

**UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA
LA MOLINA**

**ESCUELA DE POSGRADO
DOCTORADO EN CIENCIA ANIMAL**



**“DESARROLLO DE UN MODELO DE EVALUACIÓN Y MONITOREO
DE ÁREAS DEGRADADAS DE PASTIZAL CON SISTEMAS DE
INFORMACIÓN ESPACIAL”**

Presentada por:

JIMNY YOEL NUÑEZ DELGADO



















**TESIS PARA OPTAR EL GRADO DE DOCTOR
DOCTORIS PHILOSOPHIAE EN CIENCIA ANIMAL**

**Lima – Perú
2022**

Document Information

Analyzed document	TESIS_JN_PRESENTAR A ESCUELA.docx (D143682476)
Submitted	2022-09-06 20:22:00
Submitted by	Javier Naupari
Submitter email	jnaupariv@lamolina.edu.pe
Similarity	2%
Analysis address	jnaupariv.unalm@analysis.arkund.com

Sources included in the report

SA	<p>Universidad Nacional Agraria La Molina / 4. Borrador de tesis Raul Tacuna.pdf Document 4. Borrador de tesis Raul Tacuna .pdf (D134100031) Submitted by: hheidinger@lamolina.edu.pe Receiver: hheidinger.unalm@analysis.arkund.com</p>	 10
SA	<p>Universidad Nacional Agraria La Molina / Tesis Doctorado RTACUNA 09.07.22.pdf Document Tesis Doctorado RTACUNA 09.07.22.pdf (D142687295) Submitted by: efm@lamolina.edu.pe Receiver: efm.unalm@analysis.arkund.com</p>	 2
SA	<p>Universidad Nacional Agraria La Molina / 1. Tesis sustentada Raul Tacuna.pdf Document 1. Tesis sustentada Raul Tacuna.pdf (D136235814) Submitted by: dazre@lamolina.edu.pe Receiver: dazre.unalm@analysis.arkund.com</p>	 1
W	<p>URL: https://www.researchgate.net/publication/288824403_Tendencia_del_NDVI_en_el_periodo_2000-2014_como_indicador_de_la_degradacion_de_tierras_en_Argentina_ventajas_y_limitaciones Fetched: 2019 10-03 22:22:14</p>	 5
W	<p>URL: https://redforestal.conicet.gov.ar/download/divulgacion/51_State-and-Transition-Models-Theory.pdf Fetched: 2021 11-08 02:10:05</p>	 7
SA	<p>III_PROPEA-2022_paper_8514.pdf Document III_PROPEA-2022_paper_8514.pdf (D142610413)</p>	 3
W	<p>URL: http://www.fao.org/3/cb1027es/CB1027ES.pdf Fetched: 2021 10-03 11:27:31</p>	 1
SA	<p>EF_REVISION SISTEMATICA_TT1_BUITRON SULCA LUIS GILMER.docx Document EF_REVISION SISTEMATICA_TT1_BUITRON SULCA LUIS GILMER.docx (D141532059)</p>	 1
SA	<p>TESIS_BERNALBERNAL.pdf Document TESIS_BERNALBERNAL.pdf (D114371980)</p>	 1
W	<p>URL: https://redd.unfccc.int/documents/index.php?file=4833_6_reporte_ldn__282ene2018_29_-_vfpc.pdf Fetched: 2019 10-24 18:49:48</p>	 1
SA	<p>TESIS_CORREGIDA_2.pdf Document TESIS_CORREGIDA_2.pdf (D48851579)</p>	 1
W	<p>URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Vegetation_index Fetched: 2022 05-18 07:20:11</p>	 2
W	<p>URL: https://eartharxiv.org/repository/object/2/download/3867/ Fetched: 2021-09-10 10:59:08</p>	 3
W	<p>URL: https://journals.uair.arizona.edu/index.php/jrm/article/viewFile/8636/8248.Ledo, Fetched: 2022-09-06 20:24:00</p>	 1
W	<p>URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-46709-2_9 Fetched: 2019 12-03 14:07:35</p>	 2
SA	<p>1 EF_TT2_AguirreChateNoemiEsther..docx Document 1 EF_TT2_AguirreChateNoemiEsther..docx (D120727716)</p>	 2
W	<p>URL: https://core.ac.uk/download/pdf/16362077.pdf Fetched: 2019 10-03 22:22:16</p>	 1
W	<p>URL: https://knowledge.unccd.int/sites/default/files/2018-08/LDN%20TS%20Technical%20Guide_Draft_Spanish.pdf Fetched: 2019-10-03 19:51:31</p>	 1

**UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA
LA MOLINA**

**ESCUELA DE POSGRADO
DOCTORADO EN CIENCIA ANIMAL**

**“DESARROLLO DE UN MODELO DE EVALUACIÓN Y MONITOREO
DE ÁREAS DEGRADADAS DE PASTIZAL CON SISTEMAS DE
INFORMACIÓN ESPACIAL”**

**TESIS PARA OPTAR EL GRADO DE DOCTOR
*DOCTORIS PHILOSOPHIAE***

Presentada por:

JIMNY YOEL NUÑEZ DELGADO

Sustentada y aprobada ante el siguiente jurado:

Ph.D. Julio Alegre Orihuela
PRESIDENTE

Ph.D. Javier Ñaupari Vásquez
ASESOR

Ph.D. Enrique Flores Mariazza
MIEMBRO

Ph.D. Lucrecia Aguirre Terrazas
MIEMBRO

Ph.D. Luis Lizardo Oscanoa Gamarra
MIEMBRO EXTERNO

A la memoria de mi abuelo Urbano y tío Wilson, por haber forjado en mí una persona de bien, a mi mamá Juanita y Noemi, a mi papá Juan, hermanos Erwin y Flor, tíos(as) primos y toda la familia Delgado por el amor incondicional
¡desde siempre!

A Pamela y Sofía Cataleya, esposa e
hija, por su infinito amor

AGRADECIMIENTOS

Al Ph.D. Javier Ñaupari V., por su amistad, esfuerzo y entrega quien, con sus sapiencias, experiencia y orientación ha logrado en mí poder terminar mis estudios con éxito.

Al Ph.D. Enrique Flores M., por su amistad, aporte y enseñanzas brindadas en todos estos años.

A la Ph.D. Lucrecia Aguirre T., por su amistad y enseñanzas en todos estos años de aprendizaje.

Al Dr. Julio Alegre O., por su afecto, confianza y preceptos brindados en todo este tiempo.

Al Ph.D. Luis Oscanoa G. por su contribución y cordialidad como persona y profesional.

Al Programa Nacional de Innovación Agraria – PNIA por el financiamiento en análisis de laboratorio.

Al consejo nacional de ciencia, tecnología e innovación tecnológica – CONCYTEC por brindarme la beca de estudio para obtener el grado de Ph.D.

A todo el equipo LEUP de la UNALM, por brindarme todas las facilidades mientras estuve allí.

A mis amigos por confiar y creer en mí y haber hecho de esta etapa un trayecto de gratas e inolvidables vivencias. A todos ellos que nunca terminaré de mencionarlos. Gracias por formar parte de este proyecto de vida.

ÍNDICE GENERAL

I.	INTRODUCCIÓN.....	1
II.	REVISIÓN DE LITERATURA	3
	2.1 ECOSISTEMAS DE PASTIZALES ALTOANDINOS.....	3
	2.2 SALUD DE LOS ECOSISTEMAS DE PASTIZALES	4
	2.3 DEGRADACIÓN DE LOS ECOSISTEMAS DE PASTIZALES	7
	2.3.1 Causas de la degradación de pastizales.....	8
	2.3.2 Indicadores de degradación de pastizales	9
	2.4 MODELOS PARA LA EVALUACIÓN DE ECOSISTEMAS	12
	Modelos conceptuales en la evaluación de pastizales	14
	Modelos empíricos y mecanísticos	19
	Modelos de procesos	21
	Modelos espaciales.....	22
	2.5 TÉCNICAS PARA LA EVALUACIÓN Y MONITOREO DE PASTIZALES	26
	2.6 TELEDETECCIÓN EN LA EVALUACIÓN DE PASTIZALES	27
	Sensores remotos.....	29
	Sensores remotos en la evaluación y monitoreo de pastizales	29
	Retos en la evaluación de pastizales con sensores remotos	33
	Sensor remoto MODIS.....	34
	2.7 ÍNDICES DE VEGETACIÓN.....	35
	Índices de vegetación básicos	37
	Índices de vegetación considerando los efectos atmosféricos	39
	Índices de vegetación ajustados por suelo.....	41
	Índices de vegetación obtenidos por MODIS	44
III.	MATERIALES Y MÉTODOS	47
	3.1 UBICACIÓN DEL ESTUDIO	47
	3.2 DISEÑO DEL MUESTREO	49
	3.2.1 Delimitación de ecosistemas de pastizal.....	50
	3.2.2 Delimitación de microcuencas	50
	3.3 PARAMETRIZACIÓN DE VARIABLES ESPACIALES	51
	3.3.1 Fase exploratoria.....	51
	3.3.2 Clima.....	52
	Precipitación.....	52
	3.3.3 Suelo	53

Materia orgánica – campo	53
Densidad aparente y carbono orgánico – SoilGrids	54
Elevación (msnm)	54
Pendiente (°)	54
Relación Erosión – Deposition	54
3.3.4 Vegetación	58
NDVI Máximo (\sum NDVI).....	61
Cobertura vegetal	61
3.4 ÍNDICE DE ESTADO DE CONSERVACIÓN DEL PASTIZAL	61
3.5 DESARROLLO DEL MODELO DE DEGRADACIÓN	62
Identificación y selección de indicadores de degradación.....	65
3.6 MODELO RANDOM FOREST	65
Construcción del modelo	67
3.7 COMPARACIÓN DEL MODELO DE DEGRADACIÓN DE PASTIZALES	67
3.7.1 Desarrollo del modelo RESTREND	67
3.7.2 Comparación con modelo RESTREND.....	69
IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	70
4.1 COMPORTAMIENTO DE INDICADORES DEL ESTADO DE CONSERVACIÓN	70
4.1.1 Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI)	70
4.1.2 Elevación (msnm)	71
4.1.3 Relación erosión / deposición	72
4.1.4 Materia orgánica del suelo	73
4.1.5 Densidad aparente del suelo (g/cm ³).....	74
4.1.6 Cobertura vegetal (porcentaje).....	75
4.1.7 Estimación de la biomasa aérea de pastizales.....	77
4.2. MODELOS DE REGRESIÓN PARA ESTIMAR LA BIOMASA AÉREA DE LOS PASTIZALES (kg MS/ha)	80
4.3 MODELO DE DEGRADACIÓN DE PASTIZALES RANDOM FOREST	82
Modelo de degradación para estimar el estado de conservación de los pastizales	84
4.4 MODELO DE DEGRADACIÓN RESTREND	86
V. CONCLUSIONES	91
VI. RECOMENDACIONES	92
VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	93
VIII. ANEXOS.....	126

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Atributos e indicadores para evaluar el estado de conservación de los ecosistemas de pastizales	6
Tabla 2. Clasificación del estado de conservación de los pastizales	7
Tabla 3. Indicadores para la evaluación de pastizales según la metodología Pyke	10
Tabla 4. Indicadores para la evaluación de pastizales según la metodología Guillermo	11
Tabla 5. Comparación entre métodos de evaluación de pastizales en campo	27
Tabla 6. Equivalencias de bandas espectrales de los principales sensores ópticos	30
Tabla 7. Investigaciones realizadas en la salud de ecosistemas utilizando sensores remotos. .	31
Tabla 8. Investigaciones en pastizales utilizando sensores remotos	32
Tabla 9. Áreas de distritos y áreas de estudio en hectáreas	49
Tabla 10. Densidad animal y poblacional proyectada de los distritos en estudio (2018) y forma de tenencia de tierras.....	49
Tabla 11. Variables climáticas, suelo y vegetación incluidas en el modelo.....	52
Tabla 12. Clasificación del estado de conservación de los pastizales	62
Tabla 13. Variables incluidas en el modelo.....	65
Tabla 14. Relación erosión / deposición.....	72
Tabla 15. Materia orgánica del suelo (%).....	73
Tabla 16. Densidad aparente del suelo (g/cm^3) a 15 cm de profundidad	74
Tabla 17. Cobertura vegetal (%).....	76
Tabla 18. Estimadores de los modelos lineales y no lineales utilizados en la calibración del NDVI en pajonal y césped de puna.....	77
Tabla 19. Estimadores de los modelos lineales y no lineales utilizados en la predicción de biomasa (kg MS/ha).....	80
Tabla 20. Biomasa aérea (kg MS/ha)	80
Tabla 21. Estimadores de la tendencia de los residuales del modelo RESTREND	87

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Tipos de modelos.	13
Figura 2. Modelo clásico de respuesta de la vegetación frente a la presión de pastoreo	15
Figura 3. Degradación paso a paso de la vegetación silvestre que ilustra los umbrales comunes de transición que separan los tres grupos vegetativos.....	16
Figura 4. Modelo de estados y transiciones para un bosque en el sureste de Queensland, Australia; GAND, gramíneas altas no deseables, GAD, gramíneas altas deseables. El umbral posible es el punto en el cual el pastizal tiene pocas probabilidades de volver a un estado anterior sin acciones de intervención agresiva.....	17
Figura 5. Relación iterativa para la construcción de un modelo Modelos determinísticos	20
Figura 6. Diagrama generalizado de los principales pasos en el desarrollo, construcción y prueba de un modelo aplicado a pastizales.	22
Figura 7. Marco conceptual basado en modelos de estados y transiciones de NRCS para pastizales y sabanas. HCG (Pastoreo continuo pesado); NF (no fuego); NBM (no gestión de malezas); LPG (quema prescrita a largo plazo); PG (pastoreo prescrito); C (conversión); A (abandono); S (siembra o plantación) y R (descansando).....	23
Figura 8. Desafíos de la metodología actual para la evaluación de salud de pastizales.	34
Figura 9. Diagrama de flujo para la obtención de los índices de vegetación de MODIS.....	45
Figura 10. Localización del estudio.....	48
Figura 11. Puntos de muestreo dentro del pixel (250x250m).....	50
Figura 12. Proceso de obtención y validación de CHIRPS. CHP Clim (Climate Hazards Group Precipitation Climatology), CHIRP (Climate Hazard Group InfraRed Precipitation), CHIRPS (Climate Hazard Group InfraRed Precipitation with Station).	53
Figura 13. Sensor de irradiancia y reflectancia espectral.	59
Figura 14. Campo de visión del sensor según la altura sobre la canopia y ángulo de inclinación.	60
Figura 15. Desarrollo del modelo.....	64
Figura 16. Desarrollo del modelo Random Forest..	66
Figura 17. Relaciones entre el NDVI – Lluvia y los efectos potenciales de la degradación observada, comparado con las relaciones no degradadas (a) y tendencias de los residuales con respecto al tiempo (b).....	68
Figura 18. Modelos de calibración del NDVI-MODIS con NDVI registrado en campo.	79
Figura 19. Modelos de predicción de biomasa (kg MS/ha).....	81

Figura 20. Gráfico radial de la importancia de variables.	82
Figura 21. Correlación entre el error del modelo y la cantidad de árboles elegidos.	83
Figura 22. Predicción del modelo de degradación..	85
Figura 23. Tendencia de los residuales según el análisis RESTREND.....	88

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1. Mapa de ecosistemas – Simón Bolívar	126
Anexo 2. Mapa de ecosistemas – Canchayllo	127
Anexo 3. Mapa de ecosistemas – Santa Ana	128
Anexo 4. Exactitud de la separabilidad de las regiones de interés para el distrito de Canchayllo, Simón Bolívar y Santa Ana respectivamente.	129
Anexo 5. Mapa de elevación sobre el nivel del mar (msnm)	130
Anexo 6. Elevación ponderada en msnm	131
Anexo 7. Proyección aritmética de la población animal en Unidades Ovino (UO) y densidad animal (UO/km ²).....	131
Anexo 8. Proyección Geométrica de la población animal en Unidades Ovino (UO) y densidad animal (UO/km ²).....	131
Anexo 9. Proyección logarítmica de la población animal en Unidades Ovino (UO) y densidad animal (UO/km ²).....	132
Anexo 10. Promedio de la densidad animal proyectada (aritmética, geométrica y logarítmica)	132
Anexo 11. Promedio de la densidad poblacional proyectada (aritmética, geométrica y logarítmica)	132
Anexo 12. Correlación de variables	133
Anexo 13. Mapa de pendientes (°).....	134
Anexo 14. Mapa de delimitación de microcuencas	135
Anexo 15. Indicadores estadísticos de las microcuencas	136
Anexo 16. Mapa de precipitación.....	137
Anexo 17. Mapas de NDVI máximo del sensor MODIS, cada 5 años	138
Anexo 18. Mapas de carbono orgánico (g/kg) en el suelo a tres profundidades	139
Anexo 19. Mapa de densidad aparente (kg/m ³) del suelo a tres profundidades	140
Anexo 20. Mapas de NDVI máximo del sensor MODIS, desde el 2000 hasta el 2018	141
Anexo 21. Mapa de Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) ponderado de los años de evaluación.....	142
Anexo 22. Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) ponderado máximo... ..	142
Anexo 23. Mapa de la relación erosión / deposición del suelo	143
Anexo 24. Mapa de materia orgánica del suelo (%).....	144
Anexo 25. Mapa de densidad aparente del suelo a 15 cm de profundidad.....	145

Anexo 26. Mapa de cobertura vegetal (%)	146
Anexo 27. Mapa de distribución espacial de la biomasa aérea (kg MS/ha)	147
Anexo 28. Mapa de distribución espacial de la predicción del modelo RANDOM FOREST	148
Anexo 29. Matriz de confusión	149
Anexo 30. Optimización del modelo de degradación RANDOM FOREST	149
Anexo 31. Mapa de distribución espacial de la tendencia de los residuales según el modelo RESTREND	150

RESUMEN

Se condujo un experimento con el objetivo de generar un modelo de evaluación y monitoreo espacial de áreas degradadas de pastizal, utilizando indicadores de atributos del estado de conservación de ecosistemas de pajonal y césped de puna que puedan ser detectados con sensores remotos. La evaluación se desarrolló en los distritos de Simón Bolívar, Canchayllo y Santa Ana la sierra central de Perú. La toma de datos y colección de muestras se realizó en los años 2015, 2016 y 2017. Se instalaron 120 transectos dentro de una red rígida de 250 x 250 m de resolución siguiendo las coordenadas de las imágenes satelitales del sensor MODIS. Se utilizaron bases de datos de suelo (SoilGrid, Aster) y vegetación (LandSat). Se identificaron 7 variables de estudio: NDVI máximo, elevación, relación erosión / deposición, materia orgánica del suelo, densidad aparente, cobertura vegetal y biomasa aérea. El trabajo de campo contempló mediciones de materia orgánica (muestras llevadas al laboratorio), reflectancia espectral (Sensor de campo EM50 Decagon Devices), y biomasa aérea (corte y separación). Para el análisis de la información, se utilizó el modelo de bosques aleatorios (Random Forest) para clasificar a los pastizales en muy pobre, pobre, regular, bueno y excelente. El modelo eligió a la variable materia orgánica del suelo como la de mayor importancia, seguido de la biomasa aérea el cual tuvo un ajuste global de 60% al momento de la calibración, categorizando a los pastizales en muy pobre (0%), pobre (34.12%), regular (53.85%), bueno (12.01%) y excelente (0.013%). Finalmente se comparó el modelo de degradación con el modelo espacial RESTREND, confirmando que los pastizales de Santa Ana (Huancavelica) poseen una mayor tendencia negativa (15.27%) ya que no tienen respuesta a la precipitación. Se concluye la materia orgánica del suelo y biomasa vegetal se pueden espacializar y monitorear con modelos globales y sensores remotos respectivamente para predecir el estado de conservación de pajonales y césped de puna.

Palabras claves: sensor remoto, pastizal altoandino, NDVI, suelo, clima, vegetación

ABSTRACT

An experiment was conducted with the objective of generating a spatial evaluation and monitoring model of degraded grassland areas, using indicators of attributes of the conservation status of pajonal and puna grass ecosystems that can be detected with remote sensors. The evaluation was carried out in the districts of Simón Bolívar, Canchayllo and Santa Ana, in the central highlands of Peru. Data collection and sample collection were carried out in the years 2015, 2016 and 2017. 120 transects were installed within a rigid network of 250 x 250 m resolution following the coordinates of the satellite images of the MODIS sensor. Soil (SoilGrid, Aster) and vegetation (LandSat) databases were used. Seven study variables were identified: maximum NDVI, elevation, erosion/deposition ratio, soil organic matter, bulk density, plant cover, and aerial biomass. The field work included measurements of organic matter (samples taken to the laboratory), spectral reflectance (EM50 Decagon Devices field sensor), and aerial biomass (cut and separation). For the analysis of the information, the Random Forest model was used to classify grasslands as very poor, poor, regular, good and excellent. The model chose the soil organic matter variable as the most important, followed by aerial biomass, which had a global adjustment of 60% at the time of calibration, categorizing grasslands as very poor (0%), poor (34.12%), regular (53.85%), good (12.01%) and excellent (0.013%). Finally, the degradation model was compared with the RESTREND spatial model, confirming that the grasslands of Santa Ana (Huancavelica) have a greater negative trend (15.27%) since they have no response to precipitation. It is concluded that soil organic matter and plant biomass can be spatialized and monitored with global models and remote sensors, respectively, to predict the state of conservation of grasslands and puna grass.

Keywords: remote sensing, high Andean grassland, NDVI, soil, climate, vegetation

I. INTRODUCCIÓN

En el Perú, existen aproximadamente 22 millones de hectáreas de pastizales de los cuales casi 15 millones pertenecen a la región Puna (Flores 2013), importantes no solo por su valor como recurso forrajero para el pastoreo, sino también por los servicios ambientales que estos prestan (Flores 1992), aprovisionamiento de plantas medicinales e industriales, conservación del suelo, jugando un papel clave en la seguridad alimentaria. Sin embargo, estas tierras de pastoreo, conformadas mayormente por pajonales, se podrían reducir al 50 por ciento en beneficio de arbustales para fines del siglo. Los pajonales se reducirían de 15.4 a 4.6 millones de hectáreas, mientras los arbustales aumentarían de 2.8 a 7.1 millones de hectáreas, lo que causaría la disminución de la carga animal y del aporte de la ganadería a la economía nacional, debido a sus menores niveles de uso y menor producción de forraje (Flores 2019).

La degradación de los pastizales altoandinos, es un fenómeno bastante extendido; más del 40 por ciento de las áreas de pastoreo están en condición pobre y en franco proceso de deterioro debido al sobrepastoreo y mal manejo (Zarria y Flores 2015). Dentro de las principales causas que generan dicha degradación están el sobrepastoreo (Zarria y Flores 2015), el mal manejo (IPCC 2007), las políticas de tenencia de tierras, el modelo de organización dentro de las comunidades y poca participación del gobierno (Recharte *et al.* 2002). El monitoreo de grandes extensiones de pastizales altoandinos es posible mediante el uso de sensores remotos que nos permiten obtener información espacialmente explícita y estadísticamente representativa de variables del ecosistema (Liu *et al.* 2004, Watson *et al.* 2007, Wardlow *et al.* 2008, Pizarro 2017). Esta información espacial y en tiempo continuo resulta esencial para comprender la dinámica de los ecosistemas y elaborar programas de monitoreo y evaluación.

El objetivo general de la investigación fue desarrollar un modelo espacial basado en indicadores de estados de conservación para la evaluación y monitoreo de áreas degradadas de pastizal. Los objetivos específicos fueron: 1) Identificar, caracterizar y seleccionar los indicadores de estados de conservación de los ecosistemas de pastizal que puedan ser

detectados con sensores remotos para incluirlos en el modelo, 2) Construir un modelo espacial a partir de los indicadores seleccionados para generar mapas de degradación de los pastizales, 3) Comparación del modelo generado con el modelo espacial RESTREND para el mapeo de pastizales.

II. REVISIÓN DE LITERATURA

2.1 ECOSISTEMAS DE PASTIZALES ALTOANDINOS

El ecosistema es un conjunto de organismos vivos (factores bióticos) que interactúan con el medio (factores abióticos) donde se desarrollan, dando lugar a un flujo constante de energía. Los factores bióticos son la variedad de especies en un ambiente físico, incluyendo las diversas expresiones tanto fenológicas como fisiológicas (Brack y Mendiola 2004). El componente abiótico es la parte inerte del ecosistema constituido por elementos o factores físicos y químicos del medio (Briske y Heitschmidt 1991).

Los ecosistemas de pastizales son ecosistemas de vegetación abierta, dominada por especies herbáceas, cuya producción primaria es aprovechada directamente por los herbívoros (Miller 1990). Las tierras de pastoreo son ecosistemas esenciales que contienen de 10 a 30 por ciento del carbono orgánico del suelo a nivel mundial (Eswaran *et al.* 1993). Batjes (1999) estima que los suelos a una profundidad de 1 m dentro en tierras de pastoreo (pastizales: estepa, praderas extensas, desiertos calientes, matorrales y sabanas) pueden contener 306-330 Pg de carbono orgánico y entre 470-550 Pg de carbono inorgánico del suelo.

Es evidente entonces que los pastizales logran considerables tasas de acumulación de carbono en el suelo que no pueden ser cosechadas y por lo tanto son menos visibles. Si comparamos de manera ideal, la relación de entre la biomasa aérea y la subterránea en bosques es aproximadamente 5:1, mientras que en los pastizales la relación suele inferior 1:2, (Cairns *et al.* 1997, Jobbágy y Jackson 2000). Los ecosistemas de puna se ubican en las tierras altas de los Andes, desde la Cordillera Blanca donde se inicia la puna húmeda, zona de transición entre la jalca o páramo, y la puna seca del Centro y del Sur (Recharte *et al.* 2002). La región de la Puna se encuentra entre los 3800 y 5200 msnm (Brack y Mendiola 2004). Esta condición le brinda ciertas características específicas de temperatura por debajo de los 6°C, pero la altura y latitud hacen que la radiación sea considerable, pudiendo sobrepasar los 30°C en el día.

La superficie agropecuaria de la sierra del Perú se extiende en 22 269 271 hectáreas de las cuales 15 588 489.7 has (70 por ciento) corresponde a pastos naturales, 3 340 390.7 (15 por ciento) corresponde a superficie de agricultura productiva y 1 558 849 has a montes y bosque. Bajo este escenario, se desarrolla la mayor actividad ganadera del país que sostiene el 73.2 por ciento de ganado vacuno, el 96.2 por ciento de ganado ovino y el 100 por ciento de camélidos sudamericanos llamas, alpacas vicuñas y guanacos (INEI 2012).

En el Perú existe una ley general de comunidades (Ley N° 24656) aprobada en abril de 1987 el cual brinda autonomía en cuanto al número de animales y prácticas de utilización de los pastizales de manera comunal, familiar o individual; sin embargo, no existe una legislación para regular el uso y conservación de los pastizales, la mayor parte de éstos está bajo el control de la comunidad (Recharte *et al.* 2002). Por lo tanto, se deben unificar esfuerzos entre las entidades públicas y privadas para con las comunidades y entender la administración y las formas de manejo de sus recursos para identificar mecanismos de organización y asistencia que permitan desarrollar e implementar programas de conservación de los pastizales basados en los intereses e instituciones locales (Flores y Malpartida 1987, Flores 1996).

Las comunidades campesinas que manejan las tierras de pastizales generalmente tienen escaso conocimiento de los principios básicos sobre el manejo sostenible de los recursos naturales, ocasionando que los pastizales se encuentren en un importante estado de deterioro; esto a su vez genera un mal aprovechamiento del recurso, disminuyendo el potencial forrajero de los pastizales.

2.2 SALUD DE LOS ECOSISTEMAS DE PASTIZALES

El concepto de salud de los pastizales se introdujo a mediados del siglo 20 (Briske *et al.* 2005), por lo general se dice que la salud del pastizal varía directamente con el tipo de condición de la comunidad o etapa de sucesión según la definición del modelo Dyksterhuis (1949). El reconocimiento de la aparición de múltiples estados estables y las vías de sucesión minimiza el significado de esta correlación percibida. Los pastizales saludables son un recurso nacional que sostendrá la calidad del suelo, mejora la disponibilidad de agua limpia,

secuestra dióxido de carbono en exceso, mantiene la diversidad vegetal y animal, y apoya a una variedad de otros usos no agrícolas (Follett *et al.* 2001).

La salud de los pastizales se define actualmente como “el grado de integridad del suelo, la vegetación, el agua, el aire y los procesos ecológicos del ecosistema se mantienen equilibrados y sostenidos” (NRC 1994, USDA 1997, Pyke *et al.* 2002). La cantidad y el tipo de erosión del suelo son un conjunto de indicadores para determinar el grado de salud del pastizal, la cantidad de producción de biomasa y residuos vegetales (Pellant *et al.* 2000), la presencia de especies invasoras no palatables (Vitousek *et al.* 1996, Sheley y Petroff 1999, Pellant *et al.* 2000).

La sostenibilidad del ecosistema debe ir ligado con la salud de éstos, para que sea sostenible, la salud de los ecosistemas debe operar como una norma de conservación; por ello se debe vincular la sostenibilidad con la noción de salud de los ecosistemas (Callicot 1997). En tal sentido, el concepto de sostenibilidad ecológica es un concepto de conservación ya que trata de alcanzar la necesidad humana sin comprometer la salud del ecosistema; por lo tanto, incurre en el principio de imponer restricciones ecológicas considerando las necesidades humanas. Esta comprensión de los determinantes socioeconómicos, ecológicos y biofísicos asociados con la salud de los ecosistemas como de los seres humanos y animales debe ser integrada en todos sus aspectos (Paolini 2013). Los pastizales saludables son un recurso natural que sostendrá la calidad del suelo, mejora la disponibilidad de agua limpia, secuestrar dióxido de carbono en exceso, mantiene la diversidad vegetal y animal, y apoyar a una variedad de otros usos no agrícolas (Follett *et al.* 2001).

Las condiciones de sequía, (sumado al pastoreo excesivo) que a menudo ocurre en los últimos años, pueden afectar drásticamente composición de la comunidad vegetal y pueden hacer que los pastizales sean más susceptibles a enfermedades, plagas de insectos, invasión de malezas (Hunt *et al.* 2003). El NRC (1994) sugiere que los criterios para el manejo de los pastizales deben estar relacionados con la salud del ecosistema.

Por su parte, el Ministerio del Ambiente (MINAM) del Perú, bajo la resolución ministerial N° 183 – 2016 – MINAM, establece los pasos a seguir para estimar las ganancias del valor

ecológico de un ecosistema altoandino intervenido con fines de compensación ambiental (ley n° 27446, ley del sistema nacional de evaluación de impacto ambiental). El procedimiento contempla tres atributos del estado de conservación que reflejan la estructura, composición y función del ecosistema (Tabla 1).

Tabla 1. Atributos e indicadores para evaluar el estado de conservación de los ecosistemas de pastizales

Atributo	Indicador	Unidad	Valor relativo
Florística del sitio	Riqueza y composición florística		
	- Gramíneas y graminoides	Nº	14
	- Hierbas	Nº	2
	- Arbustos	Nº	4
Estabilidad del suelo	Cobertura aérea	%	8
	Suelo desnudo superficial	%	8
	Materia orgánica del horizonte superficial	%	4
	Pérdida de suelo superficial	-	20
Integridad biótica	Altura de la canopia de plantas dominantes	cm	2
	Cantidad de biomasa	g/m ²	19
	Plantas invasoras	%	13
	Cantidad de mantillo	g/m ²	6

Fuente: MINAM (2016)

Los indicadores son características observables del ecosistema que nos permiten evaluar y monitorear su estado actual, tienen la característica de ser medibles y deben brindar información suficiente sobre el estado de un atributo del ecosistema.

Con esta evaluación se puede estimar la capacidad del ecosistema para cumplir funciones ecológicas claves, tales como flujo de energía, ciclo de nutrientes y ciclo hidrológico, además de su capacidad para recuperarse de alteraciones causadas por factores perturbadores. Además, la clasificación final del valor ecológico del pastizal estuvo considerada en cinco niveles, según su valor relativo y su escala (Tabla 2).

Tabla 2. Clasificación del estado de conservación de los pastizales

Escala	Valor relativo (%)	Estado de conservación
0 – 2 >	00 – 20 >	Muy pobre
[2 – 4 >	[20 – 40 >	Pobre
[4 – 6 >	[40 – 60 >	Regular
[6 – 8 >	[60 – 80 >	Bueno
[8 – 10	[80 – 100	Muy bueno

Fuente: elaboración propia

Esta clasificación en cinco categorías puede servir de ayuda para la evaluación de los ecosistemas de pastizal altoandino.

2.3 DEGRADACIÓN DE LOS ECOSISTEMAS DE PASTIZALES

El término degradación incluye diversos procesos de cambios en la composición de especies de plantas a la erosión del suelo, pero esencialmente describe circunstancias de reducción de la productividad biológica de la tierra (Geist y Lambin 2004, Reynolds y Stafford 2002, UNCCD 1994). Se considera que un pastizal está degradado cuando la especie deseable ha perdido su vigor y capacidad productiva por unidad de área y por animal, siendo reemplazado por áreas despobladas y especies indeseables de escaso rendimiento y valor nutritivo, una disminución de la cobertura vegetal, disminución de la producción y la calidad del forraje inclusive en las mejores condiciones, procesos erosivos y colonización de gramíneas nativas, ello provoca el deterioro ecológico y económico, incompatible con sistemas ganaderos productivos (Padilla *et al.* 2009). Disminución de la cobertura vegetal (Yu *et al.* 2003, Liu *et al.* 2004, Dias 2005, Li *et al.* 2012).

Cuando se habla de degradación de los ecosistemas de pastizales, se requiere precisar si se trata de la degradación de la pastura y el suelo consecuentemente, ya que es posible que el pasto se degrade; pero el suelo aún no ha sufrido las consecuencias del mal manejo del pasto, lo que podría ser evitado mediante la aplicación de medidas adecuadas (Senra 2009). El grado de degradación de un pastizal está en función al porcentaje del área ocupada por plantas invasoras, clasificándose como: no degradado, degradación leve, moderada y avanzada con 0-10, 11-35, 36-60, 61-100 por ciento de área con especies invasoras respectivamente (Andrade *et al.* 2006). El deterioro de los pastizales es el proceso de

sucesión regresiva y disminución de la productividad en los ecosistemas de pastizales en condiciones climáticas y patrones de uso irrazonables (Yue *et al.* 2007, Zhang *et al.* 2006).

Los pastizales comprenden el 43 por ciento del total de tierras degradadas del mundo, considerándose una de las causas principales el sobrepastoreo; ya que elimina la cobertura vegetal que lo protege de la erosión (UNCCD 2012). La degradación de los pastizales es un problema ambiental y económico importante en el mundo, Mongolia por ejemplo es uno de los países más afectados con este problema más aun por ser una de las regiones de pastizales más grandes del mundo (Li 2012).

La degradación y deterioro de los pastizales son problemas mundiales que están en constante aumento y que pueden conducir a la desertificación. En la actualidad existe una urgente necesidad de desarrollar técnicas de cuantificación temprana de estos procesos degradativos, especialmente en aquellas zonas sobre explotadas con la finalidad de buscar vegetales y edáficos (Lok 2010). Con la reciente disponibilidad de una amplia variedad de sensores y plataformas, hay una considerable investigación en teledetección que se está aplicando a los pastizales (Hunt *et al.* 2003).

2.3.1 Causas de la degradación de pastizales

Las dos principales causas de la degradación de los pastizales son el cambio climático como factor natural y el sobre pastoreo de las praderas como factor antrópico (Nan 2005 y Yang *et al.* 2005). Los factores naturales como el cambio climático han sido identificado como una de las principales fuerzas que afectan a los ecosistemas naturales (Thuiller 2007) y en especial a los paisajes montañosos. Los ecosistemas naturales, incluyendo a los pastizales son altamente vulnerables al incremento de la variabilidad climática y frecuencia de eventos extremos como la ausencia de lluvias y periodos repetidos de sequía (McCarthy 2001).

Los factores antrópicos como el sobrepastoreo, la sobreexplotación de los recursos y la falta de prácticas de conservación afectan drásticamente la composición de la comunidad vegetal y puede hacer que los pastizales sean más susceptibles a enfermedades, plagas de insectos, invasión de malezas. La sobreexplotación de los recursos y la falta de prácticas de conservación, la erosión hídrica y eólica (Eguren 2015) se encuentran entre las causas

principales de la degradación del suelo en los pastizales andinos (Flores 1992, Recharte *et al.* 2002, Senra 2009) son las causas fundamentales de la degradación de los pastos, ésta degradación de los pastizales está acompañada normalmente de la pérdida de la fertilidad natural de los suelos, causando la disminución de la productividad del ganado y provocando grandes pérdidas económicas (Padilla *et al.* 2009).

El modelo de organización dentro de las cooperativas y comunidades campesinas es uno de los problemas principales que aquejan a los productores altoandinos, sumado a las políticas de tenencia de las tierras por parte del gobierno; tal es así que los niveles básicos de organización y las economías de subsistencia son los que manejan sus pastizales en pobres condiciones ecológicas (Recharte *et al.* 2002).

Las actividades de manejo como el pastoreo de ganado pueden lograr cambios en la vegetación a pequeña escala, pero generalmente no causan cambios espaciales o temporalmente consistentes en la composición de la comunidad de pastizales a nivel del paisaje (Jackson y Bartolome 2002). El pastoreo tiene un efecto positivo sobre las especies nativas y generalmente gramíneas perennes (D'Antonio *et al.* 2002); esta actividad genera implicancias complejas sobre la gestión y control de los pastizales, por lo tanto, debe considerarse la intensidad, el tiempo y la distribución del pastoreo (Jackson y Bartolome 2007). Las principales causas de la degradación de los pastizales están referidas a las propiedades del suelo y al clima, seguido de los sistemas de pastoreo implementados (Huntsinger *et al.* 2007).

2.3.2 Indicadores de degradación de pastizales

Los cambios en los ecosistemas pueden clasificarse en tres grupos, el cambio estacional, gradual y brusco (Verbesselt *et al.* 2009). El fenómeno de la degradación de la cubierta vegetal resulta de una modificación en la vegetación en el tiempo que se puede medir a través del estudio de las tendencias del índice de vegetación o indicadores fenológicos (Reed *et al.* 2009). La degradación de la cubierta vegetal pertenece a la clase de cambio gradual, por lo que, se supone que las tendencias plurianuales cambian lentamente.

Tabla 3. Indicadores para la evaluación de pastizales según la metodología Pyke

Indicador	Descripción
Erosión por surcos	Frecuencia y distribución espacial de riachuelos o quebradas superficiales con capacidad erosionable.
Patrones de flujo de agua	Cantidad y distribución de vías de flujo sobre la superficie que son identificados por la distribución del mantillo y evidencia visual del suelo y movimiento de graba.
Plantas en pedestal	Frecuencia y distribución de las plantas donde el suelo ha sido erosionado en su base.
Suelo desnudo	Tamaño y conectividad entre áreas de suelo no protegido por vegetación, mantillo, biomasa muerta en pie, graba y rocas.
Cárcavas	Cantidad de canales cortados en el suelo y la cantidad y distribución de la vegetación en el canal.
Áreas que han sido limpiadas/depositadas por el viento	Frecuencia de áreas donde el suelo es removido de una costra física, biológica o alrededor de vegetación.
Movimiento de mantillo	Frecuencia y tamaño de mantillo desplazado por el viento y flujo de agua superficial.
Resistencia de la superficie del suelo a erosión	Habilidad del suelo a resistir la erosión a través de la incorporación de materia orgánica en los agregados del suelo.
Pérdida del suelo o degradación	Frecuencia y tamaño de áreas que carecen de porciones del horizonte superficial que normalmente contiene la mayoría del material orgánico del sitio.
Composición de la comunidad de plantas y distribución relativa de la infiltración y escurrimiento	Composición de la comunidad o distribución de especies que restringen la infiltración de agua en el sitio.
Capa de compactación	Grosor y distribución del suelo de la estructura del suelo cerca de la superficie (≤ 15 cm).
Grupos funcionales o estructurales	Número de grupos, número de especies dentro de los grupos, o el rango de orden de grupos de dominancia.
Mortalidad de plantas	Frecuencia de plantas muertas o moribundas. Cantidad de mantillo, referido a la desviación de la cantidad de mantillo. Producción anual, referida a la cantidad relativa respecto al potencial según el clima actual.
Plantas invasoras	Abundancia y distribución de plantas invasoras independientemente si son especies tóxicas o nativas cuya dominancia excede lo esperado en la ecología de sitio.
Capacidad reproductiva de las plantas invasoras	Evidencia de inflorescencia o producción de macollos respecto al potencial según el clima actual.

Fuente: Pyke *et al.* (2002)

Pyke *et al.* (2002) mencionan que para la evaluación de la condición de los pastizales se deben considerar 17 indicadores basados principalmente en suelo, agua y biología y como estos se asocian con sus respectivos atributos, el suelo o la estabilidad del sitio, función hidrológica, o integridad biológica. Los calificativos utilizados son: extremo, moderado a extremo, moderado, ligero a moderado, ninguno a ligero (Tabla 3).

Tabla 4. Indicadores para la evaluación de pastizales según la metodología Guillermo

Indicador	Descripción
Grado de cobertura	Todo tipo de material vegetal que cubre el suelo (vegetales vivos y mantillo). En potreros sin degradación, hay suficiente material vegetal y abundante mantillo; en cambio potreros con escasa vegetación, suelo compactado y ausencia de mantillo, son indicadores de degradación.
Diversidad de especies	Si se compara la diversidad de especies con datos de años precedentes y se observa la desaparición o reducción de algunas de las de mayor valor forrajero, estamos ante un proceso de degradación.
Grado de superficie desnuda del suelo	Es el indicador inverso a cobertura; obviamente potreros con mayor porcentaje de suelo desnudo, están indicando procesos degradativos más severos.
Movimientos de suelo	Referido a voladura o pérdida de suelo por efectos eólicos o hídricos. Un correcto manejo de pastizales exige la presencia de un suelo estabilizado.
Desplazamiento de suelo por pisoteo animal	Es un indicativo de un proceso progresivo de degradación del pastizal, observándose primeramente deterioro en las esquinas de los potreros, en cercanía de las aguadas, en borde de alambrados y en caminos muy marcados en todo el interior del lote; en casos de laderas, pueden observarse terrazas por desplazamiento de suelo, hechas por el ascenso y descenso de los animales.
Plantas en pedestal	Referido al hecho de detectar de que, en algunos sitios, se ha perdido todo el horizonte superficial; en estos casos, sólo donde quedan plantas vivas se observa que está retenido el suelo original, de manera que las plantas quedan como situadas sobre un pedestal en relación al resto del terreno. Este es un síntoma muy severo de degradación.
Pavimento de erosión	Consiste en la acumulación de pequeñas piedras que quedan entre las plantas, cuando se han volado los componentes más finos del suelo. Una vez formado este pavimento, la velocidad de deterioro del terreno disminuye, pero la capacidad de recuperación de cobertura, es también muy difícil.
Zanjas activas de erosión	Esto incluye todas las zanjas que se originan por el arrastre del agua que proviene de las partes más altas de la cuenca. El torrente incontrolado, indica erosión y sobrepastoreo en las partes altas; en estos casos se aconseja la suspensión temporaria (en la época de lluvias) o permanente del pastoreo en esas zonas y la implantación de especies de cobertura o la forestación.
Cárcavas	Síntoma sumamente severo de degradación, donde grandes superficies de terreno quedan imposibilitadas permanentemente y su recuperación es prácticamente irreversible.
Arbustos y árboles deformados por el ramoneo	Cuando observamos que los arbustos han perdido su forma normal y su tamaño se vuelve voluminoso o cuando vemos que árboles como los algarrobos, guayacanes que tienen su copa perfectamente cortada a una altura de entre 1.5 y 2.0 m del suelo, podemos asegurar que ya el estrato herbáceo no brinda sustento suficiente a los animales, los que se dedican a consumir exageradamente a las leñosas a un ritmo tal que no les permite recuperar el follaje perdido, produciendo las deformaciones descritas.
Relictos	Zonas donde se ha perdido toda la vegetación y sólo quedan restos de vegetales muertos o coronas decrepitas. Es prácticamente la última etapa de la degradación.

Fuente: adaptado de Guillermo (2014)

Por su parte, Guillermo (2014) presenta una lista de indicadores de degradación que se deben previamente observar y reconocer en el terreno. La detección de un proceso de degradación requiere realizar previamente un reconocimiento del terreno y observar si se presentan los llamados “Indicadores de Degradación” (Tabla 4).

Existen otros indicadores de índole general que se deben considerar como un proceso degradativo inicial con escaso vigor de las plantas forrajeras, escasa producción de semilla de estas plantas, compactación del suelo, baja infiltración del agua, elevado índice de escurrimiento hídrico y consumo o utilización excesiva de las forrajeras de mejor calidad.

2.4 MODELOS PARA LA EVALUACIÓN DE ECOSISTEMAS

Los sistemas socioecológicos son de naturaleza compleja por lo que se considera un análisis multidisciplinario de aquellos aspectos relevantes desde los objetivos de la propia investigación. Los modelos según la Real Academia Española los define como un “*esquema teórico, generalmente en forma matemática de un sistema complejo, elaborado para facilitar y comprender el estudio de su comportamiento*”. El modelo conceptual está referido a las hipótesis formuladas sobre el funcionamiento de un sistema, mientras que el modelo matemático es la traducción de este modelo conceptual al lenguaje matemático.

Los modelos pueden ser tan simple como una ecuación que resuma un conjunto de variables independientes y que responda a la pregunta de la variable dependiente, pero tiene ciertas debilidades sobre cómo generar la espacialización del modelo para aplicarlo en otra zona, en este caso se debe considerar un análisis más complejo utilizando la estadística multivariante para explorar interacciones más complejas entre los componentes del sistema (Ledo *et al.* 2013).

Sin importar el tipo de modelo, es necesario considerar ciertas reglas básicas comunes para todos los modelos con el fin de obtener resultados creíbles sobre la adquisición del conocimiento inmediato. Según Young (1993), estos modelos se pueden caracterizar en 8 tipos (Figura 1).

Modelos empíricos, basados en datos, modelos estadísticos, con estructuras elegidas principalmente por su versatilidad y suponiendo poco de antemano; como los conjuntos de datos minados, modelos de series temporales paramétricas o no paramétricas, regresiones y sus generalizaciones, tales como modelos exógenos autoregresivos de promedio móvil, leyes de poder, redes neuronales.

Modelos estocásticos, de forma general pero muy estructurados que pueden incorporar conocimiento previo; éstos pueden ser los modelos de espacio de estado y modelos ocultos de Markov.

Modelos específicos, basados en teoría o basados en procesos (a menudo denominados deterministas), como se usan a menudo en física y economía ambiental, entre ellos son los tipos específicos de ecuaciones diferenciales o diferenciales parciales u ordinarias.

Modelos conceptuales, basados en similitudes estructurales asumidas con el sistema, entre ellos tenemos a las redes bayesianas (decisión), modelos compartimentales, autómatas celulares.

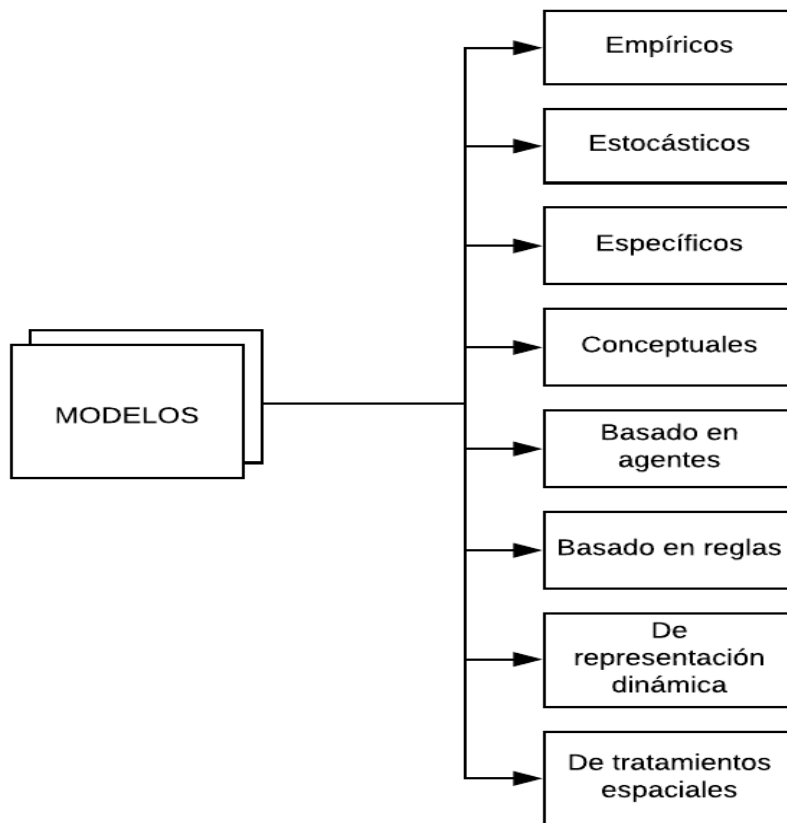


Figura 1. Tipos de modelos.
Fuente: adaptado de Young (1993)

Modelos basados en agentes, que permiten el comportamiento emergente estructurado localmente, a diferencia de los modelos que representan el comportamiento regular que se promedia o se suma en grandes partes del sistema.

Modelos basados en reglas, estos modelos están Sistemas expertos, árboles de decisión.

Modelos dinámicos, respuestas de tiempo a las entradas en cualquier instante dado en diferentes grados de detalle. Este espectro abarca modelos instantáneos: estáticos, no dinámicos; discretos y de estado discreto: Redes de Petri, matrices de transición de Markov; dinámicos agrupados: finita-estado-dimensional, ecuación diferencial ordinaria; distribuidos: ecuación diferencial parcial y modelos de infinito-estado-dimensional diferencial de retardo.

Modelos de tratamientos espaciales, que comprende modelos no espaciales, "basados en regiones" o "basados en polígonos", y más finamente (en principio, continuamente) distribuidos espacialmente (discretizaciones de elementos finitos / basados en cuadrículas de ecuaciones y derivadas parciales).

Modelos conceptuales en la evaluación de pastizales

a. Modelo sucesional o de comunidad clímax

El modelo clímax fue el primer modelo desarrollado por Clemens (1936) para evaluar los cambios sucesionales en las praderas de pastizales, en ella determino de que la intensidad y frecuencia del pastoreo eran procesos que podían desencadenar cambios en la vegetación, a los cuales se les llamaba cambios sucesionales (Weaver y Clements 1938). El modelo clímax, se caracteriza porque los cambios unidireccionales de la vegetación llevan siempre a un estado de equilibrio con el clima, bajo este concepto, aquel grupo de especies vegetales comprendidas dentro de una región climática se clasificarían como un estado clímax de referencia, el cual se tendría en cuenta para determinar un estado de transición vegetal. Los disturbios como el sobre pastoreo y el fuego ocasionan cambios en la cobertura vegetal, biodiversidad y productividad del ecosistema; generando un desplazamiento de su estado estable. Sin embargo, si el disturbio desaparece, el ecosistema podría retornar a su estado original (Figura 2).

El modelo de Westoby *et al.* (1989) fue una adaptación del modelo clímax, se basa en que el pastoreo puede retardar, detener o revertir la sucesión secundaria para producir comunidades con varias combinaciones de especies que se asignan a clases específicas de condición. Estas clases condiciones a menudo se compara con la salud de los pastizales.

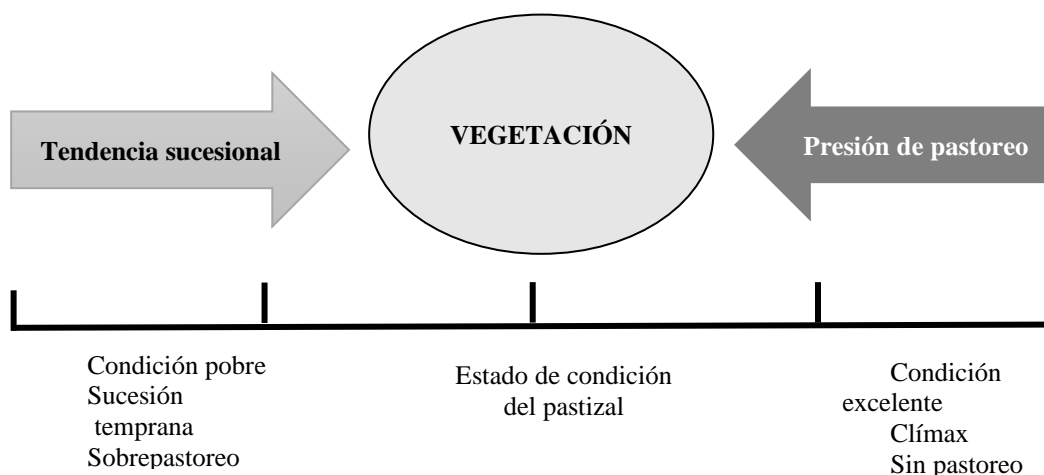


Figura 2. Modelo clásico de respuesta de la vegetación frente a la presión de pastoreo.

Fuente: Dyksterhuis (1949), basado en el modelo de sucesión lineal de Clements (1936)

b. Modelo de umbrales

El modelo de umbrales se fundamenta en el concepto de la degradación por pasos desarrollado por Milton *et al.* (1994), en ella se define que las interacciones bióticas requieren de cierta manipulación (sembrar algunas especies y eliminar otras) antes de la recuperación. Los umbrales de transición controlados por limitaciones abióticas requieren manipulación física para favorecer la infiltración, reducir la erosión, capturar material orgánico y mejorar los extremos microambientales (Whisenant 1999), este modelo fue también desarrollado por Hobbs y Harris (2001). Este modelo propone tres etapas principales de degradación, con umbrales entre ellas que representan barreras que determinan la recuperación potencial del ecosistema (Figura 3).

En la fase 1 la biomasa y la composición de la vegetación solo cambia por condiciones climáticas y eventos estocásticos, además, se reduce el consumo selectivo permitiendo que las poblaciones de especies menos preferidas se expandan. Si el tiempo y la perturbación aumentan, se pasa el primer umbral y nos ubicamos en la fase 2 en la cual Las especies de plantas que no reclutan se pierden, al igual que sus depredadores y simbioses especializados, por lo tanto, se hace necesario alguna manipulación de los componentes bióticos.

En la fase 3, la biomasa y productividad de la vegetación fluctúa a medida que las especies efímeras se benefician de la pérdida de cobertura perenne, además, los procesos de desertificación implican cambios en la función del suelo en la cual se ha perdido su capacidad de resiliencia, esta etapa requiere de manipulación para su recuperación.

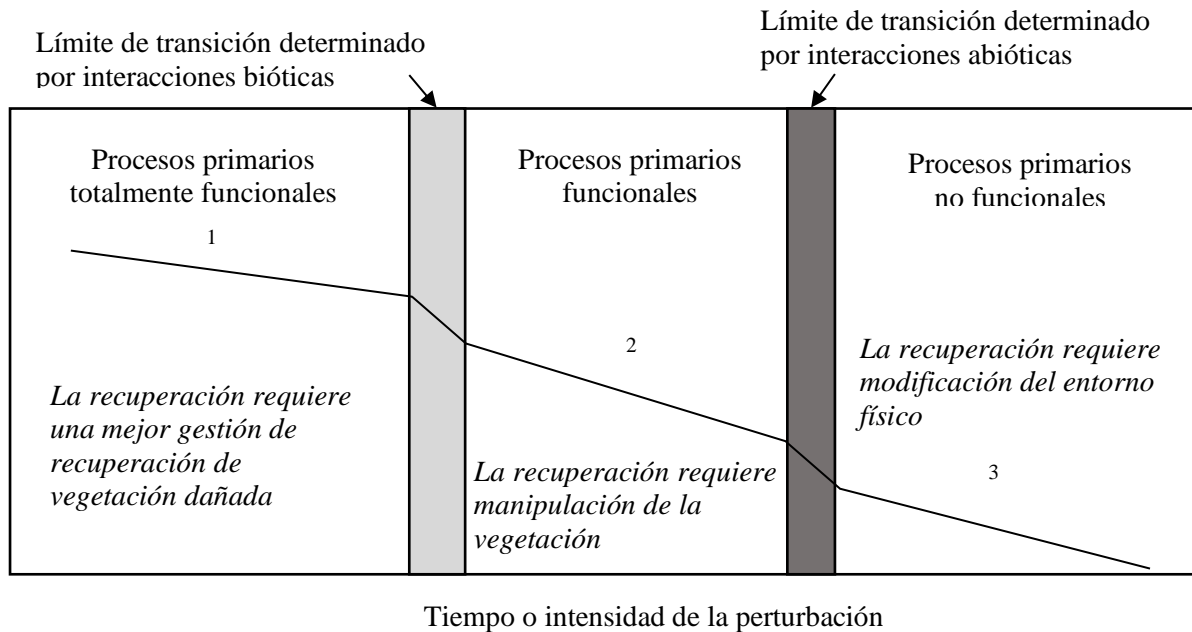


Figura 3. Degradación paso a paso de la vegetación silvestre que ilustra los umbrales comunes de transición que separan los tres grupos vegetativos.

Fuente: adaptado de Milton *et al.* (1994)

Milton *et al.* (1994) describieron estos cambios con un modelo conceptual de degradación inducida por el pastoreo en ecosistemas áridos y semiáridos. Describieron los efectos de la degradación y sugirieron puntos focales para las acciones de manejo. Por lo tanto, proporciona un marco para la evaluación inicial del daño y la planificación preliminar de las estrategias de reparación. Es particularmente importante reconocer los primeros signos de degradación, ya que los gastos de gestión aumentan con cada paso adicional en el proceso de degradación.

c. Modelo de estados y transiciones

El manejo de los pastizales naturales bajo el modelo estados y transiciones (Westoby *et al.* 1989), bajo el concepto de estados múltiples, propone criterios opuestos al de modelo sucesional clásico que considera un único estado estable (Clímax). El modelo identifica estados relativamente estables, umbrales y transiciones entre ellos. Los estados estables

deben ser fácilmente reconocibles con el fin de predecir si la estrategia aplicada generaría algún cambio o no. Los cambios del ecosistema se producen por las fuerzas o transiciones pudiendo llegar a sobrepasar el límite o umbral entre dos estados; se considera que ha atravesado el umbral siempre y cuando el cambio en el sistema no sea reversible en una escala de tiempo, sin la intervención antrópica (Laycock 1991).

Este modelo ha utilizado para modelar cambios a lo largo del tiempo en sistemas que tienen transiciones claras entre distintos estados de un entorno físico, particularmente en vegetación de pastizales (Bestelmeyer *et al.* 2003, Sadler *et al.* 2010), pero también otros dominios ecológicos y ambientales (Saatkamp *et al.* 1996). Los modelos estados y transición han proporcionado tradicionalmente un medio simple, versátil y de bajo costo para desarrollar modelos de la dinámica de los pastizales (Figura 4).

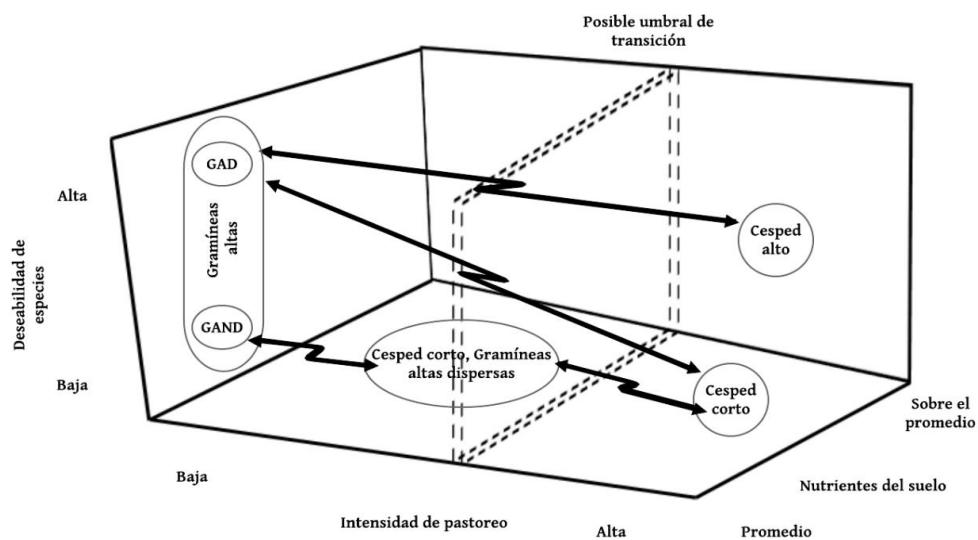


Figura 4. Modelo de estados y transiciones para un bosque en el sureste de Queensland, Australia; GAND, gramíneas altas no deseables, GAD, gramíneas altas deseables. El umbral posible es el punto en el cual el pastizal tiene pocas probabilidades de volver a un estado anterior sin acciones de intervención agresiva.

Fuente: adaptado de Bashari *et al.* (2008)

Las flechas indican posibles transiciones entre estos estados de vegetación. Estos modelos, generalmente describen la dinámica de la vegetación usando diagramas que posicionan los estados de vegetación a lo largo de varios ejes que representan gradientes ambientales o de gestión (presión de pastoreo). El cambio en la vegetación es principalmente cuantitativo

oscilando en torno a un promedio, ya que cuando la fuerza generadora del cambio cesa, el sistema retoma sus valores iniciales.

Debido a su naturaleza gráfica y descriptiva, los modelos de estados y transición son excelentes herramientas para comunicar el conocimiento sobre los pastizales dinámicos entre científicos, gerentes y responsables de políticas (Ludwig *et al.* 1996), y para permitir a los gerentes identificar oportunidades (condiciones ambientales y opciones de manejo) que pueden conducir a transiciones favorables (como una mejora en la composición del pasto) o evitar circunstancias que probablemente desencadenen transiciones desfavorables o irreversibles (como pastos degradación, erosión del suelo o invasión de malezas).

López *et al.* (2009) resumen a los modelos de estados y transiciones en tres premisas: (1) los cambios observables sobre la vegetación no siempre son lineales, (2) el pasaje de un estado a otro no siempre es reversible, (3) puede haber más de un estado estable, (4) las transiciones negativas son más factibles que las positivas, (5) el pastoreo o la carga animal no son los únicos factores que afectan la dinámica de la vegetación, sino que deben tenerse en cuenta otros factores, tales como eventos climáticos inusuales (lluvias abundantes, sequías) u otros disturbios como fuego, entre otros.

Existe un amplio acuerdo sobre el potencial de los modelos para revelar las implicancias de los supuestos, estimar el impacto de las interacciones, los cambios y las incertidumbres en los resultados, y mejorar la comunicación entre investigadores de diferentes orígenes y entre los investigadores y la comunidad en general (Jakeman *et al.* 2006). Existen modelos realizados en las diferentes áreas como por ejemplo en sistemas ecológicos (Jorgensen y Bendricchio 2001), ecología del paisaje (Seppelt 2003), sistemas económico-ambientales (Grafton *et al.* 2004), modelamiento ambiental (Wainwright y Mulligan 2004).

Dias (2005) propuso un modelo teórico, simplificado, para describir el proceso de degradación de las pasturas, con disminución de la cobertura vegetal a medida que aumenta la degradación, lo que determina un incremento del porcentaje de suelo desnudo y de los efectos erosivos, principalmente cuando la degradación es de moderada a muy severa, lo que determinaría daños severos en el ecosistema.

Modelos empíricos y mecánicos

Muchos autores también encuentran útil distinguir entre modelos de caja blanca (basado en teoría), modelos de caja negra (basado en la práctica) y de caja gris (empírico con influencia teórica) (Seppelt 2003).

Los modelos tradicionales relacionados a estadísticas dinámicas (Norton 1986, Young 1984); datos empíricos, deterministas o conceptuales (Jakeman *et al.* 1993) y los de inteligencia artificial o basados en el conocimiento (Davis 1995, Schmoldt y Rauscher 1996), tienen una metodología iterativa tradicional que implican prueba error (Figura 5).

Los modelos empíricos o de caja negra, se basan en las medidas directas realizadas en sistemas reales. En este modelo, no se presta atención a los procesos internos que pueden estar ocurriendo dentro de él. Estos modelos se basan en relaciones empíricas por lo tanto quedan restringidas a ser aplicables a sistemas con similares características similares a aquellas donde se obtuvo dichas correlaciones en un rango parecido (Fernández, 2017). Cuando se trata de modelos complejos existe una representación muy simplificada de la realidad cuando se utiliza este tipo de modelo. Este tipo de modelos abarcan diferentes tipologías tales como regresiones lineales, redes neuronales, entre otras.

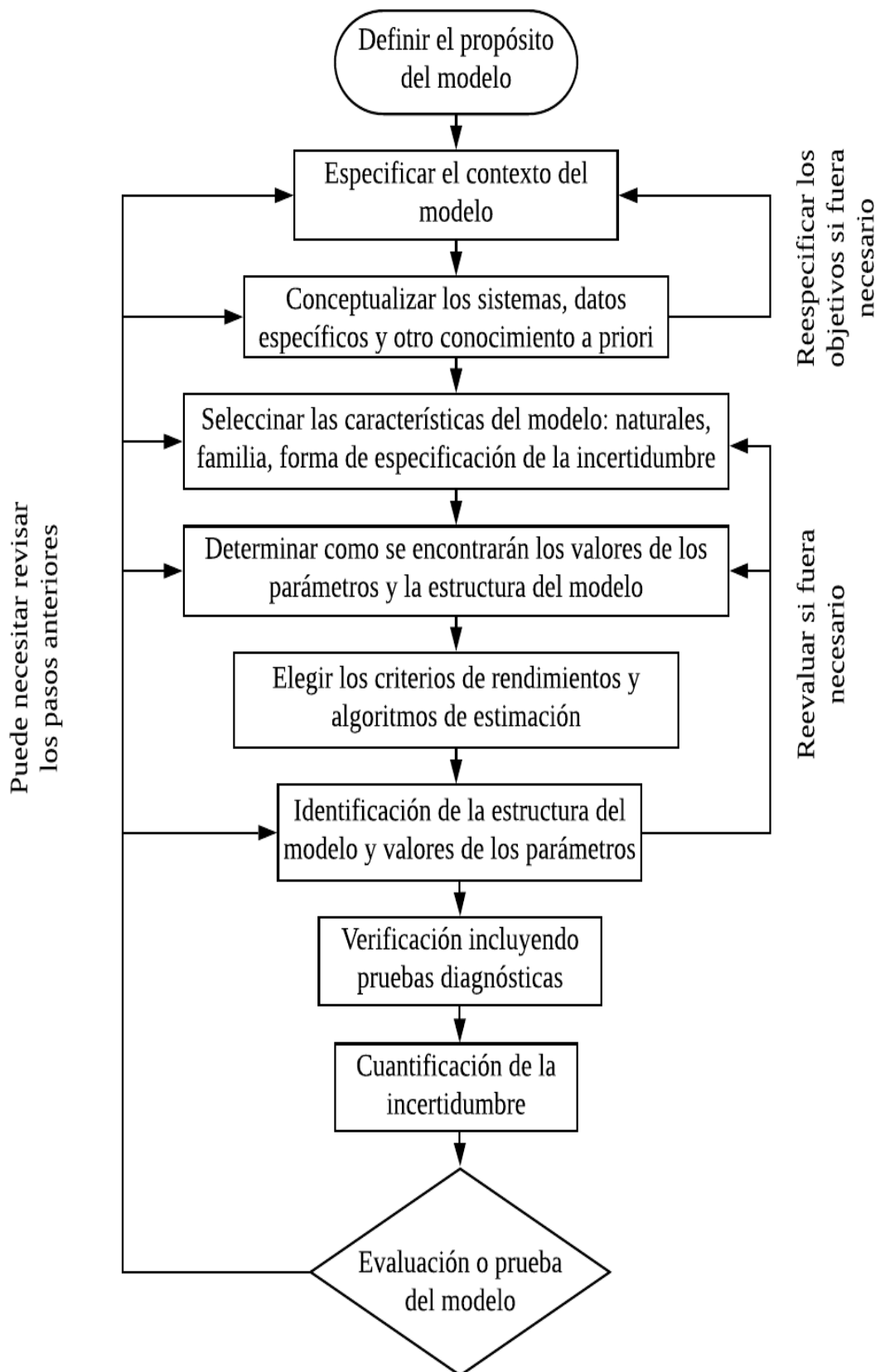


Figura 5. Relación iterativa para la construcción de un modelo Modelos determinísticos.

Fuente: Fernández (2017)

Modelos de procesos

Los modelos mecanísticos, simulan mecanismos considerando un conocimiento más profundo del funcionamiento del ecosistema que los modelos empíricos. Sin embargo, este mayor entendimiento no se refleja necesariamente en predicciones más ajustadas al mundo real ya que los mecanicistas por lo general son más difíciles de calibrar e incorporan más incertidumbre que los modelos empíricos (Blanco 2014). Son representaciones matemáticas de los sistemas biológicos que incorporan los mecanismos fisiológicos y ecológicos en algoritmos predictivos (Salas *et al.* 2016). En la práctica, todos los modelos tienen algún grado de empirismo porque utilizan datos de campo para resumir procesos ecofisiológicos a escalas espaciales y/o temporales más pequeñas que a las escalas que se creó el modelo en cuestión (Blanco 2013).

Bajo el concepto del reconocimiento de los modelos intermedios entre el mecanicista y el empírico, existen los modelos híbridos (Kimmins 2004) que cada vez gana más espacio en el campo del manejo ecológico. Una de las características de los modelos ecológicos de procesos es que consideran sub modelos dentro de un modelo general y la unión de distintos modelos a diferentes escalas con la finalidad de aprovechar estudios realizados por otros investigadores debido a la difícil pero no imposible comprensión de los procesos ecológicos. Los modelos basados en procesos buscan construir una herramienta para la explicación científica en lugar de sólo hacer predicciones, por lo tanto, deben ser capaces de llegar a la generalidad (Monserud 2003).

Los modelos para evaluar pastizales pueden ser de naturaleza cualitativa o cuantitativa, simples o complejos y nos ayudan a hacer predicciones sobre el funcionamiento del ecosistema de pastizal. Los modelos son útiles para explorar las relaciones entre una variable respuesta y los factores que potencialmente juegan un papel en influenciar directa o indirectamente su respuesta (Horning *et al.* 2010). Son herramientas para expresar descripciones simplificadas de algún aspecto del mundo y, por lo general, cómo funciona (Fleishman y Seto 2009). Los modelos siempre deben considerar el riesgo de la sobresimplificación o principio de la parsimonia con el fin de escoger la explicación más simple con capacidad de explicar el fenómeno de estudio; ya que como decía Albert Einstein, “*un modelo tiene que ser tan simple como sea posible, pero tan complejo como sea necesario*”.

Considerando que el grado de complejidad del modelo dependerá del objetivo para el cual fue desarrollado (Kimmins *et al.* 2008).

Modelos espaciales

Yu *et al.* (2003) desarrollaron un modelo para la evaluación de la degradación de los pastizales a partir de variables de temperatura; en la cual indica que se deberán incluir los efectos antrópicos como criterios de evaluación para tener mayor aproximación a la realidad; esta aseveración fue reafirmada por Gu *et al.* (2008). Fleishman y Seto (2009) proponen el siguiente modelo (Figura 6).

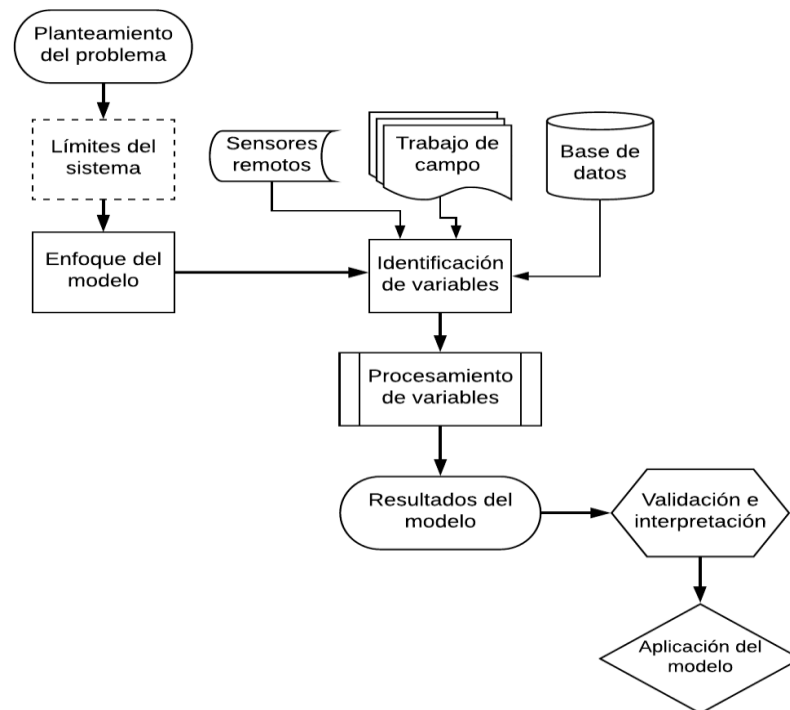


Figura 6. Diagrama generalizado de los principales pasos en el desarrollo, construcción y prueba de un modelo aplicado a pastizales.

Fuente: adaptado de Fleishman y Seto (2009)

El USDA y NRCS han desarrollado un enfoque holístico para la evaluación de pastizales y sabanas (Herrick *et al.* 2006, Herrick *et al.* 2010) de pastizales y sabanas. Este enfoque implica la estratificación del paisaje, la identificación de atributos clave del ecosistema y un enfoque espacialmente explícito y altamente integrado para la caracterización ecológica, la selección del sitio de campo, la recopilación de datos y el análisis que incluye la teledetección. Se adoptó un enfoque similar en Alberta, Canadá (Adams *et al.* 2005) desarrollado en base a la vegetación integral de los diferentes estados del pastizal y las

transiciones entre estos estados, como pastizales perennes hacia anuales, el sobreuso de las praderas como resultado de factores como el fuego, el pastoreo y la sequía.

El NRCS ha desarrollado modelos de ciencia y tecnología que corresponden a todas las distintas regiones ecológicas que caracterizan (NRCS 2011, 2012abc); el estado y la estructura del modelo de transición se muestra a continuación:

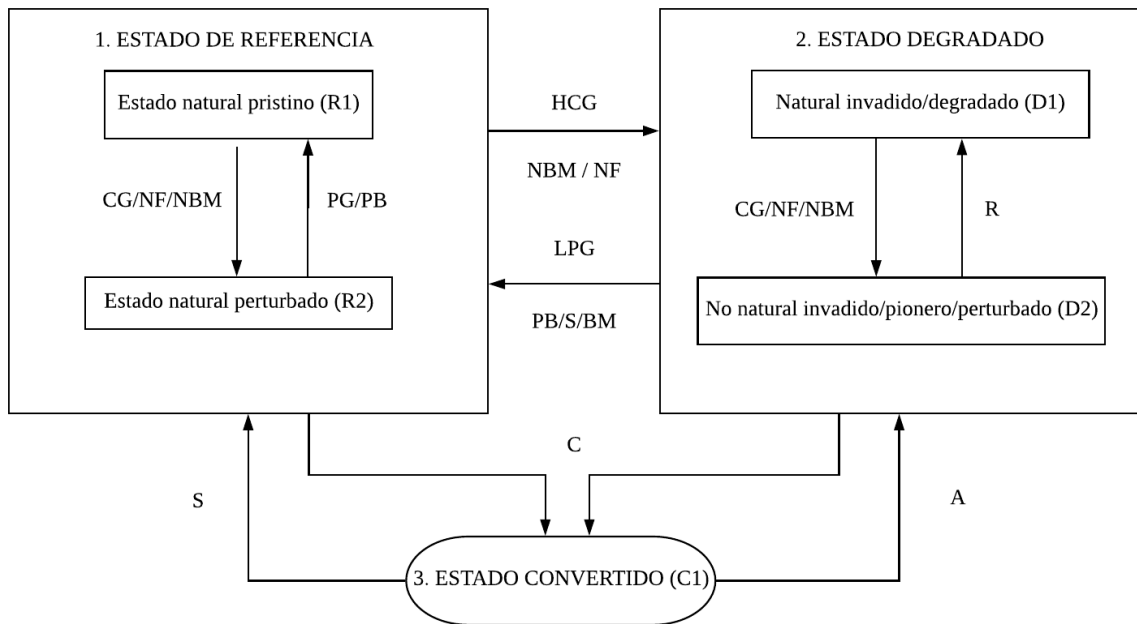


Figura 7. Marco conceptual basado en modelos de estados y transiciones de NRCS para pastizales y sabanas. HCG (Pastoreo continuo pesado); NF (no fuego); NBM (no gestión de malezas); LPG (quema prescrita a largo plazo); PG (pastoreo prescrito); C (conversión); A (abandono); S (siembra o plantación) y R (descansando).

Fuente: NRCS (2011).

La base fundamental para estos modelos radica en la definición de un estado de referencia original y prístino que representa la vegetación original no perturbada (R1). Esto puede ser ligeramente perturbado a R2 por pastoreo continuo (CG), falta de fuego (NF) y falta de manejo de maleza (NBM), pero fácilmente devuelto a R1 por combustión prescrita (PB) y pastoreo prescrito (PG). Sin embargo, el pastoreo continuo (HCG) combinado con NBM y NF puede dar como resultado la transición a un estado Degradado (D1) con más presión, lo que resulta en una mayor degradación de D2. Estos sistemas degradados solo pueden

devolverse a R1 o R2 a través de PG, PB, BM a largo plazo y sembrar con pastos nativos. Estos estados a menudo se cambian permanentemente (C1) para la agricultura (Figura 7).

Los modelos espacio temporales, al aplicarse dentro del rango de la comunidad, tienen el potencial de mejorar el entendimiento y modelado del manejo de los diferentes tipos de ecosistemas (Bestelmeyer *et al.* 2011, Hill *et al.* 2005, Jeltsch *et al.* 2011, Weber *et al.* 2000). Las transiciones ocurren como resultado de la cobertura de la tierra y el cambio en el uso de la tierra, combinado con prácticas de manejo de la tierra e interacción con el clima y las especies invasoras (Hill, 2013). En las aplicaciones de pastizales, estos modelos espacio temporales pueden ser muy complejos con estados definidos por cambios en la composición botánica vinculados a los impulsores y procesos sucesionales (Ash *et al.* 1994, Filet 1994, NRCS 2011, 2012abc).

Modelo Random Forest

Random Forest (RF) es un algoritmo predictivo (Breiman L. 2001) que usa la técnica de Bagging (Una forma de mejorar un modelo predictivo: crea diferentes modelos usando muestras aleatorias con reemplazo y luego combinar los resultados) para combinar diferentes árboles, donde cada árbol es construido con observaciones y variables aleatorias; de esta manera se incrementa la diversidad de los árboles de decisión haciéndolos crecer a partir de diferentes subconjuntos de datos (Breiman 1996). Este método también muestra una mejor resistencia al problema de ajuste excesivo y al ruido en los datos en comparación con otros métodos de regresión.

En forma resumida sigue este proceso:

1. Selecciona individuos al azar (usando muestreo con reemplazo) para crear diferente set de datos.
2. Crea un árbol de decisión con cada set de datos, obteniendo diferentes árboles, ya que cada set contiene diferentes individuos y diferentes variables en cada nodo.
3. Al crear los árboles se eligen variables al azar en cada nodo del árbol, dejando crecer el árbol en profundidad (es decir, sin podar).
4. Predice los nuevos datos usando el "voto mayoritario", donde clasificará como "positivo" si la mayoría de los árboles predicen la observación como positiva.

Ñontol (2018) y Tarrillo (2019), utilizaron el algoritmo Random Forest análisis de cambios de cobertura y uso de la tierra con imágenes satelitales. Por su parte, Martín (2016) utiliza el algoritmo Random Forest en con datos LiDAR y del sensor SENTINEL para calcular el coeficiente de admisibilidad de pastos. Además, se han utilizado en la clasificación supervisada por máxima verosimilitud en tipos de coberturas vegetales (Nitze *et al.* 2012).

El algoritmo Random Forest, también fue utilizado para predecir la biomasa aérea de pastizales en la China utilizando 38 variables tanto de suelo, clima, vegetación y localización geográfica (Wang *et al.* 2017), siendo el mejor modelo para la evaluación de pastizales con una precisión comparado con Súper Vector Machine (SVM). RF es un algoritmo robusto para hacer predicciones inmediatas de precipitaciones intensas (Das *et al.* 2017).

Darvishzadeh *et al.* (2008), al estudiar el índice de área foliar, el contenido de clorofila en la hoja y la canopia de los pastizales con el algoritmo Random Forest, reportan que fue mejor predictor para la variable índice de área foliar. Por su parte, Li *et al.* (2017), al evaluar el Índice de Área Foliar (IAF) de ecosistemas de pastizales a partir de imágenes Landsat, mostraron que el modelo RF tienen una capacidad práctica y poderosa para predecir el IAF de los pastizales, recomendando que también se puede aplicar en la evaluación de otros indicadores de la vegetación como una alternativa a los modelos de regresión empírica convencionales.

El modelo RF puede combinarse para encontrar mejores resultados, tal es así que Li *et al.* (2016), al probar dos modelos híbridos geoespaciales (Regresión Kriging: RK, Residuales Kriging con Random Forest: RFRK) para estudiar el índice de área foliar de los pastizales encontró que fueron los mejores modelos con predicciones de (error cuadrático medio: RMSE: 0.21 y 0.23 para RK y RFRK respectivamente).

Por su parte Zeng *et al.* (2019) recomiendan que, para evaluar la cantidad de biomasa de los pastizales, los modelos RF pueden integrarse con multifactores para desarrollar modelos multivariados, para obtener mejores estimadores.

2.5 TÉCNICAS PARA LA EVALUACIÓN Y MONITOREO DE PASTIZALES

Las técnicas de monitoreo de pastizales basadas en trabajo de campo dependen en gran medida de las características de las estaciones de muestreo, del material y equipo de medición y de la frecuencia de monitoreo. Los métodos actuales utilizados para la toma de datos de parámetros biofísicos de pastizales incluyen:

Técnica visual: consiste en la evaluación visual por el experto o agricultor, este método es espacialmente escaso ya que es subjetivo causando sobre o sub estimaciones sobre el pastizal (Newnham 2010).

Técnica de corte y secado: la pastura se corta, seca y pesa para obtener el rendimiento de materia seca, así como una evaluación de laboratorio de la calidad de la hierba y el estado nutricional (Xie *et al.* 2009).

Medidor electrónico de campo: es una herramienta electrónica de campo aquellos que lo hacen bajo el principio de una placa circular que baja hasta la altura del pastizal tomando medidas, es muy utilizada en Nueva Zelanda (Castle 1976, Hakl *et al.* 2012, Hejzman *et al.* 2014). Este método es el más comúnmente utilizado para la estimación precisa de biomasa y altura de la planta en un punto, pero requiere mucho tiempo.

Espectrometría de campo: el espectro electromagnético de los pastizales se obtiene con sensores de reflectancia espectral y se calibran con muestras in situ de biomasa, especies vegetales o bibliotecas espectrales. Con base a la reflectancia en longitudes de onda rojas e infrarrojas cercanas, se calculan los índices de vegetación a partir de los cuales pueden recuperarse parámetros biofísicos como biomasa aérea e índice de área foliar (Flynn *et al.* 2008, Psomas *et al.* 2011a).

Flynn *et al.* (2008) utilizaron un sensor terrestre para calcular el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) para investigar la variabilidad de la biomasa dentro del campo y evaluar el potencial para la aplicación de NDVI para las actividades de manejo de pasturas. El NDVI muestra una buena correlación con la biomasa ($R^2= 0.68$) sin embargo, como lo señalan Todd *et al.* (1998), las posibles relaciones entre dichos índices y la biomasa

de la vegetación están influenciadas por los métodos de muestreo basados en tierra, por ejemplo, la biomasa puede subestimarse debido a la presencia de material vegetal no fotosintéticamente activo.

Si bien los métodos de campo son muy útiles para monitorear pastizales a pequeña escala (Tabla 5), son de mucha importancia para desarrollar y calibrar modelos, pero cuando se desea trabajar a escala regional son poco factibles (Xu *et al.* 2008). La tecnología se debe utilizar como medios de ayuda, pero no debería reemplazar el trabajo de campo; esta información recopilada en campo es de mucha utilidad para la validación cruzada y entrenamiento de los algoritmos.

Tabla 5. Comparación entre métodos de evaluación de pastizales en campo

Método	Escal a	Beneficios	Limitaciones	Categoría
Visual	Campo/granja/potrero	Rápido y barato	Se necesita experiencia	No destructivo
Corte y separación		Más preciso que la evaluación visual	Requiere tiempo y gran cantidad de muestras	destructivo
Medición electrónica		Fácil de operar y barato	Requiere tiempo	No destructivo
Espectrometría de campo		La información sobre otros parámetros biofísicos también se puede recuperar.	Requiere capacitación del operador y pos procesamiento	No destructivo

Fuente: adaptado de Xu *et al.* (2008)

2.6 TELEDETECCIÓN EN LA EVALUACIÓN DE PASTIZALES

El vocablo teledetección deriva del francés “*teledetection*”, traducción dada en 1967 al término anglosajón “remote sensing” o percepción remota, en tal sentido no existe una definición única universalmente aceptada lo cual su definición se torna un tanto compleja (Sobrino *et al.* 2000). En el idioma inglés, el término teledetección no existe por tal motivo se utiliza “remote sensing” (Pruitt 1958).

Generalmente se utilizan definiciones limitadas al término de registro de la radiación electromagnética, tal es así que Sabins (1978), citado por Sobrino *et al.* (2000); lo define como el “registro de información de un objeto sin entrar en contacto material con él en las

regiones del ultravioleta, visible, infrarrojo y microondas, por medio de instrumentos como escáners y cámaras localizadas en plataformas móviles (un avión o satélite) y el análisis de la información adquirida por medio de técnicas de fotointerpretación, interpretación de imágenes y procesado de las mismas”.

La teledetección es una técnica muy valiosa en la evaluación de los ecosistemas de pastizales ya que los modelos de evaluación y monitoreo ecológico nos ayudan a explicar y predecir los patrones de elementos de la biodiversidad. La información procedente de los sensores remotos a bordo de satélites ha sido utilizada a partir de 1970, la cual ha sido aplicada de manera exitosa al estudio de la cobertura de la tierra a diferentes escalas espaciales (Mayaux *et al.* 2008).

Las imágenes satelitales de resolución espacial gruesa o mediana son las más indicadas para la evaluación de la dinámica de la cubierta vegetal en el tiempo, éstas proporcionan información constante valiosa y repetible para determinar muchos de los procesos que causan degradación de la cubierta vegetal (Coppin *et al.* 2004). Chuvieco (1996), señala que cuando la vegetación sufre algún tipo de estrés de cualquier naturaleza (natural y/o antrópica), la reflectancia de ésta será inferior en el infrarrojo cercano y rojo, encontrándose un contraste menor entre ambas bandas en relación con una vegetación sana o intacta.

Uno de los índices más utilizados en la teledetección es el NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada), y sus valores varían entre -1 y 1 (Granados *et al.* 2004). Por lo tanto, bajos valores de éste pueden indicar una vegetación enferma o senescente hasta llegar a coberturas sin vegetación como el suelo desnudo que reporta índices cercanos al cero (Soria *et al.* 1998).

La degradación de pastizales se estudia de forma convencional a través de la investigación de campo para identificar aquellos factores que contribuyen a la degradación (Liu *et al.* 2004). Cada uno de los factores contribuyentes son clasificados y analizados interactivamente para determinar la gravedad general del ecosistema de pastizal (Li 1997). Los métodos de evaluación convencionales son ineficientes y costosos porque los pastizales generalmente cubren grandes extensiones espaciales en zonas remotas y de difícil acceso

(Asrar *et al.* 1986). En consecuencia, la teledetección es mucho más eficiente en la evaluación de la degradación de pastizales (Liu *et al.* 2001).

Existen métodos directos e indirectos para la evaluación de los pastizales, el método indirecto es un modelo de la productividad se construye a partir de variables de clima y vegetación, estos métodos pueden derivarse de imágenes de satélite. Estas variables incluyen las tendencias en la cobertura promedio de vegetación con la distancia desde la lluvia al final de cada período húmedo, y las tendencias en la varianza cubierta (Pickup *et al.* 1994).

Las imágenes satelitales han venido siendo utilizadas por varios científicos para la evaluación de la gravedad de degradación de los pastizales (Shi *et al.* 1999, Liu *et al.* 2001, Coppin *et al.* 2004). Las imágenes Landsat Thematic Mapper e imágenes SPOT han sido utilizadas en la evaluación de pastizales alpinos degradados a partir de la generación de mapas (Shi *et al.* 1999). Liu *et al.* (2001) cartografiaron la gravedad de la degradación de pastizales utilizando clasificación supervisada y no supervisada de imágenes Landsat.

Sensores remotos

Cuando se requiere evaluar los recursos naturales, se debe tener en cuenta que tipo de información disponible existe y cuáles son sus características y uno de los principales inconvenientes cuando se trabaja con imágenes satelitales es determinar las características de las bandas multispectrales que utilizan, ya que necesitamos saber las equivalencias de bandas de los principales satélites debido a que cada satélite emplea un sensor específico que lo diferencia del resto en resolución y amplitud de análisis espectral (Tabla 6).

Sensores remotos en la evaluación y monitoreo de pastizales

La utilización de los sensores remotos en la evaluación de los pastizales data desde los años 1980's con el lanzamiento del sensor Landsat, sin embargo, las evaluaciones de los pastizales se realizaban en base a la variación de la respuesta espectral de los ecosistemas. Actualmente los sensores con sus diferentes bandas espectrales (Tabla 6), la tecnología facilita la inclusión de indicadores biofísicos, sociales y económicos de los procesos de degradación; considerando una sinergia entre la teledetección y el trabajo de campo para obtener

información coherente, repetible y de bajo costo, que puedan ser extrapolados a escalas locales, regionales y globales.

Tabla 6. Equivalencias de bandas espectrales de los principales sensores ópticos

EOS (TERRA/AQUA)				LANDSAT				NOAA			
Banda	Sensor	Longitud de onda ¹	Resolución (m)	Banda	Sensor	Longitud de onda (µm)	Resolución (m)	Banda	Sensor	Longitud de onda (µm)	Resolución (m)
1	MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer)	620 - 670	250	1	OLI (Operational Land Imager)	0.435-0.451	30	1	AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer)	0.58-0.68	1100
2		841 - 876		2		0.452-0.512		2		0.72-1.00	
3		459 - 479	3	0.533-0.590		3A		1.58-1.64			
4		545 - 565	4	0.636-0.673		3B		3.55-3.93			
5		1230 - 1250	5	0.851-0.879		4		10.30-11.33			
6		1628 - 1652	6	1.566-1.651		5		11.50-12.50			
7		2105 - 2155	7	2.107-2.294		SPOT 6,7					
8		405 - 420	8	0.503-0.676	15	P	0.45-0.75	1.5			
9		438 - 493	9	1.363-1.384	30	B1	Sensor Estelar	0.45-0.52	6		
10		483 - 493	10	TIRS	10.60-11.19	100		B2		0.53-0.59	
11		526 - 536	11		11.50-12.51	B3		0.63-0.70			
12		546 - 556	SENTINEL 2			B4		0.76-0.89			
13		662 - 672	1	MSI (MultiSpectral Instrument)	0.43-0.45	60	IRS-Resourcesat				
14		673 - 683	2		0.45-0.52	10	B2	LISS-IV (Linear Imaging Self-Scanning Sensor)	0.52-0.59	5.8	
15		743 - 753	3		0.54-0.57	B3	0.62-0.68				
16		862 - 877	4		0.65-0.68	B4	0.77-0.86				
17		890 - 920	5		0.69-0.71	20	B2	AWiFS (Advanced Wide Field Sensor)	0.52-0.59	56	
18		931 - 941	6		0.73-0.74	B3	0.62-0.68				
19		915 - 965	7		0.77-0.79	B4	0.77-0.86				
20	3660 - 3840	8	0.78-0.90		10	B5	1.55-1.70				
21	3929 - 3989	8A	0.85-0.87		20	PROBA-V					
22	3929 - 3989	9	0.93-0.95		60	B1	OSCAR (Optical Sensor Calibration with Simulated Radiance)	0.440-0.487	333.3		
23	4020 - 4080	10	1.36-1.39	20	B2	0.614-0.696					
24	4433 - 4498	11	1.56-1.65	B3	0.772-0.902						
25	4492 - 4549	12	2.10-2.28	B4	1.570-1.635	666.7					
26	1360 - 1390	IKONOS			WorldView-4						
27	6535 - 6895	B1	High Resolution	0.445-0.516		B1	High Resolution	0.450-0.510	1.23		
28	7175 - 7475	B2		0.505-0.595		B2		0.510-0.580			
29	8400 - 8700	B3		0.632-0.598		B3		0.655-0.690			
30	9580 - 9880	B4		0.757-0.853	4	B4		0.780-0.902			
31	10780 - 11280	P		0.526-0.929	1	P		0.450-0.800	0.31		
32	11770 - 12270										
33	13185 - 13485										
34	13485 - 13785										
35	13785 - 14085										
36	14085 - 14385										

Fuente: elaboración propia

¹ Bandas de la 1 a la 19 están en nm; bandas de la 20 a la 36 están en µm.

Tabla 7. Investigaciones realizadas en la salud de ecosistemas utilizando sensores remotos.

Estudios	Indicadores de salud	Indicadores secundarios
Chen y Wang 2005	Vigor	NDVI máximo anual
	Presión	Número de ganado actual
	Resiliencia	Tasa de NDVI máximo y mínimo
Suo <i>et al.</i> 2008	Vigor	NDVI
		Modo de erosión
		Profundidad de escorrentía
	Organización	Diversidad del paisaje
		Uniformidad de la erosión
		Uniformidad de la escorrentía
	Resiliencia	Riqueza del paisaje
		Variación de la erosión
		Variación de la escorrentía
	Chen <i>et al.</i> 2010	Vigor
	Organización	Cobertura vegetal
		Desplazamiento de la vegetación
	Resiliencia	Pendiente
Li <i>et al.</i> 2013	Vigor	Biomasa aérea
		Tasa fotosintética
		Materia orgánica
		Densidad aparente
	Organización	Biodiversidad
		Proporción de especies primarias
	Resiliencia	Cobertura vegetal
	Capacidad de pastoreo	

Fuente: adaptado de Xu y Guo (2015)

Bajo el enfoque de Costanza *et al.* (1992) desarrollaron un índice de evaluación de salud de ecosistemas con el uso de sensores remotos, se han desarrollado varias investigaciones sobre la evaluación de la salud de los pastizales (Chen y Wang 2005, Suo *et al.* 2008, Chen *et al.* 2010, Li *et al.* 2013). Las tecnologías de teledetección llevan a la evaluación de ecosistemas, basada en el concepto de Costanza a una nueva etapa de evaluación cuantitativa (Tabla 7).

El índice de salud está desarrollado en función al vigor, organización y resiliencia del ecosistema y está representado por la siguiente ecuación (Costanza *et al.* 1992):

$$IS = V * O * R$$

Donde V es el vigor y está referido a la producción primaria del ecosistema, O es organización, está referido a la diversidad de especies y el número de interacciones entre los

componentes del sistema, R es la resiliencia, está referido a la capacidad del ecosistema para mantener la estructura y función en presencia de algún agente de estrés (Rapport *et al.* 1998, Lu y Li 2003). La mayoría de estudios de sobre la evaluación de pastizales están enmarcados dentro de 4 niveles, vegetación, animal, suelo, medio ambiente (Tabla 8).

Tabla 8. Investigaciones en pastizales utilizando sensores remotos

Nivel	Temática
Vegetación	Evaluación de la productividad de pastizales
	Degradación de pastizales
	Clasificación de pastizales
	Dinámica de la vegetación
	Cobertura de la vegetación o canopia
	Flujo de carbono de pastizales
	Especies invasoras en pastizales
	Distribución de pastizales C3 y C4
	Impacto del manejo de los pastizales
	Respuesta de los pastizales a perturbaciones o estrés
Animal	Capacidad de carga animal
	Monitoreo de la intensidad de pastoreo
	Mapeo de habitat
	Disminución de la población de vida silvestre
Suelo	Nivel del suelo
	Erosión y conservación del suelo
	Carbono orgánico en el suelo
	Humedad del suelo
	Corteza del suelo
Medio ambiente	Nivel del medio ambiente
	Control de la evapotranspiración
	Estimación del nivel de agua subterránea

Fuente: adaptado de Xu y Guo (2015)

La mayoría de investigadores concluyen que la escala siempre es un factor determinante al momento de valuar pastizales por medio de la teledetección. Bradley y Millington (2006), mencionan que la actividad antrópica y los procesos físicos causan variaciones en los ecosistemas de pastizales a escala espacial y temporal. Debido a que los factores determinantes de los parámetros biofísicos están a diferentes escalas, capturar su variación espacial y temporal siempre será un problema, es por ello que las evaluaciones se deben realizar a escalas múltiples. Bajo el enfoque de análisis multi escala se supera los problemas de modelación (Marceau y Hay 1999). Sin embargo, no todos los factores determinantes de los sistemas de pastizales pueden explicarse por las resoluciones temporales y espaciales de los sistemas de teledetección (Bradley y Millington 2006).

Cabe mencionar que se encuentra una grilla para modelar clima de los índices de vegetación mucho más gruesa (25km) al igual que las versiones mensuales de todos los productos de índices de vegetación. Los productos generados son: MOD13A1: 16-day 500-m VI (high resolution/globally produced), MOD13Q1: 16-day 250-m VI (high resolution/limited production), MOD13A2: 16-day 1-km VI (standard resolution/globally produced), MOD13A3: Monthly 1-km VI (standard resolution/globally produced), MOD13C1: 16-day 25-km VI (coarse resolution (CMG)/globally produced) y MOD13C2: Monthly 25-km VI (coarse resolution (CMG)/globally produced).

Los índices de vegetación bajo el enfoque de corrección atmosférica están basados en objetos oscuros en la cual se determina el efecto residual de los aerosoles en la atmosfera (Miura *et al.* 2001), los productos de reflectancia de la superficie de la tierra brindado por el sensor MODIS son muy utilizados en estos estudios (Vermote *et al.* 2002).

Retos en la evaluación de pastizales con sensores remotos

Existen cuatro aspectos importantes en la evaluación y monitoreo de los pastizales (Figura 8). (1) ha existido un amplio uso de la tecnología sensores remotos para la evaluación y monitoreo de pastizales; sin embargo, pocos estudios integraron diferentes aspectos del monitoreo de pastizales y establecieron un sistema de monitoreo de pastizales completo y consistente; (2) entre los estudios de monitoreo de pastizales, la mayoría se refiere a pastizales poco saludables, como la desertificación de pastizales y la salinización. Muy pocos estudios se centraron en pastizales sanos; (3) los estudios previos de salud de los pastizales fueron principalmente en RHA, que fue evaluada por las funciones y estructuras de los pastizales.

Sin embargo, las actividades humanas alteraron las funciones y la estructura de los pastizales en gran medida tanto en praderas domesticadas como en praderas naturales. Por lo tanto, es necesario establecer un sistema de evaluación de la salud de los pastizales basado en las características de los pastizales en lugar de las funciones y la estructura de los pastizales; (4) la evaluación de la salud del ecosistema basado en sus atributos podría ser bien aplicado a la evaluación de salud de los pastizales, Sin embargo, la aplicación de detección remota no se ha aplicado bien en este campo.

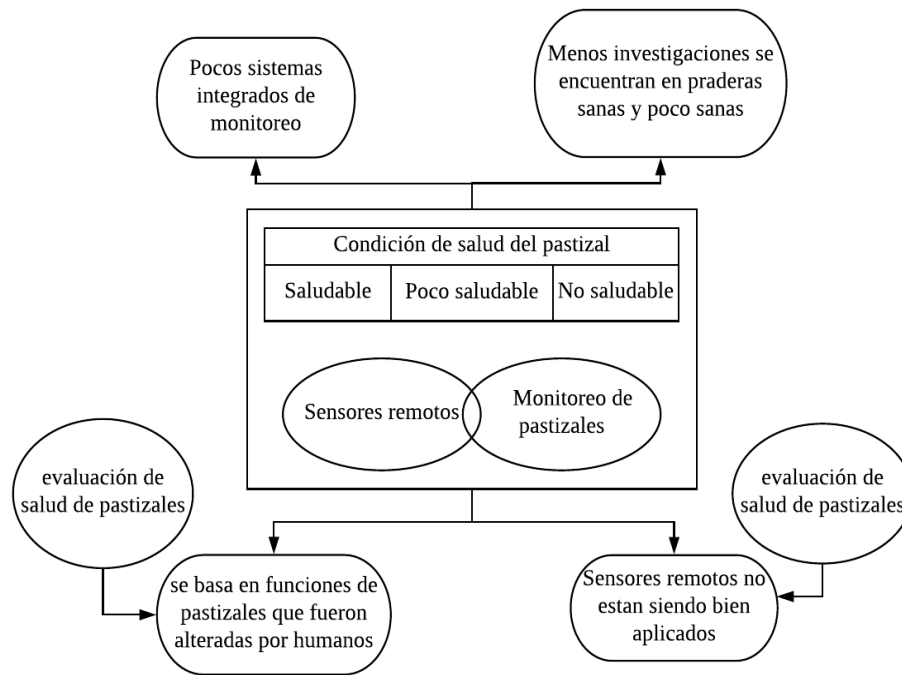


Figura 8. Desafíos de la metodología actual para la evaluación de salud de pastizales.
Fuente: Xu y Guo (2015)

Sensor remoto MODIS

El sensor remoto MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) es muy utilizado en la evaluación de la cobertura vegetal. El satélite TERRA gira la superficie terrestre diariamente y registra datos de reflexión de la tierra en 36 porciones del espectro electromagnético, lo cual permite el cálculo de dos índices aplicados al estudio de la vegetación, el Índice de Vegetación Normalizado (IVN) y el Índice de vegetación Mejorado (IVM) (Justice *et al.* 1998). Los sensores multiespectrales son muy útiles para el análisis de zonas donde la señal de la vegetación es robusta (Escribano *et al.* 2008). Dada la consistente cobertura espacial y temporal, las imágenes resultan adecuadas para el monitoreo estacional e interanual de la vegetación terrestre (Justice *et al.* 1998, Huete *et al.* 2002).

El sensor MODIS se encuentra a bordo de los satélites Terra o EOS-AM que fue lanzado en diciembre de 1999 y empezó a transmitir información en febrero del 2000; este sensor de órbita cuasi polar, sincronizada con el sol y está programado para cruzar la línea ecuatorial de norte a sur aproximadamente a las 10:30 am hora local; presenta una inclinación de 98.2° y una altitud media de 708 km. El sensor Aqua o EOS-PM fue lanzado en mayo de 2002 y se encuentra a una inclinación de 98° con una altitud media de 705°. Este sensor tiene una órbita circular cuasi polar sincronizada con el sol, y está programada para cruzar la línea

ecuatorial de sur a norte aproximadamente a la 1:30 pm hora local (NASA MODIS web 2016). Ambas plataformas monitorean la totalidad de la superficie terrestre cada 1 o 2 días dependiendo de la latitud.

El sensor MODIS tiene una alta resolución radiométrica (12 bit) en 36 bandas espectrales (Tabla 6), estas bandas cubren un rango 0.4 μm a los 14.4 μm del espectro electromagnético. Las bandas 1 – 19 se encuentran entre 0.405 nm y 2.155 nm dentro del espectro electromagnético. Las primeras siete bandas son utilizadas en estudios de terrestres. Las bandas 8 a 16 son utilizadas en observaciones oceánicas y las bandas 17 a la 19 son especialmente utilizadas en mediciones atmosféricas. Las bandas 20 a la 36, se encuentra en la porción del infrarrojo térmico del espectro de (3,660-14,385 nm). Dos bandas son tomadas a una resolución nominal de 250 m al nadir, cinco bandas a 500 m y las 29 bandas restantes a 1 km. La alta calidad geométrica que caracteriza a MODIS permite que los monitoreos de las alteraciones de la superficie terrestre sean precisos.

El sensor MODIS es un explorador de tipo barrido con un ancho de 2.330 km, presenta un espejo móvil que oscila perpendicularmente a la dirección de la trayectoria con un ángulo de $\pm 55^\circ$ que permite explorar una franja de terreno a ambos lados de la ruta del satélite. El sistema óptico es un telescopio con dos espejos fuera de su eje focal que direccionan la radiación incidente a cuatro sistemas ópticos reflectantes, uno para cada región espectral (visible, infrarrojo cercano, medio y térmico) (NASA MODIS web 2016).

2.7 ÍNDICES DE VEGETACIÓN

Los índices de vegetación son mediciones cuantitativas que indican el vigor de la vegetación (Campbell 1987). Muestran una mejor sensibilidad que las bandas espectrales individuales para la detección de biomasa (Asrar *et al.* 1984). El interés de estos índices radica en su utilidad en la interpretación de imágenes de teledetección; constituyen notablemente un método para la detección de cambios en el uso de la tierra (datos multitemporales), la evaluación de la densidad de cobertura vegetal, la discriminación de cultivos y la predicción de cultivos (Baret 1986). El objetivo fundamental de los índices de vegetación es aislar la señal "verde", fotosintéticamente activa, de los píxeles "mixtos" variables espaciales y

temporales, para permitir comparaciones espaciales y temporales significativas de la actividad de la vegetación (Huete *et al.* 2002).

La evaluación remota de vegetación se realiza especialmente obteniendo la información de la reflectancia de la onda electromagnética de la canopia de la vegetación utilizando sensores pasivos. Sin embargo, la reflectancia de los espectros de luz de las plantas cambia con el tipo de planta, el contenido de agua dentro de los tejidos y otros factores intrínsecos (Chang *et al.* 2016). Las diferentes cubiertas vegetales pueden diferenciarse de acuerdo con su comportamiento espectral único en relación con otros elementos terrestres (Tucker 1979). En consecuencia, el espectro electromagnético (la reflectancia espectral o las características de emisión de la vegetación) de la vegetación está determinada por las características químicas y morfológicas de la superficie de los órganos u hojas (Zhang y Kovacs 2012).

Las principales aplicaciones de la teledetección remota de la vegetación se basan en los siguientes espectros de luz: la región ultravioleta (UV), que va de 10 a 380 nm; los espectros visibles, que están compuestos por las regiones de longitud de onda azul (450-495 nm), verde (495-570 nm) y roja (620-750 nm); y la banda de infrarrojo cercano y medio (850-1700 nm) (Rahim *et al.* 2016, Cruden *et al.* 2012). Las regiones del infrarrojo cercano y medio del espectro electromagnético en la canopia de las plantas han sido ampliamente estudiadas, generándose ciertos índices en este rango del espectro de luz que cuantifican ciertas características más allá del crecimiento y la cuantificación del vigor (dentro de los primeros estudios: Deering *et al.* 1975, Richardson y Wiegand 1977, Tucker y Miller 1977, Tucker 1979, Jackson *et al.* 1980 y 1985, Huete 1984 y 1989), sino también otras propiedades como el contenido de agua, pigmentos, azúcares, carbohidratos, proteínas, entre otros (Batten 1998 y Foley *et al.* 1998).

El análisis e interpretación cuantitativa de la información de teledetección de la vegetación a menudo es una tarea compleja, debido a que se utilizan bandas individuales de los espectros de luz o un grupo de bandas individuales para el análisis. Los investigadores suelen combinar las bandas cercanas al infrarrojo (0.7-1.1m) y rojas (0.6-0.7m) de distintas formas según sea los objetivos (Foley *et al.* 1998). Este tipo de combinaciones muchas veces presentan desventajas al usar un solo grupo de bandas especialmente si se trata de determinar la biomasa de la vegetación en coberturas heterogéneas. En consecuencia, se han desarrollado

varias técnicas de análisis e interpretación de imágenes y algoritmos para resolver estos problemas. A pesar de que hay muchas consideraciones como se describió anteriormente, la construcción del algoritmo simple podría muchas veces representar herramientas simples y efectivas para medir el estado de la vegetación en la superficie de la Tierra (Hoffmann *et al.* 2015).

Uno de los índices más utilizados e implementados, calculado a partir de la información multiespectral como relación normalizada entre las bandas roja e infrarroja cercana, es el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) (Karnieli 2010). Un uso directo de NDVI es caracterizar el crecimiento o el vigor de la canopia; por lo tanto, muchos estudios lo han comparado con el índice de área de la hoja (IAF) definido como el área que ocupan las hojas esparcidas por área de suelo (Zhang *et al.* 2012).

La información de la vegetación a partir de imágenes de sensores remotos se interpreta principalmente por diferencias y cambios de las hojas verdes de las plantas y las características espectrales de la canopia. El proceso de validación más común es a través de correlaciones directas o indirectas entre los índices de vegetación obtenidos y las características de la vegetación de interés medidas in situ, como la cobertura vegetal, índice de área foliar, biomasa, crecimiento y evaluación del vigor. Se utilizan métodos más establecidos para evaluar los índices de vegetación utilizando métodos directos y georreferenciados al monitorear las plantas para compararlas con los índices obtenidos de las mismas plantas con fines de calibración (Xue y Su 2017).

Índices de vegetación básicos

El índice de tasa de vegetación (RVI) propuesto por Jordan (1969) fue uno de los primeros índices de vegetación, basado en el principio de que las hojas absorben relativamente más luz roja que infrarroja; éste índice de vegetación se expresa matemáticamente de la siguiente forma:

$$RVI = \frac{R}{NIR} \qquad \text{Ecuación (1)}$$

Donde NIR es la reflectancia de la banda infrarroja cercana y R es la reflectancia de la banda roja. Según las características espectrales de la vegetación, las plantas arbustivas tienen baja

reflectancia sobre el rojo y han mostrado una alta correlación con el índice de área foliar (IAF), la biomasa de hojas en materia seca y el contenido de clorofila de las hojas (Quan *et al.* 2011). El RVI es muy utilizado para estimar y monitorear la biomasa verde, básicamente en coberturas de alta densidad de vegetación, este índice es muy sensible a la vegetación y tiene una buena correlación con la biomasa de la planta. Sin embargo, cuando la cobertura vegetal es escasa (menos del 50 por ciento de cobertura) la representación de biomasa bajo este índice será débil. En el año 1977, Richardson y Weigand, propusieron el índice de vegetación de diferencia (DVI), expresado como:

$$DVI = NIR - R \quad \text{Ecuación (2)}$$

Éste índice es sensible a cambios en la superficie del suelo, por lo tanto, puede utilizarse para monitorear el entorno ecológico de la vegetación. Éste índice también es conocido como índice de vegetación ambiental (EVI).

El índice de vegetación perpendicular (PVI) (Richardson y Weigand 1977), es una simulación del índice de vegetación verde (GVI) en datos de rojo (R), infrarrojo cercano (NIR). En el sistema coordinado NIR-R la respuesta espectral del suelo es presentada como una línea oblicua (línea de brillo del suelo). El ultimo efecto se puede explicar ya que el suelo presenta una alta respuesta espectral en las bandas NIR y R. la distancia ente el punto de reflectancia (R, NIR) y la línea del suelo ha sido definida como la perpendicular del índice de vegetación, el cual puede ser expresado como:

$$PVI = \sqrt{(\rho_{soil}-\rho_{veg})_R^2 - (\rho_{soil}-\rho_{veg})_{NIR}^2} \quad \text{Ecuación (3)}$$

Donde ρ_{soil} es la reflectancia del suelo, ρ_{veg} es la reflectancia de la vegetación, PVI caracteriza la biomasa de la vegetación en ρ_{red} en la superficie del suelo, cuanto mayor es la distancia, mayor es la biomasa. El índice perpendicular de la vegetación tiene menor sensibilidad a los efectos atmosféricos y se usa principalmente para la evaluación de pastos, la identificación y clasificación de la vegetación (Wenlong 2009). Sin embargo, el PVI es sensible al brillo y la reflectividad del suelo, especialmente en el caso de poca cobertura y debe ajustarse para este efecto (Major *et al.* 1990).

Como se mencionó anteriormente, el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) es el más utilizado como índice de vegetación, fue propuesto por Rouse *et al.* (1974) y se puede expresar como:

$$NDVI = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_R)}{\rho_{NIR}} + \rho_{R*} \quad \text{Ecuación (4)}$$

Dado que éste índice se calcula a través de un procedimiento de normalización, el rango de valores de NDVI varía entre 0 y 1, teniendo una respuesta sensible a la vegetación verde, incluso para zonas donde hay poca vegetación. Este índice es muy utilizado en investigaciones relacionadas con las evaluaciones de la vegetación regional y mundial y se ha demostrado que está relacionado no solo con la estructura de la canopia y el índice de área foliar, sino también con la fotosíntesis de la canopia (Grace *et al.* 2007, Gamon 1995). Sin embargo, el NDVI es sensible a los efectos del brillo del suelo, el color del suelo, la atmósfera, las nubes y a la sombra de las nubes y la canopia por lo que requiere una calibración de detección remota.

A pesar de estos esfuerzos, aún se desconoce mucho sobre el alcance y magnitud de la degradación de los pastizales (Lund 2007). El índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), desarrollado por Tucker (1979). El NDVI es utilizado para el monitoreo de la vegetación, y su comportamiento ante las fluctuaciones climáticas a escalas globales (Townshend *et al.*, 1987), continentales (Tucker *et al.* 1985, Justice *et al.* 1985) y regionales (Wang *et al.* 2003).

Índices de vegetación considerando los efectos atmosféricos

Los efectos atmosféricos generan ciertas variaciones sobre la absorción y dispersión de la luz reduciendo considerablemente la precisión y posterior interpretación de las imágenes de teledetección básicamente para la detección dinámica de la vegetación sobre la superficie de la tierra. Estas variaciones atmosféricas, afectan considerablemente a las radiaciones medidas por sensores satelitales o aerotransportados, en las regiones visible e infrarroja cercana del espectro electromagnético (Kaufman *et al.* 1988). Antes de alcanzar un sensor, la radiación electromagnética debe viajar a través de la atmósfera donde las partículas en suspensión (ya sea sólida, líquida o gaseosa) son susceptibles de modificar significativamente la radiación (Bannari *et al.* 1995).

Un estudio espaciotemporal llevado a cabo utilizando imágenes aerotransportadas y de satélite (SPOT) ha mostrado el efecto de la atmósfera en los índices de vegetación (Qi *et al.* 1991 y 1993). De acuerdo con Kaufman *et al.* (1998), las influencias atmosféricas afectan los índices de vegetación de la siguiente manera: para una superficie uniforme, el efecto de una atmósfera sin nubes es hacer que una superficie brillante (arena, vegetación) se torne sombría y brillante una superficie oscura (agua, vegetación) en el visible. El aumento en el brillo es causado por la radiancia adicional del camino intrínseco a la atmósfera que no ha sido reflejada por la superficie de la Tierra, y la reducción en el brillo es causada por la absorción (Bannari *et al.* 1995). Este efecto aumenta la reflectancia ascendente sobre la vegetación en la porción roja del espectro y reduce la reflectancia en NIR, por lo tanto, el índice de vegetación (Rouquet 1984).

Debido a las restricciones del NDVI bajo los efectos atmosféricos, Kaufman y Tanre (1992) propusieron el Índice de vegetación resistente a la atmósfera (ARVI) que es la nueva versión del NDVI. Este índice está basado en el conocimiento de que la atmósfera afecta significativamente al rojo (R) generando un proceso de autocorrección en comparación con el infrarrojo cercano (NIR); la diferencia en la radiancia entre las ondas azul y roja, generan un nuevo canal rojo-azul (RB), minimizando los efectos de dispersión atmosférica causada por los aerosoles al canal rojo. Tal es así, que Kaufman y Tanre (1992) modificaron el valor de radiación de R por la diferencia entre el azul (B) y rojo (R). Por lo tanto, ARVI puede reducir de manera efectiva la dependencia de este índice de vegetación a los efectos atmosféricos, expresándose como:

$$ARVI = \frac{(NIR - RG)}{(NIR + RB)} \quad \text{Ecuación (5)}$$

donde RB es la diferencia entre B y R, es la reflectividad relacionada con la dispersión molecular y la absorción gaseosa para las correcciones de ozono, y representa los parámetros del aire acondicionado. Las simulaciones usando cálculos de transferencia radiactiva en espectros superficiales simulados y naturales, para diversas condiciones atmosféricas, muestran que el ARVI tiene un rango dinámico similar al NDVI, pero es cuatro veces menos sensible a los efectos atmosféricos que el NDVI (Kaufman y Tanre 1992).

El ARVI se usa básicamente para eliminar los efectos de los aerosoles atmosféricos. Los aerosoles y los efectos del ozono en la atmósfera aún deben ser eliminados por el modelo de transporte atmosférico 5S (Tanre *et al.* 1990). Sin embargo, para efectuar el modelo de transmisión atmosférica 5S, se deben considerar los parámetros atmosféricos reales, que son difíciles de obtener. Si el índice ARVI no se calcula utilizando el modelo 5S, no se espera que este índice tenga un rendimiento mucho mejor que el NDVI teniendo en cuenta los efectos atmosféricos o grandes partículas de polvo en la atmósfera. Zhang *et al.* (1996) propusieron un nuevo índice de vegetación resistente a los efectos atmosféricos, a saber, IAVI, que puede eliminar la interferencia atmosférica sin el uso del modelo 5S (Ecuación 6).

$$IAVI = \frac{\{\rho_{nir} - [\rho_r - \gamma(\rho_b - \rho_r)]\}}{\{\rho_{nir} + [\rho_r - \gamma(\rho_b - \rho_r)]\}} \quad \text{Ecuación (6)}$$

Donde el rango de valores de γ están entre 0.65 y 1.12; un valor significativo de γ es tomado como 1 por ARVI. Después de la prueba, el error causado en IAVI por efecto de la atmósfera está entre 0.4 y 3.7 por ciento, que es menor que aquellos encontrados cuando se usa NDVI en las mismas condiciones (14-31 por ciento).

Índices de vegetación ajustados por suelo

El brillo del suelo ejerce un efecto considerable sobre la respuesta de los índices de vegetación. Existen desde hace muchos años trabajos sobre correcciones de estos efectos, generando nuevos índices de razón como el RVI o el NDVI (Colwell 1974, Huete *et al.* 1985, Huete 1989, Escadafal 1989a). Sin embargo, se han desarrollado muchos índices de vegetación para controlar la variación espectral atribuida a la vegetación pero que es causada por el fondo del suelo (Kauth y Thomas 1976, Richardson y Wiegand 1977, Tucker 1979, Huete 1984). Cabe mencionar que existe variación espacial de la reflectancia del fondo del suelo y el ambiente en relación con la estructura del suelo, la textura, el color, los materiales, así como la humedad del suelo (Rao *et al.* 1979, Kollenkark *et al.* 1982, Huete *et al.* 1984, Major *et al.* 1990). Frecuentemente, los índices de vegetación se aplican a los datos radiométricos de forma general independientemente de todos estos factores externos.

Cuando la cubierta vegetal se dispersa, hay un aumento significativo de la radiación en el rojo debido a la superficie del suelo y una reducción en el infrarrojo cercano (Guyot 1984, Huete 1984 y 1987, Heilman y Kress 1987). Sin embargo, cuando la vegetación es menos densa, tanto los índices de razón como los índices ortogonales son capaces de proporcionar una descripción adecuada del comportamiento espectral de la vegetación (Huete 1988). Por estas razones, se han desarrollado otros nuevos índices de vegetación para describir más debidamente el sistema suelo-vegetación-atmósfera (Huete 1988, Kaufman y Tanre 1992).

Dado el efecto del fondo del suelo, la radiación aumenta significativamente cuando la cubierta vegetal es escasa; por el contrario, la radiación NIR se reduce para hacer que la relación entre la vegetación y el suelo sea más sensible. Huete (1988) demostró que había una contradicción entre la forma en que los índices NDVI y PVI tienen la descripción del comportamiento espectral de la vegetación y el fondo del suelo. En consecuencia, desarrolló un nuevo índice de vegetación llamado "índice de vegetación ajustado al suelo" (SAVI) que es algo así como un compromiso entre los índices de razón (NDVI) y los índices ortogonales (PVI). La originalidad de este índice reside en el establecimiento de un modelo simple que permite describir adecuadamente el sistema suelo-vegetación. El SAVI se puede definir con la siguiente ecuación:

$$SAVI = \frac{NIR-R}{NIR+R+L} * (1 + L) \quad \text{Ecuación (7)}$$

Donde L es un factor de ajuste del suelo. Con base en un modelo de transferencia radiactiva simplificado. El rango de L es de 0 a 1; Huete (1988) ha demostrado que un valor $L = 0.5$ permite el mejor ajuste, es decir, para minimizar el efecto de retrodispersión secundaria de la radiación reflejada en el fondo del suelo transmitida por el dosel. Si el valor de L es cero ($L = 0$), el SAVI es igual al NDVI. Cuando el grado de cobertura de la vegetación es alto, L está cerca de 1, lo que muestra que el fondo del suelo no tiene ningún efecto en la extracción de información de vegetación.

Bajo el esquema que las variaciones de índices son una función exclusiva de la vegetación; el color es otro de los factores importantes sobre la respuesta de los índices de vegetación. Existen muchos estudios (Richardson y Wiegand 1977, Escadafal 1989a) que indican que los sobre estos índices que indican que suele ser una suposición teórica. El color constituye

un ruido que dificulta la detección de cubiertas vegetativas de baja densidad (Huete 1984, Huete *et al.* 1985, Bannari *et al.* 1995).

Para corregir la reflectancia por la coloración del suelo se desarrolló un índice de coloración llamado Índice de enrojecimiento (RI), que es un factor de corrección para corregir los índices de vegetación ocasionados por la coloración del suelo (Escadafal y Huete 1991). Este factor viene en segundo lugar después del brillo del suelo y se cree que el color del suelo dificulta en gran medida la detección de bajas tasas de cobertura vegetal. Análogamente con el NDVI, este índice está definido por la siguiente ecuación:

$$RI = \frac{R-G}{R+G} \quad \text{Ecuación (8)}$$

Donde R es la reflectancia media en el rojo, G es la reflectancia media en el verde.

Por otro lado, cabe mencionar que existen índices de vegetación mejorados (EVI) que son corregidos tanto por suelo como por atmósfera y que sirven para monitorear la vegetación de la tierra (Verstraete y Pinty 1996). El índice de vegetación mejorada (EVI) se desarrolló con el fin de optimizar la señal de vegetación con una sensibilidad mejorada en regiones de biomasa alta y un mejor monitoreo de la vegetación mediante un desacoplamiento de la señal de fondo de la canopia y una reducción de las influencias atmosféricas (Huete *et al.* 2002). La ecuación toma la siguiente forma:

$$EVI = G \frac{\rho_{NIR} - \rho_{red}}{\rho_{NIR} + C1 \rho_{red} - C2 \rho_{blue} + L} \quad \text{Ecuación (9)}$$

Donde ρ son reflectancias de superficie corregidas atmosféricamente o parcialmente corregidas (Rayleigh y absorción de ozono), L es el ajuste de fondo de la canopia que aborda el NIR diferencial no lineal y la transferencia radiante roja a través de una canopia, y C1, C2 son los coeficientes del término de resistencia a aerosoles, que usa la banda azul para corregir las influencias de aerosoles en la banda roja. Los coeficientes adoptados en el algoritmo EVI son, L = 1, C1 = 6, C2 = 7.5 y G (factor de ganancia) = 2.5 (Huete *et al.* 1994, Huete *et al.* 1997).

La calibración de los índices de vegetación de pastizales, relacionan la cobertura de pastizal estimada visualmente en campo y los valores del NDVI derivados de imagen satelital, mostrando una relación (porcentaje de Cobertura de pastizal = $-47.915 + 210.57 * \text{NDVI}$, con $R^2 = 0.74$) estrecha, tal es así que la cobertura del pastizal se podría predecir a partir del análisis de imágenes satelitales (Liu *et al.* 2004). En términos de porcentaje de cobertura de pastos, menos de 10 por ciento se considera grave, menos de 30 por ciento moderado, y menos de 50 por ciento leve (Shi *et al.* 1999). Del mismo modo, Shi y Wang (1994) definen una reducción del 10 por ciento de cubierta de hierba como leve, 10-35 por ciento como moderado y más de 35 por ciento como grave.

Índices de vegetación obtenidos por MODIS

Los principales productos de índices de vegetación son los referidos al NDVI y EVI, con un análisis estadístico de la calidad de los datos que indican la calidad de los insumos y productos generados. Los productos generados tienen una resolución temporal de 16 días y espacial de 500 m y 1 km, y una producción limitada de 250 m (Figura 9).

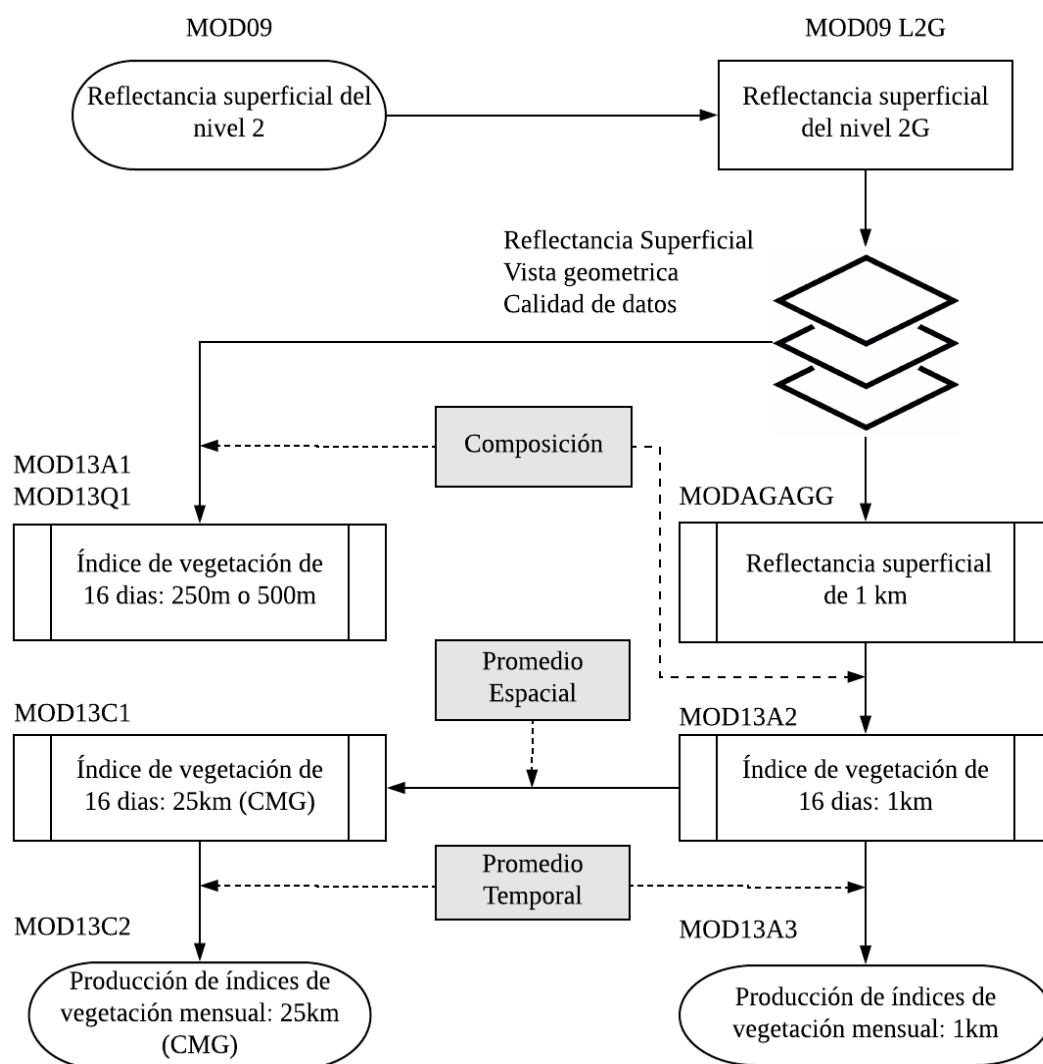


Figura 9. Diagrama de flujo para la obtención de los índices de vegetación de MODIS
Fuente: adaptado de Huete *et al.* (2012)

Cabe mencionar que se encuentra una grilla para modelar clima de los índices de vegetación mucho más gruesa (25km) al igual que las versiones mensuales de todos los productos de índices de vegetación. Los productos generados son: MOD13A1: 16-day 500-m VI (high resolution/globally produced), MOD13Q1: 16-day 250-m VI (high resolution/limited production), MOD13A2: 16-day 1-km VI (standard resolution/globally produced), MOD13A3: Monthly 1-km VI (standard resolution/globally produced), MOD13C1: 16-day 25-km VI (coarse resolution (CMG)/globally produced) y MOD13C2: Monthly 25-km VI (coarse resolution (CMG)/globally produced).

Cuando se monitorea la vegetación, debemos considerar de importancia la corrección del fondo de la canopia, ya que el 70 por ciento de las canopias de la superficie terrestre, presentan canopias abiertas, en cuyo caso, ejercen un efecto sobre las propiedades de la reflectancia de la canopia (Graetz 1990). Estas canopias abiertas incluyen desiertos, tundra, pastizales, matorrales, sabanas, bosques, humedales y muchas áreas boscosas abiertas. Los fondos del dosel incluyen una amplia variedad de sustratos geológicos desgastados, hojarasca, agua y nieve (Huete *et al.* 2002).

III. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1 UBICACIÓN DEL ESTUDIO

El trabajo de investigación se realizó en tres distritos altoandinos de la sierra central del Perú: Simón Bolívar (Cooperativa Comunal San Pedro de Racco), Canchayllo (Canchayllo) y Santa Ana (Comunidad Campesina san Pedro de Racco), (Figura 10). La zona de evaluación está cubierta en su mayoría por pajonales (*Festucas* y *Stipas*) y césped (*Calamagrostis*), la principal actividad es la ganadería con pastoreo continuo principalmente con ovinos, seguido de camélidos (alpacas y llamas) y vacunos; las tierras en su mayoría son administradas bajo el esquema comunitario (Recharte 2002), la agricultura no se practica.

La fisiografía se caracteriza por ser una compleja formación de paisajes fluvio-glaciares, colinas y montañas. La zona climática se caracteriza por ser páramo y tundra alpina, las temperaturas promedio anual que varían en 6.3°C con una precipitación 766 mm (Santa Ana), 10.9°C con una precipitación de 700 mm (Canchayllo) y 5.5°C con una precipitación de 999 mm anuales (Simón Bolívar) (SENAMHI 2017), la zona de estudio presenta pajonales y césped principalmente (Tabla 9).

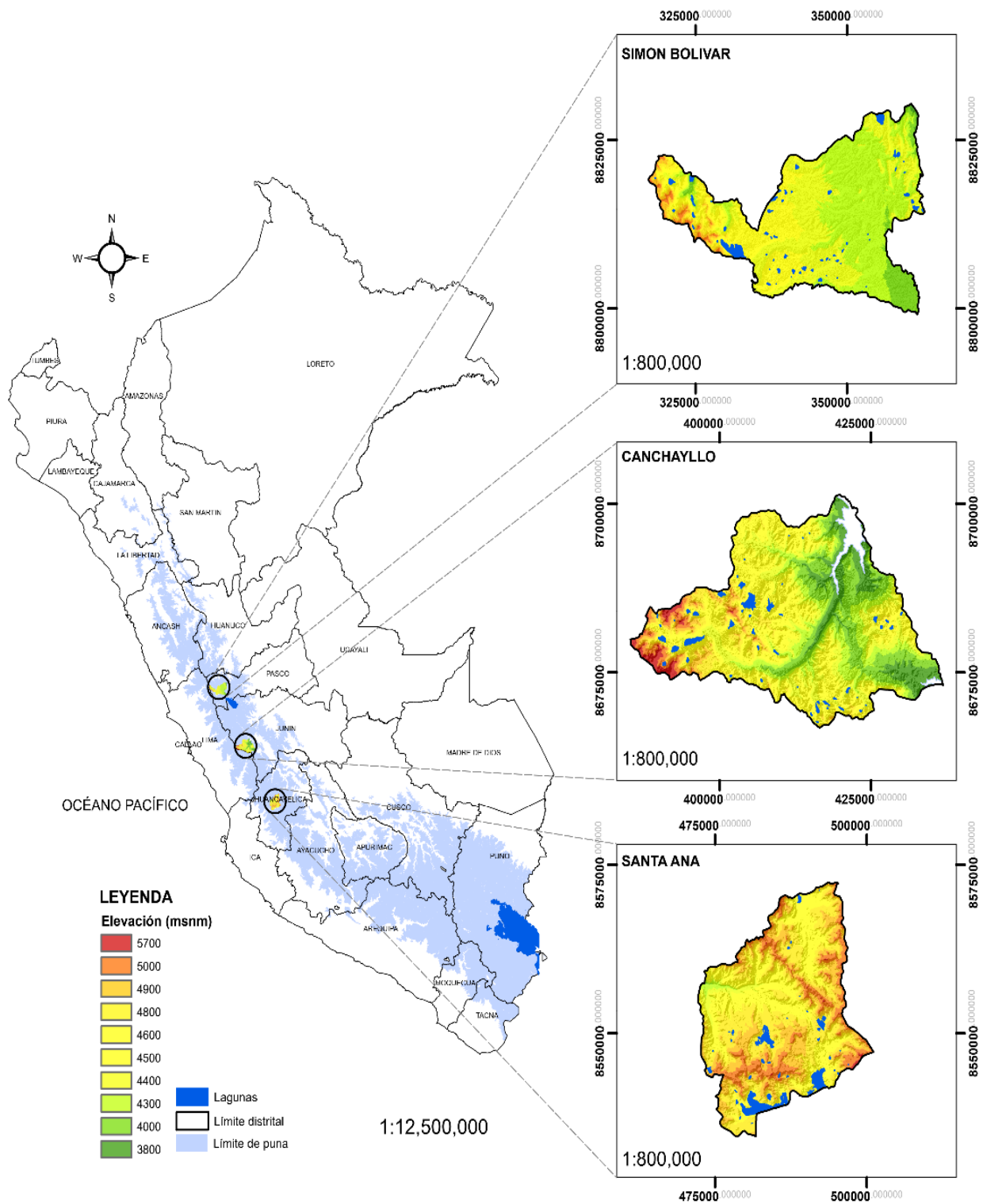


Tabla 9. Áreas de distritos y áreas de estudio en hectáreas

Distrito	Área (has)	Pajonal (has)	Pajonal %	Césped (has)	Césped %	Total Pajonal + Césped	Total %
Simón Bolívar	69,092.93	7,885.46	11.41	42,643.88	61.72	50,529.34	73.13
Canchayllo	94,621.16	15,813.38	16.71	22,987.81	24.29	38,801.19	41.01
Santa Ana	64,301.90	1,974.38	3.07	21,161.83	32.91	23,136.21	35.98

Fuente: elaboración propia

Las áreas de pajonal y césped fueron obtenidas a través de la delimitación de sitios ecológicos cuya metodología explicada en el punto 3.2. La elevación promedio de la zona de evaluación varía entre 3609 (Canchayllo), 4473 (Santa Ana) y 4200 (Simón Bolívar). Los distritos de estudio son manejados bajo el sistema cooperativista (Simón Bolívar) y comunal (Canchayllo y Santa Ana) (Tabla 10).

Tabla 10. Densidad animal y poblacional proyectada de los distritos en estudio (2018) y forma de tenencia de tierras

Distrito	Área (has)	UO/Ha*	Hab/km ² *	Forma de tenencia de tierras
Simón Bolívar	69,092.93	1.7	16	Cooperativa comunal San Pedro de Racco
Canchayllo	94,621.16	0.3	2	Comunidad campesina Canchayllo
Santa Ana	64,301.90	0.8	3	Comunidad campesina Santa Ana

Fuente: * proyección aritmética, geométrica y logarítmica promediada. Censos de 1994 y 2012 (INEI; Anexo 7, 8 y 9)

La densidad animal en los distritos en estudio oscila entre 1.7, 0.3 y 0.8 UO/ha en los distritos de Simón Bolívar, Canchayllo y Santa Ana respectivamente; mientras que la densidad poblacional oscila entre 16, 2 y 3 hab/km².

3.2 DISEÑO DEL MUESTREO

En cada distrito de estudio se confeccionó una red rígida de 250x250m georreferenciada basado en la grilla de una imagen MODIS de 250x250m, luego con la ayuda de Google Earth

(<https://www.google.com/intl/es/earth/>) se ubicó los pixeles de evaluación tratando de elegir pixeles homogéneos, dentro de cada pixel se eligió un área representativa (área que representa a la vegetación de todo el pixel) donde se instalaron 3 puntos de muestreo en cada uno (Figura 11), donde se registraba el NDVI de la vegetación *in situ*. Adicionalmente, se instalaron 106 transectos fijos para la evaluación de la vegetación. Las evaluaciones se realizaron cada 3 meses en los tres años (2015 – 2017) de estudio comprendiendo época lluviosa (noviembre-abril) y seca (mayo-octubre).

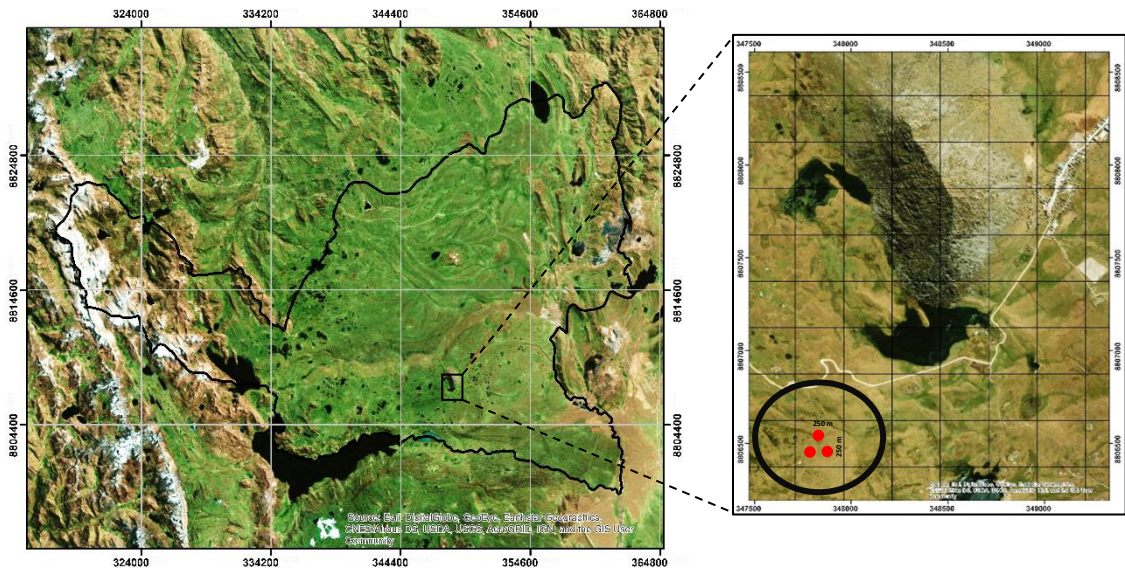


Figura 11. Puntos de muestreo dentro del pixel (250x250m).
Fuente: elaboración propia

3.2.1 Delimitación de ecosistemas de pastizal

La delimitación de los sitios ecológicos en las zonas de estudio se realizó en base a la información suelo (pendiente en grados; ASTER GDEM 2011), clima (régimen de lluvia; ONERN 1972) y vegetación (bofedal, césped y pajonal; clasificación supervisada), para ello se utilizó mapas temáticos: clasificación supervisada de clases de cobertura. La clasificación supervisada tuvo un índice Kappa de 0.94, 0.96 y 0.93 para las zonas de Canchayllo, Simón Bolívar y Santa Ana respectivamente (Anexo 1, 2, 3 y 4).

3.2.2 Delimitación de microcuencas

Para facilitar el manejo de la información, se planteó la estrategia de trabajar a nivel de microcuencas, que fue utilizado como unidad de evaluación. Jobbágy *et al.* (2013), recomiendan que para el estudio de pastizales es necesario definir las microcuencas sitios de muestreo, luego se debe extraer los valores correspondientes a los píxeles plenamente

ocupados por los pastizales. Para ello, se descargó un Modelo de Elevación Digital - DEM (<https://gdex.cr.usgs.gov/gdex/>) de las zonas de estudio y el proceso se completó usando el software ArcGIS 10.5. Primero se eliminaron las imperfecciones (*ArcToolbox>Spatial Analyst Tools>Hydrology>Fill*), luego se estableció la dirección del flujo con la herramienta *>Flow Direction*, seguido de la acumulación del flujo según la pendiente utilizando la herramienta *>Flow Accumulation*, a continuación, se construyó la red hídrica clasificando las celdas de acuerdo a un umbral específico para determinar la red de drenaje (*ArcToolbox>Spatial Analyst>Conditional>Con*); el resultado obtenido se convirtió a vector (*ArcToolbox>Spatial Analyst Tools>Hydrology>Stream to Feature*), enseguida, se creó la dirección del flujo y el punto de desfogue (*ArcToolbox > Spatial Analyst Tools>Hydrology>Watershed*), finalmente, para obtener la cuenca delimitada, el raster se convirtió a polígono con la herramienta: *ArcToolbox>Conversion Tools>From Raster>Raster to Polygon* (Anexo 14).

3.3 PARAMETRIZACIÓN DE VARIABLES ESPACIALES

3.3.1 Fase exploratoria

Para la identificación de variables, adicionalmente al trabajo de campo, se realizó una búsqueda de sensores remotos con información disponible respecto a variables de atributos del ecosistema; luego se realizó una correlación respecto al estado de conservación de los ecosistemas de pastizales (MINAM 2016). Las variables que tuvieron la capacidad de ser detectados por sensores remotos y calibrados en campo se presentan en la Tabla 11.

Tabla 11. Variables climáticas, suelo y vegetación incluidas en el modelo

Variable	Unidad	Formato original	Método de procesamiento	Fuente
Precipitación	mm	Ráster	Interpolación Kriging	CHIRPS / SENAMHI http://www.senamhi.gob.pe
Materia orgánica	%	Polígono	Campo y Digitalización	SoildGrid www.SoilGrids.org
Densidad Aparente	g/cm ³	Ráster	Interpolación kriging	SoilGrid: www.SoilGrids.org
Carbono orgánico	g/kg	Ráster	Interpolación kriging	SoilGrid: www.SoilGrids.org
Elevación	msnm	Ráster	DEM – ASTER	ASTER – DEM y GPS
Pendiente	°	Raster	DEM – ASTER	ASTER – DEM y GPS
Relación erosión/deposición	-	Polígono	Digitalización	Mitasova <i>et al.</i> 1996, Mitas y Mitasova 1999.
Biomasa Aérea	kg/ha	Polilínea	Campo y Digitalización	Trabajo de campo
NDVI	-	Ráster	Campo e Interpolación kriging	MODIS: MOD13Q1.006/
NDVI Máximo	-	Ráster	Interpolación kriging	Landsat 8 OLI
Cobertura vegetal	%	Polilínea	Campo y Digitalización	Landsat 8 OLI

Fuente: elaboración propia

3.3.2 Clima

Precipitación

La variable precipitación fue obtenida de la base de datos CHIRPS (Climate Hazards InfraRed Precipitation with Station data) que utiliza la técnica del algoritmo modificado de ponderación inversa de distancia, que tiene como característica definir una distancia de correlación local, esta distancia es donde la correlación estimada de punto a punto es cero. Para el caso de Perú, esta información ha sido validada con 403 estaciones meteorológicas (Funk *et al.* 2015; Figura 12) de más de 900 estaciones existentes (SENAMHI). El valor del pixel para precipitación generado por CHIRPS es un promedio ponderado de 5 estaciones más próximas al mismo (Anexo 16).

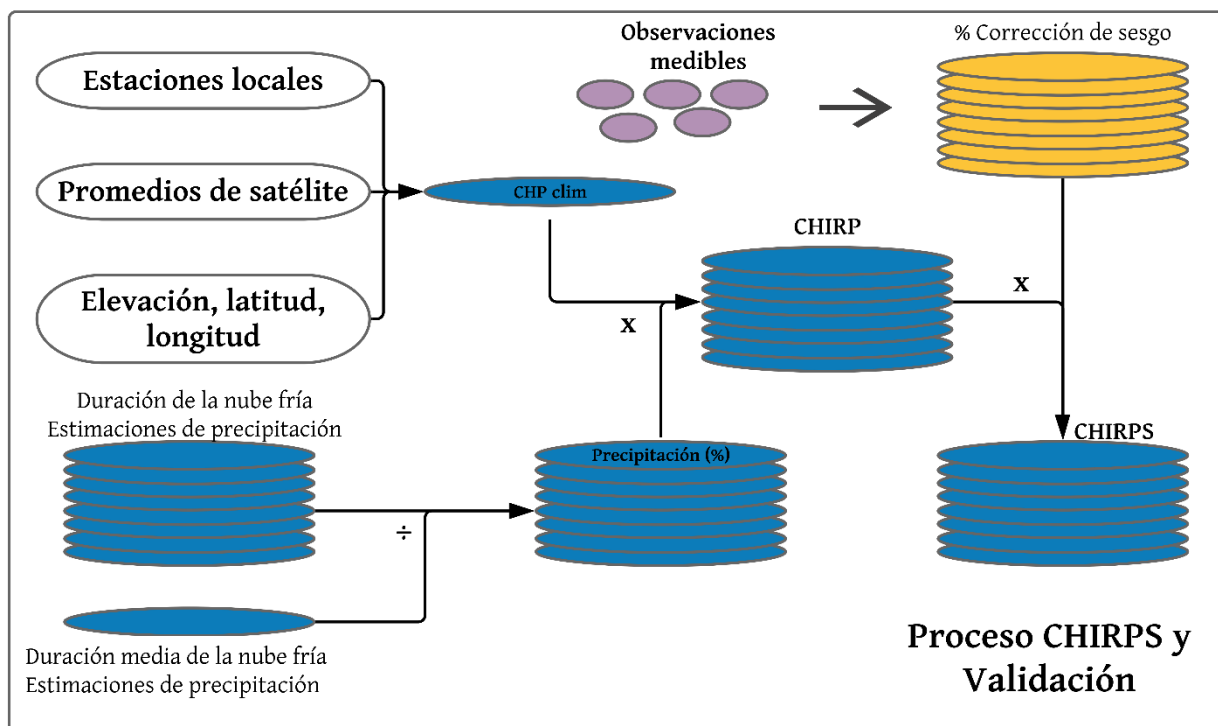


Figura 12. Proceso de obtención y validación de CHIRPS. CHP Clim (Climate Hazards Group Precipitation Climatology), CHIRP (Climate Hazard Group InfraRed Precipitation), CHIRPS (Climate Hazard Group InfraRed Precipitation with Station).

Fuente: adaptado de Funk *et al.* (2015)

3.3.3 Suelo

Materia orgánica – campo

La muestra de campo estuvo compuesta por una alícuota a partir de tres sub muestreos dentro del pixel. Cada muestreo fue realizado entre 15 a 30 cm de profundidad a partir de la superficie del suelo, en ella se obtenía aproximadamente 1 kilogramo debidamente rotulado para luego enviar al Laboratorio de Análisis de Suelos, Plantas, Agua y Fertilizantes (LASPAF) de la Universidad Nacional Agraria La Molina (UNALM) y obtener el contenido de materia orgánica por el método Walkley y Black (oxidación del carbono orgánico con dicromato de potasio). La materia orgánica se derivó a partir del carbono orgánico multiplicando por el factor empírico conocido como Van Benmelen: 1.724 (Jackson 1964).

Densidad aparente y carbono orgánico – SoilGrids

La densidad aparente (g/cm^3) y el carbono orgánico (g/kg) a 15 cm de profundidad fue obtenido del Sistema de Información Global de Suelos (SoilGrids: www.SoilGrids.org) del Centro Internacional de Información de Suelos (ISRIC) que brinda predicciones globales para las propiedades cuantitativas estándar de las propiedades del suelo mediante un conjunto de métodos Machine Learning, y cuya información ha sido validada por Hengl *et al.* (2017). Es pertinente acotar que SoilGrids utiliza perfiles de suelo para su entrenamiento y covariables de suelo basados en sensores remotos (principalmente derivados de productos terrestres MODIS, derivados SRTM DEM: Modelos de Elevación Digital de la Misión Topográfica Radar Shuttle, imágenes climáticas y mapas globales de formas terrestres y litología) para sus estimaciones.

Elevación (msnm)

El mapa temático de elevación se construyó a partir del Modelo de elevación digital ASTER GDEM 2018 (<https://lpdaac.usgs.gov/>), el cual se georreferenció y se seleccionaron los píxeles que se encontraban dentro de las áreas y se eligió la elevación media de la microcuenca. Se utilizó el programa ArcGIS 10.5 con las herramientas: *ArcToolbox > Spatial Analyst Tools > Extraction > Extract by Mask*. (Anexo 6).

Pendiente (°)

El mapa temático de pendiente se construyó a partir del modelo de elevación digital ASTER GDEM 2018 (<https://lpdaac.usgs.gov/>), los valores fueron convertidos a grados y se consideró la pendiente media de la microcuenca. Se utilizó el programa ArcGIS 10.5 con las herramientas: *ArcToolbox > Spatial Analyst Tools > Surface > Slope*. (Anexo 13).

Relación Erosión – Deposición

Como un potencial indicador de la degradación de los pastizales, se generó el modelo de erosión - deposición (USPED: Unit Stream Power Erosion and Deposition Model; Mitsova *et al.* 1996), el cual se basa en analizar las tasas de erosión del suelo y las tasas de deposición en laderas (E-D) utilizando un sistema de información geográfica orientado a determinar las probabilidades de almacenamiento de sedimentos finos en los sitios ecológicos. Para calcular

el modelo E-D se utilizó información de precipitación, propiedades físicas del suelo, topografía, y cobertura del suelo. El modelo se elaboró para cada distrito en estudio.

El modelo USPED se fundamenta en el modelo de erosión implementado a partir del estudio de la ecuación universal de pérdida de suelo (RUSLE, por sus siglas en inglés), dicho modelo predice la pérdida promedio anual de suelo en base a cinco factores: erosividad de la lluvia, erosionabilidad del suelo, longitud y pendiente del suelo, cobertura del suelo y factor de prácticas de manejo (Renard *et al.* 1996, Pricope 2009). El modelo USPED reemplaza el factor L (longitud) y S (pendiente) para tener en cuenta el área que contribuye a la pendiente ascendente, lo que lo convierte en un modelo favorable para calcular la erosión del suelo y las tasas de deposición a escala del paisaje. calcula las tasas relativas de erosión y deposición utilizando la siguiente ecuación.

$$USPED = div(qs) = \frac{d(qscos\alpha)}{dx} + \frac{d(qsa)}{dy} \quad \text{Ecuación (10)}$$

USPED emplea un modelo de transporte de sedimentos basado en la energía con una expresión de conservación de masa para simular la erosión y deposición del suelo. El modelo USPED supone que el transporte de sedimentos en las laderas tiene una capacidad limitada, lo que significa que las tasas de transporte de sedimentos están determinadas por la resistencia a la erosión del agua que fluye, y nunca están limitadas por el suministro de partículas de suelo transportables. Por lo tanto, la tasa de transporte de sedimentos (capacidad) está dada por:

$$qs = RKCPa^m \operatorname{sen}^n b \quad \text{Ecuación (11)}$$

Donde, a es el ángulo de inclinación, b es la pendiente en grados, q es el caudal de agua por unidad (m^3/s), m y n son constantes que dependen del tipo de flujo y de las propiedades de suelo y tienen los valores constantes 1.6 y 1.3, respectivamente, cuando prevalece la erosión por surcos y 1 cuando prevalece la erosión laminar (Mitas y Mitsova 1999, Clarke *et al.* 2002). Esta ecuación incorpora valores derivados empíricamente de la USLE. USPED es un híbrido entre RUSLE y el modelo de transporte basado en la energía de la corriente, por lo tanto, el modelo USPED representa los valores relativos de la erosión del suelo expresado en toneladas/ha/año. Si comparamos USPED con RUSLE, se puede apreciar que $LS \sim$

$a^m \text{ sen}^n b$, conocido como índice topográfico. El índice topográfico ($a^m \text{ sen}^n b$) se calculó en base al modelo de elevación digital de 10m (DEM, NAD83, NAVD88) adquirido de la base de datos de USGS (United States Geological Survey) recomendado por Mitsova *et al.* (1996). El área de contribución por ancho de contorno (A) se obtuvo a través del algoritmo de flujo D-Infinity disponible en TAS (Terrain Analysis System; Creed *et al.* 2003).

Factor R (erosividad)

Índice Modificado de Fournier (IMF)

$$IMF = \sum_{i=1}^{12} \frac{P_i^2}{P_t} \quad \text{Ecuación (12)}$$

Donde:

P_i : Precipitación media mensual (mm)

P_t : Precipitación media anual (mm)

i : Mes

El cálculo se realizó utilizando precipitación mensual obtenido de CHIRPS.

Precipitación (mm)

Para calcular la erosividad por parte de las precipitaciones, se utilizó el índice de Fournier modificado basado en la precipitación mensual y anual, para ello se obtuvo información de CHIRPS. La precipitación promedio anual se calculó promediando los valores de precipitación anual, la precipitación mensual fue calculado en base a los promedios de cada mes para los mismos años (Anexo 16).

Factor K (erodabilidad)

El factor K explica el potencial erosivo de las propiedades del suelo. En el Perú no existe un mapa de suelos, en consecuencia, se procedió a calcular el factor K en base a la información del ISRIC (<https://www.isric.org/>). Los datos fueron obtenidos a una resolución de 250m, la información fue de propiedades estimadas de suelo incluyendo el porcentaje de arena, limo y arcilla. El tamaño promedio de partícula se calculó con la ecuación:

Donde:

f_i : fracción del tamaño de partícula

m : tamaño promedio de partícula para ese suelo (D_g)

D_g : diámetro medio geométrico de la partícula

$$K = 0.7594 \left\{ 0.0034 + 0.0405 \exp \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{\log \log (D_g) + 1.659}{0.7101} \right)^2 \right] \right\} \text{ Ecuación (13)}$$

Donde:

$$D_g(\text{mm}) = \exp(0.01 \sum f_i \ln m_i), \text{ con } r^2 = 0.983 \quad \text{Ecuación (14)}$$

Factor C (cobertura vegetal)

El factor C explica el efecto protector que pueda tener la vegetación sobre el suelo. Los valores de NDVI se calcularon a partir imágenes MODIS con una escala de 250m. Los datos de NDVI fueron normalizados con datos de campo.

$$FCV = \frac{(NDVI - NDVI_{\text{suelo desnudo}})}{(NDVI_{\text{vegetacion}} - NDVI_{\text{suelo desnudo}})} \quad \text{Ecuación (15)}$$

Cabe mencionar que todos los valores mayores que 1 se establecieron en 1 y todos los valores menores que 0 se establecieron en 0. Finalmente, para elaborar el mapa de fracción de cobertura vegetal, se transformaron los valores del factor C con la siguiente ecuación:

$$FCV = \frac{1 - NDVI}{2} \quad \text{Ecuación (16)}$$

Factor P

Factor de práctica de conservación (P) se mantuvo constante (igual a 1) en el análisis debido a la falta de fuentes de datos confiables necesarias para documentar las diversas prácticas de conservación aplicadas en la cuenca (Programa de Mejora de la Reserva de Conservación, USDA). Por lo tanto, el análisis resultante no tiene en cuenta las diferencias en la erosión y la pérdida de suelo debido a las diferentes prácticas de uso de la tierra.

Finalmente, para obtener el puntaje del modelo USPED, de las dos capas diferentes obtenidas, la que representa la erosión (valores negativos) y la otra que representa la deposición (valores positivos), fueron sumadas para cada microcuenca. Estos valores fueron utilizados para crear una relación de deposición a erosión. Los valores mayores que uno indican mayor tasa de deposición y los valores menores a uno indican mayor tasa de erosión.

3.3.4 Vegetación

Biomasa

Para la evaluación de la biomasa aérea, se realizaron 10 cortes utilizando un cuadrante de pvc de 0.5 m², el corte se realizó a ras del suelo, previa calibración visual. Se tomaron 10 lecturas y cortes dentro de la grilla. El peso en fresco fue registrado utilizando una pesola de un kilogramo de capacidad con un error de 10 gramos, luego fueron colocados en una bolsa de polietileno debidamente rotulada. Las muestras fueron remitidas al Laboratorio de Ecología y Utilización de Pastizales de la Universidad Nacional Agraria la Molina. El secado se realizó a 105°C por 24 horas, luego se calculó la materia seca de la siguiente manera:

$$MATERIA SECA (\%) = \frac{\text{Peso seco (g)}}{\text{Peso fresco (g)}} * 100 \quad (\text{Ecuación 17})$$

NDVI registrado en campo

Para registrar los datos de NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada) en campo (en las mismas áreas de referencia dentro de cada grilla) se utilizó dos sensores de reflectancia espectral (DECAGON DEVICES EM50 alimentado con baterías 2AA) que registran la radiación incidente y radiación reflejada de la canopia, en espectros comprendidos entre 630 y 800 nm, e instalados en un poste de pvc para evadir las tormentas eléctricas (Figura 13)

Los registros fueron de 9:00 am hasta las 2:00 pm debido a nuestra latitud, tratando de registrar dentro del tiempo en que el sensor MODIS cruza la línea ecuatorial a las 10 horas con 30 minutos y bajo condiciones de cielo despejado, con una frecuencia de 2 minutos para luego obtener un promedio diario.



Figura 13. Sensor de irradiancia y reflectancia espectral.

Fuente: elaboración propia

El sensor tiene un campo de visión instantánea en el suelo (GIFOV: Ground Instantaneous Field of View) estático, fue montado en posición nadir, determinado por dos factores: el campo de visión angular (fijo a 18°) y la altura del sensor sobre la canopia:

$$GIFOV = 2 * (\tan(18) * h) \quad \text{Ecuación (18)}$$

Donde, h es la altura del sensor sobre la canopia, el sensor se instaló a dos metros de altura sobre la canopia, equivalente a un círculo de 1.3 m de diámetro (Figura 14). Los ángulos entre el sol, el sensor y la superficie de la canopia provocan sombra en el campo de visión del sensor, provocando efectos perturbadores sobre el espectro medido (Aparicio *et al.* 2004).

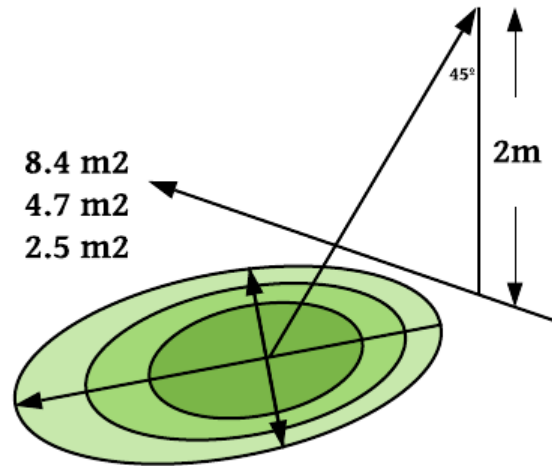


Figura 14. Campo de visión del sensor según la altura sobre la canopia y ángulo de inclinación.

Fuente: Aparicio *et al.* (2004)

NDVI registrado por MODIS

Se descargaron las imágenes satelitales (250 m resolución) del sensor MODIS (espectrorradiómetro de imágenes de resolución moderada) de Terra (MOD13Q1) previo registro: (<https://urs.earthdata.nasa.gov/users/new>) para el período enero del 2000 hasta diciembre del 2018 (Anexo 17). Se obtuvo la primera capa de vegetación primaria (NDVI: Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada) del MOD13Q: MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250 m SIN Grid V006. El algoritmo elige el mejor valor de pixel disponible de todas las adquisiciones de un periodo de 16 días (Didan 2015). Los tiles utilizados fueron: MOD13Q1.A2010081.h10.v09 y MOD13Q1.A2010081.h10.v10.

Una vez obtenido las imágenes satelitales, se procedió a la re-proyección utilizando una extensión MODIS Re projection Tool (<https://lpdaac.usgs.gov>) utilizando las siguientes sentencias: Tipo de proyección: UTM-WGS84, tipo de re-muestreo: Nearest Neighbor. y ArcGIS, para luego encontrar los valores de NDVI para hacer la calibración posterior.

Calibración del NDVI de campo y NDVI del sensor MODIS

Se realizó una regresión lineal simple, exponencial y logarítmica, para determinar la precisión del modelo se utilizó la raíz del error cuadrático medio (RMSE):

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=0}^n (y_j - \hat{y}_j)^2} \quad \text{Ecuación (19)}$$

Donde, e es igual a los valores predichos menos los valores reales.

NDVI Máximo (Σ NDVI)

El NDVI Máximo fue obtenido a partir de imágenes satelitales LandSat 8 OLI (2014 - 2018), con una resolución espacial de 30x30m y resolución temporal de 16 días, considerando el NDVI medio de la microcuencia. Se aplicó un filtro de las mejores imágenes (máximo 30 por ciento de nubosidad). Para calcular NDVI máximo se utilizó la metodología de Evans y Geerken (2004), que consiste en sumar los valores del NDVI, en todas las épocas de crecimiento cada 16 días dentro de cada pixel. Los pixeles con pendientes negativas significativas indicaban áreas que experimentan una tendencia temporal negativa en la producción de biomasa en la época de crecimiento. Finalmente, se calibró el NDVI a partir de información de campo vs información satelital para estimar la biomasa aérea de pastizales.

Cobertura vegetal

Para calcular la cobertura vegetal, se consideró los tres tipos de vegetación más importantes dentro de los ecosistemas de pastizales de puna: pajonal, césped y bofedal; se sumó las tres coberturas y se restó del total. El análisis consistió en realizar una clasificación supervisada teniendo como regiones de interés las tres coberturas antes mencionadas, en base un mapa NDVI de las imágenes del sensor LandSat para el periodo 2014 – 2018, esta información fue validado con trabajo de campo en el periodo que duró la investigación.

3.4 ÍNDICE DE ESTADO DE CONSERVACIÓN DEL PASTIZAL

El índice de conservación fue clasificado en 5 clases, según las siete variables evaluadas, siendo contrastadas como predictores análogos a los indicadores del método de estados de conservación, aquellos que fueron posibles espacializar. Se realizó una analogía entre estados de conservación y degradación y se obtuvo el valor relativo de estados de

conservación. Los ecosistemas con menor valor relativo están en un estado degradado y la clase referente representa el valor más alto.

Tabla 12. Clasificación del estado de conservación de los pastizales

Índice del estado de los pastizales (IEC)	Estado de conservación del pastizal
0 – 20	Muy pobre (MP)
20 – 40	Pobre (P)
40 – 60	Regular (R)
60 – 80	Bueno (B)
80 – 100	Referente (R)

Fuente: MINAM (2016)

Para calcular el estado de conservación de los pastizales, nos basamos en la clasificación de la Tabla 12, dicha ponderación por área fue adaptado de Gao *et al.* (2006) y Pizarro (2017), ellos proponen el uso de un Índice de Degradación de Pastizales (IDP) que expresa el estado de los pastizales de una región espacial como una comunidad, distrito, provincia o departamento; en este estudio se realizó a escala distrital y fue expresado en la siguiente ecuación:

$$ECP = \frac{(\sum_{i=1}^5 D_i \times A_i)}{A} \quad \text{Ecuación (20)}$$

Dónde,

- ECP : Estado de conservación de los pastizales
- Di : Grado de degradación de un pastizal
- Ai : Área correspondiente al grado de degradación i (ha)
- A : Área total (ha) de la microcuenca.

3.5 DESARROLLO DEL MODELO DE DEGRADACIÓN

El desarrollo del modelo consistió en recopilar la información necesaria en campo y de diferentes bases de datos disponibles (Figura 15) del sensor Landsat OLI, se obtuvieron imágenes satelitales desde el año 2014 al 2018, se determinó la cobertura vegetal a partir de una clasificación supervisada, donde se consideró porcentaje de cobertura vegetal aquella suma de cobertura de pajonal, césped y bofedal. Además, a partir de la información Landsat se obtuvo el NDVI máximo el cual fue el promedio a nivel de microcuenca.

La biomasa fue obtenida a partir de la calibración del NDVI registrado en campo y corte de la vegetación, adicionalmente, se descargaron imágenes satelitales de las fechas similares al muestreo en campo, una vez calibrado, se determinó la cantidad de biomasa promedio para cada cuenca. La elevación del terreno se obtuvo a partir de modelos de elevación digital (DEM) a partir del sensor Aster GDEM, la cual se calculó la elevación promedio a nivel de la microcuenca. El modelo USPED, se obtuvo a partir de la ecuación universal de pérdida de suelo (RUSLE), en la cual se consideró al factor erosividad (R), erodabilidad (K), longitud y ángulo de la pendiente (LS), Cobertura vegetal (C) y prácticas de conservación (P). Dicha información fue necesaria para calcular la relación erosión / deposición de la microcuenca.

La materia orgánica fue obtenida a partir del muestreo del suelo en el campo, luego se obtuvo información disponible de la base de datos SoildGrid, se realizó la calibración para luego obtener la cantidad de materia orgánica (%) a nivel de microcuenca que luego fue utilizado en el modelo. La densidad aparente del suelo fue obtenida de la base de datos disponible: SoildGrid, esta información fue recortado y promediado a nivel de microcuenca.

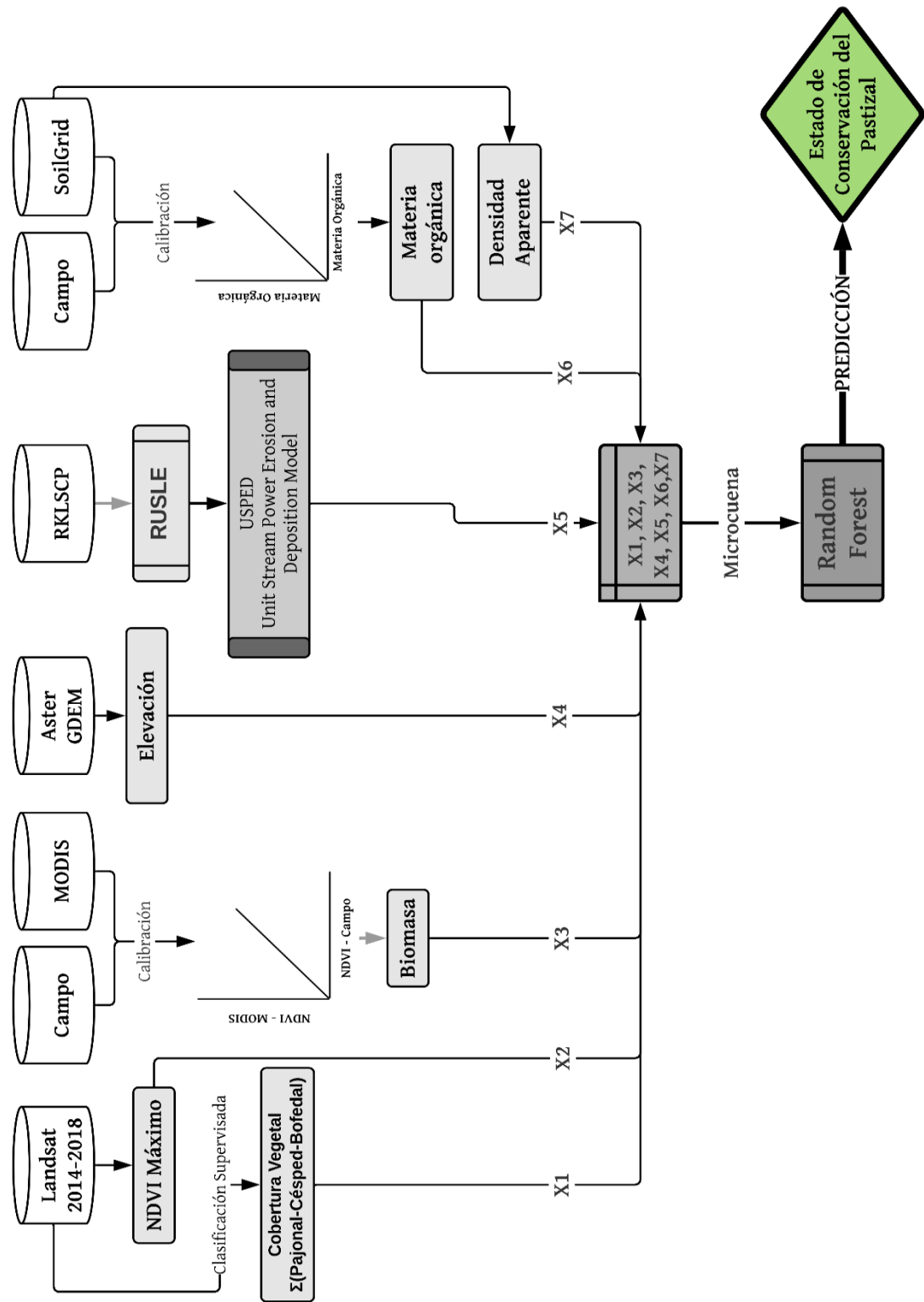


Figura 15. Desarrollo del modelo.
Fuente: elaboración propia

Identificación y selección de indicadores de degradación

La fase exploratoria de siete variables y su correlación con el estado de conservación de pastizales resultó en la identificación de siete variables para ser incluidas en el modelo espacial, debido a su significancia y capacidad para ser evaluada espacialmente y calibradas en campo (Tabla 13).

Tabla 13. Variables incluidas en el modelo

Atributo	Indicador	Unidades
Composición florística	NDVI máximo	-
Estabilidad del suelo	Elevación	msnm
	Relación erosión / deposición	-
	Materia orgánica	%
	Densidad aparente	g/cm ³
	Cobertura vegetal	%
Integridad biótica	Biomasa aérea	kg MS/ha

Fuente: elaboración propia

Estas variables fueron seleccionadas debido a que es posible detectar con sensores remotos, existen modelos disponibles en plataformas como SoilGrids, MODIS (Liang *et al.* 2019, Poggio *et al.* 2019); que están establecidos y probados a escala regional y mundial. En este estudio, el criterio de selección de variables fue en base a lo recomendado por el MINAM (2016), para la evaluación del estado de conservación de los pastizales (Tabla 2).

Se utilizó la materia orgánica del suelo de la base de datos SoilGrids para espacializar la MO que se requiere dentro de la metodología de estados de conservación. SoilGrids brinda una estimación precisa en el mapeo del rendimiento de biomasa (Wimalasiri *et al.* 2020).

3.6 MODELO RANDOM FOREST

El modelo consistió en combinar una gran cantidad de árboles de decisiones independientemente probados sobre el conjunto de datos aleatorios con igual distribución (Figura 16), donde X1: cobertura vegetal, X2: NDVI máximo, X3: Biomasa, X4: elevación,

X5: Relación erosión / deposición, X6: materia orgánica del suelo y X7: densidad aparente del suelo.

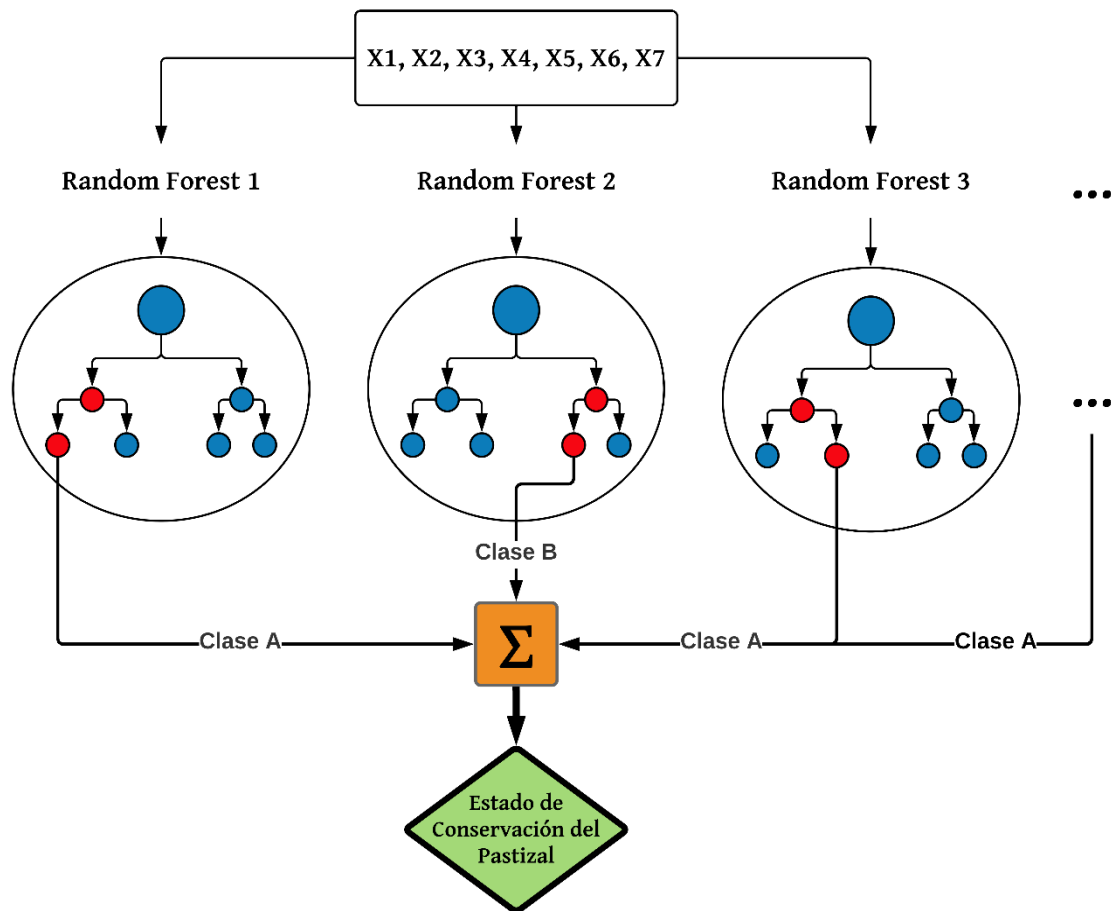


Figura 16. Desarrollo del modelo Random Forest.
Fuente: elaboración propia

Una vez seleccionado las 7 variables de estudio, se utilizó el Software R 3.5.3 (<http://www.r-project.org/>) para generar el modelo; los parámetros involucrados para la optimización del proceso en R fueron mtry (representa el número de divisiones por nodo en cada árbol durante el proceso de construcción: por defecto 1/3 de las variables) y ntree (número de árboles de decisión: por defecto 500 árboles). Se utilizó el error medio cuadrático (RMSE: ecuación 19) para medir la cantidad de error que hay entre dos conjuntos de datos, en otras palabras, para medir un valor predicho y un valor observado. El RMSE nos va a indicar el ajuste absoluto del modelo a los datos, cuán cerca están los puntos de datos observados de los valores predichos del modelo. El error cuadrático medio o RMSE es una medida absoluta de ajuste. Un valor de RMSE = 0 indica un ajuste perfecto entre la serie observada y la serie estimada. Finalmente, la precisión del modelo Random Forest se evaluó en base al coeficiente de determinación R^2 (Ecuación 21).

$$R^2 = \frac{\sum_{t=1}^t (\hat{y}_t - \bar{y})}{\sum_{t=1}^t (\hat{y}_t - \bar{y})} \quad \text{Ecuación 21}$$

Para cada nodo por árbol, un pequeño conjunto de variables de entrada seleccionadas del conjunto total se considera aleatoriamente para la partición binaria. El criterio de división del árbol de regresión se basa en elegir la variable de entrada con el índice de Gini más bajo:

$$I_G(t_{X(x_i)}) = 1 - \sum_{j=1}^m f(t_{X(x_i)}, j)^2 \quad \text{Ecuación 22}$$

Donde $f(t_{X(x_i)}, j)$ es la proporción de muestras con el valor x_i que pertenece a dejar j como nodo t (Rodríguez *et al.* 2014). Finalmente, el valor predicho de una observación se calcula promediando sobre todos los árboles.

Construcción del modelo

1. La fase de aprendizaje del modelo consistió en crear muchos árboles aleatorios (Figura 16) a partir de las 7 variables de trabajo.
2. El modelo seleccionó aleatoriamente (con reemplazo) un porcentaje de datos del total de muestra.
3. En cada nodo, se seleccionó una partición óptima, teniendo en cuenta solo la porción de los atributos elegidos aleatoriamente en cada ocasión.
4. Fase de clasificación: una vez que se formaron muchos árboles, cada árbol se evalúa de forma independiente y la predicción del *bosque* será la media del total de árboles creados. La proporción de árboles que tomen una misma respuesta se interpreta como la probabilidad de la misma.

3.7 COMPARACIÓN DEL MODELO DE DEGRADACIÓN DE PASTIZALES

3.7.1 Desarrollo del modelo RESTREND

RESTREND es un método que nos permite saber si el ecosistema está o no degradado, sin embargo, no dice cuál es la causa, ya que es una relación entre el NDVI y la precipitación (Figura 17). Una vez obtenido las tendencias del NDVI, se procedió con el análisis de tendencia de los residuales (RESTREND) recomendado por (Reeves *et al.* 2015, Wang *et*

al. 2012, Wessels *et al.* 2007). RESTREND son las tendencias negativas entre las diferencias de la sumatoria NDVI observado y la sumatoria del NDVI predicho por la lluvia.

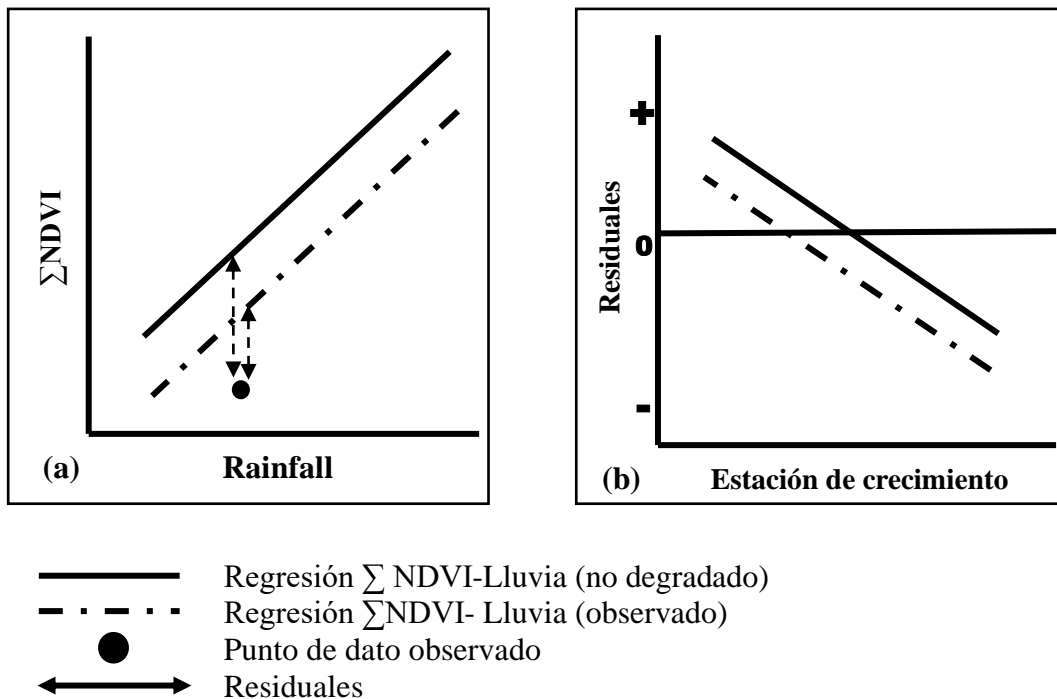


Figura 17. Relaciones entre el NDVI – Lluvia y los efectos potenciales de la degradación observada, comparado con las relaciones no degradadas (a) y tendencias de los residuales con respecto al tiempo (b).

Fuente: adaptado de Wessels *et al.* (2007)

Es un método que se aplica en ecosistemas áridos y semiáridos y se fundamenta en la premisa de que la productividad primaria se correlaciona positivamente con la precipitación y que la degradación de los pastizales conduce a una productividad reducida de la vegetación por unidad de precipitación (Wessels *et al.* 2007).

El método determinó las tendencias basadas en los residuos obtenidos por regresión de los datos acumulados de lluvias y el índice de vegetación (NDVI) de los píxeles evaluados (Evans y Geerken 2004, Wessels *et al.* 2007). Para cada píxel se calculó las regresiones entre la ΣNDVI y la suma del log de la precipitación en la estación de crecimiento. Para controlar el efecto de la variación interanual en la precipitación se calculó las diferencias entre el ΣNDVI observado y el ΣNDVI pronosticado por la precipitación y los residuos (observado – pronosticado).

3.7.2 Comparación con modelo RESTREND

Se realizó una comparación con el modelo RESTREND el cual considera que la única causa de la degradación es el cambio climático, por ende, correlaciona producción de biomasa en términos de NDVI para su explicación, por lo tanto, la no respuesta de la vegetación a una precipitación, se considera como ecosistema degradado.

La validación del modelo se realizó comparando lo que se encontró en campo con lo que el modelo Random Forest predice, donde se evaluó la precisión general, la precisión del productor y la precisión del usuario; además y el índice Kappa como ajuste de la predicción.

Para encontrar el índice Kappa, previamente se elaboró una matriz de confusión. Conceptualmente, el índice Kappa se expresa de la siguiente manera:

$K = (\text{exactitud observada} - \text{chance de acierto}) / (1 - \text{chance de acierto})$.

Este estadístico es una medida de la diferencia entre la exactitud lograda en la clasificación con un clasificador automático y la chance de lograr una clasificación correcta con un clasificador aleatorio. Suponiendo un modelo de muestreo multinomial, la estimación de probabilidad máxima de kappa, donde la estimación más apropiada para fines computacionales es:

$$\hat{k} = \frac{n * \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r n_{i+} n_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^k n_{i+} n_{+i}} \quad \text{Ecuación 23}$$

Donde:

- r = número de filas de la matriz
- x_{ii} = número de observaciones en el elemento de la fila i y la columna i (es decir, sobre la diagonal mayor)
- x_{i+} = total de observaciones en la fila i (total marginal a la derecha de la matriz)
- x_{+i} = total de observaciones en la columna i (total marginal a pie de la matriz)
- N = número total de observaciones incluidas en la matriz

El valor de k usualmente variará entre 0 y 1.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 COMPORTAMIENTO DE INDICADORES DEL ESTADO DE CONSERVACIÓN

El comportamiento de las variables utilizadas en el modelo de degradación se describe a continuación:

4.1.1 Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI)

El NDVI máximo ponderado varió de 0.48, 0.32 y 0.29 en los distritos de Simón Bolívar, Canchayllo y Santa Ana respectivamente (Anexo 21 y 22). Este valor es dependiente de las precipitaciones y productividad del pastizal y su máximo valor se encontró al inicio de las lluvias debido a su estado fenológico en respuesta a las precipitaciones. Esta tendencia es similar a lo reportado por Jobbágy (2013), quien afirma que mediante la caracterización satelital de pastizales a través del NDVI del sensor MODIS, el máximo valor observado fue en invierno, justo después de las precipitaciones, debido a la mayor evapotranspiración, expresándose con la mayor productividad del pastizal.

Tiedermann *et al.* (2012), mencionan que el máximo valor de NDVI máximo se produce en las estaciones de crecimiento del pastizal nativo, coinciden temporalmente con el otoño, esta respuesta estaría relacionada con una mayor efectividad de las precipitaciones, y con una menor evapotranspiración y temperatura. Bullón (2014), al estudiar pastizales de montaña (sobre los 900 msnm), dominados por herbáceas de tipo *Festucas*, encuentra una correlación significativa ($p < 0.01$), entre el NDVI anual y las precipitaciones ($R^2 = 0.74$) considerando las mayores tasas de precipitaciones en los periodos octubre-noviembre y marzo-abril.

Por su parte, Mattar *et al.* (2008), reportan que el NDVI está asociado significativamente fenología de la cubierta vegetal. Similar comportamiento encontró Vásquez *et al.* (2013) que menciona que el momento de máximo NDVI en pastizales se reporta a los 60 días de iniciado las precipitaciones (Pricope *et al.* 2015, Easdale *et al.* 2019).

La premisa es que el NDVI es un indicador de la salud de la vegetación, porque una disminución del color verde de las plantas se reflejaría en una disminución del valor del NDVI. Por lo tanto, si se puede identificar una relación entre la cantidad de un indicador, la biomasa aérea, como en varios ecosistemas forestales y el NDVI, se pueden monitorear los procesos de degradación (Tucker *et al.* 2005, Bento *et al.* 2020).

4.1.2 Elevación (msnm)

La elevación promedio del área de investigación fue de 4553.42 msnm, oscilando de 4407.41, 4507.55, y 4745.29 msnm en los distritos de Simón Bolívar, Canchayllo y Santa Ana respectivamente (Anexo 5 y 6). La elevación del terreno en metros sobre el nivel del mar (msnm), interfiere con la diversidad botánica, ya que esta diversidad varía según su ubicación geográfica incluyendo la topografía y régimen de humedad (Malpartida, 2018; Eguren, 2015); esta diversificación de la vegetación conlleva a que los animales silvestres de puna (vicuña) que lo prefieren, tengan que desplazarse para cosechar el alimento (Eguren, 2015). En la zona agroecológica de puna o zona altoandina (sobre 3900 msnm) del Perú, se encuentran principalmente dos tipos de pastizales, en seco y bofedales (5 por ciento del total), según Farfán R. y Farfán E. (2012). La altitud sobre el nivel del mar, como atributo del paisaje también interfiere en las propiedades químicas del suelo y el crecimiento de las plantas, contribuyendo a las propiedades físicas del suelo como escorrentía, drenaje y cobertura al suelo (Buol *et al.* 1989).

Por su parte, Pizarro (2017), reportó en la puna peruana que a medida que aumenta en un metro la elevación sobre el nivel del mar, la degradación del pastizal aumenta en 0.997 veces. Cabe recordar que las zonas altoandinas, debido a la poca cobertura vegetal, la erosión por lluvia genera un desgaste físico (pérdida de suelo) por la salpicadura generado por la gota de agua al caer enérgicamente sobre el suelo desnudo, además de la fuerza de compactación que podría generar el proceso de heladas.

Las zonas altas son altamente sensibles a los cambios del clima y sirven como indicador de cambios regionales y globales (Tang *et al.* 1986), cambiando inclusive el microbioma, la capacidad de intercambio catiónico y el carbono orgánico del suelo a medida que aumenta en altitud (Liang *et al.* 2015).

Estudios de estequiometría ecológica para evaluar la respuesta del suelo a la degradación de los pastizales en la cuenca del lago Qinghai en la meseta Qinghai-Tíbet (sobre 4000 msnm), demostraron que los pastizales de zonas elevadas constante experimentan serios procesos de degradación debido a su sensibilidad y vulnerabilidad a las perturbaciones externas (sobre pastoreo). Los pastizales de todo el mundo se están degradando debido a los impactos del sobrepastoreo y el cambio climático (Wang *et al.* 2020).

4.1.3 Relación erosión / deposición

La relación erosión deposición varió desde 0.97, 0.95 y 0.93 en los distritos de Canchayllo, Simón Bolívar y Santa Ana respectivamente (Tabla 14, Anexo 23). Esto indica que, para el caso de Canchayllo, por cada unidad de depósito de suelo, hay 0.97 unidades de erosión, este comportamiento indica que la acumulación de material en Canchayllo es mayor respecto a los otros dos distritos evaluados, debido a su fisiografía, coincidiendo con lo mencionado por Yali (2018), quien afirma que la sedimentación se da principalmente en la parte baja donde disminuye la pendiente.

Los procesos de erosión y deposición de sedimentos de los suelos están asociados a procesos naturales, pero también a procesos antrópicos: deforestación, sobrepastoreo y cultivos no sostenibles (McLauchlan 2006). Sin embargo, la ecuación universal de pérdida de suelo (RUSLE), se basa en la capacidad de la gota de lluvia para desprender las partículas de suelo, más no brinda información sobre la producción de sedimentos ni deposición dentro de la cuenca (McKay 2008). Los suelos depositados en laderas erosionadas pueden ralentizar la descomposición de la materia orgánica a través de la disminución de la disponibilidad de materia orgánica lábil y actividad enzimática (Park *et al.* 2014).

Tabla 14. Relación erosión / deposición

Indicador	Simón Bolívar	Canchayllo	Santa Ana
Máximo	1.59	6.07	1.74
Mínimo	0.00	0.00	0.59
Promedio	0.95	0.97	0.93
Desviación estándar	±0.14	±0.20	±0.13
Varianza	0.02	0.12	0.02
Coefficiente de variación, %	14.55	20.69	0.14
Microcuencas (n)	460	635	451

Fuente: elaboración propia

Medir la producción de los sedimentos de una cuenca puede ser un indicador eficiente de la erosión dentro de la cuenca. Nearing *et al.* (2005) al evaluar el movimiento de suelo a nivel de microcuenca, reportaron que la mayor parte del suelo erosionado se depositó en las depresiones de la microcuenca con vegetación tipo césped. La erosión del suelo puede alterar el almacenamiento de carbono y otras propiedades biogeoquímicas tanto en los suelos erosionados como en los de depósito (Park *et al.* 2014).

4.1.4 Materia orgánica del suelo

El contenido de materia orgánica varió desde 5.86, 4.32 y 2.96 por ciento en los distritos de Simón Bolívar, Canchayllo y Santa Ana respectivamente; en tanto, el promedio global fue de 4.38 por ciento (Tabla 15, Anexo 24). Cabe indicar que valores de materia orgánica mayores a 4 por ciento se consideran altos y menores a 2 por ciento se consideran bajos (Decreto Supremo N° 017, 2009-AG). En tanto, los niveles de Simón Bolívar y Canchayllo fueron altos, mientras que Santa Ana, presentó valores medios de concentración de materia orgánica.

Uno de los indicadores de la progresiva degradación de los pastizales es su disminución del contenido de materia orgánica involucrando disminución de la tasa de infiltración por la mayor compactación del suelo (Bowker *et al.* 2006). La pérdida de materia orgánica del suelo principalmente por erosión física, indica un cierto grado de degradación de este. A su vez, una lenta descomposición de la materia orgánica en la zona altoandina se debe a las bajas temperatura que conducen a una disminución de la actividad biológica.

Tabla 15. Materia orgánica del suelo (porcentaje)

Indicador	Simón Bolívar	Canchayllo	Santa Ana	Promedio
Máximo	10.83	9.05	8.44	9.44
Mínimo	2.20	0.10	1.84	1.35
Promedio	5.86	4.32	2.96	4.38
Desviación estándar	1.61	1.21	0.72	1.18
Variancia	2.55	1.45	0.51	1.50
Coeficiente de variación, %	27.46	27.89	0.24	18.53

Fuente: elaboración propia

La mayor concentración de materia orgánica del suelo generalmente se ubicó próximo a las lagunas (Anexo 24). Liu *et al.* (2022) indican que la acumulación de la materia orgánica

disuelta alóctona, derivada de la materia orgánica y descomposición de vegetales (McIntyre y Guéguen 2013) en los lagos y cerca de ellos es alta, que favorece a los procesos de eutrofización quien modifica la estructura de la materia orgánica en materiales más complejos, acelerando los procesos del ciclo global del carbono. La cantidad y calidad de materia orgánica disuelta es muy variada espacial y temporalmente en los lagos y puede verse influenciada por diversas actividades humanas (Liu *et al.* 2020), esta acumulación excesiva de nutrientes en los lagos eutróficos, propicia la dominancia de cianobacterias (Kosten *et al.* 2012).

Cuando el pastizal inicia un proceso de degradación, existe una significativa reducción del carbono orgánico y nitrógeno total en el suelo (Whitford 1995), conllevando a que los procesos de descomposición de raíces (aproximadamente 12 meses) y hojarasca (aproximadamente 8 meses) se tome en mayor tiempo exponiendo a un mayor riesgo de perturbación del pastizal (Snyman y Du Preez 2005). La materia orgánica del suelo de puna es escasa (5cm), esto los conlleva a ser pobres desde el punto de vista agrícola, ya que los pastizales tienen raíces difusas y superficiales; pero a su vez, son ricos en minerales como oro, plata, uranio entre otros (Farfán y Farfán 2012).

4.1.5 Densidad aparente del suelo (g/cm^3)

La densidad aparente varió de 1.13, 1.17 y 1.21 g/cm^3 en Simón Bolívar, Canchayllo y Santa Ana respectivamente (Tabla 16, Anexo 25).

Tabla 16. Densidad aparente del suelo (g/cm^3) a 15 cm de profundidad

Indicador	Simón Bolívar	Canchayllo	Santa Ana
Máximo	1.27	1.32	1.31
Mínimo	0.94	1.10	1.10
Promedio	1.13	1.17	1.21
Desviación estándar	± 0.06	± 0.07	± 0.04
Variancia	3.14	4.80	1.39
Coefficiente de variación, %	4.92	6.23	0.03

Fuente: elaboración propia

En pastos naturales la densidad aparente del suelo varía entre 1.24 g/cm^3 (0-5 cm de profundidad) y 1.36 g/cm^3 hasta 1.36 g/cm^3 (5-10 cm de profundidad) y estos valores pueden aumentar a medida que se avanza en profundidad (Leyva *et al.* 2018). Por su parte, Cerón y

García (2009) encontraron valores de 0.7 g/cm^3 en pajonales naturales, valores por debajo a los reportados en esta investigación.

En los ecosistemas de pastizales a partir de los 10 cm de profundidad, la densidad aparente puede ser superior a $1,4 \text{ g/cm}^3$, este umbral es considerado como crítico para desarrollo de los cultivos (Griffith *et al.* 1977). Los ecosistemas de pastizales naturales se caracterizan por el ingreso de los animales generando pisoteo y presión del suelo, incrementando su densidad, especialmente a profundidades a 15 centímetros desde el ras del suelo (Pulido *et al.* 2017).

El sobrepastoreo genera cambios en las propiedades físicas del suelo aumentando su densidad y resistencia (Zhou *et al.* 2010), reduciendo la tasa de infiltración de agua y humedad del suelo (Chaichi *et al.* 2005). Por su parte, Enríquez (2011), al evaluar las propiedades de áreas de pastoreo con vacunos en la sierra peruana (Acraquia, Huancavelica) encontró valores de densidad aparente de 1.37 g/cm^3 , si comparamos con los valores encontrados en esta investigación que van en el rango de 1.13 a 1.21 g/cm^3 , podemos decir que están influenciados a las deficientes prácticas de pastoreo frecuente con hatos mixtos, dentro de ellos vacunos que tienen mayor peso y por ende mayor presión sobre el suelo, que abunda en dicha región.

De otro lado, Cabrejo (2017) al estudiar el estado de salud de los pastizales, reportó que la densidad aparente del suelo tiene un efecto indirecto ($R^2=0.77$) altamente significativo ($p<0.01$) sobre la salud de los pastizales.

4.1.6 Cobertura vegetal (porcentaje)

La cobertura vegetal varió desde 43.47, 54.52 y 69.38 por ciento en los distritos de Santa Ana, Canchayllo y Simón Bolívar respectivamente (Tabla 17, Anexo 26). La cobertura vegetal en términos de fracción de cobertura vegetal es un buen indicador para la evaluación de los pastizales altoandinos debido a que es una variable altamente sensible a la respuesta del ecosistema de pastizal, presentando altas correlaciones positivas con la degradación de pastizales (Pizarro 2017).

Tabla 17. Cobertura vegetal (porcentaje)

Indicador	Simón Bolívar	Canchayllo	Santa Ana
Máximo	100.00	99.08	97.79
Mínimo	0.00	0.00	2.40
Promedio	69.38	54.52	43.47
Desviación estándar	±33.28	±30.79	±22.63
Variancia	11.01	7.91	5.11
Coefficiente de variación, %	0.48	0.56	0.52

Fuente: elaboración propia

Por su parte, Paredes (2018) al evaluar la cobertura de pajonales en época lluviosa en Canchayllo, reporta valores de hasta 91 por ciento de cobertura vegetal, siendo estos dominado por: *Festuca dolichophylla*, *Calamagrostis vicunarium* y *Calamagrostis recta*. En tanto, en la zona de Simón Bolívar, reporta valores de hasta 94 por ciento de cobertura vegetal, siendo dominado por *Festuca dolichophylla*, y *Stipa ichu*, valores muy superiores a los reportados en este estudio, debido a que fueron evaluaciones estáticas. Esto confirma la dinámica cambiante de la cobertura vegetal de pastizales altoandinos, en respuesta a los patrones de precipitación y humedad del suelo.

La cobertura vegetal es altamente sensible a la humedad del suelo, tal es así que tiene una estrecha relación con la estructura y tasa de infiltración del suelo (Oscanoa 2016). La cobertura vegetal natural cumple una función importante para impedir procesos degradativos especialmente en laderas con declive mayores a 30 por ciento impidiendo la pérdida del suelo (Schuller 2003).

La cobertura vegetal es muy cambiante (no perenne) y está sujeta a las precipitaciones y estado fenológico de las plantas. Cabrejo (2017) al evaluar el estado de salud de los pastizales altoandinos en el Perú, reportó que la cobertura basal de la vegetación tiene una significativa ($p < 0.05$) y alta correlación ($R^2 = 0.90$) positiva sobre la salud del pastizal. En tanto, existen diversas tecnologías tales como el NDVI, que es uno de los índices de vegetación más utilizados gracias a su capacidad para discriminar coberturas vegetales/no vegetales de los ecosistemas (Rouse *et al.* 1974). Por otro lado, el Ministerio del Ambiente del Perú (MINAM 2015), reporta que los pajonales, césped y tolares altoandinos (3800 – 4800 msnm) representan el 14.16 por ciento del total de superficie ocupando un total de 18 192 418 hectáreas a nivel nacional.

Si bien las disminuciones en la cobertura vegetal pueden recuperarse rápidamente una vez que se elimina la presión, los efectos secundarios sobre el recurso del suelo pueden tener implicancias a largo plazo y pueden llevar al sistema a un nuevo estado de equilibrio.

Liu *et al.* (2005) utilizando sensores remotos para estimar la cobertura vegetal de los pastizales en zonas elevadas (1535 msnm) en la provincia de Qinghai en China. Sus resultados mostraron altos niveles de precisión, lo que indica la aplicabilidad de los métodos de con sensores para terrenos montañosos.

4.1.7 Estimación de la biomasa aérea de pastizales

Los valores de NDVI en la vegetación tipo pajonal variaron entre 0.11 ± 0.04 a 0.60 ± 0.06 y 0.23 ± 0.02 a 0.64 ± 0.04 en campo y MODIS respectivamente. Para el pastizal tipo césped de puna, este fluctuó entre 0.12 ± 0.02 a 0.64 ± 0.03 y 0.10 ± 0.08 a 0.65 ± 0.08 en campo y MODIS respectivamente, no habiendo diferencias significativas ($p > 0.05$) entre sus promedios. La amplitud de los valores del NDVI se debieron esencialmente fenología, densidad y composición florística del ecosistema pastizal, esta variación concuerda con Gamon *et al.* (2006), quienes indican, que incluso las horas del día influye en la variación del NDVI, en este caso se registró el NDVI *in situ* entre las 10 y 11 am que coincide con el registro de MODIS en esa latitud. Para el pastizal de tipo pajonal, los valores de NDVI derivados de MODIS fueron mayores que los datos de reflectancia del sensor de campo y variaron entre 0.12 y 0.04. Paredes (2018), al evaluar la vegetación de pastizales altoandinos, utilizando un modelo de regresión lineal entre el NDVI y la cantidad de biomasa de pastizal mediante el método de rendimientos comparativos, evidencia $R^2 = 0.31$, siendo inferior a los evidenciados en este estudio ($R^2 = 0.87$) utilizando el mismo modelo de regresión lineal (Tabla 18).

Tabla 18. Estimadores de los modelos lineales y no lineales utilizados en la calibración del NDVI en pajonal y césped de puna

Modelos	MAE	RMSE	R ²
Lineal	0.0468	0.0659	0.886
Cuadrática	0.0455	0.0602	0.910
Cúbica	0.0456	0.0603	0.908
Exponencial	0.0649	0.0877	0.817
Support Vector Machine with Linear Kernel (SVMlinear)	0.0453	0.0631	0.897
Bayesian Regularized Neural Networks (brnn)	0.0452	0.0611	0.899
Bayesian Generalized Linear Model (bayesglm)	0.0448	0.0613	0.897
Random Forest (RF)	0.0550	0.0726	0.865

Fuente: elaboración propia

Si bien, los valores de NDVI-MODIS siguieron patrones temporales similares al NDVI registrado en campo, la mayoría de los registros del NDVI de MODIS fueron superiores al NDVI registrado en campo (Figura 18), coincidiendo con los valores reportados por Liu *et al.* (2017), esta variación registrada puede deberse a las correcciones (por ejemplo: atmosféricas, nubes, aerosoles) que podrían estar conduciendo a una sobreestimación. MODIS realiza algoritmos de corrección atmosférica multiángulo y se basa en una serie temporal y un análisis espacial para la detección de nubes, recuperación de aerosoles y corrección atmosférica (Lyapustin *et al.* 2012). Se encontró que el modelo cuadrático se desempeñó mejor para calibrar el NDVI-MODIS. Como se aprecia en la Tabla 19, el modelo cuadrático tuvo mejor estimador $R^2=0.91$, además de presentar uno de los mejores índices de concordancia (RMSE: 0.0602), esto indica que debería ser el modelo a elegir dentro del pool de modelos utilizados.

SVMLinear es un método muy utilizado en detección remota (Cai *et al.* 2021, Li *et al.* 2015, Wang *et al.* 2017), biomasa aérea de pastizales (Clevers *et al.* 2007), como la aplicación en la clasificación de imágenes; en tanto, Li *et al.* (2015), al utilizar el modelo SVMLinear para clasificación de imágenes satelitales de alta resolución, reportan que la precisión del productor y del usuario de 66 y 83 por ciento respectivamente en pastizales, considerándose aceptable.

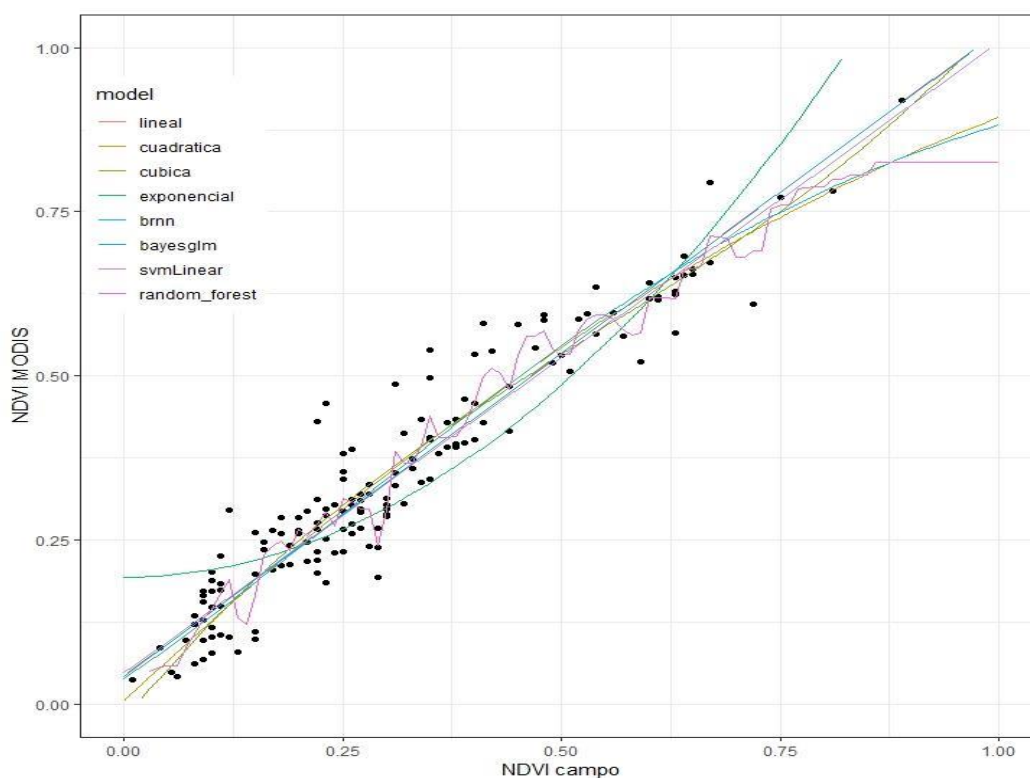


Figura 18. Modelos de calibración del NDVI-MODIS con NDVI registrado en campo.
Fuente: elaboración propia

Por su parte, Wiesmair *et al.* (2016) al utilizar el método Random Forest para estimar la cobertura vegetal a partir del Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), derivado de datos multiespectrales de WorldView-2 (1.8 m) en pastizales montañosos, reportan ajustes del modelo muy similares ($R^2=0.79$) respecto a los resultados encontrados en este estudio ($R^2=0.87$), demostrando el gran potencial de un enfoque de teledetección para la observación de la cobertura de pastizales en condiciones de puna. El enfoque Random Forest también ha sido utilizado con éxito para analizar datos de sensores remotos en la evaluación y monitoreo de pastizales, con valores de $R^2= 0.84$ (Lawrence *et al.* 2006), valores de $R^2=0.92$ (Rodríguez *et al.*, 2012). Feilhauer *et al.* (2014) utilizaron el modelo Random Forest para la evaluación de pastizales con información de varios sensores remotos con precisiones de calibración $R^2= 0.64$ (para datos de AISA Dual), $R^2=0.62$ (para RapidEye) y $R^2= 0.59$ (para datos de Sentinel-2).

4.2. MODELOS DE REGRESIÓN PARA ESTIMAR LA BIOMASA AÉREA DE LOS PASTIZALES (KG MS/HA)

El modelo cuadrático (presentó los mejores estimadores) evidenció que la biomasa disponible en campo en promedio de 2161.87 kg MS/ha, siendo la vegetación tipo pajonal con 2936.29 kg MS/ha mientras que la vegetación tipo césped evidenció 1633.08 kg MS/ha. Cabe mencionar que el tipo de vegetación tiene un efecto fundamental sobre los diferentes valores de biomasa disponible incluso teniendo valores de NDVI similares (Tabla 20, Figura 20). En tanto, a nivel distrital, la producción de biomasa aérea varió en 2920.28, 1866.76 y 1627.03 kg MS/ha en Simón Bolívar, Canchayllo y Santa Ana respectivamente (Tabla 21).

Tabla 19. Estimadores de los modelos lineales y no lineales utilizados en la predicción de biomasa (kg MS/ha)

Modelo	MAE	RMSE	R ²
Cuadrático	1021.757	1300.499	0.608
Exponencial	1014.290	1301.124	0.606
BRNN ^l	1015.083	1336.568	0.607
Bayesglm ^{nl}	1114.512	1445.930	0.580
Linear ^l	1122.544	1464.096	0.563
SVMLinear ^l	1058.601	1505.043	0.565

Fuente: elaboración propia

l: lineal, nl: no lineal, RMSE: desviación de la raíz cuadrada media, MAE: error medio absoluto, R²: coeficiente de determinación.

Zhou *et al.* (2021) al utilizar el modelo SVMLinear para evaluar la cobertura vegetal y biomasa aérea de los pastizales a partir del NDVI, evidenciaron valores significativos ($p < 0.01$) de $R^2 = 0.47$ y 0.45 ; siendo resultados similares a los reportados en este estudio ($R^2 = 0.57$). En tanto, al utilizar el algoritmo de Random Forest tuvo precisiones más altas y una desviación más baja ($R^2 = 0.72$ y $RMSE = 41$).

Tabla 20. Biomasa aérea (kg MS/ha)

Indicador	Simón Bolívar	Canchayllo	Santa Ana
Máximo	4378.20	3063.70	3670.12
Mínimo	399.31	0.00	348.83
Promedio	2920.28	1866.76	1627.03
Desviación estándar	±805.15	±723.61	±565.72
Variación	638120.82	406995.33	320179.68
Coefficiente de variación, %	27.57	38.76	0.35

Fuente: elaboración propia

Por su parte, Paredes (2018) al evaluar las zonas de Simón Bolívar y Canchayllo, reporta valores de 5936.46 y 4047.48 kg MS/ha respectivamente, valores por encima a los reportados en este estudio. Dichos valores están influenciados por la época del año evaluado ya que los pastizales altoandinos son dependientes de la humedad del suelo.

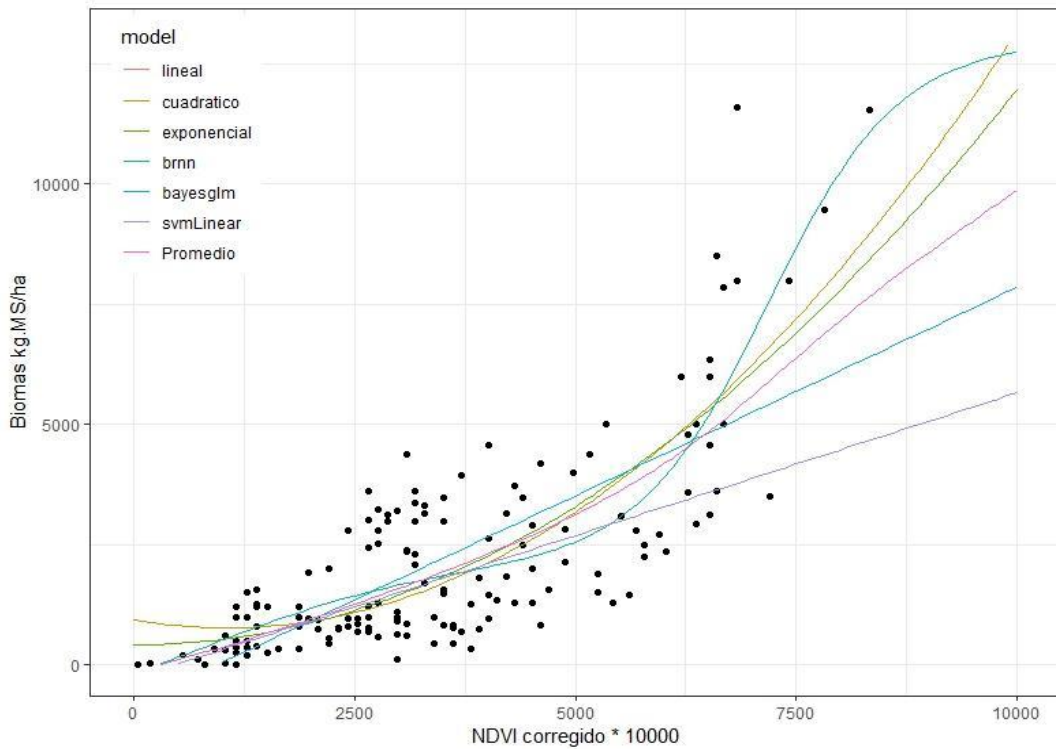


Figura 19. Modelos de predicción de biomasa (kg MS/ha).

Fuente: elaboración propia

Respecto a la dinámica ponderada mensual de la vegetación (kg MS/ha) para cada zona de evaluación (Anexo 27) podemos apreciar que el comportamiento mensual de la biomasa sigue el patrón de precipitaciones; sin embargo, no ocurre lo mismo para el caso de pajonales del distrito de Santa Ana, indicando algún tipo de degradación del mismo. Tendencias similares reportó Pizarro (2017), al indicar que el distrito de Santa Ana, evidenció serios problemas de degradación. Es esta investigación fue notoria la diferencia de biomasa aérea de pastizal en los tres distritos evaluados, siendo Simón Bolívar el que alcanzó 4400 kg MS/ha, ya que tiene mejores tasas de precipitación.

Los principales factores determinantes de la dinámica espaciotemporal de la biomasa aérea de los pastizales son la precipitación, el tipo de suelo y la densidad animal que pastorea (Ge *et al.* 2022).

4.3 MODELO DE DEGRADACIÓN DE PASTIZALES RANDOM FOREST

El modelo Random Forest evidenció el mayor ajuste con los datos de estudio. El proceso de validación del modelo demostró un error cuadrático medio (RMSE: 13.936), siendo el mejor para el nodo 2, considerándose como modelo óptimo. Mientras más se acerca el RMSE a cero, mejor es la predicción, en este caso tiene una predicción aceptable (Anexo 30).

Similares reportes evidencian otros autores al estimar la biomasa vegetal, indicando que Random Forest es más preciso que SVM y el modelo de Redes Neuronales Artificiales e incluso es el más robusto (Zhou *et al.* 2016). El algoritmo de la máquina de vectores de soporte (SVM) se ha utilizado en simulaciones de biomasa vegetal (Mutanga *et al.* 2012, Xiaomin *et al.* 2019) con resultados aceptables. El algoritmo de redes neuronales artificiales se ha utilizado para simular la biomasa vegetal y sus resultados tienen una alta precisión (Xie *et al.* 2009, Yang *et al.* 2018). Sin embargo, es difícil seleccionar los mejores parámetros durante el entrenamiento de una red neuronal.

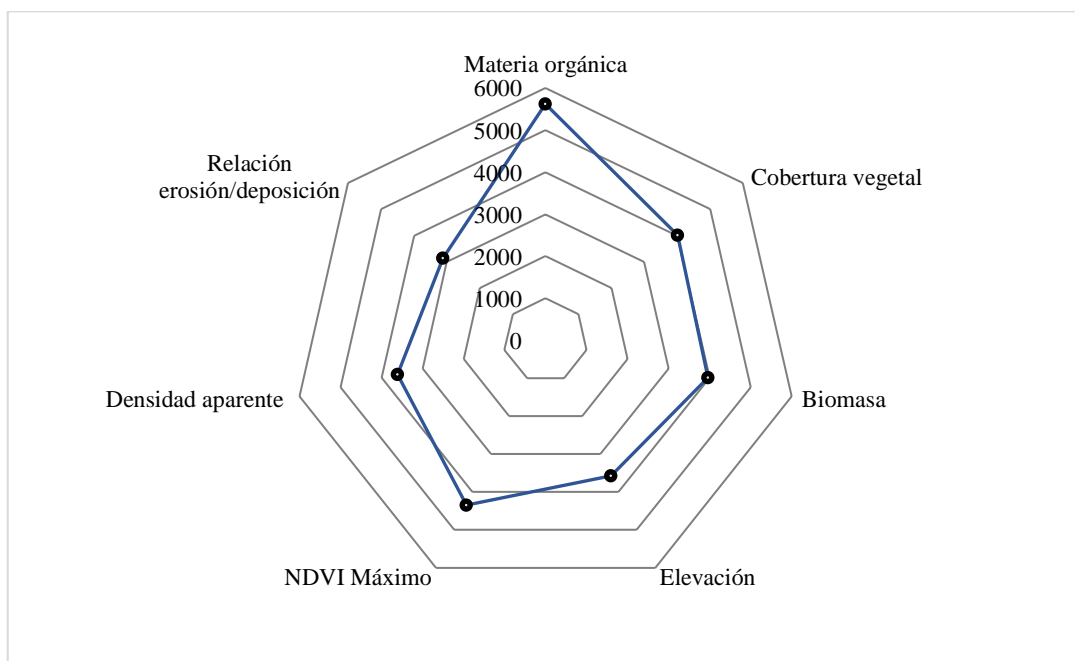


Figura 20. Gráfico radial de la importancia de variables.
Fuente: elaboración propia

La variable más importante dentro del modelo resultó ser la materia orgánica, seguida del NDVI máximo, cobertura vegetal, biomasa, densidad aparente, elevación y la relación erosión/deposición (Figura 20). En Random Forest la importancia de variables se utiliza para identificar las variables importantes altamente relacionadas con la variable respuesta con el fin de explicar y dar una interpretación (Diaz y Alvarez 2006, Genuer *et al.* 2008).

La Figura 21 indica la variación del error con el número de árboles del modelo. Se aprecia que inicialmente, el error cae drásticamente a medida que aumenta el número de árboles, y casi se satura aproximadamente en 70 árboles. Además, las tasas de error no aumentan cuando el error de entrenamiento se aproxima a cero, una vez que el número de árboles es lo suficientemente grande. Un mayor número de árboles produce modelos más estables y estimaciones de importancia de covariables, sin embargo, para conjuntos de datos pequeños, 50 árboles pueden ser suficientes (Cutler *et al.* 2007), en esta investigación; 70 árboles fueron suficientes.

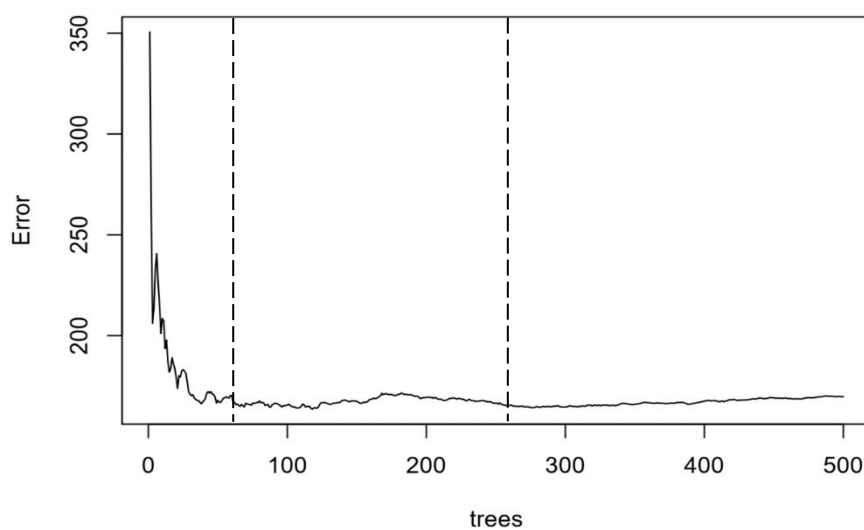


Figura 21. Correlación entre el error del modelo y la cantidad de árboles elegidos.
Fuente: elaboración propia

Rodríguez y Chica (2012), al estudiar coberturas vegetales, utilizaron tres modelos: Random Forest, Redes Neuronales Artificiales y Máquinas de Vectores Soporte (Super Vector Machine); evidenciando que Random Forest tuvo la mejor exactitud global y kappa (0.92), seguida máquina de vectores soporte (0.92 y 0.91) y redes neuronales artificiales (0.91 y 0.90). De igual forma Zhou *et al.* (2021) reportaron que el algoritmo de Random Forest tuvo precisiones más altas y una desviación más baja ($R^2= 0.72$ y $RMSE=41$), frente a otros

modelos no lineales utilizados. Estos resultados son muy similares a los reportados en esta investigación.

El monitoreo de pastizales secos se debe basar en la combinación de métricas de NDVI, ya que las características heterogéneas de estos ecosistemas así lo exigen, de esta forma las predicciones pueden ser óptimas (Weber *et al.* 2018). Una de las técnicas para superar los impactos adversos de la heterogeneidad de los pastizales, es el uso del índice de vegetación de diferencia normalizada ya que incluye el fondo del suelo y explica los cambios en el contenido de agua de las hojas que contribuyen sustancialmente a la biomasa aérea fresca de los pastizales (Xu *et al.* 2021).

El NDVI de los pastizales varía según el régimen de las precipitaciones y del nivel de uso por el ganado. Blanco *et al.* (2008) al evaluar el efecto del pastoreo sobre el NDVI en un gradiente árido con precipitaciones entre 250 a 600 mm, concluyendo que el pastoreo tiene un efecto significativo sobre el NDVI y está directamente asociado al patrón de precipitaciones propio de ecosistemas de pastizales argentinos.

Modelo de degradación para estimar el estado de conservación de los pastizales

La matriz de confusión como calibración del modelo de degradación (120 transectos evaluados) arrojó un índice Kappa = 60 por ciento (Anexo 29). En tanto, la predicción del modelo Random Forest tuvo un coeficiente de determinación: $R^2 = 0.88$, clasificando a los pastizales en estado excelente (0.01 por ciento), bueno (12.01 por ciento), regular (53.85 por ciento), pobre (34.12 por ciento) y muy pobre (0 por ciento) (Figura 22). Similar resultado reportó Pizarro (2017), al evaluar variables sociales, ambientales y biofísicas, quien clasificó a los pastizales altoandinos de la sierra central del Perú como no degradado (2.89 por ciento), ligeramente degradado (4.17 por ciento), moderadamente degradado (10.17 por ciento), seriamente degradado (48.03 por ciento) y extremadamente degradado (34.73 por ciento).

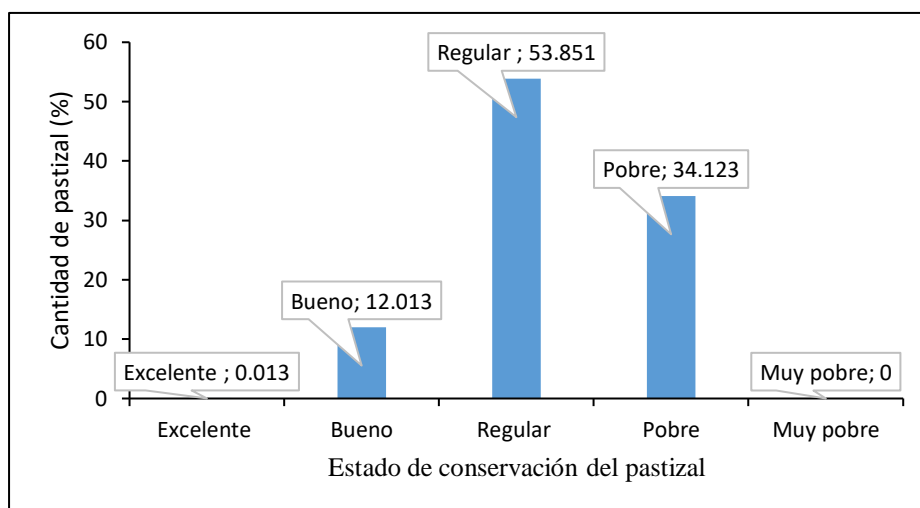


Figura 22. Predicción del modelo de degradación.

Fuente: elaboración propia

Por su parte, Flores (1996) al evaluar los pastizales de zonas altoandinas estimó que la degradación de pastizales se encontraba en el rango del 60 por ciento, encontrándose dentro del rango de esta investigación.

La degradación de los pastizales altoandinos se debe al nivel de organización en las comunidades, sistema de tenencia de las tierras y políticas de gobierno. El proceso de degradación de los pastizales altoandinos tiene una tendencia lineal de crecimiento espacial, sin embargo, las áreas con degradación extrema tienden a disminuir su extensión debido a un incremento de la tasa de precipitación (Pizarro 2017).

En la puna peruana con ecosistemas de pastizales degradados, deben implementarse adecuadamente prácticas de pastoreo para prevenir la degradación del ecosistema y mejorar la producción de forraje (Zarria 2015). Se debe combinar tratamientos de descanso y pastoreo diferido con la misma especie animal de tal forma que los campos de pastoreo no se realicen todos los años y en la misma época, para mejorar la productividad (Flores 1993). El manejo de la estabilidad del suelo, ciclo del agua y nutrientes, son la clave para evitar la degradación de los pastizales, sumado al cambio climático quien los hace particularmente vulnerables (Bregas 1998).

Las tierras de pastoreo pueden llegar hasta el 90 por ciento de diferentes grados de degradación (Zhang 2006), debido principalmente a la sobrepoblación, el sobrepastoreo y el

cambio climático (Li *et al.* 2008). Esta degradación se manifiesta como la disminución de la calidad del suelo y vegetación, la productividad, el potencial económico y los servicios ecosistémicos (Wang 2004), afectando a la economía del productor (Li 1997).

En ecosistemas de pastizales altoandinos en el Perú, para evaluar los pastizales se utilizan tradicionalmente los métodos de Tres Pasos de Parker y el método de Milton, estos proveen estimados similares de condición y estado de salud del pastizal en respuesta al pastoreo, en tanto el método Pyke, brinda una aproximación del estado en que se encuentra la estructura funcional del ecosistema. Sin embargo, no se han realizado estudios de costo beneficio utilizando estos métodos tradicionales en condiciones altoandinas. Cabe aquí la posibilidad de utilizar la teledetección y sensores *in situ* (para calibrar los modelos) por parte del equipo técnico de las agencias agrarias o gobierno local/nacional para brindar información en tiempo real del estado actual de los pastizales, información valiosa para los tomadores de decisiones (ganaderos).

Si bien los productos globales como los de SoilGrids son una solución potencial y se usan con frecuencia en estudios a escala global, no está claro si la escala, la resolución y el factor de soporte de estos productos son adecuados para los propósitos locales (Cerretelli *et al.* 2021). En esta investigación la información de SoilGrids utilizado en el modelo, demostró ciertas deficiencias respecto a la escala espacial de trabajo en las zonas de evaluación, esta deficiencia se puede corregir con evaluaciones *in situ* y extrapolaciones a menor escala. En el Perú el único mapa de suelos fue publicado por la ONERN (1982), clasificó las tierras del Perú (zonas de vida), pero no muestra información sobre las variables utilizadas en este estudio. Por lo tanto, el gobierno central y local, sumado a la empresa privada, deben hacer un esfuerzo para obtener dicha información especialmente en zonas altoandinas de pastoreo.

4.4 MODELO DE DEGRADACIÓN RESTREND

Las tendencias positivas y negativas de los residuales en los tres distritos se muestran en la Tabla 24 y Figura 24 y Anexo 31. El modelo RESTREND reveló que el distrito de Santa Ana tiene un mayor proceso degradativo por presentar mayores tendencias negativas (15.27 por ciento) comparado con Canchayllo (3.94) y Simón Bolívar (2.61) debido a que no hay respuesta de la vegetación a la precipitación (Tabla 23). Estos resultados indican que los

pastizales de Santa Ana, al presentar serios procesos de degradación, la respuesta de la vegetación no es significativamente notoria a pesar de la humedad del suelo.

Tabla 21. Estimadores de la tendencia de los residuales del modelo RESTREND

Distrito	RESTREND +	%	RESTREND -	%	Total
Simón Bolívar	448	97.39	12	2.61	460
Canchayllo	610	96.06	25	3.94	635
Santa Ana	383	84.73	69	15.27	452

Fuente: elaboración propia

El método RESTREND (tendencia de los residuales) identifica los factores impulsores de la degradación de los pastizales al asumir que el cambio climático en términos de variación en la precipitación es el único factor. El método es simple y puede usarse para revelar la heterogeneidad espacial del factor climático que impulsa la degradación de los pastizales (He *et al.* 2015).

El análisis RESTREND se ha utilizado ampliamente en regiones áridas (Herrmann *et al.*, 2005; Li *et al.* 2012, Wessels *et al.* 2007). Wessels *et al.* (2007) utilizaron el método de RESTREND para distinguir la degradación de la tierra inducida por las actividades humanas de la causada por la variabilidad de las precipitaciones en la sabana de Sudáfrica. Li *et al.* (2012) también lo utilizaron para distinguir los cambios de vegetación inducidos por el hombre de aquellos impulsados por el cambio climático en la región de pastizales de Xilingol en Mongolia Interior, China.

Herrmann *et al.* (2005) aplicaron este método en el Sahel africano para explorar la relación entre las causas climáticas y antropogénicas de la degradación de los pastizales con imágenes de resolución gruesa (Advanced Very High Resolution Radiometer, AVHRR), encontrando que un proceso de restauración del desierto de Sahel expresa tendencias positivas en NDVI indicando un aumento neto en la producción de biomasa durante el período 1982-2003, desafiando la noción de desertificación irreversible en el desierto de Sahel. Sin embargo, no está muy claro si esta tendencia ecológica se debía a un retorno de las condiciones previas a la sequía o a un estado de transición hacia un nuevo estado de equilibrio con la introducción de vegetación diferente.

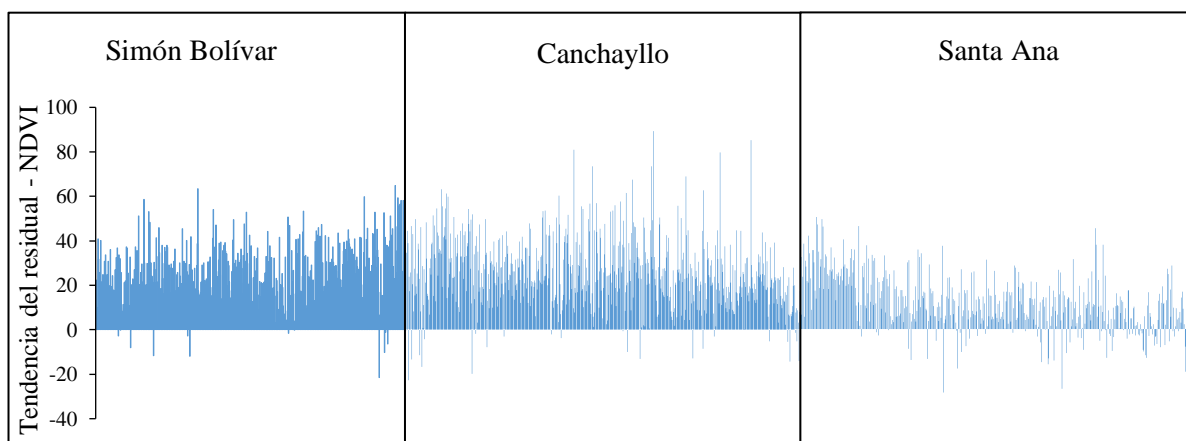


Figura 23. Tendencia de los residuales según el análisis RESTREND.

Fuente: elaboración propia

El método RESTREND mostró resultados prometedores (Anexo 31), donde las tendencias negativas (líneas hacia abajo) especialmente en el distrito de Santa Ana, coincidiendo con lo reportado por Pizarro (2017), quien afirma que el distrito en mención presenta altos índices de degradación. Este comportamiento (tendencias negativas) se asoció a menudo con las áreas de pastoreo degradadas, sin embargo, ambas tendencias, tanto positivas y negativas pueden resultar de procesos ecológicos naturales y no necesariamente de la actividad antrópica. Por lo tanto, el método RESTREND solo puede identificar posibles áreas problemáticas a escala regional, mientras que la causa de las tendencias negativas debe determinarse mediante investigaciones locales (Wessels *et al.* 2007).

Es preciso indicar que las condiciones ambientales y suelos poco fértiles y erosionadas de las zonas evaluadas en este estudio, hacen que la vegetación no tenga una respuesta inmediata y potente frente a las precipitaciones, lo que estaría generando cierta variación en la estimación del modelo RESTREND. Por lo tanto, el modelo espacial de degradación generado en esta investigación, a pesar de tener tendencias similares con RESTREND, se ajusta más a ciertas condiciones debido a que utiliza 7 variables en su estimación, comparado con la variable NDVI en respuesta a la precipitación utilizado por RESTREND, por lo tanto en condiciones de alta degradación de pastizales (incluso degradación por pérdida de suelo) como fue Santa Ana, se podría cometer un error tipo 1 al utilizar solamente el algoritmo del modelo RESTREND, ya que no considera en su estimación la variable suelo.

En Simón Bolívar (Anexo 31) indica que la vegetación de pastizales responde a la precipitación en la zona, dicho comportamiento se debe a varios factores que puedan estar ejerciendo presión sobre la vegetación de los pajonales y césped, dentro de ellos el sobre pastoreo y es una constante en las zonas de evaluación, ya que Flores (1996), Zarria (2015) y Pizarro (2017), al evaluar los pastizales altoandinos del Perú, coinciden al afirmar que existen factores principalmente antrópicos como el sobre pastoreo influyen negativamente sobre el ecosistema de pastizal.

4.4 Comparación Modelo Random Forest y RESTREND

Si comparamos los Anexos 28 y 31, podemos apreciar que ambos modelos (RESTREND y RANDOM FOREST), presentan comportamiento similar en términos de escala espacial, mostrando que el distrito de Santa Ana presenta un pobre estado de conservación de los pastizales, seguido de Canchayllo y Simón Bolívar.

Sin embargo, el modelo RESTREND presenta algunas desventajas debido a que no existe un periodo de referencia no degradado, que sirva como línea base para el análisis. Por lo tanto, la relación entre precipitación y productividad, así como los impactos en la degradación deben ser de la misma serie temporal. Por lo tanto, se necesita cierta temporalidad adecuada (mínimo 5 años) en los datos dado que las series de tiempo incluyen grados desconocidos de degradación, las relaciones lluvia-producción observadas pueden ser bastante diferentes de una relación inferior no degradada. Si ha habido degradación, la relación observada generalmente subestimarán la producción esperada para una determinada cantidad de lluvia y como resultado, los residuales subestimarán la magnitud de la degradación. Sin embargo, mientras la degradación cause una reducción fija en la producción, independiente de la lluvia, la pendiente calculada de los residuales con respecto al tiempo no se vería afectada (Evans y Geerken 2004).

Además, debido a la rápida respuesta a de los pastizales (raíz difusa) a la precipitación, depende mucho del momento en que se aplica el modelo ya que la tendencia de los residuales se va a ver afectados como, por ejemplo, si la simulación se hace en la mitad de la serie temporal de lluvias dará como resultado la pendiente más negativa debido a que el estado fenológico de los pastos se encuentra en una etapa avanzada, mientras que la misma

simulación aplicada cerca del comienzo o el final de la serie temporal dará como resultado una pendiente menor, debido a la mayor presencia de brotes y altos procesos fotosintéticos como respuesta a la humedad del suelo.

La densidad animal (UO/ha) de los distritos en estudio (Anexo 10), evidenció en Simón Bolívar (1.71 UO/ha), seguido de Canchayllo (0.84 UO/ha) y Santa Ana (0.33 UO/ha) para el año 2018. Es notorio que dicho comportamiento no está asociado al estado de conservación de los pastizales, por lo tanto, no podemos afirmar que la densidad animal sea una causa del estado de conservación del pastizal; sin embargo, es preciso indicar que la densidad animal es menor en Santa Ana, debido a variables climáticas, sociales y geológicas (Pizarro, 2017). Recharte *et al.* (2002), indican que, en la zona altoandina del Perú, el modelo de tenencia de tierras cooperativista y/o comunidad campesina influye sobre el estado de los pastizales. Por su parte, Pinedo (2006) indica que las condiciones ecológicas y productivas del sistema productivo, regulan directamente el pastoreo.

V. CONCLUSIONES

- Las variables de mayor importancia en la estimación de la degradación de los pastizales fueron la materia orgánica del suelo seguida de la cobertura vegetal, índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), biomasa aérea, densidad aparente del suelo, elevación y relación erosión /deposición.
- El modelo tuvo una precisión global de 60 por ciento en respuesta a las 7 variables del Estado de Conservación sensibles a sensores remotos, indicando que los pastizales altoandinos se encuentran en (87.97 por ciento) en condiciones de regular hacia pobre, siendo la región Huancavelica quien evidenció mayor área de pastizales en condición pobre.
- Los resultados del modelo espacial desarrollado para determinar el estado del pastizal fueron similares con lo arrojado por el modelo RESTREND, confirmando que la región Huancavelica posee pastizales con mayor tendencia negativa.

VI. RECOMENDACIONES

- Identificar áreas de referencia para pajonales y césped de puna en base a indicadores de estado de conservación que permitan monitorear de forma espacial y temporal para construir una base de datos.
- Continuar evaluaciones de la degradación de pastizales utilizando NDVI de larga data como el Landsat para la validación de modelos de evaluación y monitoreo de pastizales altoandinos.
- Validar aplicativos móviles para evaluación rápida de variables de suelo y vegetación en campo que permitan validar modelos globales de suelo (SoilGrids) y sistemas de alerta temprana (biomasa forrajera).

VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Adams, BW; Poulin KL; Moisey, D; McNeil, RL. 2005. Rangeland plant communities and range health assessment guidelines for the dry mixedgrass natural subregion of Alberta. Lethbridge: Rangeland Management Branch, Public Lands Division, Alberta Sustainable Resource Development (Pub. No. T/040 106 pp.).

Adler, P; Raff, D, Lauenroth, W. 2001. The effect of grazing on the spatial heterogeneity of vegetation. *Oecologia*, 128(4), 465-479. <https://doi.org/10.1007/s004420100737>.

Andrade, M; Ferreira, M; Batista, JY; Carneiro, A. 2006. Sistema de Producao de Forragens: Alternativas para la sustentabilidade da Pecuaria. Anais de simposio da 43 Reanido Anual de SBT Joao Pessoa PB.

Aparicio, N; Villegas, D; Royo, C; Casadesus, J; Araus, JL. 2004. Effect of sensor view angle on the assessment of agronomic traits by spectral reflectance measurements in durum wheat under contrasting Mediterranean conditions. *International Journal of Remote Sensing*, Vol.25, No.6, (March 2004), pp. 1131-1152, ISSN 0143-1161. <https://doi.org/10.1080/0143116031000116967>.

Ash, AS; Bellamy, JA; Stockwell, TG. 1994. State and transition models for rangelands. 4. Application of state and transition models to rangelands in Northern Australia. *Tropical Grasslands*, 28, 223–228.

Asrar, G; Weiser, R; Johnson, D; Kanemasu, E; Killeen J. 1986. Distinguishing among tallgrass prairie cover types from measurements of multispectral reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 19, 159–169. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(86\)90069-6](https://doi.org/10.1016/0034-4257(86)90069-6).

Asrar, G; Fuchs, M; Kanemasu, ET; Hatfield, JL. 1984. Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. *Agron. Journal* 76: 300-306.

<https://doi.org/10.2134/agronj1984.00021962007600020029x>.

- Bannari, A; Morin, D; Bonn, F; Huete, AR. 1995. A review of vegetation indices. *Remote sensing reviews*, 13(1-2), 95-120.
- Baret, E; Guyot, G; Begue, A; Morel, P; Podaire, A. 1986. Etude de la complémentarité du moyen infrarouge avec le visible et le proche infrarouge pour le suivi de la végétation. *Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing*, Les Arcs, France, 409-412.
- Bashari, H; Smith, C; Bosch, OJ. 2008. Developing decision support tools for rangeland management by combining state and transition models and Bayesian belief networks. *Agricultural Systems*, 99(1), 23-34. <https://doi.org/10.1016/j.agry.2008.09.003>.
- Batjes, N. 1999. Management options for reducing CO₂ concentrations in the atmosphere by increasing carbon sequestration in the soil. Report no.: 410 200 031. ISRIC, Wageningen, Netherlands.
- Batten, GD. 1998. Plant analysis using near infrared reflectance spectroscopy: The potential and the limitations. *Australian Journal of Experimental Agriculture*. vol. 38, no. 7, pp. 697–706. <https://doi.org/10.1071/EA97146>.
- Bento VA, Gouveia CM, DaCamara CC, Libonati R, Trigo IF. 2020. The roles of NDVI and Land Surface Temperature when using the Vegetation Health Index over dry regions. *Global and Planetary Change*, 190, 103198.
- Blanco, JA. 2014. Modelos ecológicos: descripción, explicación y predicción. *Revista Ecosistemas*, 22(3), 1-5.
- Blanco, JA. 2013. Aplicaciones de modelos ecológicos en la gestión de recursos naturales. Omnia Science, Barcelona. España. 210 pp.
- Blanco, LJ; Aguilera, MO; Paruelo, JM; Biurrun, FN. 2008. Grazing effect on NDVI across an aridity gradient in Argentina. *Journal of Arid Environments*. 72(5), 764-776. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2007.10.003>.
- Bestelmeyer, BT; Brown, JR; Havstad, KM; Alexander, R; Chavez, G; Herrick, JE. 2003. Development and use of state-and-transition models for rangelands. *Journal of Range Management*. 56, 114–126.

- Bestelmeyer, BT; Goolsby, DP; Archer, SR; 2011. Spatial perspectives in state-and-transition models: a missing link to land management? *J. Appl. Ecol.* 48, 746–757. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1365-2664.2011.01982.x>.
- Bowker, MA; Belnap, J; Miller, ME. 2006. Spatial Modeling of Biological Soil Crusts to Support Rangeland Assessment and Monitoring. *Rangeland Ecol. Manage* 59:519–529. <https://doi.org/10.2111/05-179R1.1>.
- Brack, A; Mendiola, C. 2004. *Ecología del Perú*. Lima, Editorial Bruño. Segunda edición. 102 p.
- Bradley, AV. Millington, AC. 2006. Spatial and temporal scale issues in determining biomass burning regimes in Bolivia and Peru. *Int. J. Remote Sens.* 27, 2221–2253. <https://doi.org/10.1080/01431160500396550>.
- Bregas, J. P. 1998. Ecological impacts of global change on drylands and their implications for desertification. *Land degradation & development*, 9, 393-406.
- Breiman, L. 1996. Bagging predictors, *Machine Learning*, 24 (2), 123-140.
- Breiman, L. 2001. Random forests. Statistics Department, University of California. *Machine learning*, 45(1), 5-32.
- Briske, D. Heitschmidt, R. 1991. Grazing management an ecological perspective. An ecological perspective. pp. 11-26.
- Briske, D; Fuhlendorf, S; Smeins, F. 2005. State and Transition Models, Thresholds, and Rangeland Health: A Synthesis of Ecological Concepts and Perspectives. Oklahoma State University, Stillwater. *Rangeland Ecology and Management*. 58:1–10. pp. 6. [https://doi.org/10.2111/1551-5028\(2005\)58<1:SMTARH>2.0.CO;2](https://doi.org/10.2111/1551-5028(2005)58<1:SMTARH>2.0.CO;2).
- Bullón MB. 2014. Cambios ambientales y dinámica de las cubiertas de pastizal en el Sistema Central español a partir del análisis multitemporal de imágenes MODIS-TERRA entre 2003 y 2012. *GeoFocus. Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, (14), 252-274.
- Buol, SW; Hole, FD; McCracken, RJ. 1989. *Soil Genesis and Classification*. Iowa State Univ. Press, Ames. IA 50010.

- Cabrejo SC. 2017. Evaluación de metodologías para estimar la condición y tendencia de pastizales alto andinos. Tesis de Ingeniero Zootecnista. Lima: Univ. Nacional Agraria La Molina. 166 p. <http://repositorio.lamolina.edu.pe/handle/UNALM/4243>.
- Cai, L; Wang, H; Liu, Y; Fan, D; Li, X. 2022. Is potential cultivated land expanding or shrinking in the dryland of China? Spatiotemporal evaluation based on remote sensing and SVM. *Land Use Policy*, 112, 105871.
- Cairns, MA; Brown, S; Helmer, EH; Baumgardner, GA. 1997. Root biomass allocation in the world's upland forests. *Oecologia* 111, 1–11. <https://doi.org/10.1007/s004420050201>.
- Callicot, JB; Mumford, K. 1997. Ecological Sustainability as a Conservation Concept. *Conservation Biology*. 11, 1. pp. 32-40.
- Campbell, JB. 1987. *Introduction to Remote Sensing*. The Guilford Press, New York, USA, 551.
- Cerretelli, S; Poggio, L; Yakob, G; Boke, S; Habte, M; Coull, M; Gimona, A. 2021. The advantages and limitations of global datasets to assess carbon stocks as proxy for land degradation in an Ethiopian case study. *Geoderma*, 399, 115117.
- Castle ME. 1976. A simple disc instrument for estimating herbage yield. *Journal of the British Grassland Society*, 31, 37–40. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2494.1976.tb01113.x>.
- Cerón, P; García, H. 2009. Propiedades del suelo en bosque y pajonal; reserva natural Pueblo Viejo, Nariño, Colombia. *Revista UDCA Actualidad & Divulgación Científica*, 12(1), 113-120. <https://doi.org/10.31910/rudca.v12.n1.2009.647>.
- Chaichi, MR; Saravi, MM; Malekian, A. 2005. Effects of Livestock Trampling on Soil Physical Properties and Vegetation Cover (Case Study: Lar Rangeland, Iran). *Int. J. Agri. Biol.*, Vol. 7, No. 6.
- Chang, LS; Peng S; LIU SR. 2016. A review of plant spectral reflectance response to water physiological changes, *Chinese Journal of Plant Ecology*. Vol. 40, no. 1, pp. 80–91. <https://www.plant-ecology.com/EN/10.17521/cjpe.2015.0267>.
- Chen, ZH; Wang, J. 2005. Establishing a ecosystem health model in arid and semi-arid area by using remote sensing data. In *Proceedings of 2005 IEEE International Geoscience and*

Remote Sensing Symposium, Seoul, Korea. pp. 2953–2956.
<http://www.rsta.ac.cn/EN/Y2005/V20/I6/558>.

Chen, ZH; Yin, Q; Li, L; Xu, H. 2010. Ecosystem health assessment by using remote sensing derived data: A case study of terrestrial region along the coast in Zhejiang province. In Proceedings of the 2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Honolulu, HI, USA. pp. 4526–4529. 10.1109/IGARSS.2010.5651913.

Clarke, KC; Parks, BO; Crane, MP. 2002. GIS and Environmental Modeling. Prentice – Hall Inc., Upper Saddle River

Coppin, P; Jonckheere, I; Nackaerts, K; Muys, B; Lambin, E. 2004. Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. *International Journal of Remote Sensing* 25(9):1565-1596. https://doi.org/10.1142/9789812777249_0001.

Chuvieco, SE. 1996. Fundamentos de teledetección espacial. 3a. ed. Revisada. Ediciones Rialp, Madrid.

Colwell, JE. 1974. Grass canopy bidirectional reflectance. Proceedings of 9th International Symposium on Remote Sensing of the Environment. Ann Arbor, USA, 1061-1065.

Costanza, R; Norton, BG; Haskell, BD. 1992. Toward an Operational Definition of Ecosystem Health. Island Press: Washington, DC, USA.

Creed, IF; Sanford, SE; Beall, FD; Molot, LA; Dillon, PJ. 2003. Cryptic wetlands: integrating hidden wetlands in regression models of the export of dissolved organic carbon from forested landscapes. *Hydrological Processes*, 17(18), 3629-3648. <https://doi.org/10.1002/hyp.1357>.

Cruden, BA; Prabhu, D; Martinez, R. 2012. Absolute radiation measurement in venus and mars entry conditions, *Journal of Spacecraft and Rockets*. Vol. 49, no. 6, pp. 1069–1079. <https://doi.org/10.2514/1.A32204>.

Das, S; Chakraborty, R; Maitra, A. 2017. A random forest algorithm for nowcasting of intense precipitation events. *Advances in Space Research*, 60(6), 1271-1282. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2017.03.026>.

Darvishzadeh, R; Skidmore, A; Schlerf, M; Atzberger, C; Corsi, F; Cho, M. 2008. LAI and chlorophyll estimation for a heterogeneous grassland using hyperspectral measurements.

ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 63(4), 409-426.
<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2008.01.001>.

Davis, JR. 1995. Expert systems and environmental modelling. *Modelling Change in Environmental Systems*. Wiley, Chichester, pp. 505-517.

D'antonio, C; Bainbridge S., Kennedy, C; Bartolome, J; Reynolds, S. 2002. Ecology and restoration of California grasslands with special emphasis on the influence of fire and grazing on native grassland species. Unpublished report prepared for the David and Lucille Packard Foundation. Berkeley, CA: University of California.

Decreto Supremo N° 017, 2009-AG. Reglamento de clasificación de tierras por su capacidad de uso mayor. Diario oficial el peruano. Lima, 02 de setiembre del 2009.

Deering, DW; Rouse, JW; Haas, RH; Schell, HH. 1975. Measuring forage production of grazing units from Landsat-MSS data. Proceedings of the Tenth International Symposium on Remote Sensing of the Environment. ERIM, Ann Arbor, Michigan, USA, 1169-1198.

Dias FM. 2005. Degradação de pastagens: Processos, causas e estratégias de recuperação. 2da. Ed. Embrapa Amazônia Oriental. Belém, Brasil, 173 pp.

Diaz, UR; Alvarez de Andrés, S. 2006. "Gene Selection and Classification of Microarray Data Using Random Forest," *BMC Bioinformatics*, 7, 3.

Didan, K. 2015. MOD13Q1 MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250m SIN Grid V006 [Data set]. NASA EOSDIS LP DAAC. doi: 10.5067/MODIS/MOD13Q1.006

Dyksterhuis, EJ. 1994. Condition and management of range land based on quantitative ecology. *J. Range Manage.* 2:104-115.

Easdale, MH; Fariña, C; Hara, S; León, NP; Umaña, F; Tiftonell, P; Bruzzone, O. 2019. Trend-cycles of vegetation dynamics as a tool for land degradation assessment and monitoring. *Ecological Indicators*, 107, 105545.

Eguren, F. 2015. Los suelos en el Perú. Necesitamos ampliar la frontera agrícola. La revista Agraria. Centro Peruano de Estudios Sociales (CEPES). [internet], [28 febrero 2015]. Disponible en <http://www.larevistaagraria.org/>.

Eguren, SK. 2016. Análisis espacial del hábitat de la vicuña en una Comunidad Campesina en la Reserva Paisajística Nor Yauyos Cochabamba. *Espacio y Desarrollo*, (28), 103-128. <https://doi.org/10.18800/espacioydesarrollo.201601.005>.

Enríquez, VF. 2011. Evaluación de las propiedades físicas y químicas del suelo de las áreas de pastoreo del Centro de Investigación y Desarrollo de Vacunos de la Universidad nacional de Huancavelica del distrito de Acraquia-Pampas. Tesis de grado. Ingeniero Zootecnista. Huancavelica: Universidad Nacional de Huancavelica.

Escadafal, R. Huete, AR. 1991. Étude des propriétés spectrales des sols arides appliquée à l'amélioration des indices de végétation obtenus par télédétection. *Comptes rendus de l'Académie des sciences. Série 2, Mécanique, Physique, Chimie, Sciences de l'univers, Sciences de la Terre*, 312(11), 1385-1391. <http://pascal-francis.inist.fr/vibad/index.php?action=getRecordDetail&idt=5058337>

Escadafal, R. 1989a. Remote sensing of arid soil surface color with Landsat Thematic Mapper. *Adv Space Res.* 9 (1): 1159-1163.

Escribano, P; Palacios, A; Oyonarte, C. 2008. Cuantificación y distribución espacial de los tipos de cubierta en los ecosistemas semiáridos con imágenes hiperespectrales, caso práctico en el Parque Natural Cabo de Gata-Níjar (Almería). *Ecosistemas*, 17(3). <http://www.revistaecosistemas.net/articulo.asp>.

Eswaran, H; Van DB; Reisch, P. 1993. Organic carbon in soils of the world. *Soil science society of America journal*, 57(1), 192-194. <https://doi.org/10.2136/sssaj1993.03615995005700010034x>

Evans J, Geerken R. 2004. Discrimination between climate and human-induced dryland degradation. *Journal of arid environments*. 57(4):535–554. [https://doi.org/10.1016/S0140-1963\(03\)00121-6](https://doi.org/10.1016/S0140-1963(03)00121-6).

Fan, L; Berger, FH; Liu, H; Bernhofer, C. 2014. Validating MODIS land surface reflectance products using ground-measured reflectance spectra—a case study in semi-arid grassland in Inner Mongolia, China. *International journal of remote sensing*, 35(5), 1715-1728. <https://doi.org/10.1080/01431161.2014.882031>.

Farfán LR; Farfán TE. 2012. Producción de pasturas cultivadas y manejo de pastos naturales altoandinos. Primera Edición. Gobierno Regional de Moquegua Hecho el Depósito Legal en

la Biblioteca Nacional del Perú N° 2012-13392. 249p.
<http://repositorio.inia.gob.pe/handle/20.500.12955/417>.

Feilhauer, H; Dahlke, C; Doktor, D; Lausch, A; Schmidtlein, S; Schulz, G; Stenzel, S. 2014. Mapping the local variability of Natura 2000 habitats with remote sensing. *Applied Vegetation Science* 17(4), 765-779. <https://doi.org/10.1111/avsc.12115>.

Fensholt, R; Sandholt, I; Rasmussen, MS. 2004. Evaluation of MODIS LAI, fAPAR and the relation between fAPAR and NDVI in a semi-arid environment using *in situ* measurements. *Remote Sens. Environ.* 91, 490–507. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.04.009>.

Fernández GM. 2017. Desarrollo de un modelo matemático para el diseño y la gestión de humedales artificiales subsuperficiales. Aplicación al humedal artificial subsuperficial de flujo horizontal de Carrícola (Valencia). Tesis de Maestría. Valencia: Universidad Politécnica de Valencia. 131 p. <http://hdl.handle.net/10251/89887>.

Fleishman, E; Seto, KC. 2009. Applications of remote sensing to ecological modeling. Network of Conservation Educators and Practitioners. Retrieved from <http://ncep.amnh.org>.

Filet, PG. 1994. State and transition models for rangelands. 3. The impact of the state and transition model on grazing lands research, management and extension: a review. *Tropical Grasslands*, 28, 214–222.

Foley, WJ; McIlwee, A; Lawler, I; Aragonés L; Woolnough, AP; Berding, N. 1998. Ecological applications of near infrared reflectance spectroscopy - A tool for rapid, cost-effective prediction of the composition of plant and animal tissues and aspects of animal performance, *Oecologia*, vol. 116, no. 3, pp. 293–305.

Flores, E. 1992. Naturaleza y uso de los pastos naturales. Lima: Programa TTA, pp. 1-15.

Flores, A; Malpartida, E. 1987. Manejo de praderas nativas y pasturas en la región Altoandina del Perú. Lima: Fondo del Libro del Banco Agrario. 104 pp.

Flores, E. 1996. Reality, Limitations and Research Needs of the Peruvian Livestock Sector. Ps 83-96.

Flores, E. 2013. Pastores de Puna, Cambio climático y Seguridad Alimentaria. En conferencia: Pastores de Puna: Vulnerabilidad y Adaptación al Cambio Climático. Laboratorio de Ecología y Utilización de Pastizales – UNALM.

Flores, E. 2019. Cambio climático: Pastizales altoandinos y seguridad alimentaria. *Revista de Glaciares y Ecosistemas de Montaña*. INAIGEM, 73-80 pp. <https://revista.inaigem.gob.pe/index.php/RGEM/article/view/7>.

Follett, R; Kimble, J; Lal, R. 2001. *The Potential of U.S. Grazing Lands to Sequester Carbon and Mitigate the Greenhouse Effect*. Lewis Publishers, Boca Raton, FL. London New York Washington, D.C.

Flynn, ES; Dougherty, CT; Wendroth, O. 2008. Assessment of Pasture Biomass with the Normalized Difference Vegetation Index from Active Ground-Based Sensors. *Agron. J.* 100, 114. doi:10.2134/agrojn2006.0363.

Fuentes, DA; Gamon, JA; Cheng, Y; Qui, HL; Mao, Z; Sims, DA. 2006. Mapping carbon and water vapor fluxes in a chaparral ecosystem using vegetation indices derived from AVIRIS. *Remote Sensing of Environment*. 103, 312-323. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.10.028>.

Funk, C; Peterson, P; Landsfeld, M; Pedreros, D; Verdin, J; Shukla, S; Husak, G; Rowland, J; Harrison, L; Hoell, A; Michaelsen, J. 2015. The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. *Scientific Data* 2: <http://dx.doi.org/10.1038/sdata.2015.66>.

Gamon, JA; Cheng, Y; Claudio, H; Mackinney, L; Sims, DA. 2006. A mobile tram system for systematic sampling of ecosystem optical properties. *Remote Sensing of Environment*. 103(3), 246-254. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.04.006>.

Gamon, JA; Field, CB; Goulden, ML. 1995. Relationships between NDVI, canopy structure, and photosynthesis in three Californian vegetation types. *Ecological Applications*, vol. 5, no. 1, pp. 28–41, 1995. <https://doi.org/10.2307/1942049>.

Ge, J; Hou, M; Liang, T; Feng, Q; Meng, X; Liu, J; Gao, H. 2022. Spatiotemporal dynamics of grassland aboveground biomass and its driving factors in North China over the past 20 years. *Science of The Total Environment*, 826, 154226.

Genuer, R; Poggi, JM; Tuleau, C. 2008. “Random Forests: Some Methodological Insights,” Research Report 6729, Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique. ISSN 0249–6399.

- Geist, H; Lambin, E. 2004. Dynamic causal patterns of desertification. *BioScience* 54, 817–829. [https://doi.org/10.1641/0006-3568\(2004\)054\[0817:DCPOD\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2004)054[0817:DCPOD]2.0.CO;2).
- Graetz, RD. 1990. Remote sensing of terrestrial ecosystem structure: an ecologist's pragmatic view. In R. J. Hobbs, H. A. Mooney (Eds.), *Remote sensing of biosphere functioning*. New York: Springer-Verlag. pp. 5 – 30. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-3302-2_2
- Grafton, RQ; Adamowicz, W; Dupont, D; Nelson, H; Hill, RJ; Renzetti, S. 2004. *The Economics of the Environment and Natural Resources*. Blackwell Publishing Ltd, Oxford.
- Granados RR; Reyna TT, Gómez RG; SORIA RJ. 2004. Analysis of NOAA-AVHRR-NDVI Images for Crops Monitoring, *International Journal of Remote Sensing*. Vol. 25-9: 1615-1627. <https://doi.org/10.1080/0143116031000156855>.
- Grace, J; Nichol, C; Disney, M; Lewis, P; Quaife, T; Bowyer, P. 2007. Can we measure terrestrial photosynthesis from space directly, using spectral reflectance and fluorescence? *Global Change Biology*, vol. 13(7). 1484–1497. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2007.01352.x>.
- Griffith, DR; Mannering, JV; Moldenhauer, WC. 1977. Conservation tillage in eastern Corn Belt. *J. Soil Water Conserv.* 32(1): 20-28.
- Grömping, U. 2009. Variable importance assessment in regression: linear regression versus random forest. *The American Statistician*, 63(4), 308-319. <https://doi.org/10.1198/tast.2009.08199>.
- Gu, Z; Shi, P; Chen, J. 2008. Estimation of grassland degradation based on historical maximum growth model using with remote sensing data. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Vol. XXXVII. Part B8. Pg. 895. Beijing.
- Guillermo, O. 2014. *Técnicas de refinamiento y recuperación de pastizales*. Primera edición. Universidad Nacional de Tucumán. San Miguel de Tucumán. Argentina.
- Guyot, G. 1984. Caractérisation spectrale des couverts végétaux dans le visible et le proche infrarouge; application à la télédétection. *Bulletin de la Société Française de*

Photogrammétrie et de Télédétection 95 (3): 5-22. <http://pascal-rancis.inist.fr/vibad/index.php?action=getRecordDetail&idt=8985852>.

Hakl, J; Hrevušová, Z; Hejcman, M; Fuksa, P. 2012. The use of a rising plate meter to evaluate lucerne (*Medicago sativa* L.) height as an important agronomic trait enabling yield estimation. *Grass and Forage Science*. 67(4), 589-596. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2494.2012.00886.x>

He, C; Tian, J; Gao, B; Zhao, Y. 2015. Differentiating climate-and human-induced drivers of grassland degradation in the Liao River Basin, China. *Environmental monitoring and assessment*, 187(1), 4199. <https://doi.org/10.1007/s10661-014-4199-2>.

Hejcman, M; Sochorová, L; Pavlů, V; Štrobach, J; Diepolder, M; Schellberg, J. 2014. The Steinach Grassland Experiment: Soil chemical properties, sward height and plant species composition in three cut alluvial meadow after decades-long fertilizer application. *Agric. Ecosyst. Environ.* 184, 76–87. [doi:10.1016/j.agee.2013.11.021](https://doi.org/10.1016/j.agee.2013.11.021)

Hengl, T; De Jesus, JM; Heuvelink, GB; Gonzalez, MR; Kilibarda, M; Blagotić, A; Guevara, MA. 2017. SoilGrids250m: Global gridded soil information based on machine learning. *PLoS one*, 12(2), e0169748. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0169748>.

Heilman, JL; Kress, MR. 1987. Effects of vegetation on spectral irradiance at the soil surface. *Agron. Journal* 79: 765-768. <https://doi.org/10.2134/agronj1987.00021962007900050002x>

Herrmann, SM; Anyamba, A; Tucker, CJ. 2005. Recent trends in vegetation dynamics in the African Sahel and their relationship to climate. *Global Environmental Change Human and Policy Dimensions*, 15(4), 394–404. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2005.08.004>.

Herrick, JE; Bestelmeyer, BT; Archer, S; Tigel, AJ; Brown, JR. 2006. An integrated framework for science-based arid land management. *Journal of Arid Environments*, 65, 319–335. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2005.09.003>.

Herrick, JE; Lessard, VC; Spaeth, KE; Shaver, PL; Dayton, RS; Pyke, DA. 2010. National ecosystem assessments supported by scientific and local knowledge. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 8, 403–408. <https://doi.org/10.1890/100017>

- Hill, MJ. 2013. Vegetation index suites as indicators of vegetation state in grassland and savanna: An analysis with simulated SENTINEL 2 data for a North American transect. *Remote Sensing of Environment*, 137, 94-111. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.06.004>.
- Hill, MJ; Roxburgh, SH; Carter, JO; Mckean, GM. 2005. Carbon changes in response to grazing, drought and fire in savanna woodlands of Australia: A scenario approach using 100 years of simulated annual fire and grassland dynamics. *Australian Journal of Botany*, 53, 715–739.
- Hoffmann, H; Nieto, H; Jensen, R; Guzinski, R; Zarcotejadan, P; Friborg, T. 2015. Estimating evapotranspiration with thermal UAV data and two source energy balance models. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, vol. 12, no. 8, pp. 7469–7502. doi:10.5194/hessd-12-7469-2015.
- Huete, A; Didan, K; Muiira, T; Rodriguez, E; Gao, X; Ferreira, L. 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing Environment* 83: 195-213. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2).
- Huete, AR; Liu, HQ; Batchily, KV; Van Leeuwen, WJD. 1997. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. *Remote sensing of environment*. 59(3), 440-451. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00112-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00112-5).
- Huete, A; Justice, C; Liu, H. 1994. Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS. *Remote Sensing of Environment*, 49, 224– 234. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)90018-3](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)90018-3).
- Huete, AR. 1989. Soil influences in remotely sensed vegetation-canopy spectra. *Theory and Applications of Optical Remote Sensing*, Wiley ed., Washington, USA, 107-141.
- Huete, A. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing Environment* 25: vol. 25, no. 3, pp. 295-309. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X).
- Huete, AR; Jackson, RD; Post, DF. 1985. Spectral response of a plant canopy with difference soil backgrounds. *Remote Sens. Environ.* 17 (1), 37–53. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(85\)90111-7](https://doi.org/10.1016/0034-4257(85)90111-7).
- Huete, AR. 1984. Soil spectral effects on vegetation discrimination. Ph.D. Thesis, Department of Soils, Water and Engineering. University of Arizona, USA, 208p.

Hunt, E; James H; Jerry, C; Moran, M; Booth, D; Gerald, L; Patrick, E; Seyfried, M. 2003. Applications and Research Using Remote Sensing for Rangeland Management. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 69 (6), 675–693. <https://doi.org/10.14358/PERS.69.6.675>.

Hobbs, RJ; Harris, JA. 2001. Restoration ecology: repairing the Earth's ecosystems in the new millenium. *Restoration Ecology*. 9:236-246. <https://doi.org/10.1046/j.1526-100x.2001.009002239.x>.

Horning, N; Robinson, JA; Sterling, EJ; Turner, W; Spector, S. 2010. Remote sensing for ecology and conservation: a handbook of techniques. Oxford University Press. 451p.

Huntsinger, L; Bartolome, JW; D'antonio, CM. 2007. Grazing management on California's Mediterranean grasslands. in: M.R. Stromberg, J.D. Corbin, and C.M. D'Antonio (eds.), *California grasslands: ecology and management*. Berkeley, CA: University of California Press. 233-253.

[INEI] Instituto Nacional de Estadística. (2012). IV Censo Nacional Agropecuario. [internet], [15 de agosto del 2015]. Disponible en: <http://censos.inei.gob.pe/Cenagro/redatam/>.

[IPCC] Intergovernmental Panel on Climate Change. 2007. Climate Change 2007: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, M.L. Parry, O.F. Canziani, J.P. Palutikof, P.J. van der Linden and C.E. Hanson, Eds., Cambridge University Press, Cambridge, UK, 976pp.

Jackson, ML. 1964. Análisis químico de suelos (Traducido por J. Beltrán). Ediciones Omega, S. A. Barcelona, España. 662 p.

Jackson, RD; Bartolome, JW. 2007. Grazing ecology of California's grasslands. in: M.R. Stromberg, J.D. Corbin, and C.M. D'Antonio (eds.), *California grasslands: ecology and management*. Berkeley, CA: University of California Press. 197-206.

Jackson, RD; Bartolome, JW. 2002. A state-transition approach to understanding nonequilibrium plant community dynamics in Californian grasslands. *Plant ecology*. 162: 49-65. <https://link.springer.com/article/10.1023/A:1020363603900>.

Jackson, RD; Pinter, PJ; Paul, J; Reginato, RJ; Robert, J; Idso, SB. 1980. Hand-held radiometry. Agricultural Reviews and Manuals ARM-W-19. Oakland, California: U.S. Department of Agriculture, Science and Education Administration. 19810019958.pdf.

Jackson, R. D; Pinter, PJ; Paul, J; Reginato, RJ. 1985. Net radiation calculated from remote multispectral and ground station meteorological data. *Agric. For. Meteorol.* 35: 153-164. [https://doi.org/10.1016/0168-1923\(85\)90081-4](https://doi.org/10.1016/0168-1923(85)90081-4).

Jakeman, AJ; Letcher, RA; Norton, JP. 2006. Ten iterative steps in development and evaluation of environmental models. *Environmental Modelling Software*, 21(5), 602-614. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2006.01.004>.

Jakeman, AJ; Beck, MB. 1993. Modelling change in environmental systems. No. 628.5 J3.

Jeltsch, F; Tietjen, B; Blaum, N; Rossmanith, E. 2011. Population and ecosystem modeling of land use and climate change impacts on arid and semi-arid savanna dynamics. In M. J. Hill, & N. P. Hanan (Eds.), *Ecosystem function in savannas: Measurement and modeling at landscape to global scales*. 257–272. Press. <https://doi.org/10.1201/b10275>.

Jobbágy, EG; Jackson, RB. 2000. The vertical distribution of soil organic carbon and its relation to climate and vegetation. *Ecological Applications*. 10, 423-436. [https://doi.org/10.1890/1051-0761\(2000\)010\[0423:TVDOSO\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1890/1051-0761(2000)010[0423:TVDOSO]2.0.CO;2).

Jobbágy EG; Acosta, AM; Noretto, MD. 2013. Rendimiento hídrico en cuencas primarias bajo pastizales y plantaciones de pino de las sierras de Córdoba (Argentina). *Asociación Argentina de Ecología. Ecología Austral* 23:87-96. <https://doi.org/10.25260/EA.13.23.2.0.1164>.

Jordan CF. 1969. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor. *Ecology*, vol. 50, no. 4, pp. 663–666, 1969. <https://doi.org/10.2307/1936256>

Jorgensen, SE, Bendoricchio, G. 2001. Fundamentals of Ecological Modelling. *Elsevier, Amsterdam*. Third edition. (Vol. 21). Elsevier. 529p.

Justice, C; Townshend, J; Holben, B; Tucker, C. 1985. Analysis of the phenology of global vegetation using meteorological satellite data. *International Journal of Remote Sensing*. v. 6, p.1271-1318. <https://doi.org/10.1080/01431168508948281>.

Justice, C; Vermote, E; Townshend, J; Defries, R; Roy, D; Hall, D; Salomonson, V; Privette, J; Riggs G; Strahler, A; Lucht, W; Myneni, R; Knyazikhin, Y; Running, S; Nemani, R; Wan, Z; Huete, A; Van, LW; Wolfe, RE; Giglio, L; Muller, J; Lewis, P; Barnsley, M. 1998. The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): land remote sensing for global change research. *Geoscience and Remote Sensing* 36 (4), 1228 – 1249. DOI: 10.1109/36.701075.

Karnieli, A; Agam, N; Pinker, R. 2010. Use of NDVI and land surface temperature for drought assessment: merits and limitations. *Journal of Climate*. vol. 23, no. 3, pp. 618–633. <https://doi.org/10.1175/2009JCLI2900.1>.

Kaufman, YJ; Hobbs, PV; Kirchhoff, V; Artaxo, P; Remer, LA; Holben, BN; King, MD; Ward, DE; Prins, EM; Longo, KM; Mattos, LF; Nobre, CA; Spinhirne, JD; Ji, Q; Thompson, AM; Gleason, JF; Christopher, SA; Tsay, SC. 1998. Smoke, Clouds, and Radiation-Brazil (SCAR-B) experiment. *Journal of Geophysical Research- Atmospheres*, 103, 31783–31808. <https://doi.org/10.1029/98JD02281>.

Kaufman, YJ; Tanre, D. 1992. Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) for EOS-MODIS, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. vol. 30, no. 2, pp. 261–270. DOI: 10.1109/36.134076.

Kauth, RJ; Tomas, G. 1976. The tasselled cap-a graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by landsat. *in Proceedings of the LARS Symposia*, 159 p. http://docs.lib.purdue.edu/lars_symp.

Kimmins, JP; Blanco, JA; Seely, B; Welham, C; Scoullar, K. 2008. Complexity in modelling forest ecosystems. How much is enough?. *Ecology and Management* 256: 1646-1658. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2008.03.011>.

Kimmins, JP. 2004. *Ecology. A foundation for sustainable management and environmental ethics in forestry*, Pearson/Prentice Hall. Upper Saddle River, NJ. USA.

Kollenkark, JC; Vanderbilt, VC; Bauer, ME; Housley, TL. 1982. Effect of cultural practices on agronomic and reflectance characteristics for soil brightness. *International Journal of Remote Sensing*. 11 (5): 751-758. <https://doi.org/10.2134/agronj1982.00021962007400040035x>.

- Kosten, S; Huszar, VL; Bécares, E; Costa, LS; van Donk, E; Hansson, LA; Scheffer, M. 2012. Warmer climates boost cyanobacterial dominance in shallow lakes. *Global Change Biology*, 18(1), 118-126.
- Lawrence, RL; Wood, SD; Sheley, RL. 2006. Mapping invasive plants using hyperspectral imagery and Breiman Cutler classifications (RandomForest). *Remote Sensing of Environment* 100(3), 356-362. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.10.014>.
- Laycock, WA. 1991. Stable states and thresholds of range condition on North American rangelands: a viewpoint. *Journal of Range Management* 44:427-433. <https://journals.uair.arizona.edu/index.php/jrm/article/viewFile/8636/8248>.
- Ledo, A; Montes, F; Cañellas, I. 2013. Nuevas herramientas para el estudio de la interacción entre especies en el espacio y en el tiempo. *Ecosistemas* 22(3): 52-57. <https://doi.org/10.7818/ECOS.2013.22-3.08>.
- Leyva, R; Laura, S; Baldoquín, P; Reyes, O. 2018. Propiedades de los suelos en diferentes usos agropecuarios, Las Tunas, Cuba. *Revista de Ciencias Agrícolas*, 35(1), 36-47. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6572303>
- Li, B. 1997. Rangeland degradation in northern China and strategies for its prevention. *Scientia Agricultura Sinica (in Chinese)*, 30, 1–8.
- Li B; Deng, C; Li Shuang. 2005. High resolution remote sensing image classification based on particle swarm optimization and support vector machine. *Computer Modelling & New Technologies*. 19(2B) 22-26. http://www.cmnt.lv/upload-files/ns_39brt003_CMNT1902-527.pdf
- Li, S; Verburg, P; Lv, S; Wu, J; Li, X. 2012. Spatial analysis of the driving factors of grassland degradation under conditions of climate change and intensive use in Inner Mongolia, China. Springer Verlag. *Reg Environ Change*. 12:461–474. <https://doi.org/10.1007/s10113-011-0264-3>.
- Li, Y; Dong, S; Wen, L; Wang, X; Wu, Y. 2013. Three-dimensional framework of vigor, organization, and resilience (vor) for assessing rangeland health: A case study from the alpine meadow of the qinghai-tibetan plateau, China. *Ecohealth* 10, 423–433. <https://doi.org/10.1007/s10393-013-0877-8>.

Li, X.L., Yuan, Q.H., Wan, L.Q., He, F., 2008. Perspectives on livestock production systems in China. *The Rangeland Journal* 30, 211–220.

Li, ZW; Xin, XP; Huan, TA; Fan, NG; Chen, BR; Zhang, BH. 2017. Estimating grassland LAI using the Random Forests approach and Landsat imagery in the meadow steppe of Hulunber, China. *Journal of Integrative Agriculture*. 16(2), 286-297. [https://doi.org/10.1016/S2095-3119\(15\)61303-X](https://doi.org/10.1016/S2095-3119(15)61303-X).

Li, Z; Wang, J; Tang, H; Huang, C; Yang, F; Chen, B; Ge, Y. 2016. Predicting grassland leaf area index in the Meadow Steppes of Northern China: A comparative study of regression approaches and hybrid geostatistical methods. *Remote Sensing*, 8(8), 632. <https://doi.org/10.3390/rs8080632>.

Liang, Y; Jiang, Y; Wang F. 2015. Long-term soil transplant simulating climate change with latitude significantly alters microbial temporal turnover. *ISME J* 9:2561–2572.

Liu, D; Du, Y; Yu, S; Luo, J; Duan, H. 2020. Human activities determine quantity and composition of dissolved organic matter in lakes along the Yangtze River. *Water research*, 168, 115132.

Liu, S; Cheng, F; Dong, S; Zhao, H; Hou, X; Wu, X. 2017. Spatiotemporal dynamics of grassland aboveground biomass on the Qinghai-Tibet Plateau based on validated MODIS NDVI. *Scientific reports*, 7(1), 4182. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-04038-4>.

Liu, S; Hou, J; Suo, C; Chen, J; Liu, X; Fu, R; Wu, F. 2022. Molecular-level composition of dissolved organic matter in distinct trophic states in Chinese lakes: Implications for eutrophic lake management and the global carbon cycle. *Water Research*, 118438. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2022.118438>.

Liu, YS; Hu, YC; Peng, LY. 2005. Accurate quantification of grassland cover density in an alpine meadow soil based on remote sensing and GPS. *Pedosphere* 15:778–783. <https://doi.org/10.1659/MRD-JOURNAL-D-15-00064.1>.

Liu, Z; Yan, M; Wang, G; Meng, H; Zhang, W; Wang, C. 2001. Analysis on grassland degeneration in West Jilin Province based on satellite remote sensing. *Scientia Geographica Sinica (in Chinese)*. 21, 452–456.

- Liu, Y; Zha, Y; Gao, J; Ni, S. 2004. Assessment of grassland degradation near Lake Qinghai, West China, using Landsat TM and in situ reflectance spectra data. vol. 25(20), 4177–4189. <https://doi.org/10.1080/01431160410001680419>.
- Liang, Z; Chen, S; Yang, Y; Zhou, Y; Shi, Z. 2019. High-resolution three-dimensional mapping of soil organic carbon in China: Effects of SoilGrids products on national modeling. *Science of The Total Environment*, 685, 480-489. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.05.332>.
- López, D; Bran D; Siffredi G. 2009. Modelo de estados y transiciones: un enfoque para el manejo y recuperación de los pastizales naturales patagónicos. *Revista Presencia* N° 53, INTA Bariloche. 21-25.
- Lu, F; Li, Z. 2003. A model of ecosystem health and its application. *Ecol. Model.* 170, 55–59. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(03\)00300-4](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(03)00300-4).
- Ludwig, J; Tongway, D; Frreudenberger, D; Noble, J; Hodgkinson, K. 1996. Landscape Ecology Function and Management: Principles from Australia's Rangelands. CSIRO Publishing, Australia. [Http://www.publish.esiro.au](http://www.publish.esiro.au).
- Lund, GH. 2007. Accounting for the worlds rangelands. *Rangelands*, 29, 3–10.
- McIntyre, AM; Guéguen, C. 2013. Binding interactions of algal-derived dissolved organic matter with metal ions. *Chemosphere*, 90(2), 620-626.
- Major, DJ; Baret, F; Guyot, G. 1990. A ratio vegetation index adjusted for soil brightness. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 11, no. 5, pp. 727–740. <https://doi.org/10.1080/01431169008955053>.
- Malpartida, AH. 2018. Capacidad de carga y estrategias de compensación en la Quebrada Ulta-Parque Nacional Huascarán. Tesis para optar el grado de magister en producción animal. Lima: Universidad Nacional Agraria La Molina. 155p. <http://repositorio.lamolina.edu.pe/handle/UNALM/3768>.
- Marceau, DJ; Hay, GJ. 1999. Remote sensing contributions to the scale issue. *Canadian Journal Remote Sensing*. 25, 357–366. <https://doi.org/10.1080/07038992.1999.10874735>.
- Martín GS. 2018. Aplicación de datos LiDAR y del sensor SENTINEL al Cálculo del Coeficiente de Admisibilidad de Pastos en la Comunidad Autónoma de La Rioja. Tesis para

optar el grado de master en Geomática, Teledetección y Modelos Espaciales Aplicados a la Gestión Forestal. Córdoba: Universidad de Córdoba. 65p. <http://hdl.handle.net/10396/15920>.

Mattar, C; Sobrino, J; Julien, Y; Franch, B; Oltra, R. 2008. Método simple para identificación de zonas homogéneas de NDVI y temperatura de superficie en la Península Ibérica. *Revista de Teledetección*, 30 (5):92-101. <http://www.aet.org.es/?q=revista30-10>.

Mayaux, P; Eva, H; Brink, A; Achard, F; Belward, A. 2008. Remote sensing of Land-Cover and Land-Use Dynamics. En *Earth Observation of Global Change* (Chuvieco.). Springer, 85-99. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-6358-9_5.

McCarthy, JJ. 2001. *Climate change 2001: Impacts, adaptation, and vulnerability. Contribution of Working Group II to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge, Cambridge University Press.

McKay, R. 2008. "A GIS analysis of the impact of soil erosion on archaeological visibility on the island of Antyhythera, Greece". *Tren University*, pp 186, Canada.

McLauchlan, K. 2006. The nature and longevity of agricultural impacts on soil carbon and nutrients: a review. *Ecosystems* 9. 1364 – 1382. <https://doi.org/10.1007/s10021-005-0135-1>.

Miller, G. 1990. *Resource conservation and management*. Wadsworth Publishing Company, USA.

Milton, SJ; Dean, WRJ; Duplessis, MA; Siegfried, WR. 1994. A conceptual model of arid rangeland degradation. *Biosci.* 44:70-76. <https://doi.org/10.2307/1312204>.

Mitas, L. Mitasova, H. 1999. Distributed Soil Erosion Simulation for Effective Erosion Protection. *Water Resources Research*.34:505-516. <https://doi.org/10.1029/97WR03347>.

Mitasova, H; Hofierka, J; Iverson, LR. 1996. Modeling topographic potential for erosion and deposition using GIS. *International Journal of Geographical Information Systems*. 10:629 - 641. <https://doi.org/10.1080/02693799608902101>.

Miura, T; Huete, AR; Yoshioka, H; Holben, BN. 2001. An error and sensitivity analysis of atmospheric resistant vegetation indices derived from dark target-based atmospheric

correction. *Remote Sensing of Environment*. 78, 284– 298. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00223-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00223-1).

Monserud, RA. 2003. Evaluating forest models in a sustainable forest management context. *Forest Biometry, Modelling and Information Sciences* 1: 35-47.

Mutanga, O; Adam, E; Cho, MA. 2012. High density biomass estimation for wetland vegetation using WorldView-2 imagery and random forest regression algorithm. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 18, 399-406.

Nan, Z. 2005. The grassland farming system and sustainable agricultural development in China. *Grassland Science*. 51: 15– 19. <https://doi.org/10.1111/j.1744-697X.2005.00003.x>.

[NASA] National Aeronautics and Space Administration. 2016. EEUU. [internet], [12 enero 2016]. Disponible en: <https://www.nasa.gov/>

Nearing, MA; Kimoto, A; Nichols, MH; Ritchie, JC. 2005. Spatial patterns of soil erosion and deposition in two small, semiarid watersheds. *Journal of geophysical research: Earth Surface*, 110(F4). <https://doi.org/10.1029/2005JF000290>.

Newnham, G. 2010. Improved Methods for Assessment and Prediction of Grassland Curing Satellite Based Curing Methods and Mapping - final report. [WWW Document]. Bushfire Cooperative Research Centre. 91P.

Nitze, I; Schulthess, U; Asche, H. 2012. Comparison of machine learning algorithms random forest, artificial neural network and support vector machine to maximum likelihood for supervised crop type classification. *Proceedings of the 4th GEOBIA, Rio de Janeiro, Brazil*, 79, 3540.

Norton, JP. 1986. *An Introduction to Identification*, 310 pp., London: Academic Press.

[NRC] National Research Council. 1994. Rangeland Health, New Methods to Classify, Inventory and Monitor Rangelands, National Research Council, National Academy Press, Washington, D.C., 180 p.

[NRC] National Research Council. 2011. Ecological Site Information System Database: ESD user guide. USDA-NRCS. <http://esis.sc.egov.usda.gov/Welcome/pgESDWelcome.aspx>.

[NRC] National Research Council. 2012a. Ecological site descriptions, Texas, 089a, 221–239, and 578. USDA-NRCS. <http://esis.sc.egov.usda.gov/Welcome/pgReportLocation.aspx?type=ESD>.

[NRC] National Research Council. 2012b. Ecological site descriptions, North Dakota, 055b_056-077, 056_087-194. USDA-NRCS. <http://esis.sc.egov.usda.gov/Welcome/pgReportLocation.aspx?type=ESD>.

[NRC] National Research Council. 2012c. Ecological site descriptions, Montana, 046x_250–264, 589–601. USDA-NRCS. <http://esis.sc.egov.usda.gov/Welcome/pgReportLocation.aspx?type=ESD>.

Ñontol YM. 2018. Análisis de cambios de cobertura y uso de la tierra con imágenes satelitales del distrito de Asunción periodo 2002-2017. Tesis para optar el título de ingeniero agrónomo. Cajamarca: Universidad Nacional de Cajamarca. 91p. <http://repositorio.unc.edu.pe/handle/UNC/2601>.

ONERN. 1982. Clasificación de tierras del Perú. Lima Perú.

Oscanoa GL. 2016. Influencia de las prácticas de conservación de suelos y mejora de la función hidrológica de praderas naturales altoandinas. Tesis para optar el grado de Doctor en Ciencia Animal. Lima: Universidad Nacional Agraria la Molina. 154p. <http://repositorio.lamolina.edu.pe/handle/UNALM/2843>.

Padilla, C; Crespo, G; Sardiñas, Y. 2009. Degradación y recuperación de pastizales. Revista Cubana de Ciencia Agrícola, vol. 43, núm. 4, 2009, pp. 351-354, Instituto de Ciencia Animal Cuba. <https://www.redalyc.org/pdf/1930/193014888004.pdf>.

Paolini, RJ. 2013. Una propuesta metodológica para la modelación y prospección de la sostenibilidad de las cuencas hidrográficas en la Guayana Venezolana. Tesis para optar el grado de doctor en Sostenibilidad, Tecnología y Humanismo. Barcelona: Universidad Politècnica de Catalunya. 217p. <http://hdl.handle.net/2117/95348>.

Paredes Chocce, ME. 2018. Uso de índices de vegetación del sensor Modis-Terra en la estimación de biomasa aérea de pajonales altoandinos. Tesis para optar el grado de bachiller en Zootecnia. Univ. Nacional Agraria la Molina. 87p.

- Park, JH; Meusburger, K; Jang, I; Kang, H; Alewell, C. 2014. Erosion-induced changes in soil biogeochemical and microbiological properties in Swiss Alpine grasslands. *Soil Biology and Biochemistry*, 69, 382-392.
- Pellant, M; Shaver, P; Pyke, D; Herrick, J. 2000. Interpreting Indicators of Rangeland Health (Version 3), *Technical Reference 1734-6*, National Science and Technology Center, Bureau of Land Management, United States Department of Interior, Denver, Colorado, 130 p.
- Pickup, G; Bastin, G; Chewings, V. 1994. Remote sensing based condition assessment for nonequilibrium rangelands under large-scale commercial grazing. *Ecological Applications*. 4:497–517. <https://doi.org/10.2307/1941952>.
- Pizarro, CS. 2017. Degradación y Vulnerabilidad al cambio climático en pastizales altoandinos. Tesis para optar el grado de Magister en Producción Animal. Lima: Universidad Nacional Agraria la Molina. 201p. <http://repositorio.lamolina.edu.pe/handle/UNALM/2916>.
- Pinedo, GD. 2006. Acción colectiva en los Andes: comunidad y conservación en la Cordillera Huayhuash. Tesis para optar el título de Licenciado en Antropología. Lima: Universidad Nacional Mayor de San Marcos. 352p. <https://hdl.handle.net/20.500.12672/2943>.
- Poggio, L; De Sousa, LDM; Heuvelink, GBM; Kempen, B; Batjes, NH; Leenaars, JGB; Van den Bosch, H. 2019. SoilGrids: consistent soil information to assess and map soil functions at global scale. *In Wageningen Soil Conference*. 2019 (pp. 50-51). ISRIC. https://wageningensoilconference.eu/2019/wp-content/uploads/2019/08/WSC2019_Book_of_Abstracts.pdf#page=51.
- Pricope, NG. 2009. Assessment of spatial patterns of sediment transport and delivery for soil and water conservation programs. *Journal of Spatial Hydrology*. 9(1). 27p.
- Pricope, NG; Gaughan, AE; All, JD; Binford, MW; Rutina, LP. 2015. Spatio-temporal analysis of vegetation dynamics in relation to shifting inundation and fire regimes: disentangling environmental variability from land management decisions in a southern african transboundary watershed. *Land*, 4(3), 627-655. <https://doi.org/10.3390/land4030627>.
- Pruitt, E. 1958. Curso Fotogeología en la reunión Anual de la Sociedad Americana de Geología. USA.

Psomas, A; Kneubühler, M; Huber, S; Itten, K; Zimmermann, NE. 2011a. Hyperspectral remote sensing for estimating aboveground biomass and for exploring species richness patterns of grassland habitats. *Int. J. Remote Sens.* 32, 9007–9031. doi:10.1080/01431161.2010.532172.

Pulido, M; Schnabel, S; Lavado, JF; Lozano, PJ; Gómez GÁ. 2017. Selecting indicators for assessing soil quality and degradation in rangelands of Extremadura (SW Spain). *Ecological Indicators*. Elsevier Ltd. 74. p. 49 – 61. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.11.016>.

Pyke, D; Pellant, M; Shaver, P; Herrick, J. 2002. Rangeland health attributes and indicators for qualitative assessment. *Journal Range Management*. 55:584–597. 10.2307/4004002.

Qi, J; Moran, MS; Huete, AR; Jackson, RD; Chehbouni, A. 1991. View-atmosphere-soil effect on vegetation indices derived from SPOT images. Proceedings of the 5th International Symposium Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, Courchevel, France 2, 785- 790.

Qi, J; Huete, AR; Moran, MS; Chehbouni, A; Jackson, RD. 1993. Interpretation of vegetation indices derived from multi-temporal SPOT images. *Remote Sensing of Environment*. 44: 89-101.

[https://doi.org/10.1016/0034-4257\(93\)90105-7](https://doi.org/10.1016/0034-4257(93)90105-7).

Quan, Z; Xianfeng, Z; Miao, J. 2011. Eco-environment variable estimation from remote sensed data and eco-environment assessment: models and system. *Acta Botanica Sinica*, vol. 47, pp. 1073–1080.

Rahim, HR; Lokman, MQ; Harun, SW; Hornyak, GL; Sterckx, K; Mohammed, WS; Dutta, J. 2016. Applied light-side coupling with optimized spiral-patterned zinc oxide nanorod coatings for multiple optical channel alcohol vapor sensing. *Journal of Nanophotonics*, 10(3), 036009. <https://doi.org/10.1117/1.JNP.10.036009>.

Rao, VR; Brach, EJ; Mack, AR. 1979. Bidirectional reflectance of crops and the soil contribution. *Remote Sensing of Environment*. 8: 115-125. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(79\)90012-9](https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90012-9).

Rapport, DJ; Costanza, R; McMichael, AJ. 1998. Assessing ecosystem health. *Trends Ecol. Evol.*, 13, 397–402. [https://doi.org/10.1016/S0169-5347\(98\)01449-9](https://doi.org/10.1016/S0169-5347(98)01449-9).

Recharte, J; Albán, L; Arévalo, R; Flores, E; Huerta, L; Orellana M; Oscanoa, L; Sánchez, P. 2002. El grupo en páramo/jalcas y punas del Perú: Instituciones y acciones en beneficio de comunidades y ecosistemas altoandinos. *Instituto de Montaña*. Coordinador Grupo Paramos, Jalcas y Punas. Programa Andino.

Reeves, MC; Washington AR; Angerer, J; Hunt, R; Kulawardhana, RW; Kumar, L; Loboda, T; Loveland, T; Metternicht, G; Ramsey, DR. 2015. Global view of remote sensing of rangelands: evolution, applications, future pathways. *Land Resources Monitoring, Modeling, and Mapping with Remote Sensing*, Remote Sensing Handbook. CRC Press.

Reynolds, JY; Stafford, S. 2002. Global desertification: do humans create deserts? In: Reynolds, J.F., Stafford-Smith, M (Eds.), *Do Humans Create Deserts?* Dahlem University Press, Berlin, pp. 1–22.

Reed, BC; White, MA; Brown, JF. 2009. Remote Sensing Phenology. In: Schwartz, M.D. (Ed.), *Phenology: An Integrative Science*. Kluwer Academic Publishing, Dordrecht, The Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-0026-5_10.

Renard, KG; Foster, GR; Weesies, GA; McCool, DK; Yoder, DC. 1996. Predicting Soil Erosion by Water: A Guide to Conservation Planning with the Revised Universal Soil Loss equation (RUSLE), USDA. Agricultural Research Service Handbook 703.

Richardson, AJ; Weigand, C. 1977. Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, p. 43.

Rodríguez GV; Chica RM. 2012. Clasificación de imágenes de satélite mediante software libre: nuevas tendencias en algoritmos de Inteligencia Artificial. In *XV Congreso Nacional de Tecnologías de la Información Geográfica, Madrid, AGE-CSIC* (pp. 19-21).

Rodríguez GV; Mendes, MP; Garcia, SJ; Chica, OM; Ribeiro, L. 2014. Predictive modeling of groundwater nitrate pollution using random forest and multisource variables related to intrinsic and specific vulnerability: a case study in an agricultural setting (southern Spain). *Sci. Total Environ.* 476–477, 189–206. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2014.01.001>.

Rodríguez, GV; Ghimire, B; Rogan, J; Chica OM; Rigol SJ. 2012. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 67, 93-104. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002>.

Rouquet, MC. 1984. Correction de l'influence de l'atmosphère sur des données acquises en télédétection des ressources terrestres. Thèse de Doctorat, Laboratoire d'Optique Atmosphérique, Université des sciences et techniques de Lille, France, 113.

Rouse, JR; Haas, R; Schell, J; Deering, D. 1974. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite Symposium, Remote Sensingcenter, Texas A&M University, College Station, Texas, Washington, DC, USA. Volume 351, p. 309.

Saatkamp, HW; Huirne, RB; Geers, R; Dijkhuizen, AA; Noordhuizen, J.P; Goedseels, V; 1996. State-transition modelling of classical swine fever to evaluate national identification and recording systems—general aspects and model description. *Agricultural Systems*. 51, 215–236. [https://doi.org/10.1016/0308-521X\(95\)00041-3](https://doi.org/10.1016/0308-521X(95)00041-3).

Sabins, FF. 1978. Remote sensing, principles and interpretation. New York: Freeman and Company, 449 p. <http://hdl.handle.net/1969.3/24553>.

Sadler, RJ; Hazelton, M; Boer, MM; Grierson, PF. 2010. Deriving state-andtransitionmodels from an image series of grassland pattern dynamics. *Ecological Modelling*. 221, 433–444. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2009.10.027>.

Salas, C; Gregoire, TG; Craven, DJ; Gilabert, H. 2016. Modelación del crecimiento de bosques: estado del arte. *Bosque (Valdivia)*, 37(1), 03-12. <http://dx.doi.org/10.4067/S0717-92002016000100001>.

Lok, S. 2010. Indicadores de sostenibilidad para el estudio de pastizales. Instituto de Ciencia Animal. Apartado Postal 24. La Habana. *Revista Cubana de Ciencia Agrícola*. 44(4), 333-344. <https://www.redalyc.org/pdf/1930/193017783002.pdf>.

Schmoldt, DL; Rauscher, HM. 1996. Building Knowledge-based Systems for Natural Resource Management. Chapman and Hall, New York.

Schuller P; Ellies A; Castillo A; Salazar I. 2003. Use of ¹³⁷Cs to estimate tillage- and water-induced soil redistribution rates on agricultural land under different use and management in central –south Chile. *Soil & Tillage Research* 69, 69-83. [https://doi.org/10.1016/S0167-1987\(02\)00129-0](https://doi.org/10.1016/S0167-1987(02)00129-0).

- Senra, A. 2009. Impacto del manejo del ecosistema del pastizal en la fertilidad natural y sostenibilidad del suelo. Instituto de Ciencia Animal (ICA). Apartado 24, San José de Las Lajas, La Habana, Cuba. <https://www.redalyc.org/pdf/837/83712256001.pdf>
- Seppelt, R. 2003. Computer-based Environmental Management. VCH-Wiley Verlag GmbH & Co, Weinheim, Germany.
- Serbin, SP; Ahl, DE; Gower, ST. 2013. Spatial and temporal validation of the MODIS LAI and FPAR products across a boreal forest wildfire chronosequence. *Remote Sens. Environ.* 133, 71–84. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.01.022>.
- Sheley, R; Petroff, J. 1999. Biology and Management of Noxious Rangeland Weeds, Oregon State University Press, Corvallis, Oregon, 438 p.
- Shi, D; Qiao, A; Sai, W; Hon, X; Hodgson, N. 1999. Applied research on use of remote sensing to study alpine grassland resource and degradation. *Grassland of Qinghai* (in Chinese), 8, 1–6.
- Shi, S; Wang, L. 1994. Status of grassland degradation in Qinghai and strategies for its prevention. *Grassland of Qinghai* (in Chinese), 3, 5–11.
- Snyman, HA; Du PC. 2005. Rangeland degradation in a semi-arid South Africa, II: influence on soil quality. *Journal of Arid Environment.* 60, 483-507. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2004.06.005>.
- Sobrino, JA; Raissouni, N; Keer, Y; Olioso, A; López GM; Belaid, A; Kharraz, MH; Cuenca, J; Dempere, L. 2000. Teledetección. Ed. Servicio de publicaciones. Universidadde Valencia. ISBN 84-370-4220-8. Valencia. España. 467 p.
- Soria, RJ; Ortiz, C; Islas, F; Volke V. 1998. Sensores remotos, principios y aplicaciones en la evaluación de los recursos naturales. Experiencias en México. Publicación especial 7. Sociedad Mexicana de la Ciencia del Suelo, Chapingo, México. 93p.
- Suo, AN; Xiong, YC; Wang, TM; Yue, DX; Ge, JP. 2008. Ecosystem health assessment of the jinghe river watershed on the huangtu plateau. *Ecohealth* 2008 (5), 127–136. <https://doi.org/10.1007/s10393-008-0167-z>.
- Tang, M; Li, C; Zhang, J. 1986. The climate change of QinghaiXizang plateau and its neighborhood. *Plateau Meteorol* 1:39–49

Tanre, D; Deroo, C; Duhaut, P. 1990. Description of a computer code to simulate the satellite signal in the solar spectrum: the 5S code. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 11, no. 4, pp. 659–668.

Tarrillo VL. 2019. Análisis de los cambios de cobertura y uso del suelo con imágenes satelitales del Distrito de Tacabamba entre los años 2003 y 2018. Tesis para optar el título de ingeniero agrónomo. Cajamarca: Universidad Nacional de Cajamarca. 93p.

<http://repositorio.unc.edu.pe/handle/UNC/2952>.

Thuiller, W. 2007. Biodiversity: climate change and the ecologist. *Nature*, 448(7153), 550-552. <https://doi.org/10.1038/448550a>.

Tiedermann, JL; Zerda, HR; Grilli, M; Ravelo, AC. 2012. Variabilidad fenológica del bosque y del pastizal nativo en el Chaco Semiárido de la Provincia de Santiago del Estero, Argentina. Phenological variability of forest and native pastures in the Semiarid Chaco of the Santiago del Estero Province. *Ambiência*, 8(1), 47-60. DOI: 10.5777/ambiencia.2012.01.04.

Todd, SW; Hoffer, RM; Milchunas, DG. 1998. Biomass estimation on grazed and ungrazed rangelands using spectral indices. *Journal Remote Sensing*. 19, 427–438. doi:10.1080/014311698216071. <https://doi.org/10.1080/014311698216071>.

Townshend, JR; Justice, CO; Kalb, V. 1987. Characterization and classification of South American land cover types using satellite data. *International Journal of Remote Sensing*, 8(8), 1189-1207. <https://doi.org/10.1080/01431168708954764>.

Tucker CJ, Pinzon JE, Brown ME, Slayback DA, Pak EW, Mahoney R, El Saleous N. 2005. An extended AVHRR 8-km NDVI dataset compatible with MODIS and SPOT vegetation NDVI data. *International journal of remote sensing*, 26(20), 4485-4498.

Tucker, C; Vanpraet, CL; Sharman, M; Van IG. 1985. Satellite remote sensing of total herbaceous biomass production in the senegalese sahel: 1980–1984. *Remote Sens. Environ.* 17, 233–249. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(85\)90097-5](https://doi.org/10.1016/0034-4257(85)90097-5).

Tucker, C. 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing Environment* 8: 127-150. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(79\)90013-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0).

- Tucker, CJ; Miller, LD. 1977. Soil spectra contributions to grass canopy spectral reflectance. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 43 (6): 721-726. https://www.asprs.org/wp-content/uploads/pers/1977journal/jun/1977_jun_721-726.pdf.
- [UNCCD] United Nations Convention to Combat Desertification in Countries. 1994. Experiencing serious drought and/or desertification, particularly in Africa. A/AC.241/27, Paris.
- [UNCCD] United Nations Convention To Combat Desertification In Countries. 2012. Desertificación, una síntesis visual. P. 11 y 12. [internet], [06 de junio del 2016]. Disponible en: <http://www.unccd.int/Lists/SiteDocumentLibrary/Publications/Desertification-SP.pdf>
- [USDA] Departamento de Agricultura de los Estados Unidos y [NRCS] Servicio de Conservación de Recursos Naturales del NRCS. 1997. National range and pasture handbook. Washington, DC. Grazing Lands Technology Institute. 190-vi-NRPH.
- Verbesselt, J; Hyndman, R; Newnham, G; Culvenor, D. 2009. Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series. *Remote Sensing of Environment* 114, 106 - 115. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.08.014>.
- Verstraete, MM; Pinty, B. 1996. Designing optimal spectral indexes for remote sensing applications. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(5), 1254-1265. DOI: 10.1109/36.536541.
- Vermote, E; El, SN; Justice, C. 2002. Atmospheric correction of the MODIS data in the visible to middle infrared: First results. *Remote Sensing of Environment*, 83, 97–111 (this issue). [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00089-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00089-5).
- Vitousek, P; D'Antonio, C; Loope, L; Westbrooks, R. 1996. Biological invasions as global environmental change. *American Scientist*, 84:468–478.
- Wainwright, J; Mulligan, M. 2004. Environmental Modelling: Finding Simplicity in Complexity. Wiley, Chichester. 474p.
- Wang, J; Price, KP; Rich, PM. 2001. Spatial patterns of NDVI in response to precipitation and temperature in the central great Plains. *International Journal of Remote Sensing*, v. 18, p. 3827-3844. <https://doi.org/10.1080/01431160010007033>.

Wang, L; D'Odorico, P; Evans, JP; Eldridge, DJ; McCabe, MF; Caylor, KK; King, EG. 2012. Dryland ecohydrology and climate change: critical issues and technical advances. *Hydrology Earth System. Sci.* 16:2585–2603. <http://dx.doi.org/10.5194/hess-16-2585-2012>.

Wang, M; Wan, Y; Ye, Z; Lai, X. 2017. Remote sensing image classification based on the optimal support vector machine and modified binary coded ant colony optimization algorithm. *Information Sciences*, 402, 50-68.

Wang Y; Ren Z; Ma P; Wang Z; Niu D; Fu H; Elser JJ. 2020. Effects of grassland degradation on ecological stoichiometry of soil ecosystems on the Qinghai-Tibet Plateau. *Sci Total Environ.* 2020 Jun 20;722:137910. doi: 10.1016/j.scitotenv.2020.137910.

Wang, Y; Wu, G; Deng, L; Tang, Z; Wang, K; Sun, W; Shanguan, Z. 2017. Prediction of aboveground grassland biomass on the Loess Plateau, China, using a random forest algorithm. *Scientific reports*, 7(1), 6940. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-07197-6>.

Wang, Z; Liu, C; Huete, A. 2003. From AVHRR-NDVI to MODIS-EVI: Advances in vegetation index research. *Acta ecologica sinica*, 23(5), 979-987.

<https://europepmc.org/article/cba/534513>

Watson, I, Novelly, P; Thomas, P. 2007. Monitoring changes in pastoral rangelands—the Western Australian Rangeland Monitoring System (WARMS). *The Rangeland Journal*, 29(2), 191-205. <https://doi.org/10.1071/RJ07008>.

Wardlow, B; Egbert, S. 2008. Large-area crop mapping using time-series MODIS 250 m NDVI data: An assessment for the US Central Great Plains. *Remote Sensing of Environment*, 112(3), 1096- 1116. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.07.019>.

Weaver, JE; Clements, FE. 1938. *Plant ecology*. McGraw-Hill, Inc., New York.

Weber, GE; Moloney, K; Jeltsch, F. 2000. Simulated long-term vegetation response to alternative stocking strategies in savanna rangelands. *Plant Ecology*, 150, 77–96. <https://doi.org/10.1023/A:1026570218977>.

Weber, D; Schaepman, SG; Ecker, K. 2018. Predicting habitat quality of protected dry grasslands using Landsat NDVI phenology. *Ecological Indicators*. 91, 447-460. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.03.081>.

- Wiesmair, M; Feilhauer, H; Magiera, A; Otte, A; Waldhardt, R. 2016. Estimating vegetation cover from high-resolution satellite data to assess grassland degradation in the Georgian Caucasus. *Mountain Research and Development*, 36(1), 56-65. <https://doi.org/10.1659/MRD-JOURNAL-D-15-00064.1>.
- Wenlong, XD. 2009. Vegetation index controlling the influence of soil reflection, 2009, <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/200906-376>.
- Wessels, KJ; Prince, SD; Malherbe, J; Small, J; Frost, PE; Van, ZD. 2007. Can human-induced land degradation be distinguished from the effects of rainfall variability? A case study in South Africa. *J Arid Environ* 68(2):271–297. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2006.05.015>
- Westoby, M. 1989. Elements of a theory of vegetation dynamics in arid rangelands. *Israeli J. Bot.* 28:169-194. <https://doi.org/10.1080/0021213X.1979.10676867>.
- Wimalasiri, EM; Jahanshiri, E; Suhairi, TA; Udayangani, H; Mapa, RB; Karunaratne, AS; Azam-Ali, SN. 2020. Basic Soil Data Requirements for Process-Based Crop Models as a Basis for Crop Diversification. *Sustainability*. 12(18), 7781. <https://doi.org/10.3390/su12187781>.
- Xie, Y; Sha, Z; Yu, M; Bai, Y; Zhang, L. 2009. A comparison of two models with Landsat data for estimating above ground grassland biomass in Inner Mongolia, China. *Ecology Model.* 220, 1810–1818. DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2009.04.025.
- Whisenant, S. 1999. Repairing damaged wildlands: a process-orientated, landscape-scale approach. vol. 1. Cambridge University Press.
- Whitford, WG. 1995. Desertification: implications and limitations of the ecosystem health metaphor. P. (Eds), *Evaluating and Monitoring the Health of Large-Scale Ecosystems*, pp. 257–166. NATO ASI Series. Berlin: Springer-Verlag.
- Xiaomin, XI; Shufang, ZH; Qian, CH; Jihua, ME; Wenquan, DO, Guangbin, YA; Xiaosong, LI. 2019. Above-ground biomass estimation of provincial scattered grassland based on Google Earth Engine and machine learning. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (3), 46.

Xu, D; Wang, C; Chen, J; Shen, M; Shen, B; Yan, R; Xin, X. 2021. The superiority of the normalized difference phenology index (NDPI) for estimating grassland aboveground fresh biomass. *Remote Sensing of Environment*. 264, 112578.

<https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112578>.

Xu, D; Guo, X. 2015. Some insights on grassland health assessment based on remote sensing. *Sensors*, 15(2), 3070-3089. <https://doi.org/10.3390/s150203070>.

Xu, B; Yang, XC; Tao, WG; Qin, ZH; Liu, HQ; Miao, JM; Bi, YY. 2008. MODIS-based remote sensing monitoring of grass production in China. *Int. J. Remote Sens.* 29, 5313–5327. doi:10.1080/01431160802036276

Xue, JY Su, B. 2017. Significant Remote Sensing Vegetation Indices: A Review of Developments and Applications. *Journal of Sensors*. Volume 2017. 17 p. <https://doi.org/10.1155/2017/1353691>.

Yali SR. 2018. Modelo de erosión RUSLE y coeficiente de aporte de sedimentos (SDR) para la estimación del volumen muerto de reservorios, caso de estudio: Reservorio Gallito Ciego. Tesis Para optar el Título Profesional de Ingeniero Geógrafo. Lima: Universidad Nacional Mayor de San Marcos. 113 p. <https://hdl.handle.net/20.500.12672/10078>.

Yang X; Zhang K; Jia B; Ci, L. 2005. Desertification assessment in China: An overview. *Journal of Arid Environment*. 63: 517–531. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2005.03.032>.

Yang, S; Feng, Q; Liang, T; Liu, B; Zhang, W; Xie, H. 2018. Modeling grassland above-ground biomass based on artificial neural network and remote sensing in the Three-River Headwaters Region. *Remote Sensing of Environment*, 204, 448-455.

Young, P. 1984. *Recursive Estimation and Time-Series Analysis*, Berlin: Springer Verlag. This book is primarily intended to provide an introduction to recursive estimation. 300 pp.

Young, PC. 1993. Environmental modelling and the scientific method. *Concise Encyclopaedia of Environmental Systems*. Pergamon, Oxford, pp. 204-206.

Yu, F; Kevin, P; Price, J; Shi P. 2003. Response of seasonal vegetation development to climatic variations in eastern central Asia. *Remote Sensing of Environment*. 87(1) 42- 54. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00144-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00144-5).

Yue, S; Zhang, SW; Yan, YC. 2007. Temporal and Spatial Distribution of Grassland Degradation in Eastern Inner Mongolia: A Case Study in balinyouqi. *Resource Science*, 29(6): 154–161.

Zarria, M; Flores, M. 2015. Potencial de mejora de los pastizales de los sistemas de producción de alpacas de la Sierra Central. *Libro de Resúmenes VII Congreso Mundial en Camélidos Sudamericanos*. Puno: Corporación Meru E.I.R.L Vol 7. 46p.

Zarria Samanamud, MR. 2015. Inventario y estrategias de mejora de los pastizales de los sistemas de producción de alpacas en la sierra central. Tesis para optar el título de ingeniero zootecnista. Univ. Nacional Agraria La Molina. Lima. 211p.

Zeng, N; Ren, X; He, H; Zhang, L; Zhao, D; Ge, R; Niu, Z. 2019. Estimating grassland aboveground biomass on the Tibetan Plateau using a random forest algorithm. *Ecological Indicators*, 102, 479-487. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.02.023>.

Zhang, C; Kovacs, J. 2012. The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review. *Precision Agriculture*, vol. 13, no. 6, pp. 693–712. <https://doi.org/10.1007/s11119-012-9274-5>.

Zhang, DB; Wu, Zhang, L; Jiao, Q; Li, Q. 2012. Application of hyperspectral remote sensing for environment monitoring in mining areas. *Environmental Earth Sciences*, vol. 65, no. 3, pp. 649–658. <https://doi.org/10.1007/s12665-011-1112-y>.

Zhang, JT. 2006. Grassland degradation and our strategies: a case from Shanxi province China. *Rangelands* 28 (1), 37–43.

Zhang, Y; Linshan, L; Wanqi B. 2006. Grassland Degradation in the Source Region of the Yellow River. *Acta geographica sinica*, 61(6): 3–14.

https://en.cnki.com.cn/Article_en/CJFDTotol-DLXB200601000.htm

Zhang, RH; Rao, NX; Liao, KN. 1996. Approach for a vegetation index resistant to atmospheric effect. *Acta Botanica Sinica*, vol. 38, no. 1, pp. 53–62. <https://www.jipb.net/EN/>.

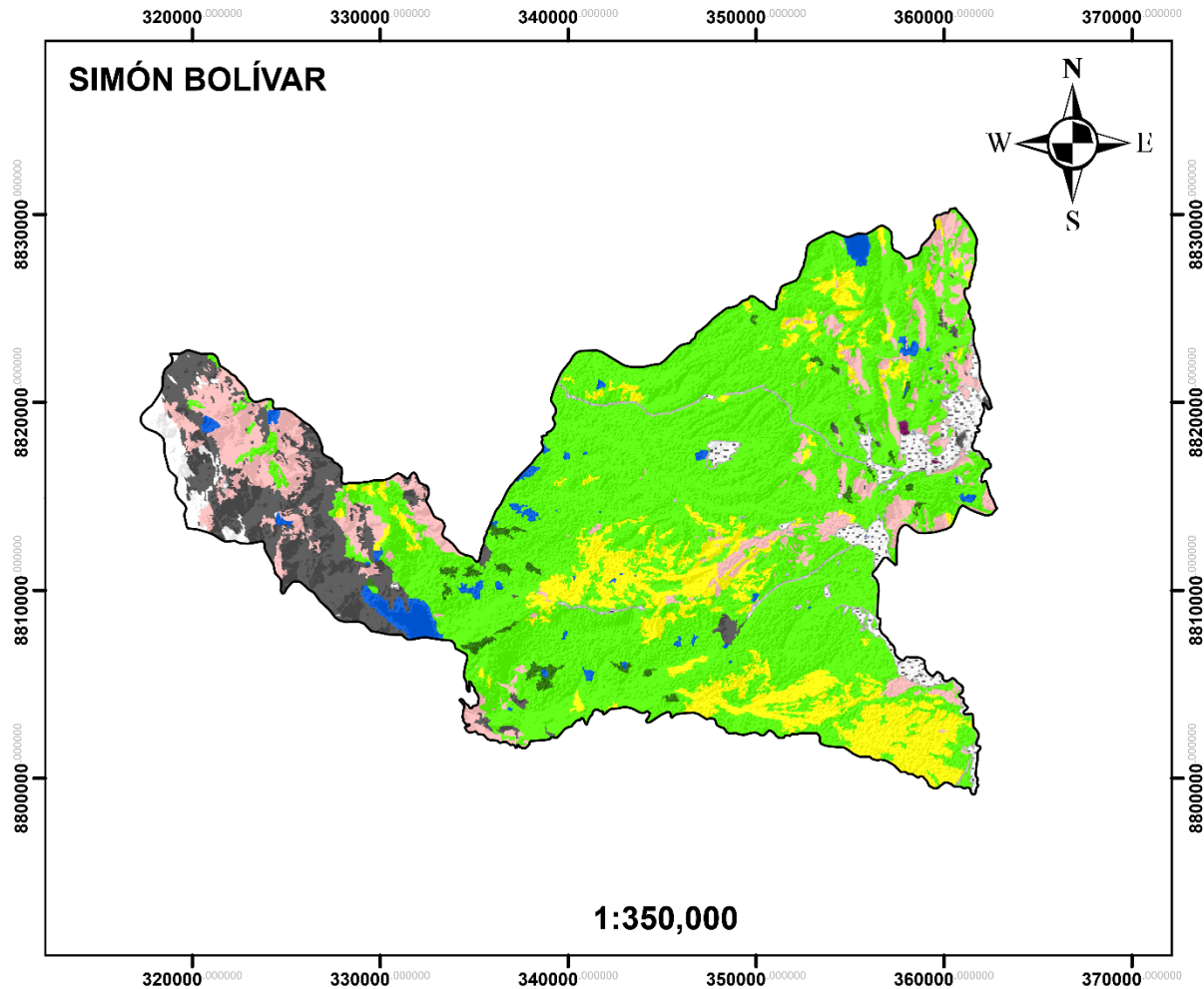
Zhou, ZC; Gan, ZT; Shanguan, ZP; Dong, ZB. 2010. Effects of grazing on soil physical properties and soil erodibility in semiarid grassland of the Northern Loess Plateau (China). *Catena* 82: 87–91. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2010.05.005>.

Zhou, W; Li, H; Xie, L; Nie, X; Wang, Z; Du, Z; Yue, T. 2021. Remote sensing inversion of grassland aboveground biomass based on high accuracy surface modeling. *Ecological Indicators*, 121, 107215.

Zhou, X; Zhu, X; Dong, Z; Guo, W. 2016. Estimation of biomass in wheat using random forest regression algorithm and remote sensing data. *The Crop Journal*, 4(3), 212-219.

VIII. ANEXOS

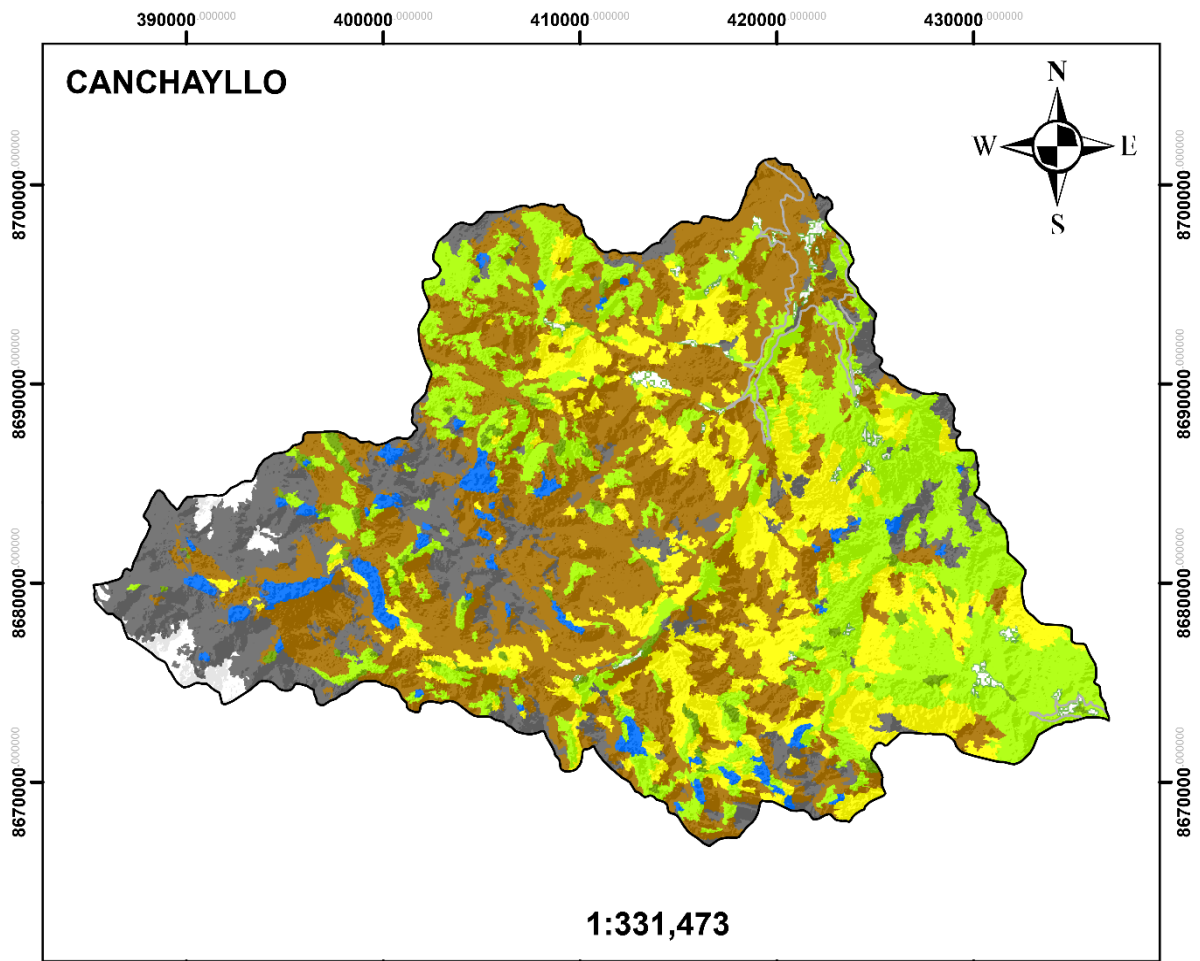
Anexo 1. Mapa de ecosistemas – Simón Bolívar



LEYENDA SITIOS ECOLÓGICOS

Vegetación/Piso altitudinal/Régimen de lluvia/Pendiente (°)	
Bofedal/Subnival/pluvial/30-60	Césped/Alti Montano/pluvial/30-60
Bofedal/Subnival/pluvial/5-15	Pajonal/Altoandino/pluvial/30-60
Bofedal/Altoandino/pluvial/15-30	Pajonal/Altoandino/pluvial/15-30
Bofedal/Altoandino/pluvial/5-15	Pajonal/Altoandino/pluvial/5-15
Bofedal/Altoandino/muy húmedo/5-15	Pajonal/Altoandino/muy húmedo/30-60
Césped/Subnival/pluvial/30-60	Pajonal/Altoandino/muy húmedo/15-30
Césped/Subnival/pluvial/15-30	Pajonal/Altoandino/muy húmedo/5-15
Césped/Subnival/pluvial/5-15	Pajonal/Alti Montano/pluvial/30-60
Césped/Altoandino/pluvial/30-60	Laguna
Césped/Altoandino/pluvial/15-30	Nevado
Césped/Altoandino/pluvial/5-15	Roca
Césped/Altoandino/muy húmedo/30-60	Suelo desnudo
Césped/Altoandino/muy húmedo/15-30	Relave/minero
Césped/Altoandino/muy húmedo/5-15	Zona Urbana
	Límite distrital

Anexo 2. Mapa de ecosistemas – Canchayllo



LEYENDA SITIOS ECOLÓGICOS

Vegetación/Piso altitudinal/Régimen de lluvia/Pendiente (°)

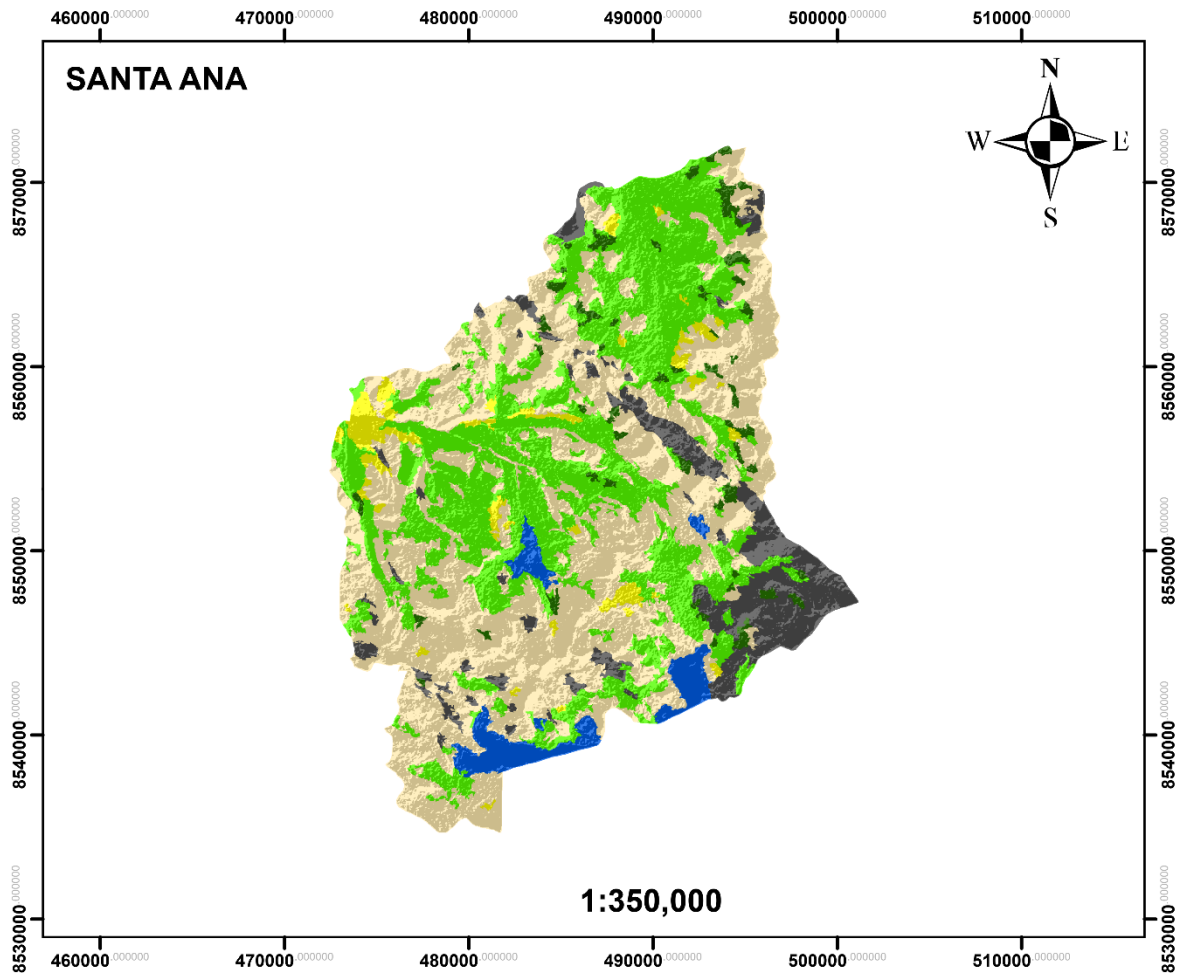
- Bofedal/Subnival/pluvial/15-30
- Bofedal/Subnival/pluvial/5-15
- Bofedal/Subnival/muy húmedo/5-15
- Bofedal/Altoandino/pluvial/5-15
- Bofedal/Altoandino/muy húmedo/30-60
- Bofedal/Altoandino/muy húmedo/15-30
- Bofedal/Altoandino/muy húmedo/5-15
- Bofedal/Alti Montano/húmedo/5-15
- Césped/Nival/seco/30-60
- Césped/Nival/seco/60 a más
- Césped/Subnival/pluvial/60 a más
- Césped/Subnival/pluvial/30-60
- Césped/Subnival/pluvial/15-30
- Césped/Subnival/pluvial/5-15
- Césped/Subnival/muy húmedo/30-60

- Césped/Subnival/muy húmedo/15-30
- Césped/Subnival/muy húmedo/5-15
- Césped/Subnival/seco/60 a más
- Césped/Subnival/seco/15-30
- Césped/Altoandino/pluvial/30-60
- Césped/Altoandino/pluvial/15-30
- Césped/Altoandino/pluvial/5-15
- Césped/Altoandino/muy húmedo/60 a más
- Césped/Altoandino/muy húmedo/30-60
- Césped/Altoandino/muy húmedo/15-30
- Césped/Altoandino/muy húmedo/5-15
- Césped/Altoandino/muy húmedo/0-5
- Césped/Altoandino/húmedo/30-60
- Césped/Altoandino/húmedo/15-30
- Césped/Altoandino/húmedo/5-15
- Césped/Alti Montano/muy húmedo/30-60

- Césped/Alti Montano/muy húmedo/15-30
- Césped/Alti Montano/húmedo/5-15
- Césped/Alti Montano/húmedo/60 a más
- Césped/Alti Montano/húmedo/30-60
- Césped/Alti Montano/húmedo/15-30
- Césped/Alti Montano/húmedo/5-15
- Pajonal/Subnival/pluvial/30-60
- Pajonal/Subnival/pluvial/15-30
- Pajonal/Subnival/pluvial/5-15
- Pajonal/Subnival/muy húmedo/30-60
- Pajonal/Subnival/muy húmedo/15-30
- Pajonal/Subnival/muy húmedo/5-15
- Pajonal/Altoandino/pluvial/30-60
- Pajonal/Altoandino/pluvial/15-30
- Pajonal/Altoandino/pluvial/5-15
- Pajonal/Altoandino/muy húmedo/60 a más

- Pajonal/Altoandino/muy húmedo/30-60
- Pajonal/Altoandino/muy húmedo/15-30
- Pajonal/Altoandino/muy húmedo/5-15
- Pajonal/Altoandino/húmedo/30-60
- Pajonal/Altoandino/húmedo/15-30
- Pajonal/Altoandino/húmedo/5-15
- Pajonal/Alti Montano/muy húmedo/30-60
- Pajonal/Alti Montano/muy húmedo/15-30
- Pajonal/Alti Montano/húmedo/60 a más
- Pajonal/Alti Montano/húmedo/30-60
- Pajonal/Alti Montano/húmedo/15-30
- Pajonal/Alti Montano/húmedo/5-15
- Laguna
- Nevado
- Roca
- Cultivo
- Suelo desnudo
- Límite de puna
- Límite distrital

Anexo 3. Mapa de ecosistemas – Santa Ana



**LEYENDA
SITIOS ECOLÓGICOS**

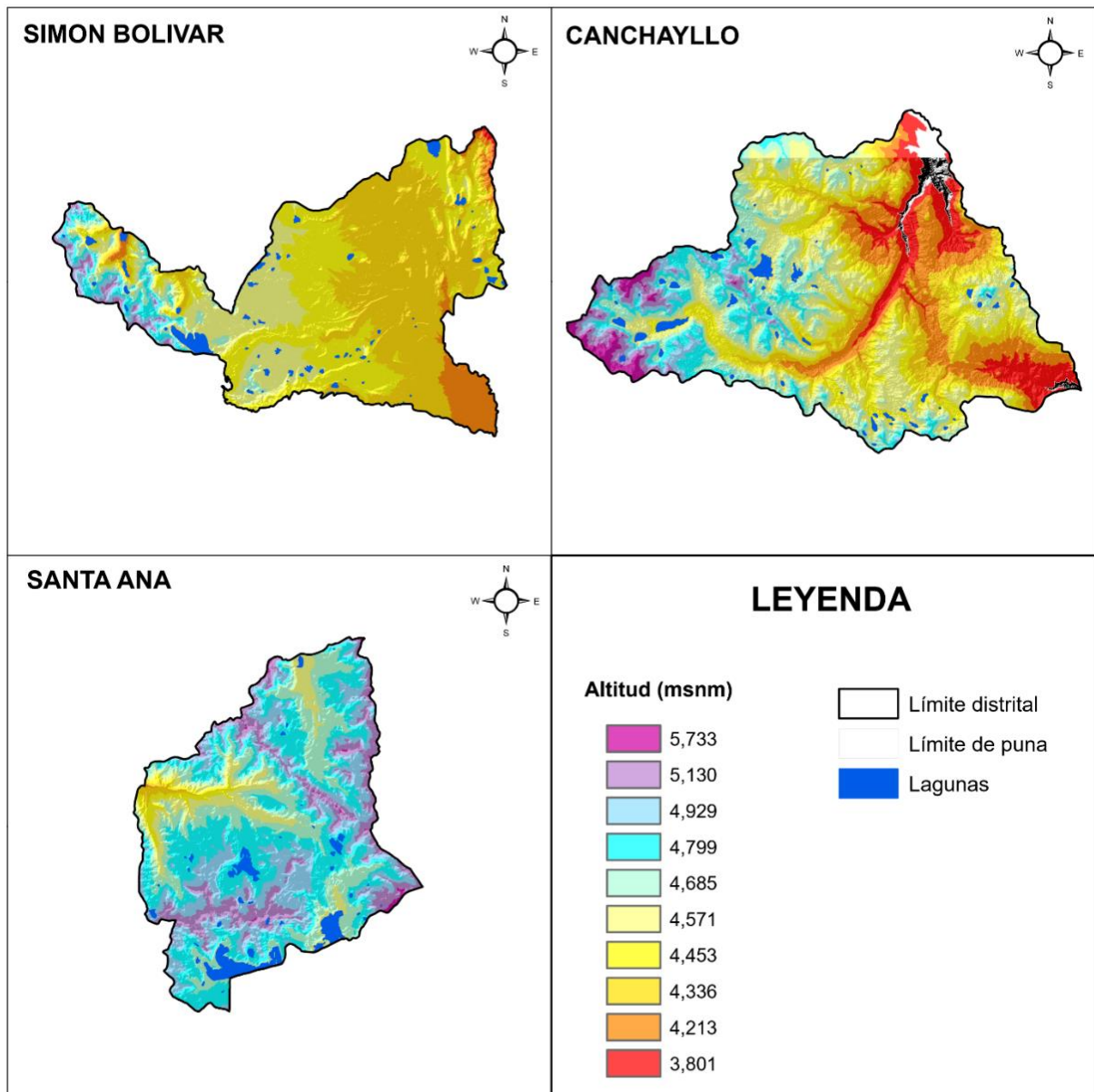
Vegetación/Piso altitudinal/Régimen de lluvia/Pendiente(°)	
	Bofedal/Subnival/pluvial/30-60
	Bofedal/Subnival/pluvial/15-30
	Bofedal/Subnival/pluvial/5-15
	Bofedal/Subnival/muy húmedo/5-15
	Bofedal/Subnival/seco/15-30
	Bofedal/Subnival/seco/5-15
	Bofedal/Altoandino/muy húmedo/5-15
	Césped/Subnival/pluvial/60 a más
	Césped/Subnival/pluvial/30-60
	Césped/Subnival/pluvial/15-30
	Césped/Subnival/pluvial/5-15
	Césped/Subnival/muy húmedo/30-60
	Césped/Subnival/muy húmedo/15-30
	Césped/Subnival/muy húmedo/5-15
	Césped/Subnival/seco/15-30
	Césped/Altoandino/pluvial/15-30
	Césped/Altoandino/pluvial/5-15
	Césped/Altoandino/muy húmedo/30-60
	Césped/Altoandino/muy húmedo/15-30
	Césped/Altoandino/muy húmedo/5-15
	Pajonal/Subnival/pluvial/60 a más
	Pajonal/Subnival/pluvial/30-60
	Pajonal/Subnival/pluvial/15-30
	Pajonal/Subnival/pluvial/5-15
	Pajonal/Subnival/muy húmedo/30-60
	Pajonal/Subnival/muy húmedo/15-30
	Pajonal/Altoandino/pluvial/15-30
	Pajonal/Altoandino/muy húmedo/60 a más
	Pajonal/Altoandino/muy húmedo/30-60
	Pajonal/Altoandino/muy húmedo/15-30
	Pajonal/Altoandino/muy húmedo/5-15
	Roca
	Laguna
	Suelo desnudo

Anexo 4. Exactitud de la separabilidad de las regiones de interés para el distrito de Canchayllo, Simón Bolívar y Santa Ana respectivamente.

CANCHAYLLO		SIMÓN BOLÍVAR		SANTA ANA	
Exactitud global = 95.1920% Índice Kappa = 0.9413		Exactitud global = 98.7074% Índice Kappa = 0.9614		Exactitud global = 97.5321% Índice Kappa = 0.9334	
Pair Separation (least to most)	Valor	Pair Separation (least to most)	Valor	Pair Separation (least to most)	Valor
Bofedal - Cultivos	1.4034	Césped - Pajonal	1.2990	Césped - Pajonal	1.90818
Césped - Pajonal	1.6222	Roca - Z. Urbana	1.9155	Nevado - SD	1.98103
Pajonal - SD	1.7415	Nevado - Z. Urbana	1.9600	Roca - SD	1.98314
Césped - SD	1.8585	Roca - SD	1.9708	Bofedal - Césped	1.99919
Roca - Suelo Desnudo	1.8625	SD - Z. Urbana	1.9740	Pajonal - SD	1.99943
Bofedal - Césped	1.9599	Pajonal - SD	1.9807	Laguna - Roca	1.99956
Césped - Cultivos	1.9750	Nevado - Roca	1.9828	Césped - SD	1.99982
Pajonal - Roca	1.9864	Bofedal - Césped	1.9854	Bofedal - Pajonal	1.99990
Nevado - Roca	1.9890	Césped - SD	1.9882	Bofedal - SD	1.99994
Césped - Roca	1.9940	Nevado - SD	1.9971	Césped - Roca	1.99999
Laguna - Roca	1.9941	Relave Minero - Z. Urbana	1.9999	Pajonal - Roca	1.99999
Cultivos - SD	1.9963	Bofedal - Pajonal	1.9999	Nevado - Pajonal	1.99999
Laguna - SD	1.9983	Laguna - Roca	1.9999	Césped - Nevado	1.99999
Bofedal - SD	1.9983	Bofedal - SD	1.9999	Bofedal - Roca	1.99999
Bofedal - Pajonal	1.9985	Nevado - Relave Minero	1.9999	Nevado - Roca	1.99999
Nevado - SD	1.9987	Laguna - Nevado	1.9999	Laguna - SD	1.99999
Laguna - Nevado	1.9987	Bofedal - Z. Urbana	1.9999	Bofedal - Nevado	2.00000
Cultivos - Pajonal	1.9991	Laguna - Z. Urbana	1.9999	Bofedal - Laguna	2.00000
Cultivos - Roca	1.9998	Césped - Roca	1.9999	Laguna - Nevado	2.00000
Bofedal - Roca	1.9998	Pajonal - Roca	1.9999	Césped - Laguna	2.00000
Bofedal - Laguna	1.9999	Pajonal - Z. Urbana	1.9999	Laguna - Pajonal	2.00000
Césped - Nevado	1.9999	Césped - Z. Urbana	2.0000		
Bofedal - Nevado	1.9999	Bofedal - Nevado	2.0000		
Nevado - Pajonal	1.9999	Bofedal - Roca	2.0000		
Césped - Laguna	1.9999	Relave Minero - SD	2.0000		
Cultivos - Nevado	2.0000	Relave Minero - Roca	2.0000		
Cultivos - Laguna	2.0000	Bofedal - Laguna	2.0000		
Laguna - Pajonal	2.0000	Césped - Nevado	2.0000		
		Laguna - Pajonal	2.0000		
		Laguna - Relave Minero	2.0000		
		Pajonal - Relave Minero	2.0000		
		Laguna - Suelo Desnudo	2.0000		
		Bofedal - Relave Minero	2.0000		
		Nevado - Pajonal	2.0000		
		Césped - Laguna	2.0000		
		Césped - Relave Minero	2.0000		

* SD: Suelo Desnudo

Anexo 5. Mapa de elevación sobre el nivel del mar (msnm)



Fuente: elaboración propia (ASTER GDEM).

Anexo 6. Elevación ponderada en msnm

Indicador	Simón Bolívar	Canchayllo	Santa Ana	Promedio
Máximo	4920.87	5318.32	5074.15	5104.45
Mínimo	4069.53	3874.53	4323.44	4089.17
Promedio	4407.41	4507.55	4745.29	4553.42
Desviación estándar	±166.43	±301.75	±133.88	±200.68
Varianza	27915.37	92871.90	17933.05	46240.11
Coefficiente de variación, %	3.78	6.69	0.03	3.50

Anexo 7. Proyección aritmética de la población animal en Unidades Ovino (UO) y densidad animal (UO/km²)

Población animal (UO)						
Distrito	1994*	2012*	2015	2016	2017	2018
Santa Ana	47038	52377	53266	53563	53860	54057
Canchayllo	142435	46694	30737	25418	20099	14780
Simón Bolívar	116975	115684	115469	115397	115325	115253
Densidad animal (UO/ha)						
Distrito	1994*	2012*	2015	2016	2017	2018
Santa Ana	0.73	0.81	0.83	0.83	0.83	0.84
Canchayllo	1.51	0.49	0.33	0.27	0.21	0.16
Simón Bolívar	1.70	1.68	1.68	1.67	1.67	1.67

*: INEI

Anexo 8. Proyección Geométrica de la población animal en Unidades Ovino (UO) y densidad animal (UO/km²)

Población animal (UO)						
Distrito	1994*	2012*	2015	2016	2017	2018
Santa Ana	47038	52377	53324	53643	53964	54288
Canchayllo	142435	46694	38774	36444	34255	32197
Simón Bolívar	116975	115684	115470	115399	115328	115257
Densidad animal (UO/ha)						
Distrito	1994*	2012*	2015	2016	2017	2018
Santa Ana	0.73	0.81	0.83	0.83	0.84	0.84
Canchayllo	1.51	0.49	0.41	0.39	0.36	0.50
Simón Bolívar	1.70	1.68	1.68	1.67	1.67	1.79

*: INEI

Anexo 9. Proyección logarítmica de la población animal en Unidades Ovino (UO) y densidad animal (UO/km²)

Población animal (UO)						
Distrito	1994*	2012*	2015	2016	2017	2018
Santa Ana	47038	52377	53324	53643	53964	54288
Canchayllo	142435	46694	38774	36444	34255	32197
Simón Bolívar	116975	115684	115470	115399	115328	115257
Densidad animal (UO/ha)						
Distrito	1994*	2012*	2015	2016	2017	2018
Santa Ana	0.73	0.81	0.83	0.83	0.84	0.84
Canchayllo	1.51	0.49	0.41	0.39	0.36	0.34
Simón Bolívar	1.70	1.68	1.68	1.67	1.67	1.67

*: INEI

Anexo 10. Promedio de la densidad animal proyectada (aritmética, geométrica y logarítmica)

Densidad animal (UO/ha)						
Distrito	1994*	2012*	2015	2016	2017	2018
Santa Ana	0.73	0.81	0.83	0.83	0.84	0.84
Canchayllo	1.51	0.49	0.38	0.36	0.31	0.33
Simón Bolívar	1.70	1.68	1.68	1.68	1.67	1.71

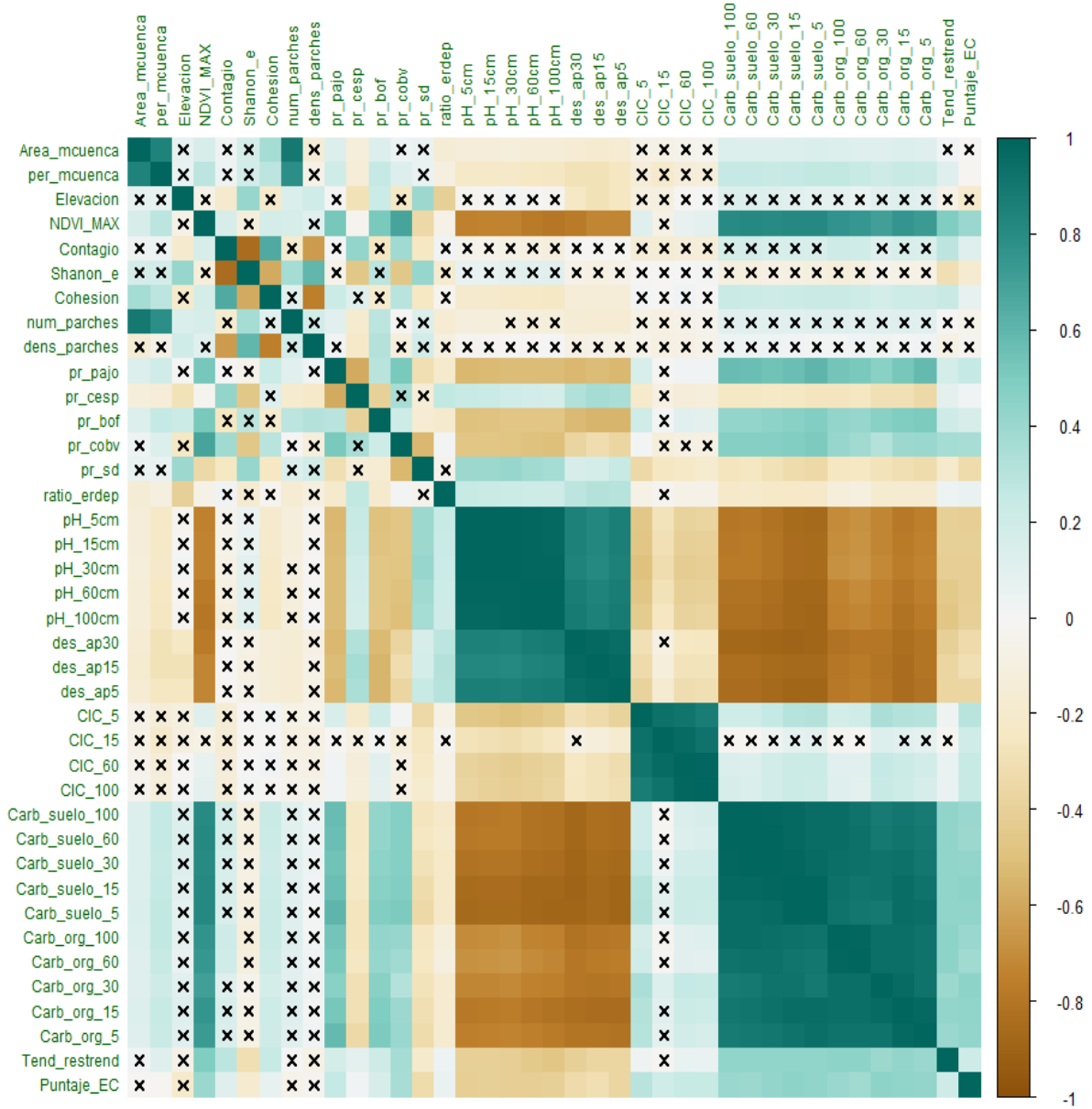
*: INEI

Anexo 11. Promedio de la densidad poblacional proyectada (aritmética, geométrica y logarítmica)

Densidad animal (Hab/km²)						
Distrito	1994*	2012*	2015	2016	2017	2018
Santa Ana	3	4	4	3	3	3
Canchayllo	2	2	2	2	2	2
Simón Bolívar	22	19	18	16	16	16

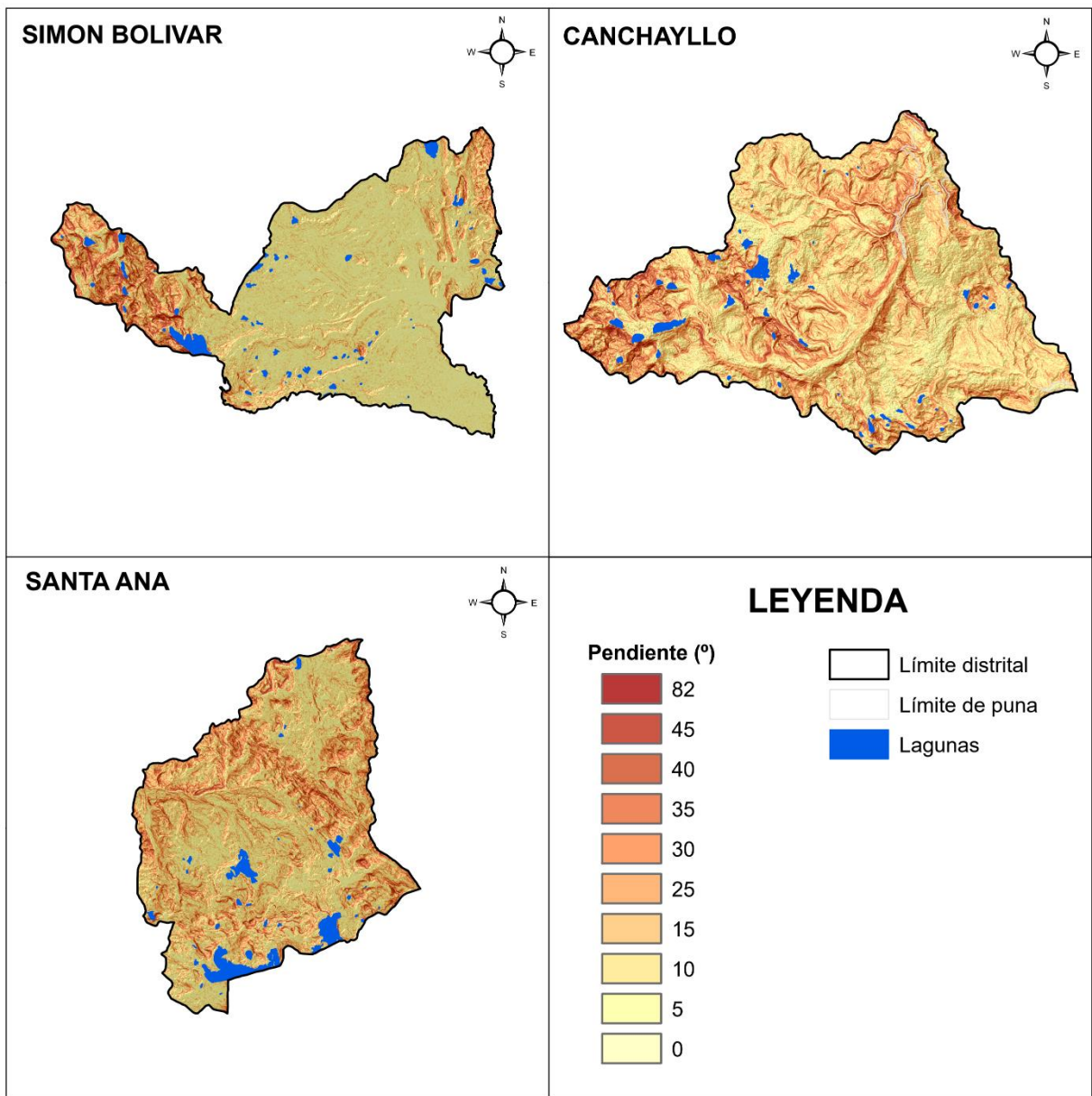
*: INEI

Anexo 12. Correlación de variables



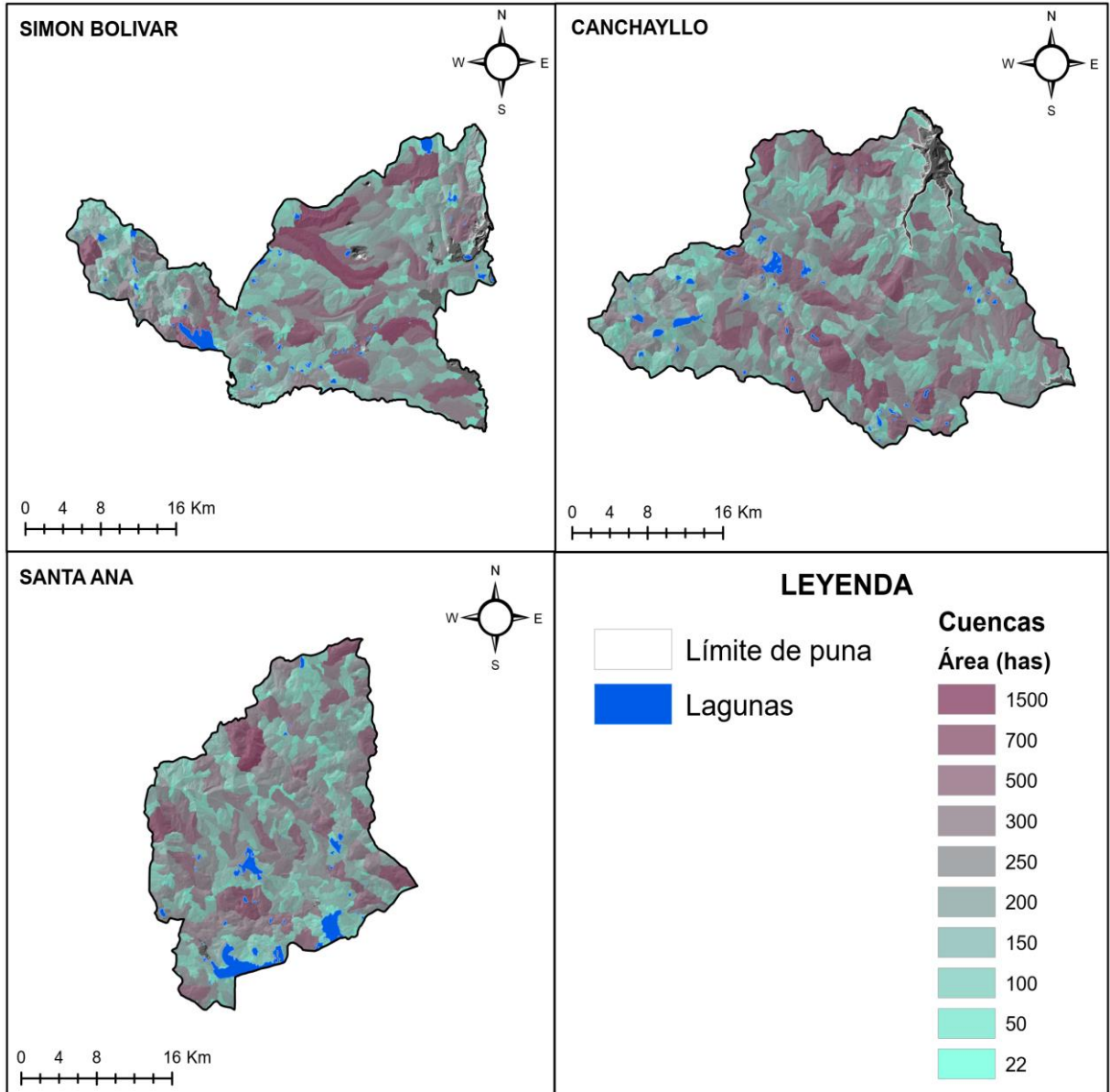
Fuente: elaboración propia

Anexo 13. Mapa de pendientes (°)



Fuente: elaboración propia (ASTER GDEM)

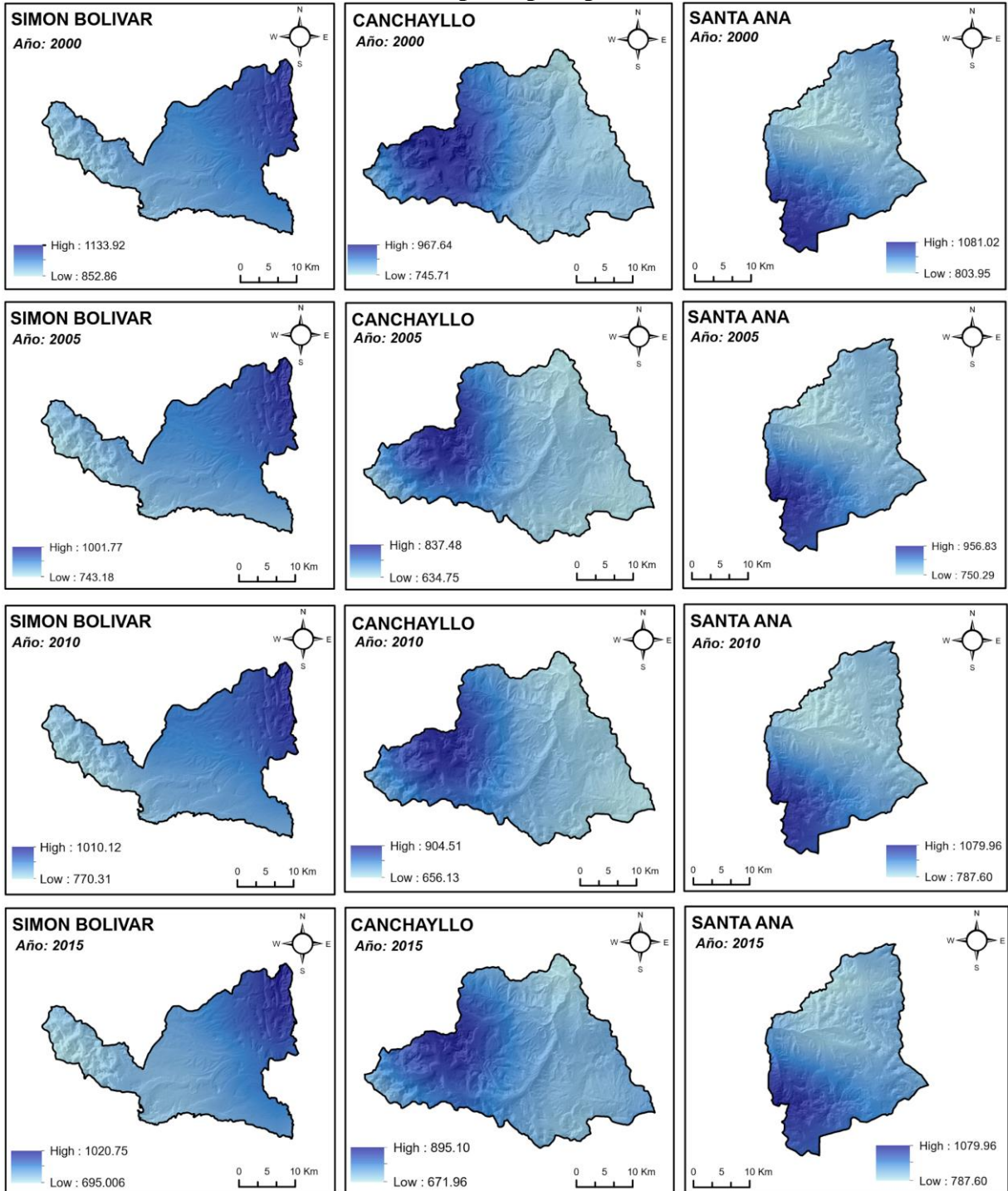
Anexo 14. Mapa de delimitación de microcuencas



Anexo 15. Indicadores estadísticos de las microcuencas

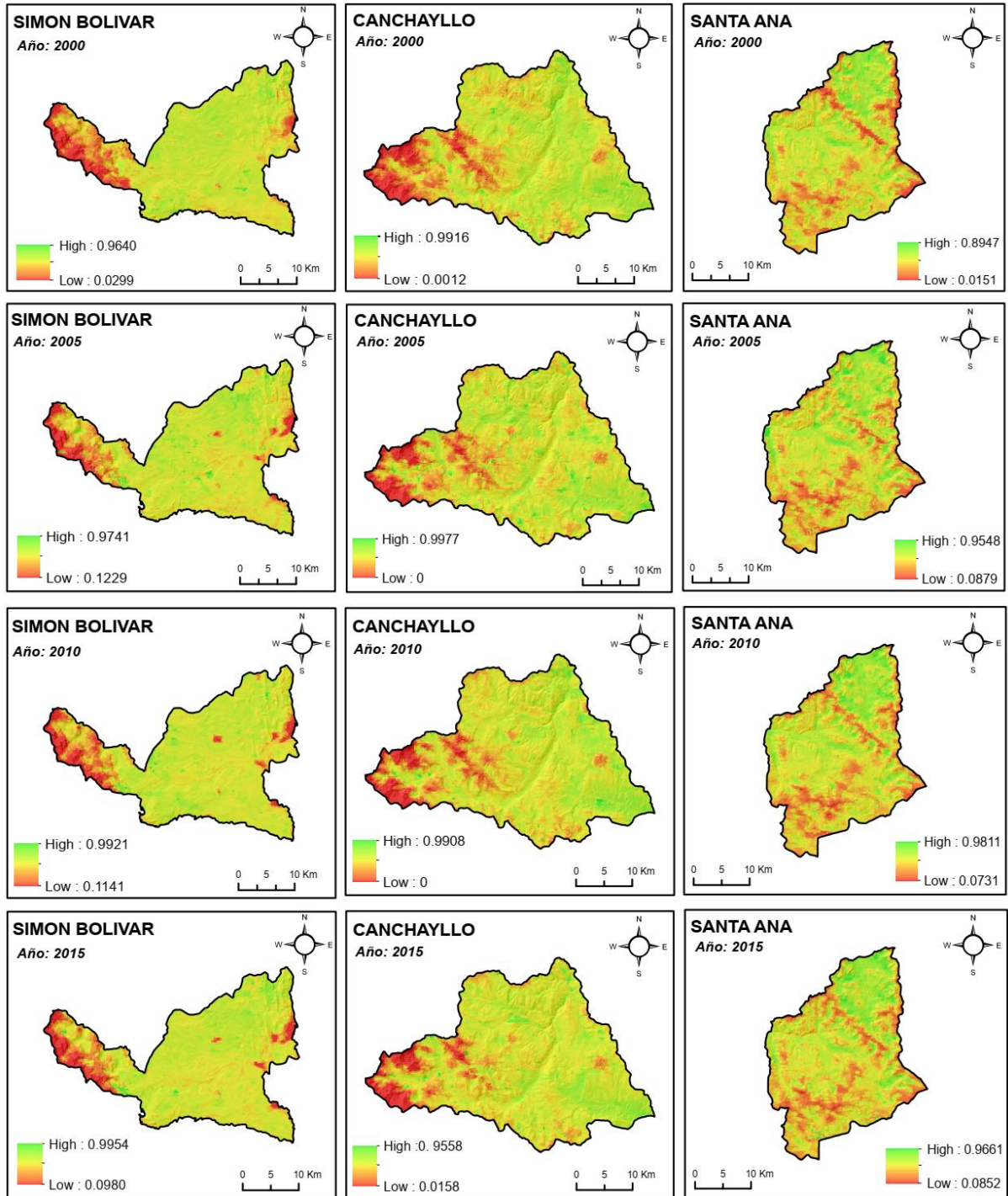
Indicador	Simón Bolívar	Canchayllo	Santa Ana	Promedio
Máximo	1197.02	843.00	858.78	966.27
Mínimo	25.60	26.28	25.43	25.77
Promedio	175.88	180.48	173.26	176.54
Desviación estándar	±143.96	±131.46	±125.29	±133.57
Variación	20467.90	17110.88	15665.26	17748.01
Coefficiente de variación, %	81.85	72.84	0.72	51.80

Anexo 16. Mapa de precipitación



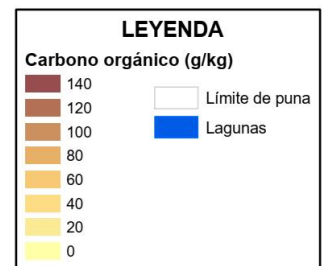
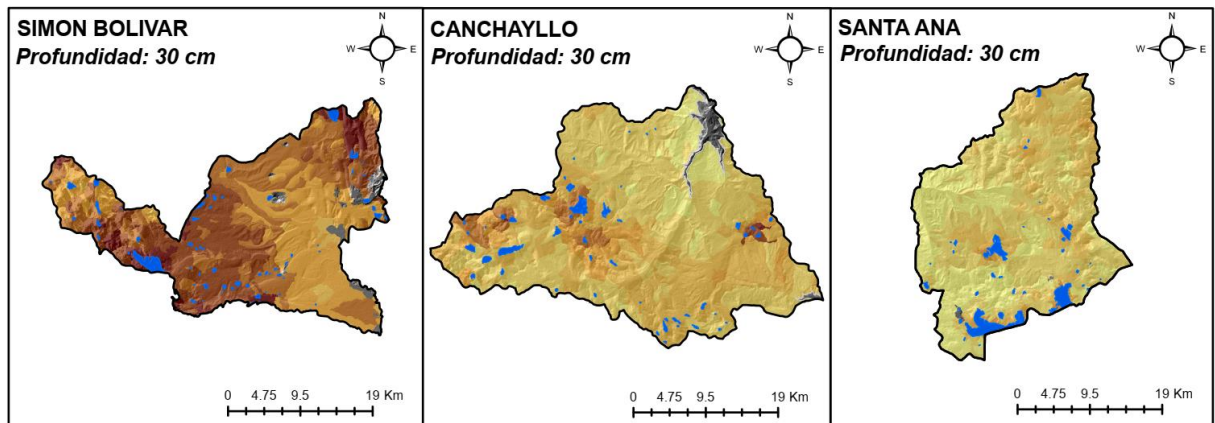
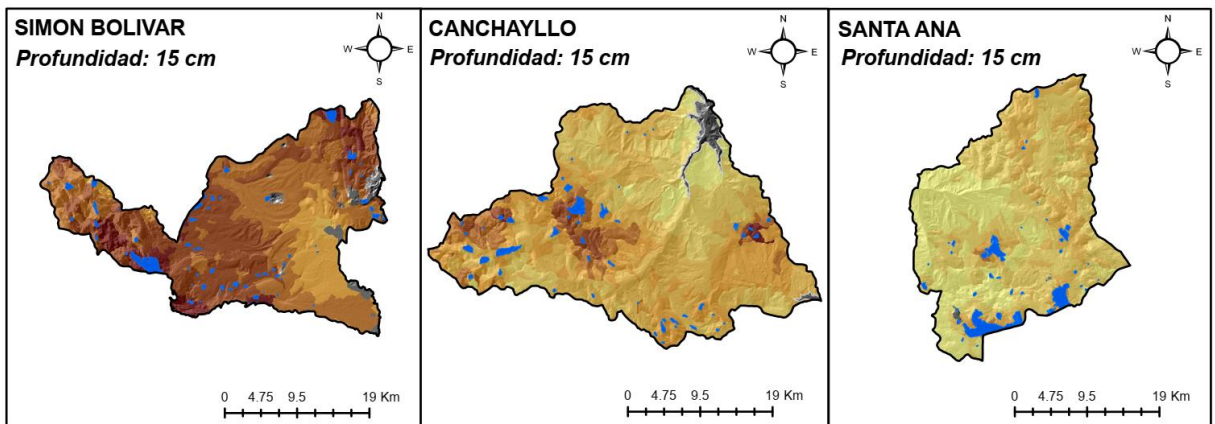
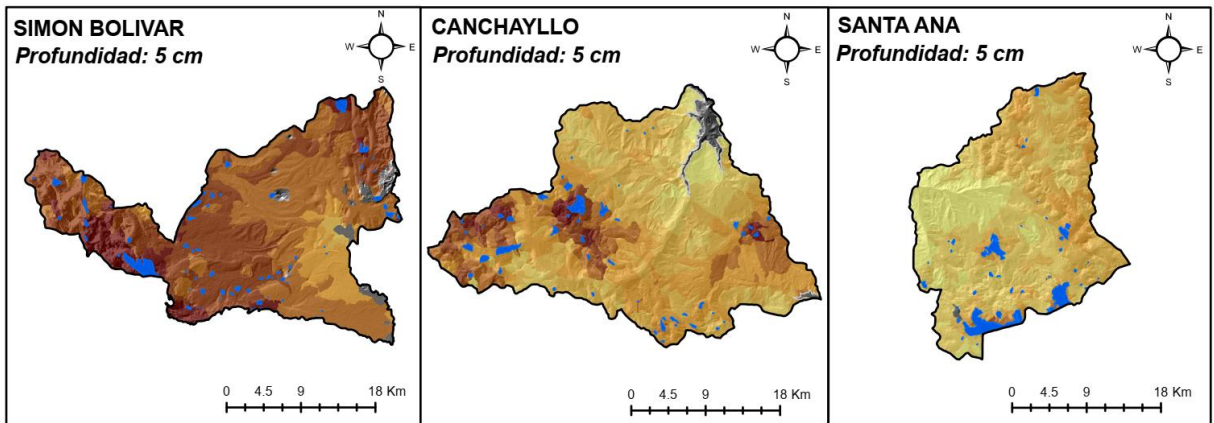
Fuente: SENAMHI

Anexo 17. Mapas de NDVI máximo del sensor MODIS, cada 5 años

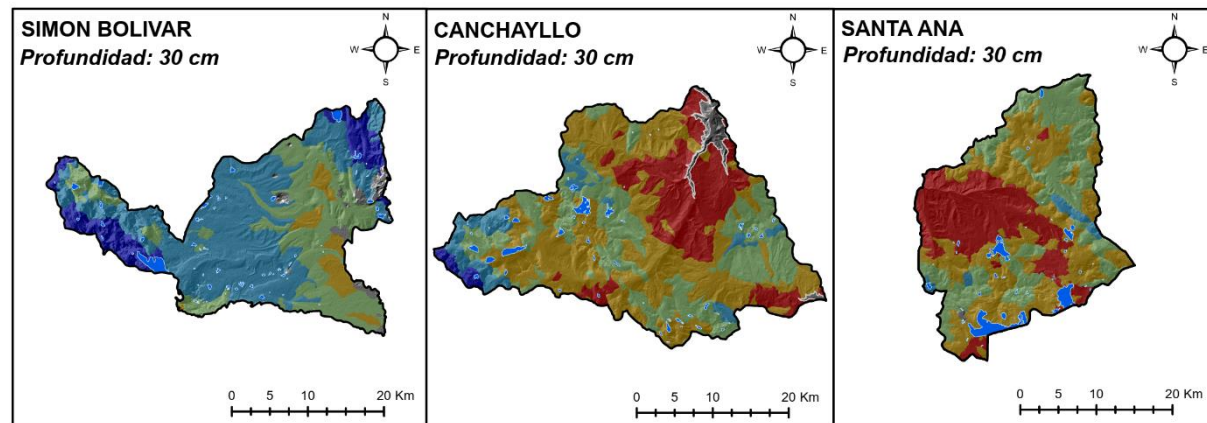
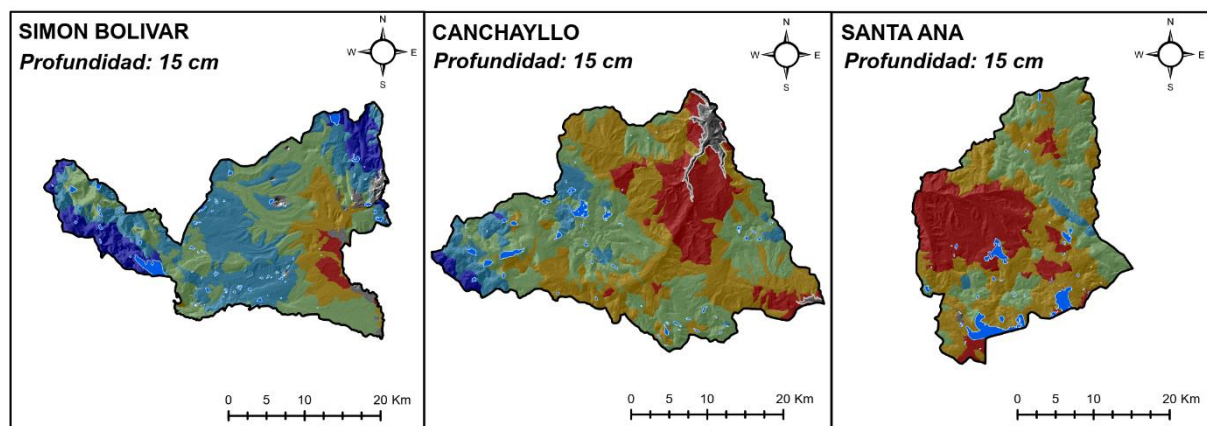
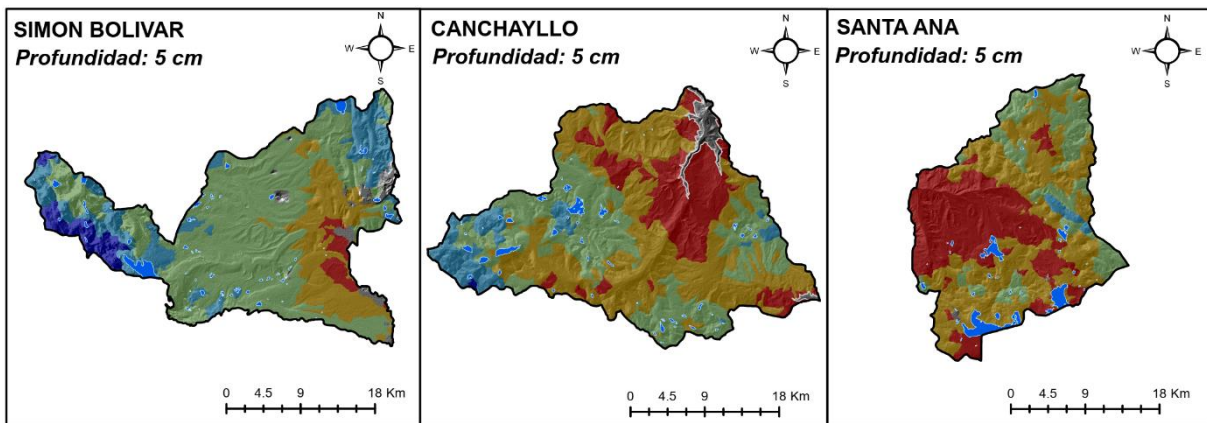


Fuente: MODIS

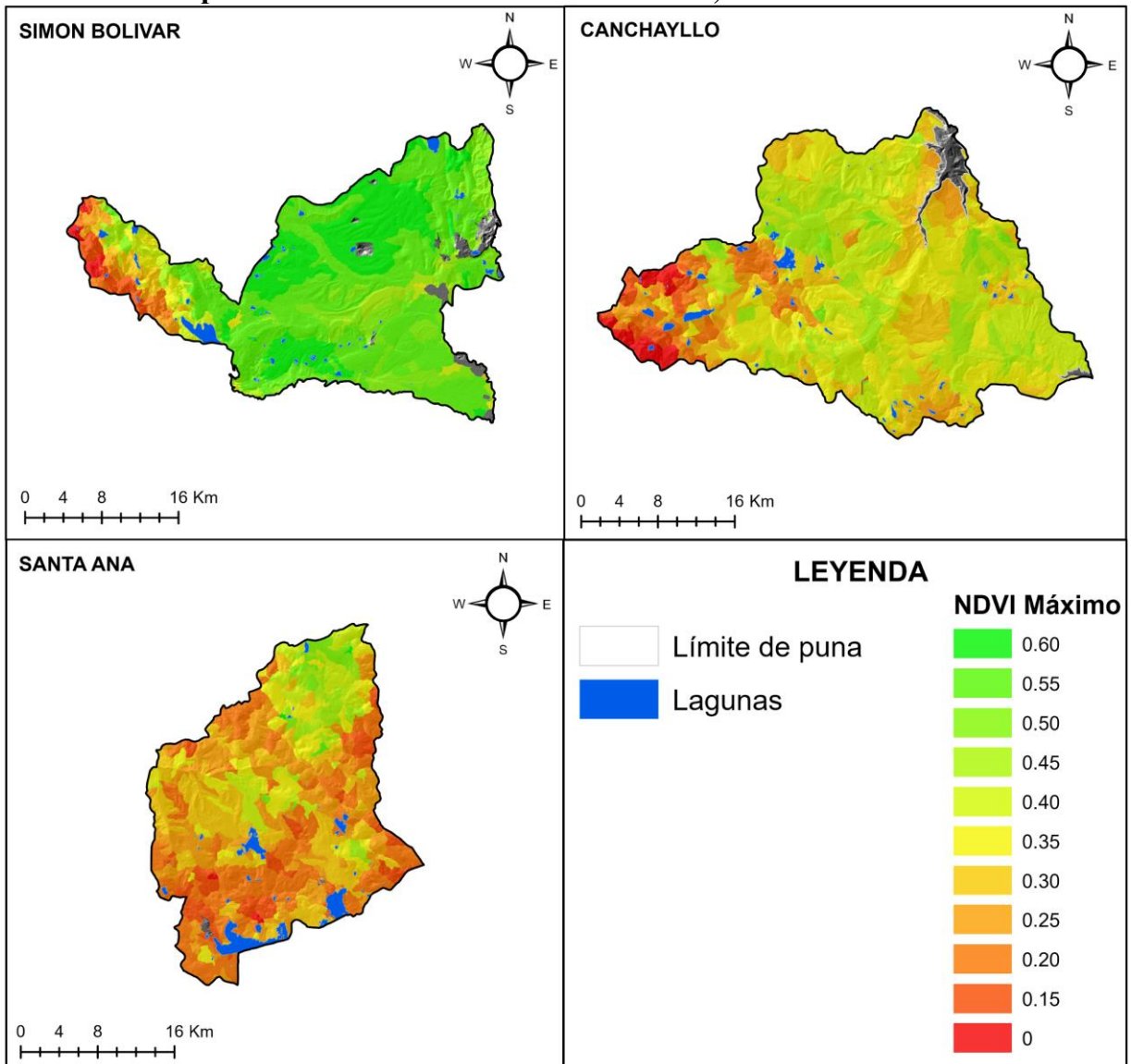
Anexo 18. Mapas de carbono orgánico (g/kg) en el suelo a tres profundidades



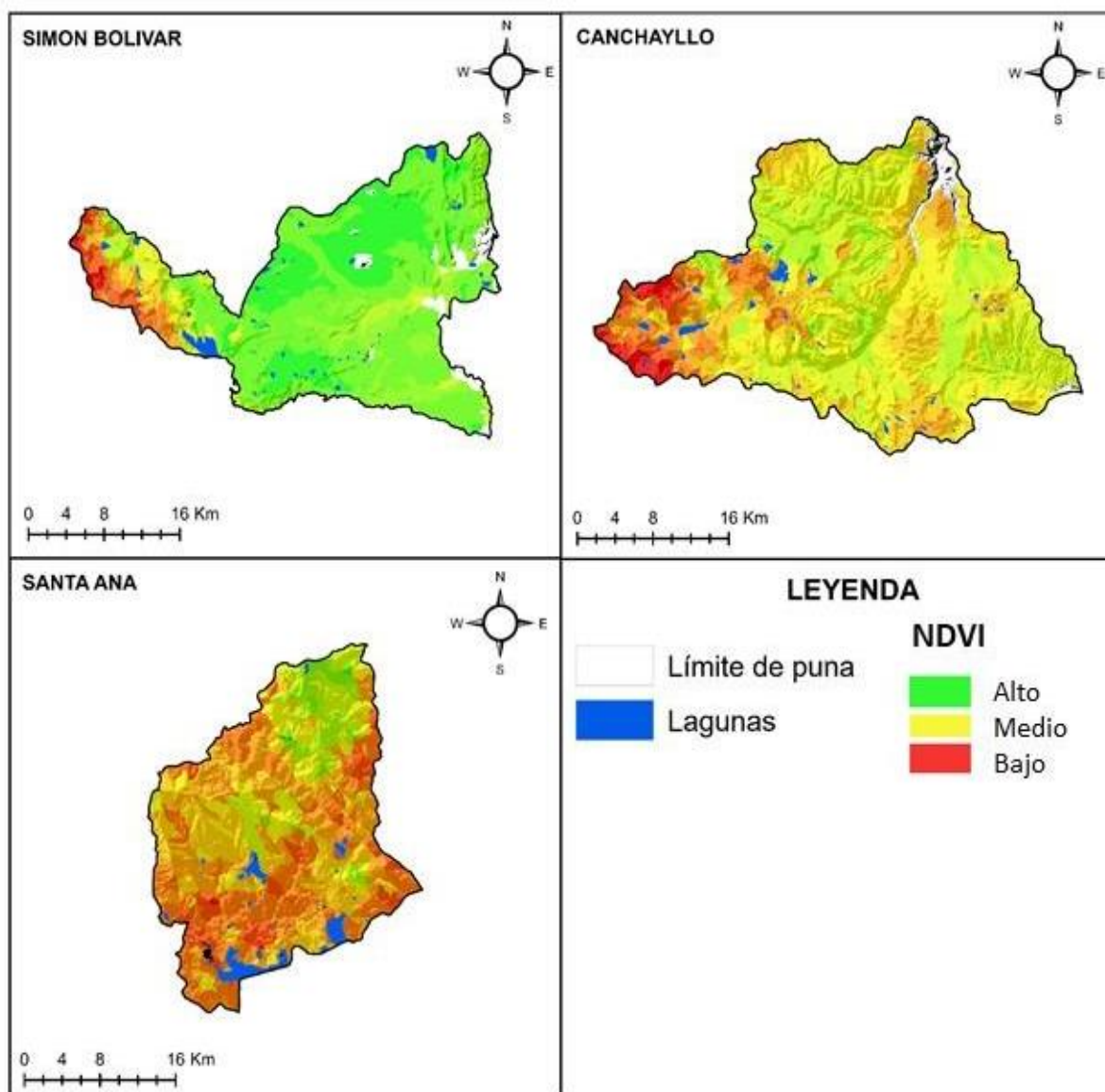
Anexo 19. Mapa de densidad aparente (kg/m³) del suelo a tres profundidades



Anexo 20. Mapas de NDVI máximo del sensor MODIS, desde el 2000 hasta el 2018



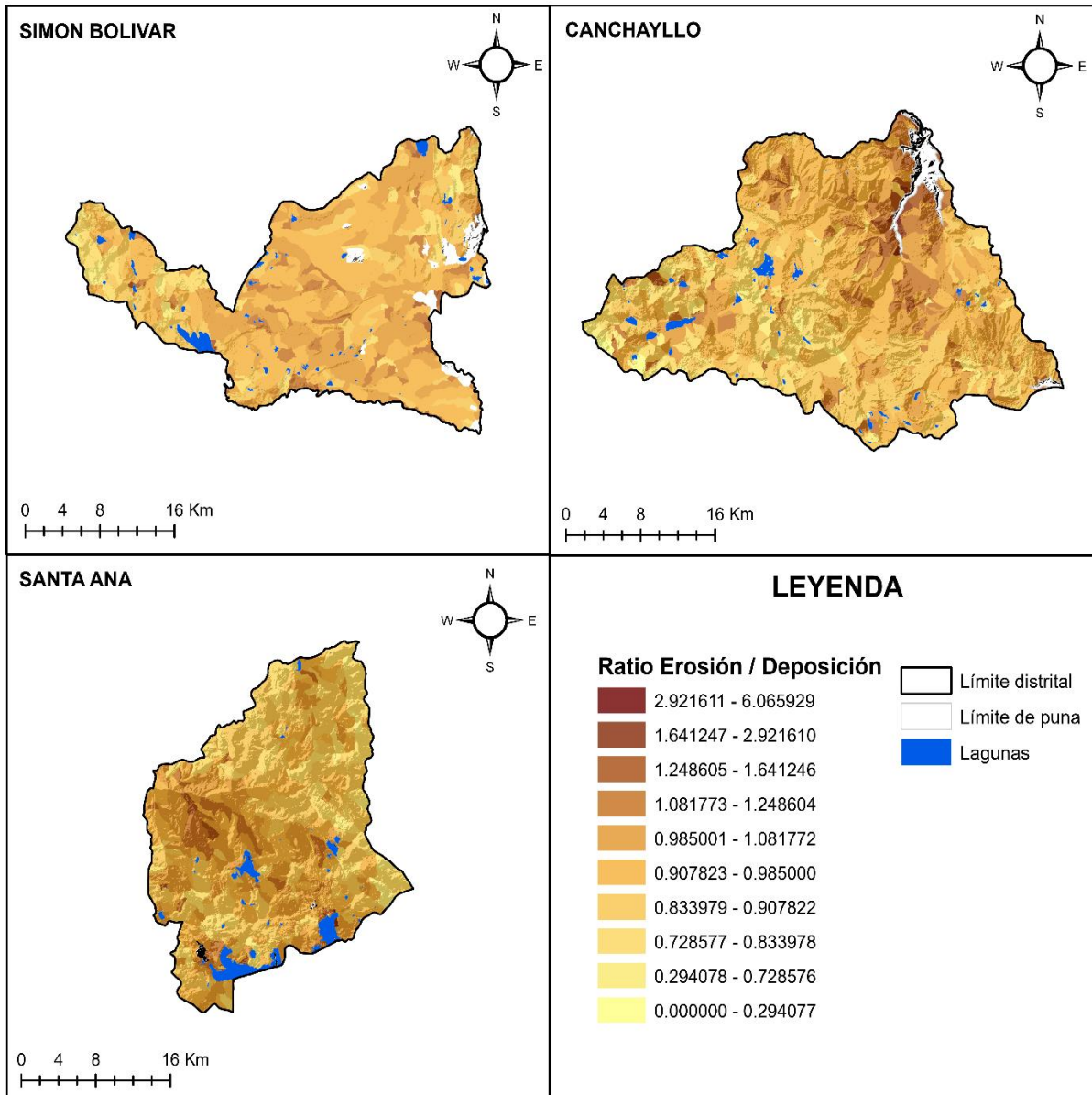
Anexo 21. Mapa de Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) ponderado de los años de evaluación



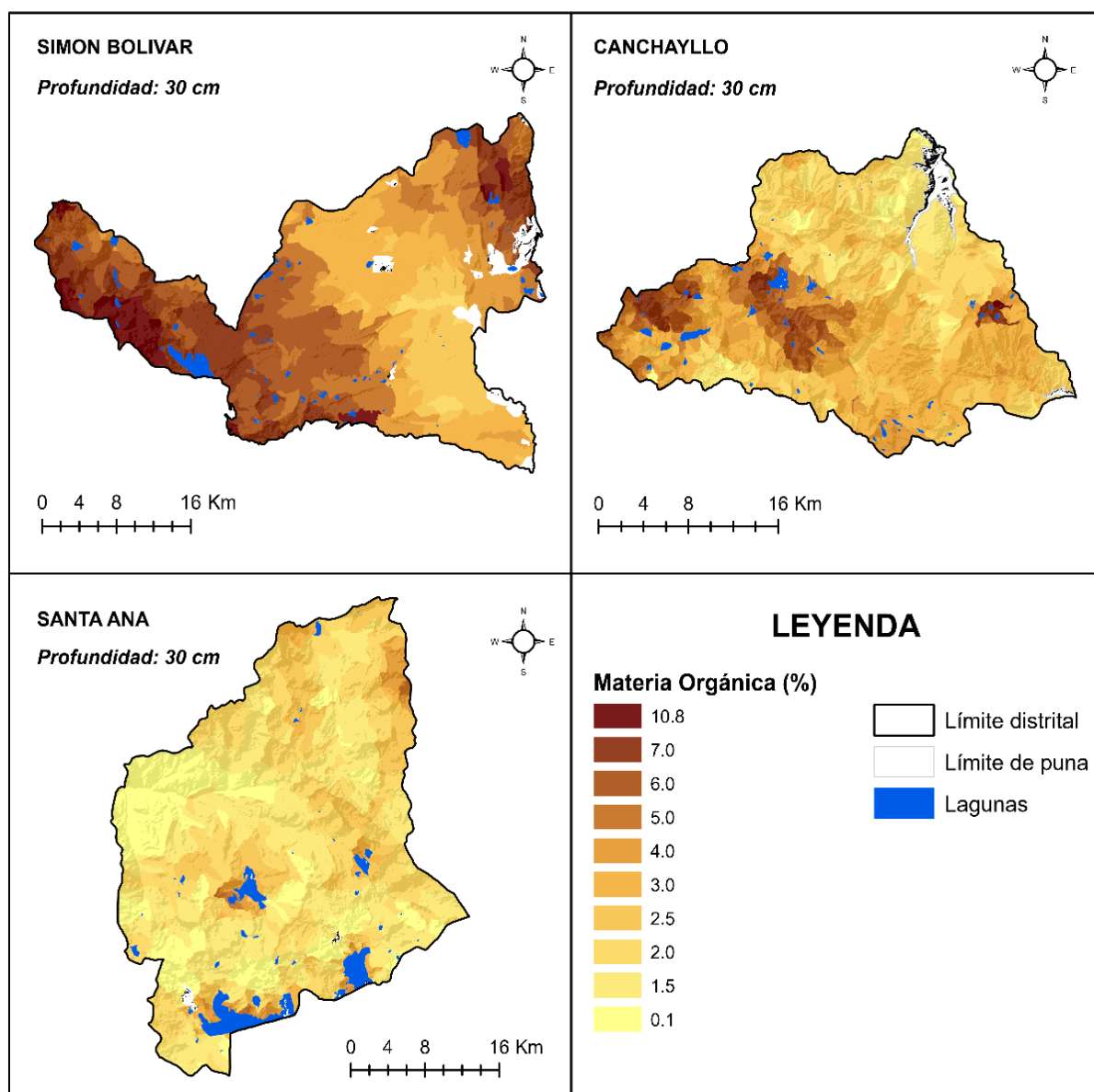
Anexo 22. Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) ponderado máximo

Indicador	Simón Bolívar	Canchayllo	Santa Ana	Promedio
Máximo	0.65	0.47	0.62	0.58
Mínimo	0.07	0.01	0.10	0.05
Promedio	0.48	0.32	0.29	0.36
Desviación estándar	±0.11	±0.09	±0.08	0.09
Varianza	0.01	0.01	0.01	0.01
Coefficiente de variación, %	22.50	28.02	0.28	16.93

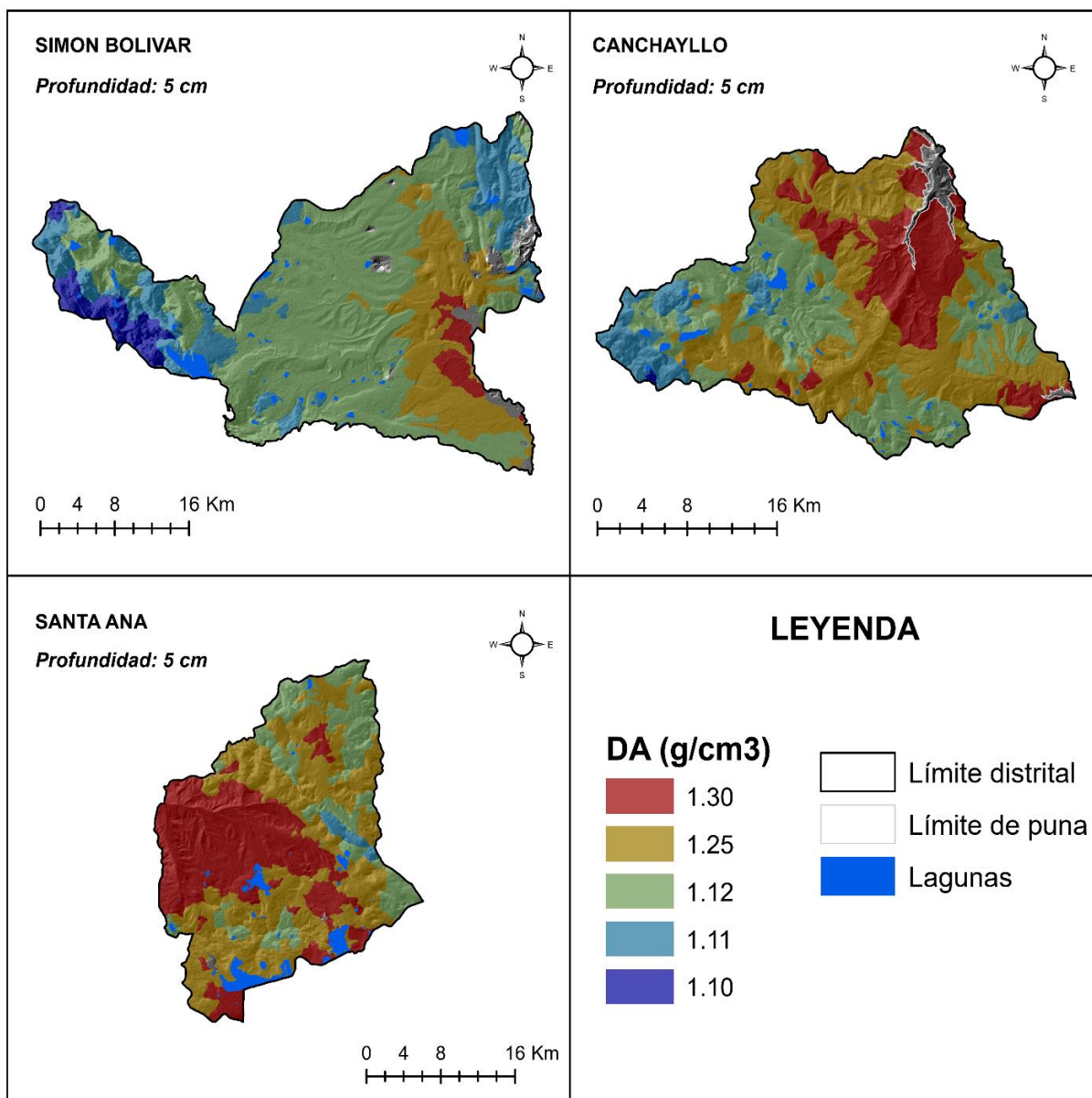
Anexo 23. Mapa de la relación erosión / deposición del suelo



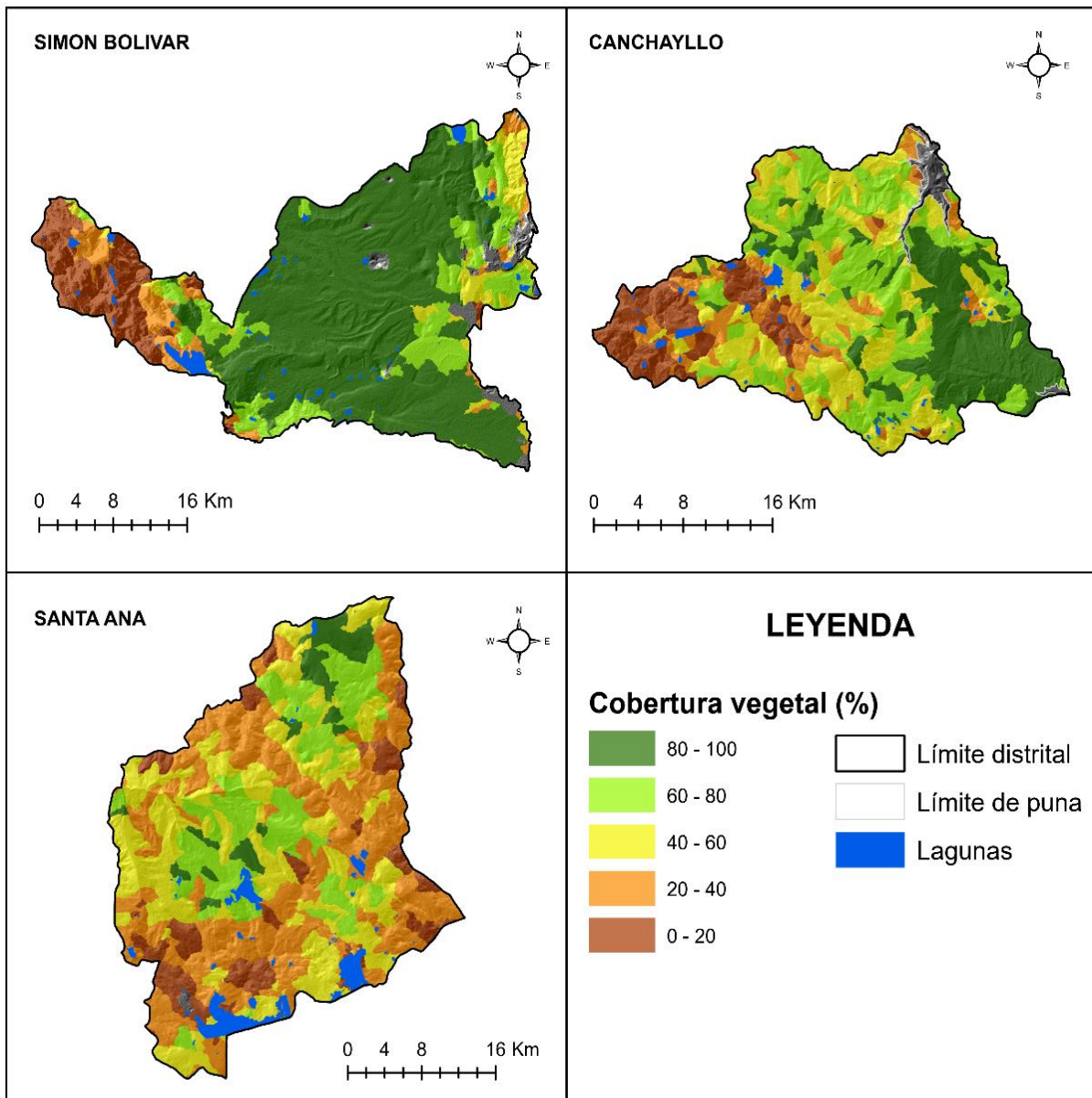
Anexo 24. Mapa de materia orgánica del suelo (%)



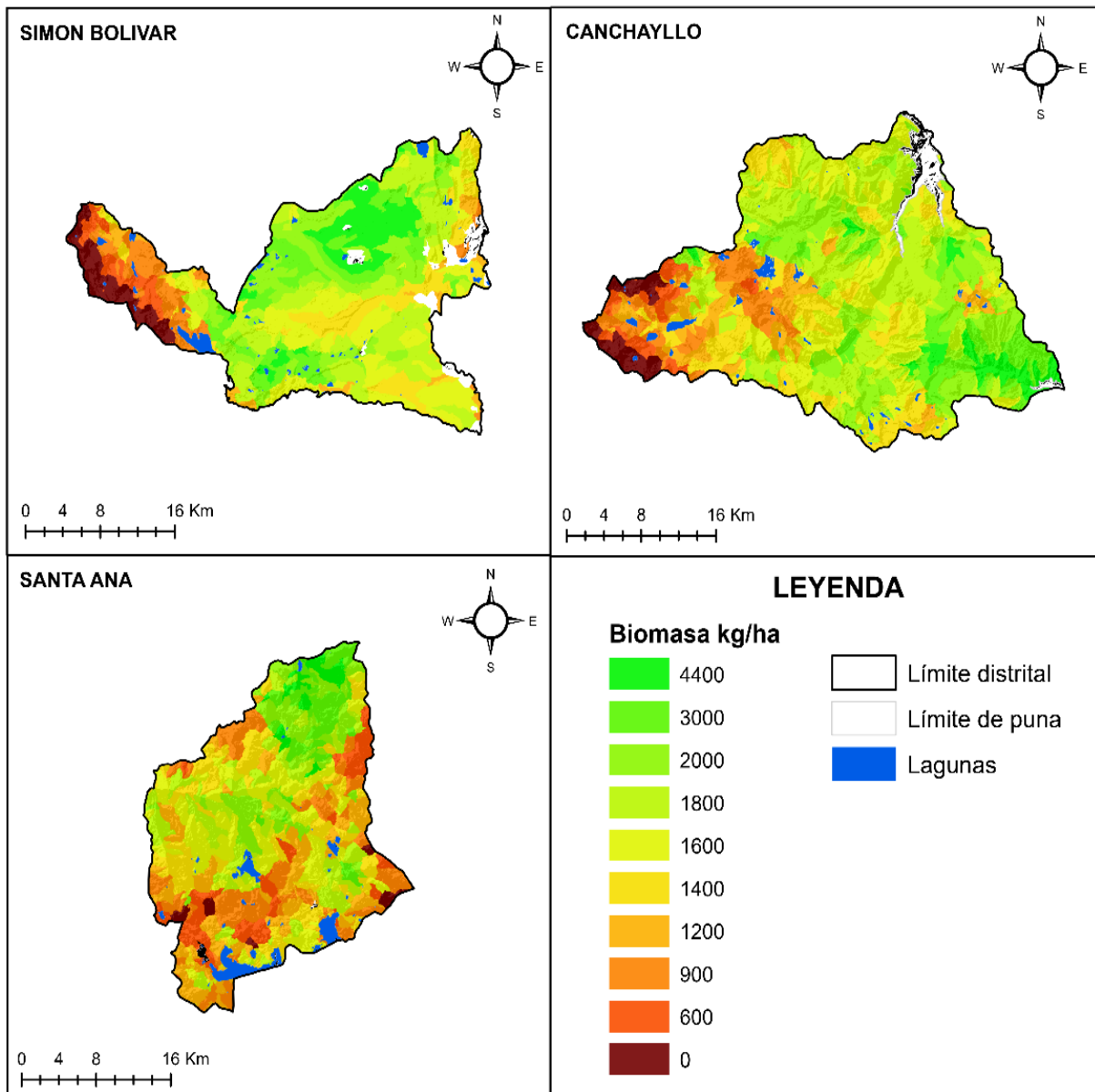
Anexo 25. Mapa de densidad aparente del suelo a 15 cm de profundidad



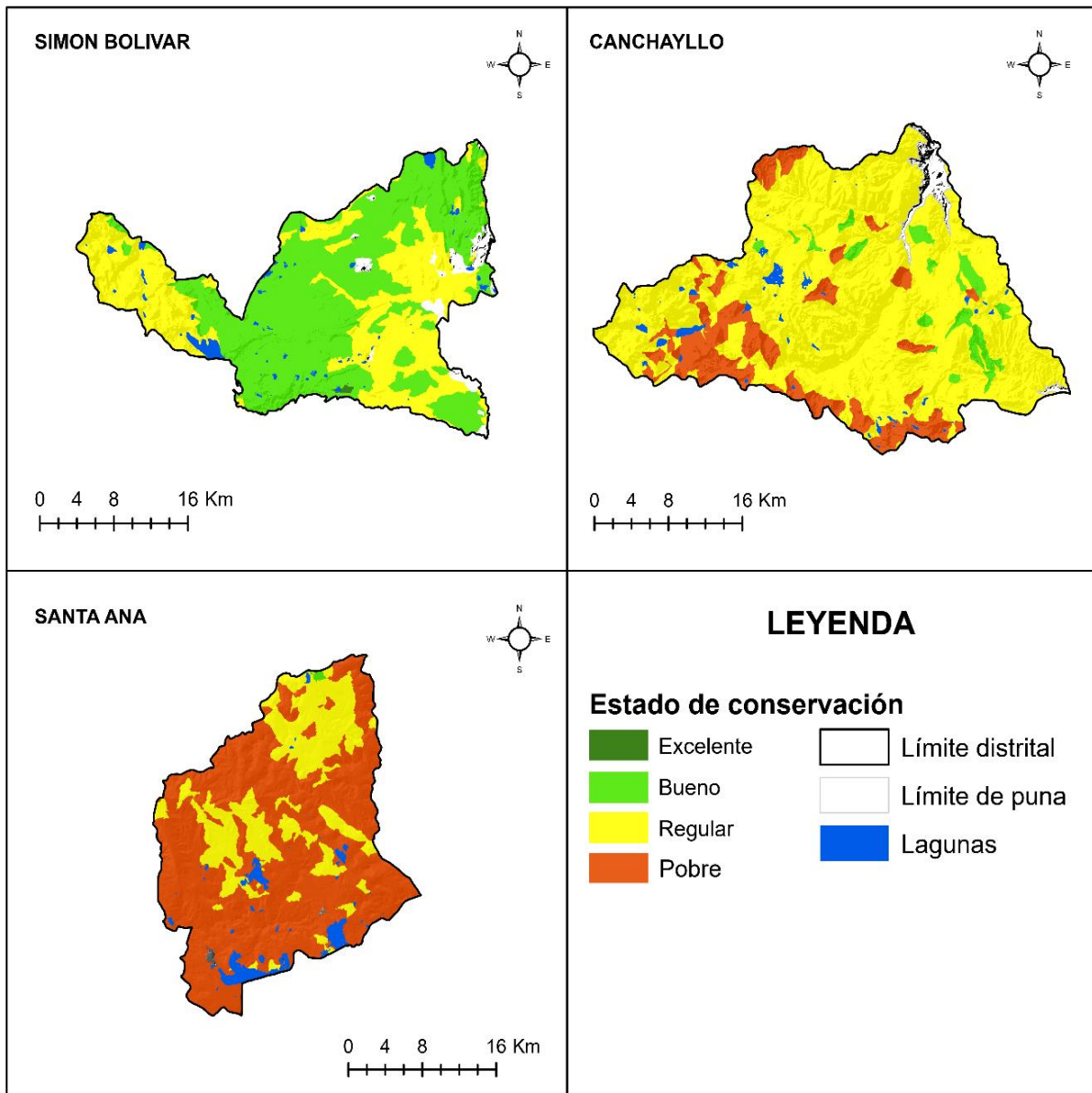
Anexo 26. Mapa de cobertura vegetal (%)



Anexo 27. Mapa de distribución espacial de la biomasa aérea (kg MS/ha)



Anexo 28. Mapa de distribución espacial de la predicción del modelo RANDOM FOREST



Anexo 29. Matriz de confusión

Random Forest	Evaluación en campo					Total
	0-20	20-40	40-60	60-80	80-100	
0-20	0	0	0	0	0	0
20-40	3	3	0	0	0	6
40-60	0	6	65	3	0	74
60-80	0	0	2	23	15	40
80-100	0	0	0	0	0	0
Total	3	9	67	26	15	120

Clasificación: muy pobre (0-20) pobre (20-40), regular (40-60), bueno (60-80), excelente (80-100). El índice Kappa nos indica que dicha matriz fue 60 por ciento mejor que la que podría resultar de aplicar un clasificador aleatorio que asignara las unidades aleatoriamente. Exactitud de productor (producer's accuracy): 75.8 por ciento y Exactitud del usuario (user's accuracy): 77.1 por ciento.

Esta estadística indica la probabilidad de que un píxel de referencia se clasifique correctamente y es una medida de error de omisión. Esta estadística es la precisión del productor porque el productor (el analista) de la clasificación está interesado en qué tan bien se puede clasificar un área determinada.

Anexo 30. Optimización del modelo de degradación RANDOM FOREST

mtry	RMSE	MAE
2	13.936	10.282
4	14.174	10.392
7	14.509	10.543

mtry: número de divisiones por nodo en cada árbol aleatorio durante el proceso de construcción: por defecto 1/3 de las variables.

Anexo 31. Mapa de distribución espacial de la tendencia de los residuales según el modelo RESTREND

