEnt ajustado tampoco existe una diferencia significativa, mientras el modelo Mahalanobis resulta sobreestimado principalmente para el hábitat Alto y Muy Alto y subestimado para el hábitat Bajo. El mapa de distribución fue generado con 264 puntos de presencia y 26 variables bioclimáticas para el modelo total, para el modelo ajustado se utilizó 15 variables, y 5 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.77

Distribución potencial actual de “Suwapusayku” con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)



En la Tabla 3.24, los datos de presencia (P_{ab}) tiene una alta correlación (Rho de Spearman=0.807) con el modelo MaxEnt total (MX_{mt}_Suw), seguido por el modelo MaxEnt ajustado (MX_{ma}_Suw) con un Rho de Spearman=0.800, por último, el modelo Mahalanobis (Mh_Suw) con un Rho de Spearman=0.638. En este caso el modelo MaxEnt total produjo un resultado más consistente. Asimismo, el nivel de significancia es menor

a0.01, por lo que se rechaza la hipótesis nula, la correlación es moderada y es directamente proporcional.

Tabla 3.24

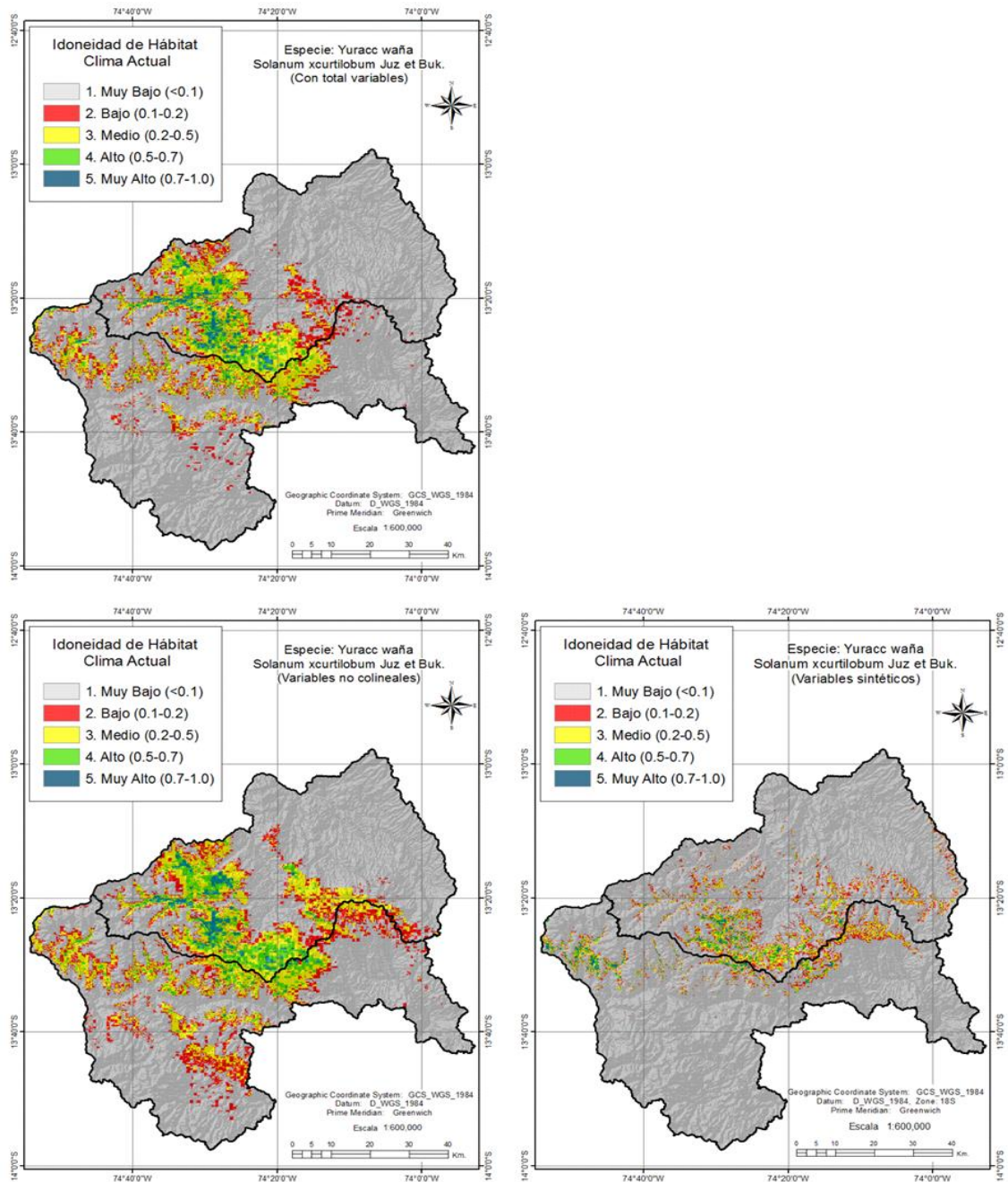
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie “Suwapusayku” para el clima actual

		P_ab	MX_mt_Suw	MX_ma_Suw	Mh_Suw
Rho de Spearman	P_ab	1.000	,807**	,800**	,638**
	MX_mt_Suw		1.000	,824**	,311**
	MX_ma_Suw			1.000	,279**
	Mh_Suw				1.000

En la Figura 3.78, de los modelos MaxEnt, el que presenta mejor consistencia es el modelo ajustado (mapa inferior izquierdo), aunque con el MaxEnt total tampoco existe una diferencia significativa. Sin embargo, el modelo Mahalanobis es el que entrega un resultado de mayor consistencia, puesto que el modelo MaxEnt sobreestima mucho la distribución geográfica cuando existen pocos puntos de presencia de la especie. El mapa de distribución fue generado con 46 puntos de presencia y 26 variables bioclimáticas para el modelo total, para el modelo ajustado se utilizó 20 variables, y 5 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.78

Distribución potencial actual de “Yuracc waña” con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)



En la Tabla 3.25, los datos de presencia (P_{ab}) tiene una alta correlación (Rho de Spearman=0.749) con el modelo Mahalanobis (Mh_Waña), seguido por el modelo MaxEnt ajustado (MX_{ma}_Waña) con un Rho de Spearman=0.626, por último, modelo MaxEnt total (MX_{mt}_Waña) con un Rho de Spearman=0.616. En este caso el modelo Mahalanobis produce un resultado más consistente, la correlación es moderada y es directamente proporcional.

Tabla 3.25

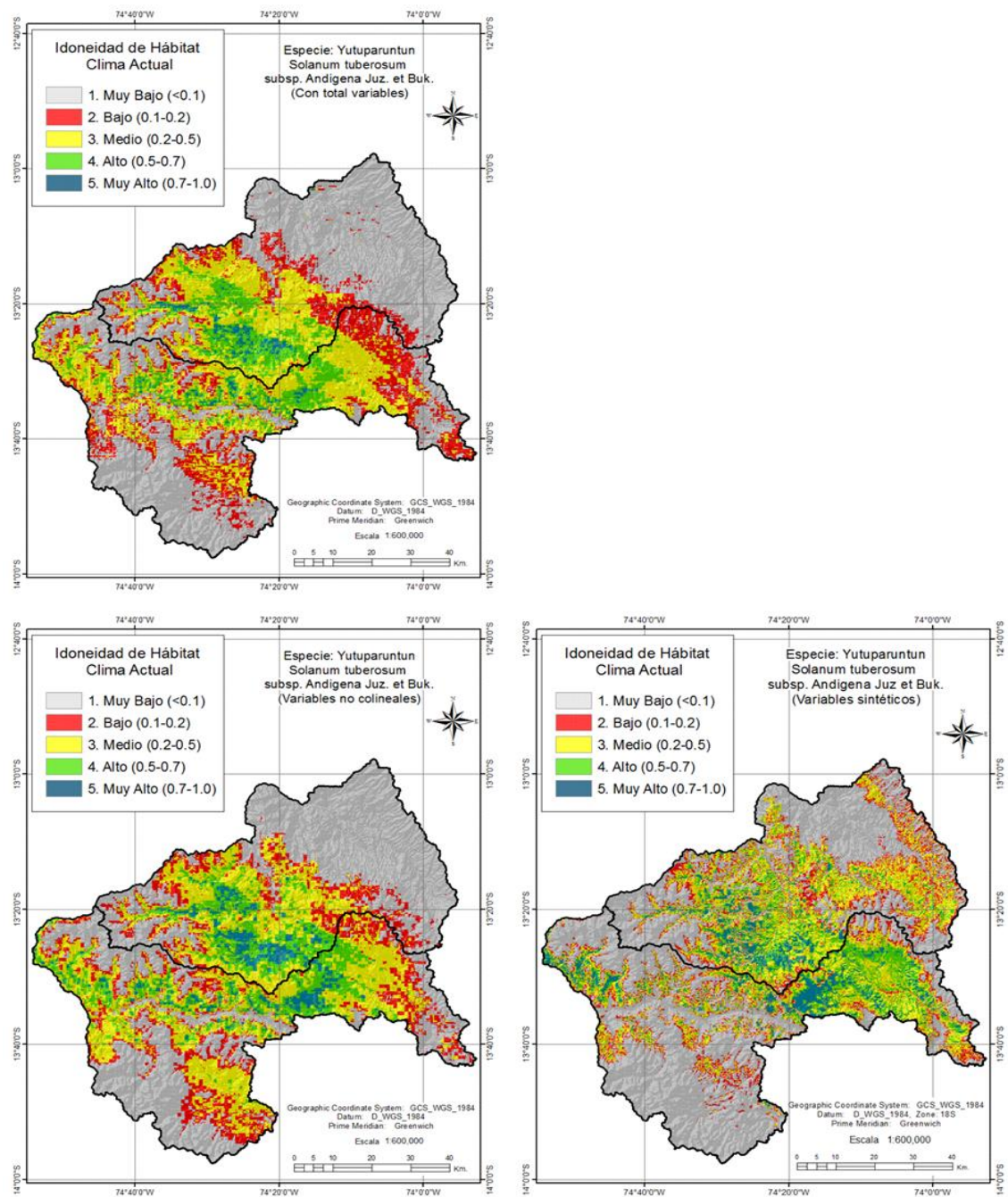
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie Yuracc waña para el clima actual.

		P_ab	MX_mt_Waña	MX_ma_Waña	Mh_Waña
Rho de Spearman	P_ab	1.000	,616**	,626**	,749**
	MX_mt_Waña		1.000	,736**	.071
	MX_ma_Waña			1.000	.129
	Mh_Waña				1.000

En la figura 3.79, de los modelos MaxEnt, el que presenta mejor consistencia es el modelo ajustado (mapa inferior izquierdo), mientras el MaxEnt total entrega resultado sobreestimado sobre todo en los hábitats Bajo y Muy Alto. Asimismo, el modelo Mahalanobis entrega un resultado cercano al MaxEnt ajustado, aunque moderadamente sobreestimado en el hábitat Muy Alto. El mapa de distribución fue generado con 738 puntos de presencia y 26 variables bioclimáticas para el modelo total, para el modelo ajustado se utilizó 15 variables, y 5 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.79

Distribución potencial actual de “Yutuparuntun” con el modelo MaxEnt (izquierda) y Mahalanobis (derecha)



En la Tabla 326, los datos de presencia (P_{ab}) tiene una alta correlación (Rho de Spearman=0.841) con el modelo MaxEnt ajustado (MX_{ma_Yutu}), seguido por el modelo Mahalanobis (Mh_Yutu) con un Rho de Spearman=0.795, por último, el modelo MaxEnt total (MX_{mt_Yutu}) con un Rho de Spearman=0.674. En este caso el modelo MaxEnt ajustado produce un resultado más consistente.

Tabla 3.26

Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie Yutuparuntun para el clima actual

		P_ab	MX_mt_Yutu	MX_ma_Yutu	Mh_Yutu
Rho de Spearman	P_ab	1.000	,674**	,841**	,795**
	MX_mt_Yutu		1.000	,566**	,268**
	MX_ma_Yutu			1.000	,461**
	Mh_Yutu				1.000

El área de la distribución actual de las especies modeladas es variada como puede apreciar en la Tabla 3.27. En ambas cuencas, tanto en el modelo MaxEnt y así como en el modelo Mahalanobis, la categoría de hábitat Muy bajo ocupa la mayor área en la distribución de todas las especies, a excepción para la especie Awilupa papan en el modelo MaxEnt para la cuenca Pampas la mayor área está representado por la categoría de hábitat Medio. Asimismo, las áreas que representan la menor área, en ambas cuencas y en los dos modelos, es representado por la categoría Muy Alto.

Tabla 3.27

Categorías de idoneidad de hábitat actual en Km² por cuenca para el modelo ajustado de MaxEnt y Mahalanobis para el clima actual

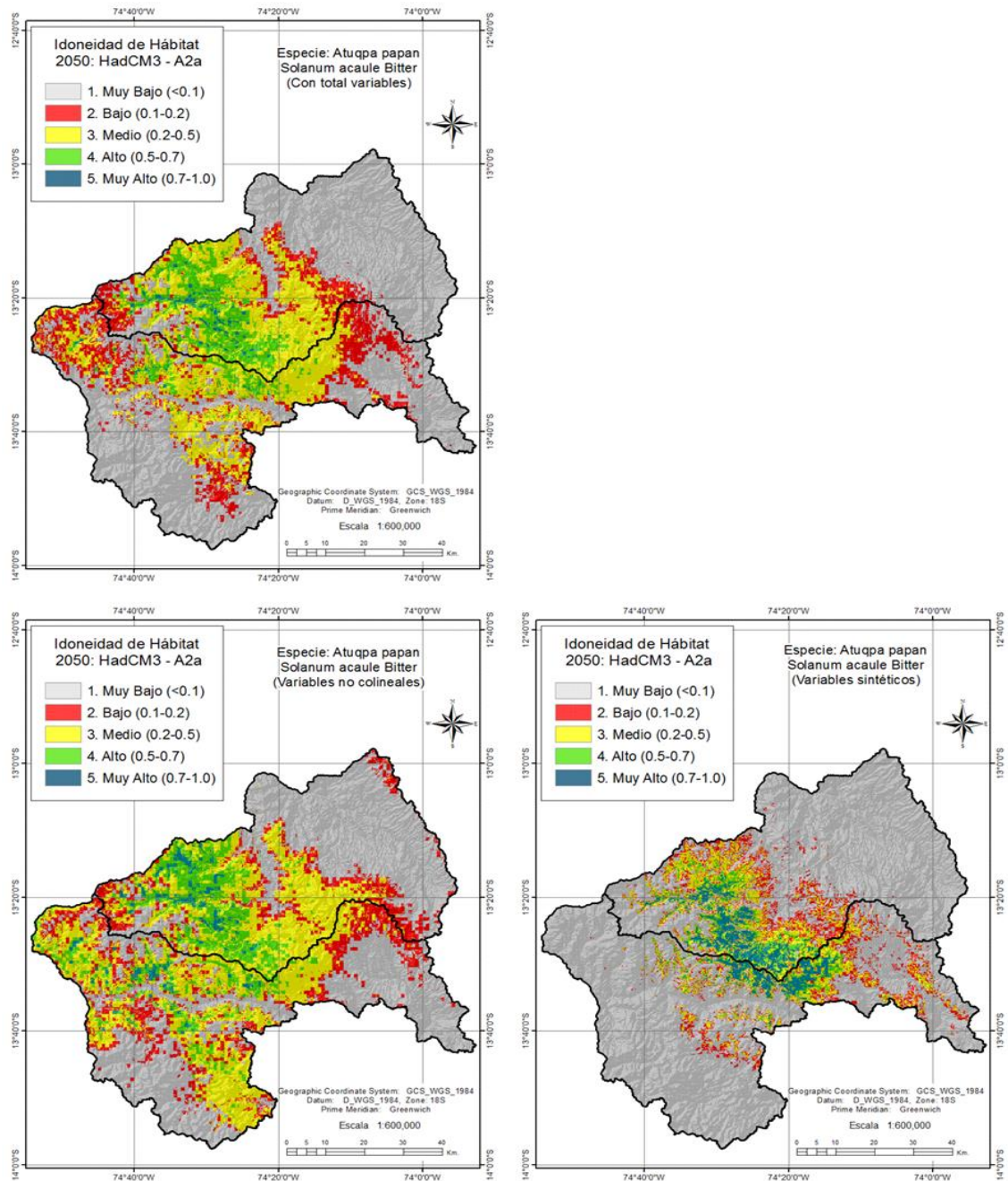
Especie modelada	Categoría Idoneidad	Modelo MaxEnt		Modelo Mahalanobis	
		Cachi-Mantaro	Pampas	Cachi-Mantaro	Pampas
Atuqpa papan	Muy bajo	1372.50	1212.89	1682.94	2298.45
	Bajo	317.99	781.56	403.40	303.84
	Medio	831.80	1065.43	672.19	467.62
	Alto	429.52	254.72	164.88	129.61
	Muy alto	82.52	16.29	110.92	131.38
Awilupa papan	Muy bajo	1466.95	1086.15	1411.15	2057.97
	Bajo	519.98	600.29	322.36	260.84
	Medio	694.79	1123.68	752.66	460.36
	Alto	321.28	467.07	335.55	279.42
	Muy alto	31.33	53.70	212.61	272.32
Maku	Muy bajo	2009.09	2407.41	2466.58	2992.42
	Bajo	262.97	360.32	199.64	111.47
	Medio	497.95	433.13	271.45	151.17
	Alto	196.39	108.21	62.98	38.56
	Muy alto	67.92	21.82	33.69	37.29
Puqya	Muy bajo	1911.98	2162.62	2575.67	2933.54
	Bajo	289.83	484.57	179.40	136.84
	Medio	572.57	568.41	200.85	158.85
	Alto	203.87	102.68	50.05	55.16
	Muy alto	56.08	12.62	28.36	46.50
Qaspar	Muy bajo	1619.66	1444.22	1689.18	2184.42
	Bajo	327.48	645.44	324.63	250.25
	Medio	679.81	945.56	642.12	512.26
	Alto	329.94	262.02	239.60	234.76
	Muy alto	77.44	33.65	138.80	149.21
Suwapusayku	Muy bajo	1990.39	2336.60	2258.78	2885.77
	Bajo	248.58	394.61	229.88	124.57
	Medio	493.30	472.60	381.00	208.09
	Alto	221.80	118.72	109.38	76.50
	Muy alto	80.27	8.36	55.29	35.96
Samar	Muy bajo	1195.09	612.64	1411.94	1835.10
	Bajo	365.72	650.87	361.30	337.75
	Medio	931.36	1504.27	837.34	681.99
	Alto	473.83	499.29	268.35	298.85
	Muy alto	68.32	63.84	155.40	177.21
Yuracc waña	Muy bajo	2211.21	2736.34	2648.84	3099.71
	Bajo	217.87	232.57	153.13	79.49
	Medio	377.41	302.41	171.90	103.13
	Alto	156.11	52.25	38.89	26.16
	Muy alto	71.72	7.32	21.57	22.40
Yutuparuntun	Muy bajo	1571.93	1213.94	1369.58	1889.57
	Bajo	335.78	570.16	381.90	303.57
	Medio	652.95	1041.38	847.46	623.81
	Alto	335.27	393.38	280.23	320.21
	Muy alto	138.40	112.04	155.16	193.74

3.2.7.2. Distribución geográfica potencial futura para el escenario A2a del año 2050 con el modelo MaxEnt y Mahalanobis

En la figura 3.80, de los modelos MaxEnt, el que presenta mejor consistencia es el modelo total (mapa superior izquierdo), mientras el MaxEnt ajustado resulta subestimado en los hábitats Medio y Alto. Mientras el modelo Mahalanobis resulta sobreestimado el hábitat Muy Alto y a la vez subestima el hábitat Medio. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizó 21 variables, y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis, de los cuales, el primer factor es el gradiente altitud-temperatura, el segundo factor es la variación y estacionalidad de la precipitación, el tercer factor como el efecto o de orientación de laderas, el cuarto factor como el rango diario y anual de temperaturas, el quinto factor es la isothermicidad y el sexto factor es el pendiente de laderas.

Figura 3.80

*Distribución potencial futura de *Atuqpa papan* con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050*



En la Tabla 3.28, los datos de presencia (P_{ab}) tiene una alta correlación (Rho de Spearman=0.766) con el modelo MaxEnt total (MX_{mt_Atuq}), seguido por el modelo MaxEnt ajustado (MX_{ma_Atuq}) con un Rho de Spearman=0.741, por último, el modelo Mahalanobis (Mh_Atuq) con un Rho de Spearman=0.547. En este caso el modelo MaxEnt total produce un resultado más consistente, mientras el modelo MaxEnt ajustado resulta subestimado cuando se excluyen las variables que aportan menos, por último, el

modelo Mahalanobis resulta sobreestimado sobre todo en la categoría de hábitat Muy Alto.

Tabla 3.28

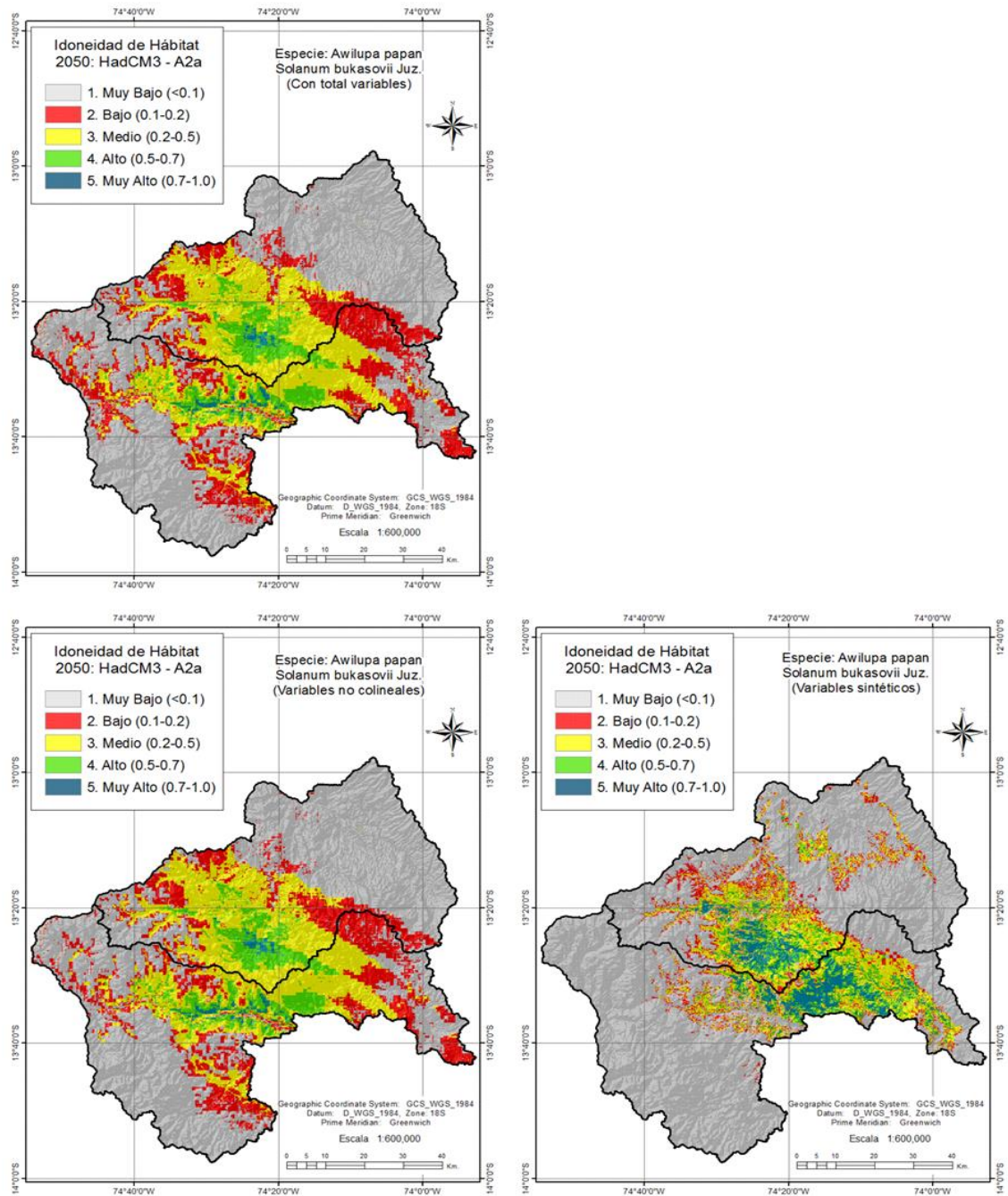
Categorías de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de Atuqpa papan para el escenario A2a del 2050

			P_ab	MX_mt_Atug	MX_ma_Atug	Mh_Atug
Rho de Spearman	P_ab	Coefficiente de correlación	1.000	,766**	,747**	,574**
	MX_mt_Atug	Coefficiente de correlación		1.000	,760**	,316**
	MX_ma_Atug	Coefficiente de correlación			1.000	,319**
	Mh_Atug	Coefficiente de correlación				1.000

En el Figura 3.81, de los modelos MaxEnt, el que presenta mejor consistencia es el modelo total (mapa superior izquierdo), mientras el MaxEnt ajustado resulta subestimado en los hábitats Bajo y Medio. Mientras el modelo Mahalanobis resulta sobreestimado. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizó 14 variables, y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.81

Distribución potencial futura de Awilupa papan con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050



En la Tabla 3.29, los datos de presencia tienen una alta correlación (Rho de Spearman=0.857) con el modelo MaxEnt total, seguido por el modelo MaxEnt ajustado con un Rho de Spearman=0.854, por último, el modelo Mahalanobis con un Rho de Spearman=0.632. En este caso el modelo MaxEnt total produce un resultado más consistente, mientras el modelo MaxEnt ajustado resulta subestimado, aunque esta

diferencia no es muy significativa, finalmente el modelo Mahalanobis sobreestima en la categoría de hábitat Muy Alto y a la vez subestima la categoría de hábitat Bajo.

Tabla 3.29

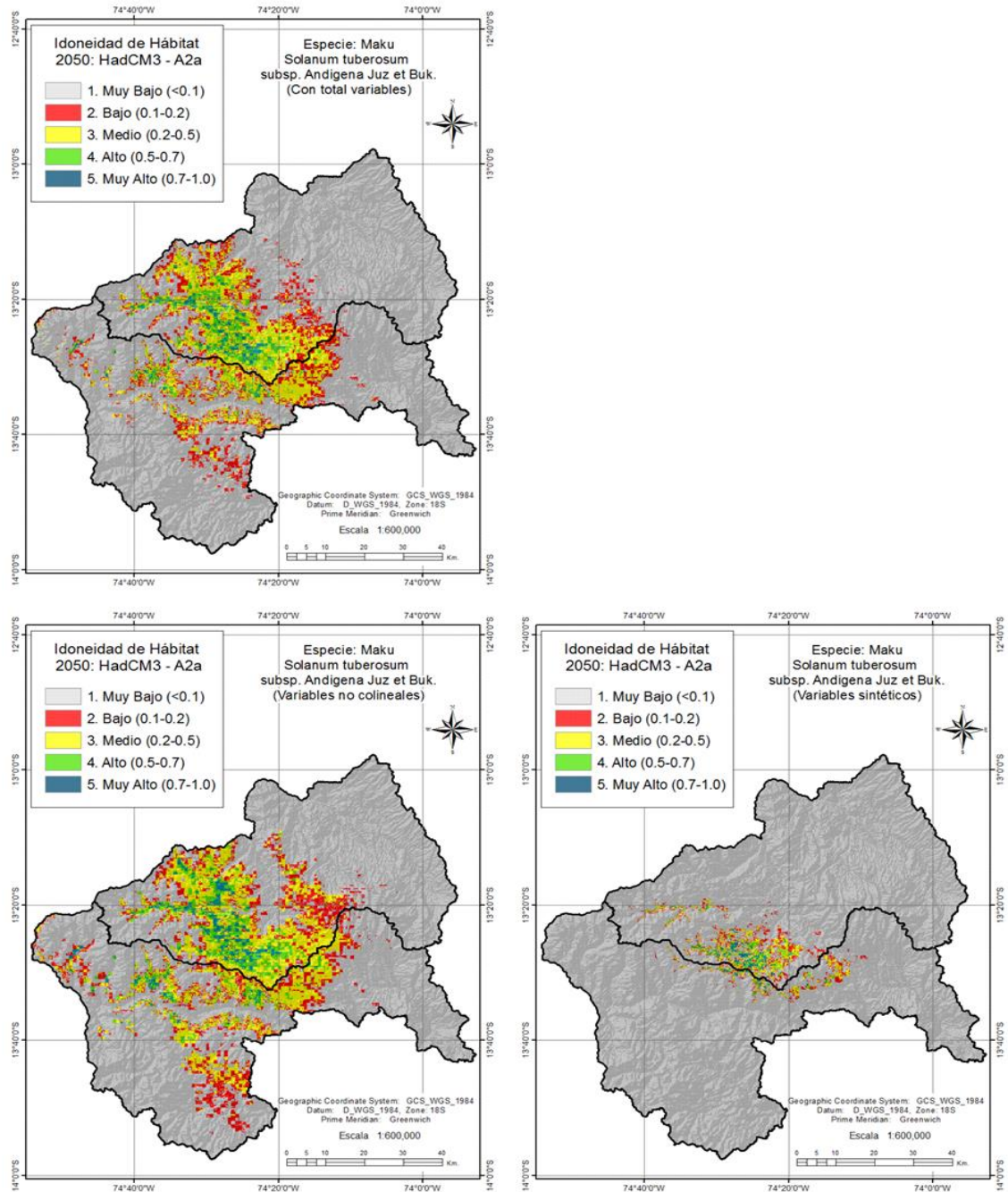
Categorías de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de Awilupa papan para el escenario A2a del 2050

			P_ab	MX_mt_Awil	MX_ma_Awil	Mh_Awil
Rho de Spearman	P_ab	Coefficiente de correlación	1.000	,857**	,854**	,632**
	MX_mt_Awil	Coefficiente de correlación		1.000	,946**	,383**
	MX_ma_Awil	Coefficiente de correlación			1.000	,382**
	Mh_Awil	Coefficiente de correlación				1.000

En la figura 3.82, de los modelos MaxEnt, el que presenta mejor consistencia es el modelo ajustado (mapa inferior izquierdo), mientras el MaxEnt total resulta subestimado en los hábitats Bajo y Medio. Mientras el modelo Mahalanobis resulta sobreestimado sobre todo para el hábitat Medio. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizó 21 variables, y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.82

Distribución potencial futura de Maku con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050



En la Tabla 3.29, los datos de presencia tienen una aceptable correlación (Rho de Spearman=0.732) con el modelo MaxEnt ajustado y el modelo Mahalanobis, estos modelos producen un resultado más consistente, siendo mucho mejor el modelo MaxEnt ajustado; mientras el modelo MaxEnt total resulta sobreestimado, aunque esta presenta excelente AUC tanto para el entrenamiento (0.986) y así como para la prueba (0.982).

Tabla 3.30

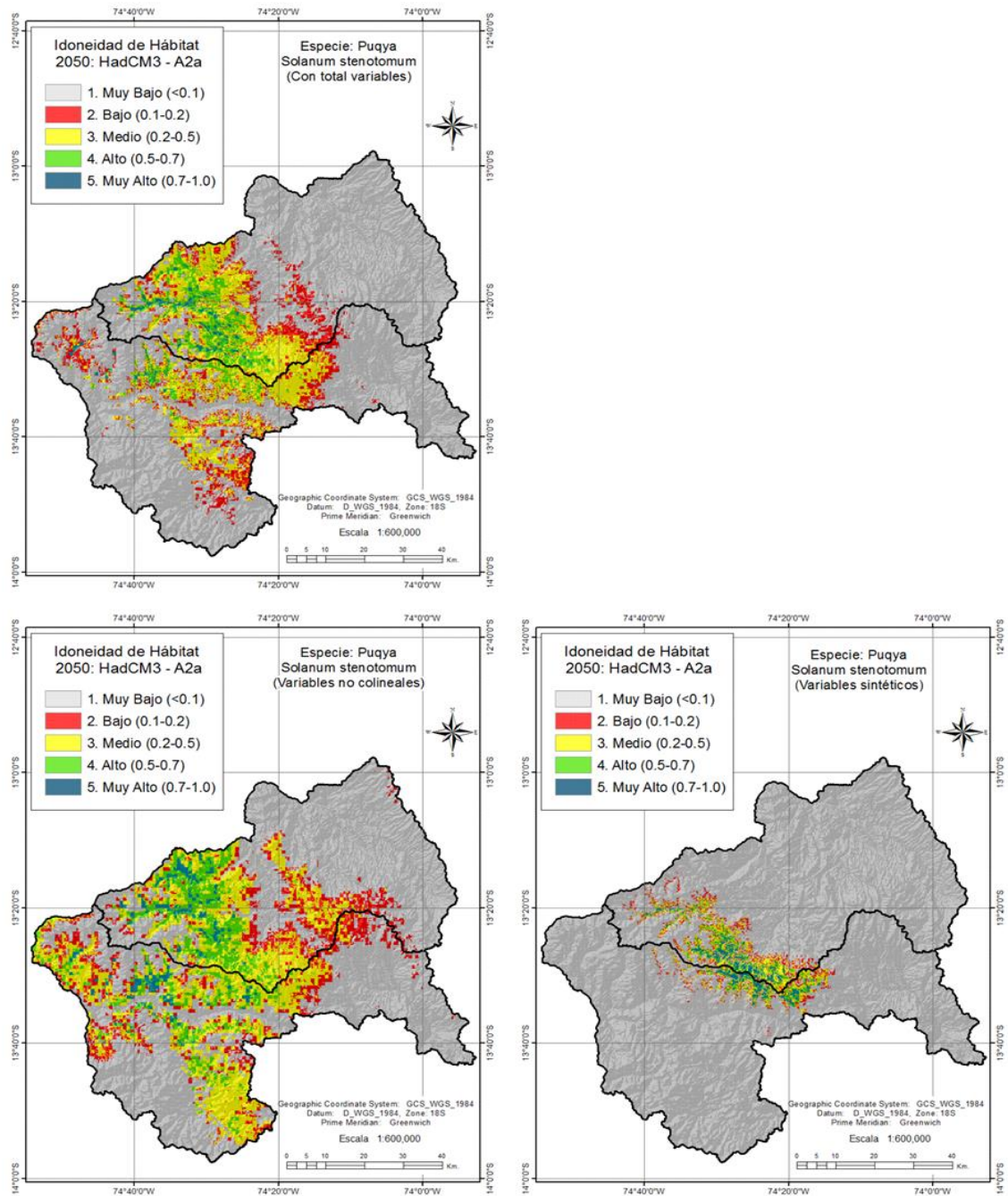
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie Maku para el escenario A2a del 2050

		P_ab	MX_mt_Maku	MX_ma_Maku	Mh_Maku
Rho de Spearman	P_ab	1.000	,670**	,732**	,732**
	MX_mt_Maku		1.000	,591**	,255**
	MX_ma_Maku			1.000	,384**
	Mh_Maku				1.000

En la Figura 3.83, de los modelos MaxEnt, el que presenta mejor consistencia es el modelo total (mapa superior izquierdo), mientras el MaxEnt ajustado resulta subestimado en el hábitat Medio y a la vez sobreestima el hábitat Muy Alto, finalmente el modelo Mahalanobis subestima de manera generalizado la distribución de esta especie. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizó 20 variables, y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.83

Distribución potencial futura de Puqya con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050



En la Tabla 3.31, los datos de presencia tienen aceptada correlación (Rho de Spearman=0.741) con el modelo MaxEnt total, seguido por el modelo MaxEnt ajustado con un Rho de Spearman=0.707, por último, el modelo Mahalanobis con un Rho de Spearman=0.698. En este caso el modelo MaxEnt total produce un resultado más consistente.

Tabla 3.31

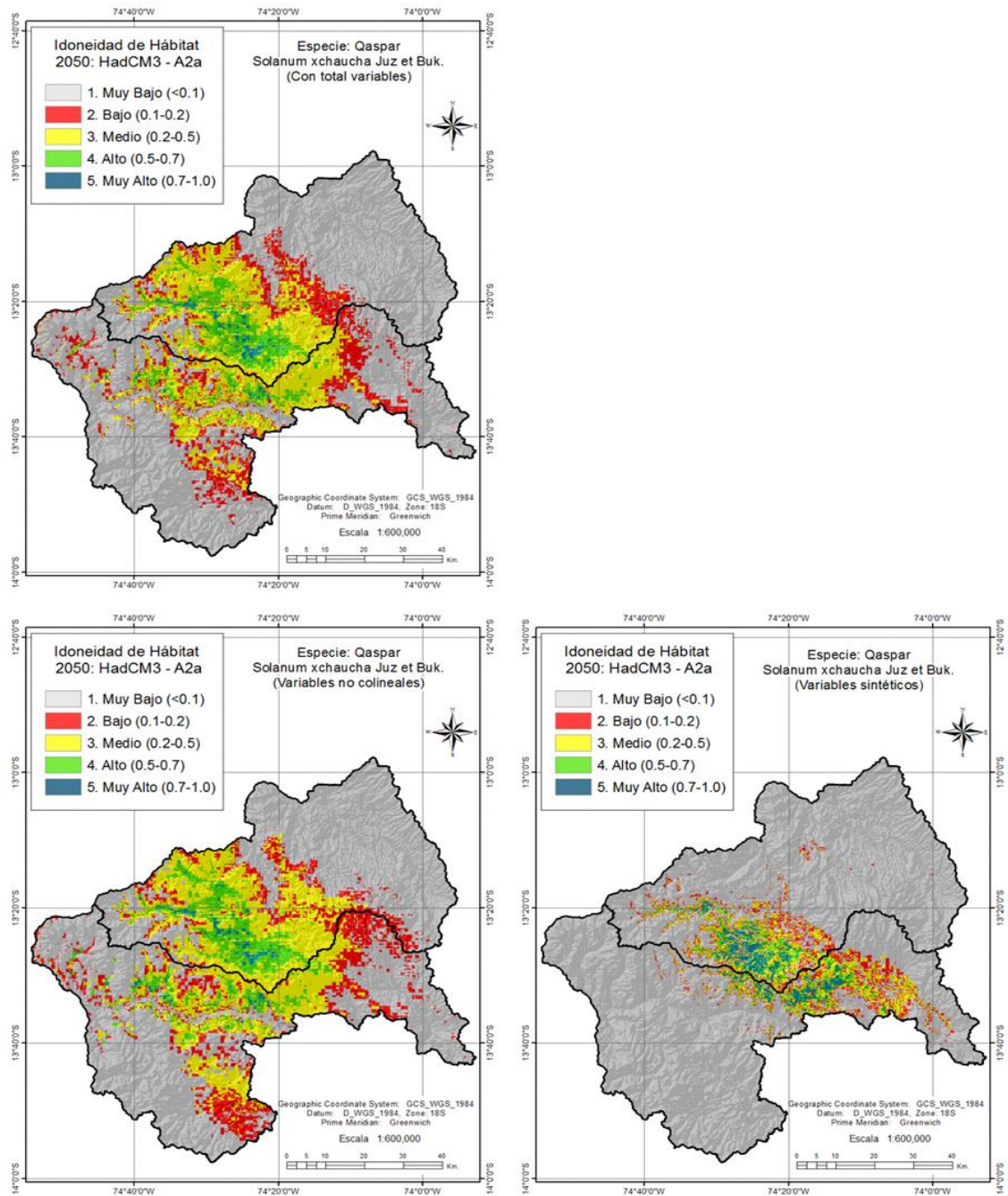
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie Puqya para el escenario A2a del 2050

		P_ab	MX_mt_Puqya	MX_ma_Puqya	Mh_Puqya
Rho de Spearman	P_ab	1.000	,741**	,707**	,698**
	MX_mt_Puqya		1.000	,678**	,333**
	MX_ma_Puqya			1.000	,374**
	Mh_Puqya				1.000

En la figura 3.84, de los modelos MaxEnt, el que presenta mejor consistencia es el modelo ajustado (mapa inferior izquierdo), mientras el MaxEnt total resulta sobreestimado en el hábitat Bajo y a la vez subestima el hábitat Medio. Por otro lado, el modelo Mahalanobis subestima de manera generalizada la distribución de esta especie. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizó 14 variables, y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.84

Distribución potencial futura de Qaspar con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050



En la Tabla 3.32, los datos de presencia tienen aceptada correlación (Rho de Spearman=0.784) con el modelo MaxEnt ajustado, seguido por el modelo MaxEnt total con un Rho de Spearman=0.779, por último, el modelo Mahalanobis con un Rho de Spearman=0.632. Es decir, el modelo MaxEnt ajustado es el que produce un resultado más consistente, el nivel de significancia (0.00) es menor a 0.01, por lo que se rechaza la

hipótesis nula, entonces existe relación lineal entre el modelo predicho y la presencia actual de la especie. Además, la correlación es moderada (rango entre 0.6 y 0.80) y directamente proporcional (tiene signo positivo).

Tabla 3.32

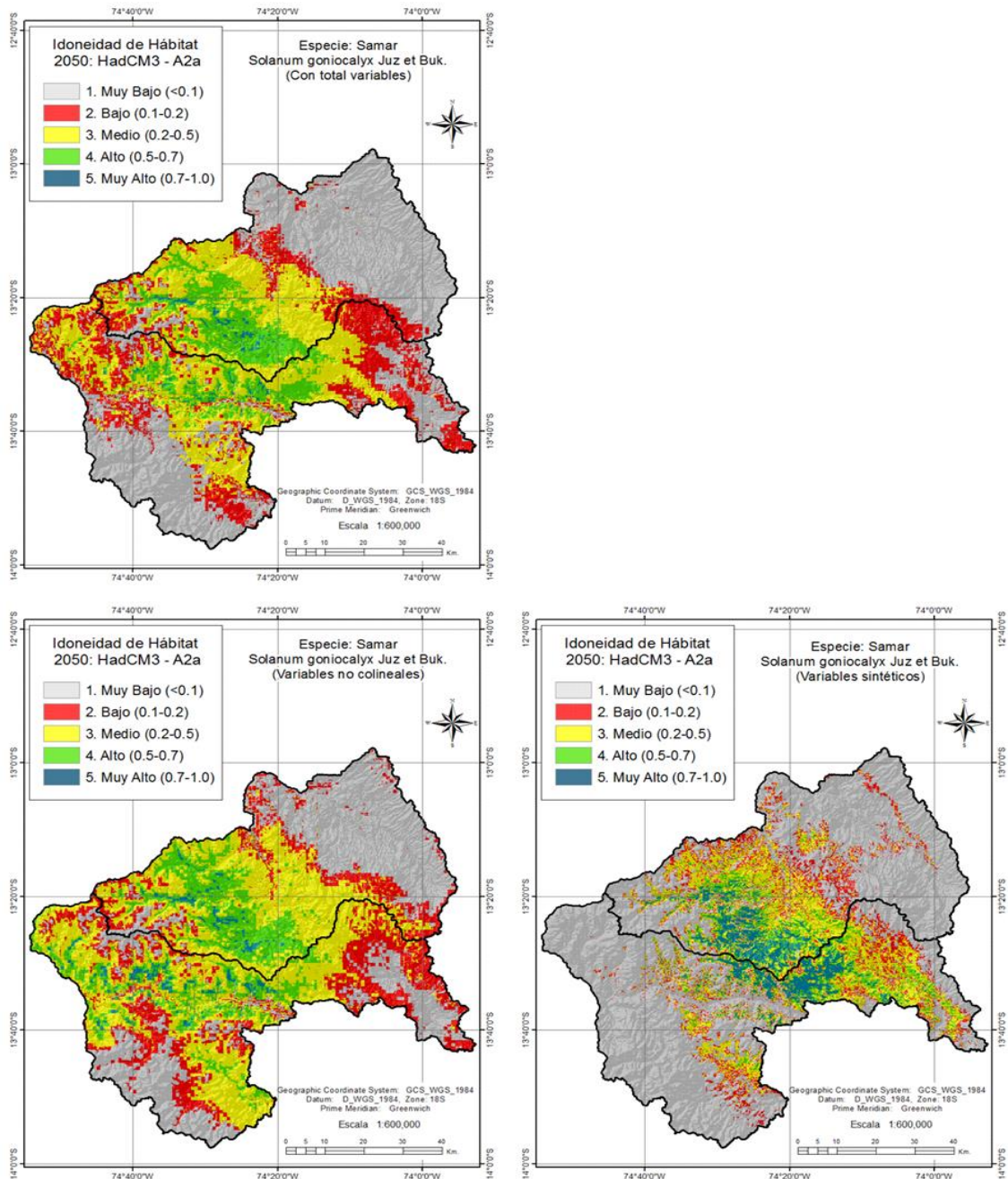
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de la especie “Qaspar” para el escenario A2a del 2050

		P_ab	MX_mt_Qasp	MX_ma_Qasp	Mh_Qasp
Rho de Spearman	P_ab	1.000	,779**	,784**	,632**
	MX_mt_Qasp		1.000	,845**	,270**
	MX_ma_Qasp			1.000	,276**
	Mh_Qasp				1.000

En la Figura 3.85, de los modelos MaxEnt, el que presenta mejor consistencia es el modelo ajustado (mapa inferior izquierdo), mientras el MaxEnt total sobreestima para los hábitats Bajo y Alto. Asimismo, el modelo Mahalanobis sobreestima el hábitat Muy Alto y para los demás tipos de hábitat resultan subestimados. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizó 15 variables, y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.85

Distribución potencial futura de “Samar” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050



En la Tabla 3.33, los datos de presencia tienen aceptada correlación (Rho de Spearman=0.766) con el modelo MaxEnt ajustado, seguido por el modelo MaxEnt total con un Rho de Spearman=0.712, por último, el modelo Mahalanobis con un Rho de Spearman=0.660. El modelo MaxEnt ajustado es el que produce un resultado más consistente, por lo que existe relación lineal entre el modelo predicho y la presencia actual de la especie. Aunque la correlación es moderada, pero es directamente proporcional.

Tabla 3.33

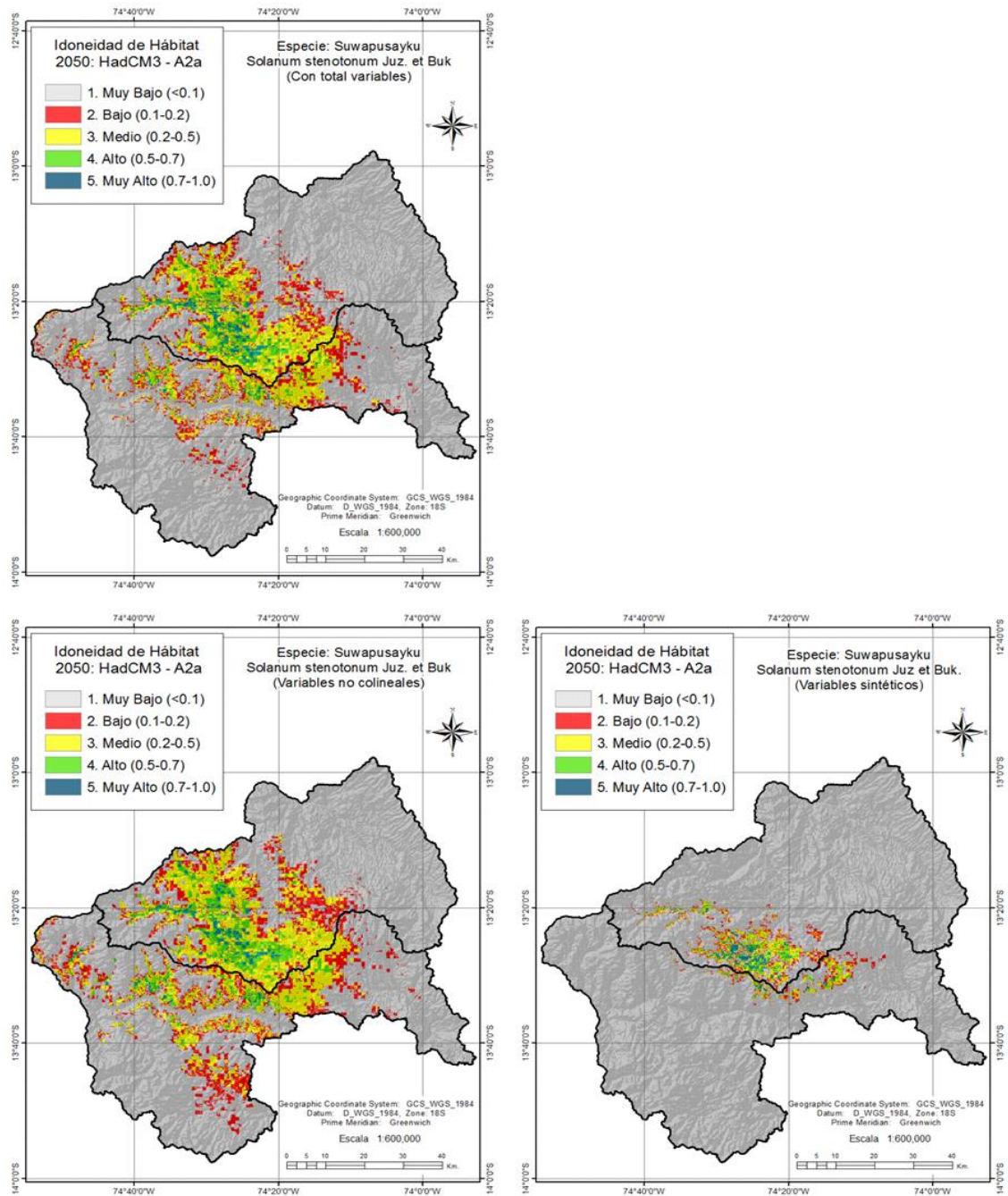
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con datos de presencia de la especie “Samar” para el escenario A2a del 2050

		P_ab	MX_mt_Samar	MX_ma_Samar	Mh_Samar
Rho de Spearman	P_ab	1.000	,712**	,766**	,660**
	MX_mt_Samar		1.000	,665**	,363**
	MX_ma_Samar			1.000	,385**
	Mh_Samar				1.000

En la Figura 3.86, de los modelos MaxEnt, el que presenta mejor consistencia es el modelo total (mapa superior izquierdo), mientras el MaxEnt ajustado resulta subestimado para los hábitats Bajo y Medio. Asimismo, el modelo Mahalanobis subestima de manera generalizado. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizó 14 variables, y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.86

Distribución potencial futura de “Suwapusayku” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050



En la Tabla 3.34, los datos de presencia tienen aceptada correlación (Rho de Spearman=0.706) con el modelo MaxEnt total, seguido por el modelo Mahalanobis con un Rho de Spearman=0.695, por último, el modelo MaxEnt total con un Rho de Spearman=0.622. El modelo MaxEnt total es el que produce un resultado más consistente, la correlación es moderada y directamente proporcional.

Tabla 3.34

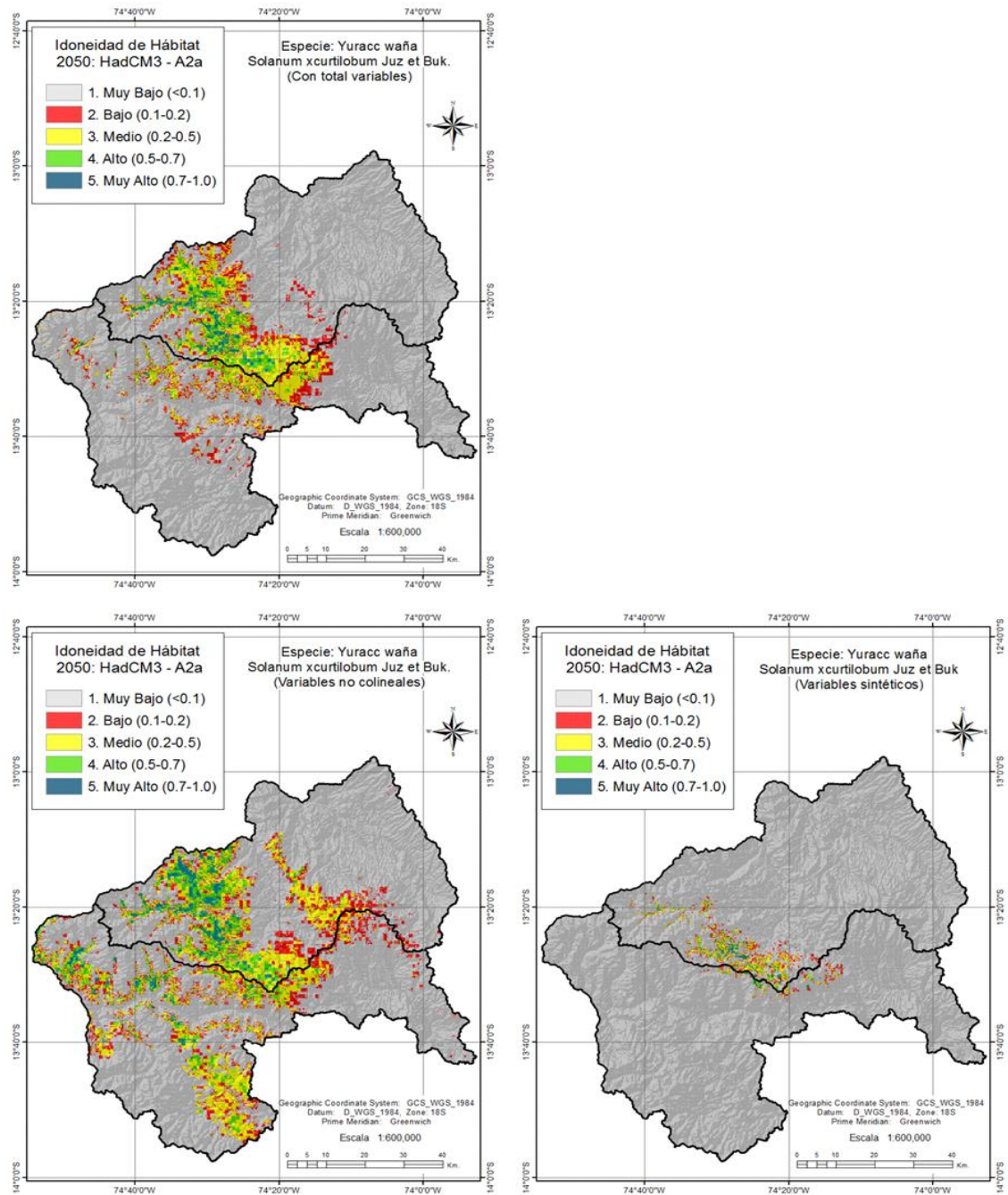
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Suwapusayku” para el escenario A2a del 2050

			P_ab	MX_mt_Suw	MX_ma_Suw	Mh_Suw
	P_ab	Coefficiente de correlación	1.000	,706**	,622**	,695**
Rho de	MX_mt_Suw	Coefficiente de correlación		1.000	,726**	,201**
Spearman	MX_ma_Suw	Coefficiente de correlación			1.000	,151*
	Mh_Suw	Coefficiente de correlación				1.000

En la figura 3.87, de los modelos MaxEnt, el que presenta mejor consistencia es el modelo total (mapa superior izquierdo), mientras el MaxEnt ajustado resulta demasiado subestimado. Sin embargo, estos modelos con respecto al modelo Mahalanobis generan áreas de distribución bastante sobreestimados debido a los reducidos puntos de entrenamiento y de la prueba; es decir el modelo Mahalanobis es que se ajusta mejor para predecir la distribución potencial de esta especie. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizó 19 variables, y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.87

Distribución potencial futura de “Yuracc waña” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050



En la Tabla 3.35, los datos de presencia tienen una alta correlación (Rho de Spearman=0.819) con el modelo Mahalanobis, seguido por el modelo MaxEnt total con un Rho de Spearman=0.701, por último, el modelo MaxEnt ajustado con un Rho de Spearman=0.598. El modelo Mahalanobis es el que produce un resultado más consistente, la correlación es alta y directamente proporcional.

Tabla 3.35

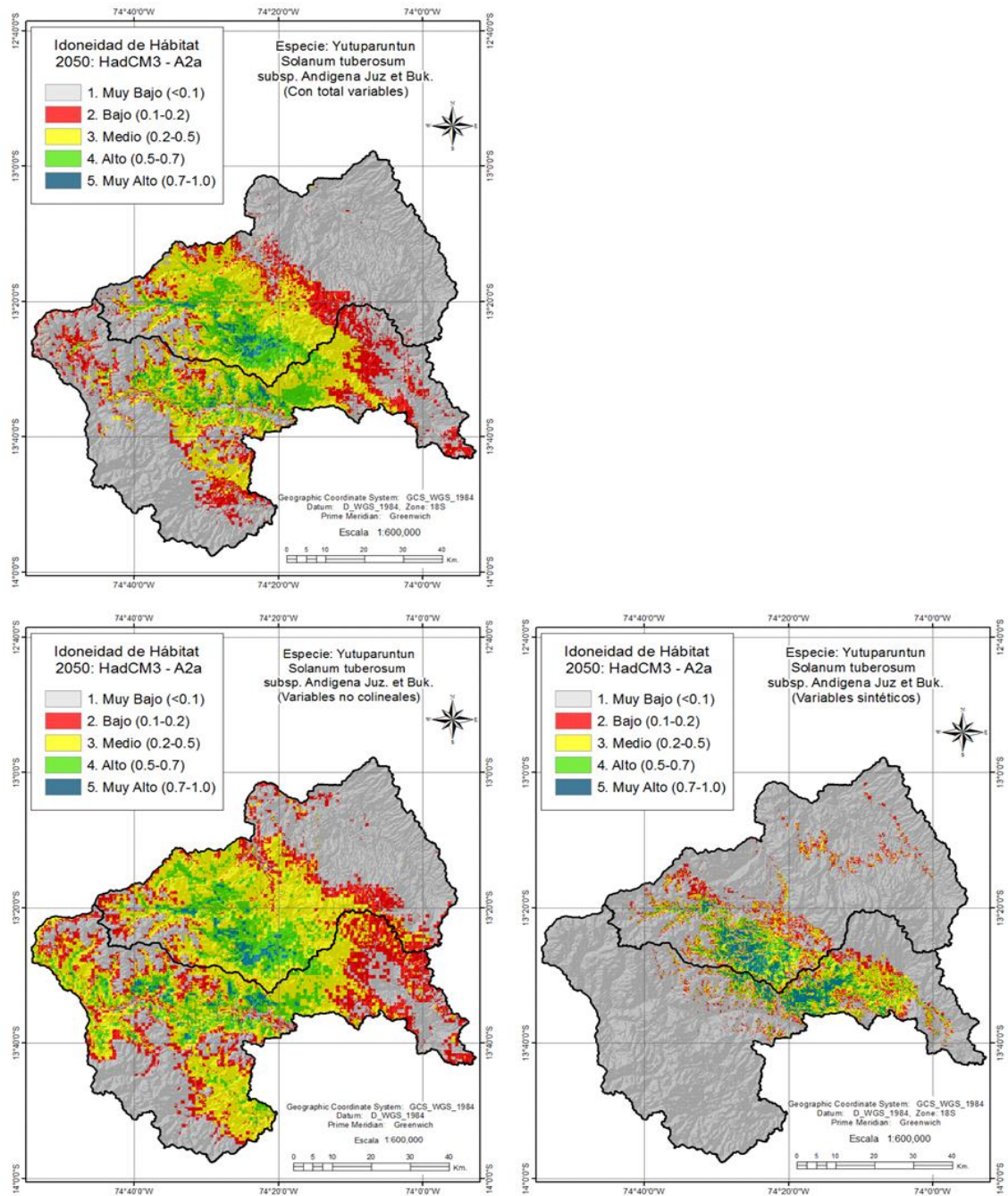
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Yuracc waña” para el escenario A2a del 2050

		P_ab	MX_mt_Waña	MX_ma_Waña	Mh_Waña
Rho de Spearman	P_ab	1.000	,701**	,598**	,819**
	MX_mt_Waña		1.000	,486**	,354*
	MX_ma_Waña			1.000	,277
	Mh_Waña				1.000

En la figura 3.88, de los modelos MaxEnt, el que presenta mejor consistencia es el modelo ajustado (mapa inferior izquierdo), mientras el MaxEnt total subestima la distribución del hábitat Bajo. Por último, el modelo Mahalanobis genera áreas de distribución bastante subestimados, razón el cual el modelo MaxEnt ajustado es el que se ajusta mejor para predecir la distribución potencial de esta especie. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizó 13 variables y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.88

Distribución potencial futura de “Yutuparuntun” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario A2a del 2050



En la Tabla 3.36, los datos de presencia tienen una alta correlación (Rho de Spearman=0.805) con el modelo MaxEnt ajustado, seguido por el modelo MaxEnt total con un Rho de Spearman=0.774, por último, el modelo Mahalanobis con un Rho de Spearman=0.741. El modelo MaxEnt ajustado es el que produce un resultado más consistente, la correlación es alta y directamente proporcional.

Tabla 3.36

Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie Yutuparuntun para el escenario A2a del 2050

		P_ab	MX_mt_Yutu	MX_ma_Yutu	Mh_Yutu	
Rho de Spearman	P_ab	Coeficiente de correlación	1.000	,774**	,805**	,741**
	MX_mt_Yutu	Coeficiente de correlación		1.000	,722**	,301**
	MX_ma_Yutu	Coeficiente de correlación			1.000	,312**
	Mh_Yutu	Coeficiente de correlación				1.000

El área de la distribución futura de las especies modeladas bajo el escenario A2a del año 2050 se puede apreciar en la Tabla 3.37. En la cuenca Cachi-Mantaro, tanto en el modelo MaxEnt y así como en el modelo Mahalanobis, en las categorías de hábitat Muy Bajo, Bajo, Medio y Alto la máxima área es ocupado por la especie Samar y la mínima área por la especie Yuracc waña; mientras en la categoría Bajo sucede de manera inversa, es decir, máxima área para Yuracc waña y la mínima área para el Samar. En la categoría Muy Alto, con el modelo MaxEnt la máxima área es ocupado por Yuracc Waña y el Samar, mientras con el modelo Mahalanobis la mínima área es para la especie Awilupa papan y Yuracc waña.

En la cuenca Pampas, en la categoría Muy Bajo, con el modelo MaxEnt la máxima área es ocupado por la especie Maku y Yuracc waña, y en el modelo Mahalanobis la mínima área es para el Samar. En la categoría Bajo, tanto en MaxEnt y así como en el Mahalanobis, la máxima área es ocupado por la especie Samar y la mínima área por Yuracc waña. En la categoría Medio, también en ambos modelos, la máxima área es ocupado por la especie Samar, y la mínima área es ocupada por la especie Maku cuando se utiliza el modelo MaxEnt y Yuracc waña en el modelo Mahalanobis.

En la categoría Alto, la máxima área es ocupado por la especie Samar en el modelo MaxEnt y Awilupa papan en el modelo Mahalanobis, y la mínima área es para la especie Maku en el modelo MaxEnt y Yuracc waña en el modelo Mahalanobis. Finalmente, en la categoría Muy Alto, la máxima área es para la especie Samar en el modelo MaxEnt y Awilupa papan en el modelo Mahalanobis, la mínima área es para Suwapusayku en el MaxEnt y Yuracc waña en Mahalanobis.

Tabla 3.37

Categorías de idoneidad de hábitat actual en Km² por cuenca para el modelo ajustado de MaxEnt y Mahalanobis, escenario A2a del 2050

Especie modelada	Categoría Idoneidad	Modelo MaxEnt		Modelo Mahalanobis	
		Cachi-Mantaro	Pampas	Cachi-Mantaro	Pampas
Atuqpapa	Muy bajo	1432.22	1478.46	2166.09	2714.86
	Bajo	349.03	558.29	227.88	218.42
	Medio	768.48	1014.31	341.06	231.75
	Alto	408.93	231.71	132.71	70.54
	Muy alto	75.67	48.12	166.58	95.33
Awilupapa	Muy bajo	1706.79	1679.59	2070.07	2478.99
	Bajo	363.16	708.36	261.63	146.20
	Medio	737.93	691.54	418.94	362.64
	Alto	205.25	216.88	160.03	172.80
	Muy alto	21.20	34.52	123.66	170.26
Maku	Muy bajo	2043.72	2554.08	2837.17	3257.54
	Bajo	249.16	302.83	63.20	27.26
	Medio	486.48	381.23	82.53	33.86
	Alto	179.31	68.91	28.69	7.44
	Muy alto	75.64	23.85	22.74	4.79
Puqya	Muy bajo	1836.00	1938.05	2743.73	3162.10
	Bajo	296.05	386.53	74.42	41.55
	Medio	544.69	744.53	122.64	68.60
	Alto	286.92	202.70	48.78	27.61
	Muy alto	70.67	59.07	44.75	31.04
Qaspar	Muy bajo	1700.23	2052.01	2558.22	2887.75
	Bajo	246.52	503.57	118.77	135.03
	Medio	766.09	613.73	190.84	203.72
	Alto	281.36	142.12	81.41	53.64
	Muy alto	40.13	19.46	85.08	50.76
Suwapusayku	Muy bajo	1967.10	2468.30	2784.31	3239.95
	Bajo	267.01	361.52	67.80	35.68
	Medio	554.51	416.07	110.62	40.52
	Alto	190.44	69.30	41.16	11.25
	Muy alto	55.27	15.70	30.44	3.48
Samar	Muy bajo	1166.62	825.31	1835.12	2225.01
	Bajo	381.07	803.45	289.56	268.76
	Medio	961.67	1256.79	537.51	511.17
	Alto	476.77	368.29	191.78	171.35
	Muy alto	48.20	77.07	180.36	154.60
Waña	Muy bajo	2147.72	2447.13	2888.26	3299.23
	Bajo	229.21	284.03	45.25	13.67
	Medio	390.72	445.37	67.32	12.48
	Alto	175.77	110.90	20.27	3.36
	Muy alto	90.91	43.47	13.23	2.16
Yutuparuntun	Muy bajo	1331.67	1183.27	2443.82	2773.32
	Bajo	359.41	726.69	173.70	125.93
	Medio	918.92	1058.10	228.74	255.37
	Alto	354.40	302.14	93.81	97.05
	Muy alto	69.93	60.70	94.27	79.22

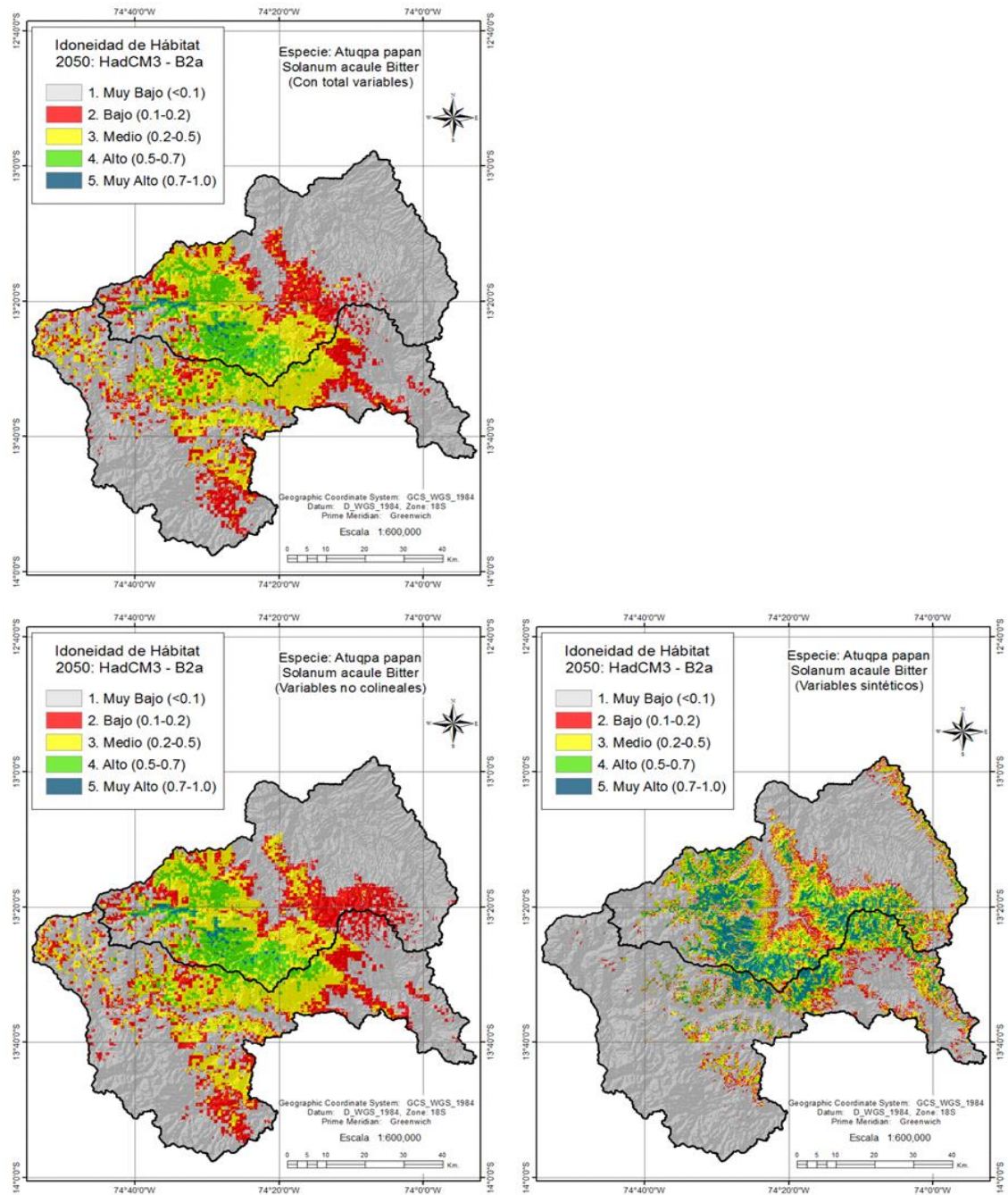
3.2.7.3. Distribución geográfica potencial futura para el escenario B2a del año 2050 con el modelo MaxEnt y Mahalanobis

En la Figura 3.89, de los modelos MaxEnt, el que presenta mejor consistencia es el modelo ajustado (mapa inferior izquierdo), mientras el MaxEnt total sobrestima la distribución del hábitat Bajo, Alto y Muy Alto. Por último, el modelo Mahalanobis genera áreas de distribución bastante sobreestimado en la categoría Muy Alto y a la vez demasiado subestimado en la categoría Bajo. Por tanto, el modelo MaxEnt ajustado es el que se ajusta mejor para predecir la distribución potencial de *Atuq* papa bajo el escenario B2a del 2050. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizan 21 variables y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis, los cuales han sido nominadas de la siguiente manera: el primer factor como el gradiente altitud-temperatura, el segundo factor es la variación y estacionalidad de la precipitación, el tercer factor es la estacionalidad y el rango diurno-anual de temperaturas, el cuarto factor como el efecto de orientación de laderas, el quinto factor es la isothermicidad y precipitación del trimestre más cálido y el último factor es el efecto de pendiente de laderas.

En el mapa de distribución ajustado esta especie se distribuye en los pisos térmicos medios y altos, entre 3060-4400 m.s.n.m., asimismo esta especie ocupa mayormente laderas con orientación NorEste y NorOeste, y escasamente en laderas con orientación SurOeste y SurEste. Además, tiene la particularidad de ocupar laderas cuya pendiente es plana y moderadamente inclinado, y la mayor presencia se registra cercano a áreas agrícolas y de pastoreo, a diferencia de la especie silvestre *Awilupa* papan que generalmente ocupa quebradas y montes y alejadas de áreas de cultivo y de pastoreo.

Figura 3.89

Distribución potencial futura de “Atuqpa papan” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050



En la Tabla 3.38, los datos de presencia tienen una alta correlación (Rho de Spearman=0.807) con el modelo MaxEnt ajustado, seguido por el modelo Mahalanobis con un Rho de Spearman=0.784, por último, el modelo MaxEnt total con un Rho de Spearman=0.780. El modelo MaxEnt ajustado es el que produce un resultado más consistente, la correlación es alta y es directamente proporcional.

Tabla 3.38

Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Atuqpa papan” para el escenario B2a del 2050

		P_ab	MX_mt_Atug	MX_ma_Atug	Mh_Atug
Rho de Spearman	P_ab	1.000	,780**	,807**	,784**
	MX_mt_Atug		1.000	,853**	,412**
	MX_ma_Atug			1.000	,400**
	Mh_Atug				1.000

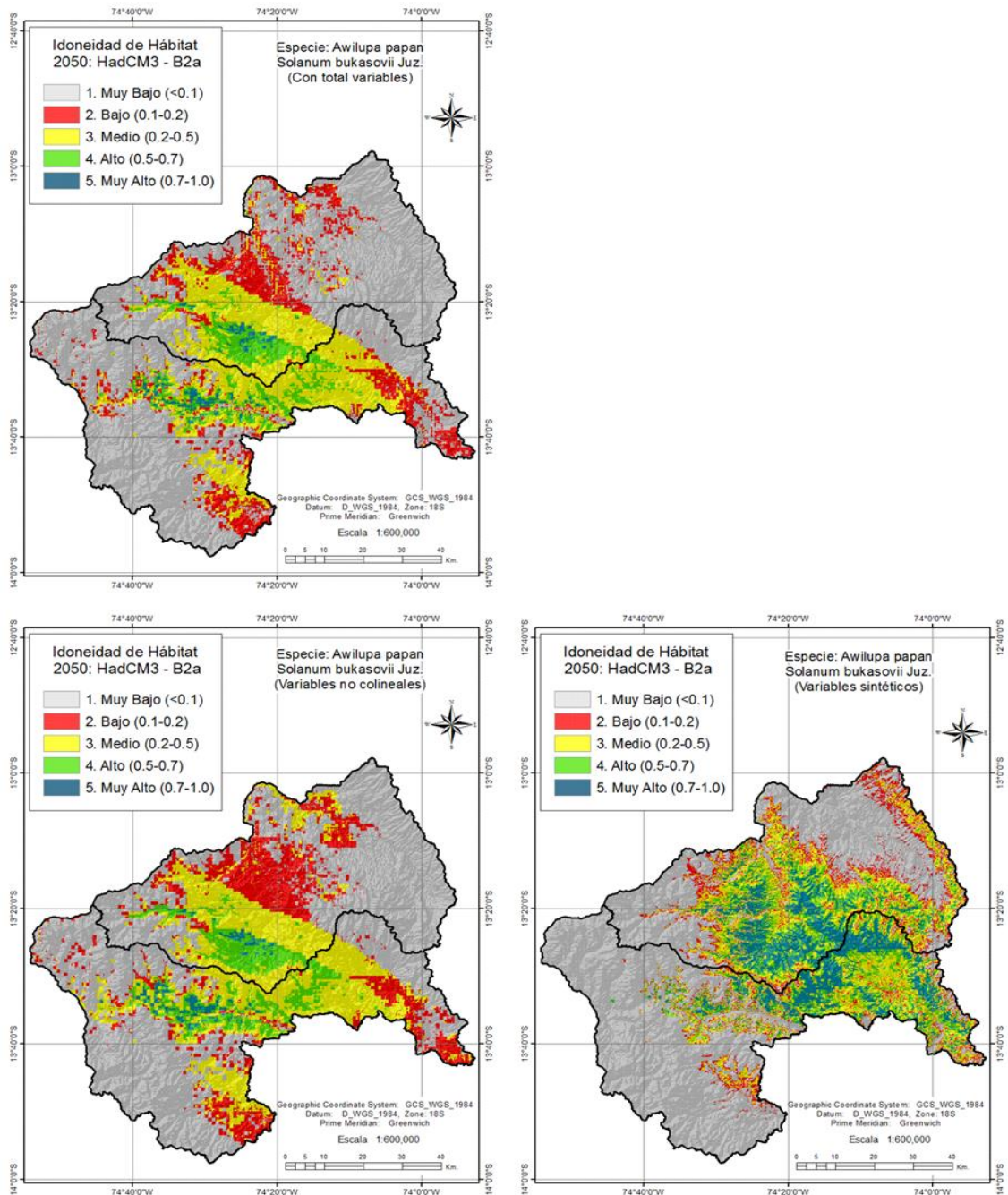
En la figura 3.90, de los modelos MaxEnt, el que presenta mejor consistencia es el modelo ajustado (mapa inferior izquierdo), mientras el MaxEnt total subestima la distribución del hábitat Bajo y Medio. El modelo Mahalanobis genera áreas de distribución bastante sobreestimado en la categoría Muy Alto y a la vez demasiado subestimado en la categoría Bajo y Medio. Para este escenario, el modelo MaxEnt ajustado es el que se ajusta mejor para predecir la distribución potencial de la especie *Awilupa papan*, para este modelo ajustado se utilizan 14 variables y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

En el modelo ajustado, esta especie logra ascender significativamente al piso térmico medio, colonizando quebradas y hoyadas, principalmente zonas rocallosas y ribera de río principal y tributario de la Cuenca Cachi-Mantaro; con respecto a la distribución actual, para el escenario B2a del 2050 esta especie aumenta considerablemente. Mientras en la cuenca Pampas esta especie se expande siguiendo la dirección Este a Oeste, es decir sigue el cauce del río principal y en sentido del barlovento. En este caso, el barlovento es la ladera que recibe directamente los vientos húmedos procedentes de Este a Oeste, el aire húmedo es producto de la evaporación del río Pampas, los vientos cargados de humedad al encontrarse con la barrera física, en un movimiento ascendente se enfrían en laderas y la salida de cauce de los tributarios, en contraposición a la ladera de sotavento donde los vientos descendentes, ya sin humedad, van alcanzando mayor temperatura a medida que descienden. En la cuenca Pampas, el aire húmedo se confina y recorre mucho más concentrado que en la cuenca Cachi- Mantaro, puesto que la cuenca Pampas es más accidentada, de hoyada muy profunda y la entrada del viento sucede por dos puntos, Este y Oeste. En este sentido, el río Pampas cumple una función de regulador térmico-

humedad que repercute considerablemente en la distribución potencial de las especies silvestres de importancia para la agricultura.

Figura 3.90

Distribución potencial futura de “Awilupa papan” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050



En la Tabla 3.39, los datos de presencia tienen una alta correlación (Rho de Spearman=0.864) con el modelo MaxEnt ajustado, seguido por el modelo MaxEnt total

con un Rho de Spearman=0.846, por último, el modelo Mahalanobis con un Rho de Spearman=0.824. El modelo MaxEnt ajustado es el que produce un resultado más consistente, aunque los restantes dos modelos también se correlacionan aceptablemente con los registros de campo.

Tabla 3.39

Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Awilupa papan” para el escenario B2a del 2050

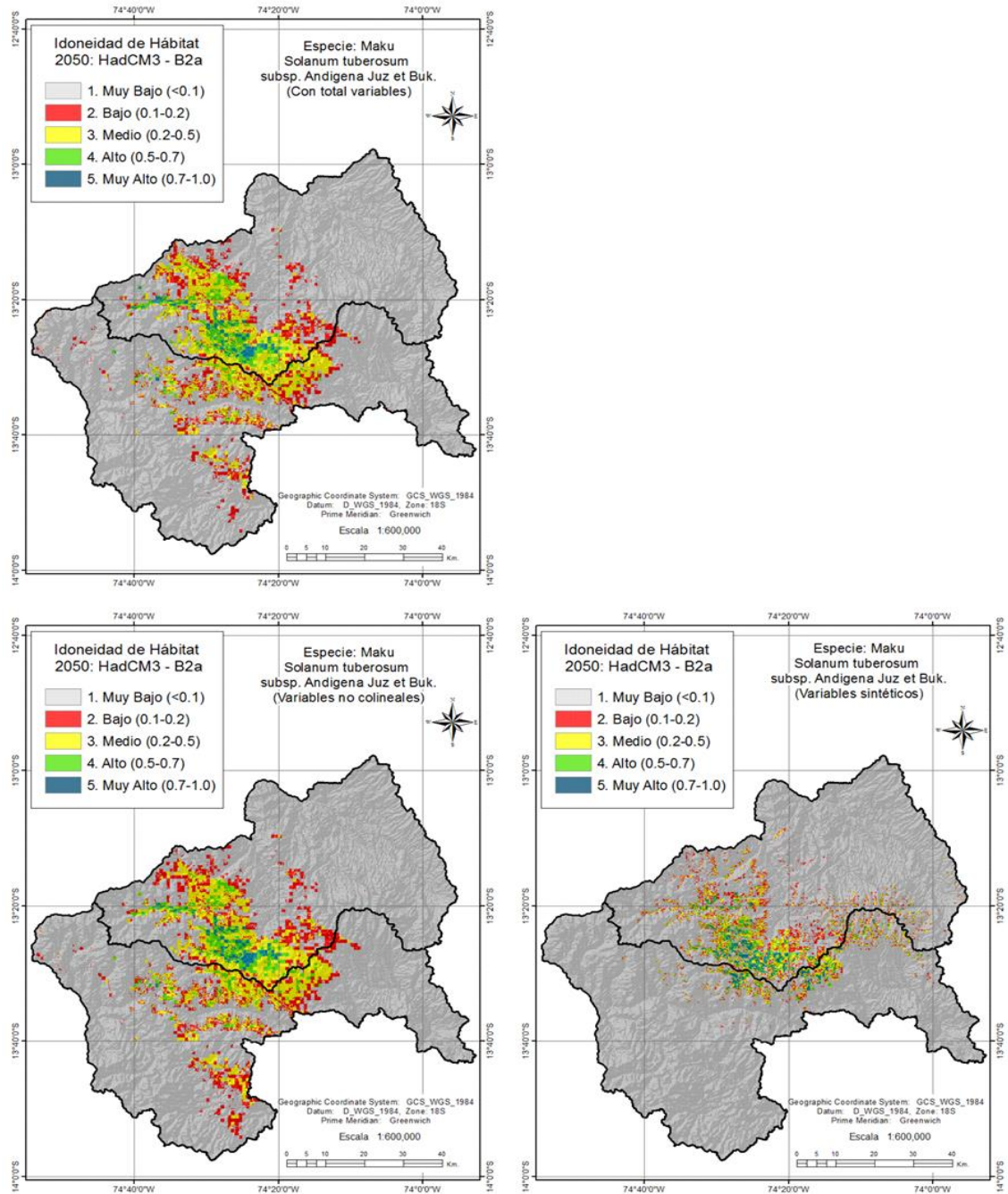
			P_ab	MX_mt_Awil	MX_ma_Awil	Mh_Awil
Rho de Spearman	P_ab	Coefficiente de correlación	1.000	,846**	,864**	,824**
	MX_mt_Awil	Coefficiente de correlación		1.000	,787**	,522**
	MX_ma_Awil	Coefficiente de correlación			1.000	,591**
	Mh_Awil	Coefficiente de correlación				1.000

En la Figura 3.91, de los modelos MaxEnt, el que presenta mejor consistencia es el modelo total (mapa superior izquierdo) y es el que se ajusta mejor para predecir la distribución potencial de la especie Maku, mientras el MaxEnt ajustado (mapa inferior izquierdo) resulta subestimando la distribución potencial, al igual sucede con el modelo Mahalanobis. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizan 19 variables y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

El impacto del cambio climático sobre la biodiversidad es evidente en las respuestas individuales de las especies, las cuales tendrán tres opciones: tolerar las alteraciones climáticas, desaparecer o cambiar su distribución geográfica, aunque la afectación no será de igual forma para todas las especies, algunas serán más propensas a la extinción, particularmente aquellas con limitados rangos climáticos, requerimientos restringidos de hábitat y dificultades para regenerarse. Por ejemplo, las especies Maku, Puqya y Waña tienen un rango de distribución restringido por lo que son más vulnerables al cambio climático.

Figura 3.91

Distribución potencial futura de “Maku” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050



En la Tabla 3.40, los datos de presencia tienen una alta correlación (Rho de Spearman=0.823) con el modelo MaxEnt total, seguido por el modelo MaxEnt ajustado con un Rho de Spearman=0.789, por último, el modelo Mahalanobis con un Rho de Spearman=0.645. El modelo MaxEnt total es el que produce un resultado más consistente, la correlación es alta y proporcional.

Tabla 3.40

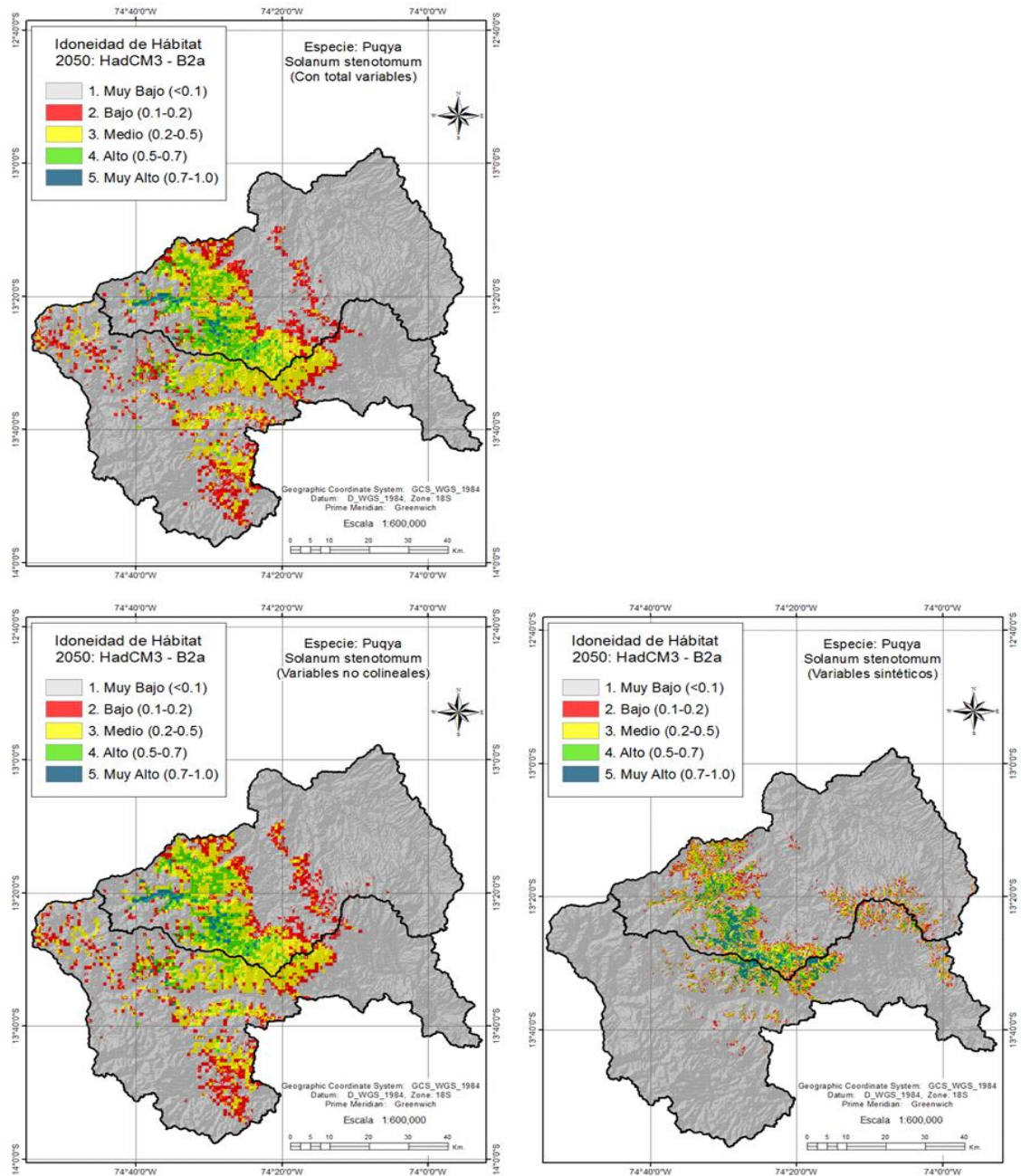
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Maku” para el escenario B2a del 2050

			P_ab	MX_mt_Maku	MX_ma_Maku	Mh_Maku
Rho de Spearman	P_ab	Coefficiente de correlación	1.000	,823**	,789**	,645**
	MX_mt_Maku	Coefficiente de correlación		1.000	,844**	,373**
	MX_ma_Maku	Coefficiente de correlación			1.000	,362**
	Mh_Maku	Coefficiente de correlación				1.000

En la Figura 3.92, el modelo que presenta mejor consistencia es el MaxEnt total (mapa superior izquierdo) y es el que se ajusta mejor para predecir la distribución potencial de la especie Puqya, mientras el MaxEnt ajustado (mapa inferior izquierdo) y el modelo Mahalanobis resultan subestimados. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizan 21 variables y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.92

Distribución potencial futura de “Puqya” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050



En la Tabla 3.41, los datos de presencia tienen una aceptable correlación (Rho de Spearman=0.791) con el modelo MaxEnt total, seguido por el modelo MaxEnt ajustado con un Rho de Spearman=0.779, por último, el modelo Mahalanobis con un Rho de Spearman=0.640. El modelo MaxEnt total es el que produce un resultado más consistente, aunque con el modelo ajustado la diferencia tampoco es demasiado como sí se puede comparar con el modelo Mahalanobis.

Tabla 3.41

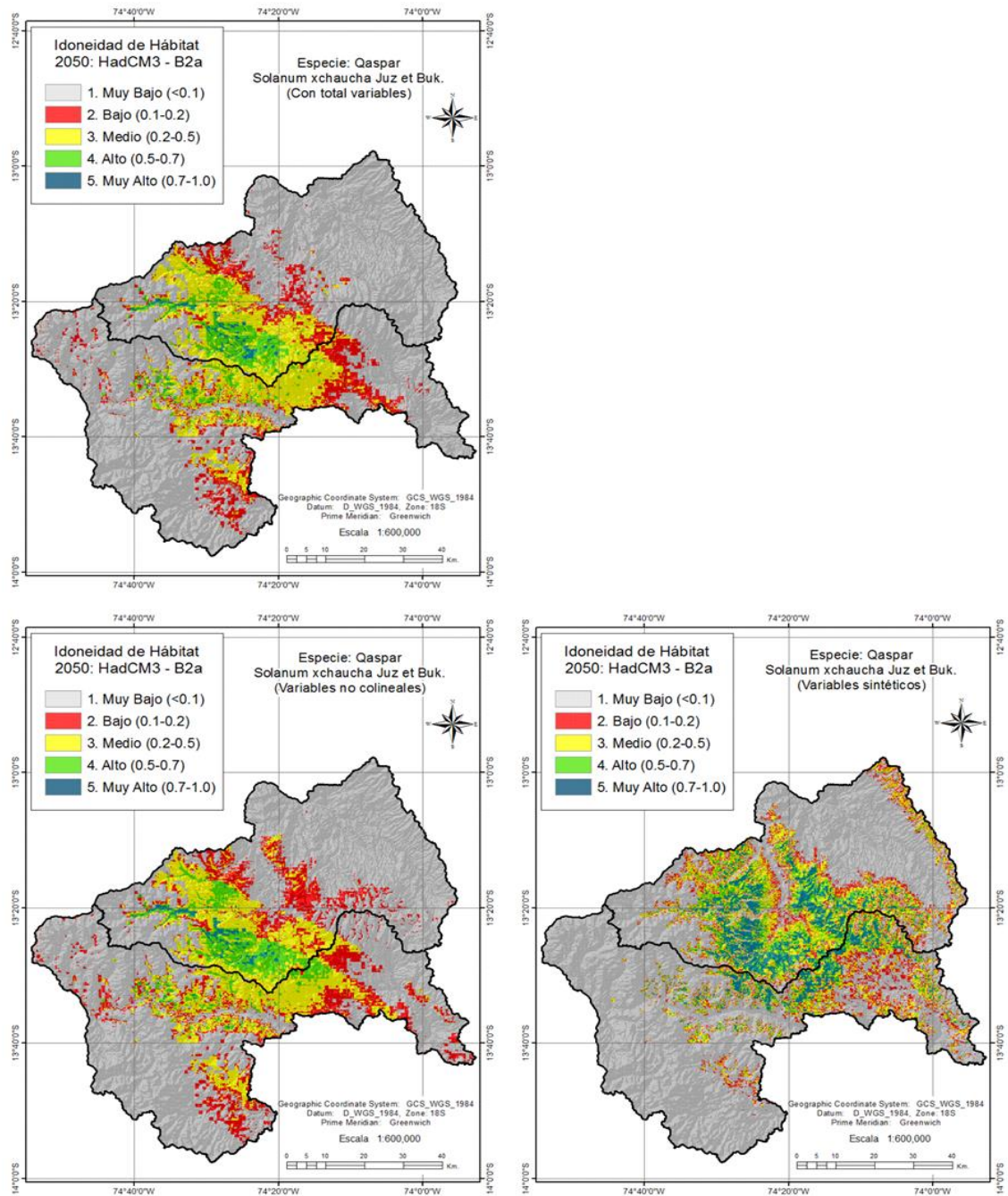
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Puqya” para el escenario B2a del 2050

			P_ab	MX_mt_Puq	MX_ma_Puq	Mh_Puq
Rho de Spearman	P_ab	Coefficiente de correlación	1.000	,791**	,779**	,640**
	MX_mt_Puq	Coefficiente de correlación		1.000	,863**	,396**
	MX_ma_Puq	Coefficiente de correlación			1.000	,344**
	Mh_Puq	Coefficiente de correlación				1.000

En la Figura 3.93, el modelo que presenta mejor consistencia es el MaxEnt total (mapa superior izquierdo) y el que se ajusta mejor para predecir la distribución potencial de la especie Qaspar, mientras el MaxEnt ajustado (mapa inferior izquierdo) y el modelo Mahalanobis resultan subestimados. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizan 14 variables y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis. Con respecto al clima actual, la distribución potencial obtenida en la especie Qaspar reduce su rango de distribución principalmente en la zona Oeste de las cuencas, afectando la diversidad en los distritos de Vinchos, Paras y Sarhua.

Figura 3.93

Distribución potencial futura de “Qaspar” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050



En la Tabla 3.42, los datos de presencia tienen una alta correlación (Rho de Spearman=0.814) con el modelo MaxEnt total, seguido por el modelo MaxEnt ajustado con un Rho de Spearman=0.810, por último, el modelo Mahalanobis con un Rho de Spearman=0.564. Por tanto, el modelo MaxEnt total es el que produce un resultado más consistente.

Tabla 3.42

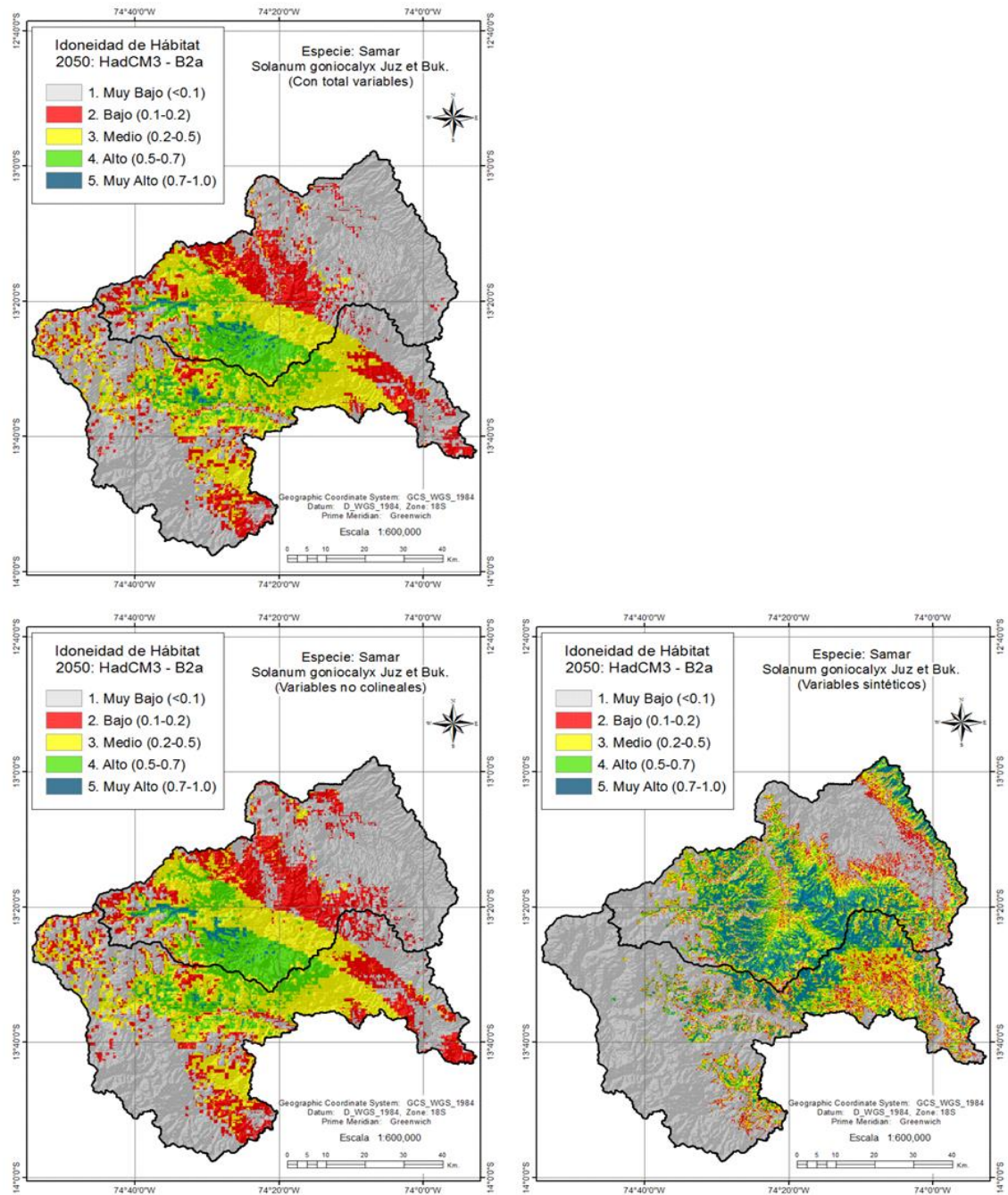
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Qaspar” para el escenario B2a del 2050

			P_ab	MX_mt_Qasp	MX_ma_Qasp	Mh_Qasp
Rho de Spearman	P_ab	Coefficiente de correlación	1.000	,814**	,810**	,564**
	MX_mt_Qasp	Coefficiente de correlación		1.000	,853**	,317**
	MX_ma_Qasp	Coefficiente de correlación			1.000	,325**
	Mh_Qasp	Coefficiente de correlación				1.000

En la figura 3.93, el modelo que presenta mejor consistencia es el MaxEnt total (mapa superior izquierdo) y el que se ajusta mejor para predecir la distribución potencial de la especie Samar, mientras el MaxEnt ajustado (mapa inferior izquierdo) y el modelo Mahalanobis resultan sobreestimados. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizan 15 variables y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.94

Distribución potencial futura de “Samar” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050



En la Tabla 3.43, los datos de presencia tienen una alta correlación (Rho de Spearman=0.872) con el modelo MaxEnt total, seguido por el modelo MaxEnt ajustado con un Rho de Spearman=0.851, por último, el modelo Mahalanobis con un Rho de Spearman=0.683.

Tabla 3.43

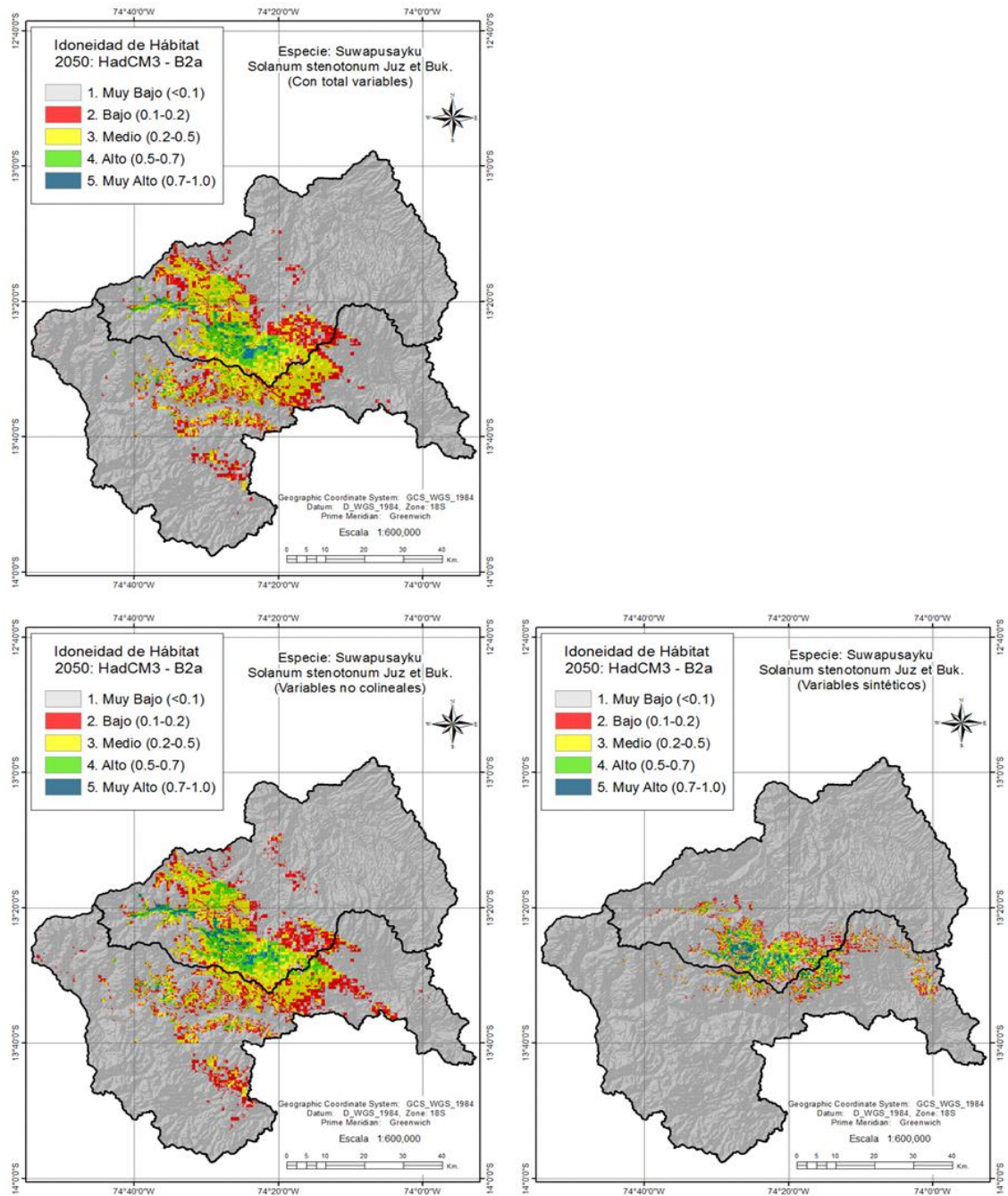
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Samar” para el escenario B2a del 2050

Rho de Spearman	P_ab	Coefficiente de correlación	P_ab 1.000	MX_mt_Samar ,872**	MX_ma_Samar ,851**	Mh_Samar ,683**
	MX_mt_Samar	Coefficiente de correlación		1.000	,870**	,529**
	MX_ma_Samar	Coefficiente de correlación			1.000	,526**
	Mh_Samar	Coefficiente de correlación				1.000

En la figura 3.95, el modelo que presenta mejor consistencia es el MaxEnt ajustado (mapa inferior izquierdo) y el que se ajusta mejor para predecir la distribución potencial de la especie Suwapusayku, mientras el MaxEnt total (mapa superior izquierdo) resulta sobreestimado y el modelo Mahalanobis subestimados. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizan 14 variables y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.95

Distribución potencial futura de “Suwapusayku” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050



En la Tabla 3.44, los datos de presencia tienen una alta correlación (Rho de Spearman=0.833) con el modelo MaxEnt ajustado, seguido por el modelo MaxEnt total con un Rho de Spearman=0.807, y por último el modelo Mahalanobis con un Rho de Spearman=0.715.

Tabla 3.44

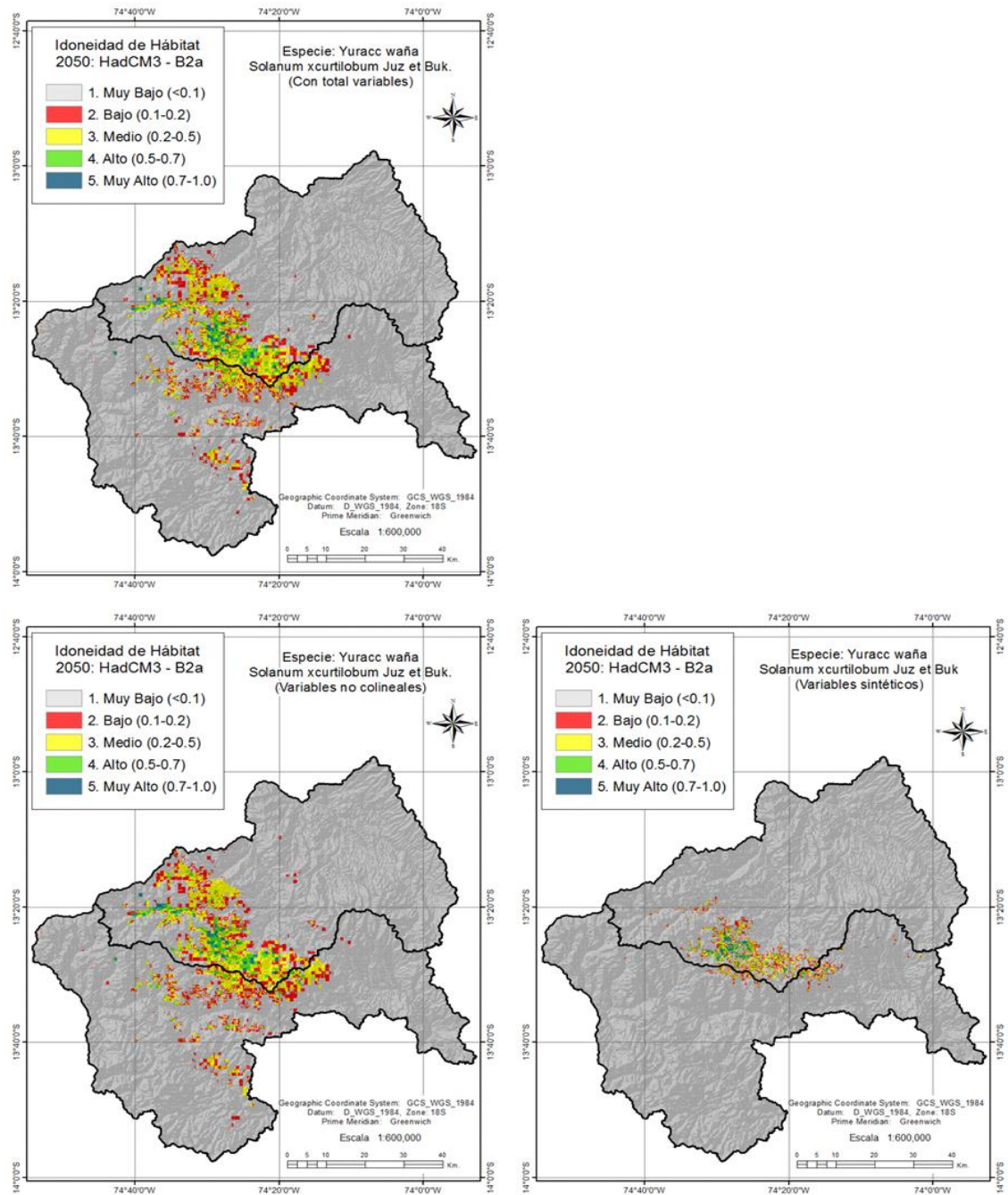
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Suwapusayku” para el escenario B2a del 2050

			P_ab	MX_mt_Suw	MX_ma_Suw	Mh_Suw
	P_ab	Coefficiente de correlación	1.000	,807**	,833**	,715**
Rho de Spearman	MX_mt_Suw	Coefficiente de correlación		1.000	,817**	,423**
	MX_ma_Suw	Coefficiente de correlación			1.000	,430**
	Mh_Suw	Coefficiente de correlación				1.000

En la figura 3.96, el modelo que presenta mejor consistencia es el MaxEnt ajustado (mapa inferior izquierdo) y el que se ajusta mejor para predecir la distribución potencial de la especie Yuracc waña, el MaxEnt total (mapa superior izquierdo) resulta sobreestimado y a la vez el modelo Mahalanobis resulta subestimado. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizan 21 variables y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.96

Distribución potencial futura de “Yuracc waña” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050.



En la Tabla 3.45, los datos de presencia tienen una alta correlación (Rho de Spearman=0.846) con el modelo MaxEnt ajustado, seguido por el modelo MaxEnt total con un Rho de Spearman=0.787, y por último el modelo Mahalanobis con un Rho de Spearman=0.512.

Tabla 3.45

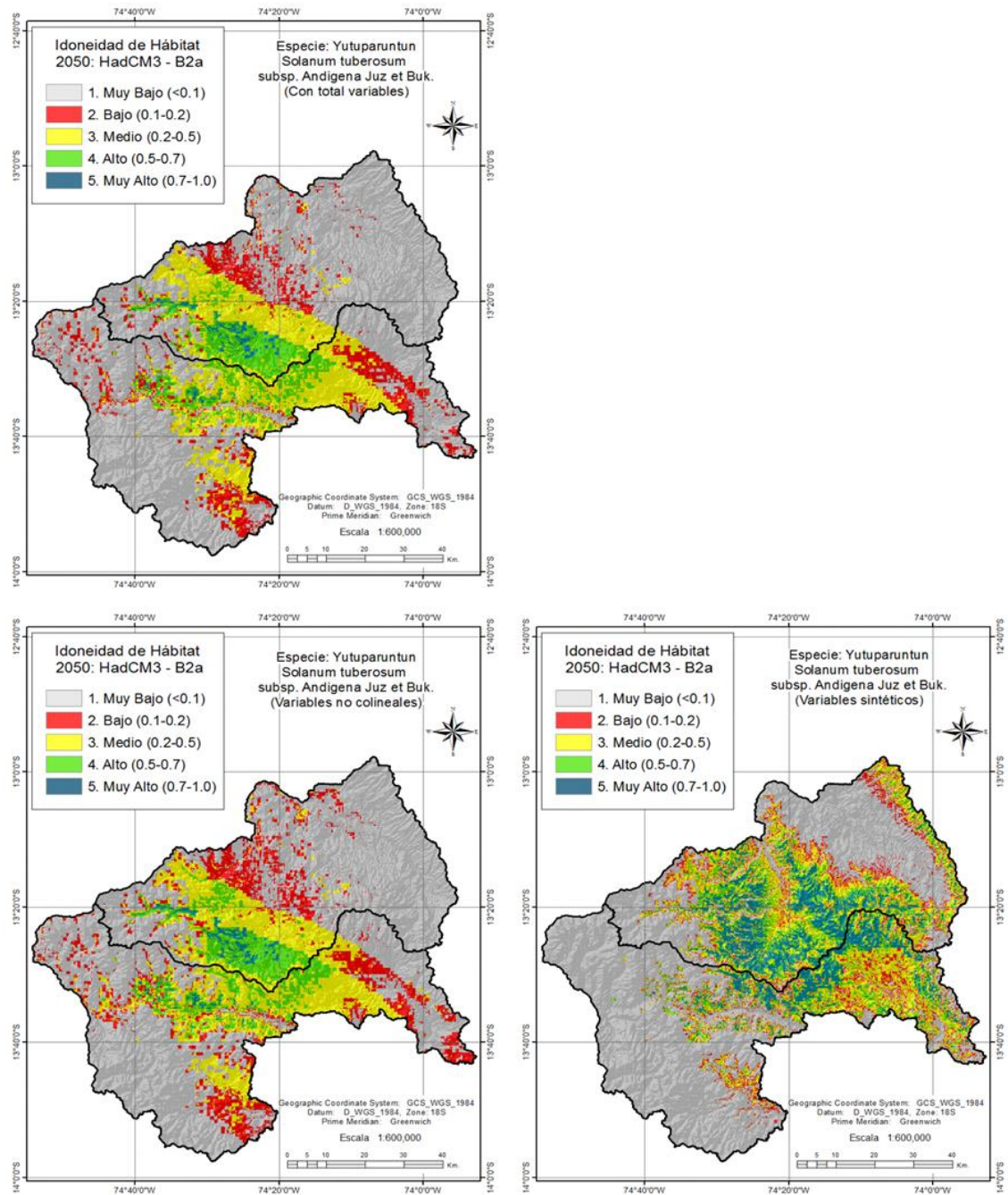
Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Yuracc waña” para el escenario B2a del 2050

		P_ab	MX_mt_Waña	MX_ma_Waña	Mh_Waña
Rho de Spearman	P_ab	1.000	,787**	,846**	,512**
	MX_mt_Waña		1.000	,860**	.082
	MX_ma_Waña			1.000	.201
	Mh_Waña				1.000

En la Figura 3.97, el modelo que presenta mejor consistencia es el MaxEnt ajustado (mapa inferior izquierdo) y el que se ajusta mejor para predecir la distribución potencial de la especie Yutuparuntun, el MaxEnt total (mapa superior izquierdo) resulta subestimado y mientras el modelo Mahalanobis resulta demasiado sobreestimado. Para el modelo MaxEnt ajustado se utilizan 15 variables y 6 variables sintéticos para el modelo Mahalanobis.

Figura 3.97

Distribución potencial futura de “Yutuparuntun” con el modelo MaxEnt (mapas lado izquierdo) y Mahalanobis (mapa lado derecho), escenario B2a del 2050



En la Tabla 3.46, los datos de presencia tienen una alta correlación (Rho de Spearman=0.865) con el modelo MaxEnt ajustado, seguido por el modelo MaxEnt total con un Rho de Spearman=0.839, y por último el modelo Mahalanobis con un Rho de Spearman=0.809.

Tabla 3.46

Coefficientes de correlación de Spearman entre las categorías de hábitat de los modelos MaxEnt y Mahalanobis con presencia de la especie “Yutuparuntun” para el escenario B2a del 2050

		P_ab	MX_mt_Yutu	MX_ma_Yutu	Mh_Yutu
Rho de Spearman	P_ab	1.000	,839**	,865**	,809**
	MX_mt_Yutu		1.000	,885**	,475**
	MX_ma_Yutu			1.000	,509**
	Mh_Yutu				1.000

Con respecto al área de distribución futura de las especies para el escenario B2a del año 2050 se muestra en la Tabla 3.47. En la cuenca Cachi-Mantaro, con el modelo MaxEnt y el modelo Mahalanobis, en la categoría de hábitat Muy Bajo la máxima área es ocupado por la especie Yuracc waña y la mínima área por la especie Samar. En la categoría Bajo, con el modelo MaxEnt la máxima área es ocupado por el Samar y la mínima área ocupado por el Yuracc waña; mientras con el modelo Mahalanobis la mínima área es para el Yuracc waña y la máxima área para la especie Awilupa papan. En la categoría Medio, en ambos modelos la mínima área es ocupada por el Yuracc waña, y el área máxima por las especies Awilupa papan y Yutuparuntun. En la categoría Alto, para ambos modelos, el área máxima es ocupado por la especie Yuracc waña y la máxima área es para el Samar, En la categoría Muy Alto, con el modelo MaxEnt la máxima área es ocupado por el Samar y la mínima área es ocupado por Awilupa papan; mientras con el modelo Mahalanobis la mínima área es para el Yuracc waña y la máxima para la especie Samar.

En la cuenca Pampas, en la categoría Muy Bajo, en ambos modelos la máxima área es para el Yuracc waña, y la mínima área en el modelo MaxEnt es para el Samar y la especie Awilupa papan en el modelo Mahalanobis. En las categorías Bajo y Medio, tanto en MaxEnt y así como en el Mahalanobis, la máxima área es ocupado por la especie Samar y la mínima área por Yuracc waña. En la categoría Alto, en ambos modelos la mínima área es para Yuracc waña, mientras la máxima área es ocupada por el Samar en el modelo MaxEnt y Awilupa papan en el modelo Mahalanobis. Por último, en la categoría Muy Alto, en ambos modelos, la máxima área espera la especie Awilupa papan; mientras la mínima área es para la especie silvestre Atuppa papan en el modelo MaxEnt y Yuracc waña en el modelo Mahalanobis.

Tabla 3.47

Categorías de idoneidad de hábitat actual en Km² por cuenca para el modelo ajustado de MaxEnt y Mahalanobis, escenario B2a del 2050

Especie modelada	Categoría Idoneidad	Modelo MaxEnt		Modelo Mahalanobis	
		Cachi-Mantaro	Pampas	Cachi-Mantaro	Pampas
Atuqpapa	Muy bajo	1682.64	1998.75	1613.14	2577.00
	Bajo	429.62	565.26	251.09	195.53
	Medio	546.42	678.94	592.15	284.46
	Alto	332.09	87.46	272.26	124.93
	Muy alto	43.56	0.48	305.70	148.98
Awilupapa	Muy bajo	1638.89	1800.46	1397.75	2070.92
	Bajo	540.06	397.30	329.66	167.99
	Medio	619.99	834.12	640.94	500.52
	Alto	208.14	244.06	324.94	272.61
	Muy alto	27.25	54.96	341.03	318.85
Maku	Muy bajo	2360.48	2808.34	2601.15	3171.67
	Bajo	205.61	221.49	142.42	47.20
	Medio	311.86	260.09	175.91	69.97
	Alto	109.43	39.25	58.01	22.37
	Muy alto	46.94	1.72	56.83	19.69
Puqya	Muy bajo	1985.23	2292.83	2511.45	3081.37
	Bajo	316.97	436.75	141.60	72.74
	Medio	452.58	508.46	221.93	103.30
	Alto	232.73	86.63	80.99	34.51
	Muy alto	46.81	6.23	78.36	38.98
Qaspar	Muy bajo	1985.23	2292.83	1697.80	2574.82
	Bajo	316.97	436.75	261.83	226.15
	Medio	452.58	508.46	539.39	305.23
	Alto	232.73	86.63	250.45	100.20
	Muy alto	46.81	6.23	284.85	124.50
Suwapusayku	Muy bajo	2339.77	2779.50	2756.02	3157.08
	Bajo	186.89	272.62	74.99	63.23
	Medio	318.03	242.00	109.57	71.76
	Alto	140.12	34.39	45.92	22.96
	Muy alto	49.51	2.39	47.82	15.86
Samar	Muy bajo	1509.21	1562.11	1181.98	2107.37
	Bajo	582.77	591.96	243.32	231.92
	Medio	514.98	913.43	645.64	530.01
	Alto	371.16	248.73	414.02	205.65
	Muy alto	56.22	14.66	549.37	255.94
Waña	Muy bajo	2552.65	3069.64	2895.07	3298.14
	Bajo	139.79	124.40	43.04	15.00
	Medio	246.20	121.94	63.07	15.14
	Alto	66.28	14.31	18.97	1.97
	Muy alto	29.41	0.61	14.18	0.64
Yutuparuntun	Muy bajo	1926.47	1969.58	1347.10	2156.21
	Bajo	306.03	447.60	263.04	215.70
	Medio	484.00	689.24	655.55	520.70
	Alto	261.68	203.95	359.03	203.37
	Muy alto	56.15	20.54	409.62	234.92

3.2.7.4. Comparación de la distribución actual-futura del mejor modelo Maxent y Mahalanobis

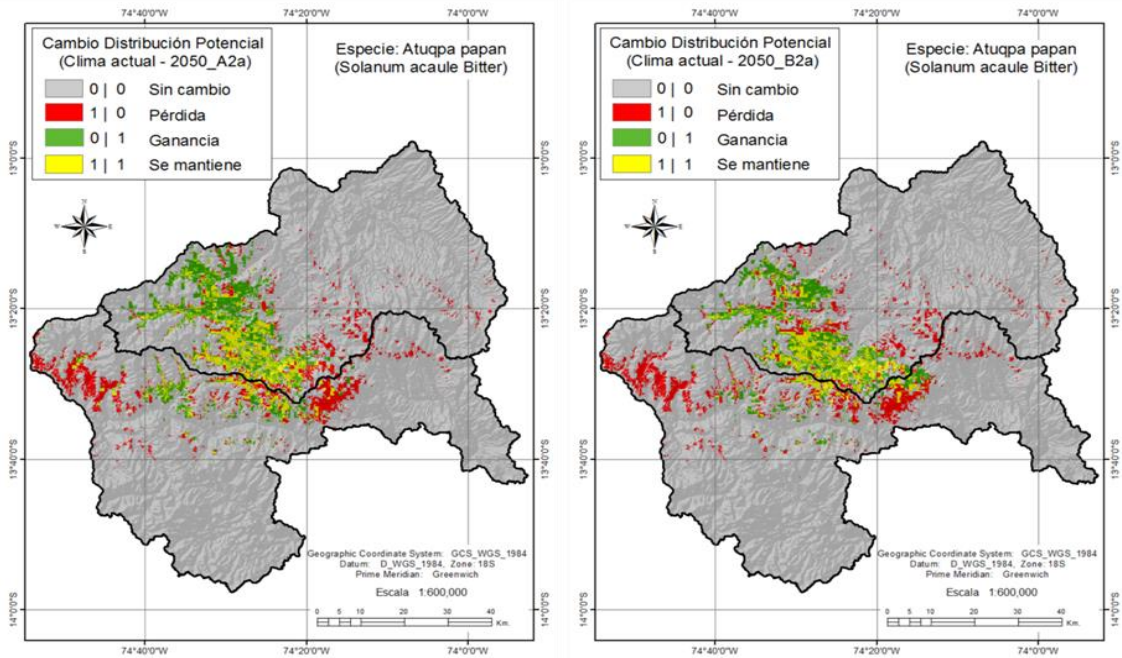
Uno de los sistemas naturales que pueden verse seriamente afectados por los impactos del cambio climático, constituye el ecosistema de cuenca alta en la zona de estudio, condición que permite estudiar y comparar los cambios inducidos por el clima a lo largo de su gradiente de distribución. Estos ecosistemas son áreas con gran diversidad, y son considerados ecosistemas muy frágiles a los cambios climáticos, ya que albergan gran cantidad de especies endémicas, las que por su limitada variabilidad genética son muy proclives a su extinción.

En la figura 3.98, se muestra la comparación entre la actual y futura distribución potencial de la especie *Atuqpa papan*, en donde el color gris en los mapas representa las áreas que no experimentan cambios, puesto que en la actualidad y en el futuro no se registran presencias. El color rojo representa áreas con pérdidas en la distribución, el color verde representa áreas con ganancia y el color amarillo son las áreas en donde la presencia de la especie se mantiene. En la evolución espacial se nota la ocurrencia de impactos tanto positivos y negativos para la especie, detallando cambios de distribución debido a la influencia de las variables bioclimáticas que participan en el modelado para cada escenario climático.

En esta dinámica espacial de la distribución de la especie frente a los impactos del cambio climático, en el escenario A2a y así como en el escenario B2a del año 2050 se observan mayor pérdida de la especie en la cuenca Pampas, mientras que en la cuenca Cachi-Mantaro y sobre todo en un escenario A2a del 2050 se produce mayor ganancia en la distribución de la especie. Por último, la especie se mantiene poco más bajo el escenario A2a a comparación del escenario B2a del año 2050, es decir esta especie es más vulnerable a los impactos del escenario B2a.

Figura 3.98

Distribución Cambio de distribución potencial actual-futura de “Atuqpa papan”



Para medir el grado de acuerdo y asociatividad en la tabulación cruzada, entre los mapas de distribución actual y futura, se calculó los estadísticos de Kappa (K) y de Cramer's (V). La V de Cramer es una corrección que se puede aplicar al coeficiente Chi Cuadrado, Cramer, es otro de los coeficientes usados para ver la asociación de las variables nominales cuando sus categorías son más de dos clases. El coeficiente varía entre cero y uno, cuanto más próximo a cero se encuentre, más independientes serán las variables; cuanto más próximo a uno sea el número, más asociadas estarán las variables que se estudien, es una medida simétrica para la intensidad de la relación entre dos o más variables de la escala nominal, lo cual permite obtener un índice con valor máximo (que indica la mayor asociación entre variables) igual a 1 (el valor mínimo es 0, que indica NO asociación).

Tabla 3.48*Escala de los coeficientes Kappa propuesto por Landis y Koch (1977) y Cramér's V*

Kappa (k)	Grado de acuerdo	Descripción
<0.00	Sin acuerdo	El índice Kappa mide el grado de acuerdo, una vez corregido por azar, en tanto es la proporción del acuerdo observado que excede la proporción por azar. Si este valor es igual a 1, estaríamos frente a una situación en que la concordancia es perfecta (100% de acuerdo) y por tanto, la proporción por azar es cero; cuando el valor es 0, hay total desacuerdo y entonces la proporción esperada por azar se hace igual a la proporción observada.
0.00-0.20	Insignificante	
0.21-0.40	Mediano	
0.41-0.60	Moderado	
0.61-0.80	Sustancial	
0.81-1.00	Casi perfecto	
Cramer's		
V=0	No hay relación X e Y	Cramér's (V) varía entre 0 y 1, un Cramér's V que es mayor que 0.3 es considerado en ciencias sociales como una correlación significativa. Asimismo, Cramér's V es un número siempre positivo, por tanto, no se pueden hacer afirmaciones acerca de la dirección de la relación.
V=0.6	Hay una correlación relativamente intensa entre X e Y	
V=1	Hay una relación perfecta entre X e Y	

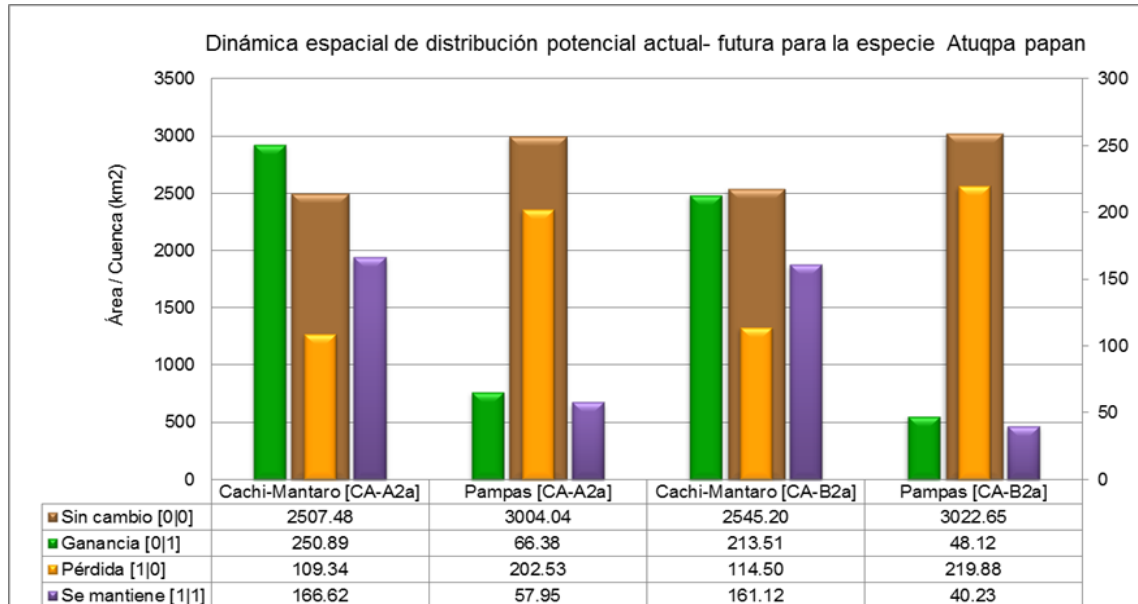
En este sentido, en el cruce de mapas Clima actual y escenario A2a, se obtiene un coeficiente Cramer's de 0.3567 y el índice de Kappa (KIA) de 0.3567. Mientras en el cruce Clima actual con el escenario B2a el coeficiente de Cramer's es 0.3480 y el índice de Kappa (KIA) es 0.3468. Para ambos casos, según el índice KIA existe mediano acuerdo, y por el lado del coeficiente Cramer estos mapas tienen baja intensidad de relación o de asociación, indicando que los cambios en la distribución potencial son sustanciales. La distribución actual se reduce para las condiciones climáticas de los escenarios A2a y B2a del año 2050, siendo mucho mayor la reducción para este último. Por lo tanto, esta especie silvestre y de mucha importancia en la agricultura es vulnerable a los cambios de las variables bioclimáticas utilizadas.

El efecto climático en la distribución potencial para la especie *Atuqpa papan* se puede apreciar en la figura 3.99, en donde los datos de superficie actual para el hábitat [0|0] permanecen relativamente estables en ambas cuencas y para los dos escenarios futuros. La ganancia [0|1] es mayor en la cuenca Cachi-Mantaro, 250.89 km² en el cruce CA-A2a y 213.51 km² para el cruce CA-B2a. La mayor pérdida [1|0] se registra en la cuenca Pampas, 202.53 km² en el cruce CA-A2a y 219.88 km² para el cruce CA-B2a. Asimismo, la especie mantiene permanencia [1|1] mucho mayor en la cuenca Cachi-Mantaro, 166.62 km² en el cruce CA-A2a y 161.12 km² para el cruce CA-B2a.

En estas figuras, la ordenada principal se representa las áreas que no presentan cambios [0|0], mientras en la ordenada secundaria se resalta las áreas que muestran dinámicas de cambios, es decir a los intervalos comprendidos entre los intervalos [0|1] y [1|1].

Figura 3.99

Comparación de distribución potencial actual-futura de "Atuqpa papan"

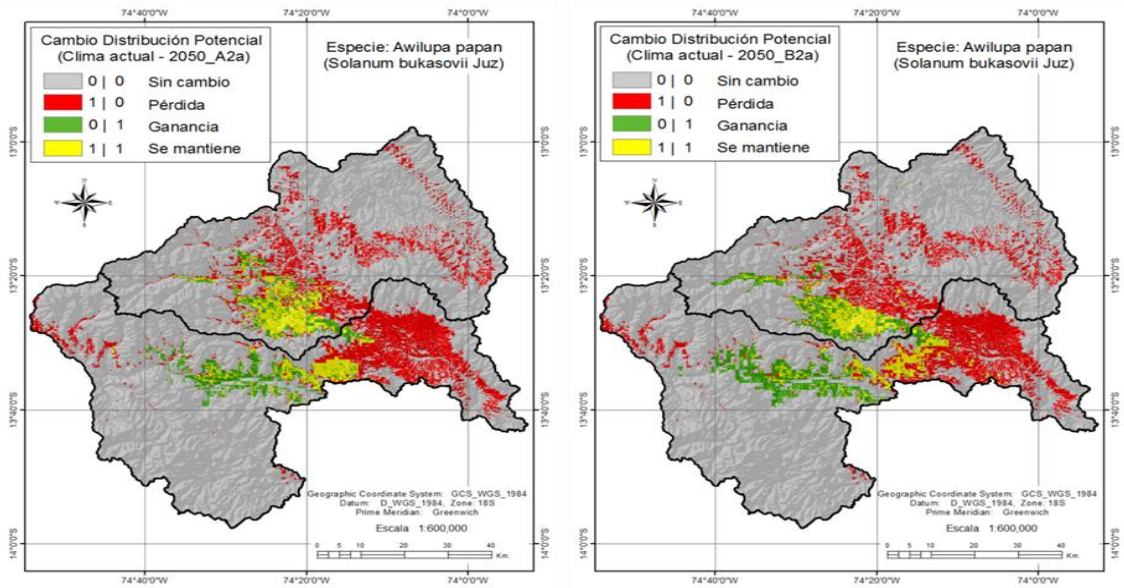


En la figura 3.100, se muestra la comparación entre la actual y futura distribución potencial de la especie *Awilupa papan*, en los mapas se observan mayor prevalencia de áreas con pérdida de la especie, siendo mayor esta pérdida en la cuenca Pampas pero a la vez en esta cuenca también hay mayor ganancia a comparación de la que ocurre en la cuenca Cachi-Mantaro, en ambas cuencas las ganancias se registran en pisos térmicos medio y las reducciones en el piso térmico bajo, es decir esta especie silvestre experimenta un ascenso. Además, en el cruce CA-A2a hay mayor permanencia de la especie, y en el cruce CA-B2a hay menor permanencia, pero con ganancia mayor.

En el cruce de mapas Clima actual y escenario A2a, el coeficiente Cramer's es 0.2607 y el índice Kappa (KIA) es 0.2334. Mientras en el cruce Clima actual con el escenario B2a el coeficiente de Cramer's es 0.1928 y el índice de Kappa (KIA) es 0.1774. Según el índice KIA existe entre insignificante y mediano acuerdo, y por el lado del coeficiente Cramer existe baja e insignificante asociación entre los mapas cruzadas, es decir los cambios en la distribución potencial son significantes.

Figura 3.100

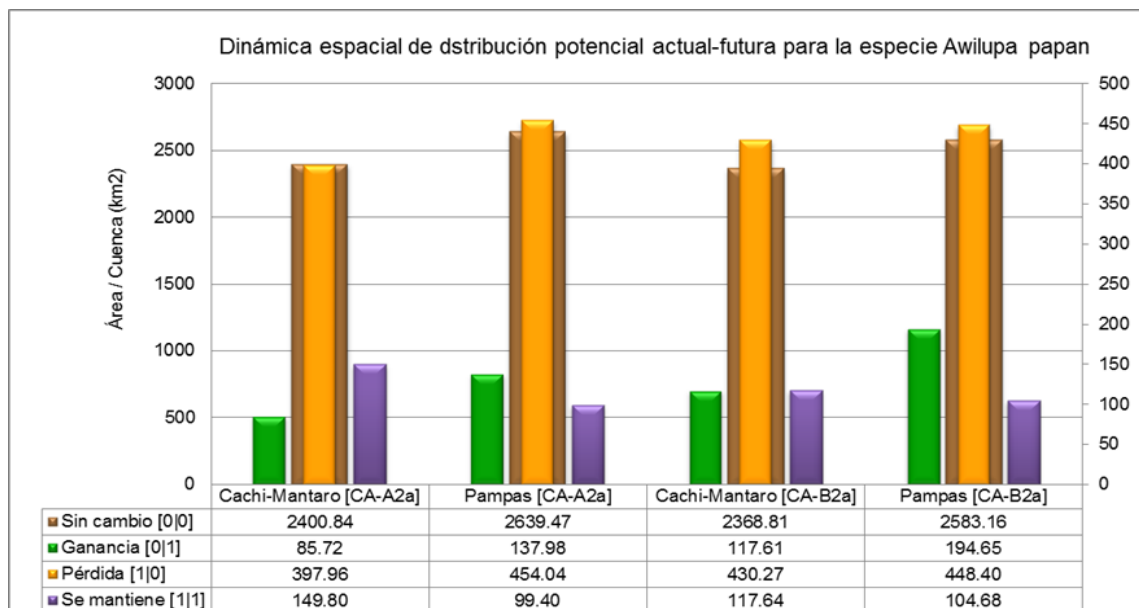
Comparación de distribución potencial actual-futura de “Awilupa papan”



En la Figura 3.101, se observa la dinámica espacial de la especie *Awilupa papan*, en donde la ganancia [0|1] es mayor en la cuenca Pampas, 137.98 km² en el cruce CA-A2a y 194.65 km² para el cruce CA-B2a. La mayor pérdida [1|0] se registra en la cuenca Pampas, 454.04 km² en el cruce CA-A2a y 448.40 km² para el cruce CA-B2a. Sin embargo, la especie mantiene permanencia [1|1] mucho mayor en la cuenca Cachi-Mantaro, 149.80 km² en el cruce CA-A2a y 117.64 km² para el cruce CA-B2a.

Figura 3.101

Comparación de distribución potencial actual-futura de “Awilupa papan”

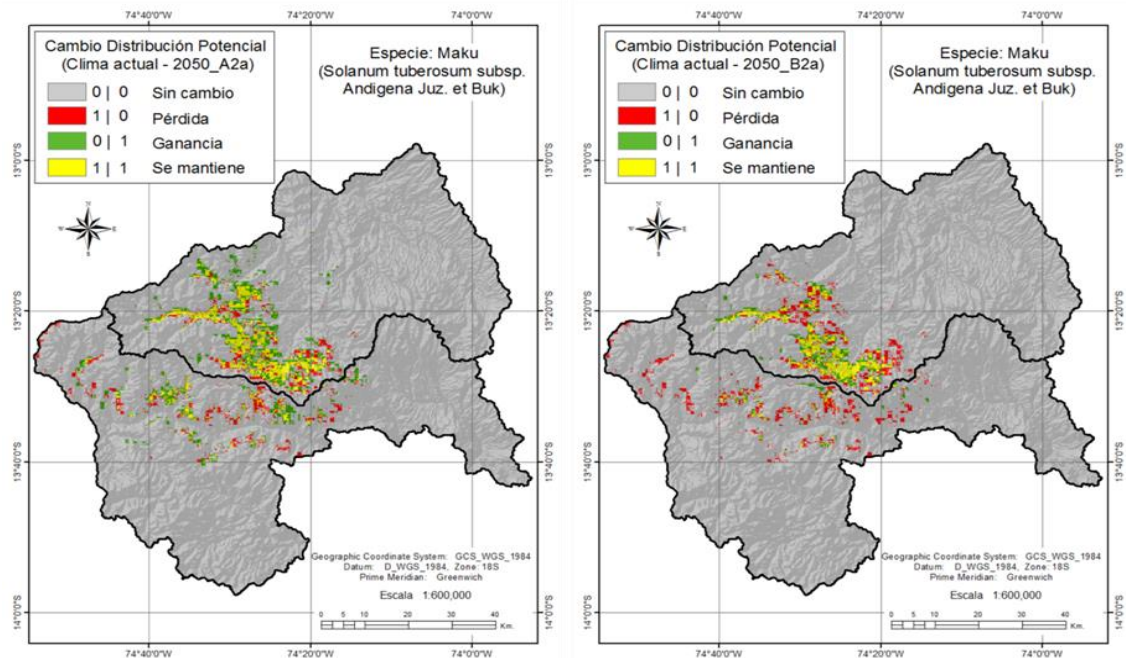


En la figura 3.102, se muestra la comparación entre la actual y futura distribución potencial de la especie Maku, en donde se observan cambios bastante diferenciados, con mayor prevalencia de áreas con pérdida de la especie para el cruce CA-B2a y una mayor ganancia en el cruce CA-A2a, cabe señalar que dichas pérdidas ocurren mayormente en la cuenca Pampas. En el cruce CA-A2a, la especie encuentra mejores condiciones que repercuten en ganancia y mantenimiento de la población actual.

En el cruce de mapas Clima actual y escenario A2a, el coeficiente Cramer's es 0.4902 y el índice Kappa (KIA) es 0.4880. Mientras en el cruce Clima actual con el escenario B2a el coeficiente de Cramer's es 0.4852 y el índice KIA es 0.4746. Según el índice KIA para ambos cruces existe moderado acuerdo de la información cruzada, y por el lado del coeficiente Cramer existe relativamente intensa asociación entre dichos datos, es decir los cambios en la distribución potencial es moderada, es decir, se registran cambios, pero dichos cambios no serán muy dramáticos.

Figura 3.102

Cambio de distribución potencial actual-futura de "Maku"

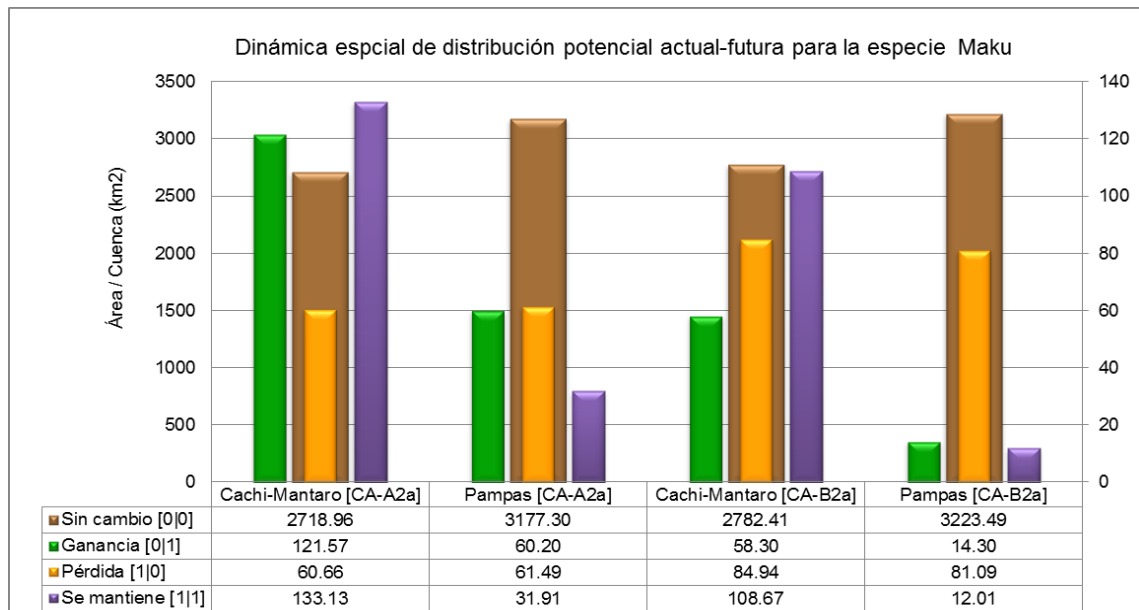


En la figura 3.103, se observa la dinámica espacial de la especie Maku, en donde la ganancia [0|1] es mayor en la cuenca Cachi-Mantaro, 121.57 km² en el cruce CA-A2a y 58.30 km² para el cruce CA-B2a. Las pérdidas [1|0] mayores son casi parecidos, en la

cuenca Pampas 61.49 km² en el cruce CA-A2a y en la cuenca Cachi-Mantaro 84.94 km² para el cruce CA-B2a. Por otro lado, la especie mantiene permanencia [1|1] mayor en la cuenca Cachi-Mantaro y bajo ambos escenarios de cambio climático, 133.13 km² en el cruce CA-A2a y 108.67 km² para el cruce CA-B2a, es decir la cuenca Cachi-Mantaro es menos vulnerable para esta especie frente a efectos del cambio climático.

Figura 3.103

Comparación de distribución potencial actual-futura de "Maku"



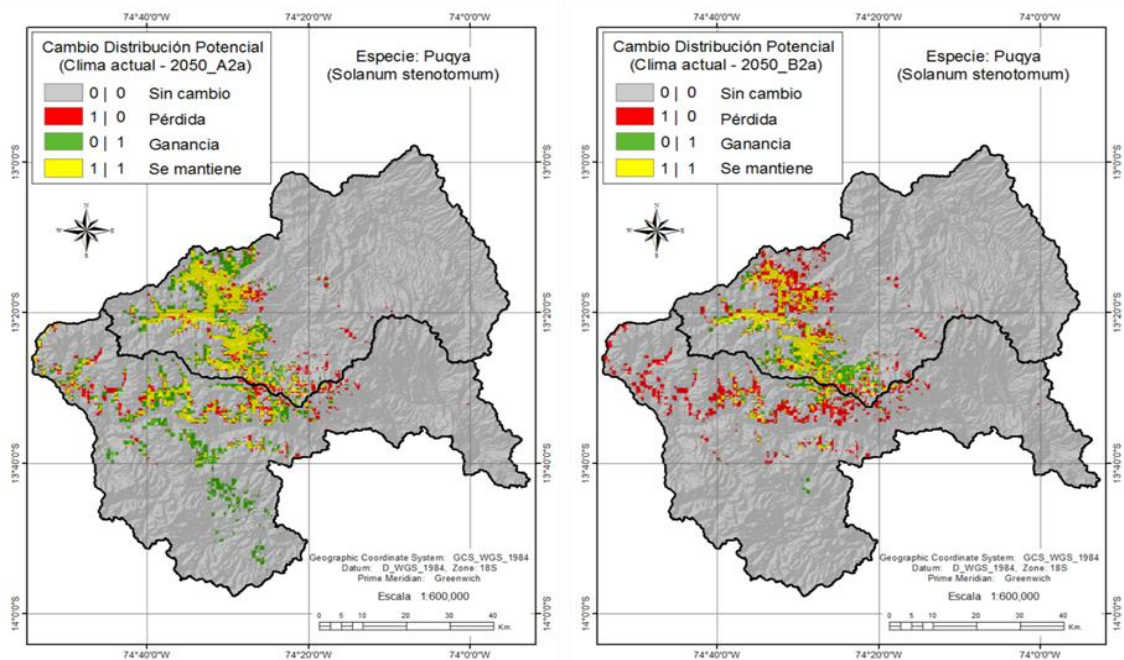
En la figura 3.104, se muestra la comparación entre la actual y futura distribución potencial de la especie Puqya, en donde se observan mayor prevalencia de áreas con pérdida de la especie para el cruce CA-B2a y una mayor ganancia en el cruce CA-A2a. Las pérdidas ocurren mayormente en la cuenca Pampas y de manera pronunciada en el cruce CA-B2a. Asimismo, en ambos escenarios, la población actual permanecerá más en la cuenca Cachi-Mantaro, e inclusive las ganancias se extiende en orientación Sur-Este y las reducciones se registran en la orientación Nor-Este, esto indica que los extremos térmicos futuros se verán amortiguados en las laderas con orientación Sur-Oeste, en la actualidad en esta orientación prosperan con dificultad diferentes especies cultivadas y silvestres debido a la prevalencia de la helada, vientos, la incidencia de menor horas sol y entre otros.

En el cruce de mapas Clima actual y escenario A2a, el coeficiente Cramer's es 0.5546 y el índice Kappa (KIA) es 0.5494. Mientras en el cruce Clima actual con el escenario B2a

el coeficiente de Cramer's es 0.4769 y el índice KIA es 0.4612. Según el índice KIA existe moderado acuerdo entre los mapas cruzados, y por el lado del coeficiente Cramer existe relativamente intensa asociación entre dichos datos, en términos generales los cambios en la distribución potencial son moderados.

Figura 3.104

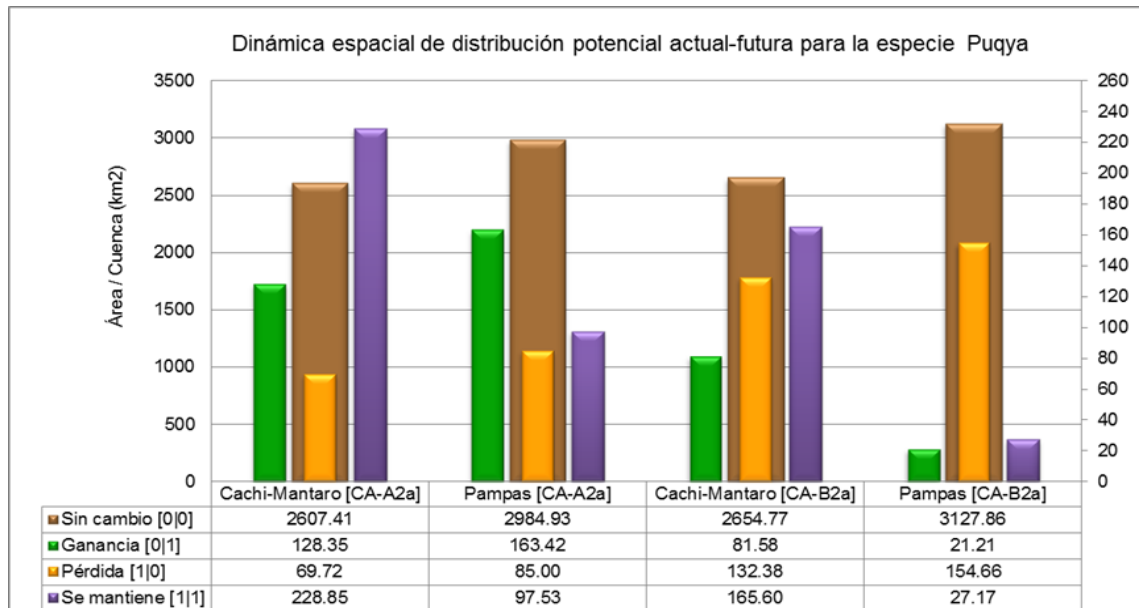
Cambio de distribución potencial actual-futura de "Puqya"



En la figura 3.105, en la dinámica espacial de la especie Puqya, la ganancia [0|1] es mayor en la cuenca Cachi-Mantaro, 128.35 km² en el cruce CA-A2a y 81.57 km² para el cruce CA-B2a. Las pérdidas [1|0] mayores se registran en la cuenca Pampas, 85 km² en el cruce CA-A2a y 154.66 km² en el cruce CA-B2a, precisándose que dichas pérdidas son mucho mayores en el cruce CA-B2a y en ambas cuencas. La especie mantiene permanencia [1|1] más en la cuenca Cachi-Mantaro y bajo ambos escenarios de cambio climático, 228.85 km² en el cruce CA-A2a y 165.60 km² para el cruce CA-B2a. La especie Puqya es más vulnerable en la cuenca Pampas y moderadamente vulnerable en la cuenca Cachi-Mantaro.

Figura 3.105

Comparación de distribución potencial actual-futura “Puqya”

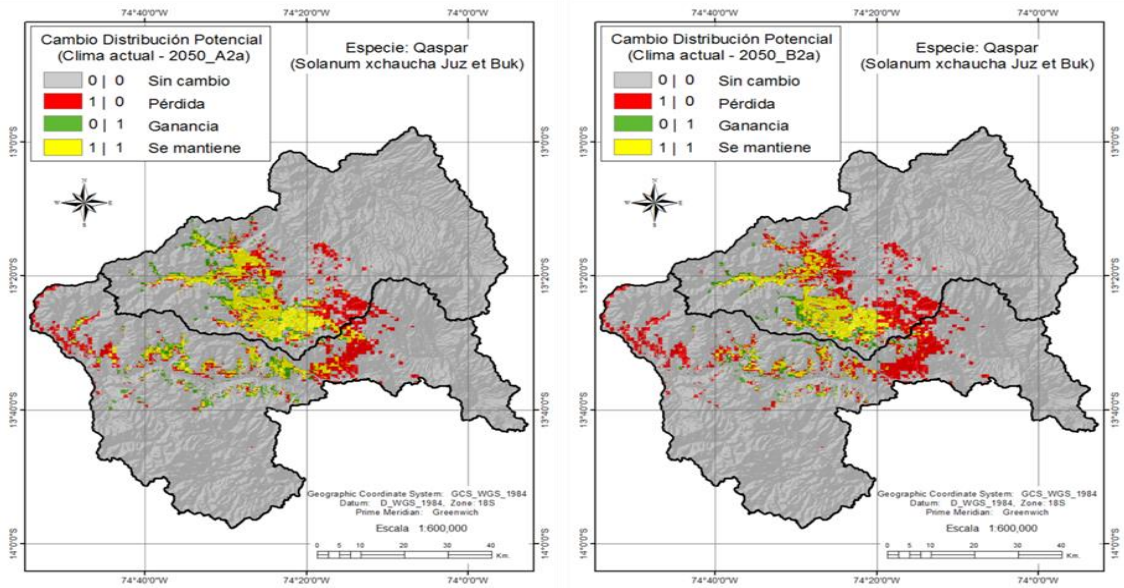


En la figura 3.106, se muestra la comparación entre la actual y futura distribución potencial de la especie Qaspar, en donde se observan mayor extensión de áreas con pérdida de la especie, aún mayor para el cruce CA-B2a. En cuanto a la ganancia, estos son similares en ambos escenarios. Las pérdidas ocurren de manera similar en ambas cuencas, pero es mucho mayor en el cruce CA-B2a. Si bien, las permanencias son significativas, es mayor en el cruce CA-A2a y sobre todo en la cuenca Cachi-Mantaro, pero el ascenso de la especie hacia pisos térmicos altos es más notorio.

En el cruce de mapas Clima actual y escenario A2a, el coeficiente Cramer's es 0.5521 y el índice Kappa (KIA) es 0.5406. Mientras en el cruce Clima actual con el escenario B2a el coeficiente de Cramer's es 0.4592 y el índice KIA es 0.4228. Según el índice KIA existe moderado acuerdo entre los mapas cruzadas, y por el lado del coeficiente Cramer existe relativamente intensa asociación, es decir, los cambios en la distribución potencial son moderados.

Figura 3.106

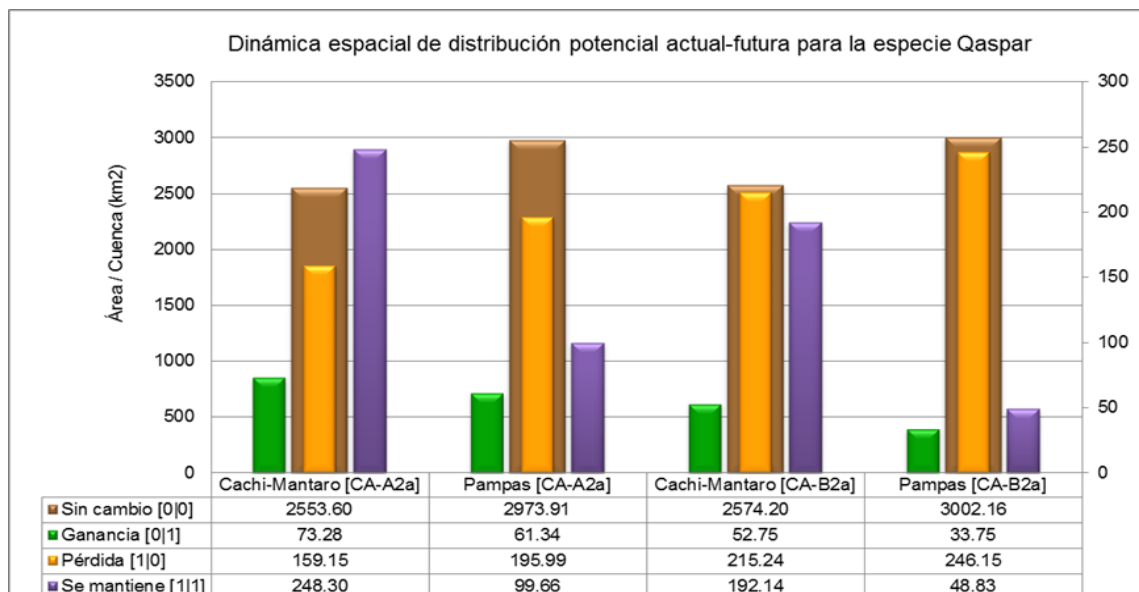
Cambio de distribución potencial actual-futura de “Qaspar”



En la figura 3.107, en la dinámica espacial de la especie Qaspar, la ganancia [0|1] es mayor en la cuenca Cachi-Mantaro, 73.28 km² en el cruce CA-A2a y 52.75 km² para el cruce CA-B2a. Las pérdidas [1|0] son mayores en la cuenca Pampas, 195.99 km² en el cruce CA-A2a y 246.15 km² en el cruce CA-B2a, se señala que las pérdidas son mayores en el cruce CA-B2a en ambas cuencas. La especie mantiene permanencia [1|1] más en la cuenca Cachi-Mantaro y en ambos escenarios de cambio climático, 248.30 km² en el cruce CA-A2a y 192.14 km² para el cruce CA-B2a. La especie Qaspar es más vulnerable en la cuenca Pampas y moderadamente vulnerable en la cuenca Cachi-Mantaro.

Figura 3.107

Comparación de distribución potencial actual-futura “Qaspar”

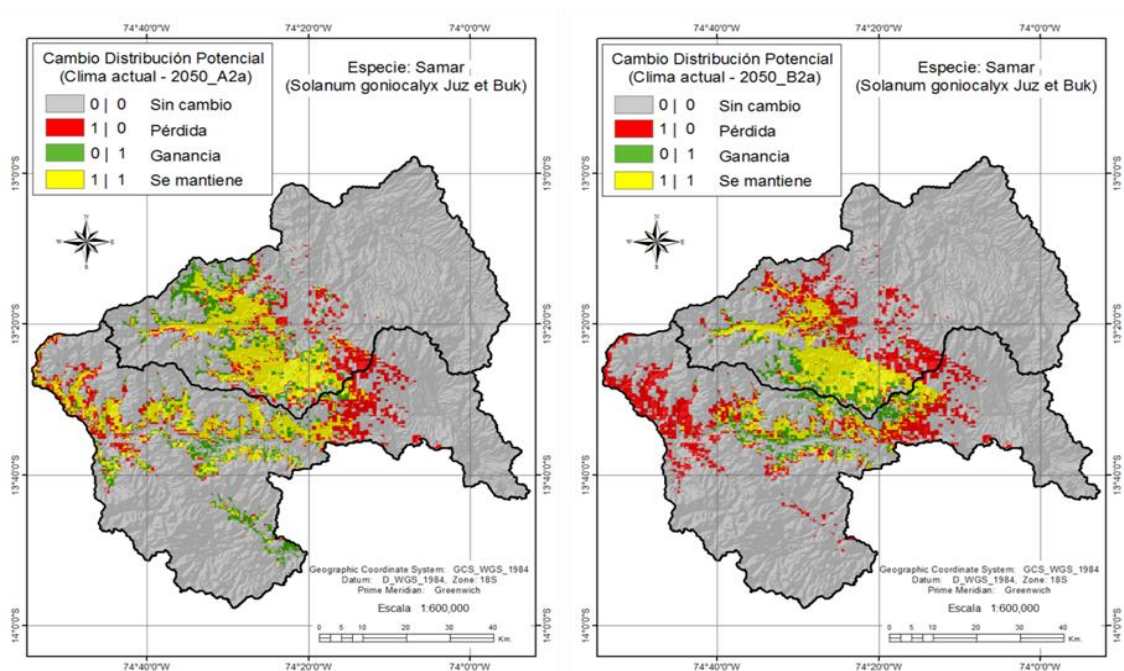


En la figura 3.108, se muestra la comparación entre la actual y futura distribución potencial de la especie Samar, observándose mayor prevalencia de áreas con pérdida de la especie sobre todo en el cruce CA-B2a. En cuanto a la ganancia, es ligeramente mayor en el cruce CA-B2a y esta se registra en la cuenca Pampas, sin embargo, el ascenso de la especie se confina hacia el piso térmico alto y con consiguiente desaparición en el piso térmico bajo. Las permanencias son significativas en la cuenca Cachi-Mantaro, siendo mucho mayor en el cruce CA-A2a.

En el cruce de mapas Clima actual y escenario A2a, el coeficiente Cramer's es 0.5869y el índice Kappa (KIA) es 0.5851. Mientras en el cruce Clima actual con el escenario B2a el coeficiente de Cramer's es 0.4688 y el índice KIA es 0.4476. Según el índice KIA existe moderado acuerdo entre los mapas cruzadas, con respecto al coeficiente de Cramer existe relativamente intensa asociación, es decir, los cambios en la distribución potencial del Samar son moderados.

Figura 3.108

Cambio de distribución potencial actual-futura de "Samar"

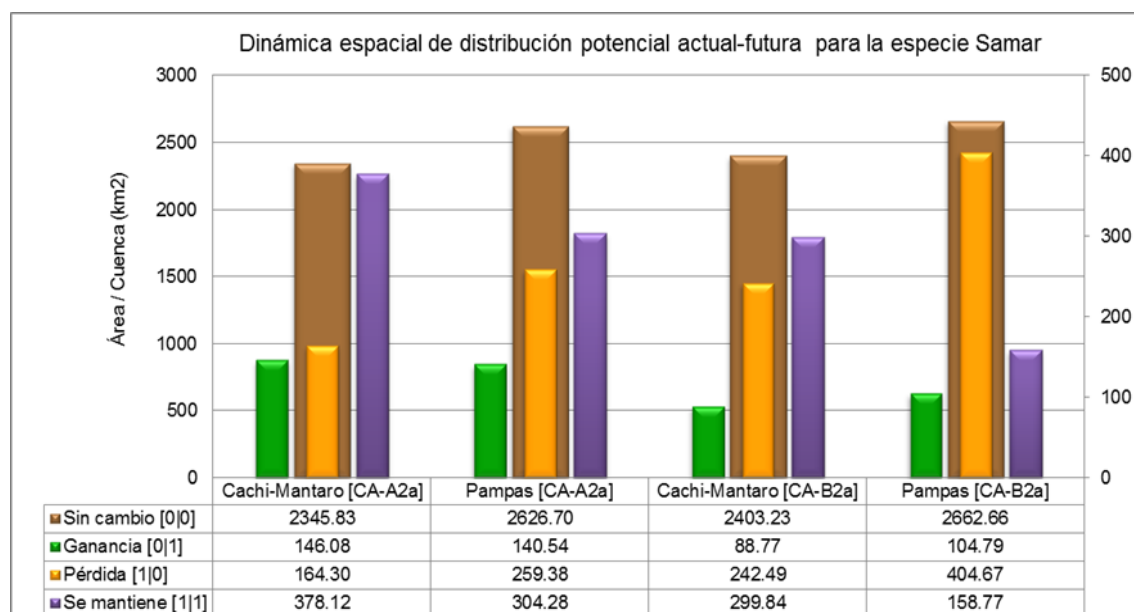


En la figura 3.109, en la dinámica espacial de la especie Samar, la ganancia [0|1] es mayor en ambas cuencas, en la cuenca cachi-Mantaro un 146.08 km² para el cruce CA-A2a y 104.79 km² en la cuenca Pampas para el cruce CA-B2a. Las pérdidas [1|0] son mayores

en la cuenca Pampas, 259.38 km² en el cruce CA-A2a y 404.67 km² en el cruce CA-B2a, en general dichas pérdidas son mayores en el cruce CA-B2a y en ambas cuencas. La especie mantiene permanencia [1|1] más en la cuenca Cachi-Mantaro y en ambos escenarios de cambio climático, 378.12 km² en el cruce CA-A2a y 299.84 km² para el cruce CA-B2a. La especie Qaspar es más vulnerable en la cuenca Cachi-Mantaro y moderadamente vulnerable en la cuenca Pampas y en los dos escenarios de cambio climático.

Figura 3.109

Comparación de distribución potencial actual-futura de “Samar”

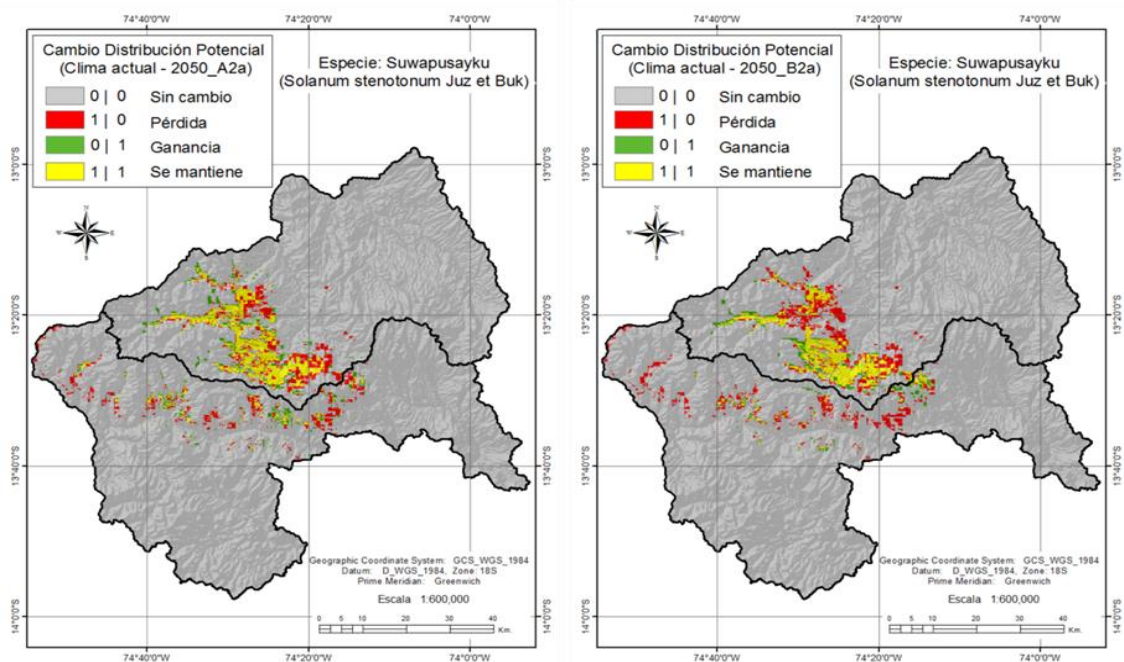


En el Figura 3.110, se muestra la comparación entre la actual y futura distribución potencial de la especie Suwapusayku, en donde existe mayor prevalencia de áreas con pérdida de la especie sobre todo en el cruce CA-B2a. En cuanto a la ganancia, esta se registra ligeramente en ambos escenarios y mayormente esta se registra en la cuenca Cachi-Mantaro en el cruce CA-A2a. Por otra parte, esta especie no muestra un ascenso notorio hacia las partes altas de la ladera y su distribución es dispersado, lo cual es diferente a otras especies que generalmente muestran un ascenso confinado o concentrado y con orientación específica. Las permanencias son significativas en la cuenca Cachi-Mantaro y bastante escasa en la cuenca Pampas, incluso en cruce CA-B2a esta permanencia en la cuenca Pampas es mínimo.

En el cruce de mapas Clima actual y escenario A2a, el coeficiente Cramer's es 0.5833 y el índice KIA es 0.5757. Mientras en el cruce Clima actual con el escenario B2a el coeficiente de Cramer's es 0.5615 y el índice KIA es 0.5423. Por tanto, según el índice KIA existe moderado acuerdo entre los mapas cruzados, y con respecto al coeficiente de Cramer la asociación es también relativamente intensa. Los cambios en la distribución potencial del Suwapusayku son moderados, hay cambios, pero no son dramáticos.

Figura 3.110

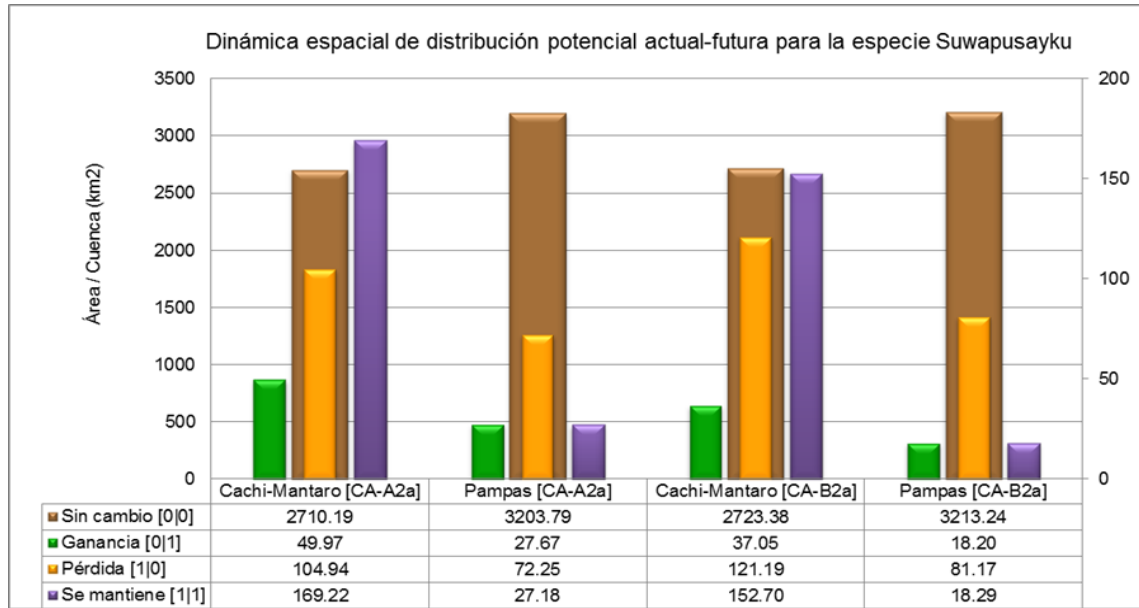
Cambio de distribución potencial actual-futura de “Suwapusayku”



En la figura 3.111, en la dinámica espacial de la especie Suwapusayku, la ganancia [0|1] es mayor en la cuenca cachi-Mantaro, 49.97 km² para el cruce CA-A2a y 37.05 km² para el cruce CA-B2a. Las pérdidas [1|0] son mayores en la cuenca Cachi-Mantaro, 104.94 km² en el cruce CA-A2a y 121.19 km² en el cruce CA-B2a, dichas pérdidas son mayores en el cruce CA-A2a y CA-B2a. La especie mantiene mayor permanencia [1|1] en la cuenca Cachi-Mantaro y en ambos escenarios de cambio climático, 169.22 km² en el cruce CA-A2a y 152.70 km² en el cruce CA-B2a. La especie Suwapusayku es más vulnerable en la cuenca Cachi-Mantaro y moderadamente vulnerable en la cuenca Pampas.

Figura 3.111

Comparación de distribución potencial actual-futura de “Suwapusayku”

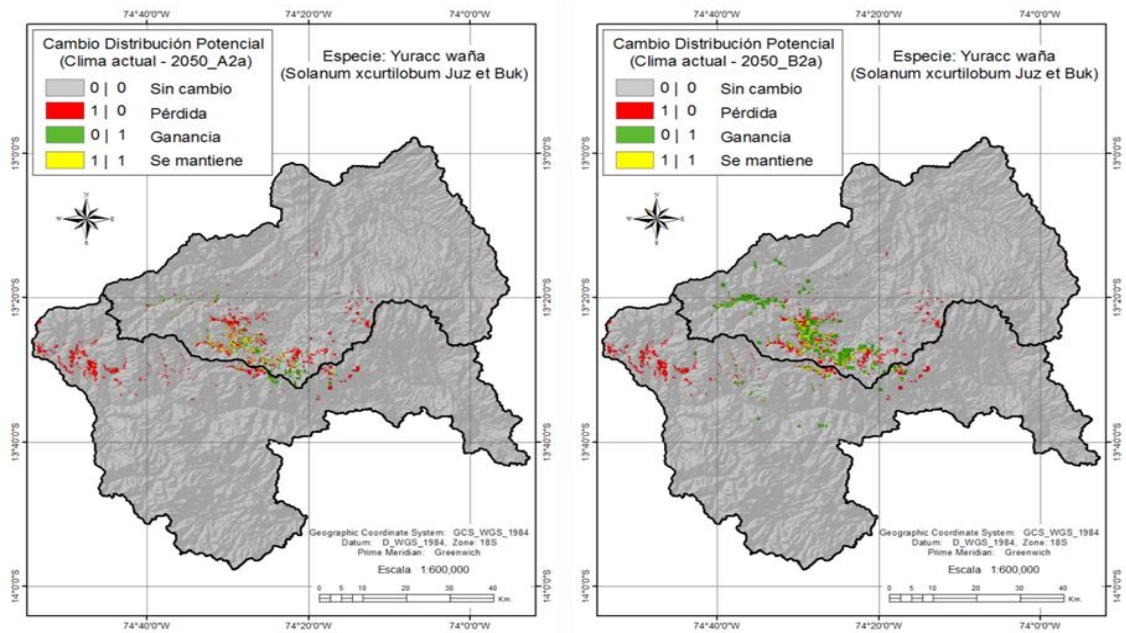


En la figura 3.112, se muestra la comparación entre la actual y futura distribución potencial de la especie Yuracc waña, en donde se observa mayor prevalencia de áreas con pérdida de la especie en el cruce CA-A2a. En cuanto a la ganancia, la mayor extensión es el cruce CA-B2a y principalmente en la cuenca Cachi-Mantaro, en la cuenca Pampas la ganancia es insignificante tanto para el cruce CA-A2a y así como para el cruce CA-B2a. Esta especie muestra un ascenso notorio hacia las partes altas y con orientación Nor-Oeste, además su distribución es concentrada. Otra característica es que la población se expande en laderas con orientación Nor-Este y muy poco en laderas con orientación Sur-Oeste, comportándose de esta manera contrario a la especie Puqya, este aspecto es muy importante para la implementación de prácticas adaptativas a fin de preservar esta especie. Las permanencias son significativas en la cuenca Cachi-Mantaro e insignificante en la cuenca Pampas.

En el cruce de mapas Clima actual y escenario A2a, el coeficiente Cramer's es 0.2373 y el índice KIA es 0.2086. Mientras en el cruce Clima actual con el escenario B2a el coeficiente de Cramer's es 0.1845 y el índice KIA es 0.1845. Por tanto, según el índice KIA existe insignificante acuerdo entre los mapas cruzadas, y con respecto al coeficiente de Cramer la asociación es también es bajo. Los cambios en la distribución potencial de Yuracc waña es sustancial, incluso frente a escenarios más duros podría peligrar su existencia.

Figura 3.112

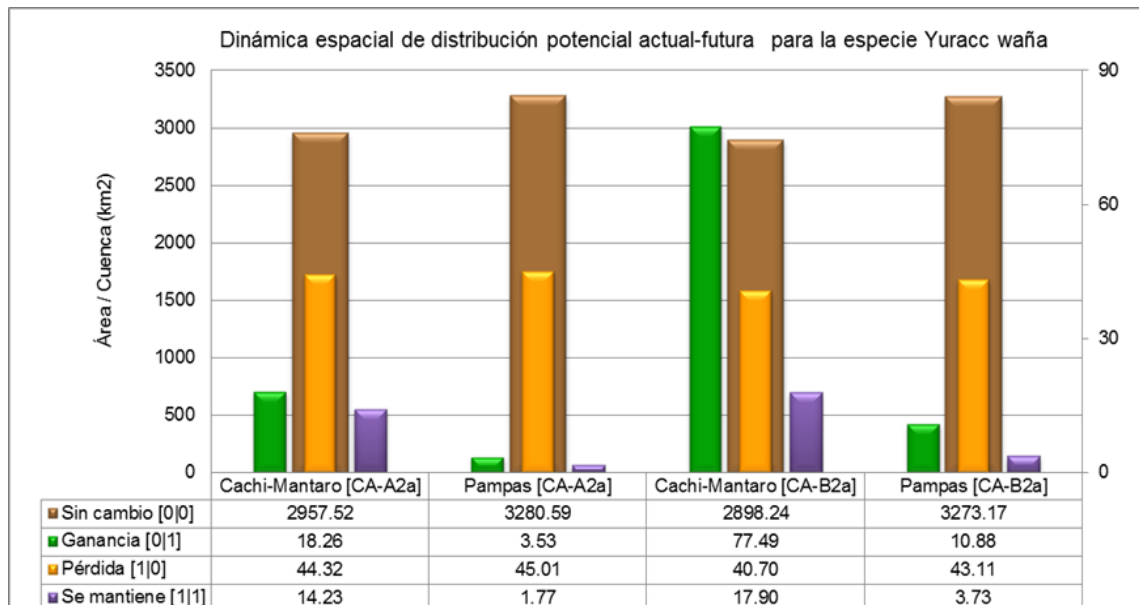
Cambio de distribución potencial actual-futura de “Yuracc waña”



En la figura 3.113, en la dinámica espacial de la especie Yuracc waña, la ganancia [0|1] es mayor en la cuenca cachi-Mantaro, 18.28 km² para el cruce CA-A2a y 77.49 km² para el cruce CA-B2a. Las pérdidas [1|0] son mayores en la cuenca Pampas, 45.01 km² en el cruce CA-A2a y 43.11 km² en el cruce CA-B2a. La especie mantiene mayor permanencia [1|1] en la cuenca Cachi-Mantaro y bajo ambos escenarios de cambio climático, 14.23 km² en el cruce CA-A2a y 17.90 km² en el cruce CA-B2a. La especie Yuracc waña es más vulnerable de todas especies modeladas.

Figura 3.113

Comparación de distribución potencial actual-futura de “Yuracc waña”

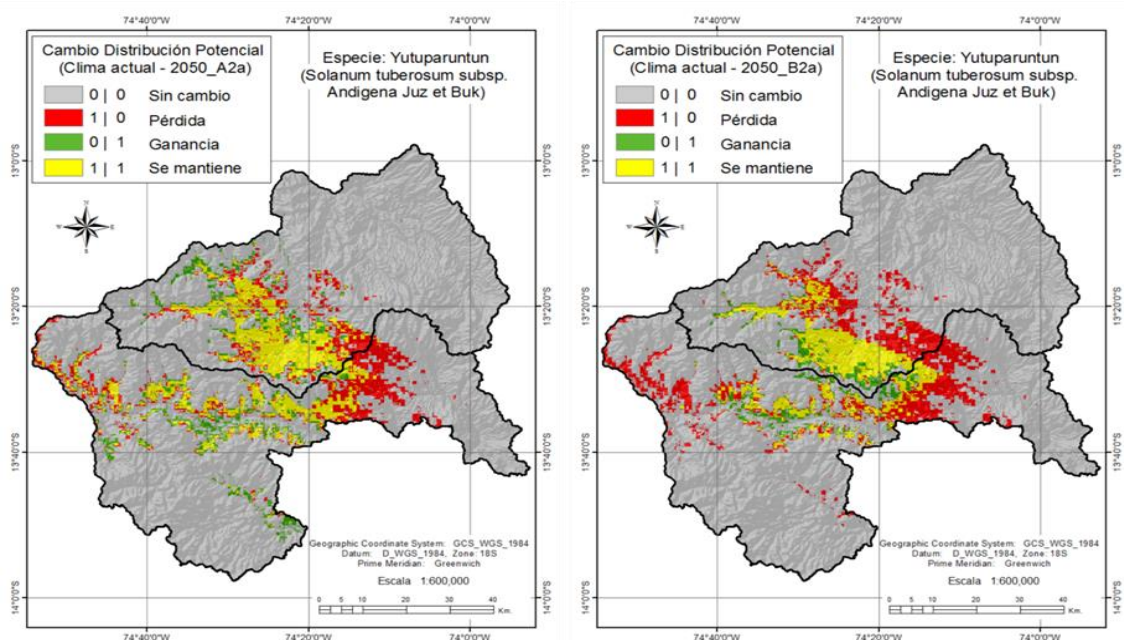


En la figura 3.114, se muestra la comparación entre la actual y futura distribución potencial de la especie Yutuparuntun, observándose mayor prevalencia de áreas con pérdida en el cruce CA-B2a, esta pérdida se registra mucho mayor en la cuenca Pampas y principalmente en el cruce CA-B2a. En cuanto a la ganancia, la mayor extensión es el cruce CA-A2a y ocurre de manera similar en ambas cuencas. En el cruce CA-A2a especie muestra una distribución dispersa con dirección Nor-Oeste y Sur-Oeste, sin embargo, en el cruce CA-B2a estas ganancias se confinan hacia la zona alta de cuenca. En cuanto a las permanencias, estas son mayores en la cuenca Cachi-Mantaro y poco menos en la cuenca Pampas.

En el cruce de mapas Clima actual y escenario A2a, el coeficiente Cramer's es 0.5727 y el índice KIA es 0.5682. Mientras en el cruce Clima actual con el escenario B2a el coeficiente de Cramer's es 0.4850 y el índice KIA es 0.4590. Por tanto, según el índice KIA existe moderado acuerdo entre los mapas cruzados, y con respecto al coeficiente de Cramer la asociación es también es relativamente intenso. Los cambios en la distribución potencial de Yutuparuntun son moderados.

Figura 3.114

Cambio de distribución potencial actual-futura de "Yutuparuntun"



Cabe señalar, para la tabulación cruzada se escogieron el mejor modelo, la misma se ilustra en la tabla que se muestra abajo. En esta tabla, Mh significa Modelo Mahalanobis,

Mx-mt es modelo MaxEnt con todas las variables, finalmente, Mx-ma se refiere al modelo MaxEnt ajustado en donde se excluyen las variables colineales y aquellas con poco aporte.

Tabla 3.49

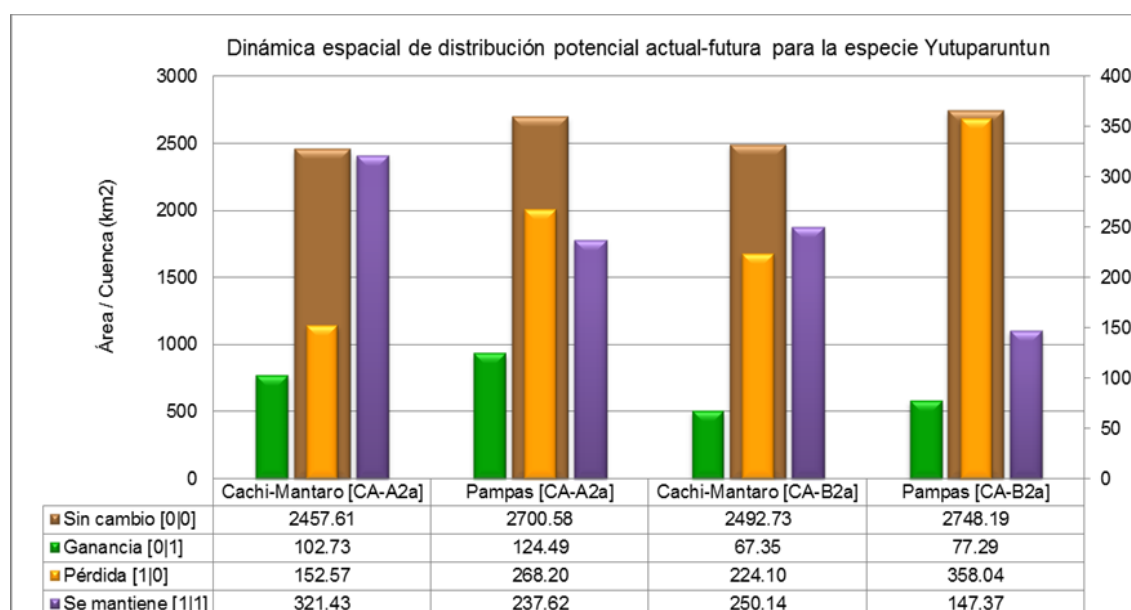
Matriz de cruce de mejor ajuste de los modelos para la tabulación cruzada

Especie modelada	Modelo de mejor ajuste para la tabulación cruzada		
	CA (clima actual)	A2a-50	B2a-50
Atuqpa papan	Mh	Mx-mt	Mx-ma
Awilupa papan	Mh	Mx-mt	Mx-ma
Maku	Mx-mt	Mx-ma	Mx-mt
Puqya	Mx-ma	Mx-mt	Mx-mt
Qaspar	Mx-ma	Mx-ma	Mx-mt
Samar	Mx-ma	Mx-ma	Mx-mt
Suwapusayku	Mx-mt	Mx-mt	Mx-ma
Yuracc waña	Mh	Mh	Mx-ma
Yutuparuntun	Mx-ma	Mx-ma	Mx-ma

En la figura 3.115, en la dinámica espacial de la especie Yutuparuntun, la ganancia [0|1] es mayor en la cuenca Pampas, 124.49 km² para el cruce CA-A2a y 77.29 km² para el cruce CA-B2a. Las pérdidas [1|0] son mayores en la cuenca Pampas, 268.20 km² en el cruce CA-A2a y 358.04 km² en el cruce CA-B2a. La especie mantiene mayor permanencia [1|1] en la cuenca Cachi-Mantaro y en ambos escenarios de cambio climático, 321.43 km² en el cruce CA-A2a y 250.14 km² en el cruce CA-B2a. Esta especie es moderadamente vulnerable y principalmente en la cuenca Pampas.

Figura 3.115

Comparación de distribución potencial actual-futura de “Yutuparuntun”



Además de ser una herramienta esencial para comprender la distribución potencial de las especies de papa nativa y silvestre en distintos escenarios climáticos, los resultados de los modelamientos aportan información fundamental para orientar estrategias de conservación y manejo. Estos modelamientos no solo nos permiten anticipar cómo podrían cambiar las áreas adecuadas para estas especies en respuesta al cambio climático, sino que también revelan patrones de distribución, categorías de idoneidad y niveles de vulnerabilidad que son esenciales para tomar decisiones informadas.

Los siguientes cuadros resumen los patrones de distribución geográfica identificados en el estudio, mostrando las áreas de mayor y menor idoneidad para las especies de papa nativa y silvestre en diferentes escenarios climáticos. Estos cuadros proporcionan una instantánea visual de cómo las condiciones climáticas actuales y futuras pueden influir en la presencia y distribución de estas especies en las cuencas Pampas y Cachi-Mantaro. La diferenciación de categorías de idoneidad, permite una comprensión rápida de las áreas donde estas especies podrían enfrentar mayores desafíos y dónde podrían encontrar hábitats más adecuados.

Además, los niveles de vulnerabilidad resaltados en los cuadros son esenciales para establecer prioridades en la conservación y gestión. Identificar las especies que muestran una mayor vulnerabilidad frente a los cambios climáticos y las áreas donde esta vulnerabilidad es más pronunciada es crucial para diseñar estrategias de conservación efectivas. Esto puede implicar la implementación de medidas específicas para proteger y restaurar hábitats, así como la promoción de prácticas agrícolas sostenibles que minimicen el impacto humano en estas especies.

Tabla 3.50

Categorías de idoneidad de hábitats (superficie en Km²) para condiciones del clima actual

Especie	Idoneidad Hábitat Clima Actual			
	Cachi-Mantaro	Idoneidad	Pampas	Idoneidad
Yuraq waña	Moderado	Moderado	Moderado	Moderado
Samar	Moderado - Muy Alto	Moderado - Muy Alto	Bajo - Alto	Bajo - Alto
Qaspar	Alto - Muy Alto	Alto - Muy Alto	Moderado - Alto	Moderado - Alto
Puqya	Bajo - Moderado	Bajo - Moderado	Moderado - Alto	Moderado - Alto
Maku	Moderado - Alto	Moderado - Alto	Moderado - Alto	Moderado - Muy Alto
Awilupa papan	Moderado - Alto		Moderado - Muy Alto	
Suwapusayku	Moderado - Alto	Moderado - Alto	Bajo - Moderado	Bajo - Moderado
Yutuparuntun	Moderado - Alto		Bajo - Moderado	
Atuqpa papan	Bajo - Moderado	Bajo - Moderado	Bajo - Moderado	Bajo - Moderado

Tabla 3.51

Categorías de idoneidad de hábitats (superficie en Km²) en los escenarios climáticos futuros para el 2050

Especie	Cuenca Cachi-Mantaro			Cuenca Pampas		
	A2a-2050	B2a-2050	Escenario favorable	A2a-2050	B2a-2050	Escenario favorable
Samar	Bajo - Alto	Muy Bajo - Alto	A2a	Muy Bajo - Alto	Muy Bajo - Alto	Ambos escenarios son
Awilupa papan	Muy Bajo - Moderado	Muy Bajo - Moderado	Ambos escenarios son similares	Muy Bajo - Alto	Bajo - Alto	B2a
Puqya	Bajo - Moderado	Bajo - Moderado		Muy Bajo - Moderado	Moderado - Alto	
Maku	Muy Bajo - Alto	Bajo - Moderado		Muy Bajo - Alto	Moderado	
Atuqpa papan	Muy Bajo - Moderado	Bajo - Alto		Muy Bajo - Alto	Bajo - Alto	
Yuraq waña	Muy Bajo - Alto	Bajo - Alto		Muy Bajo - Alto	Bajo - Alto	
Yutuparuntun	Muy Bajo - Alto	Bajo - Alto		Muy Bajo - Alto	Bajo - Alto	
Qaspar	Muy Bajo - Alto	Moderado - Alto		Muy Bajo - Moderado	Bajo - Alto	
Suwapusayku	Muy Bajo - Alto	Moderado - Alto		Muy Bajo - Moderado	Bajo - Alto	

Tabla 3.52

Nivel de vulnerabilidad en la idoneidad de hábitats (superficie en km²) para las condiciones de clima actual

Especie	Grado de Vulnerabilidad Clima Actual				
	Cachi-Mantaro	Vulnerabilidad	Cuenca Pampas	Vulnerabilidad	
Maku	Moderado - Bajo	Moderado - Bajo	Alto - Moderado	Alto - Moderado	
Suwapusayku	Moderado - Bajo		Alto - Moderado		
Yutuparuntun	Alto - Bajo	Alto - Bajo	Alto - Moderado		
Qaspar	Alto - Bajo		Alto - Moderado		
Samar	Alto - Bajo		Alto - Moderado		
Awilupa papan	Alto - Bajo		Moderado - Bajo		
Atuqpa papan	Alto - Moderado	Alto - Moderado	Moderado - Bajo		Moderado - Bajo
Yuraq waña	Moderado	Moderado	Moderado		Moderado
Puqya	Moderado		Moderado		

Tabla 3.53

Nivel de vulnerabilidad en la idoneidad de hábitats (superficie en Km²) en los escenarios climáticos futuros para el 2050

Especie	Cuenca Cachi-Mantaro			Cuenca Pampas		
	A2a-2050	B2a-2050	Vulnerabilidad	A2a-2050	B2a-2050	Vulnerabilidad
Awilupa papan	Muy Alto - Bajo	Alto - Bajo	Alto - Bajo	Muy Alto - Bajo	Alto - Bajo	Alto - Bajo
Yuraq waña	Muy Alto - Bajo	Alto - Bajo		Muy Alto - Moderado	Alto - Bajo	
Atuqpa papan	Muy Alto - Moderado	Alto - Bajo		Muy Alto - Bajo	Alto - Bajo	
Yutuparuntun	Muy Alto - Moderado	Alto - Bajo		Muy Alto - Bajo	Moderado	
Qaspar	Muy Alto - Moderado	Moderado	Moderado	Muy Alto - Bajo	Moderado - Bajo	Moderado - Bajo
Samar	Muy Alto - Bajo	Alto - Moderado	Alto - Moderado	Muy Alto - Moderado	Moderado - Bajo	
Suwapusayku	Muy Alto - Bajo	Alto - Moderado	Muy Alto - Bajo	Moderado - Bajo		
Puqya	Muy Alto - Bajo	Alto - Moderado	Muy Alto - Bajo	Moderado - Bajo		
Maku	Muy Alto - Bajo	Muy Alto - Bajo	Muy Alto - Bajo	Muy Alto - Bajo	Muy Alto - Bajo	Muy Alto - Bajo

Tabla 3.54

Cambios y permanencia de la superficie de presencia actual (en km²) en los escenarios climáticos A2a y B2a del año 2050

Especie	Cachi-Mantaro		Pampas		Permanencia de presencia actual [1 → 1]	
	A2a-2050	B2a-2050	A2a-2050	B2a-2050	Cachi-Mantaro	Pampas
Samar	378.12	299.84	304.28	158.77	Permanencia Muy Alta	Permanencia Muy Alta
Yutuparuntun	321.43	250.14	237.62	147.37		
Qaspar	248.3	192.14	99.14	48.83	Permanencia Alta	Permanencia Baja
Puqya	228.85	165.6	97.53	27.17		
Atuqpa papan	166.62	161.12	57.95	40.23	Permanencia Moderada	Permanencia Muy Baja
Suwapusayku	169.22	152.7	27.18	18.29		
Maku	133.13	108.67	31.91	12.01		
Awilupa papan	149.8	117.64	99.4	104.68	Permanencia Moderada	Permanencia Baja
Yuracc waña	14.23	17.9	1.77	3.73	Permanencia Muy Baja	Permanencia Muy Baja

Tabla 3.55

Evaluación de cambios en la superficie de Ganancias-Pérdidas (en km²) en la distribución actual y futura

Especie	Cachi-Mantaro		Pampas		Ganancias [0 → 1] - Pérdidas [1 → 0]		Especie representativo / Patrón de cambio
	A2a-2050	B2a-2050	A2a-2050	B2a-2050	Cachi-Mantaro	Pampas	
Yuraq waña	-26.06	36.79	-41.48	-32.23	Ganancia Baja	Pérdida Baja	Yuraq waña
Suwapusayku	-54.94	-84.14	-44.58	-62.97	Pérdida Baja		
Yutuparuntun	-49.84	-159.75	-143.71	-280.75	Pérdida Baja		
Qaspar	-85.87	-162.49	-134.65	-212.4	Pérdida Moderada	Pérdida Moderada	
Samar	-18.22	-153.72	-118.84	-299.88	Pérdida muy Baja		Samar
Maku	60.91	-26.64	-1.29	-66.79	Ganancia Alta	Pérdida muy Baja	
Puqya	58.64	-50.8	78.42	-133.45	Ganancia Moderada	Ganancia Alta	Puqya
Atuqpa papan	141.55	99.01	-136.15	-171.76	Ganancia muy Alta	Pérdida Moderada	Atuqpa papan
Awilupa papan	-312.24	-312.66	-316.06	-253.75	Pérdida muy Alta	Pérdida muy Alta	Awilupa papan

3.3. Estimación de la degradación de tierras con la metodología RESTREND para el factor antropogénico del modelo de distribución potencial

Con el tercer objetivo específico se ha estimado la degradación de la tierra utilizando la metodología de tendencia residual (RESTRENDS). Los mapas resultantes se añadieron al modelo como la variable antrópica del modelo de distribución potencial de 7 especies de patatas nativas cultivadas y 2 especies silvestres, la modelización se realizó para las condiciones climáticas actuales, periodo 1992-2013. Al incorporar la variable antrópica, se evaluó cómo influyen las actividades humanas en la degradación o restauración del suelo y, a su vez, en la distribución de estas especies. Esto permitió un mejor análisis y comprensión de los factores que afectan a la distribución de las especies objeto de estudio.

3.3.1. Elaboración de series temporales de Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI)

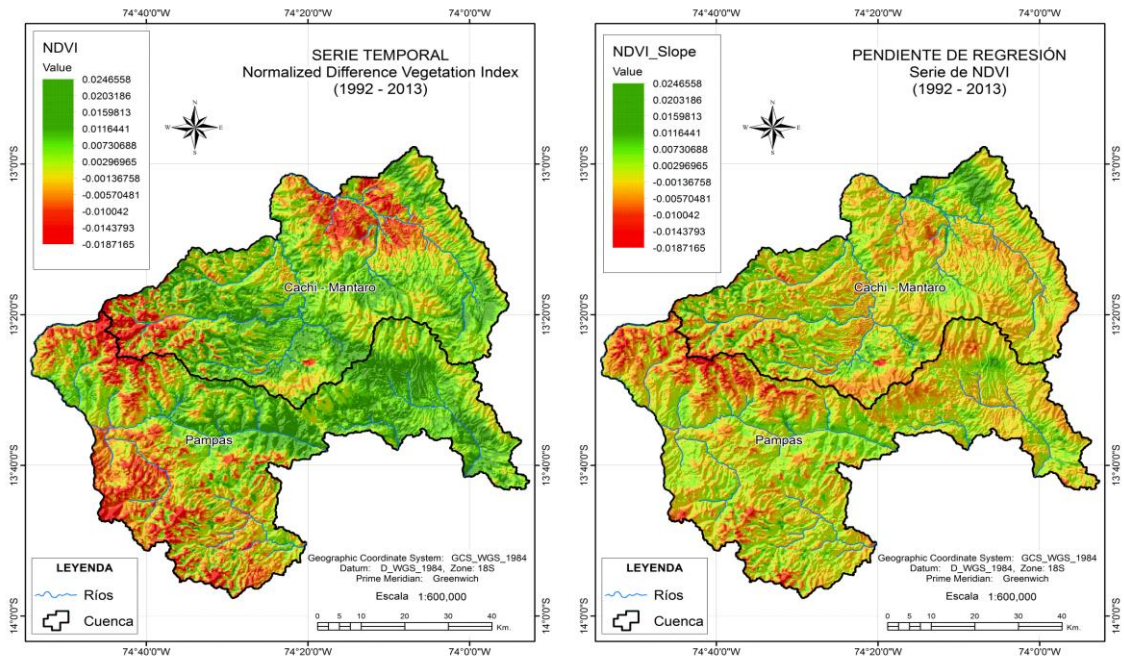
El NDVI es un indicativo sensitivo de la presencia y condición de la vegetación, situación que se visualiza según los resultados obtenidos en la Figura 3.116 donde, visualmente se puede apreciar el comportamiento de esta variable y el respectivo pendiente de regresión en el área de estudio.

Un elemento notable que se observa en el mapa izquierdo es la variabilidad del vigor de la vegetación, con buen vigor sobre todo en los pisos bajos, la vegetación densa es verde claro y las zonas rojas son las áreas de vegetación de bajo vigor o área degradadas. Mientras en el mapa izquierdo se observa la pendiente de la regresión, en esta última las áreas que presentan tendencias negativas de degradación se muestran de color rojo. En esta figura, la evolución de la pendiente del NDVI constituye manifestaciones principales

de cambio de uso del territorio, lo que debe tener importantes repercusiones en la recuperación o deterioro del paisaje.

Figura 3.116

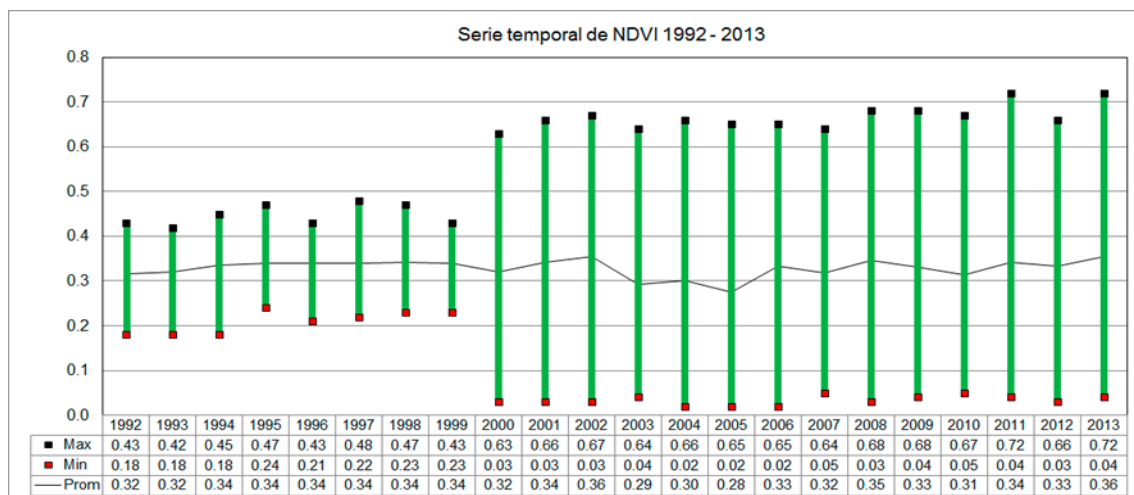
Serie temporal de NDVI (mapa derecho) y pendiente de regresión (mapa izquierdo) entre 1992 al 2013



En la figura 3.117, los datos de NDVI con mayor desarrollo de vegetación a se presentan a partir del 2000, los mismos están fuertemente relacionados a los datos de precipitación. Entre 1992 y 1999 el valor del índice NDVI es bajo puesto que esos años también las lluvias fueron escasos como se puede observar en la mencionada figura.

Figura 3.117

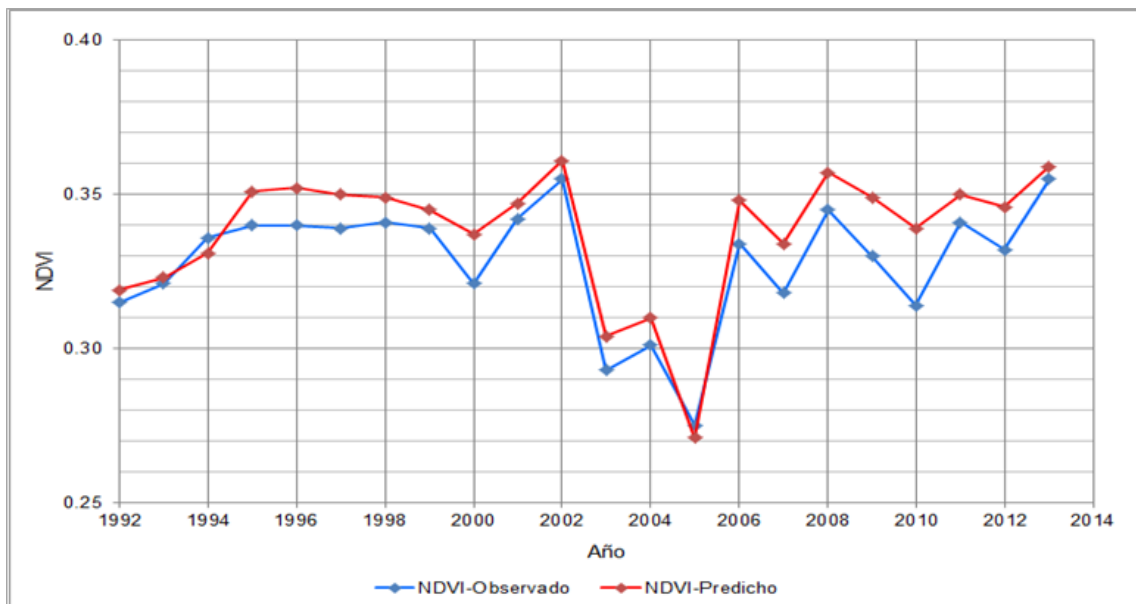
Comportamiento de serie temporal de NDVI máxima 1992-2013



Sobre la base de la serie temporal del NDVI se ha calculado el NDVI predicho en función a la precipitación, y como se puede apreciar en la figura 3.118, el comportamiento del NDVI predicho se asemeja a la tendencia del NDVI observado, en donde se identifica 4 espacios temporales marcados, con menor valor entre 1992 y 1994, un incremento sustancial entre 1994 y 2002, una baja entre 2003 y 2005, y una recuperación entre 2006 y el 2013. Esto variación indica que a una mayor precipitación la tendencia de la degradación de tierras es menor debido a la mayor vegetación, debido a la correlación positiva y alta entre el NDVI y la precipitación.

Figura 3.118

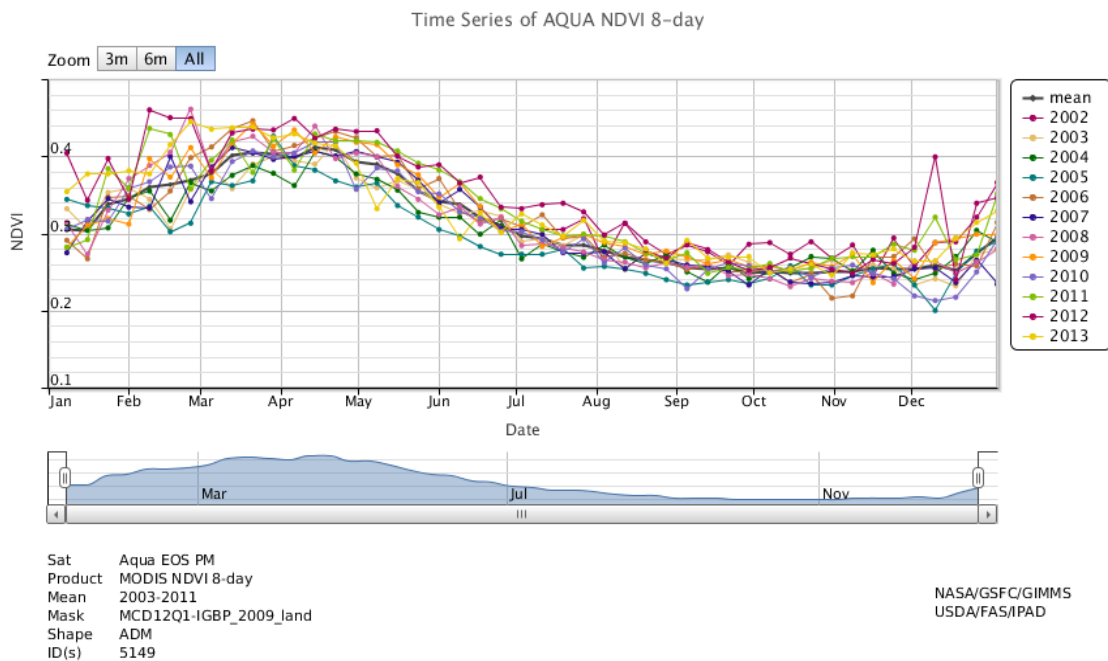
NDVI observado y pronosticado para la serie temporal 1992-2013



Detallando la información, las variaciones altas corresponden a los meses lluviosos, ósea entre enero y mayo; mientras los periodos en donde el valor del NDVI se ve disminuida se da en los meses de estiaje, es decir entre junio y diciembre como se puede apreciar en la serie estacional del NDVI proporcionado por el satélite AQUA, Figura 3.119.

Figura 3.119

Dinámica estacional de serie NDVI 2002-2013 para el departamento de Ayacucho. Fuente: NASA/GIMMS (Global Inventory Modeling and Mapping Studies), 2014

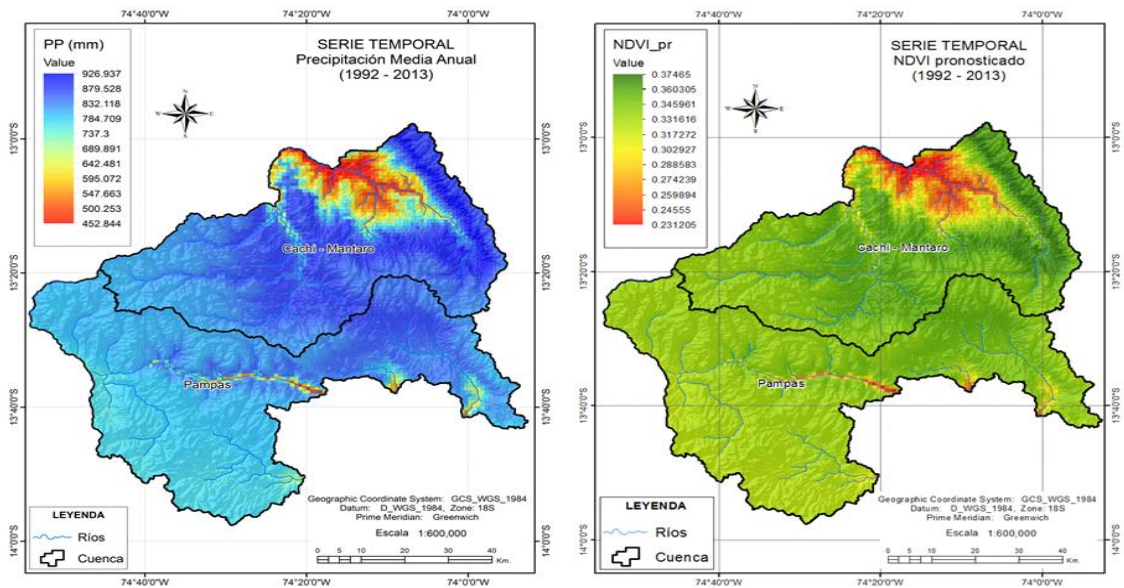


3.3.2. Elaboración de series temporales de precipitación e Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) pronosticado

La relación entre el NDVI máxima y la precipitación media anual muestra una correlación alta, lo cual es concordante con la bibliografía revisada, puesto que a nivel espacial en zonas semiáridas y subhúmeda seca se correlacionan positivamente. En dichas zonas las series temporales de NDVI están fuertemente relacionadas con la producción de la vegetación, por lo que las imágenes NDVI derivados del sensor AVHRR han sido ampliamente utilizadas para la estimación de desertización de tierras. En los mapas de la Figura 3.120, las zonas con mayor precipitación pluvial se corresponden con índices altos de NDVI, contrariamente en zonas de baja precipitación el índice de NDVI también es bajo.

Figura 3.120

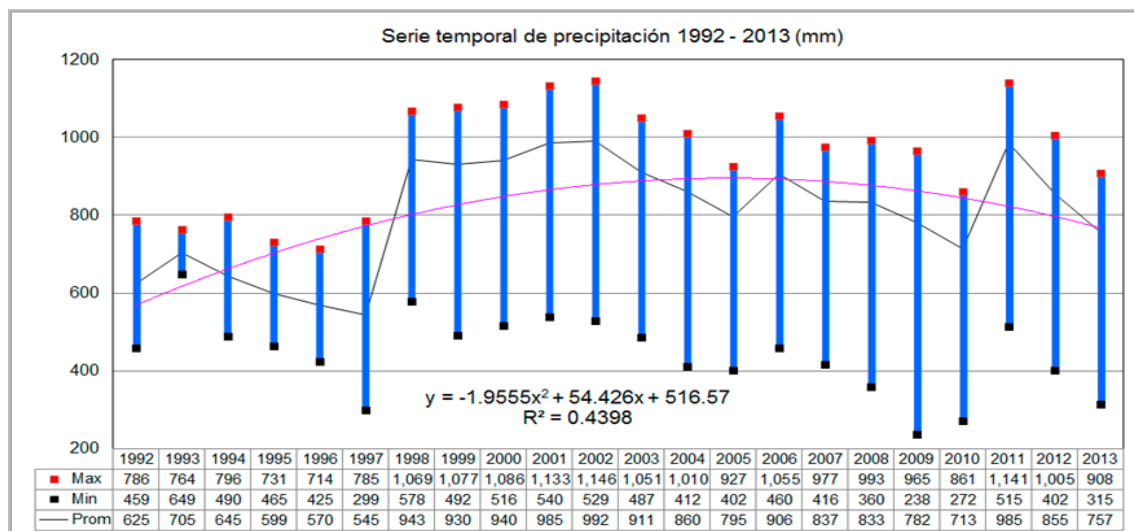
Serie temporal 1992-2013 de precipitación media anual (derecha) y NDVI predicho



Como se observa en la figura 3.120, las precipitaciones medias anuales para la zona de estudio varían en promedio de 545 a 992 mm. En la figura 3.121, las precipitaciones más altas están concentradas hacia el Norte y NorEste del departamento de Ayacucho, es decir las provincias en las de Huanta y La Mar, con mayor intensidad en la cuenca del VRAE. Mientras tanto son bajas en la zona Sur y zona Oeste; cabe señalar, que la zona Sur está comprendida por zonas semiáridas y la zona Oeste por las subhúmedas secas. Asimismo, se puede apreciar que los patrones de las precipitaciones no se asemejan entre los años, por lo que ajustando a una ecuación polinómica de segundo orden se logra un coeficiente de determinación R2 de apenas 0.4398.

Figura 3.121

Serie Comportamiento y tendencia de precipitación media anual entre 1992 y 2013

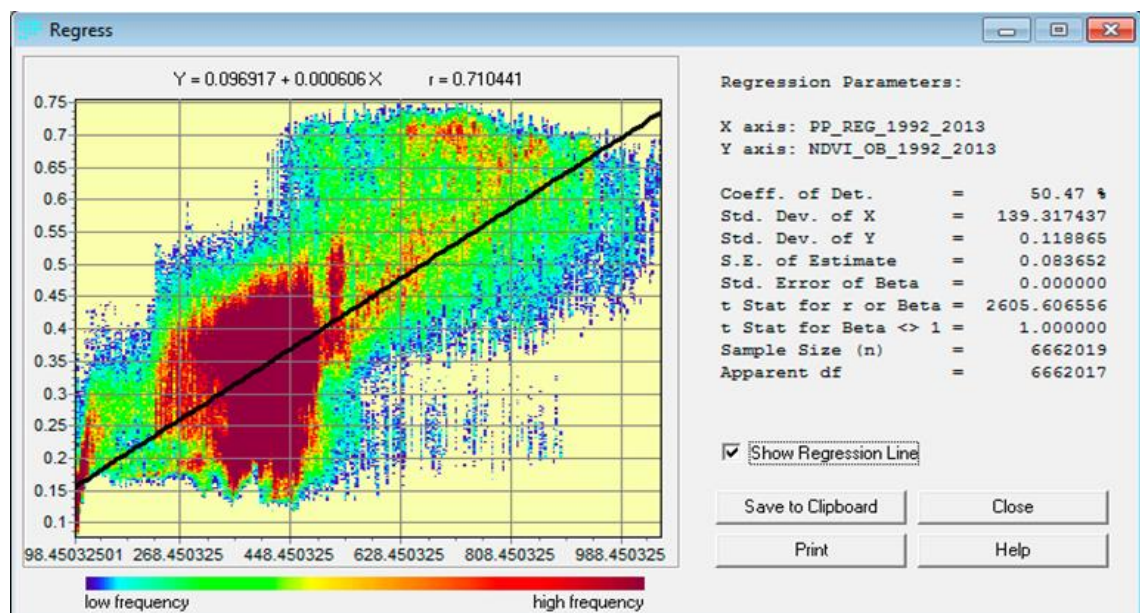


3.3.3. Predicción de Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) con datos de precipitación

Como se puede apreciar en la figura 3.122, al aplicar una regresión lineal entre la precipitación media anual con el NDVI se obtiene significativa correlación y con un coeficiente de determinación R^2 igual a 0.5047. Si bien esta correlación es moderada para el total de la serie temporal, sin embargo, desagregando el análisis para periodo interanual se obtienen mejores respuestas de correlación debido que en zonas semiáridas y subhúmedas la respuesta del vigor vegetal está estrechamente relacionada con la humedad del suelo, en función de las precipitaciones acumuladas durante un período de tiempo, que a la lluvia instantánea.

Figura 3.122

Parámetros del modelo de series 1992 – 2013 de NDVI y precipitación media anual



En los periodos interanuales, la serie temporal de NDVI máximo al correlacionaron la precipitación se obtiene mejor correlación y mejores parámetros de la relación, es decir la pendiente y el intercepto de la regresión lineal, tal como se puede apreciar en la Tabla 3.56 y en las estadísticas descriptivas.

Tabla 3.56*Parámetros del modelo para cada periodo de NDVI y precipitación*

Año	Pendiente	Intercepto	R	R ²
1992	0.001233	-0.364078	0.72	0.51
1993	0.001263	-0.60505	0.70	0.49
1994	0.001135	-0.315678	0.71	0.51
1995	0.002179	-0.769383	0.73	0.53
1996	0.001691	-0.478539	0.73	0.53
1997	0.001717	-0.274705	0.73	0.53
1998	0.00028	+0.084373	0.71	0.51
1999	0.000223	+0.137316	0.69	0.48
2000	0.000269	+0.083201	0.61	0.38
2001	0.000223	+0.127461	0.56	0.31
2002	0.000193	+0.169807	0.53	0.30
2003	0.000251	+0.076069	0.59	0.34
2004	0.000256	+0.094086	0.62	0.39
2005	0.000244	+0.076587	0.55	0.30
2006	0.000239	+0.131656	0.62	0.38
2007	0.00029	+0.091686	0.67	0.45
2008	0.000215	+0.177586	0.57	0.32
2009	0.000217	+0.179378	0.62	0.38
2010	0.000321	+0.110441	0.70	0.49
2011	0.000224	+0.129221	0.60	0.36
2012	0.000237	+0.143174	0.62	0.39
2013	0.000236	+0.179867	0.57	0.33

Tabla 3.57*Estadísticas descriptivas para una muestra de NDVI y precipitaciones*

	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
PP	765025	804.163659	79.8647049	0.0913097
NDVI	765025	0.331392	0.0507910	0.0000581

Tabla 3.58*Intervalos de confianza, prueba T para una muestra*

Valor de prueba = 0

	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
					Inferior	Superior
PP	8806.987	765024	0.000	804.1636594	803.984695	804.342623
NDVI	5706.814	765024	0.000	0.3313923	0.331278	0.331506

3.3.4. Obtención de valores residuales y análisis de estadísticos asociados

Para analizar los valores residuales, el periodo de estudio se especializó en tres etapas, entre 1992 y 1999, de 2000 al 2006 y por último entre 2007 y 2013. Para el periodo 1992 y 1999 el valor de NDVI residual varía entre 0.123 y -0.13, Mapa [a] de la figura 3.123.

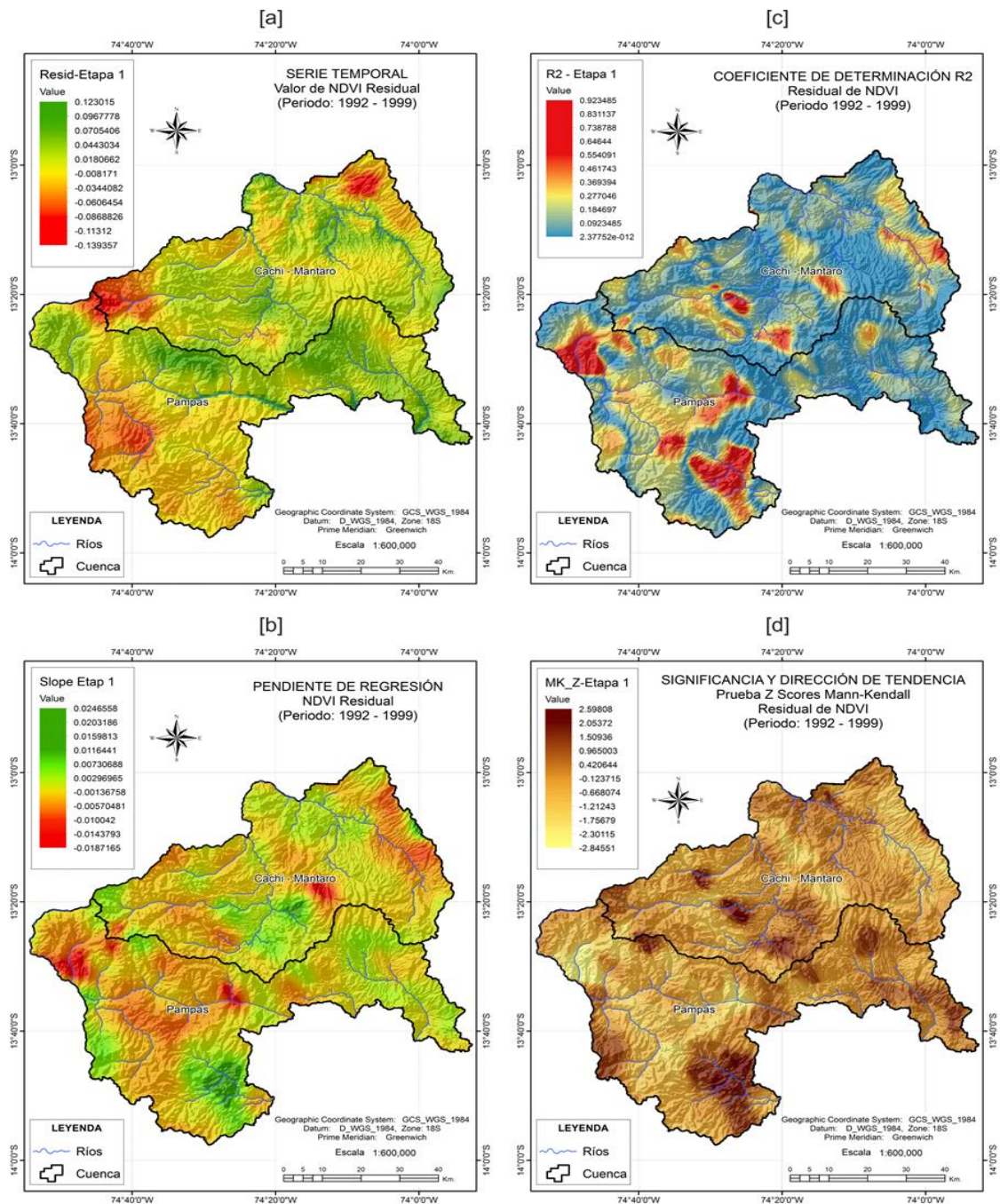
Los residuales de suma NDVI es la diferencia entre el valor observado y predicho para cada píxel y da cuenta sobre la variabilidad que no es explicada por las lluvias. Asimismo, la pendiente de regresión del NDVI residual para este periodo oscila entre 0.0245 y -0.0187, Mapa [b] de la figura 3.123. Los valores cero de las tendencias indican que casi no hay diferencias entre las zonas ya que no hay fuerzas adicionales que influyen en la vegetación, excepto las fuerzas naturales, ósea la lluvia. Los valores negativos de las tendencias en las zonas indican que el NDVI decrece más en dicha zona, ya degradación se debe a las actividades humanas.

De los resultados, se observó que el efecto residual de las actividades humanas es severo en la zona norte de Huamanga, cabecera de cuenca del distrito de Vinchos y Paras, y con mayor incidencia en la zona de Huancapi y Huancasancos (-0.034 a -0.139), en esta etapa se registraron bajas precipitaciones pluviales. Esto indicó un aumento del impacto humano y una reducción en el NDVI observado. Estos resultados podrían ser interpretados como el deterioro de los años secos o de sequía. En estos puntos, y en donde se identificaron procesos de cambios importantes, los coeficientes de determinación R^2 son altos, entre 0.50 a 0.92, Mapa [c] de la figura 3.123.

Con respecto a la prueba de Mann-Kendall, Mapa [d] de la figura 3.123, es un procedimiento estadístico no paramétrico que es muy adecuado para el análisis de tendencias de los datos en el tiempo. Una ventaja de esta prueba es que los datos no necesitan en particular satisfacer cualquier distribución. La segunda ventaja de la prueba es su baja sensibilidad a rupturas bruscas debido a series de tiempo no homogénea. La significación estadística evaluada mediante la prueba de significación de Mann-Kendall, una pendiente positiva ($Z \geq 1.96$) representa un aumento significativo ($\alpha > 0.05$) y una pendiente negativa ($Z \leq -1.96$) indica una disminución significativa ($\alpha < -0.05$) con el tiempo.

Figura 3.123

Valores de residual NDVI (a), pendiente de regresión de residuales (b), coeficiente de determinación R2 (c), y prueba de significancia Mann-Kendall para el periodo 1992–1999



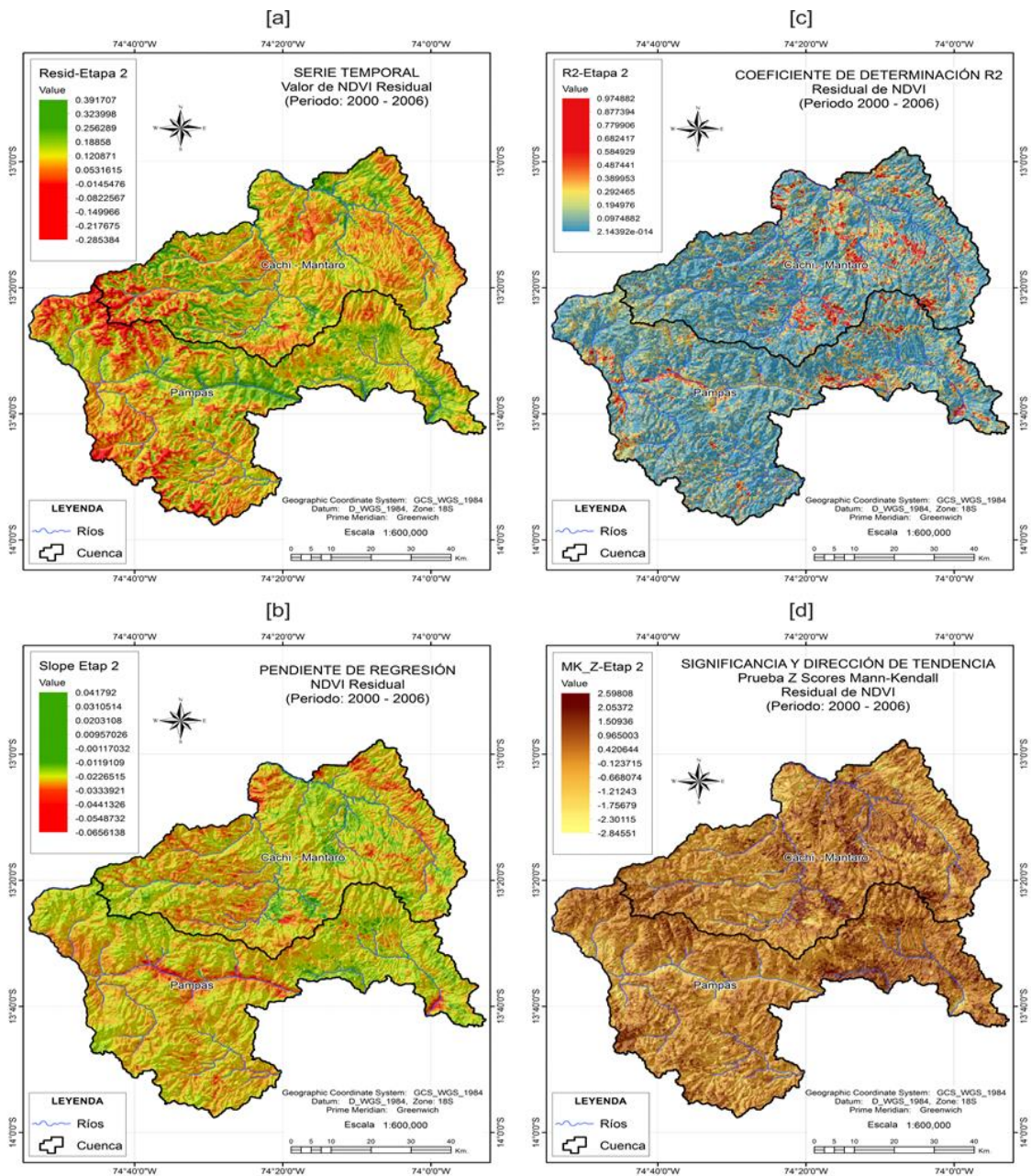
Para el periodo 2000 al 2006, la distribución espacial de los parámetros analizadas ha mejorado debido que las imágenes satelitales utilizadas poseen mejor resolución espacial. En esta etapa, en la cuenca Cachi-Mantaro las zonas que presentan una tendencia negativa se ubican en ladera alta, mientras en la cuenca Pampas, la degradación de tierras se muestra notoria en los pisos bajos, a pesar de registrarse mayores precipitaciones a

comparación de la etapa 1992 y 1999. Las zonas donde mejoran la producción vegetal a menudo tienen influencia humana, en la cuenca alta de Cachi-Mantaro se relaciona con la crianza del agua, crianza de suelos y mejoramiento de pastos en cercos familiares, mientras en la provincia de Huamanga la mejora de la producción vegetal se debe a la dotación de agua de riego por el proyecto Río cachi. Por otro lado, las zonas que muestran tendencias negativas son áreas destinadas al pastoreo y cultivos a secanos principalmente, pero a la vez son zonas en donde el hombre además de sobre utilizar los recursos naturales no implementa prácticas de restauración como las enumeradas para la cuenca alta de la cuenca Cachi-Mantaro.

Aunque los procesos ecológicos naturales, tales como los efectos de retardo de años secos consecutivos, potencialmente pueden producir tendencias negativas en el residual, este método supone que los impactos humanos son una de las causas principales. Lo ideal sería que la relación precipitación-producción debe derivarse partir de una serie de tiempo que no contiene la degradación y el registro de una amplia gama de condiciones de lluvia, después de que las tendencias en los residuos de un serie-temporal independientes se podrían utilizar para detectar la reducción de la producción causada por factores distintos de las precipitaciones, como la degradación. Desafortunadamente no existe un período de referencia independiente, no degradado, ya que la degradación puede haber ocurrido en cualquier momento, desde antes del principio hasta el final de los registros por satélite (1981 al presente).

Figura 3.124

Valores de residual NDVI (a), pendiente de regresión de residuales (b), coeficiente de determinación R2 (c), y prueba de significancia Mann-Kendall para el periodo 2000-2006

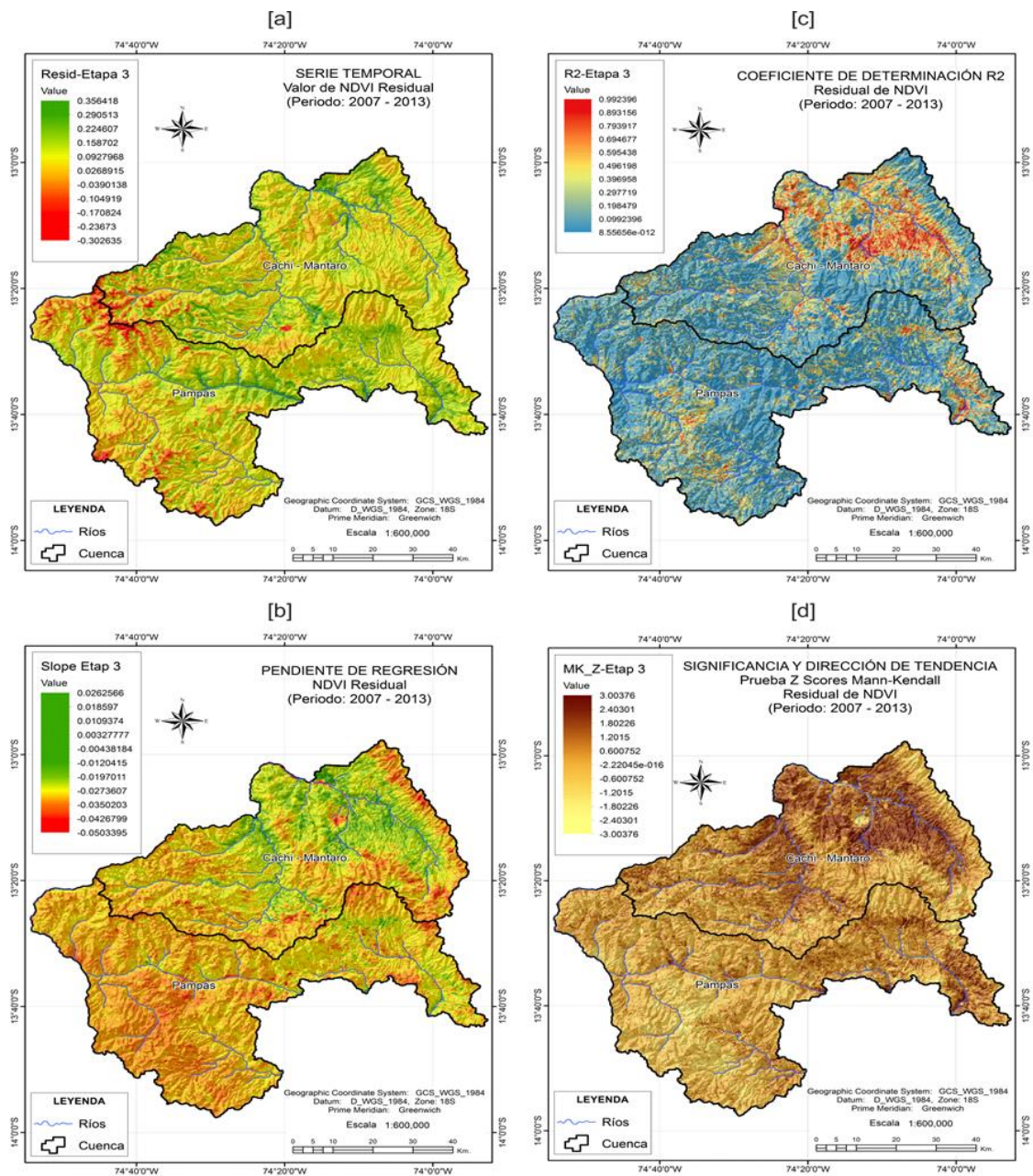


En el periodo 2007 y 2013 se logra diferenciar mejor el comportamiento de la pendiente de la función lineal, lo cual nos indica mayor degradación en las partes altas de la cuenca y una mejora o restauración de tierras en los pisos bajos. Como se puede apreciar en la figura 3.126, se aprecia mejoras o restauración en la cuenca Cachi-Mantaro, mientras en la cuenca Pampas la mejora es mucho menor, cabe señalar que la restauración de la producción vegetal en los distritos de Chiara y Allpachaka se debe como efecto de la dotación de agua por el proyecto especial Río Cachi, mientras en la cuenca alta de Cachi-

Mantaro, se debe a los efectos de la crianza del agua implementadas por los pobladores del distrito de Chuschi. Los valores negativos con incidencia se registran en cabera de cuenca Cachi-Mantaro, principalmente en los distritos de Vinchos y Paras, paradójicamente estas zonas son áreas proveedoras de agua en la cuenca, además de poseer áreas importantes de diversidad cultivada y silvestre.

Figura 3.125

Valores de residual NDVI (a), pendiente de regresión de residuales (b), coeficiente de determinación R2 (c), y prueba de significancia Mann-Kendall para el periodo 2007-2013

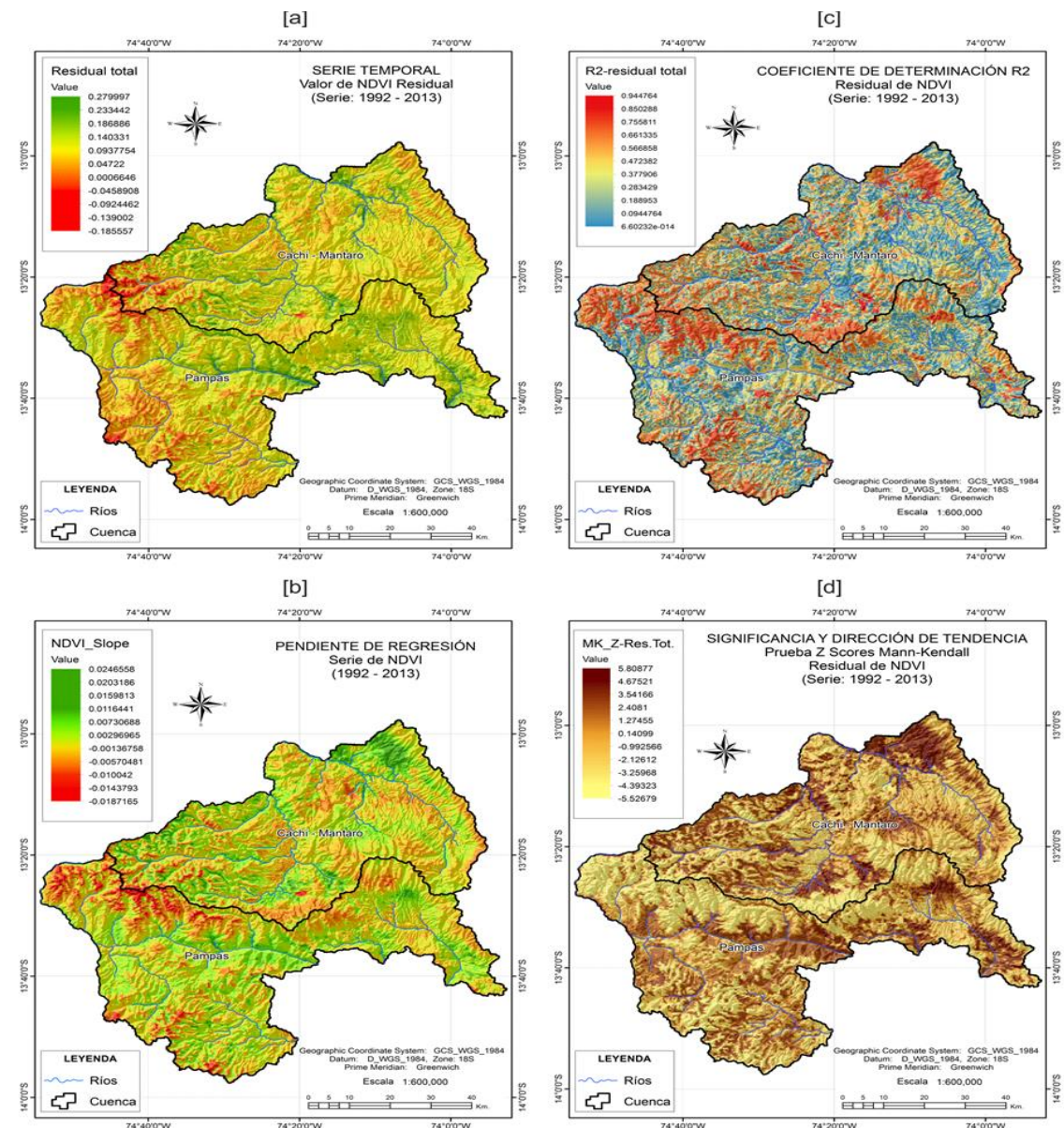


En resumen, en la zona de estudio se identifican tres etapas marcadas en la dinámica de tierras, alta degradación en el periodo 1992-1999, después de este período, el efecto se

hizo menos durante el período de 2000-2006. Esto indicó una disminución del impacto humano y un aumento en el NDVI observado. Estos resultados podrían ser interpretados como la recuperación de los años de sequía o puede ser debido al mejor manejo de los suelos, agua y plantas, y en el distrito de Chuschi también se debe a la reducción en el número de cabezas de ganado en cada hato familiar. En el período 2007-2013, el área experimentó una restauración en los pisos bajos y degradación en la puna alta, a la vez se produce mayor variación de las lluvias y por consiguiente aumentó la influencia humana en altitudes mayores a los 4000 m.s.n.m, aunque esta degradación es relativamente menor que en el período 1992-1999.

Figura 3.126

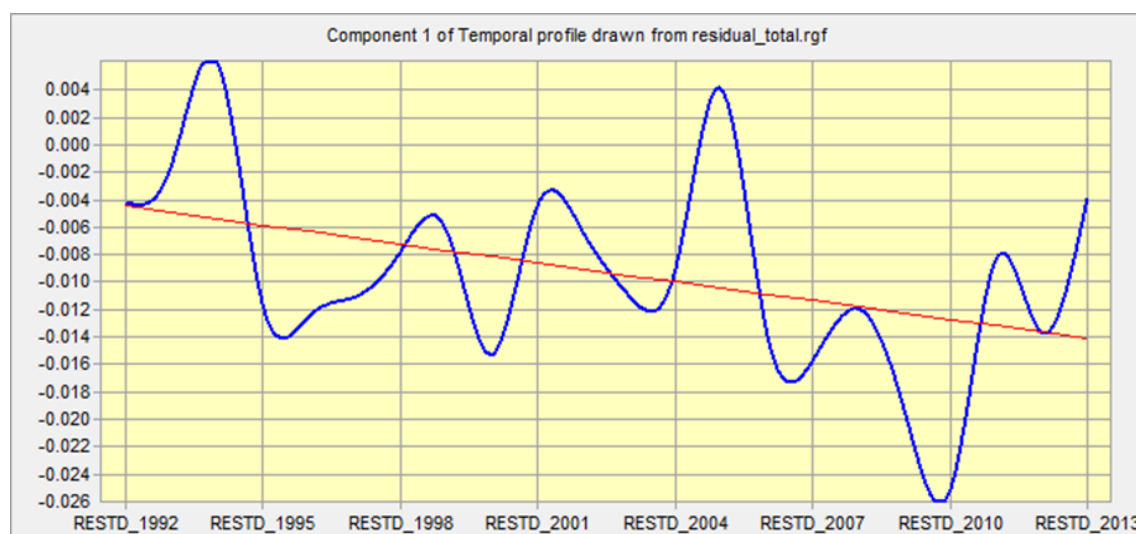
Valores de residual NDVI (a), pendiente de regresión de residuales (b), coeficiente de determinación R2 (c), y prueba de significancia Mann-Kendall para el total de serie 1992-2013



En este trabajo se realizó un modelado estadístico multinivel del NDVI-lluvia para detectar la relación con la degradación de tierras inducida por el hombre a escala local y de paisaje en la cuenca alta y media de los ríos Cachi-Mantaro y Pampas, y se identificó que las actividades antropogénicas como resultado influyen en tendencias ya sea positivo (restauración de la tierra y revegetación) o negativa (de degradación). Se utilizaron regresiones lineales para evaluar la exactitud del multinivel modelo estadístico. Los resultados muestran que: (1) la degradación y restauración de la tierra fue el proceso dominante en la zona de estudio entre 1992 y 2013; (2) el efecto de la eliminación estadística de precipitación de áreas inducida por el hombre reveló degradación de la tierra y mejora, este último refleja los proyectos de restauración de éxito y los cambios en la gestión del suelo sobre en muchas partes de la zona de estudio; (3) en comparación con una regresión lineal simple, el modelado estadístico multinivel podría ser utilizado para analizar la relación entre el NDVI y las precipitaciones y mejorar la exactitud de la detección del efecto de las actividades humanas. Los factores adicionales deben ser incluidos en el análisis de la relación NDVI-precipitación y detectar la pérdida inducida por el hombre de la cubierta vegetal en las tierras secas para mejorar la precisión del enfoque y eliminar algunas tendencias de residuales observadas no significativas; finalmente, (4) en la distribución potencial de especies amenazadas, un problema adicional a las variaciones climáticas y el cambio climático, es la degradación del paisaje inducida por el hombre, por tanto una medida importante a considerarse en los planes de adaptación a los efectos del cambio climático deben ser la implementación de prácticas de crianza que ha demostrado éxito para amortiguar impactos climáticos potenciales, un ejemplo específico es la crianza del agua cuyo impacto en la cuenca Cachi-Mantaro tiene alcance a nivel regional. En la figura 3.120, se muestra la tendencia de residual del NDVI para toda la serie temporal analizada.

Figura 3.127

Línea de tendencias de residual de NDVI de la serie temporal 1992-2013



Para espacializar el nivel de degradación de las tierras para el periodo de estudio, el rango de pendientes del residual de NDVI se ha categorizado en 4 niveles. Los valores y el nivel asignado en esta categorización se pueden apreciar en la Tabla 3.59.

Tabla 3.59

Rango de pendiente de residuales para la clasificación de niveles de degradación

Gridcode	Nivel asignado	Valor inferior	Valor superior
1	Alto	-1	-0.004
2	Moderado	-0.004	-0.0015
3	Bajo	-0.0015	0.001
4	SnDe_REST (*)	0.001	1

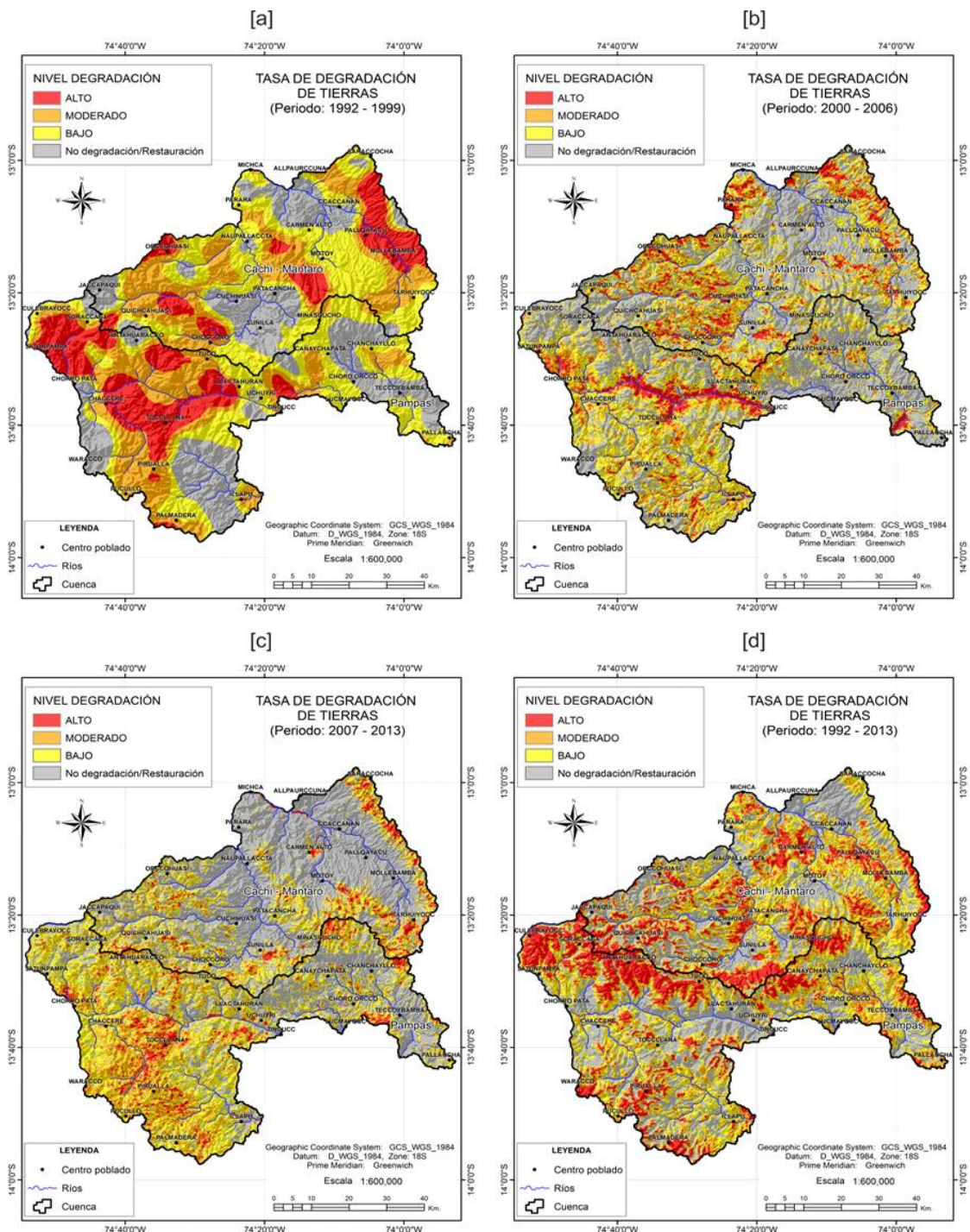
(*) SnDe_REST: Sin degradación o con restauración.

Las áreas críticas (degradación alto) se presentan más en el periodo 1992-1999, se reduce sustancialmente en piso medio en el periodo 2000-2006, pero se identifica alta degradación en los pisos bajos siendo mucho mayor en la cuenca Pampas; en el periodo 2007-2013 continúa reduciéndose las zonas que presentan áreas con degradación alto en la cuenca Pampas, expandiéndose hacia la zona Sur. Haciendo un análisis para el total de los años estudiados, es decir entre 1992 y 2013, Mapa [d] de la figura 3.127, las áreas con alto degradación se ubican en la puna alta y principalmente en la cuenca Pampas, y es mucho menor en la cuenca Cachi-Mantaro. Además, en los pisos medios y bajos hay una mejora, hay degradación bajo y no degradación. Estos resultados obtenidos por el modelo

se validaron a través de la verificación en campo donde claramente se encontraron evidencias claras de degradación de tierras, especialmente la pérdida de la cobertura vegetal, formación de cárcavas, pérdida de especies forestales nativos, sobre pastoreo del ganado ovino y áreas colonizadas por exploraciones mineras y entre otros.

Figura 3.128

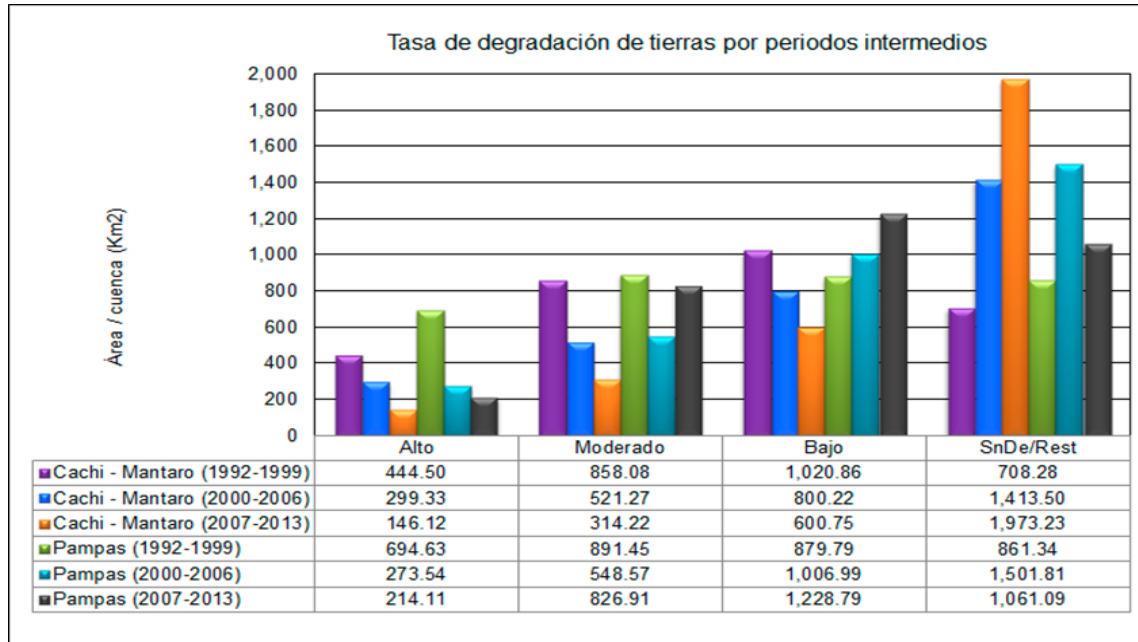
Tasa de degradación de tierras por series temporales: 1992-199 (a), 2000-2006 (b), 2007-2013 (c), y la serie total 1992-2013 (d)



En las siguientes figuras se muestran las tasas de degradación de tierras tanto para los periodos intermedios, y así como para la serie total del periodo estudiado.

Figura 3.129

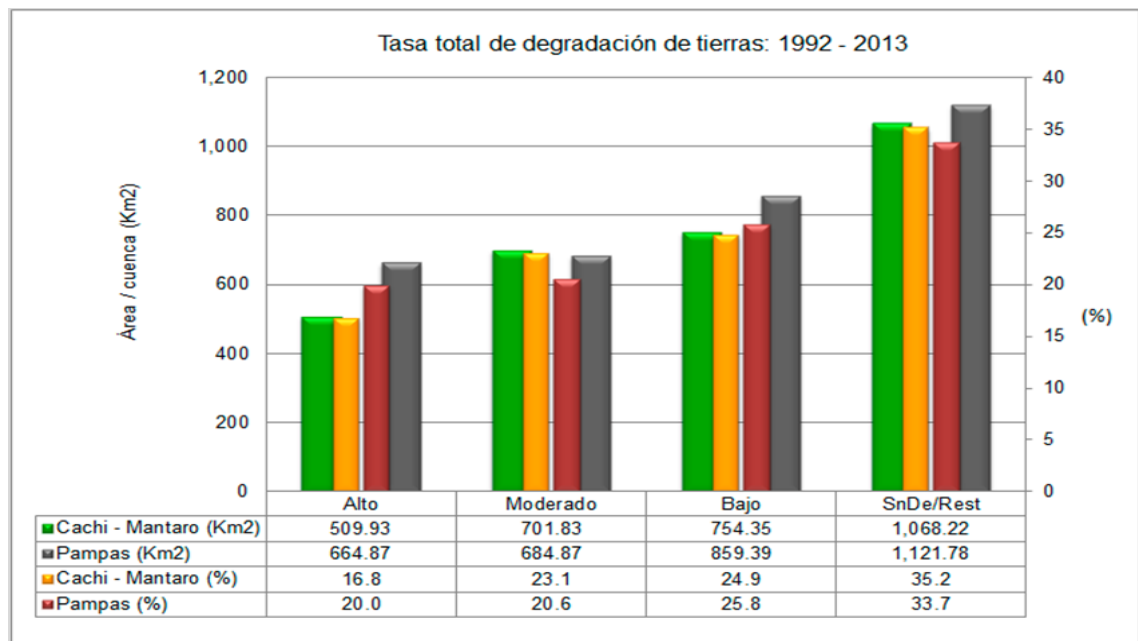
Tasa de degradación de tierras por cuenca por periodos intermedios



En la figura 3.128, las tasas de degradación de tierras para la serie total 1992-2013, en la ordenada principal se representa al área en km², mientras en la ordenada secundaria se representa en términos de porcentaje.

Figura 3.130

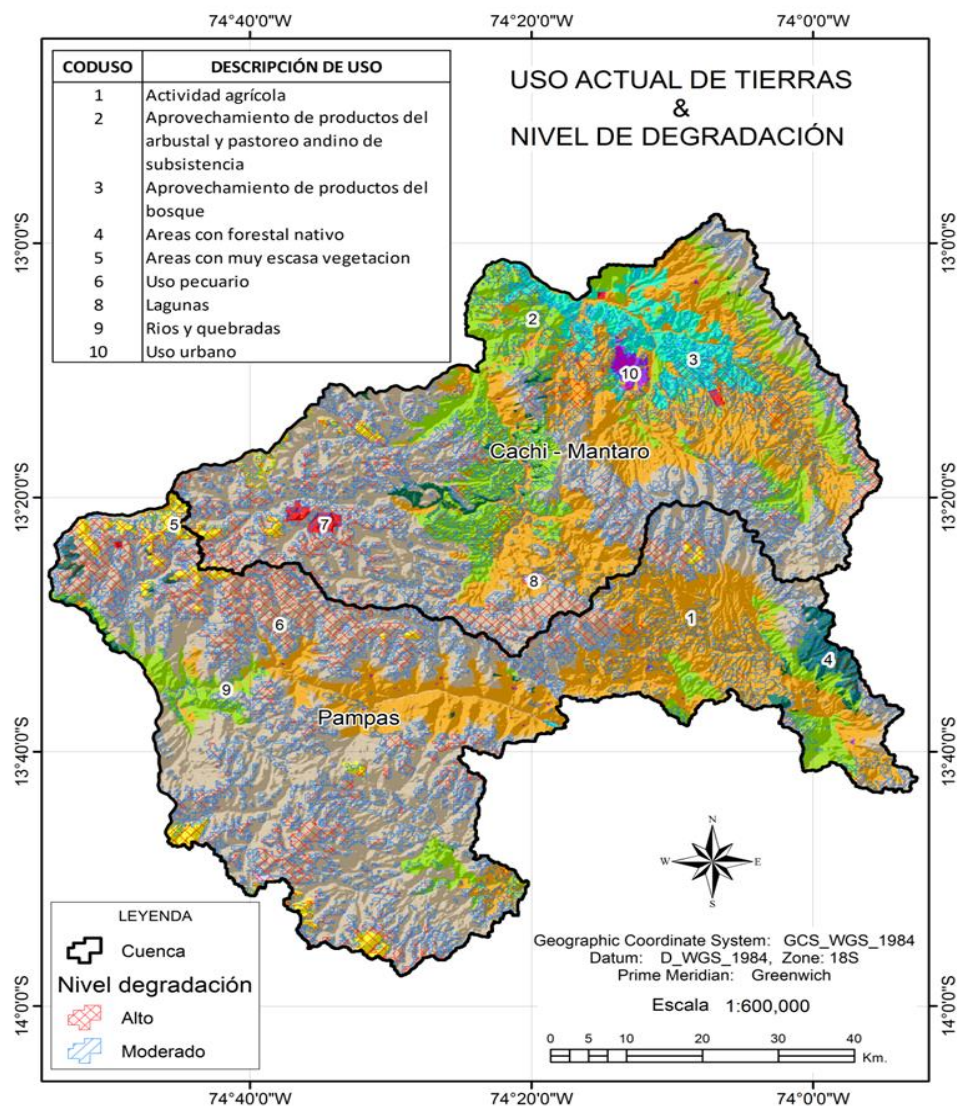
Tasa de degradación de tierras por cuenca para la serie total 1992-2013



Comparando las tasas de degradación de tierras con el uso actual de tierras, los niveles de degradación Alto y Moderado se corresponden con tierras agrícolas, áreas de pastoreo, áreas de aprovechamiento forestal, tal como se puede apreciar en la figura 3.130; de esta manera se confirma que la degradación de tierras inducida por el hombre tiene impacto sobre el paisaje, la distribución potencial de las especies, los medios de vida de los pobladores locales, y así como en la calidad de vida de las generaciones presentes y futuras. El mapa de uso actual de tierras utilizado en este informe proviene del estudio de Zonificación Ecológica y Económica realizado por el Gobierno Regional de Ayacucho culminado en el año 2012, por tanto, esta información se considera como la “verdad terrestre”, por ello su uso como medio para la validación de las áreas críticas es un método aceptable.

Figura 3.131

Uso actual de tierras y nivel de degradación para la serie total 1992-2013



En la Tabla 3.60, las tasas de degradación de suelos se precisan mejor para cada tipo de uso de suelo actual, en donde los niveles Alto y Moderado están asociadas principalmente con la actividad pecuaria y agrícola. Sin embargo, los niveles de degradación a pesar de mostrar tendencia creciente todavía no son demasiado alarmantes, puesto que en los distintos usos actuales de tierra buen porcentaje de tierras presentan degradación bajo, no presentan degradación o en todo caso evidencian restauración. La degradación de tierras es creciente, pero es reversible si se aplican medidas adecuadas de manejo en la cuenca.

Tabla 3.60

Tasas de degradación de tierras por tipo de uso actual del suelo para serie 1992-2013

COD. USO	Descripción de uso	Nivel de degradación de tierras	Cachi - Mantaro		Pampas	
			Área Km ²	%	Área Km ²	%
1	Áreas con actividad agrícola	Alto	67.617	2.23	25.558	0.77
		Moderado	145.126	4.78	145.772	4.38
		Bajo	211.688	6.98	190.206	5.71
		SnDe_REST	397.826	13.11	404.101	12.13
2	Áreas con aprovechamiento de productos del arbustal y pastoreo andino de subsistencia	Alto	58.578	1.93	8.711	0.26
		Moderado	124.543	4.10	31.682	0.95
		Bajo	159.565	5.26	90.237	2.71
		SnDe_REST	207.029	6.82	110.680	3.32
3	Áreas con aprovechamiento de productos del bosque	Alto	41.372	1.36		
		Moderado	60.521	1.99	0.648	0.02
		Bajo	52.176	1.72	0.241	0.01
		SnDe_REST	58.699	1.93	0.084	0.00
4	Áreas con forestal nativo	Alto	0.202	0.01	25.622	0.77
		Moderado	1.795	0.06	29.591	0.89
		Bajo	6.437	0.21	11.168	0.34
		SnDe_REST	22.978	0.76	14.195	0.43
5	Áreas con muy escasa vegetación	Alto	21.442	0.71	84.976	2.55
		Moderado	6.014	0.20	9.232	0.28
		Bajo	4.051	0.13	4.838	0.15
		SnDe_REST	6.569	0.22	3.544	0.11
6	Uso pecuario	Alto	294.419	9.70	516.685	15.51
		Moderado	354.555	11.68	465.937	13.99
		Bajo	315.340	10.39	558.915	16.78
		SnDe_REST	367.611	12.12	582.247	17.48
7	Uso minero	Alto	8.419	0.28	0.746	0.02
		Moderado	5.539	0.18	0.074	0.002
		Bajo	2.811	0.09	0.099	0.003
		SnDe_REST	3.524	0.12		
8	Lagunas		6.227	0.21	6.590	0.20
9	Ríos y quebradas				6.331	0.19
10	Uso urbano	Alto	13.899	0.46	0.083	0.002
		Moderado	3.091	0.10	0.244	0.01
		Bajo	1.524	0.05	0.480	0.01
		SnDe_REST	3.140	0.10	1.379	0.04
Total			3,034.328	100.0	3,330.895	100.0

3.3.5. Análisis de la degradación de las tierras como variable antropogénica en el modelo de distribución potencial

Este estudio determinó que la vegetación en la zona de estudio se deterioró a partir de 1992, principalmente debido al aumento del pastoreo de ganado, la aplicación de malas prácticas de laboreo agrícola y la presión de la agricultura sobre las zonas de arbustales. Esta política de uso de la tierra ha producido económicamente resultados positivos con la ampliación de la frontera agrícola pero los impactos económicos y ambientales han sido negativos sobre las tierras de pastoreo.

La tendencia degradante de la vegetación empieza a revertirse a partir del año 2000, con énfasis en la cuenca Cachi-Mantaro, aunque es menos en la cuenca Pampas, ya que, a partir del 2007, la degradación de tierras continúa expandiéndose de hacia la zona Sur, es decir hacia la provincia de Víctor Fajardo y Huancasancos. En las zonas donde se experimenta restauración vegetal se debe a la disminución tasas de carga de pastoreo y aplicación de prácticas de crianza del agua, crianza de suelos y pastos. Es decir, la mejora de tierras se atribuye a varios de las nuevas políticas de uso de suelo orientadas a la conservación de los pastizales y la restauración. Nuestros resultados sugieren que la degradación vegetal pueden recuperarse si la carga animal se mantiene en un moderado nivel, y esto se puede hacer de manera efectiva a través políticas de uso de la tierra y disposiciones institucionales apropiadas y sobre todo basadas en la cosmovisión local.

De acuerdo con los resultados obtenidos la degradación de tierras repercute en la distribución potencial de las especies estudiadas, la cuenca Cachi-Mantaro presentó mayor idoneidad de hábitat Muy Alto, Alto y Medio; estos resultados se corresponden con la cantidad de tierras degradadas estimadas en esta cuenca. Mientras en la cuenca Pampas la disponibilidad de hábitat con una calidad potencial Medio y Bajo han sido los más concurrentes, que de la misma forma se ven reflejados en la cantidad de tierras afectadas por la degradación. Esto es coherente con el estado de fragmentación en el que se encuentra el paisaje, la alta variabilidad de las variables bioclimáticas y las influencias de las acciones antropogénicas en cada cuenca analizada.

3.3.6. Desempeño de los modelos de hábitat potencial y degradación de tierras

En la distribución potencial de especies, los desempeños de los modelos son muy variados para estimar el hábitat potencial para las especies cultivadas y silvestres, el uso de un modelo depende de la disponibilidad de información, de las variables biofísicas y socioeconómicas que se consideren y de los datos de presencia de la especie. Así mismo, la efectividad depende de la calidad de esa información en relación al tamaño del área de estudio, y su utilidad, de los objetivos de investigación, en este aspecto los datos de georeferencia para la especie Waña ha sido muy pobre debido a que además de contar con pocos puntos, estos puntos se encuentran muy concentrados en un sitio limitado, esto dificulta en el modelado ya que el tamaño de pixeles es de 90x90 metros, y cuando las presencias están concentradas en un solo pixel la respuesta del modelo es limitado. A pesar que MaxEnt presenta varias ventajas respecto a otros métodos inductivos, como la regularización para disminuir el sobreajuste del modelo, el uso de tamaños de muestra pequeños no es recomendable ya que los datos pueden conllevar a la sobreestimación en la importancia de algunas variables. Probablemente esto último ocurrió para el caso de Yuracc waña, puesto que se observó una respuesta bastante subestimada.

Con respecto al método RESTREND, esta proporciona una eficaz herramienta para distinguir entre los efectos debido a factores climáticos y de las actividades humanas sobre los cambios en la vegetación cuando se utiliza correctamente. En particular, los problemas de heterogeneidad de espacio y la escala se deben considerar de manera explícita en la aplicación del método, por esta razón los resultados para el periodo 1992-1999 son “groseros” con respecto a las siguientes etapas de análisis. En la etapa inicial, las imágenes satelitales tienen una resolución espacial de 250x250 metros, mientras en las dos últimas etapas, la resolución espacial es 90x90 metros.

CONCLUSIONES

1. Identificación de especies de papa nativa cultivada y parientes silvestres indicadoras del potencial de hábitat en escenarios de cambio climático

Se ha identificado 7 especies nativas de papas cultivadas en el área de estudio. Para lograrlo, se recopilaron conocimientos y prácticas tradicionales específicas de los agricultores locales. Se evaluó la importancia de estas 7 especies en la alimentación de la comunidad y su capacidad de resistencia o vulnerabilidad ante eventos climáticos extremos, como heladas y granizadas consideradas como catastróficos. Se llevaron a cabo entrevistas y talleres grupales para obtener información directa de los agricultores y su experiencia con estas especies de papas nativas cultivadas.

También se ha identificado 2 especies de parientes silvestres de la papa, se siguió el mismo procedimiento utilizado para las papas cultivadas. Se evaluaron las prácticas agrícolas más comunes que implican la domesticación, la crianza y la reintroducción de estas especies silvestres en las parcelas de cultivo. Estas especies silvestres desempeñan un papel importante en el intercambio genético con las 7 especies cultivadas, actuando como reservorios genéticos. Se seleccionaron 2 especies representativas: una perteneciente al grupo de papas arenosas y otra al grupo de papas acuosas. Estas especies silvestres contribuyen a mantener la diversidad genética y son consideradas fundamentales en el contexto de la agricultura local, especialmente en situaciones de cambio climático.

Una vez completada la identificación de las papas cultivadas y las especies silvestres asociadas, se utilizaron estos datos como insumo para el modelo, lo que permitió realizar análisis y predicciones relacionadas con la distribución geográfica potencial de estas especies en el área de estudio. Las especies de papa nativa cultivada y sus parientes silvestres seleccionadas para el estudio han sido los siguientes:

Especie	Nombre común	Nombre científico
	Maku	<i>Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz et Buk.</i>
	Puqya	<i>Solanum stenotomum</i>
	Qaspar, llunchuy waqachi	<i>Solanum xchaucha Juz et Buk.</i>
Cultivada	Samar, Guayaquil	<i>Solanum goniocalyx Juz et Buk.</i>
	Suwa pusayku	<i>Solanum stenotonum Juz et Buk.</i>
	Yuraq waña	<i>Solanum xcurtilobum Juz et Buk.</i>
	Yutupa runtun	<i>Solanum tuberosum subsp. Andigena Juz et Buk.</i>
Silvestre	Atuqpa papan	<i>Solanum acaule Bitter</i>
	Awilupa papan	<i>Solanum bukasovii Juz.</i>

2. Determinación de áreas potenciales de distribución geográfica actual y futuro

En este estudio, los modelos de distribución potencial de las especies generados con MaxEnt tuvieron una discriminación promedio razonable. Esto coincide con la bibliografía revisada, donde señalan que MaxEnt se desempeña adecuadamente prediciendo la distribución de especies con requerimientos ambientales poco específicos. En el modelo Mahalanobis obtenido con variables sintéticos, las distribuciones de los tipos de hábitat se asemejan al obtenido con MaxEnt, sin embargo, la ocurrencia de la idoneidad de hábitat varía moderadamente sobre todo aparece sobreestimado o subestimado, solamente cuando los datos de presencia son menos, el modelo Mahalanobis responde mejor que el MaxEnt.

MaxEnt representan a los modelos de selección de recursos, que enfatizan las diferencias en comparación con los sitios disponibles usados (Phillips et al 2006). Por el contrario, el modelo de distancia de Mahalanobis referencia estrictamente disimilitud ambiental del hábitat utilizado sin consultar la disponibilidad. La distancia de Mahalanobis incluye una mayor complejidad, ya que tiene en cuenta la covarianza entre las variables ambientales en el punto de ocurrencia. Esto permite que el modelo se interprete como una expresión de las limitaciones medioambientales, incluyendo las especies se somete a las correlaciones entre las variables, sin embargo, requiere que el número de puntos sea mayor que el número de variables ambientales utilizadas.

En cuanto a la distribución geográfica para las condiciones climáticas actuales, es importante señalar que las categorías de idoneidad para hábitat en ambas cuencas abarcan

un rango que va desde "Bajo" hasta "Alto". Sin embargo, es crucial destacar que solo tres especies, específicamente Qaspar, Samar y Awilupa papan, muestran niveles de idoneidad más moderados a bastante altos, lo que implica que estas especies son más adecuadas para las condiciones ambientales presentes en la zona de estudio.

Por otra parte, es interesante notar que la cuenca Cachi-Mantaro sobresale en términos de aptitud, en comparación con la cuenca Pampas, en lo que respecta a la distribución de estas especies. Esto podría estar relacionado con las características únicas de su entorno climático y geográfico, que podrían ser más propicias para estas especies en particular.

Este análisis resalta la diversidad en la idoneidad de hábitat entre las distintas especies de papa nativa cultivada y silvestre en las dos cuencas. Además, subraya la importancia de comprender cómo las condiciones climáticas actuales influyen en la distribución geográfica de estas especies, lo que proporciona una base sólida para abordar los cambios futuros en su hábitat debido al cambio climático y otras influencias antropogénicas.

Al analizar la distribución futura de las especies en la cuenca Cachi-Mantaro, se observan patrones interesantes en función de los distintos escenarios climáticos. En la mayoría de las especies, el escenario B2a se constituye como el más propicio, a excepción para la especie "Samar" el escenario A2a demuestra ser favorable, indicando que, bajo esas condiciones climáticas, esta especie podría encontrar hábitats más adecuados y ampliar su presencia en la cuenca. Por otro lado, especies como "Awilupa papan" y "Puqya" presentan distribuciones similares en ambos escenarios, ya sea A2a o B2a, lo que sugiere que estas especies no serían tan afectadas por las variaciones en los escenarios climáticos y podrían mantener una distribución relativamente constante. En conjunto, estas observaciones brindan una visión más detallada de cómo diferentes especies podrían responder a los cambios climáticos en la cuenca Cachi-Mantaro.

Por otro lado, en la cuenca Pampas, el escenario B2a se constituye como el más adecuado en términos de distribución futura, con la excepción de "Samar", donde las distribuciones en ambos escenarios, ya sea A2a o B2a, son comparables. Esto podría indicar que esta especie es más resiliente a los cambios climáticos proyectados.

En términos de idoneidad de hábitat, se puede observar que en la cuenca Cachi-Mantaro, las categorías oscilan entre "Baja" y "Alta", mientras que, en la cuenca Pampas, varían desde "Muy Baja" hasta "Alta". En ambas cuencas, prevalecen las categorías de idoneidad moderada, lo que podría sugerir que las condiciones futuras serían relativamente propicias para la adaptación y persistencia de estas especies en un contexto cambiante.

Estos hallazgos resaltan la complejidad de las respuestas de las especies a diferentes escenarios climáticos y la importancia de considerar múltiples factores al analizar sus posibles cambios en la distribución geográfica. Además, subrayan la relevancia de comprender los grados de idoneidad de hábitat, ya que esto puede influir en las estrategias de conservación y manejo futuro de estas especies en ambas cuencas.

Además de los aspectos previamente discutidos, es importante destacar otra característica notable en relación con la distribución geográfica actual y futura de las especies estudiadas en ambas cuencas. En líneas generales, se observa un patrón de ascenso hacia pisos altitudinales más elevados en el caso de varias especies, mientras que, en otros casos, se produce una fragmentación o disminución en el piso altitudinal en el que se encuentran actualmente. Este fenómeno sugiere que las especies están respondiendo a los cambios en las condiciones climáticas al buscar hábitats más favorables en niveles altitudinales superiores o, en su defecto, se ven limitadas a áreas más reducidas en los niveles actuales de hábitat.

Este comportamiento podría interpretarse como una adaptación al cambio climático y a las alteraciones en el hábitat. Sin embargo, la observación de que muchas especies se desplazan hacia altitudes más elevadas o enfrentan una fragmentación en sus hábitats actuales también refleja una preocupante tendencia. Estos cambios podrían estar indicando que las condiciones en su hábitat actual se están deteriorando, lo que podría hacer que estas áreas no sean adecuadas para mantener poblaciones viables a largo plazo.

Por lo tanto, este patrón de ascenso y fragmentación en la distribución geográfica resalta la importancia de abordar no solo los factores climáticos, sino también los impactos de la actividad humana, como la degradación de tierras y la fragmentación del hábitat. Estas observaciones tienen implicaciones significativas para la conservación y gestión de estas

especies, ya que subrayan la necesidad de considerar tanto los aspectos climáticos como los antropogénicos al planificar estrategias efectivas de conservación y manejo sostenible.

En cuanto a las variables que mayor información aportaron han sido variadas en cada escenario, sin embargo, de manera concurrente las que resultaron de mayor efectividad, según los indicadores estadísticos, mediante las curvas ROC, AUC, Jackknife; han sido: Bio_4, temperatura mínima, Bio_14 y Bio_6, Bio_15, Bio_18, y la altitud. En el modelo ajustado o el mejor modelo, la calidad de los mapas obtenidos se considera buena ya que de acuerdo con los valores de AUC, los modelos con los valores mayores a 0.75 son útiles, se asume que bajo este concepto bibliográfico se puede afirmar que los mapas son bastante cercanos a la realidad y los puntos de presencia coinciden con el mejor modelo, que es el mapa final, lo cual indica que los algoritmos MaxEnt y Mahalanobis son bastante eficaces para estimar las distribuciones probables, incluso a pesar de las limitaciones de información.

En cuanto a las variables que aportaron más información en el modelo de distribución, éstas fueron diversas en cada escenario. Sin embargo, de forma recurrente, las que se mostraron más eficaces según indicadores estadísticos, como curvas ROC, AUC y el test Jackknife, fueron: estacionalidad de la temperatura (Bio-4), temperatura mínima media mensual, precipitación del mes más seco (Bio-14), temperatura mínima del mes más frío (Bio-6), estacionalidad de la precipitación (Bio-15), precipitación del trimestre más cálido (Bio-18) y altitud. En el modelo ajustado o mejor modelo, los valores de AUC presentan valores superiores a 0.75, bajo esta consideración, se puede afirmar que los mapas obtenidos son bastante precisos en relación a la realidad y que los puntos de presencia concuerdan con el mejor modelo, es decir, el mapa final. Esto indica que los modelos MaxEnt y Mahalanobis son muy eficaces en la estimación de distribuciones probables, incluso a pesar de las limitaciones de información.

En términos de dinámica espacial, al comparar la distribución actual con la futura mediante una tabulación cruzada de mapas, se observan pérdidas más notables en las categorías de hábitat en la cuenca Pampas, a diferencia de la cuenca Cachi-Mantaro, donde se aprecia cierta estabilidad y ganancias moderadas. La mayoría de las especies muestran una vulnerabilidad moderada, aunque "Yuraq waña", "Suwapusayku" y "Yutupa runtun" se destacan como las más vulnerables, especialmente "Yuraq waña",

que enfrenta mayores riesgos bajo condiciones climáticas adversas. Por otro lado, "Samar" se presenta como la especie más adaptable a los cambios, evidenciando una distribución más favorable. Durante la validación, los coeficientes de correlación y los estadísticos de Kappa (Kia) y de Cramer's (V) mostraron un buen nivel de acuerdo y asociación. Además, se observó una correlación significativa, lo que indica que las variaciones en la distribución potencial varían de manera moderada a considerable.

3. Estimación de la degradación de tierras como factor antrópico en el modelo de distribución potencial

Se ha establecido una correlación significativa entre el valor máximo del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) y la precipitación media anual. El NDVI máximo muestra una mayor sensibilidad a la escasez de precipitación que a los niveles elevados de lluvia. El análisis temporal del NDVI revela un incremento en el vigor de la vegetación a partir del año 2000, indicando un proceso de recuperación tras periodos con precipitaciones insuficientes. Los efectos residuales indican que el NDVI máximo predicho es superior al NDVI máximo observado durante los períodos 2000-2006 y 2007-2013, lo que contribuye a la tendencia de aumento en el NDVI después del año 2000.

Por otra parte, el modelo RESTREND se basa en el análisis de las variaciones en la vegetación a través del índice NDVI, permitiendo evaluar la degradación de tierras y diferenciar los cambios en la biomasa causados por factores climáticos y actividades humanas. Esta metodología ofrece la capacidad de identificar áreas y cuantificar el alcance de la degradación. La incorporación de esta variable al modelo de distribución agrega una perspectiva valiosa al considerar cómo la influencia humana en el hábitat y los recursos de las especies afecta sus patrones de distribución, lo que añade una capa adicional de complejidad a las variaciones climáticas y al cambio climático.

Las actividades humanas ejercen un impacto significativo en la degradación o recuperación de las tierras, con efectos negativos que se hicieron evidentes antes de 1999 en las zonas bajas de Pampas y las laderas altas de Cachi-Mantaro. Sin embargo, a partir del año 2000, se observa una tendencia hacia la recuperación de las áreas degradadas, directamente atribuible a las prácticas locales de conservación de suelos y aguas implementadas por las comunidades locales. El impacto de las actividades humanas en el vigor vegetal fue más pronunciado durante los años caracterizados por escasas

precipitaciones. En términos generales, esta influencia negativa se manifestó de manera más severa en las zonas bajas de la cuenca Pampas y en las laderas altas de la cuenca Cachi-Mantaro. Durante los periodos de lluvias insuficientes, se observó un impacto significativo de las actividades humanas en toda la región. Los habitantes locales comenzaron a llevar a cabo prácticas de sobrepastoreo en las áreas de pastoreo comunal. Además, se produjo una expansión sustancial de la frontera agrícola hacia las áreas de arbustales, lo que generó una mayor presión sobre los ecosistemas de vegetación natural. Esta presión resultó en la erosión de suelos y la ocupación de zonas que albergan parientes silvestres de la papa, lo que contribuyó a la disminución de la idoneidad del hábitat para estas especies.

Después del año 2000, se pudo observar un proceso gradual de recuperación en la vitalidad vegetal, y la presión ejercida por los habitantes locales en las áreas de pastoreo comunal comenzó a disminuir. Este cambio se debió en parte a un incremento en la cantidad de lluvias, pero también a la implementación de prácticas de manejo sostenible por parte de las comunidades locales. Estas prácticas abarcaron la gestión del agua, la mejora de la calidad de los suelos y la regulación del pastoreo en las áreas cercanas a las viviendas familiares.

Como resultado de estas medidas, se logró una mayor disponibilidad de alimento para el ganado, lo que permitió reducir la cantidad de ganado por familia y enfocar el pastoreo en zonas específicas. Esto tuvo un efecto positivo en la recuperación de la pradera comunal y de las áreas que albergan las especies estudiadas en sus posibles distribuciones. Este proceso de recuperación fue particularmente evidente en la cuenca Cachi-Mantaro. Sin embargo, en la cuenca Pampas, para el año 2013, se continuaron observando áreas degradadas en expansión, particularmente en las provincias de Víctor Fajardo y Huancasancos.

Las evidencias encontradas han respaldado firmemente la conexión directa entre la alta degradación de las tierras en la zona de estudio y las actividades humanas, en particular las prácticas ganaderas y agrícolas. Este impacto antropogénico se manifiesta de manera concluyente en la notable disminución y en los niveles extremadamente bajos de la distribución actual de las especies que han sido objeto de investigación. En las áreas que han experimentado una degradación significativa, es evidente que la presencia de estas

especies se presenta de manera fragmentada y con probabilidades de ocurrencia muy limitadas. Estos hallazgos son un claro indicador de que ha habido una marcada reducción en la idoneidad del hábitat para estas especies, siendo este fenómeno particularmente grave para las especies silvestres. La necesidad de abordar estas preocupantes tendencias y promover prácticas sostenibles en la región es más evidente que nunca, con el fin de garantizar la supervivencia y la salud de estas especies en un entorno cada vez más degradado.

RECOMENDACIONES

- ❖ Monitoreo continuo, dado que los modelos se basan en proyecciones futuras del clima, se recomienda establecer un sistema de monitoreo continuo de las condiciones climáticas y las distribuciones de las especies de papa. Esto permitirá evaluar la concordancia entre las predicciones del modelo y los cambios reales en la distribución de las especies a lo largo del tiempo.
- ❖ Adaptación al cambio climático, con base en las proyecciones futuras del clima, se deben desarrollar estrategias de adaptación que permitan mitigar los posibles impactos del cambio climático en las especies de papa nativa y silvestre. Esto puede incluir prácticas agrícolas adaptativas, selección de variedades resistentes al clima y conservación de los recursos genéticos de las especies.
- ❖ Conservación in situ y ex situ, considerando la importancia de las especies de papa nativa y silvestre en el contexto de la agricultura local y la diversidad genética, se recomienda implementar medidas de conservación tanto in situ (en su hábitat natural) como ex situ (en bancos de germoplasma). Esto ayudará a preservar la variabilidad genética de las especies y asegurar su disponibilidad para futuros usos.
- ❖ Investigación adicional, los resultados de los modelamientos pueden generar nuevas preguntas e hipótesis de investigación. Se sugiere realizar estudios complementarios para investigar en detalle los factores que influyen en la distribución de las especies de papa nativa y silvestre, como interacciones bióticas, cambios en el uso del suelo y prácticas agrícolas locales. Estos estudios pueden ayudar a mejorar la comprensión de los procesos ecológicos y respaldar la toma de decisiones relacionadas con la conservación y el manejo de estas especies.
- ❖ Los resultados de los modelamientos son valiosas herramientas, aunque no concluyentes. Es esencial combinar enfoques modelados con datos locales y saberes tradicionales para abordar de manera efectiva los retos vinculados a la distribución de especies de papa nativa y silvestre en el contexto del cambio climático.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Andreu, J., & Vilá, M. (2007). Análisis de la gestión de plantas exóticas en los espacios naturales españoles. *Ecosistemas, Revista Científica Técnica de Ecología y Medio Ambiente*. España. 16 p. Obtenido de [www.montsevilla.org: http://www.montsevilla.org/generalpublic/Plantas%20invasoras.pdf](http://www.montsevilla.org:www.montsevilla.org/generalpublic/Plantas%20invasoras.pdf)
- Anyamba, A., & Tucker, C. J. (Noviembre de 2005). Analysis of Sahelian vegetation dynamics using NOAA-AVHRR NDVI data from 1981–2003, *Journal of Arid Environments*, Volume 63, Issue 3, páginas 596-614. Obtenido de [www.sciencedirect.com: https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0140196305000510](https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0140196305000510)
- Archer, E. (2004). Google scholar. Obtenido de https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/44495738/Beyond_the_climate_versus_grazing_impass.pdf?1460002177=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DBeyond_the_climate_versus_grazing_impass.pdf&Expires=1673666783&Signature
- Baldwin, R., Scherzinger, R., Lipscomb, D., Mockrin, M., & Stein, S. (2014). Planning for Land Use and Conservation: Assessing GIS-Based Conservation Software for Land Use Planning. Department of Agriculture. Obtenido de [fs.usda.gov: https://www.fs.usda.gov/rm/pubs/rmrs_rm070.pdf](https://www.fs.usda.gov/rm/pubs/rmrs_rm070.pdf)
- Beniston, M. (1994). Mountain Environments in Changing Climates. Obtenido de [books.google.com.pe: https://books.google.com.pe/books?hl=es&lr=&id=fBiIAGAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=BENISTON,+M.+\(1994\).+%E2%80%9CMountain+environments+in+changing+climates.+Routledge%E2%80%9D&ots=HyQnqeXfrp&sig=f_FYR8cXvVpNwbsWcw_u0HbtTC0#v=onepage&q=BENISTON%2C%20M.%20\(1994\).](https://books.google.com.pe/books?hl=es&lr=&id=fBiIAGAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=BENISTON,+M.+(1994).+%E2%80%9CMountain+environments+in+changing+climates.+Routledge%E2%80%9D&ots=HyQnqeXfrp&sig=f_FYR8cXvVpNwbsWcw_u0HbtTC0#v=onepage&q=BENISTON%2C%20M.%20(1994).)
- Beniston, M. (1994). Mountain environments in changing climates. Obtenido de [books.com.pe: https://books.google.com.pe/books?hl=es&lr=&id=fBiIAGAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=BENISTON,+M.+\(1994\).+%E2%80%9CMountain+environments+in+changing+climates.+Routledge%E2%80%9D&ots=HyQnqeXfrp&sig=f_FYR8cXvVpNwbsWcw_u0HbtTC0#v=onepage&q=BENISTON%2C%20M.%20\(1994\).](https://books.google.com.pe/books?hl=es&lr=&id=fBiIAGAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=BENISTON,+M.+(1994).+%E2%80%9CMountain+environments+in+changing+climates.+Routledge%E2%80%9D&ots=HyQnqeXfrp&sig=f_FYR8cXvVpNwbsWcw_u0HbtTC0#v=onepage&q=BENISTON%2C%20M.%20(1994).)
- Beniston, M. (1994). Mountain environments in changing climates. Obtenido de [books.com.pe: https://books.google.com.pe/books?hl=es&lr=&id=fBiIAGAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=BENISTON,+M.+\(1994\).+%E2%80%9CMountain+environments+in+changing+climates.+Routledge%E2%80%9D&ots=HyQnqeXfrp&sig=f_FYR8cXvVpNwbsWcw_u0HbtTC0#v=onepage&q=BENISTON%2C%20M.%20\(1994\).](https://books.google.com.pe/books?hl=es&lr=&id=fBiIAGAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=BENISTON,+M.+(1994).+%E2%80%9CMountain+environments+in+changing+climates.+Routledge%E2%80%9D&ots=HyQnqeXfrp&sig=f_FYR8cXvVpNwbsWcw_u0HbtTC0#v=onepage&q=BENISTON%2C%20M.%20(1994).)
- Beniston, M., & Innes, J. L. (1998). The impacts of climate variability on forest. Obtenido de [books.google.com.pe: https://books.google.com.pe/books?hl=es&lr=&id=fBiIAGAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=BENISTON,+M.+\(1998\).+%E2%80%9CThe+impacts+of+climate+variability+on+forest.+Routledge%E2%80%9D&ots=HyQnqeXfrp&sig=f_FYR8cXvVpNwbsWcw_u0HbtTC0#v=onepage&q=BENISTON%2C%20M.%20\(1998\).](https://books.google.com.pe/books?hl=es&lr=&id=fBiIAGAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=BENISTON,+M.+(1998).+%E2%80%9CThe+impacts+of+climate+variability+on+forest.+Routledge%E2%80%9D&ots=HyQnqeXfrp&sig=f_FYR8cXvVpNwbsWcw_u0HbtTC0#v=onepage&q=BENISTON%2C%20M.%20(1998).)
- Beniston, M., & Innes, J. L. (s.f.). The impacts of climate variability on forest.
- Cachaca, B. (2009). Evaluación de la Degradación de tierras a través del Indicador RESTREND en la Provincia Loayza del Departamento La Paz – Bolivia”. Tesis de Maestría. Universidad Mayor de San Simón. 57 p. Obtenido de [docplayer.es: https://docplayer.es/45281176-Responsable-ing-bernardino-cachaca-quispe.html](https://docplayer.es/45281176-Responsable-ing-bernardino-cachaca-quispe.html)
- Carabias, J., Meave, J., Valverde, T., & Cano Santana, Z. (2009). Ecología y medio ambiente en el siglo XXI. 1ra Edición. Obtenido de [academia.edu: https://www.academia.edu/24529966/Ecologia_y_Medio_Ambiente_led_Carabias](https://www.academia.edu/24529966/Ecologia_y_Medio_Ambiente_led_Carabias)
- Caso, E. E. (2010). Manual de Arcgis 9.3 – Básico. Descripción de la Suite Arcgis, Representación y Consulta de Datos. Huancayo, Perú. 25 p. Obtenido de

- mappinggis.com: https://mappinggis.com/wp-content/uploads/2012/04/MANUAL_ARCGIS-basico.pdf
- Caspari, T., Lynden, G. v., & Bai, Z. (2015). Land Degradation Neutrality: An Evaluation of Methods. Texte 62. On behalf of the Federal Environment Agency Germany. 57 p. Obtenido de www.umweltbundesamt.de: https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/378/publikationen/texte_62_2015_land_degradation_neutrality_0.pdf
- Chuvioco, E. (Setiembre de 2008). Teledetección ambiental: La observación de la Tierra en el espacio. Ed. Ariel. Madrid, España. 3ª Edición Actualizada. . Obtenido de C:/Users/pc01/Downloads: <file:///C:/Users/pc01/Downloads/bde05b391cbc260108a41292328fdab5.pdf>
- Ciesla, W. (1995). Cambio climático, bosques y ordenación forestal. Una visión conjunta. Obtenido de distrtioforestal.es: <https://distrtioforestal.es/images/cambioclimaticob034849mbp.pdf>
- CMNUCC. (1992). Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático . Obtenido de unfccc.int: <https://unfccc.int/resource/docs/convkp/convsp.pdf>
- Comisión Europea. (2013). Cambio climático y degradación de los suelos en América Latina: escenarios, políticas y respuestas. Programa EUROCLIMA, Dirección General de Desarrollo y Cooperación – EuropeAid, Comisión Europea. Bruselas, Bélgica. 188 p. DOI 10. doi:10.2841/60789
- Cuadrat, J., & Pita, F. (1997). Climatología. Cátedra Geografía. . Obtenido de kipdf.com: file:///C:/Users/User/Downloads/kipdf.com_climatologia-jose-ma-cuadrat-ma-fernanda-pita-terc_5b35323c097c47806d8b4c80.pdf
- Cushman, S. A. (2006). fs.fed.us. Obtenido de https://www.fs.fed.us/rm/pubs_other/rmrs_2006_cushman_s001.pdf
- Dawson, B., & Spannagle, M. (2009). The Complete Guide to Climate Change . Obtenido de books.google.com.pe: https://books.google.com.pe/books?id=H2l8AgAAQBAJ&printsec=frontcover&source=gbs_atb&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false
- Dirzo, J., & Raven, A. (2010). Siembra y cosecha de agua. Cusco: Aventura S.R.L.
- Dirzo, R., & Raven, P. H. (2003). bio-nica.info. Obtenido de <http://www.bio-nica.info/biblioteca/dirzo2003biodiversity.pdf>
- Eastman, J. R. (2012). IDRISI Selva. Guía para SIG y procesamiento de imágenes. Manual versión 17. USA. 321 p. . Obtenido de clarklabs.org: <https://clarklabs.org/wp-content/uploads/2016/10/IDRISI-Selva-Spanish-Manual.pdf>
- Eastman, R. (2004). IDRISI Kilimanjaro Guide to GIS and Image Processing. Obtenido de www.academia.edu: https://www.academia.edu/24202322/IDRISI_Kilimanjaro_Guide_to_GIS_and_Image_Processing
- Eastman, R. (2004). IDRISI Kilimanjaro, Guía para SIG y Procesamiento de Imágenes. Clark Labs Clark University, Worcester, MA 01610-1477, USA. 328 p. Obtenido de www.academia.edu: https://www.academia.edu/24202322/IDRISI_Kilimanjaro_Guide_to_GIS_and_Image_Processing
- Escobedo, M. T., & Salas, J. A. (2008). P. CH. Mahalanobis y las aplicaciones de su distancia estadística. Cultura, Ciencia y Tecnología. . Obtenido de erevistas.uacj.mx: <https://erevistas.uacj.mx/ojs/index.php/culcyt/article/view/385/365>

- Evans, J. P., & Geerken, R. (1 de Junio de 2004). Discrimination Between Climate and Human Induced Dryland Degradation. Recuperado el 12 de Octubre de 2012, de researchgate.net: https://www.researchgate.net/publication/222405220_Discrimination_Between_Climate_and_Human_Induced_Dryland_Degradation
- FAO. (2012). Land degradation assessment in drylands. Methodology and results. Obtenido de www.fao.org: <https://www.fao.org/3/i3241e/i3241e.pdf>
- Fernández, S. (2009). Bases conceptuales y metodológicas de los modelos predictivos en Arqueología. Obtenido de [juntadeandalucia.es: https://www.juntadeandalucia.es/sites/default/files/2021-03/1254997904589_mapa_silvia.pdf](https://www.juntadeandalucia.es/sites/default/files/2021-03/1254997904589_mapa_silvia.pdf)
- Ferrier Gonzales, J., & Guizan Perez, J. (2006). El clima andino. Lima: Bruño.
- Ferrier, S., & Guisan, A. (2006). [besjournals.onlinelibrary.wiley.com](https://besjournals.onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/j.1365-2664.2006.01149.x). Obtenido de <https://besjournals.onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/j.1365-2664.2006.01149.x>
- García, E. (1986). Apuntes de Climatología. Obtenido de [dokumen.tips: https://dokumen.tips/download/link/apuntes-de-climatologia-enriqueta-garciapdf.html](https://dokumen.tips/download/link/apuntes-de-climatologia-enriqueta-garciapdf.html)
- García, J. C. (2011). Biografía. Tema 2. Los factores de distribución de los seres vivos". Universidad de Cantabria. Obtenido de [ocw.unican.es: https://ocw.unican.es/pluginfile.php/916/mod_resource/content/2/2%2C%20Los%20factores%20de%20distribucion%20de%20los%20seres%20vivos.pdf](https://ocw.unican.es/pluginfile.php/916/mod_resource/content/2/2%2C%20Los%20factores%20de%20distribucion%20de%20los%20seres%20vivos.pdf)
- Gitay, H., Suárez, A., Watson, R., & Dokken, D. (Abril de 2002). Climate Change and Biodiversity. IPCC. Technical Paper V. Intergovernmental Panel on Climate Change. Obtenido de [archive.ipcc.ch: https://archive.ipcc.ch/pdf/technical-papers/climate-changes-biodiversity-en.pdf](https://archive.ipcc.ch/pdf/technical-papers/climate-changes-biodiversity-en.pdf)
- Guzmán, J. A., González, M., Sandoval, Fernandez, J. A., Calvo, & Cesar, J. (2022). Uso de sensores remotos en la agricultura: aplicaciones en el cultivo del banano1 Use of remote sensing in agriculture: Applications in banana crop. Universidad de Costa Rica. 14 p. Obtenido de [www.scielo.sa.cr: https://www.scielo.sa.cr/pdf/am/v33n3/1659-1321-am-33-03-00022.pdf](https://www.scielo.sa.cr/pdf/am/v33n3/1659-1321-am-33-03-00022.pdf)
- Hajjar, R., & Hodgkin, T. (2007). [C:/Users/pc01](file:///C:/Users/pc01/Downloads/HajjarHodgkin_2007.pdf). Obtenido de file:///C:/Users/pc01/Downloads/HajjarHodgkin_2007.pdf
- Hijmans, R. J., & Graham, C. H. (2006). [claremont.edu](http://faculty.jsd.claremont.edu/emorhardt/159/pdfs/2007/1_18_2007.pdf). Obtenido de http://faculty.jsd.claremont.edu/emorhardt/159/pdfs/2007/1_18_2007.pdf
- Houghton, J. (Junio de 2012). Global Warming. The complete briefing. The impacts of climate change., 2nd edition. doi:<https://doi.org/10.1017/CBO9781139164252>
- Hughes, L. (2000). Biological consequences of global warming: is the signal already. doi:[https://doi.org/10.1016/S0169-5347\(99\)01764-4](https://doi.org/10.1016/S0169-5347(99)01764-4)
- Hurtado, C. A. (2007). Uso de modelos de predicción como herramienta para estimar el área de distribución potencial de la especie Aniba perutilis Hemsley (comino crespo) en el Departamento del Valle del Cauca. Tesis de pregrado presentada como registro para o. Obtenido de [botanica.uniandes.edu.co: https://botanica.uniandes.edu.co/investigacion/pdfs/Hurtado-Distribucion_Aniba%20perutilis%20Hemsley_2007_.pdf](https://botanica.uniandes.edu.co/investigacion/pdfs/Hurtado-Distribucion_Aniba%20perutilis%20Hemsley_2007_.pdf)
- Ibarra, J. L., Rangel, G., A, G. F., De Anda, J., Martínez, E., & Macias, H. (2012). Ibarra, José L; Rangel, Gabriel; González Fernando A; De Anda, José; Martínez, Enrique; Macias, Humberto. Obtenido de [www.scielo.br: https://www.scielo.br/j/ambiagua/a/nkHZT6ndPygkHkyGWfJfDRR/?format=pdf](https://www.scielo.br/j/ambiagua/a/nkHZT6ndPygkHkyGWfJfDRR/?format=pdf)
- Ibrahim, Y. B., & Tucker, C. J. (2015). Land Degradation Assessment Using Residual Trend Analysis of GIMMS NDVI3g, Soil Moisture and Rainfall in Sub-Saharan. Article in

- Remote Sensing. ISSN 2072-4292 www.mdpi.com/journal. Obtenido de pdfs.semanticscholar.org:
https://pdfs.semanticscholar.org/0abe/4d231cb71cf1015bd780642bee548975ef11.pdf?gl=1*1szdpvu*_ga*MjAwNjE0NDkyMy4xNjg0NzQ5NTU1*_ga_H7P4ZT52H5*MTY4NDc1Mzc1MS4yLjAuMTY4NDc1Mzc1My41OC4wLjA.
- IPCC. (Abril de 2002). archive.ipcc.ch. Obtenido de <https://archive.ipcc.ch/pdf/technical-papers/climate-changes-biodiversity-sp.pdf>
- IPCC. (2007). Cambio climático 2007 Informe de Síntesis . Obtenido de www.ipcc.ch: https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/02/ar4_syr_sp.pdf
- IPCC. (2001). Tercer Informe de Evaluación. Cambio climático 2001. La base científica. Resumen para responsables de políticas y Resumen técnico. Parte de la contribución del Grupo de trabajo I al Tercer Informe de Evaluación Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el. Obtenido de wwflac.awsassets.panda.org: https://wwflac.awsassets.panda.org/downloads/scientific_spm_ts_sp.pdf
- Laterra, P., Jobbágy, E. G., & Paruelo, J. M. (2011). C:/Users/pc01/Downloads. Obtenido de file:///C:/Users/pc01/Downloads/inta_valoraciondeservicioecosistemicos.pdf
- Le, Q. B., Nkonya, E., & Mirzabaev, A. (2014). Biomass Productivity-Based Mapping of Global Land Degradation Hotspots. En ZEF-Discussion Papers on Development Policy No. 193. Bonn, Alemania. 62 p. . Obtenido de www.zef.de: https://www.zef.de/fileadmin/user_upload/zef_dp_193.pdf
- López, R. (2002). Degradación de suelos, causas, procesos. Evaluación e investigación. Serie: Suelo Clima – SC75. Centro Interamericano de desarrollo e investigación ambiental y territorial. Universidad de los Andes, Mérida, Venezuela. 280 p. . Obtenido de serbi.ula.ve: <http://www.serbi.ula.ve/serbiula/libros-electronicos/Libros/degradacion/pfd/librocompleto.pdf>
- Magaña, V., Graizbord, B., Buenfil, J., & Gómez, L. (2009). Escenarios de cambio climático y tendencias en la zona del Golfo de México. En: Buenfil J. (Editor.). Adaptación a los impactos del cambio climático en los humedales costeros del Golfo de México. Vol. II. . Obtenido de wwflac.awsassets.panda.org: https://wwflac.awsassets.panda.org/downloads/humedales_vol_2.pdf
- Mansilla, E. (2012). Análisis de vulnerabilidades frente al cambio climático en la margen derecha del río Mapacho distrito de Quillabamba zona de amortiguamiento del Parque Nacional del Manu. Cuzco.
- Martinelli, M. (2010). Caracterización De La Degradación de Tierras en Sistemas Productivos De Zonas Áridas, En Valle Fértil, Noreste De San Juan, Argentina. Identificación De Indicadores. Rosario (Argentina Universidad Nacional de San Juan. 187 p. Obtenido de repodigital.unrc.edu.ar: <https://repodigital.unrc.edu.ar/xmlui/handle/123456789/67517>
- Metternicht, G., Zinck, J. A., Blanco, P. D., & Del Valle, H. F. (2010). Metternicht, Graciela; Zinck, Joseph Alfred; BLANCO, Paula D; Del VRemote Sensing of Land Degradation: Experiences from Latin America and the Caribbean. . Obtenido de d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net: https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/42114434/Remote_sensing_of_land_degradation_exper20160204-10325-ela9rk-libre.pdf?1454653248=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DRemote_Sensing_of_Land_Degradation_Exper.pdf&Expires=1684753258&Signature=
- Mondragón, M. A. (2014). Uso de la correlación de Spearman en un estudio de intervención en fisioterapia. Artículos de reflexión Movimiento Científico 98 Mov.cient.Vol.8 (1): 98-104 ISSN: 2011-7191. Enero a Diciembre de 2014. Obtenido de Dialnet-

- UsoDeLaCorrelacionDeSpearmanEnUnEstudioDeIntervenc-5156978.pdf:
<file:///C:/Users/pc01/Downloads/Dialnet-UsoDeLaCorrelacionDeSpearmanEnUnEstudioDeIntervenc-5156978.pdf>
- OMM. (2006). El clima y la degradación de suelos. OMM-N° 989. Organización Meteorológica Mundial. Obtenido de library.wmo.int:
https://library.wmo.int/doc_num.php?explnum_id=5098
- ONDT y D. (2019). Síntesis de Resultados de la Evaluación de la Degradación de Tierras: 2012-2017. 1a ed. - Mendoza: IADIZA. 192 p. . Obtenido de C:/Users/pc01:
file:///C:/Users/pc01/Downloads/ONDtyD_sintesis_Evaluaci%C3%B3n_de_la_Degradaci%C3%B3n_2012-2017.pdf
- Opdan, P., & Wascher, D. (Mayo de 2004). Climate change meets habitat fragmentation: linking landscape and biogeographical scale levels in research and conservation. *Biological Conservation*, Volume 117, Issue 3. Obtenido de sciencedirect.com:
<https://doi.org/10.1016/j.biocon.2003.12.008>.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0006320703004890>)
- Orozco, A. J., Cardona, C. E., & Aramendiz, H. (Junio de 2012). Efecto del cambio climático sobre la fisiología de las plantas cultivadas: una revisión Effect of climate change on the physiology of Crop plants: a review. *Fisiología plantas y cambio climático*. Facultad de Ciencias Agrícolas, Universidad de Córdoba, Col. Obtenido de researchgate.net:
https://www.researchgate.net/publication/341241523_Efecto_del_cambio_climatico_sobre_la_fisiologia_de_las_plantas_cultivadas_una_revision.
<file:///C:/Users/pc01/Downloads/CCyfisiologaplantas.pdf>
- Palma, B. E. (2008). Cambio Climático: El conocimiento actual y escenarios para Veracruz. Obtenido de docplayer.es: <https://docplayer.es/14273166-Cambio-climatico-el-conocimiento-actual-y-escenarios-para-veracruz.html>
- Phillips, S. J., & Dudík, M. (2008). Modeling of species distributions with Maxent: new extensions and a comprehensive evaluation. *Ecography*. 31(2): 161-175. doi:10.1111/j.0906-7590.2008.5203.x. Obtenido de onlinelibrary.wiley.com:
<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/j.0906-7590.2008.5203.x>
- Phillips, S., Anderson, R., & Schapired, R. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling* 190 (2006) 231–259. USA. . Obtenido de sciencedirect.com:
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S030438000500267X#preview-section-cited-by>
- PNUD MAE. (s.f.). Cambio climático y uso de tierra. Una guía para la acción ciudadana. Obtenido de info.undp.org:
<https://info.undp.org/docs/pdc/Documents/Ecu/PNUd%20MAE%20%20Tierra.pdf>
- Pulido, J., & Bocco, G. (2011). ¿Cómo Se Evalúa La Degradación De Tierras? *Panorama Global y Local*. . Obtenido de [/www.interciencia.net](http://www.interciencia.net): <https://www.interciencia.net/wp-content/uploads/2018/01/096-BOCCO-8.pdf>
- Ramirez, J. (2007). Principios de Biogeografía. *Revista de investigación en ciencias y matemáticas*. 3era Edición. Puerto Rico. Obtenido de academia.edu:
https://www.academia.edu/4106395/BIOGEOGRAF%C3%8DA_Principios_de_Biogeograf%C3%ADa
- SEMARNAT. (2012). Adaptación Al Cambio Climático En México: Visión, Elementos y Criterios para la toma de decisiones” Primer edición. México. 186 p. . Obtenido de biblioteca.semarnat.gob.mx:
<https://biblioteca.semarnat.gob.mx/janium/Documentos/Ciga/libros2009/CD001364.pdf>

- Smith, J. (Octubre de 1997). Setting priorities for adapting to climate change, *Global Environmental Change*, Volume 7, Issue 3,. Obtenido de www.sciencedirect.com: [https://doi.org/10.1016/S0959-3780\(97\)00001-0](https://doi.org/10.1016/S0959-3780(97)00001-0).
(<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959378097000010>)
- Smith, J. (Octubre de 1997). Setting priorities for adapting to climate change, *Global Environmental Change*, Volume 7, Issue 3. Pages 251-264. Obtenido de [https://doi.org/10.1016/S0959-3780\(97\)00001-0](https://doi.org/10.1016/S0959-3780(97)00001-0).
(<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959378097000010>)
- Smith, T. M., & Smith, R. L. (2007). *Ecología*. 6.a edición. Obtenido de Academia.edu:
https://www.academia.edu/39014653/Ecolog%C3%ADa_6ed_Smith_PDF
- Souvignet, M., Gaese, H., Ribbe, L., Kretschmer, N., & Oyarzún, R. (2010). Statistical downscaling of precipitation and temperature in north-central Chile: an assessment of possible climate change impacts in an arid Andean watershed. *Journal des Sciences Hydrologiques - Journal des Sciences Hydrologiques*, 55(1). Obtenido de www.tandfonline.com:
<https://www.tandfonline.com/doi/epdf/10.1080/02626660903526045?needAccess=true&role=button>
- Stockwell, D. R., & Noble, I. R. (1992). Academia.edu. Obtenido de file:///C:/Users/pc01/Downloads/Induction_of_sets_of_rules_from_animal_d.pdf
- Ucañani, E. M. (2012). Análisis de vulnerabilidades frente al cambio climático en la margen derecha del río Mapacho Distrito de Quillabamba zona de amortiguamiento del Parque Nacional del Manu. Cuzco.
- Vicente, J. L., & Behm, V. (2008). *Consulta, Edición y Análisis Espacial con ArcGIS 9.2: Tomo I: Teoría*. Junta de Castilla y León. Consejería de Medio Ambiente. España. 120 p. Obtenido de studylib.es/doc: <https://studylib.es/doc/8703488/consulta--edici%C3%B3n-y-an%C3%A1lisis-espacial-con-arcgis-9.2>
- Wickiln, R. (2012). What is Mahalanobis distance?. Obtenido de blogs.sas.com:
https://blogs.sas.com/content/iml/2012/02/15/what-is-mahalanobis-distance.html?utm_source=dlvr.it&utm_medium=twitter.
- Gasca-Álvarez, Héctor Jaime, & González, William. (2021). Aproximación al uso y aprovechamiento de insectos comestibles en las comunidades indígenas del oriente amazónico colombiano. *Revista Peruana de Biología*, 28(4), e21227. Epub 30 de noviembre de 2021. <https://dx.doi.org/10.15381/rpb.v28i4.21227>



ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS
Bach. VICTORIA MACHACA MENDIETA
R.D. N° 372-2023-UNSCH-FCA-D

En la ciudad de Ayacucho a los dieciséis días del mes de agosto del año dos mil veintitrés, siendo las dieciocho horas, se reunieron en el auditorio de la Facultad de Ciencias Agrarias, los miembros del jurado conformado por: Ing. Efraín Chuchón Prado, Dr. Rómulo Agustín Solano Ramos como asesor, Ing. Guillermo Carrasco Aquino y M.Sc. Pelayo Carrillo Medina, bajo la presidencia del señor Decano de la Facultad de Ciencias Agrarias y actuando como secretario docente el Mtro. Ennio Chauca Retamozo para participar en la sustentación de la Tesis titulada: **Estimación de la distribución potencial actual y un escenario de cambio climático para el año 2050 de 7 especies cultivadas de papa nativa y 2 especies silvestres en la cuenca alta y media de los ríos Cachi-Mantaro y Pampas, Ayacucho** y así obtener el Título Profesional de Ingeniera Agrónoma del Bachiller **VICTORIA MACHACA MENDIETA**.

El señor Decano, previa verificación de los documentos exigidos solicitó al bachiller **VICTORIA MACHACA MENDIETA** que proceda con la sustentación y posterior defensa de la tesis en un periodo de cuarenta y cinco minutos de acuerdo al reglamento de grados y títulos vigente.

Terminado la exposición, los miembros del Jurado, formularon sus preguntas, aclaraciones y/o observaciones correspondientes. Luego se invitó a la sustentante y asistentes abandonar temporalmente el auditorio para la deliberación y calificación por parte de los miembros de la comisión, teniendo el siguiente resultado:

Jurado evaluador	Exposición	Respuestas a las preguntas	Generación de conocimiento	Promedio
Ing. Efraín Chuchón Prado	17	15	16	16
Dr. Rómulo Agustín Solano Ramos	18	16	17	17
Ing. Guillermo Carrasco Aquino	14	14	14	14
M.Sc. Pelayo Carrillo Medina	16	16	17	16
PROMEDIO GENERAL				16

Acto seguido se invita al sustentante y público en general para dar a conocer el resultado final. Firman el acta.

.....
Ing. Efraín Chuchón Prado
Presidente

.....
Dr. Rómulo Agustín Solano Ramos
Asesor

.....
Ing. Guillermo Carrasco Aquino
Jurado

.....
M.Sc. Pelayo Carrillo Medina
Jurado

.....
Mtro. Ennio Chauca Retamozo
Secretario Docente



UNSCH

FACULTAD DE CIENCIAS
AGRARIAS

CONSTANCIA DE CONTROL DE ORIGINALIDAD DE TRABAJO DE TESIS

El que suscribe, presidente de la comisión de docentes instructores responsables de operativisar, verificar, garantizar y contolar la originalidad de los trabajos de **TESIS** de la Facultad de Ciencias Agrarias, de la Universidad Nacional de San Cristóbal de Huamanga, autorizado por RR N° 294-2022-UNSCH-R; hacen constar que el trabajo titulado;

Estimación de la distribución potencial actual y un escenario de cambio climático para el año 2050 de 7 especies cultivadas de papa nativa y 2 especies silvestres en la cuenca alta y media de los ríos Cachi-Mantaro y Pampas, Ayacucho.

Autor : Victoria Machaca Mendieta

Asesor : Rómulo Agustín Solano Ramos

Ha sido sometido al control de originalidad mediante el software TURNITIN UNSCH, acorde al Reglamento de originalidad de trabajos de investigación, aprobado mediante la RCU N° 039-2021-UNSCH-CU, arrojando un resultado de **diecinueve por ciento (19 %)** de índice de similitud, realizado con **depósito de trabajos estándar**.

En consecuencia, se otorga la presente Constancia de Originalidad para los fines pertinentes.

Nota: Se adjunta el resultado con Identificador de la entrega: 2153136263

Ayacucho, 29 de agosto de 2023

UNIVERSIDAD NACIONAL DE
SAN CRISTOBAL DE HUAMANGA
Facultad de Ciencias Agrarias

M. Sc. Walter A. Mateu Mateo
Pdt. Comisión Turnitin - FCA

Estimación de la distribución
potencial actual y un escenario
de cambio climático para el año
2050 de 7 especies cultivadas de
papa nativa y 2 especies
silvestres en la cuenca alta y
media de los ríos Cachi-Mantaro
y Pampas, Ayacucho

por Victoria Machaca Mendieta

Fecha de entrega: 28-ago-2023 08:31p.m. (UTC-0500)

Identificador de la entrega: 2153136263

Nombre del archivo: Imprimir_23082023_Tesis_VMM_VERSION_FINAL.pdf (24.85M)

Total de palabras: 73052

Total de caracteres: 385159

Estimación de la distribución potencial actual y un escenario de cambio climático para el año 2050 de 7 especies cultivadas de papa nativa y 2 especies silvestres en la cuenca alta y media de los ríos Cachi-Mantaro y Pampas, Ayacucho

INFORME DE ORIGINALIDAD

19%

INDICE DE SIMILITUD

17%

FUENTES DE INTERNET

6%

PUBLICACIONES

7%

TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1	hdl.handle.net Fuente de Internet	2%
2	Submitted to Universidad Nacional de San Cristóbal de Huamanga Trabajo del estudiante	2%
3	datospdf.com Fuente de Internet	2%
4	docplayer.es Fuente de Internet	1%
5	orton.catie.ac.cr Fuente de Internet	1%
6	dspace.unl.edu.ec Fuente de Internet	1%
7	www.gbif.es Fuente de Internet	1%

8	repositorio.espe.edu.ec Fuente de Internet	1 %
9	www.researchgate.net Fuente de Internet	<1 %
10	colposdigital.colpos.mx:8080 Fuente de Internet	<1 %
11	oa.upm.es Fuente de Internet	<1 %
12	es.scribd.com Fuente de Internet	<1 %
13	oab.ambientebogota.gov.co Fuente de Internet	<1 %
14	studylib.es Fuente de Internet	<1 %
15	Shambhu Nath Mishra, Dharmendra Kumar, Basant Kumar, Sharad Tiwari. "Assessing impact of varying climatic conditions on distribution of Buchanania Cochinchinensis in Jharkhand using species distribution modeling approach", Current Research in Environmental Sustainability, 2021 Publicación	<1 %
16	eprints.ucm.es Fuente de Internet	<1 %

17

tesis.ipn.mx

Fuente de Internet

<1 %

18

repositorio.inta.gob.ar

Fuente de Internet

<1 %

19

cicese.repositorioinstitucional.mx

Fuente de Internet

<1 %

20

archive.org

Fuente de Internet

<1 %

21

Betty Seminario, E. R. French, L. W. Nielsen.
"Potato tuber resistance to fusaria affecting
potatoes in Peru", American Potato Journal,
1970

Publicación

<1 %

22

repositorio.unne.edu.ar

Fuente de Internet

<1 %

23

un-spider.org

Fuente de Internet

<1 %

24

dehesa.unex.es

Fuente de Internet

<1 %

25

Octavio Ángel Fenollar Gimeno. "Utilización de
plastificantes naturales para la obtención de
PVC flexible de bajo impacto
medioambiental", Universitat Politecnica de
Valencia, 2011

Publicación

<1 %

26	doczz.net Fuente de Internet	<1 %
27	dspace.uazuay.edu.ec Fuente de Internet	<1 %
28	Submitted to Universidad Andina del Cusco Trabajo del estudiante	<1 %
29	doczz.es Fuente de Internet	<1 %
30	www.ptolomeo.unam.mx:8080 Fuente de Internet	<1 %
31	www.scielo.org.mx Fuente de Internet	<1 %
32	dspace.ups.edu.ec Fuente de Internet	<1 %
33	ceagi.org Fuente de Internet	<1 %
34	www.unl.edu.ec Fuente de Internet	<1 %
35	Submitted to University of Birmingham Trabajo del estudiante	<1 %
36	issuu.com Fuente de Internet	<1 %
37	bioseguridad.minam.gob.pe Fuente de Internet	<1 %

38 Allan H. Smith-Pardo, Glenn A. Fowler, Sunil Kumar. "Status and potential distribution of the Asian carpenter bee, *Xylocopa appendiculata* Smith (Apidae, Xylocopini), in the United States", *Journal of Hymenoptera Research*, 2020
Publicación <1 %

39 polmartisanahuja.com
Fuente de Internet <1 %

40 idoc.pub
Fuente de Internet <1 %

41 inta.gob.ar
Fuente de Internet <1 %

42 m.tesis.pucp.edu.pe
Fuente de Internet <1 %

43 "El lobo marino común, *Otaria flavescens*, en Chile: distribución espacial, historia demográfica y estructuración genética.", Pontificia Universidad Católica de Chile, 2013
Publicación <1 %

44 prezi.com
Fuente de Internet <1 %

45 Submitted to National University College - Online
Trabajo del estudiante <1 %

46 mascn.forestaluchile.cl
Fuente de Internet <1 %

47	www.vir.nw.ru Fuente de Internet	<1 %
48	Submitted to Universidad Carlos III de Madrid Trabajo del estudiante	<1 %
49	www.col.ops-oms.org Fuente de Internet	<1 %
50	www.slideserve.com Fuente de Internet	<1 %
51	repositorio.utn.edu.ec Fuente de Internet	<1 %
52	repositorio.unc.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
53	repositorioinstitucional.buap.mx Fuente de Internet	<1 %
54	www.iiap.org.pe Fuente de Internet	<1 %
55	Submitted to Universidad Manuela Beltrán Virtual Trabajo del estudiante	<1 %
56	www.tandfonline.com Fuente de Internet	<1 %
57	files.ecopetrol.com.co Fuente de Internet	<1 %

58	Submitted to Universidad Catolica de Manizales Trabajo del estudiante	<1 %
59	revele.uncoma.edu.ar Fuente de Internet	<1 %
60	qdoc.tips Fuente de Internet	<1 %
61	repositorio.unsch.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
62	Submitted to Gimnasio Campestre Trabajo del estudiante	<1 %
63	www.di.ugto.mx Fuente de Internet	<1 %
64	www.zaragoza.unam.mx Fuente de Internet	<1 %
65	Brayan Heiner Morera-Chacón. "DISTRIBUCIÓN POTENCIAL DE Musa velutina (MUSACEAE) EN LAS ÁREAS SILVESTRES PROTEGIDAS DE COSTA RICA", Revista Geográfica de América Central, 2016 Publicación	<1 %
66	Submitted to colpos Trabajo del estudiante	<1 %

67	doku.pub Fuente de Internet	<1 %
68	dokumen.pub Fuente de Internet	<1 %
69	www.scribd.com Fuente de Internet	<1 %
70	Submitted to Universidad Cesar Vallejo Trabajo del estudiante	<1 %
71	abaayacucho.org Fuente de Internet	<1 %
72	moam.info Fuente de Internet	<1 %
73	rua.ua.es Fuente de Internet	<1 %
74	www.laopiniondezamora.es Fuente de Internet	<1 %
75	www.studocu.com Fuente de Internet	<1 %
76	Submitted to Atlantic International University Trabajo del estudiante	<1 %
77	es.unionpedia.org Fuente de Internet	<1 %
78	repositorio.unesum.edu.ec Fuente de Internet	<1 %

79

Submitted to Universidad Continental

Trabajo del estudiante

<1 %

80

Submitted to Universidad Nacional Abierta y a Distancia, UNAD,UNAD

Trabajo del estudiante

<1 %

81

go.gale.com

Fuente de Internet

<1 %

Excluir citas

Activo

Excluir coincidencias < 30 words

Excluir bibliografía

Activo