



UNIVERSIDAD NACIONAL
“PEDRO RUIZ GALLO”
ESCUELA DE POSGRADO



MAESTRÍA EN CIENCIAS CON MENCIÓN EN
ORDENAMIENTO TERRITORIAL Y DESARROLLO
URBANO

“Crecimiento urbano y su influencia en los cambios de cobertura y uso del suelo utilizando autómatas celulares en los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas, Perú”

TESIS

Presentada para optar el Grado Académico de Maestro
en Ciencias con Mención en Ordenamiento Territorial y
Desarrollo Urbano

AUTOR:

Bach. Elgar Barboza Castillo

ASESOR:

M.Sc. Efrain Yury Turpo Cayo

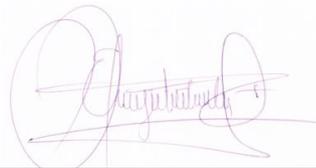
LAMBAYEQUE, PERÚ

2022

“Crecimiento urbano y su influencia en los cambios de cobertura y uso del suelo utilizando autómatas celulares en los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas, Perú”.



Bach. Elgar Barboza Castillo
Autor



M.Sc. Efraín Yury Turpo Cayo
Asesor

Tesis presentada a la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo para optar el Grado de **MAESTRO EN CIENCIAS CON MENCIÓN EN ORDENAMIENTO TERRITORIAL Y DESARROLLO URBANO.**

Aprobado por:



Dr. EDGARDO PEDRO RODOLFO ARBULU CHEREQUE
Presidente del jurado



Dr. GILBERTO CARRIÓN BARCO
Secretario del jurado



M.Sc. CARLA ROSARIO ESCALANTE MEDINA
Vocal del jurado

Lambayeque – 2022

 UNPRG UNIVERSIDAD NACIONAL PEDRO RUIZ GALLO	ESCUELA DE POSGRADO <i>M.Sc. Francis Villena</i> <i>Rodríguez</i>	Versión:	01
		Fecha de Aprobación	29-8-2020
UNIDAD DE INVESTIGACION	<u>FORMATO DE ACTA DE SUSTENTACIÓN VIRTUAL DE TESIS</u>	Pág. 1 de 2	

ACTA DE SUSTENTACIÓN VIRTUAL DE TESIS

Siendo las 12:10 p.m. del miércoles 16 de noviembre de 2022, se dio inicio a la Sustentación Virtual de Tesis soportado por el sistema Google Meet, preparado y controlado por la Unidad de Tele Educación de la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo de Lambayeque, con la participación en la Video Conferencia de los miembros del Jurado, nombrados con Resolución N°684-2020-EPG, de fecha 18 de diciembre de 2020, conformado por:

Dr. EDGARDO PEDRO RODOLFO ARBULU CHEREQUE	Presidente
Dr. GILBERTO CARRION BARCO	Secretario
M.Sc. CARLA ROSARIO ESCALANTE MEDINA	Vocal
M.Sc. EFRAIN YURY TURPO CAYO	Asesor

Para evaluar el informe de tesis del tesista ELGAR BARBOZA CASTILLO, candidato a optar el grado de MAESTRO EN CIENCIAS CON MENCIÓN EN ORDENAMIENTO TERRITORIAL Y DESARROLLO URBANO, con la tesis titulada “CRECIMIENTO URBANO Y SU INFLUENCIA EN LOS CAMBIOS DE COBERTURA Y USO DEL SUELO UTILIZANDO AUTOMATAS CELULARES EN LOS DISTRITOS DE BAGUA GRANDE Y CHACHAPOYAS, PERU”,.

El Sr. Presidente, después de transmitir el saludo a todos los participantes en la Video Conferencia de la Sustentación Virtual ordenó la lectura de la Resolución N°1180-2022-EPG de fecha 04 de noviembre de 2022, que autoriza la Sustentación Virtual del Informe de tesis correspondiente, luego de lo cual autorizó al candidato a efectuar la Sustentación Virtual, otorgándole 40 minutos de tiempo y autorizando también compartir su pantalla.

Culminada la exposición del candidato, se procedió a la intervención de los miembros del jurado, exponiendo sus opiniones y observaciones correspondientes, posteriormente se realizaron las preguntas al candidato.

Culminadas las preguntas y respuestas, el Sr. Presidente, autorizó el pase de los miembros del Jurado a la sala de video conferencia reservada para el debate sobre la Sustentación Virtual del Informe de tesis realizada por el candidato, evaluando en base a la rúbrica de

Formato : Físico/Digital	Ubicación : UI- EPG - UNPRG	Actualización:
--------------------------	-----------------------------	----------------

 UNPRG UNIVERSIDAD NACIONAL PEDRO RUIZ GALLO	ESCUELA DE POSGRADO <i>M.Sc. Francis Villena Rodríguez</i>	Versión:	01
		Fecha de Aprobación	29-8-2020
UNIDAD DE INVESTIGACION	<u>FORMATO DE ACTA DE SUSTENTACIÓN VIRTUAL DE TESIS</u>	Pág. 2 de 2	

sustentación y determinando el resultado total de la tesis con 18 puntos, equivalente a MUY BUENO, quedando el candidato apto para optar el Grado de MAESTRO EN CIENCIAS CON MENCION EN ORDENAMIENTO TERRITORIAL Y DESARROLLO URBANO.

Se retornó a la Video Conferencia de Sustentación Virtual, se dio a conocer el resultado, dando lectura del acta y se culminó con los actos finales en la Video Conferencia de Sustentación Virtual.

Siendo las 13:30 p.m. se dio por concluido el acto de Sustentación Virtual.



Dr. EDGARDO PEDRO RODOLFO ARBULU CHEREQUE
PRESIDENTE



Dr. GILBERTO CARRION BARCO
SECRETARIO



M.Sc. CARLA ROSARIO ESCALANTE MEDINA
VOCAL



M.Sc. EFRAIN YURY TURPO CAYO
ASESOR



Formato : Físico/Digital	Ubicación : UI- EPG - UNPRG	Actualización:
--------------------------	-----------------------------	----------------

DECLARACIÓN JURADA DE ORIGINALIDAD

Yo, Elgar Barboza Castillo investigador principal, y M.Sc. Efraín Yury Turpo Cayo, asesor del trabajo de investigación “**Crecimiento urbano y su influencia en los cambios de cobertura y uso del suelo utilizando autómatas celulares en los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas, Perú**”, declaramos bajo juramento que este trabajo no ha sido plagiado, ni contiene datos falsos. En caso se demuestre lo contrario, asumo responsablemente la anulación de este informe y por ende el proceso administrativo a que hubiere lugar. Que puede conducir a la anulación del título o grado emitido como consecuencia de este informe.

Lambayeque, 16 de noviembre de 2022.



Bach. Elgar Barboza Castillo
Autor



M. Sc. Efraín Yury Turpo Cayo
Asesor

DEDICATORIA

*A mí madre **María Ercila**, mi ángel en el cielo,
gracias por darme la vida, por guiarme y
cuidarme en cada instante de mí vida.*

*A mí padre **Emiliano**, a mis hermanos **Yobert, Efraín, Violeta,**
Edwin, Emérita, Elsa y Bety por su apoyo en mí crecimiento
personal y profesional.*

*A mí novia **Mireyla**, por su apoyo incondicional y ser
mi inspiración para seguir avanzando cada día.*

AGRADECIMIENTO

A **Dios** por ser mí guía, mí norte, mí todo.

Al M.Sc. **Efrain Yury Turpo Cayo**, agradecer infinitamente por su amistad, confianza, paciencia y tiempo por guiarme en el desarrollo de este importante trabajo de investigación.

A los docentes miembros del jurado de tesis, por su minucioso trabajo de revisión al informe final, que permitió mejorar en gran medida la calidad de este trabajo de investigación.

Al Instituto de Investigación para el Desarrollo Sustentable de Ceja de Selva (INDES-CES) de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas, por el apoyo logístico para la recolección de datos en campo.

El Autor.

ÍNDICE

RESUMEN	14
ABSTRACT	15
INTRODUCCIÓN.....	16
CAPÍTULO I. DISEÑO TEÓRICO	19
1.1 Antecedentes de la investigación	19
1.2 Base teórica	21
1.2.1 Cobertura vegetal y uso del suelo	21
1.2.2 SIG y teledetección	23
1.2.3 Crecimiento urbano	25
1.2.4 Modelado del cambio cobertura y uso del suelo (CCUS).....	26
1.3 Definiciones conceptuales.....	27
1.4 Operacionalización de variables.....	29
1.5 Hipótesis.....	29
CAPÍTULO II. MÉTODOS Y MATERIALES.....	31
2.1. Área de estudio.....	31
2.2. Software e información espacial	33
2.3. Procesamiento metodológico	34
2.4. Clasificación de la cobertura y uso del suelo	35
2.5. Dinámica de los cambios de cobertura y uso del suelo.....	37
2.6. Modelamiento de escenarios futuros de crecimiento urbano	37
2.7. Validación cartográfica	38
CAPÍTULO III. RESULTADOS	39
3.1. Clasificación de la cobertura y uso del suelo.....	39
3.1.1. Distrito de Bagua Grande.....	39

3.1.2.	Distrito de Chachapoyas.....	40
3.2.	Dinámica de los cambios de cobertura y uso del suelo	43
3.2.1.	Dinámica de los CCUS en Bagua Grande.....	43
3.2.2.	Crecimiento urbano en Bagua Grande	44
3.2.3.	Dinámica de los CCUS en Chachapoyas	46
3.2.4.	Crecimiento urbano en Chachapoyas.....	47
3.3.	Escenarios futuros de crecimiento urbano	48
3.3.1.	Evaluación de variables predictoras espaciales.....	48
3.3.2.	Modelado del potencial de transición	50
3.3.3.	Modelo de validación	50
3.3.4.	Estimación de los cambios históricos y mapa de cambios.....	51
CAPÍTULO IV. DISCUSIÓN		53
CONCLUSIONES		58
RECOMENDACIONES		60
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS		61
ANEXOS		78

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Operacionalización de variables.....	29
Tabla 2. Índices espectrales utilizados para la clasificación de los CCUS.....	36
Tabla 3. Superficie de clases de CUS transformadas a áreas urbanas en los períodos 1990–2000, 2000-2011 y 2011-2021 para el distrito de Bagua Grande.....	45
Tabla 4. Superficie de las clases de CUS transformadas a áreas urbanas en los períodos 1990–2000, 2000-2011 y 2011-2021 para el distrito de Chachapoyas.	47

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Influencia del crecimiento urbano en el cambio de uso del suelo..	25
Figura 2. Arquitectura de una red neuronal de PM (Hashemi et al., 2020).....	29
Figura 3. Ubicación del área de estudio en el departamento de Amazonas (Perú)..	31
Figura 4. Población según los censos de 1981, 1993, 2007 y 2020 para el distrito de Bagua Grande.	32
Figura 5. Población según los Censos de 1981, 1993, 2007 y 2020 para el distrito de Chachapoyas.....	33
Figura 6. Flujograma metodológico aplicado para evaluar el crecimiento urbano e influencia en los CCUS.	34
Figura 7. Superficie de CUS en el distrito de Bagua Grande.....	39
Figura 8. Mapas de CUS para el distrito de Bagua Grande en 1990, 2000, 2011 y 2021.....	40
Figura 9. Superficie de CUS en el distrito de Chachapoyas.....	41
Figura 10. Mapas de CUS para el distrito de Chachapoyas en 1990, 2000, 2011 y 2021.	41
Figura 11. Precisión de la cartografía generada para los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas.....	42
Figura 12. Ganancias y pérdidas de las clases de CUS por período de análisis en Bagua Grande	44
Figura 13. Patrones de cambio de otras clases de CUS a área urbana según los períodos 1990-2000, 2000-2011, 2011-2021 y 1990-2021 para Bagua Grande.	45
Figura 14. Ganancias y pérdidas de las clases de CUS por período de análisis en Chachapoyas.	46
Figura 15. Patrones de cambio de otras clases de CUS a área urbana según los períodos 1990-2000, 2000-2011, 2011-2021 y 1990-2021 para Chachapoyas.	48
Figura 16. Variables de entrada de componente espacial para predecir el crecimiento para Bagua Grande.	49

Figura 17. Variables de entrada de componente espacial para predecir el crecimiento para Chachapoyas.....	49
Figura 18. Curva de aprendizaje de la red neuronal para la predicción al 2031, a) Bagua Grande y b) Chachapoyas.....	51
Figura 19. Superficie en hectáreas del crecimiento urbano para Bagua Grande y Chachapoyas.....	51
Figura 20. Crecimiento urbano para los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas 1990 - 2031.	52
Figura 21. Crecimiento urbano para Bagua Grande y Chachapoyas para 2031.	56

LISTA DE SIGLAS

AD	: Árboles de Decisión
AH	: Arbustal y Herbazal
AU	: Área Urbana
B	: Bosque
CA	: Cuerpo de Agua
CCUS	: Cambios de Cobertura y Uso del suelo
CUS:	Cobertura y Uso del Suelo
EM	: Evaluación Multicriterio
EVI	: Índice de Vegetación Mejorado
Fuzzy-AHP	: Proceso Jerárquico Analítico Difuso
GEE	: Google Earth Engine
IA	: Inteligencia Artificial
IGN	: Instituto Geográfico Nacional
INEI	: Instituto Nacional de Estadística e Informática
<i>k</i>	: coeficiente de Kappa
Markov-C	: Cadenas de Markov
MDE	: Modelo de Elevación Digital
ML	: Máxima Verosimilitud
MOLUSCE	: Módulos para Simulaciones de Cambio de Uso del suelo
MVS	: Máquinas de Vectores de Soporte
NDVI	: Índice de Vegetación de Diferencia Normalizado
NDWI	: Índice Diferencial de Agua Normalizado
OA	: Precisión General
OLI	: Operational Land Image

P	: Pasto
PA	: Precisión del Productor
PC	: Pasto y Cultivo
PM	: Perceptrón multicapa
RF	: Random Forest
RN	: Redes Neuronales
RNA	: Redes Neuronales Artificiales
SAVI	: Índice de Vegetación Ajustado al Suelo
SIG	: Sistemas de Información Geográfica
SRTM	: Misión Topográfica Radar Shuttle
TM	: Thematic Mapper
UA	: Precisión del Usuario
UTM	: Universal Transversal de Mercator
WGS	: World Geodetic System
ZA	: Zona Agrícola

RESUMEN

En las últimas décadas, el crecimiento urbano se ha incrementado aceleradamente en todas las ciudades del mundo. En esta investigación analizamos el crecimiento urbano y su influencia en los cambios de cobertura y uso del suelo (CCUS) aplicando Autómatas Celulares (AC) en los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas (Perú). Utilizamos la plataforma de computación en la nube de Google Earth Engine (GEE) para analizar series temporales anuales de imágenes Landsat 5 (L5) y Landsat 8 (L8) desde 1990 a 2021. Se aplicó una clasificación supervisada Random Forest (RF) para generar mapas de CCUS para 1990, 2000, 2011 y 2021. Posteriormente, se utilizó el complemento MOLUSCE de QGIS integrando cuatro variables predictoras del crecimiento urbano al 2031. Los mapas de cobertura y uso del suelo reportaron una precisión general (OA) superiores al 92%. La superficie de bosque se redujo de 20,807.97 ha en 1990 a 14,629.44 ha en 2021 para el distrito de Bagua Grande. A su vez el distrito de Chachapoyas presentó patrones similares con una superficie de 7,796.08 ha en 1990 a 3,598.19 ha en 2021. Por su parte, las áreas urbanas se incrementaron de 287.49 a 1,128.77 ha para Bagua Grande y de 185.65 a 924.50 ha para Chachapoyas entre 1990 y 2021. Mediante la aplicación de AC se predijo el crecimiento urbano para 2031 con precisiones superiores al 70%, se estimó que el área urbana del distrito de Bagua Grande se incrementará a 1,459.25 ha y 1,138.05 ha el distrito de Chachapoyas. El modelamiento de escenarios futuros del crecimiento urbano a partir de los mapas de CCUS y MOLUSCE demostró un incremento de la superficie urbana y la reducción de superficies de cobertura vegetal al 2031.

Palabras clave: Teledetección; Ordenamiento territorial; Desarrollo urbano; MOLUSCE; SIG

ABSTRACT

In recent decades, urban growth has increased rapidly in all world cities. In this research we analyze urban growth and its influence on changes in vegetation cover and land use (CCUS) using Cellular Automata (CA) in the districts of Bagua Grande and Chachapoyas (Peru). We used the Google Earth Engine (GEE) cloud computing platform to analyze the annual time series of Landsat 5 (L5) and Landsat 8 (L8) images from 1990 to 2021. Supervised Random Forest (RF) classification was applied to generate CCUS maps for 1990, 2000, 2011 and 2021. Subsequently, the QGIS MOLUSCE plugin was used to integrate four predictive variables of urban growth by 2031. The land cover and use maps reported overall accuracy (OA) of greater than 92%. The forest area was reduced from 20,807.97 ha in 1990 to 14,629.44 ha in 2021 for the Bagua Grande district. In turn, the district of Chachapoyas presented similar patterns with an area of 7,796.08 ha in 1990 to 3,598.19 ha in 2021. For its part, urban areas increased from 287.49 to 1,128.77 ha for Bagua Grande and from 185.65 to 924.50 ha for Chachapoyas between 1990 and 2021. Through the application of CA, urban growth was predicted for 2031 with an accuracy greater than 70%, it was estimated that the urban area of the Bagua Grande district will increase to 1,459.25 ha and 1,138.05 ha in the Chachapoyas district. The modeling of future scenarios of urban growth based on the CCUS and MOLUSCE maps showed an increase in the urban area and a reduction in areas of vegetation cover by 2031.

Keywords: Remote sensing; Territorial planning; Urban development; MOLUSCE; GIS

INTRODUCCIÓN

La población a nivel mundial alcanzó los 7,700 millones de habitantes a mediados de 2019 (Nations United, 2019). De ello, alrededor de 4,219 millones de personas residen en áreas urbanas y se espera que 2,500 millones de habitantes se muden a las ciudades para 2050 (Nations United, 2018). Esto incrementará la superficie urbana (expansión urbana) reduciendo las tierras agrícolas y la cobertura vegetal (Kaur et al., 2020). La expansión urbana no solo incrementará el consumo de energía, alimentos y los recursos naturales (Kaur et al., 2020; Salghuna et al., 2018) sino que también, causará una serie de problemas ecológicos, ambientales y sociales (Liu et al., 2014, 2019). Además, es un factor impulsor de los cambios de cobertura y uso del suelo (CCUS), deforestación, degradación de praderas y transformación del suelo (Bharath et al., 2018; Jat et al., 2017; Mitchell et al., 2018).

El crecimiento urbano presenta un aumento exponencial que ha cambiado drásticamente las interacciones entre las personas y el medio ambiente, y se espera que siga siendo uno de los principales impulsores del cambio global (Buchecker & Frick, 2020). La urbanización es un proceso de expansión urbana, que incluye el crecimiento de ciudades o pueblos y su interrelación entre las zonas urbanas y rurales, y a su vez el suministro de servicios municipales (Bähr, 1997; Poyil & Misra, 2015; Shu et al., 2018). Una caracterización adecuada de la expansión urbana permitirá comprender los procesos integrales de urbanización. De lo contrario, un crecimiento rápido, no planificado e incontrolado podría generar graves efectos negativos para los habitantes de las ciudades y su entorno (Chadchan & Shankar, 2012).

Para superar este problema, es necesario desarrollar una planificación sistemática e integral sostenible de las ciudades con ambiente urbano saludable y conservación de los recursos naturales (Patra et al., 2018). Los planificadores y encargados deben comprender que el

crecimiento urbano y sus factores impulsores, son importantes para la planificación del paisaje y el desarrollo urbano (Gong et al., 2018; Subasinghe et al., 2016). Además, las políticas de planificación pueden afectar el panorama futuro de planificación (Pham et al., 2011). Es por ello, la importancia de monitorear y evaluar el crecimiento urbano con la finalidad de realizar una planificación adecuada del territorio y la utilización sustentable de los recursos naturales (Deng et al., 2019; Jat et al., 2017; S. Pal & Ziaul, 2017).

A nivel mundial, muchas ciudades se encuentran en un proceso de expansión urbana y en muchos casos de manera no planificada. Una de las alternativas para cuantificar la expansión urbana es a través de la evaluación de los CCUS, que ayudan en la planificación urbana y gestión del territorio (Chowdhury et al., 2020; Pal & Ziaul, 2017). Asimismo, se complementan con la aplicación de técnicas de modelamiento urbano (modelos dinámicos) que integran impulsores que influyen en el crecimiento urbano y su predicción futura (Ai-Ageili et al., 2013; Bharath et al., 2018). Entre los modelos dinámicos tenemos los Automatas Celulares (AC), Cadenas de Markov (Markov-C), Proceso Jerárquico Analítico Difuso (Fuzzy-AHP), modelador de cambios del suelo y perceptrón multicapa (PM) (Arsanjani et al., 2012; Tobler, 1970) que se complementan con el uso de los Sistemas de Información Geográfica (SIG) y teledetección.

En las últimas décadas los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas, han experimentado efectos de pérdida de bosque por actividades agropecuarias (agricultura y ganadería) y expansión urbana a consecuencia de la migración de personas de las zonas rurales a la ciudad (Corroto et al., 2021). Estas zonas urbanas se expanden horizontalmente como resultado de los CCUS, mostrando un patrón de ocupación territorial desarrollado a partir del área central de la ciudad, la cual, está rodeada de urbanizaciones y asentamientos humanos no

planificados. La mayoría de ellos, habitados por pobladores con limitados recursos económicos y en muchos casos asentados en zonas de alto riesgo (Sakay et al., 2011).

Es por ello, que el objetivo general del presente estudio se centró en evaluar el crecimiento urbano y su influencia en los CCUS utilizando AC y SIG en los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas, teniendo como objetivos específicos: i) identificar las clases cobertura y uso del suelo (CUS) en los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas, ii) analizar la dinámica de la CUS en los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas, y iii) modelar escenarios futuros de crecimiento urbano de las ciudades de Bagua Grande y Chachapoyas.

CAPÍTULO I. DISEÑO TEÓRICO

1.1 Antecedentes de la investigación

En el estado de Burkina Faso (África occidental) modelaron los cambios, patrones y dinámicas de los CCUS en un paisaje Saheliano bajo un clima semiárido para 1986, 1999, 2009 y 2017. Se consideraron tres clases de cobertura y uso del suelo (CUS) que estuvieron representados por vegetación natural, suelos degradados y áreas cultivadas. Se generaron mapas de CUS para los años de evaluación mediante clasificación supervisada de imágenes satelitales Landsat se realizó la predicción mediante una Red Neuronal (RN) para 2030 y 2050. El análisis de los cambios de CCUS reveló que la degradación de los suelos fue uno de los principales contribuyentes a la expansión de áreas cultivadas entre 1986 y 2017. Los mapas de uso del suelo previstos para 2030 y 2050 indicaron un aumento esperado en las áreas cultivadas de 10.4 % y 22.7 %, respectivamente (Yonaba et al., 2021).

En Tanzania, evaluaron el cambio histórico y pronosticado a largo plazo de la CUS entre 1992 y 2029. Integraron técnicas geoespaciales, AC y análisis de Redes Neuronales Artificiales (RNA) para analizar las tendencias espacio temporales observadas. Los resultados indicaron un aumento general del 435 % en el área urbana y 103% de pastizales entre 1992 a 2029, respectivamente. El estudio estableció un flujo de trabajo metodológico que se puede extender a otras áreas de estudio (Mubako et al., 2022).

En Nepal, identificaron los CCUS desde 1988 a 2016 mediante imágenes satelitales y uso del procedimiento de Máquinas de Vectores de Soporte (MVS), para ello, analizaron la dinámica espacio-temporal de expansión urbana y la simularon los CCUS para 2024 y 2032. El análisis de los CCUS exploró un notable aumento de las

áreas urbanas / urbanizadas y la cubierta forestal y una disminución significativa de la superficie agrícola. Asimismo, la simulación realizada para 2024 y 2032 utilizando un modelo de Markov-C que predijo que el área urbana aumentará gradualmente en los años futuros mientras la tierra cultivada y la vegetación permanecerán continuamente bajo presión (Rimal et al., 2018).

En Brasil, analizaron los CCUS futuros del avance de la agricultura en las áreas de vegetación nativa del ecotono cerrado / bosque atlántico en la cuenca del río Prata en 2033, 2050, 2080 y 2100. Aplicaron una clasificación basada en objetos en imágenes de satélite Landsat de 1986, 1999, 2007 y 2016. Los escenarios futuros de CCUS se realizaron mediante CA y Markov-C. Los escenarios modelados reportaron el avance de la agricultura agrícola y disminución de los humedales, sabanas, bosques de ribera, bosques semidecíduos estacionales y pastizales húmedos, lo que puede considerarse una advertencia sobre la pérdida de biodiversidad de fauna y flora (Cunha et al., 2020).

En Argentina, modelaron el crecimiento urbano y potenciales conflictos entre usos del suelo en el municipio de Uján (provincia de Buenos Aires) entre 2016-2030. Aplicaron un análisis cuantitativo (evaluación multicriterio) con SIG utilizando capas temáticas de red vial, hidrografía, población, relieve, suelos y zona urbana. Los resultados permitieron identificar las zonas de expansión urbana al 2030. Asimismo, los SIG ayudaron en la toma de decisiones espaciales en la definición de lineamientos de planificación regional del uso del suelo (Buzai, 2018).

En los Andes de Perú, realizaron el mapeo multitemporal de cuerpos de agua y área urbana utilizando la plataforma de Google Earth Engine (GEE) en el período de 1984 a 2018. Los resultados reportaron que existe retrocesos diferenciados en los glaciares,

a su vez las áreas urbanas mostraron un incremento significativo (Turpo et al., 2018). La aplicación de GEE, permitió detectar y modelar los CUS a diferentes escalas de estudio y a bajo costo.

Por otro lado, en la ciudad de Huancayo (Perú), presentaron un método de proyección del cambio de uso del urbano mediante técnicas de microsimulación, bajo un escenario de escasez de datos en el sector de San Carlos (Huancayo, Perú) entre 2018- 2028; los resultados indicaron una evolución marcada del sector, con cambios importantes en la configuración de las viviendas unifamiliares que favorecieron a la construcción viviendas multifamiliares de baja densidad (Peña, 2018). A su vez, en las zonas urbanas de los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas podemos identificar un crecimiento horizontal con un desarrollo de las viviendas de unifamiliar a multifamiliar, de ahí la importancia para conocer los CCUS y el crecimiento urbano de cada distrito.

1.2 Base teórica

1.2.1 Cobertura vegetal y uso del suelo

La dinámica del uso del suelo es un indicador clave para entender si el paisaje está cambiando como resultado de la interacción con los impulsores (actividades humanas, cambio climático y cambios demográficos) y evaluar las consecuencias en los ecosistemas y medio ambiente (Al-Darwish et al., 2018; Rakib et al., 2020). Es por ello, que la población juega un rol importante para enfocar estrategias de planificación e implementar una gestión sostenible del territorio (Brown et al., 2013).

El uso del suelo se refiere al propósito al que sirve el suelo, es decir, cómo los seres humanos lo utilizan y transforman para el desarrollo de sus actividades. A su vez, el término la cobertura de suelo se relaciona con la cobertura física que se puede

observar (Yonaba et al., 2021). Como tal, los CCUS o el cambio del suelo, es el proceso mediante el cual se describe el cambio cualitativo y cuantitativo entre las clases de cobertura vegetal y uso del suelo (Fisher, 2005). La cobertura vegetal y uso del suelo está determinado por las actividades que realizan las personas en el territorio. De esta manera, la expansión de ciudades, generan los CCUS (Arana, 2018). La leyenda nacional de cobertura de suelo Metodología CORINE Land Cover adaptada en Colombia (IDEAM, 2010) y Perú (MINAM, 2016) identifican las siguientes clases de cobertura vegetal y uso del suelo que se adaptaron al área de estudio.

a) Área urbana (AU)

Espacio geográfico que incluye los territorios cubiertos por infraestructura urbana y todos aquellos espacios verdes y redes de comunicación asociados con ellas, que configuran un tejido urbano (IDEAM, 2010).

b) Arbustal y herbazal (AH)

El herbazal está constituido por una comunidad vegetal dominada por elementos típicamente herbáceos desarrollados en forma natural en diferentes densidades y sustratos. A su vez, el arbustal es la vegetación desarrollada en forma natural, con estructura de tallo leñoso, con una altura entre 0.5 y 5 m, fuertemente ramificado en la base y sin una copa definida (FAO, 2001).

c) Pasto (P)

Comprende las tierras cubiertas con hierba densa de composición florística dominada principalmente por la familia gramíneas, dedicadas a pastoreo permanente (Salas et al., 2014).

d) Zona agrícola (ZA)

Son unidades de coberturas agrícolas, que se desarrollan en predios o parcelas donde se aplican prácticas de manejo agrícola como selección del cultivo, siembra, fertilización, riego, entre otras (Salas et al., 2014).

e) Cuerpo de agua (CA)

Son cuerpos de aguas permanentes, intermitentes y estacionales que comprenden lagos, lagunas, ciénagas, depósitos y estanques naturales o artificiales de agua dulce (no salina), embalses y cuerpos de agua en movimiento, como los ríos y canales (IDEAM, 2010).

f) Bosque (B)

Comprende las áreas naturales o seminaturales, constituidas principalmente por elementos arbóreos de especies nativas o exóticas (IDEAM, 2010). Los árboles son plantas leñosas perennes con un solo tronco principal, que tiene una copa más o menos definida (Salas et al., 2014). De acuerdo, con la FAO (2001) esta cobertura comprende bosques naturales y plantaciones forestales.

1.2.2 SIG y teledetección

Los SIG son un conjunto de herramientas que permiten la adquisición, almacenamiento, procesamiento, análisis y representación de información geoespacial de diferentes temáticas del mundo real. Los SIG están compuestos por cinco componentes principales, a saber, datos, métodos, software, hardware y personas (Olaya, 2014).

Por su parte, la teledetección es una tecnología que proporciona información de los objetivos que se encuentran sobre la superficie terrestre y la atmósfera en función de la radiación reflejada o emitida por esos objetos (Chuvienco, 2016). La información

generalmente se captura a una distancia desde arriba en forma de datos de imagen por sensores acoplados en plataformas (satélites), sin destruir objetos (Moriya et al., 2021). Estos datos permiten determinar la composición y naturaleza de la superficie terrestre y la atmósfera desde escalas locales a globales, y evaluar los cambios mediante el análisis de imágenes capturadas en diferentes momentos (Read & Torrado, 2009). Los sensores para la adquisición de imágenes de teledetección se pueden dividir en dos clases: (i) sensores pasivos u ópticos, que utilizan la radiación solar como fuente de energía para adquirir información; entre los sensores encontramos los multispectrales e hiperespectrales (Landsat, Sentinel, MODIS, entre otros), y (ii) sensores activos, que utilizan una fuente artificial de radiación o energía propia para adquirir información, entre ellos encontramos a los sensores Radar y LiDAR (Very & Resolution, 2015).

En la actualidad, las técnicas de SIG y teledetección se han convertido en potentes herramientas para analizar y predecir el cambio ambiental de las actividades antropogénicas de una manera repetitiva, no invasiva, rápida y rentable con considerables estrategias de toma de decisiones (Choudhary et al., 2018). Asimismo, el modelamiento espacial basado en SIG y modelos de predicción urbana ayudan a planificar el crecimiento futuro de las ciudades (Chaudhuri & Clarke, 2014).

Por otro lado, el modelamiento urbano ha pasado de las teorías y estructuras que describen el cambio y uso del suelo en términos estáticos, a modelos estocásticos o dinámicos que integran impulsores que influyen en el crecimiento urbano y la predicción futura (Ai-Ageili et al., 2013; Bharath et al., 2018). Se han realizado esfuerzos para integrar técnicas de SIG, Inteligencia Artificial (AI), Evaluación Multicriterio (EM) y RNA con AC para minimizar la complejidad de las reglas de transición al proporcionar un enlace entre las neuronas transitorias automáticas y los

valores de los parámetros generados automáticamente, lo cual, fue bastante difícil en el modelo tradicional (Guan et al., 2005).

1.2.3 Crecimiento urbano

El crecimiento urbano es un proceso que se identificó en ciudades de América del norte a principios de 1950, que llevó a una profunda transformación de la estructura de los asentamientos de población y la ubicación de las actividades económicas (Coq-Huelva & Asián-Chaves, 2019). Así, en la década de 1970 América Latina ya era altamente urbanizada. Por tanto, los procesos de crecimiento urbano están asociados a intensas sub urbanizaciones que implica la expansión física de la ciudad (asentamientos urbanos), aumento de la movilidad de las personas (crecimiento poblacional y migración del campo a la ciudad) y nuevas formas de segregación socioespacial (producción e industria) (Hegazy & Kaloop, 2015) (Figura 1).

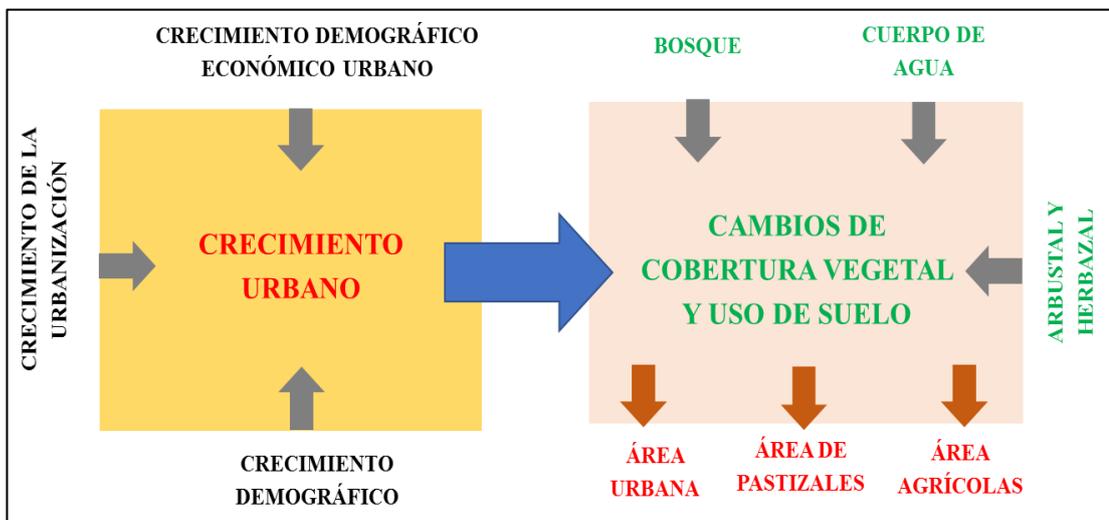


Figura 1. Influencia del crecimiento urbano en el cambio de uso del suelo.

Modificado de Arana (2018).

Los CCUS, son el resultado del crecimiento urbano de las ciudades y de zonas urbanas que originan diversos usos de ocupación del territorio y están relacionados con el crecimiento de la urbanización (uso del suelo urbano), crecimiento económico

urbano (actividades de producción) y crecimiento demográfico (crecimiento de la población urbana)(Arana, 2018). Por otro lado, el crecimiento urbano debe estar relacionado con el desarrollo sostenible, con la finalidad de la protección de los recursos naturales. Sin embargo, la falta de planificación no asegura la conservación ambiental (Ocampo, 2017) y en muchos casos degrada los recursos naturales y afecta la calidad de vida de la personas (Aarthi & Gnanappazham, 2018).

1.2.4 Modelado del cambio cobertura y uso del suelo (CCUS)

El análisis de los CCUS en los últimos años es esencial, puesto que, ayuda en la elaboración de estrategias y en la toma de decisiones para entender las causas que generan los cambios en la superficie terrestre (Sardar & Samadder, 2021). La predicción de la CUS y en especial del crecimiento urbano es muy importante, debido a que muestra los escenarios futuros de los cambios potenciales que ocurrirían. Dichas predicciones son esenciales para los planificadores y gestores, ya que permitirá plantear acciones de prevención ante los posibles impactos de la degradación del suelo (Pijanowski et al., 2002).

Se han desarrollado varios modelos disponibles para modelar los escenarios futuros de los CCUS, por ejemplo UGM/SLEUTH, RAMCO, LOV, MODULUS, SIMULICA, MOLUSCE y Land Change Modeler (LCM) (Eastman & Toledano, 2018; NextGIS, 2016; Veldkamp & Lambin, 2001; Verburg et al., 2004). Estos modelos principalmente se basan en el enfoque AC o métodos estadísticos empíricos (Sardar & Samadder, 2021). Sin embargo, en los últimos años se han integrado CA-Markov con redes neuronales como PM para modelar cambios complejos de CCUS (Mubako et al., 2022).

1.3 Definiciones conceptuales

Cobertura vegetal

La cobertura vegetal puede definirse como la vegetación natural que cubre la superficie de suelo y está compuesta por diferentes especies de flora que albergan una gran cantidad de fauna (MINAM., 2015). La diversidad de la vegetación depende del tipo de ecosistema, condiciones ambientales, climáticas y fisiográficas (Cuesta et al., 2012). El cambio de cobertura vegetal es el proceso por el cual una clase de cobertura vegetal cambia o se modifica a otra clase (bosque a pastos o bosque a agricultura) a través del tiempo y/o debido a las actividades antrópicas y/o las perturbaciones (Alcántara, 2014).

Cambios de cobertura y uso del suelo (CCUS)

Los CCUS son el resultado de las interacciones entre las actividades humanas con el medio natural que hacen que se reduzca o incremente una determinada clase de cobertura o uso del suelo (Rojas et al., 2019).

Crecimiento urbano

Está relacionado con el aumento de la población e infraestructura de los centros poblados, en respuesta al aumento de las actividades humanas con implicaciones económicas, sociales y políticas y a la geografía de un área (Ramachandra et al., 2014). Asimismo, el crecimiento urbano disperso en las regiones periurbanas se conoce como expansión urbana (Bharath et al., 2018).

Autómatas celulares (AC)

Los AC son un modelo matemático para sistemas dinámicos, que están compuestos por un conjunto de celdas que adquieren distintos estados o valores (Reyes, 2011). Los modelos de AC generalmente operan utilizando un paisaje ráster cuadriculado, con celdas de cuadrícula individuales que tienen categorías discretas de uso /

cobertura del suelo (p.e., residencial, comercial, agrícola, natural, etc.). Se aplica un conjunto de reglas de transformación en datos discretos (es decir, actualizaciones anuales) para modelar el cambio en el uso del suelo (Allen et al., 2013) y se pueden incluir factores exógenos que pueden usarse para especificar restricciones políticas o funcionales que limitan la trayectoria del estado del modelo todo esto en un entorno SIG (Dewdney, 2008).

Módulo para Simulaciones de Cambio de Uso del suelo (MOLUSCE)

Es un modelo que predice los cambios del uso del suelo pasado, presente y futuro. El modelo permite leer y escribir datos ráster, crear tablas de contingencia y muestreo. Asimismo, calcula áreas, crea mapas de cambio y modela la relación entre datos de entrada y salida. Finalmente, proporciona funciones y procedimientos estadísticos para la validación del resultado de la simulación (NextGIS, 2016).

Google Earth Engine (GEE)

Es una plataforma basada en la nube que permite el procesamiento en paralelo a alta velocidad de datos geospaciales mediante la utilización de algoritmos de aprendizaje automático para el monitoreo y análisis a gran escala (Alencar et al., 2020; Azzari & Lobell, 2017). Es de uso gratuito y proporciona acceso a imágenes de teledetección. Asimismo, proporciona una biblioteca de Interfaz de Programación de Aplicaciones (API) con entornos de desarrollo que admiten lenguajes de como JavaScript , Python y R, además, de un repositorio de imágenes satelitales de alta resolución (Gorelick et al., 2017).

Perceptrón Multicapa (PM)

El PM, es una RNA formada por múltiples capas de entrada ($x_1, x_2 \dots x_n$), con “ n ” neuronas ocultas y una neurona de salida “ y ” que tiene la capacidad de resolver problemas no lineales (Merghadi et al., 2020).

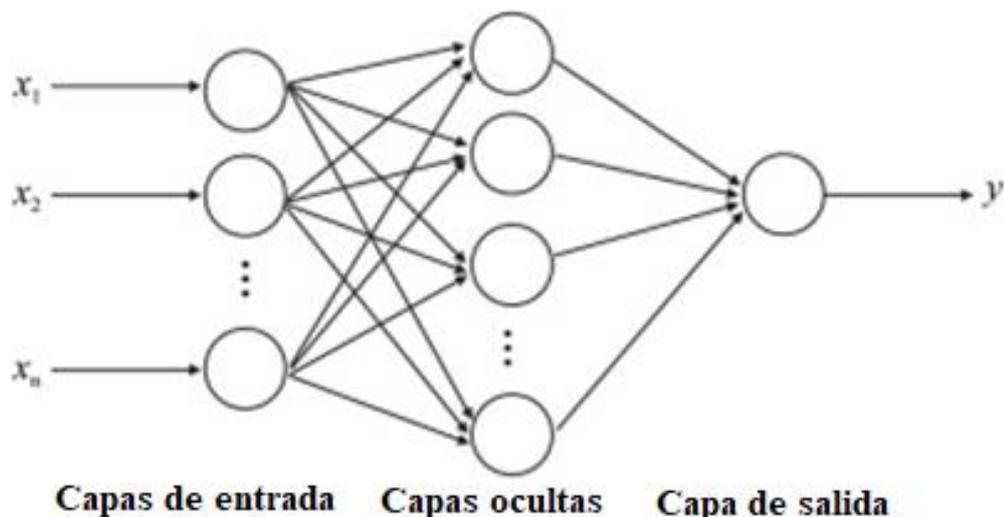


Figura 2. Arquitectura de una red neuronal de PM. Modificado de Hashemi et al. (2020).

1.4 Operacionalización de variables

Tabla 1. Operacionalización de variables.

Variables	Definición de variables		Dimensión	Indicadores	Escala	Instrumento
	Conceptual	Operacional				
Crecimiento urbano*	Incremento de la población e infraestructura de las ciudades, en respuesta al aumento de las actividades que realizan las personas.	Crecimiento del área urbana, población y producción	Crecimiento del área urbana desde 1990 al 2021	Área ocupada en ha	Continua	Software SIG
Clases de cobertura y uso del suelo (CUS)**	Diferentes clases o tipos de cobertura vegetal y uso del suelo que se desarrolla en una determinada zona	Clases de cobertura vegetal y uso del suelo identificadas en el área de estudio	a) Zona urbana (ZU) b) Herbazal y arbustal (HA) c) Pasto y cultivo (PC) d) Cuerpo de agua (CA) e) Bosque (B)	Área en ha	Continua	Receptor GPS Imágenes satelitales Software SIG y teledetección
Cambios de cobertura y uso del suelo (CCUS)**	Transformación de la cobertura vegetal a uso antrópico o viceversa	Análisis por períodos de la pérdida de la cobertura vegetal	Cambio neto	Porcentaje (%)	Continua	Matriz de tabulación cruzada
Predicción del suelo urbano**	Aplicación de modelos matemáticos que permiten predecir el uso urbano futuro	Análisis de los CCUS actuales con variables predictoras de crecimiento urbano	Zonas de expansión urbana desde 2021 a 2031	Área en ha	Continua	Modelamiento espacial de predicción

* Variable independiente, ** Variable dependiente

1.5 Hipótesis

El crecimiento urbano influye significativamente en las clases de Cobertura y Uso del suelo (CUS), dinámica de los cambios cobertura y uso del suelo (CCUS) y la predicción del suelo urbano en los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas.

CAPÍTULO II. MÉTODOS Y MATERIALES

2.1. Área de estudio

El área de estudio comprende parte del distrito de Bagua Grande, en la provincia de Utcubamba y el distrito de Chachapoyas en la provincia Chachapoyas en el departamento de Amazonas (Figura 3).

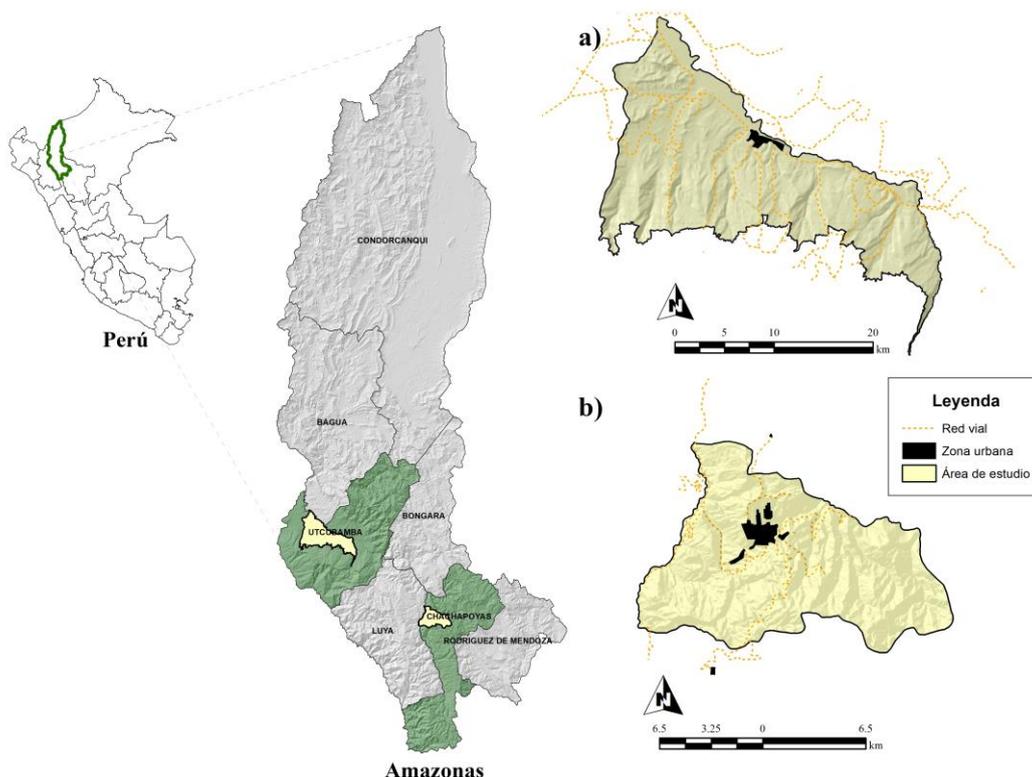


Figura 3. Ubicación del área de estudio en el departamento de Amazonas (Perú); a) distrito de Bagua Grande, b) distrito de Chachapoyas.

El distrito de Bagua Grande, es uno de los siete distritos de la provincia de Utcubamba y abarca la ciudad más grande del departamento de Amazonas conocida como la “ciudad del eterno calor”, con una población de 57,746 habitantes (Figura 4) (INEI, 2020). El distrito abarca una superficie de estudio de 40,625.14 ha con una fisiografía que varía de plana a accidentada en la parte alta. El rango altitudinal oscila entre 400 a 2200 msnm, con un clima cálido a seco y temperaturas que alcanzan los 34.6 °C (Salas et al., 2020). La ciudad de

Bagua Grande es considerada como una ciudad intermedia donde predomina la actividad agropecuaria (cultivos de arroz y cacao), comercial y financiera (VIVIENDA, 2016).

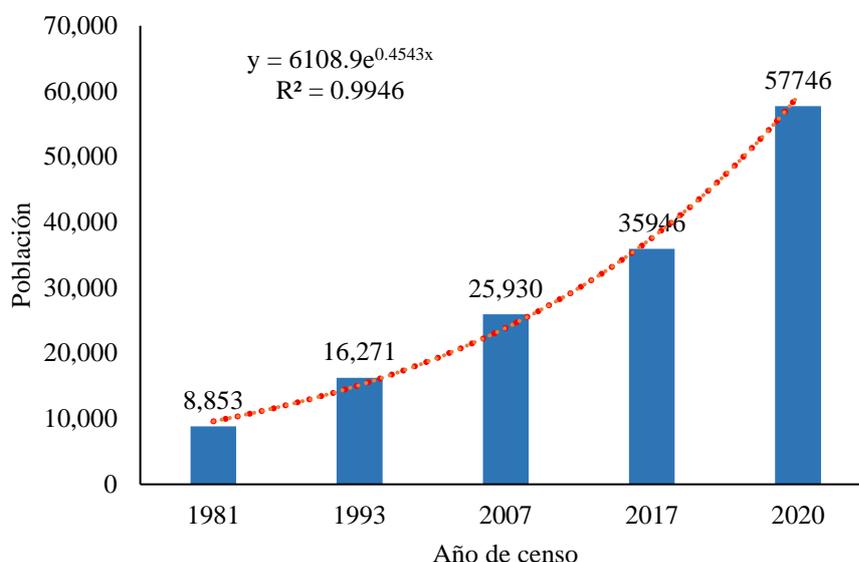


Figura 4. Población según los censos de 1981, 1993, 2007 y 2020 realizados por el INEI para el distrito de Bagua Grande.

Por su parte, el distrito de Chachapoyas es capital de la provincia del mismo nombre y del departamento de Amazonas, fundada como San Juan de los Chachapoyas en 1538 (Peña, 2004). Fue declarada como Patrimonio Cultural de la Nación en 1988 y destaca por ser una de las ciudades más ordenadas del Perú. El distrito abarca una superficie de 15,340.40 ha (Figura 5) y una población de 63,188 habitantes (INEI, 2020).

Se caracteriza por tener un rango altitudinal entre los 1460 y 3400 m.s.n.m., con una temperatura promedio anual de 16.5 °C y precipitación medial anual de 800 mm, con épocas lluviosas (noviembre a abril) y secas (mayo a octubre) (Rascón et al., 2020). Chachapoyas es considerada como una ciudad intermedia y centro predominante administrativo, comercial y turístico (VIVIENDA, 2016).

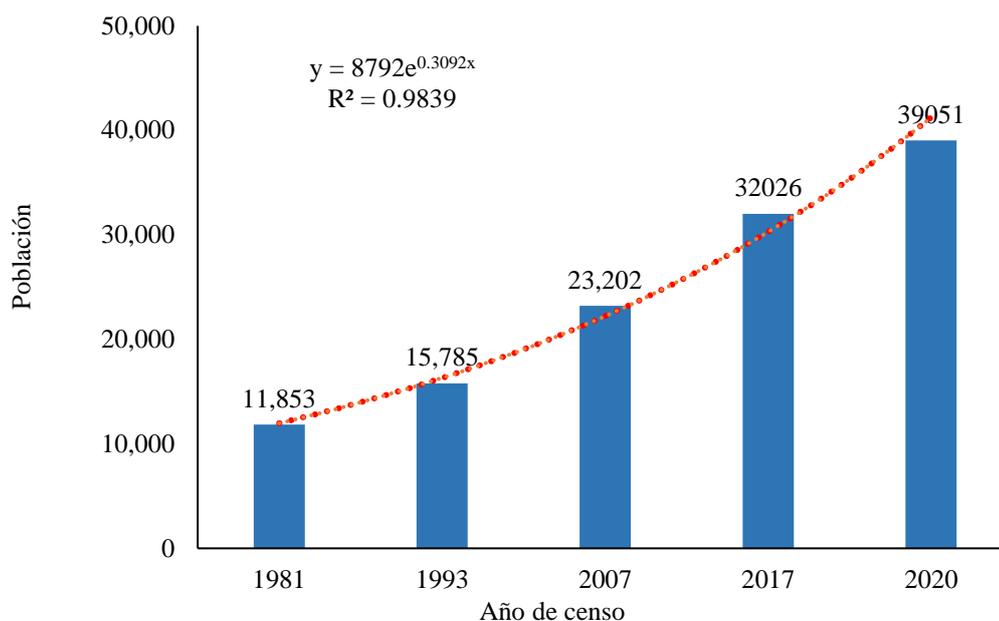


Figura 5. Población según los Censos de 1981, 1993, 2007 y 2020 realizados por el INEI para el distrito de Chachapoyas.

2.2. Software e información espacial

Se utilizó software de código abierto QGIS y su complemento MOLUSCE para realizar la predicción de los CCUS (Nery et al., 2019; Ullah et al., 2019), además, del software ArcGIS para la elaboración de los mapas finales. Se descargaron las hojas 12f, 12g y 13g de la carta nacional del Instituto Geográfico Nacional (IGN) a escala 1:100 000 (hidrografía e hipsografía), la red vial del Ministerio de Transportes y Comunicaciones (MTC) y la división política distrital y provincial del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). Además, del modelo de elevación digital (MDE) de la Misión Topográfica Radar Shuttle (SRTM) de las NASA a una de resolución espacial de 30 metros (Hennig et al., 2007).

Se utilizaron las colecciones anuales de imágenes satelitales de Landsat 5 sensor TM y Landsat 8 sensor OLI, disponibles en la plataforma de GEE. La información espacial se trabajó en el Datum WGS 1984 y Sistema de Coordenadas Universal Transversal de Mercator (UTM), Zona 17 Sur (Bagua Grande) y 18 Sur (Chachapoyas).

2.3. Procesamiento metodológico

La Figura 6 muestra el flujograma metodológico utilizado para evaluar crecimiento urbano y su influencia en los cambios de cobertura vegetal y uso del suelo utilizando autómatas celulares en los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas. En resumen, se identificaron los años de análisis para las series temporales de las imágenes satelitales, y luego se procesaron utilizando técnicas de teledetección. Posteriormente, se determinó la precisión de los mapas de CCUS y la intensidad de los cambios se evaluaron en diferentes períodos. Finalmente, se realizó la predicción futura del crecimiento urbano para 2031 de ambos distritos.

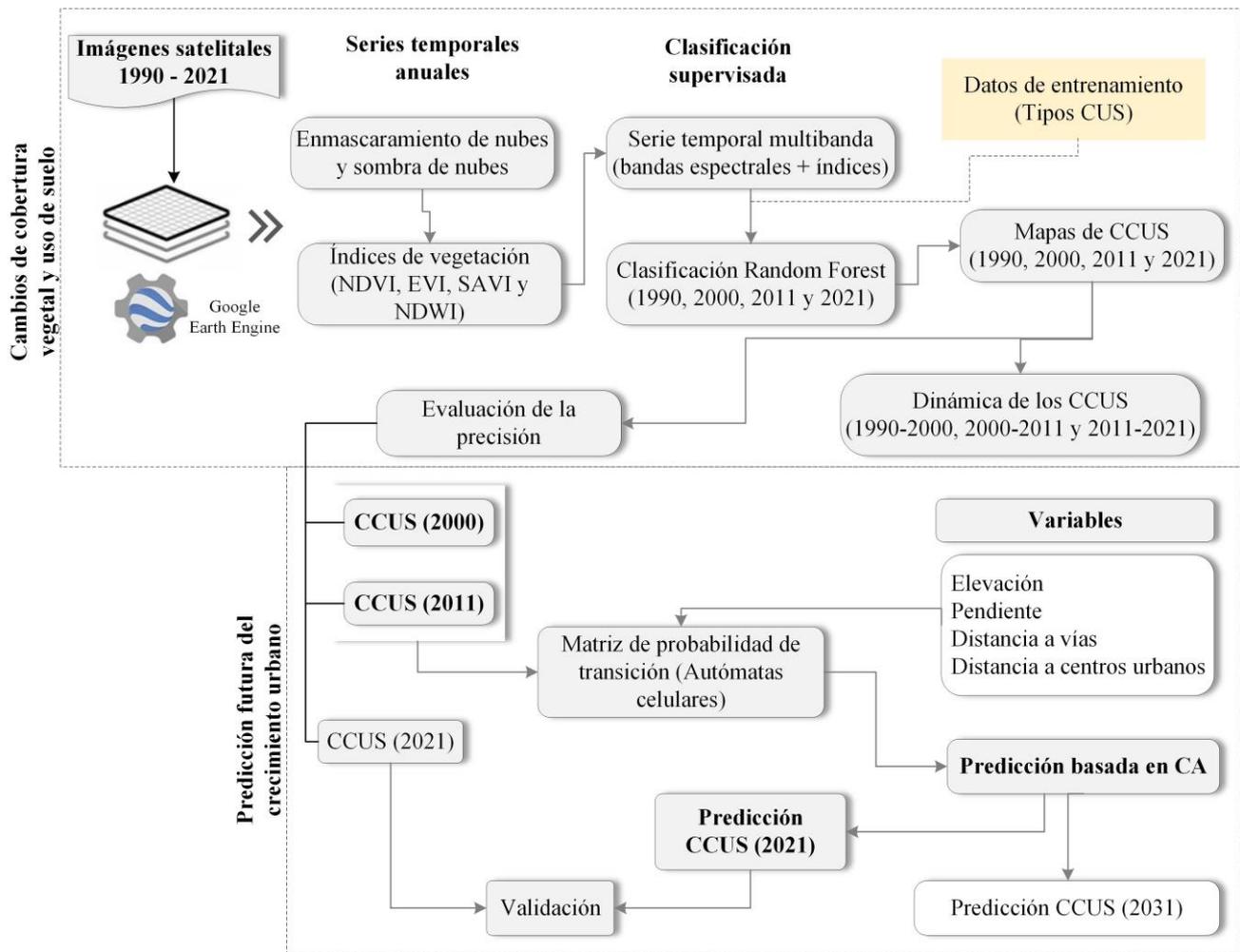


Figura 6. Flujograma metodológico aplicado para evaluar el crecimiento urbano e influencia en los CCUS.

2.4. Clasificación de la cobertura y uso del suelo

2.4.1. *Series temporales anuales*

El primer paso fue la recopilación de información (áreas de entrenamiento) de las clases de CUS en el área de estudio, para ello, se identificaron cinco clases, a saber i) pasto y cultivo, ii) cuerpo de agua, iii) bosque, iv) área urbana y v) arbustal y herbazal y se georreferenciaron utilizando un GPS navegador (Chuvieco, 2016). Posteriormente, se analizaron las imágenes satelitales en GEE, que es una plataforma basada en la nube para el análisis geoespacial a gran escala (Gorelick et al., 2017). Dichas imágenes provinieron del satélite Landsat 5 (ID: LANDSAT/LT05/C01/T1_SR) para 1990, 2000 y 2011, y Landsat 8 (ID: LANDSAT/LC08/C01/T1_SR) para 2021.

Fue necesario realizar el enmascaramiento de nubes y sombra de nubes aplicando el algoritmo C Función de máscara (CFMASK) para las imágenes Landsat (Foga et al., 2017), esto debido a la poca disponibilidad de imágenes libres de nubes. Para mejorar la clasificación se determinaron tres índices de vegetación calculados a partir de las bandas espectrales de infrarrojo cercano (NIR), Red, Blue y Green (Atalaya et al., 2022). A saber, el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizado (NDVI) (Tucker, 1979), define el estado de la vegetación en función de diferencia de reflectancia visible e infrarroja (bandas Red y NIR) y es utilizado ampliamente para el monitoreo de la dinámica de la vegetación a diferentes zonas (Barboza et al., 2020; Atalaya et al., 2022). A su vez, el Índice de Vegetación Ajustado al Suelo (SAVI) (Huete, 1988), se aplica en análisis de la vegetación en etapas de crecimiento inicial con exposición de suelo descubierto (Ren et al., 2018; Rhyma et al., 2020). El Índice de Vegetación Mejorado (EVI) (Huete et al., 2002), permite realizar el monitoreo de la vegetación en regiones con alta biomasa y vegetación (Huete et al., 2002). Además, del Índice Diferencial de

Agua Normalizado (NDWI) (McFeeters, 1996) para delinear las características de los cuerpos de agua presentes en el área de estudio (Tabla 2).

La determinación de los índices y las bandas espectrales permitieron crear una serie temporal anual multibanda para cada año de análisis y sin presencia de nubes, lo cual ayudó a mejorar la clasificación de las series temporales.

Tabla 2. Índices espectrales utilizados para la clasificación de los CCUS.

Índice	Fórmula	Fuente
Índice de Vegetación de Diferencia Normalizado	$NDVI = \left(\frac{NIR - Red}{NIR + Red} \right)$	(Tucker, 1979)
Índice de Vegetación Ajustado al Suelo	$SAVI = \frac{(NIR - Red) * 1.5}{(NIR + Red + 0.5)}$	(Huete, 1988)
Índice de Vegetación Mejorado	$EVI = 2.5 \frac{NIR - Red * 1.5}{(NIR - 6 * Red + 7.5 * Blue) + 1}$	(Huete et al., 2002)
Índice Diferencial de Agua Normalizado	$NDWI = \left(\frac{Green - NIR}{Green + NIR} \right)$	(McFeeters, 1996)

2.4.2. Clasificación de imágenes satelitales

La clasificación de las series temporales se realizó independientemente para 1990, 2000, 2011 y 2021 en la plataforma de GEE (Anexo 1 y 2). En este estudio aplicamos el algoritmo de clasificación RF (Breiman, 2001), que es un clasificador de aprendizaje automático no paramétrico y que se ha aplicado para la clasificación CCUS (Acharki, 2022). Este clasificador se seleccionó porque ha demostrado una alta precisión en comparación con otros clasificadores tradicionales como Máxima Verosimilitud (MV), Redes Neuronales (RN), Máquinas de Vectores de Soporte (MVS) y Árboles de Decisión (AD) (Lopes et al., 2020; M. Pal, 2005; Pelletier et al., 2016).

Los resultados de la clasificación con las cinco clases de CUS, se exportaron a Google Drive. Luego se descargaron a una estación de trabajo local y se combinaron para producir los mapas interanuales de para ambos distritos. Para mejorar los mapas clasificados de CCUS, se realizó un control visual de los mapas clasificados con las imágenes en combinación RGB según el año de análisis (FAO, 2001), identificando y corrigiendo posibles errores de clasificación. En todos los mapas se utilizó una área mínima cartografiada de 0.5 ha (MINAM, 2014), además del cálculo de la superficie de cada mapa según el año de análisis.

2.5. Dinámica de los cambios de cobertura y uso del suelo

La dinámica de los CCUS se determinó por cada clase para cada período analizado (1990-2000, 2000-2011 y 2011-2021) (Rojas et al., 2019) y se construyeron matrices de tabulación cruzada para cuantificar la pérdida o ganancia de cada clase (Chuvieco, 2016; Pontius et al., 2004). Finalmente, se calculó la tasa anual de cambio (Ecuación 1) propuesta por la FAO (2001). Asimismo, se calculó el intercambio (*Int*) entre clases, ganancia (*Gj*) y la pérdida (*Li*) (Pontius et al., 2004).

$$s = \left(\frac{S_2}{S_1} \right)^{1/t_2-t_1} - 1 \quad 1$$

2.6. Modelamiento de escenarios futuros de crecimiento urbano

La predicción futura de los CCUS se realizó aplicando modelos dinámicos que integró CA y MLP para modelar y visualizar el crecimiento urbano (Mohamed & Worku, 2020). Se aplicó el modelo CA para realizar la predicción futura de los CCUS utilizando MOLUSCE en QGIS (NextGIS, 2016). La predicción se basó en el uso dos clases de variables; los CCUS estimados de las imágenes Landsat (en dos períodos determinados) y las variables independientes como la distancia a las carreteras, distancia al centro de la ciudad, elevación y pendiente que permitieron generar la matriz de potencial de

transición (Ullah et al., 2019). Obtenida la matriz potencial, se aplicó el modelo CA en MOLUSCE para simular los mapas futuros de crecimiento urbano al 2031. Además, fue necesario validar la precisión del modelo utilizando datos existentes comprando los CCUS simulados y lo obtenido (de datos de Landsat) del mismo año para cada distrito.

2.7. Validación cartográfica

Se construyeron matrices de confusión (matriz de error) que permitieron evaluar la precisión de los resultados para cada año de estudio (Chuvieco, 2016). Por lo tanto, se calculó la precisión del usuario (**UA**) que corresponde al error de comisión o exclusión (desde la perspectiva del usuario), la precisión del productor (**PA**) aborda los errores de omisión o inclusión (desde el punto de vista del creador del mapa) (Padilla et al., 2014). Asimismo, se calculó la precisión general (**OA**) (Foody, 2010), el índice o coeficiente de Kappa (**k**) solo para comparar con otros estudios.

CAPÍTULO III. RESULTADOS

3.1. Clasificación de la cobertura y uso del suelo

3.1.1. Distrito de Bagua Grande

La Figura 7 resume la superficie de las clases de CUS para los años de estudio (1990, 2000, 2011 y 2021). El análisis espacio temporal muestra que la clase de pasto y cultivo aumentó progresivamente en los últimos 31 años de 9,662.91 ha (23.82 %) en 1990 a 13,652.06 ha (33.66 %) en 2021. La clase arbustal y herbazal domina una parte significativa del área de estudio, incrementándose de 9,620.48 ha (23.72 %) en 1990 a 10,955.67 ha (27.01 %) en 2021.

Por su parte, el área urbana muestra patrones similares a las clases anteriores, reportando un crecimiento de 287.49 ha (0.71 %) en 1990 a 1,128.77 ha (2.78 %) en 2021. A lo largo del período de estudio, los cuerpos de agua aumentaron o disminuyeron. Sin embargo, la cobertura boscosa mostró una disminución progresiva de 20,807.97 a 16,247.68 ha en 1990 y 2000, respectivamente, para luego incrementar a 20,796.15 ha en 2011 y volver a reducirse a 14,629.44 ha en 2021.

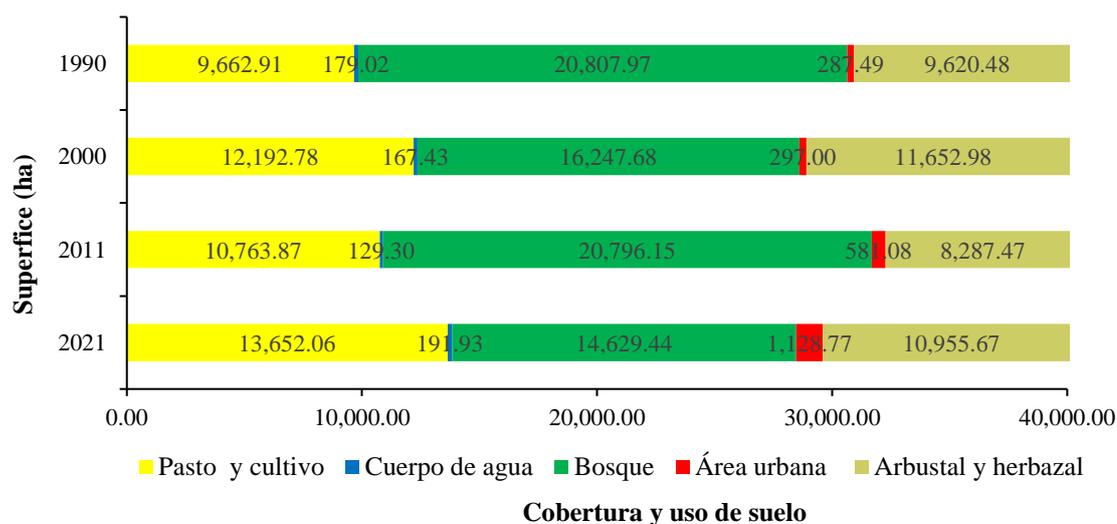


Figura 7. Superficie de CUS en el distrito de Bagua Grande.

La Figura 8 muestra los mapas de CUS generados a partir de la clasificación. La clase de pasto y cultivo se localizan al norte y oeste del área de estudio que limitan principalmente con el río Utcubamba y las quebradas Versalla y Goncha. A su vez la zona urbana se localiza en el noreste del área de estudio presentando patrones de crecimiento urbano al noroeste del área de estudio.

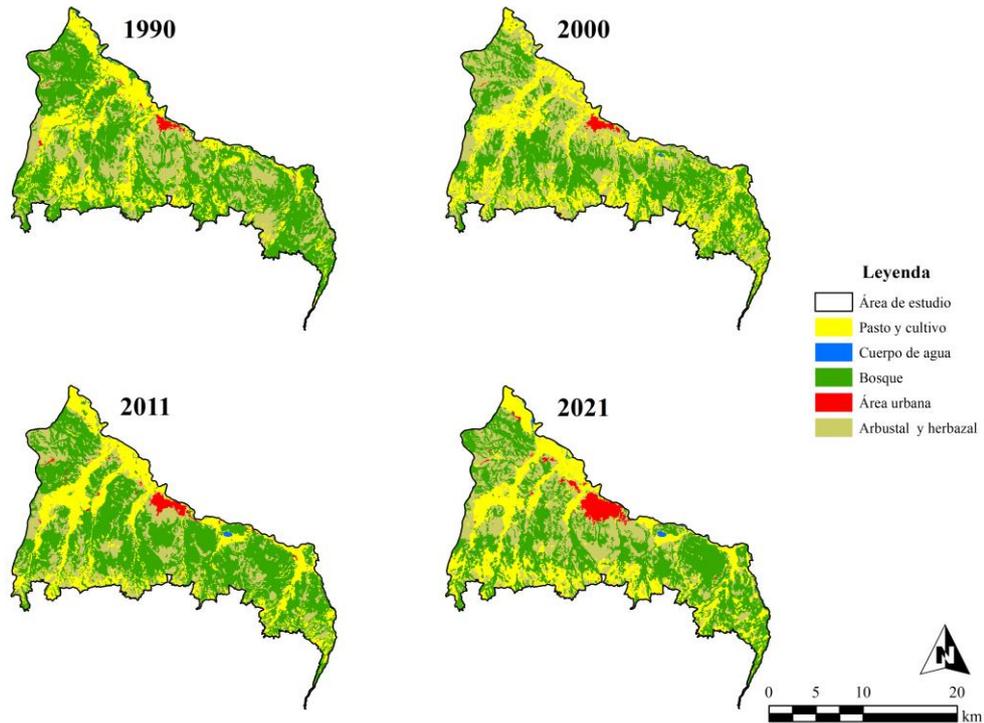


Figura 8. Mapas de CUS para el distrito de Bagua Grande en 1990, 2000, 2011 y 2021.

3.1.2. Distrito de Chachapoyas

La Figura 9 resume la extensión de las clases de CUS para 1990, 2000, 2011 y 2021 del distrito de Chachapoyas. El análisis espacio temporal reporta que la clase de pasto y cultivo aumentó progresivamente en los últimos años de 3,052.87 ha (19.90 %) en 1990 a 4,601.08 ha (29.99 %) en 2021. Asimismo, el análisis muestra que la clase arbustal y herbazal prevalece en el área de estudio, la cual, se incrementó de 4,295.67 ha (28.00 %) en 1990 a 6,180.04 ha (40.29 %) en 2021. Por su parte, la superficie urbana muestra patrones similares reportando un crecimiento de 185.65 ha (1.21 %) en 1990 a 924.50 ha (6.03 %) en 2021. A

lo largo del período de estudio, el cuerpo de agua (principalmente el espejo de agua del río Utcubamba) aumentó o disminuyó. Sin embargo, la clase bosque en 1990 abarcaba más del 50% del área de estudio (7,796.08 ha), la cual disminuyó al 23 % (3,598.19 ha) en 2021.

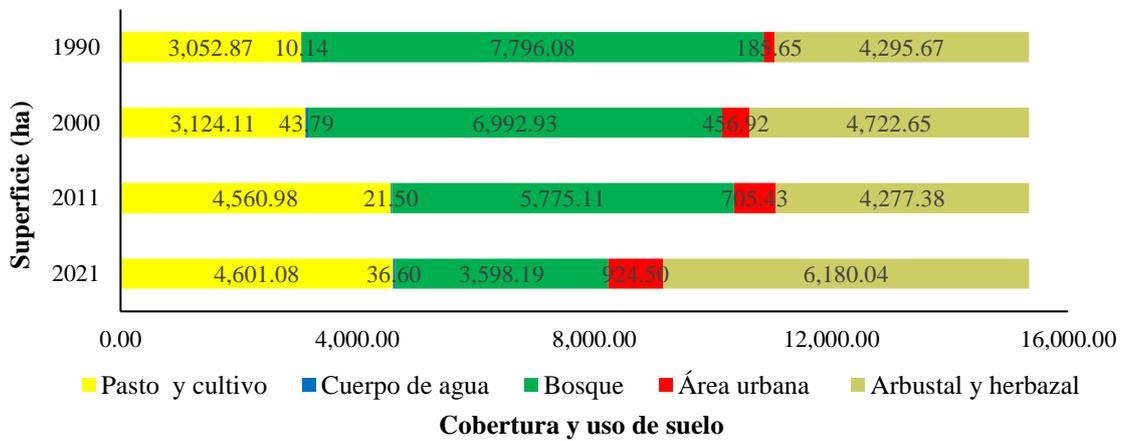


Figura 9. Superficie de CUS en el distrito de Chachapoyas.

La Figura 10 muestra los mapas de CUS para el distrito de Chachapoyas generados a partir de la clasificación. La clase de bosque se distribuye en todo el ámbito del área de estudio, sin embargo, la clase de área urbana muestra patrones de expansión urbana al sur este y oeste, según los años analizados.

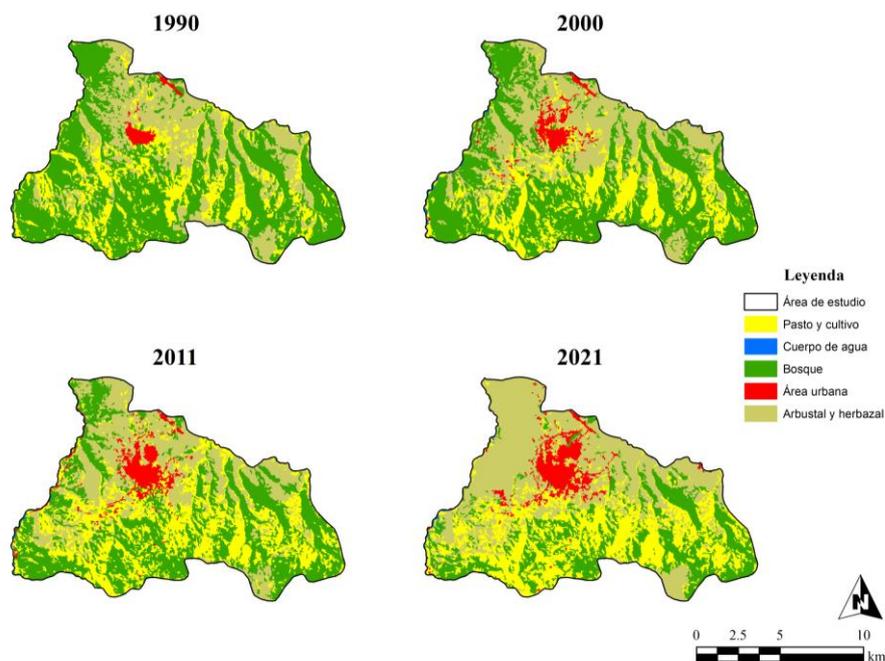


Figura 10. Mapas de CUS para el distrito de Chachapoyas en 1990, 2000, 2011 y 2021.

La exactitud temática de la cartografía generada para ambos distritos mostró buenas concordancias entre los mapas clasificados de cada año y las imágenes de referencia utilizadas. La clase se bosques reportaron los valores más bajos de exactitud de usuario de 88 y 75 % para Bagua Grande y Chachapoyas, respectivamente (Figura 11 a y b).

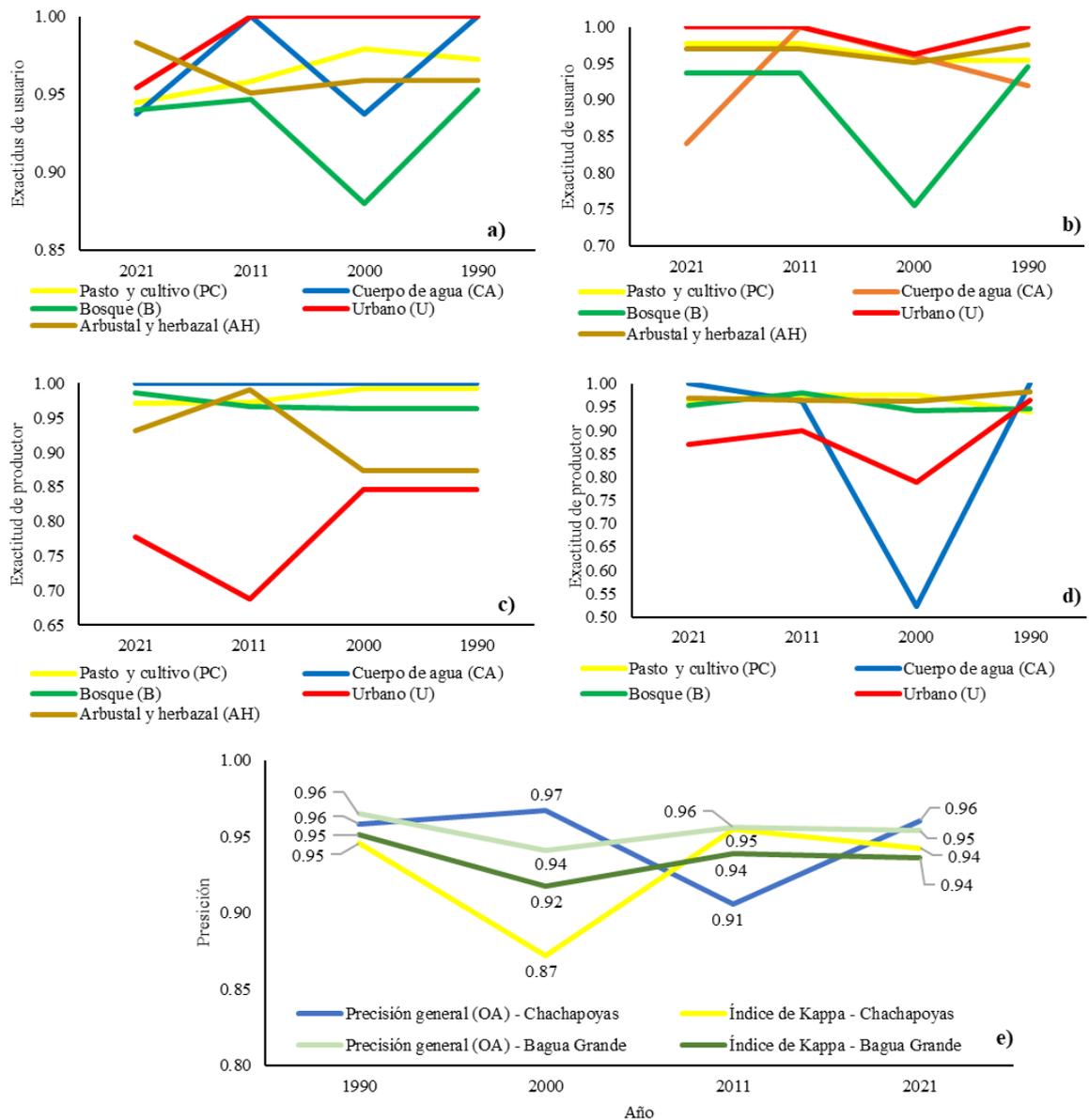


Figura 11. Precisión de la cartografía generada para los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas, a) exactitud de usuario para Bagua Grande, b) exactitud de usuario para Chachapoyas, c) exactitud de productor para Bagua Grande, d) exactitud de productor para Chachapoyas y e) precisión global e índice Kappa para Bagua Grande y Chachapoyas.

Por otro lado, los valores más bajos de exactitud de productor se reportaron en la clase de urbano para Bagua Grande con 0.69 (69%) y en la clase cuerpo de agua con 0.52 (52%) para Chachapoyas. El índice de Kappa presentó valores superiores al 87% precisión, según el MINAM 2014 estos valores representan resultados muy favorables. A su vez la OA para reportaron valores superiores al 92%, siendo estos considerados como aceptables.

3.2. Dinámica de los cambios de cobertura y uso del suelo

3.2.1. Dinámica de los CCUS en Bagua Grande

El Anexo 3 revela que, en el P1 (1990-2000) la superficie de la clase PC mantuvo el mayor cambio neto (26.18%), seguido de la superficie de B (21.92%) y AH (21.13 %), con ganancias de 69.59, 20.58 y 66.39%, respectivamente (Figura 12). En el segundo período o P2 (2000-2011) el mayor cambio neto se dio en la clase AU (95.65%) y AH (28.88%) con ganancias de 102.42 y 23.52%, respectivamente. En el tercer período o P3 (2011 -2021) las clases AU y CA reportaron los mayores cambios netos con 94.25 y 48.44 %, además, las ganancias fueron superiores al 91%.

En el P1 las clases de CA, AH y PC reportaron pérdidas en sus superficies entre 42 a 71%, esto podría estar relacionado con la dinámica de la vegetación por encontrarse en un ecosistema de estacionalmente seco y el abandono de algunas parcelas de cultivos temporales. En el P2 y P3 los patrones se repiten en las clases CA y AH con pérdidas de superficies hasta 71%. Para el caso de los CA podría estar relacionado con la dinámica del río Utcubamba y la laguna Burlan que influyen en el crecimiento o disminución de la superficie del espejo de agua.

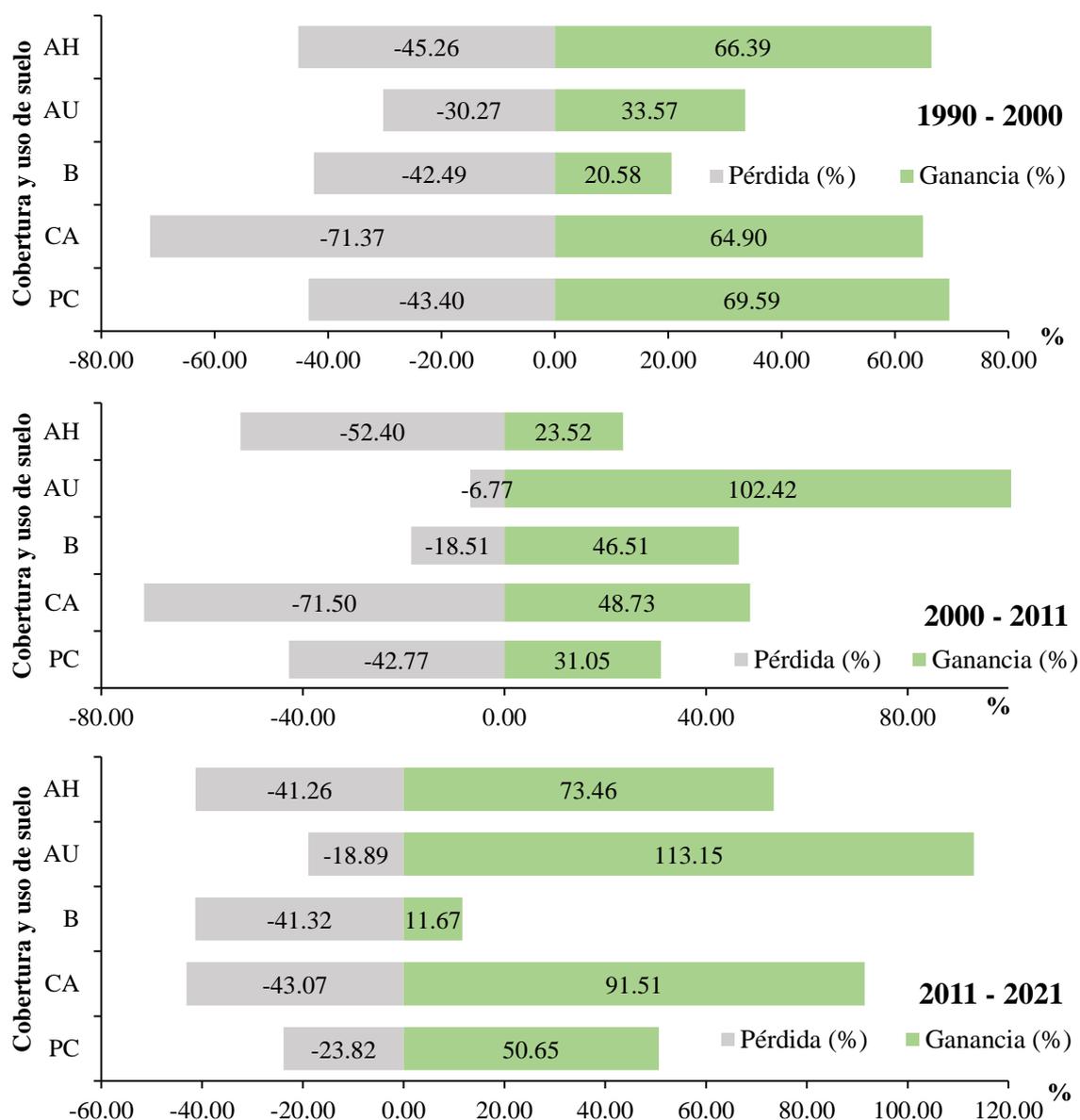


Figura 12. Ganancias y pérdidas de los CCUS por período de análisis en Bagua Grande.

3.2.2. Crecimiento urbano en Bagua Grande

El crecimiento urbano en el distrito de Bagua Grande se ha incrementado a lo largo del período de evaluación (1990 - 2021). Se evidencia un crecimiento de la infraestructura y desarrollo urbano no planificado que transformaron significativamente la cobertura vegetal y cuerpos de agua en áreas para la construcción (Figura 13). Se reportó una conversión notable de AH y PC a área construida para P2 (229.37 y 67.69 ha) y para el P3 las clases AH y B (531.93 y 70.09 ha) reportaron una mayor conversión (Tabla

3). El cambio general de 1990 a 2021 muestra que 889.89 ha se convirtieron en áreas construidas a partir de las clases de CA, AH, B y PC.

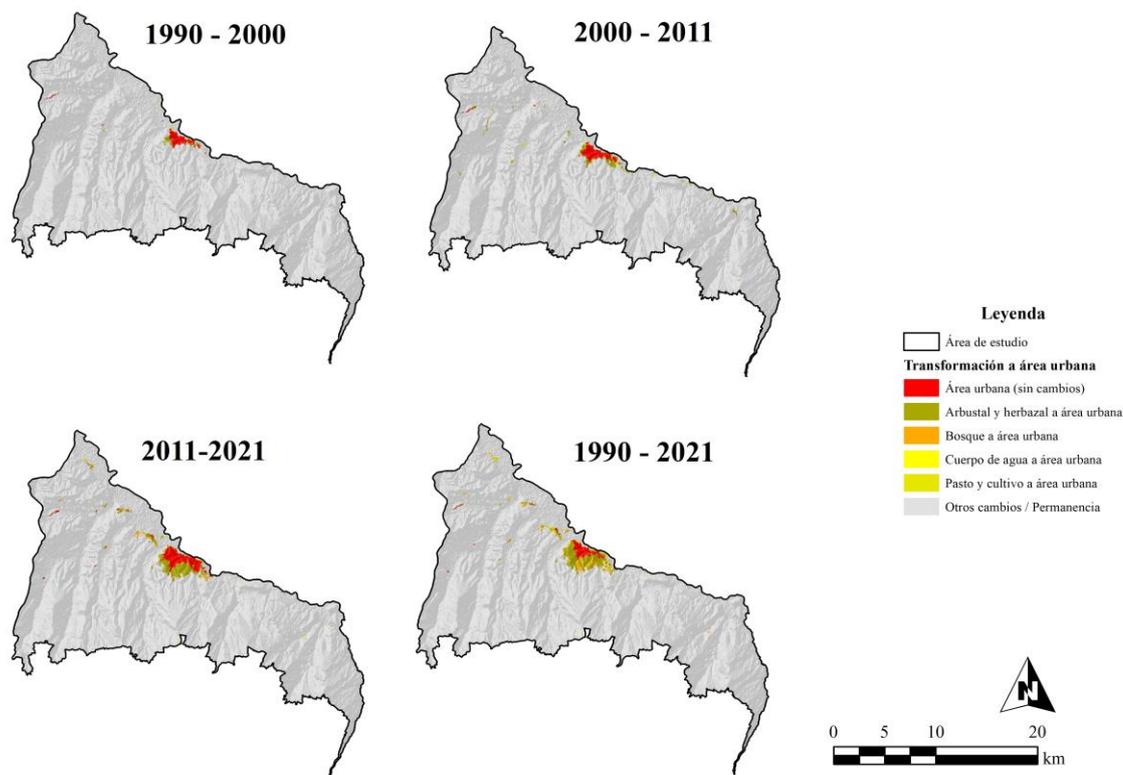


Figura 13. Patrones de cambio de otras clases de CUS a área urbana según los períodos 1990-2000, 2000-2011, 2011-2021 y 1990-2021 para Bagua Grande.

Tabla 3. Superficie de clases de CUS transformadas a áreas urbanas en los períodos 1990–2000, 2000-2011 y 2011-2021 para el distrito de Bagua Grande.

Transformación a área urbana	Área (ha)			
	1990-2000	2000-2011	2011-2021	1990-2021
Arbustal y herbazal a área urbana	80.16	229.37	531.93	841.46
Área urbana (sin cambios)	200.48	276.90	471.29	948.67
Bosque a área urbana	2.85	7.07	70.09	80.01
Cuerpo de agua a área urbana	0.33	0.05	1.31	1.69
Otros cambios / Permanencia	40 260.87	39 976.79	39 429.10	39 429.10
Pasto y cultivo a área urbana	13.18	67.69	54.14	135.01
Total	40 557.87	40 557.87	40 557.87	40 557.87

3.2.3. Dinámica de los CCUS en Chachapoyas

El Anexo 4 revela que la superficie de la clase AU mantuvo el mayor cambio neto superando el cien por ciento (164.13%), seguido de la superficie de la clase B (10.30%) con ganancias de 153.45 y 11.43%, respectivamente (Figura 14). En el P2 el mayor cambio neto se dio en la clase de AU (54.39%) y CA (50.991%) con ganancias de 82.42 y 22.76%, respectivamente. En el P3 las clases CA y B reportaron los mayores cambios netos con 70.24 y 37.69 %, respectivamente, además de ganancias de superiores al 7%.

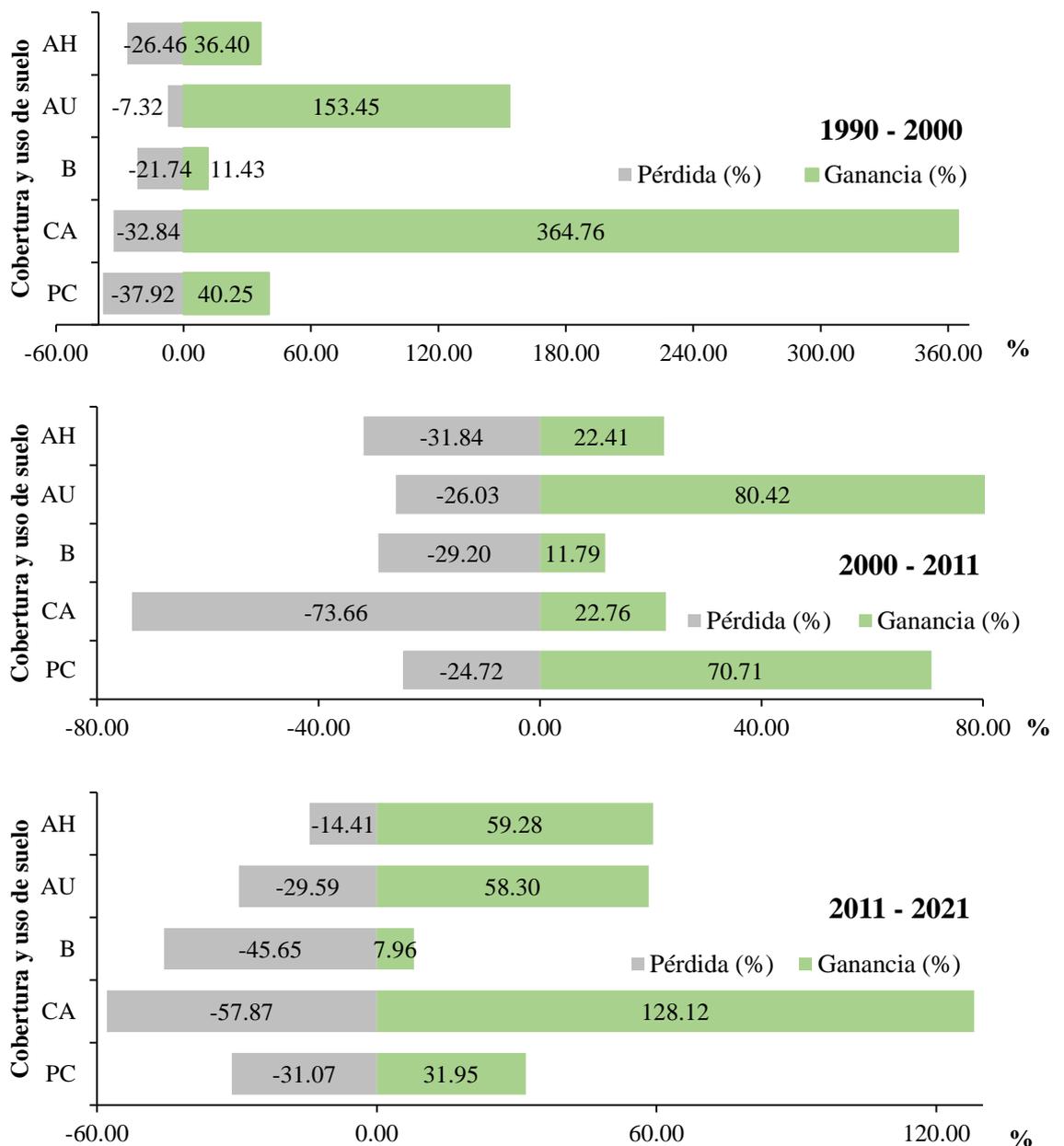


Figura 14. Ganancias y pérdidas de los CCUS por período de análisis en Chachapoyas.

A nivel de análisis de pérdida de superficie, en el P1 las clases de PC y CA mostraron pérdidas en sus superficies superiores al 32 %, esto podría estar relacionado con la dinámica del curso fluvial del río Utcubamba y el abandono temporal de parcelas de cultivo. En el P2 los CA y AH reportaron pérdidas de sus superficies 73,66 y 31,84 %, respectivamente. Sin embargo, para el P3 la cobertura vegetal reporta pérdidas del 45.65% en todo el distrito.

3.2.4. Crecimiento urbano en Chachapoyas

La expansión urbana en el distrito de Chachapoyas, reporta un incremento en los últimos 31 años. Se evidencia el crecimiento de infraestructura a lo largo y ancho de las zonas periurbanas de la ciudad. Además, de la conversión de las clases CA, B, AH y PC en áreas para la construcción (Figura 15). Se reportó una conversión notable de AH y PC a área construida para el P2 (200.96 ha y 124.96 ha) y para el P3 siguen los mismos patrones, las clases AH y PC (302.35 ha y 79.27 ha) reportaron una mayor conversión (Tabla 4). El cambio general de 1990 a 2021 muestra que 748.45 ha se convirtieron en áreas construidas a partir de CA, AH, B y PC.

Tabla 4. Superficie de las clases de CUS transformadas a áreas urbanas en los períodos 1990–2000, 2000-2011 y 2011-2021 para el distrito de Chachapoyas.

Transformación a área urbana	Área (ha)			
	1990-2000	2000-2011	2000-2021	1990-2021
Arbustal y herbazal a área urbana	167.98	200.96	302.35	412.07
Área urbana (sin cambios)	172.06	337.98	496.72	159.53
Bosque a área urbana	37.91	34.27	28.06	132.93
Cuerpo de agua a área urbana	0.10	7.27	1.59	0.28
Otros cambios / Permanencia	14,883.48	14,634.97	14,432.42	14,432.42
Pasto y cultivo a área urbana	78.87	124.96	79.27	203.17
Total	15,340.40	15,340.40	15,340.40	15,340.40

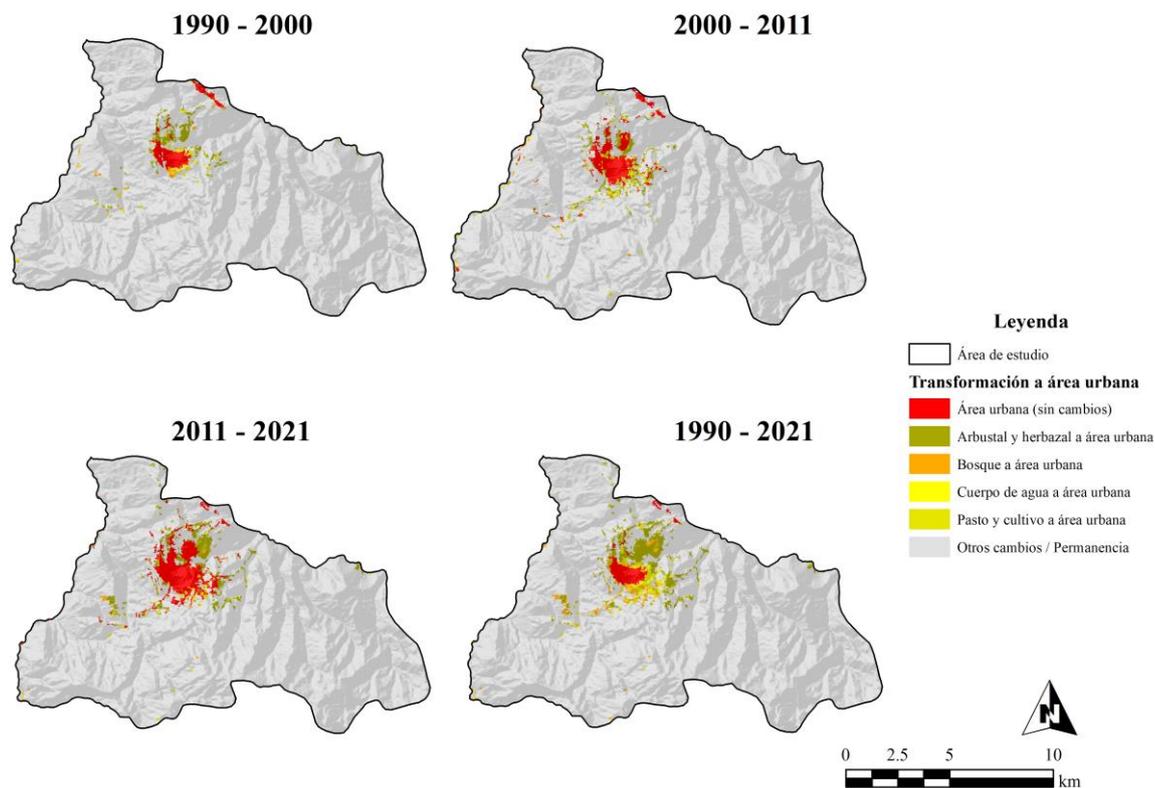


Figura 15. Patrones de cambio de otras clases de CUS a área urbana según los períodos 1990-2000, 2000-2011, 2011-2021 y 1990-2021 para Chachapoyas.

3.3. Escenarios futuros de crecimiento urbano

3.3.1. Evaluación de variables predictoras espaciales

Las variables espaciales se procesaron y cargaron en el complemento MOLUSCE de QGIS con la finalidad de evaluar las tendencias históricas de los CCUS y simular los cambios futuros en las dos zonas de estudio. Las variables estuvieron representadas por la distancia a vías, distancia a centros urbanos, elevación y pendiente. Se consideraron estas variables debido a las diferencias altitudinales y pendientes en el área de estudio. Además, la población y carreteras se concentran en todo el ámbito de los distritos (Mubako et al., 2022). En las Figuras 16 y 17 se presentan las variables utilizadas en la predicción del crecimiento urbano en los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas.

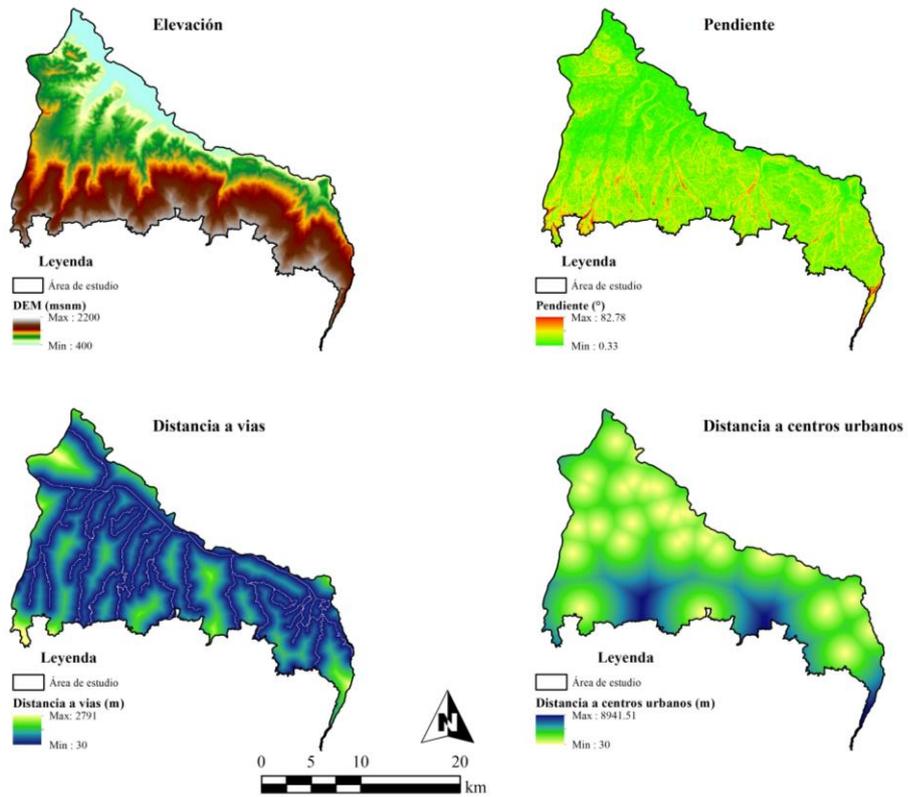


Figura 16. Variables de entrada de componente espacial para predecir el crecimiento para Bagua Grande.

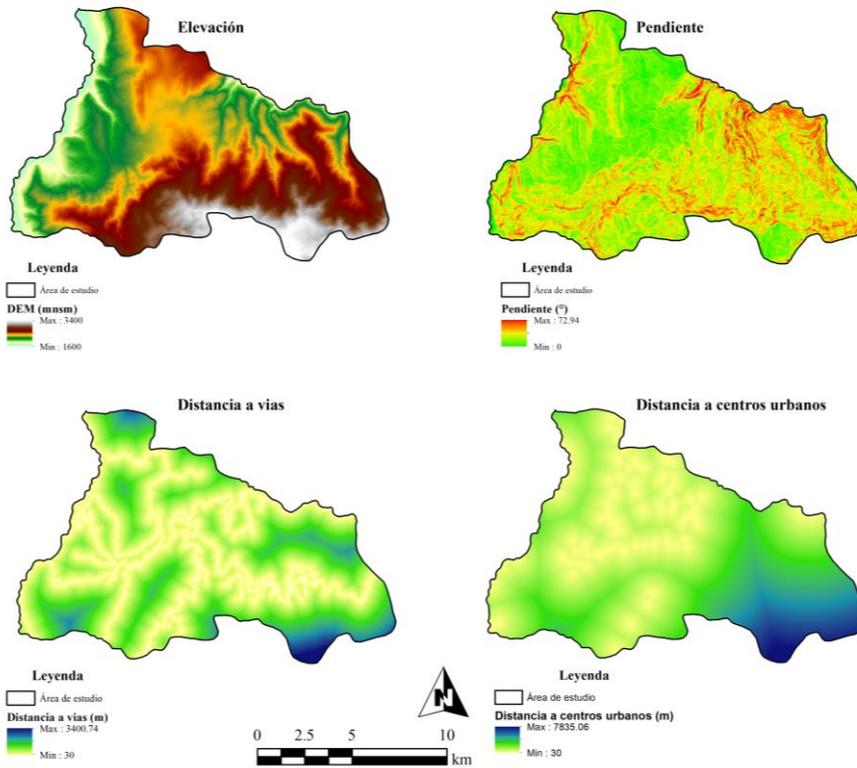


Figura 17. Variables de entrada de componente espacial para predecir el crecimiento para Chachapoyas.

3.3.2. Modelado del potencial de transición

El modelado del potencial de transición en MOLUSCE produjo estadísticas de cambio de área y una matriz de probabilidad de transición para Bagua Grande y Chachapoyas. Los resultados para Bagua Grande (Anexo 5) muestran disminución porcentual del bosque de 15.23% entre 2011 y 2021. En contraste hubo mayor ganancia para las clases de PC, y AH en 7.08 y 6.67%, respectivamente. A su vez, la matriz de probabilidad de transición también reveló que las clases de AU, PC y B fueron las más estables y mantuvieron su estado durante el período de análisis 2011-2021, reportando una probabilidad de 0.81, 0.76 y 0.58, respectivamente.

Los resultados para Chachapoyas (Anexo 6) muestran disminución porcentual del bosque de 14.25% entre 2011 y 2021. En contraste hubo mayor ganancia para las clases de área urbana y arbustales y herbazales en 1.43% y 12.43%, respectivamente. A su vez la matriz de probabilidad de transición también revela que las clases de AH, AU y PC fueron las más estables y mantuvieron su estado durante el período de análisis 2011-2021, reportando una probabilidad de 0.85, 0.72 y 0.69, respectivamente.

3.3.3. Modelo de validación

El modelo se preparó para la simulación utilizando los mapas de CCUS de 2000 y 2011 para predecir el mapa de CCUS de 2021. El resultado de la predicción fue el mapa simulado para el 2021 y se validó con el mapa clasificado del mismo año, reportando una precisión superior al 70% para Bagua Grande y Chachapoyas. Posteriormente, el modelo MOLUSCE permitió realizar una comparación de ambos mapas. Para la predicción al 2031, se utilizó un total de 10,000 puntos de muestreo aleatorio y una región de 1x1 para el proceso de aprendizaje de RNA. Se utilizaron las siguientes entradas para personalizar el modelo RNA: Tasa de aprendizaje de 0.1; impulso de

0.05; 100 iteraciones máximas y 10 capas ocultas. El coeficiente Kappa general logrado después de 100 iteraciones en MOLUSCE fue superior al 70% (Figura 18).

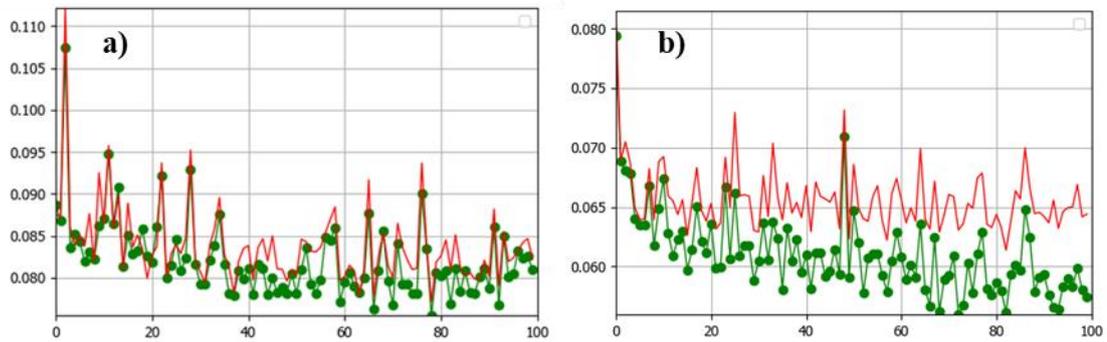


Figura 18. Curva de aprendizaje de la red neuronal para la predicción al 2031, a) Bagua Grande y b) Chachapoyas.

3.3.4. Estimación de los cambios históricos y mapa de cambios

La estimación de los cambios históricos en la superficie urbana para Bagua Grande se estima que será de 1,459.25 ha, con expansión hacia las zonas sur y oeste de la ciudad (Figura 19 y 20). Por su parte en Chachapoyas la superficie urbana para el 2031 se incrementará a 1,138.05 ha, con expansión urbana al norte, este y sur de la ciudad (Figura 19 y 20).

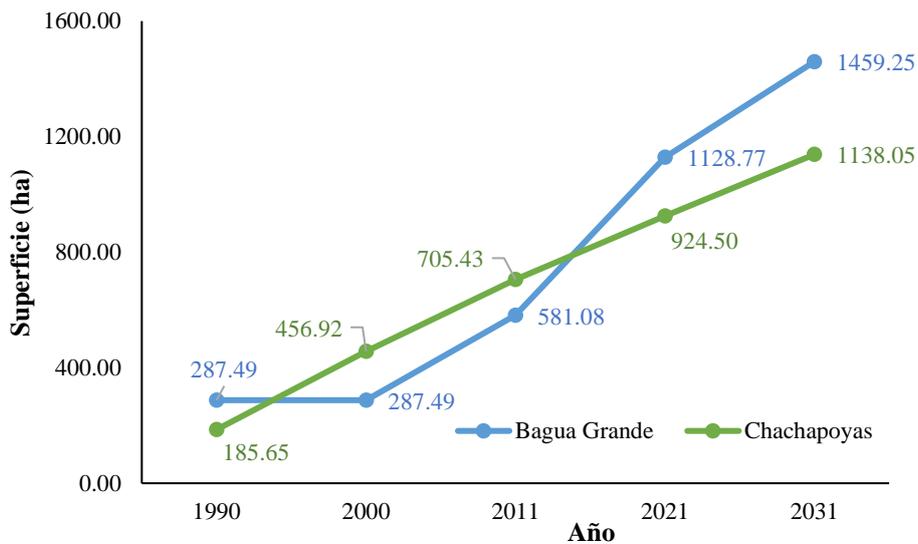


Figura 19. Superficie en hectáreas del crecimiento urbano para Bagua Grande y Chachapoyas.

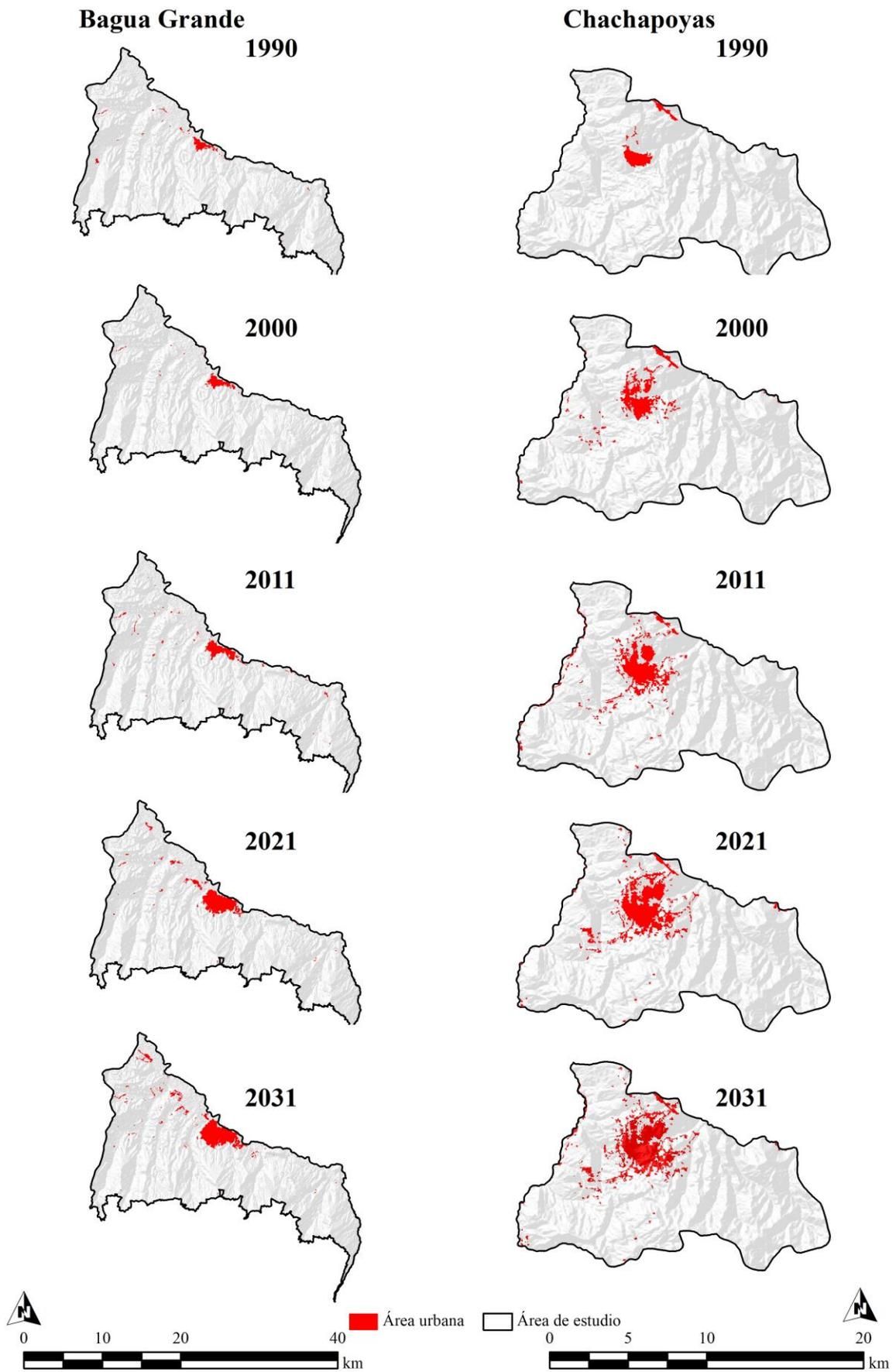


Figura 20. Crecimiento urbano para los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas 1990 - 2031.

CAPÍTULO IV. DISCUSIÓN

El crecimiento urbano influye en los cambios de la cobertura vegetal y uso del suelo. La evaluación de los CCUS en los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas indicó cambios importantes en el área urbana durante los últimos 41 años. La transformación del uso del suelo para ambos distritos fue la reducción de la clase de bosque que se transformaron de manera rápida en áreas urbanas o pastos y cultivos. De hecho, la rápida urbanización no es inesperada para estos distritos, donde el crecimiento poblacional se ha acelerado en las últimas décadas y que cada vez demanda más de la construcción de viviendas y el establecimiento de nuevas parcelas agrícolas (INEI, 2020; Mubako et al., 2022). Por ello, es importante que los planificadores urbanos y tomadores de decisiones comprendan el estado actual y las tendencias del uso del suelo para lograr un equilibrio entre el desarrollo y la integridad de los ecosistemas (Mubako et al., 2018).

En este estudio se identificaron cinco clases de cobertura y uso del suelo para ambos distritos. La clase de pasto y cultivo representada por cultivos como arroz, cacao, maíz, plátano y yuca especialmente en el valle del río Utcubamba (GRA & IIAP, 2010) y pastos cultivados para la ganado vacuno y caprina en el distrito de Bagua Grande. En Chachapoyas, predominan los cultivos andinos como arveja, frijón, papa, maíz y trigo (Collazos et al., 2019; Huamán et al., 2017), y pasturas en mínima escala. Por su parte, la clase de cuerpo de agua estuvo representada por el río Utcubamba, puesto que ambos distritos tienen como límite a este importante ecosistema que abastece del recurso hídrico a cinco provincias del departamento de Amazonas (Barboza et al., 2017). Las clases de bosque y arbustal herbazal se identificaron considerando las características de la vegetación presente en el área de estudio. Estas clases también se han identificado en otros estudios similares realizados en la ciudad de Valdivia (Chile) (Herrera, 2001), en el estado de Morelos (México) (Escandón et al., 2018), en Cuenca (Ecuador) y en los distritos de Florida,

Leymebamba y la provincia de Rodríguez de Mendoza en Amazonas (Perú)(Barboza et al., 2018; Chichipe et al., 2017; Rojas et al., 2019; Salas et al., 2014).

La dinámica de los CCUS en los tres períodos de evaluación para los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas presentó pérdidas de cobertura vegetal de 6,178.53 (199.31 ha/año) y 4,197.89 (135.42 ha/año) ha, respectivamente. Esto podría estar relacionado a la instalación de nuevas parcelas de pastos y cultivos, y expansión urbana en el área de estudio. Los resultados difieren a los reportados por GEOBOSQUES (2022), puesto que a nivel nacional reporta una deforestación de 2,774,562.00 ha entre 2001 - 2021 y a nivel de departamento de Amazonas de 109,955.00 ha (5,497.75 ha/año) de deforestación. Sin embargo, concuerdan con los estudios realizados por Chichipe et al. (2018) y Salas et al. (2014), quienes aplicaron técnicas de teledetección a través de imágenes satelitales para analizar la dinámica de los CUS en otros distritos de Amazonas con tasas anuales de deforestación 118.6 y 185.26 ha/año, respectivamente. Por su parte, la superficie de pasto y cultivo se incrementaron considerablemente, sin duda estos incrementos se revierten en beneficios económicos a corto o mediano plazo para las poblaciones asentadas en el área de estudio (Loza-Del-Carpio & Taype-Huamán, 2021). En ambos distritos se realiza una agricultura tradicional, la cual, debe estar respaldada por una imparcial zonificación agroecológica que permita un adecuado ordenamiento territorial y cuyos beneficios garanticen la sostenibilidad a largo plazo (Suárez, 2014).

Los CCUS también se manifestaron en el incremento del área urbana en ambos distritos. En 1990 el área urbana era de 287.49 y 185.65 ha para Bagua Grande y Chachapoyas, al 2021 alcanzó una superficie 1,128.77 y 924.50 ha, respectivamente, ganando espacios en áreas de cultivos y cobertura vegetal (arbustal y herbazal). Estos patrones de crecimiento urbano también ocurrieron en otros ámbitos, aunque en diferentes proporciones, como en Siliguri (Bengala Occidental) para 1991 reportó un área de 21.48 km² y para 2021 fue de 22.84 km²

(Saha et al., 2022); en el distrito de Jhapa (Nepal) en 27 años el área urbana creció cinco veces más a un ritmo de 2.12 km²/año (Rimal et al., 2017). En la ciudad de Dehradun (India) aumentó 8.4% en 10 años (Bhat et al., 2017) y en capital de Etiopía en 10 años la superficie urbana se incrementó 180.80 km² (Mohamed & Worku, 2020). En zonas del Perú siguen patrones similares al de otros países como en el distrito de Cabana (Puno) y la provincia de Rodríguez de Mendoza (Amazonas)(Loza-Del-Carpio & Taype-Huamán, 2021; Rojas et al., 2019). En general, las áreas urbanas se incrementan a partir de pastizales, suelos agrícolas y vegetación secundaria (Sotelo-Caro et al., 2015).

La dinámica de la cobertura y uso del suelo están asociados a factores impulsores que generan cambios en las clases de CUS. Estos factores pueden ser considerados como antropogénicos, climáticos, económicos y políticos (Arana, 2018). En este estudio utilizamos cuatro factores predicción, las cuales, pueden considerarse razonablemente adecuados para predecir los cambios futuros de los CCUS en el área de estudio, sin embargo, se pueden incluir más factores predictivos como los reportan otros estudios (Edan et al., 2021; Kafy et al., 2021; Khan & Sudheer, 2022; Yonaba et al., 2021). Los escenarios de crecimiento urbano para los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas reportaron un incremento de 29 y 23% ha al 2031, respectivamente. Esto generará una posible reducción de las clases de bosque, zonas agrícolas y arbustales. Resultados similares, aunque no en las mismas proporciones se reportaron en otras áreas de estudio donde modelaron el crecimiento urbano como en Islamabad (Pakistán) aumentará el área urbana de 2021 a 2041 en 58.2 km² (Khan & Sudheer, 2022), al igual que en la Región Metropolitana de Semarang (Indonesia) el área urbana al 2030 aumentará 447.31 ha (Zaki et al., 2022). Por su parte en el área metropolitana de Calcuta (India Oriental) se espera que el urbanizada se incremente un 51.20 % de su superficie al 2040 con respecto a su superficie inicial registrada en 2000 (Das et al.,

2022), situación similar se reportó en Rajshahi (Bangladesh) con un incremento de superficie urbana de 2808.72 ha entre 2020 y 2030 (Hossain et al., 2021).

Las probables zonas de expansión urbana de la ciudad de Bagua Grande se localizan al suroeste de la ciudad y en zonas periurbanas cercanas a la carretera Fernando Belaunde Terry. A su vez la ciudad de Chachapoyas reporta un crecimiento al lado norte y sureste (Figura 21). Asimismo, el modelo de predicción también identificó el crecimiento de parches urbanos y la aparición de nuevos. Esto podría estar relacionado con la creación de nuevos asentamientos humanos y el impacto de las agencias inmobiliarias que influyen en el crecimiento urbano (Kim, 2020).

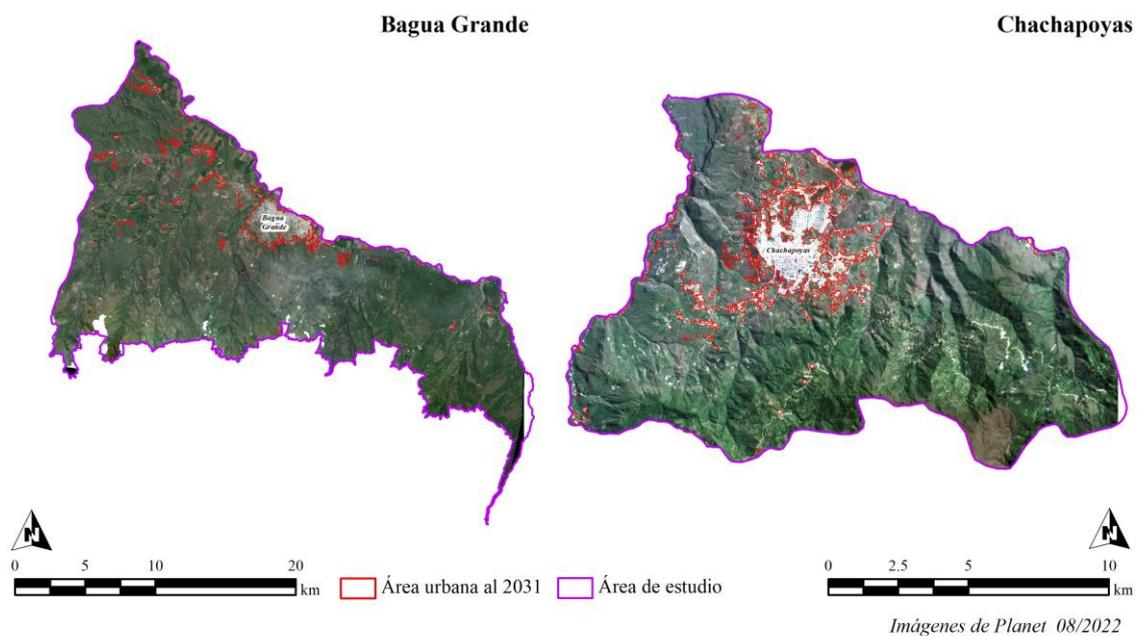


Figura 21. Crecimiento urbano para Bagua Grande y Chachapoyas para 2031.

El uso de herramientas de teledetección y SIG en la detección de cambios en la superficie terrestre, siempre están disponibles y se convierten en herramientas fundamentales para la gestión y monitoreo del territorio. En este estudio estas herramientas ayudaron a identificar y analizar los patrones de cambios ocurridos en los períodos de análisis para ambos distritos. La colección de imágenes Landsat es la única que actualmente ofrece la posibilidad de

analizar los CCUS históricos en toda la superficie de suelo a una resolución media (Azzari & Lobell, 2017; Phiri & Morgenroth, 2017). Finalmente, en este estudio presentamos las posibles zonas de expansión urbana de los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas, lo cual, puede ser considerado como un insumo por los planificadores urbanos para mejorar el ordenamiento territorial y desarrollo urbano de las ciudades. Asimismo, los hallazgos pueden actuar como información de referencia para formular nuevas políticas y encontrar alternativas para la gestión urbana sostenible.

CONCLUSIONES

1. En este estudio implementamos técnicas de sistemas de información geográfica y procesamiento en la nube junto con autómatas celulares para evaluar el crecimiento urbano y su influencia en los cambios de cobertura y uso del suelo de los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas. Se identificaron cinco clases de cobertura y uso del suelo que estuvieron representados por i) bosque, ii) pasto y cultivo, iii) área urbana, iv) arbustal y herbazal y v) cuerpo de agua. Las clases con mayor superficie al 2021 en el distrito de Bagua Grande estuvieron representados por bosque (14,629.44 ha), pasto y cultivo (13,652.06 ha) y arbustal y herbazal (10,955.67 ha). A su vez, en el distrito de Chachapoyas las clases con mayor superficie fueron Arbustal y herbazal (6,180.04 ha), pasto y cultivo (4,601.08 ha) y bosque (3,598.19 ha).
2. Los cambios de cobertura vegetal y uso del suelo en los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas en los últimos 31 años (1990 – 2021), estuvieron influenciados por el desarrollo de actividades antrópicas y crecimiento urbano que transformaron el bosque a otro uso de suelo. En Bagua Grande se reportaron cambios de la clase bosque (-15.23%) a las clases de pasto y cultivo (+9.84%), arbustal y herbazal (+3.29%), área urbana (+2.07) y cuerpo de agua (+0.03%). Situación similar se mostró en Chachapoyas el bosque perdió el 27.36% de su superficie inicial para transformarse en las clases de pasto y cultivo (+10.09%), arbustal y herbazal (+12.28%), área urbana (+4.82%) y cuerpo de agua (+0.17%).
3. La dinámica de los cambios de cobertura y uso del suelo en el distrito de Bagua Grande estuvo representada por la clase de pasto y cultivo (26.18%) que reportó el mayor cambio neto de superficie en el período 1990-2000 y la clase de área urbana con 95.65 y 94.25% de cambio neto en el segundo (2000-2011) y tercer período (2011 – 2021) de análisis, respectivamente. Asimismo, las clases que perdieron superficie para transformarse en área urbana entre 1990 – 2021 fueron arbustal y herbazal (564.21 ha), bosque (173.04 ha) y pasto y cultivo (149.60 ha).

4. En el distrito de Chachapoyas la dinámica de los cambios de cobertura y uso del suelo, estuvo representada por la clase de área urbana que reportó el mayor cambio neto de 164.13 y 54.39 % de superficie en los períodos de 1990-2000 y 2000-2011, respectivamente. Para el tercer período (2011 – 2021), la clase de cuerpo de agua mostró un cambio neto de 37.69 %. Asimismo, las clases que perdieron superficie para transformarse en área urbana entre 1990 – 2021 fueron arbustal y herbazal (412.07 ha), pasto y cultivo (203.17 ha) y bosque (132.93 ha).
5. El modelamiento de escenarios futuros del crecimiento urbano realizado a partir de los mapas de cobertura y uso del suelo y MOLUSCE demostró que se incrementará la superficie urbana y se reducirá la superficie de cobertura vegetal al 2031 en ambos distritos de estudio. Asimismo, se evidenció que el crecimiento urbano influye en los cambios de cobertura y uso del suelo a través del aumento de la población, que cada vez demanda más superficie urbana en ambas ciudades. Se espera que la superficie del área urbana entre 2021-2031 se incremente de 1,128.77 a 1,459.25 ha en el distrito de Bagua Grande y de 924.50 a 1,138.05 ha en el distrito de Chachapoyas.

En síntesis, la aplicación de los sistemas de información geográfica y computación en la nube permitieron identificar cinco clases de cobertura y uso del suelo en los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas, las cuales, están relacionadas con el desarrollo de actividades antrópicas y crecimiento urbano. A su vez, la dinámica de los cambios cobertura y uso del suelo está influenciado por el crecimiento urbano, a medida que se incrementan las superficies de las clases de área urbana, pasto y cultivo, y herbazal y arbustal; el bosque tiende a reducirse. El análisis del crecimiento urbano entre 1990 – 2021 permitieron modelar los escenarios futuros al 2031 de los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas, lo cual, evidenció que el incremento del suelo urbano dependerá del crecimiento poblacional. Por lo anterior, la hipótesis queda demostrada.

RECOMENDACIONES

Es necesario una comprensión detallada de la dinámica asociada con los cambios de cobertura y uso del suelo inducido por el desarrollo socioeconómico para realizar una gestión sostenible del territorio.

Este estudio es exclusivo para los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas, ubicados en la región de ceja de selva Perú, donde se estableció un marco metodológico útil que se puede aplicar a otras zonas de estudio del país.

En futuros estudios sería importante investigar las correlaciones entre la pérdida de la cobertura vegetal y la calidad de flora y fauna de los ecosistemas. Además, de la construcción de indicadores de sostenibilidad.

Los hallazgos en este estudio pueden aportar información de referencia para formular nuevas políticas y alternativas para el análisis y gestión adecuada del crecimiento urbano.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aarathi, A. D., & Gnanappazham, L. (2018). Urban growth prediction using neural network coupled agents-based Cellular Automata model for Sriperumbudur Taluk, Tamil Nadu, India. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 21(3), 353–362. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2017.12.004>
- Acharki, S. (2022). PlanetScope contributions compared to Sentinel-2, and Landsat-8 for LULC mapping. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 27(April), 100774. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100774>
- Ai-Ageili, M., Mouhoub, M., & Piwowar, J. (2013). Integrating remote sensing, GIS and dynamic models: Cellular automata approach for the simulation of urban growth for the city of Montreal. *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*. <https://doi.org/10.1109/CCECE.2013.6567844>
- Aithal, B. H., Vinay, S., & Ramachandra, T. V. (2014). Landscape dynamics modeling through integrated Markov , Fuzzy-AHP and Cellular Automata. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 3160–3163. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2014.6947148>
- Al-Darwish, Y., Ayad, H., Taha, D., & Saadallah, D. (2018). Predicting the future urban growth and it's impacts on the surrounding environment using urban simulation models: Case study of Ibb city – Yemen. *Alexandria Engineering Journal*, 57(4), 2887–2895. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2017.10.009>
- Alcántara, G. H. (2014). Análisis de los cambios de la cobertura y uso de la tierra. In *Gobierno Regional de Cajamarca*. https://zeeot.regioncajamarca.gob.pe/sites/default/files/EE_CUT_primera_version_julio_2014.pdf
- Alencar, A., Shimbo, J. Z., Lenti, F., Marques, C. B., Zimbres, B., Rosa, M., Arruda, V.,

- Castro, I., Ribeiro, J. P. F. M., Varela, V., Alencar, I., Piontekowski, V., Ribeiro, V., Bustamante, M. M. C., Sano, E. E., & Barroso, M. (2020). Mapping three decades of changes in the brazilian savanna native vegetation using landsat data processed in the google earth engine platform. *Remote Sensing*, 12(6). <https://doi.org/10.3390/rs12060924>
- Allen, T. R., Wang, Y., & Crawford, T. W. (2013). Remote Sensing of Land Cover Dynamics. In *Treatise on Geomorphology* (Vol. 3). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-374739-6.00046-4>
- Arana, F. (2018). *El crecimiento urbano y su influencia por el cambio de uso de tierras en el Valle del Mantaro*. Tesis para optar el grado académico de Doctor en medio ambiente y desarrollo sostenible, Universidad Nacional Federico Villarreal, Lima Perú.
- Arsanjani, J. J., Helbich, M., Kainz, W., & Bolorani, A. D. (2013). Integration of logistic regression, Markov chain and cellular automata models to simulate urban expansion. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 21(1), 265–275. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.12.014>
- Atalaya, N., Barboza, E., López, R. S., Vásquez, H. V., Fernández, D. G., Murga, R. E. T., Briceño, N. B. R., Oliva-Cruz, M., Torres, O. A. G., López, J. O. S., & Cayo, E. T. (2022). Spatiotemporal Dynamics of Grasslands Using Landsat Data in Livestock Micro-Watersheds in Amazonas (NW Peru). *Land*, 11(5), 1–18. <https://doi.org/10.3390/land11050674>
- Azzari, G., & Lobell, D. B. (2017). Landsat-based classification in the cloud: An opportunity for a paradigm shift in land cover monitoring. *Remote Sensing of Environment*, 202, 64–74. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.05.025>
- Bähr, J. (1997). *Bevölkerungsgeographie: Verteilung und Dynamik der Bevölkerung in globaler, nationaler und regionaler Sicht*.

https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-57098-8_4.

- Barboza, E., Corroto, F., Salas, R., Gamarra, O., & Ballarín, D. (2017). Hidrogeomorfología En Áreas Tropicales: Aplicación Del Índice Hidrogeomorfológico (Ihg) En El Río Utcubamba (Perú) Hydrogeomorphology on Tropical Areas: Application of the Hydrogeomorphologic Index (Ihg) in the Utcubamba River (Peru). *Ecología Aplicada*, 16(1).
- Barboza, E., Salas, R., Mendoza, M., Oliva, S. M., & Corroto, F. (2018). Uso actual del suelo y calidad hidrogeomorfológica del río San Antonio: alternativas para la restauración fluvial en el Norte de Perú. *Revista de Investigaciones Altoandinas - Journal of High Andean Research*, 20(2), 203–214. <https://doi.org/10.18271/ria.2018.364>
- Barboza, E., Turpo, E., De Almeida, C. M., Salas, R., Rojas Briceño, N. B., Silva López, J. O., Barrena, M. Á., Oliva, M., & Espinoza-Villar, R. (2020). Monitoring wildfires in the northeastern peruvian amazon using landsat-8 and sentinel-2 imagery in the GEE platform. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(10). <https://doi.org/10.3390/ijgi9100564>
- Bharath, H. A., Chandan, M. C., Vinay, S., & Ramachandra, T. V. (2018). Modelling urban dynamics in rapidly urbanising Indian cities. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 21(3), 201–210. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2017.08.002>
- Bhat, P. A., Shafiq, M. ul, Mir, A. A., & Ahmed, P. (2017). Urban sprawl and its impact on landuse/land cover dynamics of Dehradun City, India. *International Journal of Sustainable Built Environment*, 6(2), 513–521. <https://doi.org/10.1016/j.ijbsbe.2017.10.003>
- Breiman, L. E. O. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45, 5–32.
- Brown, D. G., Verburg, P. H., Pontius, R. G., & Lange, M. D. (2013). Opportunities to improve impact, integration, and evaluation of land change models. *Current Opinion*

- in *Environmental Sustainability*, 5(5), 452–457.
<https://doi.org/10.1016/j.cosust.2013.07.012>
- Buchecker, M., & Frick, J. (2020). The implications of urbanization for inhabitants' relationship to their residential environment. *Sustainability (Switzerland)*, 12(4).
<https://doi.org/10.3390/su12041624>
- Buzai, G. D. (2018). Crecimiento urbano y potenciales conflictos entre usos del suelo en el municipio de Luján (Provincia de Buenos Aires, Argentina). Modelado espacial 2016-2030. *Cuadernos Geográficos*, 57(1), 155–176.
<https://doi.org/10.30827/cuadgeo.v57i1.5656>
- Chadchan, J., & Shankar, R. (2012). An analysis of urban growth trends in the post-economic reforms period in India. *International Journal of Sustainable Built Environment*, 1(1), 36–49. <https://doi.org/10.1016/j.ijbsbe.2012.05.001>
- Chaudhuri, G., & Clarke, K. C. (2014). Temporal Accuracy in Urban Growth Forecasting: A Study Using the SLEUTH Model. *Transactions in GIS*, 18(2), 302–320.
<https://doi.org/10.1111/tgis.12047>
- Chichipe, M. E. M., López, R. S., & Castillo, E. B. (2017). Análisis multitemporal de la deforestación usando la clasificación basada en objetos, distrito de Leymebamba (Perú). *INDES Revista de Investigación Para El Desarrollo Sustentable*, 3(2), 67–76.
<https://doi.org/10.25127/INDES.20153.210>
- Choudhary, K., Boori, M. S., & Kupriyanov, A. (2018). Spatial modelling for natural and environmental vulnerability through remote sensing and GIS in Astrakhan, Russia. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 21(2), 139–147.
<https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2017.05.003>
- Chowdhury, M., Hasan, M. E., & Abdullah-Al-Mamun, M. M. (2020). Land use/land cover change assessment of Halda watershed using remote sensing and GIS. *Egyptian Journal*

- of Remote Sensing and Space Science*, 23(1), 63–75.
<https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2018.11.003>
- Chuvieco, E. (2016). *Fundamentals of Satellite Remote Sensing An Environmental Approach* (C. Press (ed.); Second).
- Collazos, R., Neri, J. C., Huamán, E., & Juárez, L. D. P. (2019). Cultivo de maíz forrajero (Zea mays L.) en el distrito de Molinopampa-Chachapoyas-Amazonas. *Revista de Investigación de Agroproducción Sustentable*, 2(3), 23.
<https://doi.org/10.25127/aps.20183.400>
- Coq-Huelva, D., & Asián-Chaves, R. (2019). Urban sprawl and sustainable urban policies. A review of the cases of Lima, Mexico City and Santiago de Chile. *Sustainability (Switzerland)*, 11(20). <https://doi.org/10.3390/su11205835>
- Corroto, F., Rascón, J., Barboza, E., & Macía, M. J. (2021). Medicinal plants for rich people vs. Medicinal plants for poor people: A case study from the Peruvian andes. *Plants*, 10(8), 1–17. <https://doi.org/10.3390/plants10081634>
- Cuesta, F., Muriel, P., Beck, S., Meneses, R. I., Halloy, S., Salgado, S., Ortiz, E., & Becerra, M. T. (2012). *Biodiversidad y Cambio Climático en los Andes Tropicales - Conformación de una red de investigación para monitorear sus impactos y delinear acciones de adaptación* (Red Gloria-Andes (ed.)).
<https://www.comunidadandina.org/StaticFiles/201357161125gloria.pdf>
- Cunha, E. R. da, Santos, C. A. G., Silva, R. M. da, Bacani, V. M., & Pott, A. (2020). Future scenarios based on a CA-Markov land use and land cover simulation model for a tropical humid basin in the Cerrado/Atlantic forest ecotone of Brazil. *Land Use Policy*, 101(September 2020). <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.105141>
- Das, M., Mandal, A., Das, A., & Pereira, P. (2022). Land use and land cover change future projection in Kolkata Metropolitan Area, Eastern India. In *Mapping and Forecasting*

- Land Use* (pp. 299–320). <https://doi.org/10.1016/b978-0-323-90947-1.00011-9>
- Deng, Z., Zhu, X., He, Q., & Tang, L. (2019). Land use/land cover classification using time series Landsat 8 images in a heavily urbanized area. *Advances in Space Research*, 63(7), 2144–2154. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2018.12.005>
- Dewdney, A. K. (2008). Cellular automata. In *Encyclopedia of Ecology* (Vol. 1). <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-63768-0.00147-5>
- Eastman, J. R., & Toledano, J. (2018). A Short Presentation of the Land Change Modeler (LCM). *Lcm*, 499–505. https://doi.org/10.1007/978-3-319-60801-3_36
- Edan, M. H., Maarouf, R. M., & Hasson, J. (2021). Predicting the impacts of land use/land cover change on land surface temperature using remote sensing approach in Al Kut, Iraq. *Physics and Chemistry of the Earth*, 123(October 2020), 103012. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2021.103012>
- Escandón, J., Ordóñez, J. A. B., Nieto de Pascual, M. C., & Ordóñez, M. J. (2018). Change in vegetation cover and land use in Morelos, Mexico, from 2000 to 2009. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 9(46), 1–22. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cirp.2016.06.001><http://dx.doi.org/10.1016/j.powtec.2016.12.055><https://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2019.02.006><https://doi.org/10.1016/j.matlet.2019.04.024><https://doi.org/10.1016/j.matlet.2019.12.7252><http://dx.doi.org>
- FAO. (2001). *Global Forest Resources Assessment 2000 Main Report*. FAO. Disponible en <https://www.fao.org/3/Y1997E/Y1997E00.htm>
- FAO. (2001). *Situación de los bosques del Mundo*. Disponible en <http://www.fao.org/3/y0900S/y0900s00.htm>
- Fisher, P. (2005). *Land use and land cover: contradiction or complement*. Wiley & Sons. Disponible en <https://acortar.link/mWh6MP>

- Foga, S., Scaramuzza, P. L., Guo, S., Zhu, Z., Dilley, R. D., Beckmann, T., Schmidt, G. L., Dwyer, J. L., Joseph Hughes, M., & Laue, B. (2017). Cloud detection algorithm comparison and validation for operational Landsat data products. *Remote Sensing of Environment*, *194*, 379–390. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.03.026>
- Foody, G. (2010). *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1477-9730.2010.00574_2.x
- Gong, J., Hu, Z., Chen, W., Liu, Y., & Wang, J. (2018). Urban expansion dynamics and modes in metropolitan Guangzhou, China. *Land Use Policy*, *72*(December 2017), 100–109. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2017.12.025>
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, *202*(2016), 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- GRA, & IIAP. (2010). *Zonificación Ecológica y Económica (ZEE) del departamento de Amazonas*. Iquitos, Perú.
- Guan, Q., Wang, L., & Clarke, K. C. (2005). An artificial-neural-network-based, constrained CA model for simulating urban growth. *Cartography and Geographic Information Science*, *32*(4), 369–380. <https://doi.org/10.1559/152304005775194746>
- Hashemi, A., Madanifar, F., & Abbasi, M. (2020). Implementation of multilayer perceptron (MLP) and radial basis function (RBF) neural networks to predict solution gas-oil ratio of crude oil systems. *Petroleum*, *6*(1), 80–91. <https://doi.org/10.1016/j.petlm.2018.12.002>
- Hegazy, I. R., & Kaloop, M. R. (2015). Monitoring urban growth and land use change detection with GIS and remote sensing techniques in Daqahlia governorate Egypt. *International Journal of Sustainable Built Environment*, *4*(1), 117–124. <https://doi.org/10.1016/j.ijbsbe.2015.02.005>

- Hennig, T. A., Kretsch, J. L., Pessagno, C. J., Salamonowicz, P. H., & Stein, W. L. (2007). The shuttle radar topography mission. *Reviews of Geophysics*, 45, 1–33. <https://doi.org/10.1029/2005RG000183>
- Herrera, V. (2001). Estudio del crecimiento urbano de la ciudad de Valdivia (Chile) a través del uso integrado de imágenes de satélite, SIG y equipos G.P.S. *Revista de Teledetección*, 15, 9.
- Hossain, F., Rana, M. M. P., & Moniruzzaman, M. (2021). Modelling agricultural transformation: A remote sensing-based analysis of wetlands changes in Rajshahi, Bangladesh. *Environmental Challenges*, 5(November). <https://doi.org/10.1016/j.envc.2021.100400>
- Huamán, E., Vásquez, H., Salas, R., & Bobadilla, L. G. (2017). Efecto de los abonos orgánicos y dosis de un biofertilizante en el rendimiento de quinua (*Chenopodium quinoa*), en Chachapoyas, Amazonas. *Revista de Investigación de Agroproducción Sustentable*, 1(1), 63. <https://doi.org/10.25127/aps.20171.353>
- Huete, A. (1988). A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25, 295–309.
- Huete, A., Didan, K., Miura, T, Rodriguez, E. ., Gao, X., & Ferreira, L. . (2002). Overview of the Radiometric and Biophysical Performance of the MODIS Vegetation Indices. *Remote Sensing*, 83(12), 19. <https://doi.org/10.3390/rs12121967>
- IDEAM. (2010). *Leyenda nacional de coberturas de la tierra: metodología CORINE Land Cover adaptada para Colombia escala 1: 100 000* (M. y E. A. Instituto de Hidrología (ed.); Instituto). Disponible en http://siatac.co/c/document_library/get_file?uuid=a64629ad-2dbe-4e1e-a561-fc16b8037522&groupId=762
- INEI. (2020). PERÚ: Estimaciones y Proyecciones de Población por Departamento, Provincia y Distrito, 2018-2020. Boletín Especial N° 26. *Instituto Nacional de Estadística e Informatica*, 1–110.

https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1715/libro.pdf

- Jat, M. K., Choudhary, M., & Saxena, A. (2017). Application of geo-spatial techniques and cellular automata for modelling urban growth of a heterogeneous urban fringe. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 20(2), 223–241. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2017.02.002>
- Kafy, A. A., Naim, M. N. H., Subramanyam, G., Faisal, A. Al, Ahmed, N. U., Rakib, A. Al, Kona, M. A., & Sattar, G. S. (2021). Cellular Automata approach in dynamic modelling of land cover changes using RapidEye images in Dhaka, Bangladesh. *Environmental Challenges*, 4(January), 100084. <https://doi.org/10.1016/j.envc.2021.100084>
- Kaur, M., Hewage, K., & Sadiq, R. (2020). Investigating the impacts of urban densification on buried water infrastructure through DPSIR framework. *Journal of Cleaner Production*, 259, 120897. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.120897>
- Khan, A., & Sudheer, M. (2022). Machine learning-based monitoring and modeling for spatio-temporal urban growth of Islamabad. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 25(2), 541–550. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2022.03.012>
- Kim, H. M. (2020). International Real Estate Investment and Urban Development: An Analysis of Korean Activities in Hanoi, Vietnam. *Land Use Policy*, 94(January), 104486. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.104486>
- Liu, Z., Ding, M., He, C., Li, J., & Wu, J. (2019). The impairment of environmental sustainability due to rapid urbanization in the dryland region of northern China. *Landscape and Urban Planning*, 187(November 2017), 165–180. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2018.10.020>
- Liu, Z., He, C., Zhou, Y., & Wu, J. (2014). How much of the world's land has been urbanized, really? A hierarchical framework for avoiding confusion. *Landscape Ecology*, 29(5), 763–771. <https://doi.org/10.1007/s10980-014-0034-y>

- Lopes, M., Frison, P. L., Crowson, M., Warren-Thomas, E., Hariyadi, B., Kartika, W. D., Agus, F., Hamer, K. C., Stringer, L., Hill, J. K., & Pettorelli, N. (2020). Improving the accuracy of land cover classification in cloud persistent areas using optical and radar satellite image time series. *Methods in Ecology and Evolution*, *11*(4), 532–541. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13359>
- Loza-Del-Carpio, A., & Taype-Huamán, I. (2021). Análisis multitemporal de asociaciones vegetales y cambios de uso del suelo en una localidad altoandina, Puno-Perú. *Uniciencia*, *35*(2), 1–19. <https://doi.org/10.15359/ru.35-2.3>
- McFeeters, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, *17*(7), 1425–1432. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>
- Merghadi, A., Yunus, A. P., Dou, J., Whiteley, J., ThaiPham, B., Bui, D. T., Avtar, R., & Abderrahmane, B. (2020). Machine learning methods for landslide susceptibility studies: A comparative overview of algorithm performance. *Earth-Science Reviews*, *207*(May), 103225. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2020.103225>
- MINAM. (2015). *Mapa nacional de cobertura vegetal. Memoria Descriptiva*. Dirección General de Evaluación, Valoración y Financiamiento del Patrimonio Natural. Lima, Perú.
- MINAM. (2014). Protocolo: Evaluación de la Exactitud Temática del Mapa de Deforestación. In *Ministerio del Ambiente*. Disponible en <https://acortar.link/bjKNBV>.
- MINAM. (2016). *Procedimiento técnico y metodológico para la elaboración del “estudio especializado de análisis de los cambios de la cobertura y uso de la tierra.”* <http://geoservidor.minam.gob.pe/intro/monitoreo/cobertura-v->
- Mitchell, M. G. E., Johansen, K., Maron, M., McAlpine, C. A., Wu, D., & Rhodes, J. R. (2018). Identification of fine scale and landscape scale drivers of urban aboveground

- carbon stocks using high-resolution modeling and mapping. *Science of the Total Environment*, 622–623, 57–70. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.11.255>
- Mohamed, A., & Worku, H. (2020). Simulating urban land use and cover dynamics using cellular automata and Markov chain approach in Addis Ababa and the surrounding. *Urban Climate*, 31(August 2019), 100545. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2019.100545>
- Moriya, É. A. S., Imai, N. N., Tommaselli, A. M. G., Berveglieri, A., Santos, G. H., Soares, M. A., Marino, M., & Reis, T. T. (2021). Detection and mapping of trees infected with citrus gummosis using UAV hyperspectral data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 188(July). <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106298>
- Mubako, S., Belhaj, O., Heyman, J., Hargrove, W., & Reyes, C. (2018). Monitoring of land use/land-cover changes in the arid transboundary Middle Rio Grande Basin using remote sensing. *Remote Sensing*, 10(12). <https://doi.org/10.3390/rs10122005>
- Mubako, S., Jackson, H., Higini, K., & Msongaleli, B. (2022). Evaluating historical and predicted long-term land use / land-cover change in Dodoma Urban District , Tanzania : 1992 – 2029. *Physics and Chemistry of the Earth*, 128(August), 103205. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2022.103205>
- Nations United. (2018). World Urbanization Prospects: The 2018 Revision. In *Department of Economic and Social Affairs, Population Division*. Disponible en <https://population.un.org/wup/Download/>
- Nations United. (2019). World population prospects 2019. In *Department of Economic and Social Affairs. World Population Prospects 2019*. (Issue 141). Disponible en https://population.un.org/wpp/Publications/Files/WPP2019_Highlights.pdf
- Nery, T., Sadler, R., White, B., & Polyakov, M. (2019). Predicting future plantation forest development in response to policy initiatives: A case study of the Warren River

- Catchment in Western Australia. *Environmental Science and Policy*, 92(November 2018), 299–310. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2018.11.021>
- NextGIS. (2016). *Landscape change analysis with MOLUSCE - methods and algorithms*. Disponible en https://wiki.gis-lab.info/w/Landscape_change_analysis_with_MOLUSCE_-_methods_and_algorithms
- Ocampo, A. M. (2017). Crecimiento Urbano y Planificación Territorial en la Ciudad de Cali. Evolución 1990 - 2010 [Universidad de Barcelona]. In *Universidad de Barcelona*. <http://www.tesisenred.net/handle/10803/404144>
- Olaya, V. (2014). *Sistemas de Información Geográfica*. Creative Commons. Disponible en https://www.icog.es/TyT/files/Libro_SIG.pdf
- Padilla, M., Stehman, S. V, & Chuvieco, E. (2014). Validation of the 2008 MODIS-MCD45 global burned area product using stratified random sampling. *Remote Sensing of Environment*, 144, 187–196. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.008>
- Pal, M. (2005). Random forest classifier for remote sensing classification. *International Journal of Remote Sensing*, 26(1), 217–222. <https://doi.org/10.1080/01431160412331269698>
- Pal, S., & Ziaul, S. (2017). Detection of land use and land cover change and land surface temperature in English Bazar urban centre. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 20(1), 125–145. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2016.11.003>
- Patra, S., Sahoo, S., Mishra, P., & Mahapatra, S. C. (2018). Impacts of urbanization on land use /cover changes and its probable implications on local climate and groundwater level. *Journal of Urban Management*, 7(2), 70–84. <https://doi.org/10.1016/j.jum.2018.04.006>
- Pelletier, C., Valero, S., Inglada, J., Champion, N., & Dedieu, G. (2016). Assessing the robustness of Random Forests to map land cover with high resolution satellite image

- time series over large areas. *Remote Sensing of Environment*, 187, 156–168.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.10.010>
- Peña, C. (2004). *Enciclopedia temática del Perú: geografía*. Orbis ventures.
- Peña, G. (2018). Proyección del cambio de uso de suelo urbano mediante técnicas de microsimulación, bajo un escenario de escasez de datos en el sector de San Carlos, Huancayo, Perú 2018- 2028. *Espacio y Desarrollo*, 124(32), 99–124.
<https://doi.org/10.18800/espacioydesarrollo.201802.005>
- Pham, H. M., Yamaguchi, Y., & Bui, T. Q. (2011). A case study on the relation between city planning and urban growth using remote sensing and spatial metrics. *Landscape and Urban Planning*, 100(3), 223–230. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2010.12.009>
- Phiri, D., & Morgenroth, J. (2017). Developments in Landsat land cover classification methods: A review. *Remote Sensing*, 9(9). <https://doi.org/10.3390/rs9090967>
- Pijanowski, B. C., Brown, D. G., Shellito, B. A., & Manik, G. A. (2002). Using neural networks and GIS to forecast land use changes: a Land Transformation Model. *Computers, Environment and Urban Systems*, 26(6), 553–575.
[https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0198-9715\(01\)00015-1](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0198-9715(01)00015-1)
- Pontius, R. G., Shusas, E., & McEachern, M. (2004). Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 101(2–3), 251–268. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2003.09.008>
- Poyil, R. P., & Misra, A. K. (2015). Urban agglomeration impact analysis using remote sensing and GIS techniques in Malegaon city, India. *International Journal of Sustainable Built Environment*, 4(1), 136–144.
<https://doi.org/10.1016/j.ijbsbe.2015.02.006>
- Rakib, A. Al, Akter, K., Rahman, M., ... S. A.-1st I. S. R., & 2020, U. (2020). Analyzing the pattern of land use land cover change and its impact on land surface temperature: a

- remote sensing approach in mymensingh, Bangladesh. *Academia.Edu*, December. Disponible en https://www.academia.edu/download/65116756/NS_09.pdf
- Ramachandra, T. V., Bharath, H. A., & Sowmyashree, M. V. (2014). Urban footprint of Mumbai - the commercial capital of India. *Journal of Urban and Regional Analysis*, 6(1), 71–94.
- Rascón, J., Angeles, W. G., Oliva, M., Quiñones, L., & Barrena Gurbillón, M. Á. (2020). Determinación de las épocas lluviosas y secas en la ciudad de Chachapoyas para el periodo de 2014-2018. *Revista de Climatología*, 20, 15–28.
- Read, J. M., & Torrado, M. (2009). Remote Sensing. *International Encyclopedia of Human Geography*, 335–346. <https://doi.org/10.1016/B978-008044910-4.00508-3>
- Ren, H., Zhou, G., & Zhang, F. (2018). Using negative soil adjustment factor in soil-adjusted vegetation index (SAVI) for aboveground living biomass estimation in arid grasslands. *Remote Sensing of Environment*, 209(79), 439–445. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.02.068>
- Reyes, D. A. (2011). *Descripción y aplicaciones de los autómatas celulares*. Departamento de Aplicación de Microcomputadoras, Universidad Autónoma de Puebla, Mexico.
- Rhyma, P. P., Norizah, K., Hamdan, O., Faridah-Hanum, I., & Zulfa, A. W. (2020). Integration of normalised different vegetation index and Soil-Adjusted Vegetation Index for mangrove vegetation delineation. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 17(May 2019), 100280. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2019.100280>
- Rimal, B., Zhang, L., Keshtkar, H., Haack, B. N., Rijal, S., & Zhang, P. (2018). Land use/land cover dynamics and modeling of urban land expansion by the integration of cellular automata and markov chain. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(4). <https://doi.org/10.3390/ijgi7040154>
- Rimal, B., Zhang, L., Keshtkar, H., Wang, N., & Lin, Y. (2017). Monitoring and modeling

- of spatiotemporal urban expansion and land-use/land-cover change using integrated Markov chain cellular automata model. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 6(9). <https://doi.org/10.3390/ijgi6090288>
- Rojas, N. B., Barboza, E., Maicelo, J. L., Oliva, S. M., & Salas, R. (2019). Deforestación en la Amazonía peruana: índices de cambios de cobertura y uso del suelo basado en SIG. *Boletín de La Asociación de Geógrafos Españoles*, 81, 1–34. <https://doi.org/10.21138/bage.2538a>
- Saha, P., Mitra, R., Chakraborty, K., & Roy, M. (2022). Application of multi layer perceptron neural network Markov Chain model for LULC change detection in the Sub-Himalayan North Bengal. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 26(November 2021), 100730. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100730>
- Sakay, C., Sanoni, P., & Deng, T. H. (2011). Rural to urban squatter settlements: The micro model of generational self-help housing in Lima-Peru. *Procedia Engineering*, 21, 473–480. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2011.11.2040>
- Salas, R., Barboza, E., & Oliva, S. M. (2014). Dinámica multitemporal de índices de deforestación en el distrito de Florida, departamento de Amazonas, Perú. *Revista INDES*, 2(1), 18–27. <https://doi.org/10.25127/indes.201401.00>
- Salas, R., Fernández, D. G., Silva, J. O., Rojas, N. B., Oliva, M., Terrones Murga, R. E., Trigos, D. I., Barboza, E., & Barrena, M. Á. (2020). Land suitability for coffee (*coffea arabica*) growing in Amazonas, Peru: Integrated use of AHP, GIS and RS. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(11), 1–21. <https://doi.org/10.3390/ijgi9110673>
- Salghuna, N. N., Rama Chandra Prasad, P., & Asha Kumari, J. (2018). Assessing the impact of land use and land cover changes on the remnant patches of Kondapalli reserve forest of the Eastern Ghats, Andhra Pradesh, India. *Egyptian Journal of Remote Sensing and*

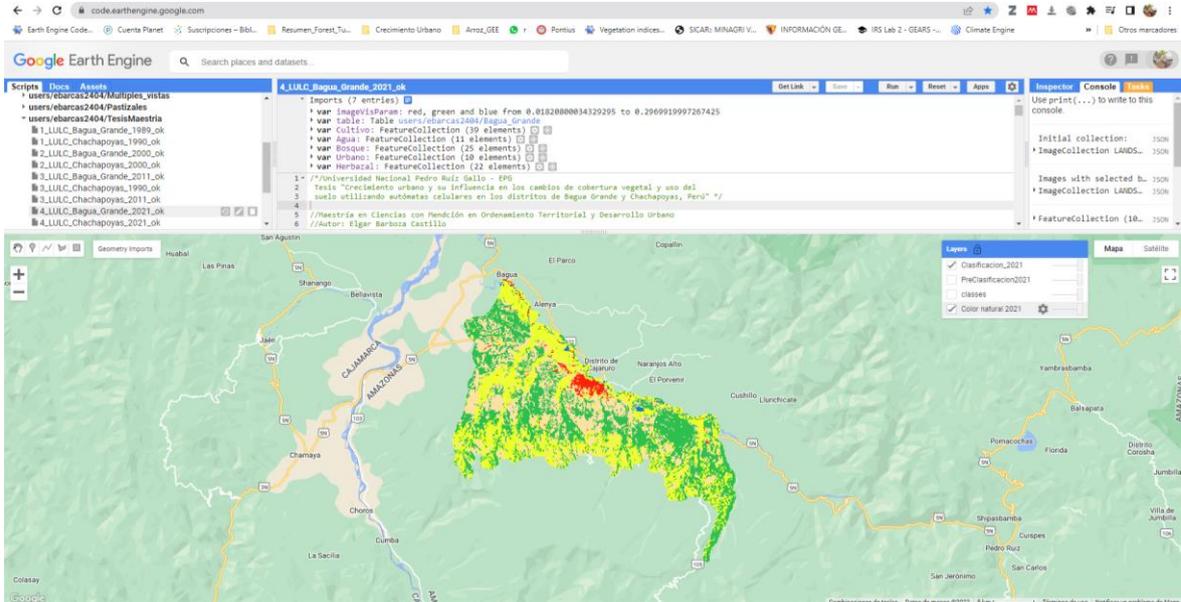
- Space Science*, 21(3), 419–429. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2018.01.005>
- Sardar, P., & Samadder, S. R. (2021). Understanding the dynamics of landscape of greater Sundarban area using multi-layer perceptron Markov chain and landscape statistics approach. *Ecological Indicators*, 121, 106914. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106914>
- Shu, C., Xie, H., Jiang, J., & Chen, Q. (2018). Is Urban Land Development Driven by Economic Development or Fiscal Revenue Stimuli in China? *Land Use Policy*, 77(May), 107–115. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2018.05.031>
- Sotelo-Caro, O., Chichia-González, J., Sorani, V., & Flores-Palacios, A. (2015). Cambios en la dinámica de deforestación de la subcuenca de un río en México: La imposibilidad de recuperación de los hábitats originales después del cese de la deforestación. *Revista de Geografía Norte Grande*, 2015(61), 221–227. <https://doi.org/10.4067/s0718-34022015000200012>
- Suárez, G. M. (2014). Apuntes sobre la zonificación agroecológica de los cultivos. Particularidades en Cuba. *Cultivos Tropicales*, 35(4), 36–44.
- Subasinghe, S., Estoque, R. C., & Murayama, Y. (2016). Spatiotemporal analysis of urban growth using GIS and remote sensing: A case study of the Colombo metropolitan area, Sri Lanka. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 5(11). <https://doi.org/10.3390/ijgi5110197>
- Tobler, W. R. (1970). A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. *Economic Geography*, 46, 234. <https://doi.org/10.2307/143141>
- Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8(2), 127–150. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(79\)90013-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0)
- Turpo Cayo, E. Y., Raul Arnaldo, E. V., Ríos Cáceres, S., & Moreno Flores, C. N. (2018). Mapeo multitemporal de cuerpos de agua y áreas urbanas en los andes del Perú usando imágenes Landsat en la plataforma Google Earth Engine, periodo 1984-2018. *Anais Do*

XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 3569–3572.

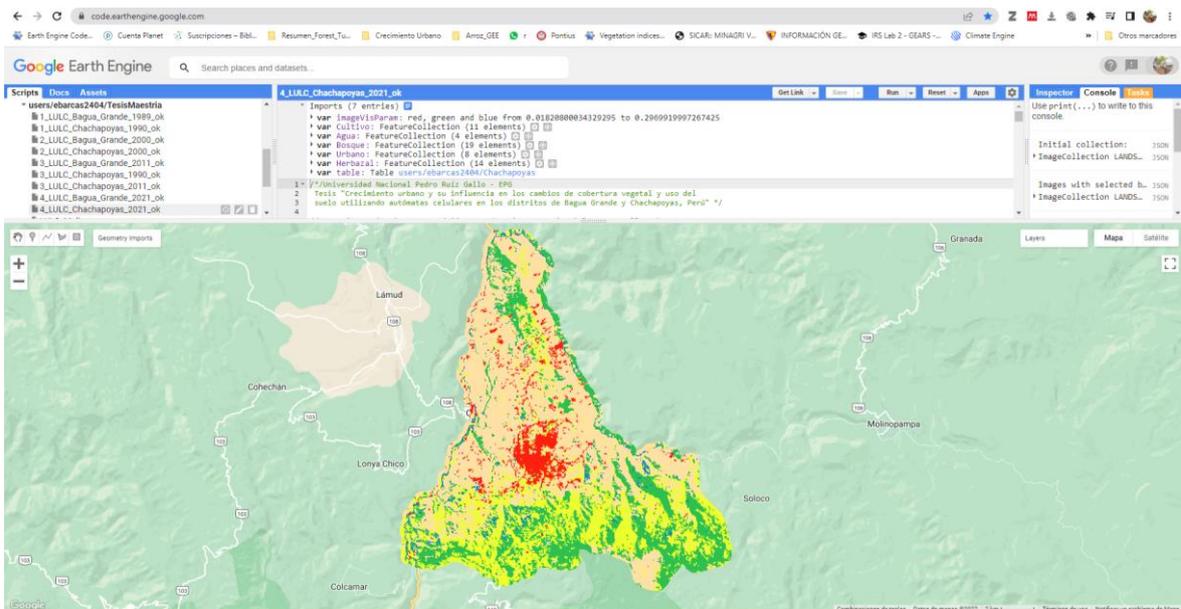
- Ullah, S., Ahmad, K., Sajjad, R. U., Abbasi, A. M., Nazeer, A., & Tahir, A. A. (2019). Analysis and simulation of land cover changes and their impacts on land surface temperature in a lower Himalayan region. *Journal of Environmental Management*, 245(February), 348–357. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.05.063>
- Veldkamp, A., & Lambin, E. F. (2001). Predicting land-use change. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 85(1–3), 1–6. [https://doi.org/10.1016/S0167-8809\(01\)00199-2](https://doi.org/10.1016/S0167-8809(01)00199-2)
- Verburg, P. H., Schot, P. P., Dijst, M. J., & Veldkamp, A. (2004). Land use change modelling: Current practice and research priorities. *GeoJournal*, 61(4), 309–324. <https://doi.org/10.1007/s10708-004-4946-y>
- Very, A., & Resolution, H. (2015). *Remote Sensing*. 111–124. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-800066-3.00004-8>
- VIVIENDA. (2016). *D.S. N° 016-2016-VIVIENDA: Decreto Supremo que aprueba el Reglamento de Acondicionamiento Territorial y Desarrollo Urbano Sostenible*. Ministerio de Construcción, Vivienda y Saneamiento, Lima, Perú.
- Yonaba, R., Koïta, M., Mounirou, L. A., Tazen, F., Quelo, P., Biaou, A. C., Niang, D., Zouré, C., Karambiri, H., & Yacouba, H. (2021). Spatial and transient modelling of land use/land cover (LULC) dynamics in a Sahelian landscape under semi-arid climate in northern Burkina Faso. *Land Use Policy*, 103(January). <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2021.105305>
- Zaki, A., Buchori, I., Sejati, A. W., & Liu, Y. (2022). An object-based image analysis in QGIS for image classification and assessment of coastal spatial planning. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 25(2), 349–359. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2022.03.002>
- Zorogastúa, P., Quiroz Guerra, R., & Garatuza Payán, J. (2011). Evaluación de cambios en la cobertura y uso de la tierra con imágenes de satélite en Piura - Perú. *Ecología Aplicada*, 10(1), 13–22.

ANEXOS

Anexo 1. Clasificación de cobertura y uso del suelo en la plataforma de Google Earth Engine para el distrito de Bagua Grande.



Anexo 2. Clasificación de cobertura y uso del suelo en la plataforma de Google Earth Engine para el distrito de Chachapoyas.



Anexo 3. Matriz de tabulación cruzada, tasa de cambio **s** e índices de cambios para las cinco clases en los cuatro períodos de análisis para el distrito de Bagua Grande.

1990	2000					Total 1990 (ha)	Tasa de cambio	Pérdida (Li)	Cambio total (Ct)	Cambio neto (Cn)	Intercambio (Int)
	PC	CA	B	AU	AH						
Pasto y cultivo (PC)	5,468.75	49.79	1,502.27	13.18	2,628.92	9,662.91	2.35	43.40	112.99	26.18	86.81
Cuerpo de agua (CA)	113.15	51.26	4.78	0.33	9.50	179.02	-0.67	71.37	136.27	6.47	129.80
Bosque (B)	5,085.28	66.39	11,965.89	2.85	3,687.55	20,807.97	-2.44	42.49	63.07	21.92	41.16
Área urbana (AU)	25.56	0.00	0.27	200.48	61.18	287.49	0.33	30.27	63.84	3.31	60.53
Arbustal y herbazal (AH)	1,500.03	0.00	2,774.47	80.16	5,265.82	9,620.48	1.94	45.26	111.66	21.13	90.53
Total 2000 (ha)	12,192.78	167.43	16,247.68	297.00	11,652.98	40,557.87					
Ganancia (G _j) %	69.59	64.90	20.58	33.57	66.39						

2000	2011					Total 2000 (ha)	Tasa de cambio	Pérdida (Li)	Cambio total (Ct)	Cambio neto (Cn)	Intercambio (Int)
	PC	CA	B	AU	AH						
Pasto y cultivo (PC)	6,977.57	67.27	3,613.53	67.69	1,466.71	12,192.78	-1.24	42.77	73.83	11.72	62.11
Cuerpo de agua (CA)	115.48	47.71	1.69	0.05	2.49	167.43	-2.55	71.50	120.23	22.78	97.45
Bosque (B)	1,733.67	8.24	13,240.03	7.07	1,258.68	16,247.68	2.50	18.51	65.02	27.99	37.02
Área urbana (AU)	6.68	0.06	0.45	276.90	12.91	297.00	6.94	6.77	109.19	95.65	13.54
Arbustal y herbazal (AH)	1,930.47	6.01	3,940.45	229.37	5,546.67	11,652.98	-3.35	52.40	75.92	28.88	47.04
Total 2011 (ha)	10,763.87	129.30	20,796.15	581.08	8,287.47	40,557.87					
Ganancia (G _j) %	31.05	48.73	46.51	102.42	23.52						

2011	2021					Total 2011 (ha)	Tasa de cambio	Pérdida (Li)	Cambio total (Ct)	Cambio neto (Cn)	Intercambio (Int)
	PC	CA	B	AU	AH						
Pasto y cultivo (PC)	8,200.39	116.15	1,613.32	54.14	779.88	10,763.87	2.41	23.82	74.46	26.83	47.63
Cuerpo de agua (CA)	51.87	73.61	1.16	1.31	1.34	129.30	4.03	43.07	134.58	48.44	86.14
Bosque (B)	3,277.77	1.46	12,202.56	70.09	5,244.26	20,796.15	-3.46	41.32	52.99	29.65	23.34
Área urbana (AU)	37.94		9.62	471.29	62.23	581.08	6.87	18.89	132.04	94.25	37.79
Arbustal y herbazal (AH)	2,084.08	0.71	802.78	531.93	4,867.97	8,287.47	2.83	41.26	114.72	32.20	82.52
Total 2021 (ha)	13,652.06	191.93	14,629.44	1,128.77	10,955.67	40,557.87					
Ganancia (G _j) %	50.65	91.51	11.67	113.15	73.46						

1990	2021					Total 1990 (ha)	Tasa de cambio	Pérdida (L)	Cambio total (Ct)	Cambio neto (Cn)	Intercambio (Int)
	PC	CA	B	U	AH						
Pasto y cultivo (PC)	6,701.18	44.72	1,262.26	149.60	1,505.15	9,662.91	3.52	30.65	102.58	41.28	61.30
Cuerpo de agua (CA)	116.72	48.88	5.04	3.04	5.34	179.02	0.70	72.69	152.60	7.21	145.39
Bosque (B)	5,314.54	98.33	10,959.91	173.04	4,262.14	20,807.97	-3.46	47.33	64.96	29.69	35.27
Área urbana (AU)	20.93		2.23	238.87	25.47	287.49	14.66	16.91	326.45	292.62	33.83
Arbustal y herbazal (AH)	1,498.69		2,400.00	564.21	5,157.57	9,620.48	1.31	46.39	106.66	13.88	92.78
Total 2021 (ha)	13,652.06	191.93	14,629.44	1,128.77	10,955.67	40,557.87					
Ganancia (G _j) %	71.93	79.91	17.64	309.54	60.27						

Anexo 4. Matriz de tabulación cruzada, tasa de cambio **s** e índices de cambios para las cinco clases en los cuatro períodos de análisis para el distrito de Chachapoyas.

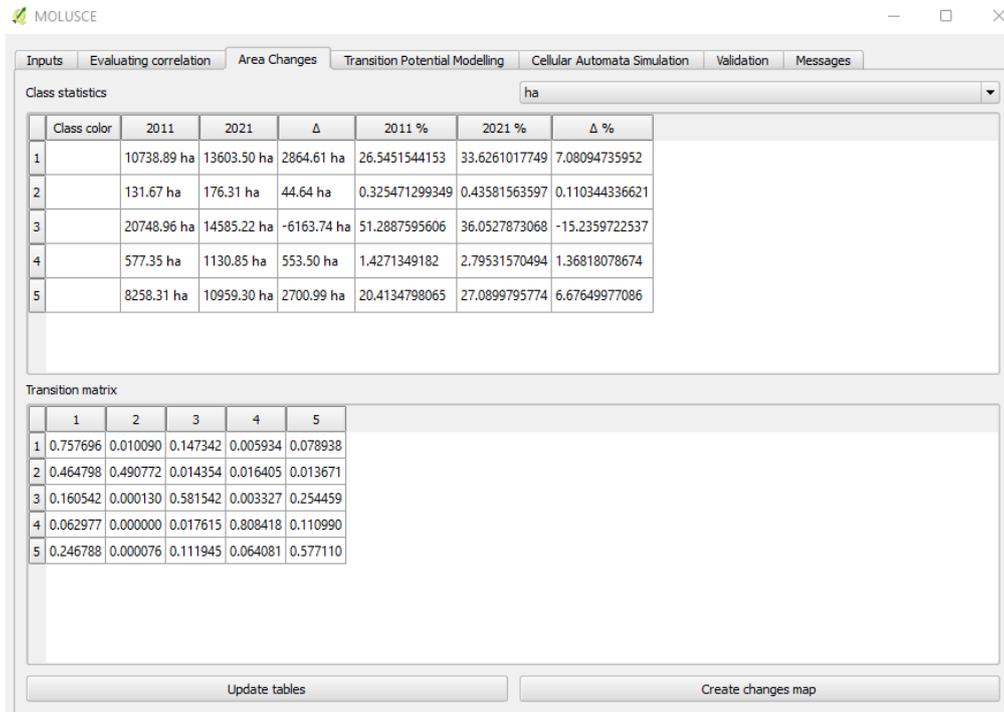
1990	2000					Total 1990 (ha)	Tasa de cambio	Pérdida (Li)	Cambio total (Ct)	Cambio neto (Cn)	Intercambio (Int)
	PC	CA	B	AU	AH						
Pasto y cultivo (PC)	1,895.29	8.18	409.00	78.87	661.53	3,052.87	0.23	37.92	78.17	2.33	75.84
Cuerpo de agua (CA)	0.58	6.81	2.64	0.10	0.00	10.14	15.76	32.84	397.60	331.92	65.67
Bosque (B)	734.11	27.01	6,101.60	37.91	895.46	7,796.08	-1.08	21.74	33.17	10.30	22.87
Área urbana (AU)	5.79	0.00	1.00	172.06	6.80	185.65	9.42	7.32	160.76	146.13	14.64
Arbustal y herbazal (AH)	488.35	1.78	478.69	167.98	3,158.86	4,295.67	0.95	26.46	62.87	9.94	52.93
Total 2000 (ha)	3,124.11	43.79	6,992.93	456.92	4,722.65	15,340.40					
Ganancia (G _i) %	40.25	364.76	11.43	153.45	36.40						

2000	2011					Total 2000 (ha)	Tasa de cambio	Pérdida (Li)	Cambio total (Ct)	Cambio neto (Cn)	Intercambio (Int)
	PC	CA	B	AU	AH						
Pasto y cultivo (PC)	2,351.86	4.25	441.71	124.96	201.32	3,124.11	3.86	24.72	95.43	45.99	49.44
Cuerpo de agua (CA)	7.54	11.53	15.09	7.27	2.37	43.79	-6.87	73.66	96.42	50.91	45.51
Bosque (B)	1,253.71	5.69	4,950.77	34.27	748.49	6,992.93	-1.90	29.20	40.99	17.42	23.58
Área urbana (AU)	8.28		4.63	337.98	106.03	456.92	4.44	26.03	106.45	54.39	52.06
Arbustal y herbazal (AH)	939.59	0.03	362.91	200.96	3,219.17	4,722.65	-0.99	31.84	54.24	9.43	44.81
Total 2011 (ha)	4,560.98	21.50	5,775.11	705.43	4,277.38	15,340.40					
Ganancia (G _i) %	70.71	22.76	11.79	80.42	22.41						

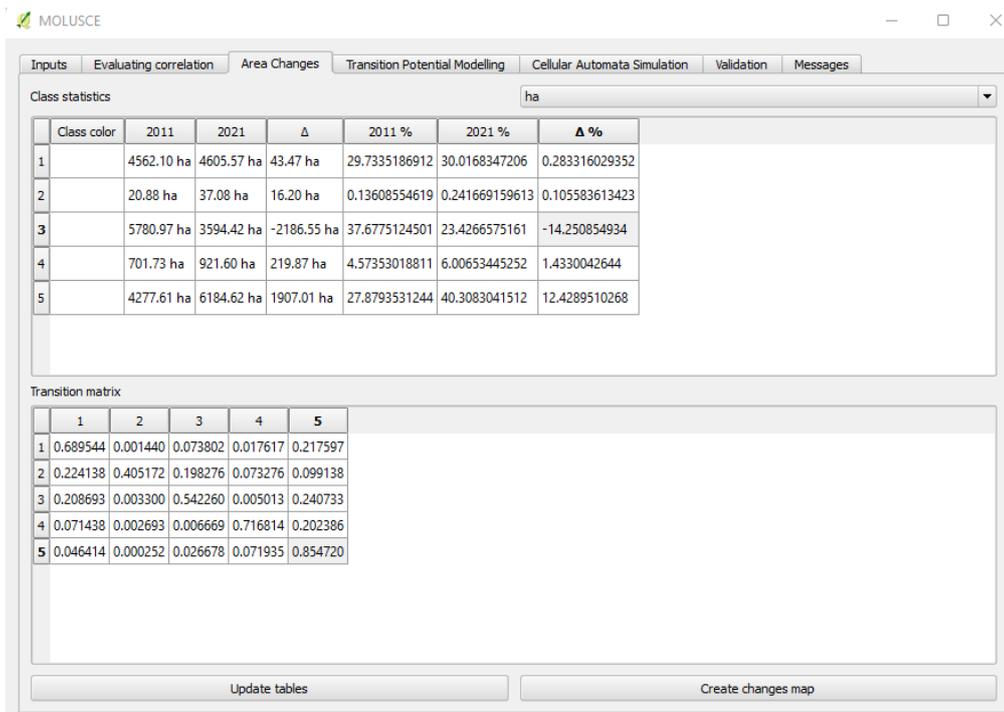
2011	2021					Total 2011 (ha)	Tasa de cambio	Pérdida (Li)	Cambio total (Ct)	Cambio neto (Cn)	Intercambio (Int)
	PC	CA	B	AU	AH						
Pasto y cultivo (PC)	3,143.75	6.09	336.80	79.27	995.07	4,560.98	0.09	31.07	63.02	0.88	62.15
Cuerpo de agua (CA)	4.61	9.06	3.69	1.59	2.55	21.50	5.46	57.87	185.99	70.24	115.75
Bosque (B)	1,204.76	18.29	3,138.53	28.06	1,385.46	5,775.11	-4.62	45.65	53.61	37.69	15.92
Área urbana (AU)	49.72	1.90	4.69	496.72	152.41	705.43	2.56	29.59	87.89	28.71	59.17
Arbustal y herbazal (AH)	198.23	1.26	114.48	302.35	3,661.06	4,277.38	3.78	14.41	73.69	44.87	28.82
Total 2021 (ha)	4,601.08	36.60	3,598.19	907.98	6,196.55	15,340.40					
Ganancia (G _j) %	31.95	128.12	7.96	58.30	59.28						

1990	2021					Total 1990 (ha)	Tasa de cambio	Pérdida (Li)	Cambio total (Ct)	Cambio neto (Cn)	Intercambio (Int)
	PC	CA	B	AU	AH						
Pasto y cultivo (PC)	1,933.73	3.43	212.23	203.17	700.30	3,052.87	4.19	36.66	124.03	50.71	73.32
Cuerpo de agua (CA)	2.24	5.28	1.18	0.28	1.16	10.14	13.70	47.93	356.85	260.99	95.86
Bosque (B)	2,086.27	27.09	3,220.12	132.93	2,329.67	7,796.08	-7.44	58.70	63.55	53.85	9.70
Área urbana (AU)	0.53		0.25	159.53	25.33	185.65	17.20	14.07	417.23	389.09	28.13
Arbustal y herbazal (AH)	578.29	0.80	164.41	412.07	3,140.09	4,295.67	3.73	26.90	98.05	44.25	53.80
Total 2021 (ha) %	4,601.08	36.60	3,598.19	907.98	6,196.55	15,340.40					
Ganancia (G _j)	87.37	308.92	4.85	403.16	71.15						

Anexo 5. Cambios de área y matriz de probabilidad de transición, período 2011-2021 para el distrito de Bagua Grande.



Anexo 6. Cambios de área y matriz de probabilidad de transición, período 2011-2021 para el distrito de Chachapoyas.



Crecimiento urbano y su influencia en los cambios de cobertura y uso del suelo utilizando autómatascelulares en los distritos de Bagua Grande y Chachapoyas, Perú

INFORME DE ORIGINALIDAD

18%

INDICE DE SIMILITUD

17%

FUENTES DE INTERNET

6%

PUBLICACIONES

6%

TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1	repositorio.untrm.edu.pe Fuente de Internet	2%
2	hdl.handle.net Fuente de Internet	2%
3	redi.unjbg.edu.pe Fuente de Internet	1%
4	repositorio.unfv.edu.pe Fuente de Internet	1%
5	repositorio.unprg.edu.pe:8080 Fuente de Internet	1%
6	dialnet.unirioja.es Fuente de Internet	1%
7	www.revistas.una.ac.cr Fuente de Internet	<1%
8	repositorio.pucp.edu.pe Fuente de Internet	<1%

9	www.corantioquia.gov.co Fuente de Internet	<1 %
10	dspace.unl.edu.ec Fuente de Internet	<1 %
11	Submitted to Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo Trabajo del estudiante	<1 %
12	archive.org Fuente de Internet	<1 %
13	www.cornare.gov.co Fuente de Internet	<1 %
14	Brown, Lawrence A., and Michael D. Webb. "Home Ownership, Minorities, and Urban Areas: The <i>American Dream Writ Local</i> ", <i>The Professional Geographer</i> , 2012. Publicación	<1 %
15	idoc.pub Fuente de Internet	<1 %
16	repositorio.unprg.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
17	es.unionpedia.org Fuente de Internet	<1 %
18	repositorio.utn.edu.ec Fuente de Internet	<1 %

repository.usta.edu.co

19

Fuente de Internet

<1 %

20

repositorio.gestiondelriesgo.gov.co

Fuente de Internet

<1 %

21

revistas.unj.edu.pe

Fuente de Internet

<1 %

22

ri.uaemex.mx

Fuente de Internet

<1 %

23

www.review-rper.com

Fuente de Internet

<1 %

24

repository.javeriana.edu.co

Fuente de Internet

<1 %

25

www.climatol.eu

Fuente de Internet

<1 %

26

www.inecc.gob.mx

Fuente de Internet

<1 %

27

repositorio.unal.edu.co

Fuente de Internet

<1 %

28

Submitted to Universidad Politecnica
Salesiana del Ecuador

Trabajo del estudiante

<1 %

29

www.unprg.edu.pe

Fuente de Internet

<1 %

30

core.ac.uk

Fuente de Internet



Recibo digital

Este recibo confirma que su trabajo ha sido recibido por Turnitin. A continuación podrá ver la información del recibo con respecto a su entrega.

La primera página de tus entregas se muestra abajo.

Autor de la entrega: Elgar Barboza Castillo
Título del ejercicio: Tesis Elgar Barboza
Título de la entrega: Crecimiento urbano y su influencia en los cambios de cobert...
Nombre del archivo: Informe_de_Tesis-EPG-UNPRG-07_11_2022.docx
Tamaño del archivo: 32.74M
Total páginas: 83
Total de palabras: 16,507
Total de caracteres: 91,849
Fecha de entrega: 07-nov.-2022 05:00p. m. (UTC-0500)
Identificador de la entre... 1947554779

