



Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo
Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas
Escuela Profesional de Ingeniería Electrónica



Tesis

**Imágenes Satelitales con Aprendizaje Profundo en la Planificación de
Redes de Acceso Inalámbrico en Localidades del Distrito de Casma**

para optar el título profesional de Ingeniero Electrónico

presentado por:

Bach. David Sandino, Fuentes Lozano

Bach. Marco, Linares Montoya

Asesor:

**MSc. Ing. Segundo Francisco Segura
Altamirano.**

Lambayeque-Perú

2026

Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo
Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas
Escuela Profesional de Ingeniería Electrónica

Imágenes Satelitales con Aprendizaje Profundo en la
Planificación de Redes de Acceso Inalámbrico en
Localidades del Distrito de Casma

Autor:

Bach. David Sandino, Fuentes Lozano



Bach. Marco, Linares Montoya



Asesor:

MSc. Ing. Segundo Francisco Segura
Altamirano.



LAMBAYEQUE - PERÚ

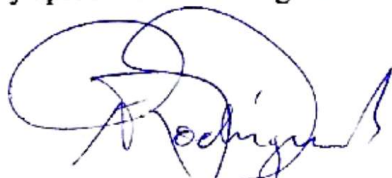
2026

**Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo
Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas
Escuela Profesional de Ingeniería Electrónica**

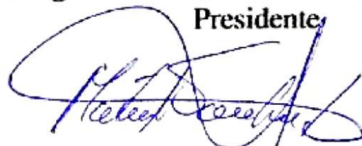
**Imágenes Satelitales con Aprendizaje Profundo en la Planificación de
Redes de Acceso Inalámbrico en Localidades del Distrito de Casma**

Tesis para optar el título profesional de Ingeniero Electrónico

Sustentado y aprobado ante los siguientes miembros del jurado:



Dr. Ing. Frank Richard Rodríguez Chirinos
Presidente



Mg. Ing. Martín Augusto Nombera Lossio
Secretario



Dr. Ing. Oscar Uchelly Romero Cortez
Vocal

Lambayeque-Perú

2026



UNIVERSIDAD NACIONAL PEDRO RUIZ GALLO
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DECANATO

Ciudad Universitaria – Lambayeque

LICENCIADA - RESOLUCIÓN DEL CONSEJO DIRECTIVO N° 015 -2023-SUNEDU / CO



0051



ACTA DE SUSTENTACIÓN N°-202...-D/FACFyM

Siendo las 11:30 am del día 02 de marzo del 2026, se reunieron los miembros del jurado evaluador de la Tesis titulada:

Imágenes Satelitales con Aprendizaje Profundo en la Planificación de Redes de Acceso Fija Analógico en localidades del Distrito de Casma

Designados por Resolución N° 1100-2024 - D/FACFyM de fecha 08 de noviembre 2024

Con la finalidad de evaluar y calificar la sustentación de la tesis antes mencionada, conformada por los siguientes docentes:

Dr. Ing. Frank Richard Rodríguez Chirinos

Presidente

Mg. Ing. Martín Augusto Nomberto Iossio

Secretario

Dr. Ing. Oscar Uchelly Romero Cortez

Vocal

La tesis fue asesorada por (el) (la) M.Sc. Ing. Segundo Francisco Segura Altamirano nombrado por Resolución N° 1100-2024 - D/FACFyM de fecha 08 de noviembre de 2024

El Acto de Sustentación fue autorizado por Resolución N° 143-2026 D/FACFyM de fecha 17 de febrero de 2026

La Tesis fue presentada y sustentada por (el) (los) Bachiller (es): Fuentes Lozano David
Sandino y Linares Montoya Marco y tuvo una duración de 42 minutos.

Después de la sustentación, y absueltas las preguntas y observaciones de los miembros del jurado se procedió a la calificación respectiva, otorgándole el Calificativo de Dieciséis (16) en la escala vigesimal, mención (Bueno).

Por lo que queda(n) apto(s) para obtener el Título Profesional de Ingeniero Electrónico de acuerdo con la Ley Universitaria 30220 y la normatividad vigente de la Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas y la Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo.

Siendo las 12:30 se dio por concluido el presente acto académico, dándose conformidad al presente acto con la firma de los miembros del jurado.

Dr. Ing. Frank Richard Rodríguez Chirinos
Presidente

Mg. Ing. Martín Augusto Nomberto Iossio
Secretario

Dr. Ing. Oscar Uchelly Romero Cortez
Vocal

M.Sc. Ing. Segundo Francisco Segura Altamirano
Asesor

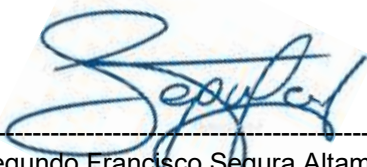
CONSTANCIA DE VERIFICACIÓN DE ORIGINALIDAD DEL ASESOR

Yo, Segundo Francisco Segura Altamirano, usuario revisor del documento titulado **“Imágenes Satelitales con Aprendizaje Profundo en la Planificación de Redes de Acceso Inalámbrico en Localidades del Distrito de Casma”**; presentado por el Bachiller en Ingeniería Electrónica David Sandino, Fuentes Lozano y por el Bachiller en Ingeniería Electrónica Marco, Linares Montoya, Identificado con Documento de Identidad 09922587; declaro que la evaluación realizada por el Programa Informático, ha arrojado un porcentaje de similitud de 4%, verificable en el Resumen de Reporte automatizado de similitudes que se acompaña.

El suscrito analizó dicho reporte y concluyó que cada una de las coincidencias detectadas dentro del porcentaje de similitud permitido no constituyen plagio y que el documento cumple con la integridad científica y con las normas para el uso de citas y referencias establecidas en los protocolos respectivos.

Se cumple con adjuntar el Recibo Digital a efectos de la trazabilidad respectiva del proceso.

Lambayeque, 13 de diciembre de 2025



Ing Segundo Francisco Segura Altamirano
DNI: 09922587
Asesor

Se adjunta:

*Resumen de Reporte automatizado de similitudes

*Recibo Digital

4%

SIMILARITY INDEX

3%

INTERNET SOURCES

1%

PUBLICATIONS

2%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

repositorio.unprg.edu.pe

Internet Source

<1%

2

hdl.handle.net

Internet Source

<1%

Segura
Msc Ing. Segundo Francisco Segura Altamirano
Asesor
DNI 09922587

3

docplayer.es

Internet Source

<1%

4

[Submitted to Universidad Internacional de la Rioja](#)

Student Paper

<1%

5

www.phrplus.org

Internet Source

<1%

6

www.gob.pe

Internet Source

<1%

7

github.com

Internet Source

<1%

8

[Submitted to Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo](#)

Student Paper

<1%

9

publicaciones.unad.edu.co

Internet Source

<1%

10

ruja.ujaen.es

Internet Source

<1%

11

zaguan.unizar.es

Internet Source

<1%

12	www.iingen.unam.mx Internet Source	<1 %
13	repositorio.unsm.edu.pe Internet Source	<1 %
14	Submitted to Pontificia Universidad Catolica del Ecuador - PUCE Student Paper	<1 %
15	www.ipt.pe Internet Source	<1 %
16	www.coursehero.com Internet Source	<1 %
17	Submitted to Universidad TecMilenio Student Paper	<1 %
18	"Advances in Artificial Intelligence – IBERAMIA 2024", Springer Science and Business Media LLC, 2025 Publication	<1 %
19	repositorio.upsc.edu.pe Internet Source	<1 %
20	Submitted to Universidad Manuela Beltrán Student Paper	<1 %
21	gresis.osc.int Internet Source	<1 %
22	1library.co Internet Source	<1 %
23	Submitted to Corporación Universitaria Minuto de Dios, UNIMINUTO Student Paper	<1 %
24	Submitted to Universidad Nacional Agraria La Molina Student Paper	<1 %

25 Submitted to Universidad a Distancia de Madrid <1 %
Student Paper

26 orca.cardiff.ac.uk <1 %
Internet Source

Msc Ing. Segundo Francisco Segura Altamirano
Asesor
DNI 09922587

27 rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com <1 %
Internet Source

28 Tannu Kumar Soni, Pushpalata Pujari. <1 %
"Emerging deep learning approaches for
urban satellite image analysis: a survey on
classification, segmentation, and change
detection", Evolutionary Intelligence, 2025
Publication

29 Submitted to UNIBA <1 %
Student Paper

30 code.tutsplus.com <1 %
Internet Source

31 rua.ua.es <1 %
Internet Source

32 Submitted to Infile <1 %
Student Paper

33 riunet.upv.es <1 %
Internet Source

34 "Advances in Computational Intelligence. <1 %
MICAI 2023 International Workshops",
Springer Science and Business Media LLC,
2024
Publication

35 Felix Mejía Cajicá, John Anderson García <1 %
Henao, Carlos Jaime Barrios Hernández,
Michel Riveill. "Eficacia en la clasificación de

imágenes de rayos X de tórax mediante la
paralelización generativa de la búsqueda de
arquitectura neuronal", ACI Avances en
Ciencias e Ingenierías, 2025

Publication



Msc Ing. Segundo Francisco Segura Altamirano

Asesor

DNI 09922587

<1 %

36

colposdigital.colpos.mx:8080

Internet Source

37

elchapuzasinformatico.com

Internet Source

<1 %

38

repositorio.ucv.edu.pe

Internet Source

<1 %

39

www.munisanta.gob.pe

Internet Source

<1 %

Exclude quotes On

Exclude matches < 15 words

Exclude bibliography On



Digital Receipt

This receipt acknowledges that **Turnitin** received your paper. Below you will find the receipt information regarding your submission.

The first page of your submissions is displayed below.

Submission author: David Sandino/Marco Fuentes Lozano/Linares Montoya
Assignment title: Quick Submit
Submission title: tfSandino
File name: casmaDeepLearning_-_copia.pdf
File size: 29.19M
Page count: 122
Word count: 34,372
Character count: 202,734
Submission date: 02-Feb-2026 08:03AM (UTC+0800)
Submission ID: 2868605194



Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo
Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas
Escuela Profesional de Ingeniería Electrónica



Tesis

Imágenes Satelitales con Aprendizaje Profundo en la Planificación de
Redes de Acceso Inalámbrico en Localidades del Distrito de Casma

para optar el título profesional de Ingeniero Electrónico

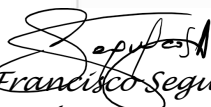
presentado por:

Bach. David Sandino, Fuentes Lozano
Bach. Marco, Linares Montoya

Asesor:

MSc. Ing. Segundo Francisco Segura
Altamirano.
Lambayeque-Perú

2025



Msc Ing. Segundo Francisco Segura Altamirano
Asesor
DNI 09922587

DECLARACIÓN JURADA DE ORIGINALIDAD

Yo, Fuentes Lozano David Sandino, y Linares Montoya Marco, investigadores principales, junto al Msc. Ing. Segura Altamirano Segundo Francisco, asesor de nuestro proyecto de investigación denominado “Imágenes Satelitales con Aprendizaje Profundo en la planificación de Redes de Acceso Inalámbrico en Localidades del Distrito de Casma”, declaramos bajo juramento que este trabajo no ha sido plagiado ni contiene datos falsos.

En caso se demostrara lo contrario, asumiremos responsablemente la anulación de este informe y por ende el proceso administrativo a que hubiera lugar. Que puede conducir a la anulación del título o grado emitido como consecuencia de este informe.

Autores:

Lambayeque, 03 de diciembre del 2025

Bach. Fuentes Lozano David Sandino

Bach. Linares Montoya Marco

Asesor:

Msc. Ing. Segura Altamirano Segundo Francisco

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a Dios por brindarme la fortaleza, sabiduría y perseverancia necesarias para culminar satisfactoriamente la presente tesis y alcanzar este importante logro académico.

Mi sincero agradecimiento a nuestro asesor de tesis, el Ingeniero Francisco Segura Altamirano, por su orientación, dedicación y valiosos aportes durante el desarrollo de esta investigación, los cuales fueron fundamentales para su correcta ejecución.

Expreso mi gratitud a la Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo, y en especial a la Escuela Profesional de Ingeniería Electrónica, por la formación académica recibida y por contribuir de manera significativa a mi desarrollo profesional.

Asimismo, agradezco a todos los docentes que, con sus conocimientos, experiencia y compromiso, aportaron a mi aprendizaje y crecimiento académico a lo largo de mi carrera universitaria.

Finalmente, agradezco profundamente a mi familia por su apoyo incondicional, comprensión y motivación constante, siendo un pilar fundamental para la culminación de esta etapa profesional.

*Bach. David Sandino, Fuentes Lozano
Bachiller Ingeniería Electrónica
Lambayeque 2025*

En primer lugar, agradecer a Dios por ser quien nos dio la vida y nos puso en donde estamos hoy. A nuestro asesor, el Ing. Francisco Segura, nuestro más sincero y profundo agradecimiento por su conocimiento y orientación, siendo nuestro referente profesional; además siempre teniendo presentes a todos nuestros maestros que aportaron con sus enseñanzas y consejos a lo largo de toda nuestra educación para convertirnos en ingenieros.

*Bach. Marco, Linares Montoya
Bachiller Ingeniería Electrónica
Lambayeque 2025*

DEDICATORIA

Dedico la presente tesis, a mis hijas, Valeria y Arianna, quienes son mi mayor fuerza e inspiración, motor de cada esfuerzo y razón para no rendirme ante las dificultades de la vida. A mis amados padres, por su amor incondicional, sacrificio y apoyo permanente a lo largo de mi formación personal y profesional. Y a mi hermana Claudia, por su acompañamiento, aliento y confianza en cada etapa de este camino.

Bach. David Sandino, Fuentes Lozano

Bachiller Ingeniería Electrónica

Lambayeque 2025

A mis padres por el amor, sacrificio y apoyo incondicional a lo largo de mi formación personal y profesional, siendo ellos la guía en mi camino y mis modelos a seguir; a mi familia, en especial a mis sobrinitos, por ser mi motivación para seguir creciendo de manera profesional y ser el apoyo que ellos necesiten en su educación.

Bach. Marco, Linares Montoya

Bachiller Ingeniería Electrónica

Lambayeque 2025

RESUMEN

La planificación de redes de banda ancha en zonas rurales del Perú enfrenta una limitación crítica: la ausencia de datos geoespaciales precisos sobre la ubicación de edificaciones, información esencial para optimizar el despliegue de infraestructura inalámbrica. Esta investigación tuvo como objetivo mejorar la detección de edificaciones a partir de imágenes satelitales mediante técnicas de aprendizaje profundo, aplicándola a la planificación de redes en localidades rurales del distrito de Casma, Áncash. Se desarrolló una metodología en cuatro fases: estimación de demanda de telecomunicaciones para 21 localidades aplicando normativa del MTC, adquisición y procesamiento de imágenes satelitales, desarrollo de un modelo de red neuronal artificial para clasificación de píxeles, e integración de los resultados en software profesional de planificación de redes. El modelo de clasificación alcanzó un accuracy del 92.78% y AUC-ROC de 0.9805, mientras que el sistema híbrido de detección identificó 3,955 edificaciones con precisión del 88.84%. La planificación resultante comprende 11 sitios de red con capacidad de 5,409 Mbps, a un costo de infraestructura de USD 8.37 por habitante, significativamente inferior al benchmark regional de USD 518. Los resultados validan que el procesamiento de imágenes satelitales con aprendizaje profundo mejora sustancialmente la precisión en la identificación de edificaciones rurales y contribuye a la optimización de inversiones en conectividad, ofreciendo una metodología replicable para otros contextos andinos con limitaciones similares de información geoespacial.

Palabras clave: Planificación de redes, Imágenes satelitales, Aprendizaje profundo, Detección de edificaciones, Conectividad rural.

ABSTRACT

Broadband network planning in rural areas of Peru faces a critical limitation: the lack of precise geospatial data on building locations, which is essential information for optimizing wireless infrastructure deployment. This research aimed to improve building detection from satellite images using deep learning techniques, applying it to network planning in rural localities of Casma district, Áncash. A four-phase methodology was developed: telecommunications demand estimation for 21 localities applying MTC regulations, satellite image acquisition and processing, development of an artificial neural network model for pixel classification, and integration of results into professional network planning software. The classification model achieved an accuracy of 92.78 % and AUC-ROC of 0.9805, while the hybrid detection system identified 3,955 buildings with 88.84 % precision. The resulting network plan comprises 11 network sites with 5,409 Mbps capacity, at an infrastructure cost of USD 8.37 per inhabitant, significantly lower than the regional benchmark of USD 518. The results validate that satellite image processing with deep learning substantially improves the precision of rural building identification and contributes to connectivity investment optimization, offering a replicable methodology for other Andean contexts with similar geospatial information limitations.

Keywords: Network planning, Satellite imagery, Deep learning, building detection, Rural connectivity.

ÍNDICE GENERAL

Acta de Sustentación	II
Constancia de Similitud	III
Declaración Jurada de Originalidad	IV
Reconocimientos	V
Dedicatoria	VI
Resumen	VII
Abstract	VIII
Índice de figuras	XIII
Índice de Tablas	XV
Introducción	XVI
1. Marco Teórico	1
1.1. Antecedentes	1
1.1.1. Antecedentes Internacionales	1
1.2. Bases teóricas	2
1.2.1. Alcance de las imágenes satelitales utilizadas	2
1.2.2. Detección de edificaciones rurales a partir de imágenes RGB	3
1.2.3. Aprendizaje profundo para detección de edificaciones	4
1.2.4. Planificación de redes de banda ancha en zonas rurales	5
1.2.4.1. Estado del arte en planificación de conectividad rural	5
1.2.4.2. Arquitectura típica de proyectos de banda ancha rural	5
1.2.4.3. Desafíos de planificación de última milla	7
1.2.4.4. Importancia de la geolocalización precisa de usuarios	7
1.2.5. Estimación de demanda de servicios de telecomunicaciones	8
1.2.5.1. Metodologías de estimación de demanda	8
1.2.5.2. Marco normativo peruano para estimación de demanda	8

	x
1.2.5.3. Criterios de priorización en programas de acceso universal	9
1.2.5.4. Integración de datos demográficos y geoespaciales	9
1.2.6. Métodos de inventario de edificaciones en zonas rurales	9
1.2.6.1. Métodos tradicionales y sus limitaciones	9
1.2.6.2. Procesamiento automatizado de imágenes satelitales . . .	10
2. Metodología	12
2.1. Tipo de Investigación	12
2.2. Diseño de la Investigación	13
2.3. Población y Muestra	14
2.3.1. Población	14
2.3.2. Muestra	15
2.4. Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos	16
2.5. Análisis y Procesamiento de Datos	17
2.6. Equipos y Materiales	19
2.6.1. Software	19
2.6.2. Hardware	20
2.6.3. Recursos Adicionales	21
3. Resultados	23
3.1. Estimación de la Demanda de Banda Ancha en Zonas Rurales de Casma . .	23
3.1.1. Aplicación de la Metodología de Estimación	23
3.1.1.1. Datos Utilizados	23
3.1.1.2. Parámetros Aplicados	23
3.1.2. Resultados para el Universo Total de Localidades Rurales	24
3.1.2.1. Caracterización Demográfica	24
3.1.2.2. Demanda Agregada Total Estimada	24
3.1.2.3. Distribución Geográfica de la Demanda	26
3.1.2.4. Priorización por Magnitud de Demanda	26
3.1.3. Análisis Estadístico de Resultados	27
3.1.3.1. Análisis de Correlaciones	27
3.1.3.2. Segmentación de Localidades	28
3.1.4. Aplicación de Criterios de Elegibilidad PRONATEL	29

3.1.4.1.	Justificación de la Selección Focalizada	29
3.1.4.2.	Criterios Aplicados y Resultados de Selección	29
3.1.5.	Resultados para el Conjunto de Localidades PRONATEL	31
3.1.5.1.	Distribución de Instituciones Públicas	31
3.1.5.2.	Distribución Geográfica de Localidades Seleccionadas . .	32
3.1.5.3.	Priorización para Despliegue Progresivo	33
3.1.5.4.	Características de la Demanda PRONATEL	33
3.1.6.	Síntesis Crítica y Reflexión sobre Resultados	39
3.1.6.1.	Logros del Objetivo Específico 1	39
3.1.6.2.	Limitaciones del Análisis de Demanda Agregada	39
3.1.6.3.	Brecha Crítica Identificada: Necesidad de Geolocalización de Edificaciones	41
3.1.6.4.	Justificación de los Objetivos Específicos Subsiguientes .	41
3.1.6.5.	Reflexión Final	42
3.2.	Obtener imágenes, procesar y generar bases de datos	42
3.2.1.	Adquisición de imágenes satelitales de localidades rurales	42
3.2.2.	Procesamiento mediante detección de esquinas: aproximación inicial y limitaciones observadas	45
3.2.3.	Generación de base de datos de características cromáticas en espacio RGB	51
3.2.4.	Clasificación mediante red neuronal artificial multicapa	57
3.3.	Desarrollo del modelo de aprendizaje profundo para detección de edificaciones	59
3.3.1.	Preparación y partición del conjunto de datos	60
3.3.2.	Diseño de arquitecturas de redes neuronales	60
3.3.3.	Protocolo de entrenamiento	61
3.3.4.	Resultados de la comparación de arquitecturas	62
3.3.5.	Evaluación del modelo seleccionado	63
3.3.6.	Exploración de arquitecturas compactas	65
3.3.7.	Análisis de errores y limitaciones del modelo	66
3.3.8.	Síntesis de resultados del Desarrollo de los modelos	67
3.3.9.	Implementación del sistema híbrido de detección en las 21 localida- des rurales	67
3.3.9.1.	Análisis detallado de localidades representativas	68

3.3.9.2.	Resultados consolidados del procesamiento de las 21 localidades	74
3.3.9.3.	Generación de coordenadas geográficas	77
3.3.9.4.	Síntesis de la implementación del sistema híbrido	78
3.4.	Planificación de la Red de Acceso Inalámbrico	79
3.4.1.	Metodología de Planificación	79
3.4.1.1.	Herramienta de Planificación Utilizada	79
3.4.1.2.	Localidades Planificadas	79
3.4.2.	Diseño de la Topología de Red	79
3.4.2.1.	Criterios de Ubicación de Sitios	79
3.4.2.2.	Tecnología Seleccionada	80
3.4.3.	Resultados de la Planificación	80
3.4.3.1.	Configuración de Sitios y Sectores	81
3.4.3.2.	Capacidad Planificada por Zona	82
3.4.3.3.	Lista de Materiales de Infraestructura	83
3.4.3.4.	Estimación de Costos de Infraestructura	83
3.4.3.5.	Indicadores de Costo-Eficiencia	84
3.4.3.6.	Costos Adicionales No Incluidos	85
4.	Discusión	87
4.1.	Integración Metodológica: De la Demanda Agregada a la Planificación Georreferenciada	87
4.2.	Validación de la Hipótesis de Investigación	88
4.3.	Contribuciones Metodológicas y Limitaciones	89
4.3.1.	Contribuciones Originales	89
4.3.2.	Limitaciones Reconocidas	90
4.4.	Reflexión sobre el Contexto de Aplicación	90

ÍNDICE DE FIGURAS

2.1. El flujo metodológico de la investigación: datos, imágenes satelitales, aprendizaje profundo y software.	14
3.1. Composición de la demanda de telecomunicaciones por tipo de servicio - Universo total	25
3.2. Distribución geográfica de la demanda de banda ancha - Universo total . . .	26
3.3. Top 15 localidades por demanda estimada de descarga	27
3.4. Análisis de correlación entre variables demográficas/geográficas y demanda de banda ancha	28
3.5. Segmentación de localidades mediante K-Means (k=4)	28
3.6. Distribución de instituciones públicas en localidades PRONATEL	31
3.7. Distribución geográfica de las 21 localidades seleccionadas PRONATEL . .	32
3.8. Top 15 localidades PRONATEL por demanda proyectada	33
3.9. Influencia de instituciones públicas en la demanda agregada	37
3.10. Composición de la demanda por tipo de servicio - Conjunto PRONATEL .	38
3.11. Detección de esquinas Shi-Tomasi sobre imagen satelital: alta abundancia en vegetación densa/terreno irregular.	47
3.12. Proceso de detección de esquinas en Chile: original, escala de grises, Harris response map, Harris, Shi-Tomasi y superposición final.	48
3.13. Detección Shi-Tomasi en Santa Ana/Carrizal: alta densidad de esquinas en vegetación/terreno irregular, no en edificaciones.	50
3.14. Distribución RGB tridimensional: edificaciones (azules) vs. no-edificaciones (rojas). Separación cromática clara con solapamiento parcial en regiones intermedias.	55
3.15. Resumen estadístico integrado: población, imágenes satelitales, esquinas (Harris vs. Shi-Tomasi), densidad de esquinas, proporción de imágenes/píxeles (edificios vs. no-edificios).	57

3.16. Curvas de entrenamiento de las tres arquitecturas evaluadas	64
3.17. Matriz de confusión del modelo final (Arquitectura Profunda) en el conjunto de prueba	64
3.18. Curva ROC (Receiver Operating Characteristic) del modelo final	65
3.19. Esquinas detectadas por el algoritmo de Harris en la localidad de Chille . .	69
3.20. Resultado del sistema híbrido en Chille	70
3.21. Imagen de validación de Chille con edificaciones numeradas secuencialmente	70
3.22. Esquinas detectadas por Harris en Carrizal, la localidad más extensa del estudio	71
3.23. Resultado del sistema híbrido en Carrizal	72
3.24. Imagen de validación de Carrizal	73
3.25. Esquinas detectadas por Harris en Santa Melania	74
3.26. Resultado del sistema híbrido en Santa Melania	75
3.27. Imagen de validación de Santa Melania con 95 edificaciones numeradas . .	75
3.28. Red de acceso planificada en Cambium LINKPlanner	82

ÍNDICE DE TABLAS

2.1. Localidades que conforman la muestra de estudio	16
3.1. Parámetros de penetración y velocidad aplicados para estimación de demanda	24
3.2. Resumen de demanda estimada - Universo total de localidades rurales (2032)	25
3.3. Comparación entre universo total y conjunto seleccionado PRONATEL . .	30
3.4. Parámetros de cálculo de usuarios simultáneos y demanda neta	34
3.5. Usuarios simultáneos equivalentes por localidad - Conjunto PRONATEL .	35
3.6. Demanda consolidada por localidad - Conjunto PRONATEL (proyección 2032)	36
3.7. Desglose de demanda por tipo de servicio - Conjunto PRONATEL (Mbps) .	37
3.8. Características de las 21 localidades estudiadas	43
3.9. Estadísticas descriptivas de las localidades estudiadas	44
3.10. Resultados de detección de esquinas en cuatro localidades representativas .	46
3.11. Composición de la base de datos RGB para clasificación	53
3.12. Comparación de arquitecturas de redes neuronales en el conjunto de validación	62
3.13. Métricas del modelo final (Arquitectura Profunda) en el conjunto de prueba	63
3.14. Comparación de arquitecturas compactas de redes neuronales	65
3.15. Resultados de detección de edificaciones en las 21 localidades rurales de Casma	76
3.16. Sitios de red y sectores planificados	81
3.17. Capacidad planificada por zona geográfica	83
3.18. Lista de materiales - Infraestructura de red	83
3.19. Estimación de costos - Infraestructura de red	84
3.20. Indicadores de costo-eficiencia del proyecto	84

Introducción

La planificación de redes de telecomunicaciones constituye un pilar fundamental para el desarrollo socioeconómico contemporáneo, pero su implementación en zonas rurales representa un desafío persistente a nivel mundial. La conectividad digital ha dejado de ser un lujo para convertirse en un habilitador del desarrollo humano en el siglo XXI, determinando las posibilidades de una comunidad para acceder a educación de calidad, servicios de salud remotos, oportunidades económicas en mercados globales y participación efectiva en la vida democrática. Sin embargo, esta transformación digital no ha alcanzado de manera equitativa a todas las poblaciones. El discurso sobre exclusión digital ha evolucionado más allá de una simple “brecha digital” —la dicotomía entre conectados y no conectados— hacia el reconocimiento de una “división infraestructural inteligente”(Chen et al., 2023). Este concepto describe las desigualdades profundas en la calidad, fiabilidad y asequibilidad de la infraestructura tecnológica, las cuales impiden que las comunidades rurales participen plenamente en la economía digital y accedan a servicios clave como la teleeducación o la agricultura de precisión.

En el Perú, esta dinámica se manifiesta en un progreso marcadamente desigual. Si bien el acceso a internet en hogares rurales alcanzó un 80.1 % en 2023, un avance notable desde el 41.5 % de 2019, este dato oculta una marcada “brecha de velocidad” (OSIPTEL, 2023). Las velocidades de conexión en zonas remotas pueden ser hasta cincuenta veces inferiores a las disponibles en la capital, lo que evidencia que el reto actual no es solo conectar, sino proveer una banda ancha de calidad que permita el uso efectivo de aplicaciones modernas. La pandemia de COVID-19 expuso con crudeza las graves consecuencias de esta disparidad, limitando el acceso a educación y s(Frans & Pather, 2021). Millones de estudiantes rurales no pudieron acceder a educación remota y comunidades enteras quedaron excluidas de servicios de telemedicina que habrían podido salvar vidas.

El problema que subyace a esta situación es fundamentalmente tecno-económico. El elevado Costo Total de Propiedad (TCO) para desplegar infraestructura de telecomunicaciones, que puede alcanzar los 250,000 dólares estadounidenses por estación base, choca frontalmente con un bajo Retorno de la Inversión (ROI) en áreas de baja densidad poblacional (State of Broadband, 2024). Esta ecuación desfavorable crea un ciclo de desinversión que agrava progresivamente la exclusión: los operadores privados no encuentran incentivos económicos para expandirse hacia zonas rurales, mientras que los fondos públicos de acceso universal resultan insuficientes para cubrir la totalidad del déficit. Cualquier solución tecnológica que aspire a cerrar esta brecha debe, por tanto, abordar no solo los obstáculos técnicos de propagación y cobertura, sino también esta compleja ecuación económica que condiciona la viabilidad de los proyectos.

Agravando el desafío económico se encuentra un problema metodológico frecuentemente subestimado: la imprecisión de los datos utilizados en la planificación tradicional de redes de telecomunicaciones. Los mapas de cobertura oficiales a menudo se basan en datos agregados que sobrestiman la disponibilidad real del servicio. Un estudio realizado en Canadá demostró que este método clasificó erróneamente como “atendidas” áreas que contenían más de 100,000 hogares y empresas sin servicio adecuado, dejándolas inelegibles para recibir fondos de desarrollo destinados a cerrar la brecha digital (de Clercq et al., 2023; Hambly & Rajabiun, 2021; Xie et al., 2023). Esta discrepancia entre la cobertura teórica reportada en estadísticas oficiales y la experiencia real del usuario final perpetúa la brecha digital de manera insidiosa: las políticas públicas se formulan sobre bases de datos que no reflejan la realidad del territorio, dirigiendo recursos hacia poblaciones supuestamente desatendidas que en realidad ya cuentan con servicio, mientras comunidades genuinamente excluidas permanecen invisibles para los planificadores.

La raíz de este problema radica en la ausencia de información geoespacial precisa y actualizada sobre la ubicación de las edificaciones rurales. En el contexto específico de la planificación de redes inalámbricas, conocer la posición exacta de cada vivienda y establecimiento no es un lujo sino una necesidad técnica fundamental. Las decisiones críticas de diseño —dónde ubicar una estación base, qué tecnología de acceso emplear, cuántos sectores configurar, qué potencia de transmisión utilizar— dependen directamente de saber con precisión métrica dónde se encuentran los usuarios potenciales y qué obstáculos topográficos o constructivos existen entre ellos y los puntos de acceso. Sin esta información, el diseño de red opera en un nivel de abstracción excesivamente agregado que puede resultar en subestimación

de costos de despliegue, sobredimensionamiento de equipamiento, identificación errónea de zonas de sombra radioeléctrica, e imposibilidad de optimizar la ubicación de nodos mediante algoritmos de cobertura que requieren como insumo las coordenadas precisas de los puntos a cubrir.

En este contexto, la inteligencia artificial (IA), y específicamente las Redes Neuronales Convolucionales (CNN), emergen como una tecnología transformadora con potencial para resolver el problema de los datos geoespaciales. Su capacidad para analizar imágenes satelitales y automatizar la detección de edificaciones ofrece una solución directa a la falta de información precisa y actualizada sobre la ubicación de construcciones en zonas rurales (Amo-Boateng et al., 2022; Scholar and Kumar, 2021). La identificación exacta de edificios resulta crucial para la planificación de redes por partida doble: los edificios no solo representan a los usuarios finales que constituyen la demanda a satisfacer, sino que también actúan como obstáculos físicos para la propagación de la señal inalámbrica, generando zonas de sombra que deben considerarse en el diseño (Feltrin et al., 2021).

Investigaciones recientes en el ámbito internacional validan la pertinencia de este enfoque tecnológico. Se ha demostrado que el uso de modelos de aprendizaje profundo para identificar automáticamente posibles ubicaciones de antenas en imágenes aéreas mejora significativamente la eficiencia y precisión en la planificación de redes de acceso inalámbrico fijo (FWA), reduciendo tiempos de diseño y optimizando la cobertura resultante (Chu et al., 2021). Asimismo, se ha comprobado que los modelos pre-entrenados en grandes conjuntos de datos pueden adaptarse con alta precisión a nuevos entornos geográficos para la detección de edificios, alcanzando puntuaciones F1 superiores a 0.9 incluso con volúmenes limitados de datos de re-entrenamiento (Sawa et al., 2024). En el contexto peruano, estas técnicas han sido aplicadas exitosamente para monitorear cambios en el entorno construido, como el crecimiento urbano cerca de sitios de patrimonio cultural, demostrando su adaptabilidad a las condiciones locales (Chicchon et al., 2024).

A pesar del potencial demostrado de estas tecnologías, su aplicación específica en contextos rurales peruanos para fines de planificación de telecomunicaciones enfrenta brechas de conocimiento que esta investigación busca abordar. En primer lugar, la mayoría de los estudios publicados se centran en entornos urbanos de países desarrollados (Benali, 2024), omitiendo variables críticas del ámbito rural latinoamericano como la dispersión poblacional extrema, los materiales de construcción locales que generan firmas espectrales heterogéneas (adobe, quincha, calamina oxidada, techos de paja), y el impacto de la vegetación densa característica

de valles interandinos que puede ocultar parcialmente las edificaciones. En segundo lugar, existe una carencia de datasets etiquetados que reflejen las características arquitectónicas y paisajísticas de las zonas rurales andinas, lo cual es fundamental para entrenar modelos de CNN que generalicen adecuadamente a estos contextos específicos. En tercer lugar, resulta necesario desarrollar metodologías que integren los resultados de la detección automatizada de edificios con herramientas profesionales de planificación de redes inalámbricas, considerando las restricciones energéticas, espectrales y económicas propias de zonas remotas (Çiloğlu et al., 2024).

El distrito de Casma, ubicado en la provincia homónima de la región Áncash, se presenta como un caso de estudio idóneo para abordar estas brechas de conocimiento. La región refleja la dicotomía característica del territorio nacional: un crecimiento exponencial en la demanda de datos móviles coexiste con una infraestructura de telecomunicaciones concentrada en las capitales provinciales y una calidad de servicio variable en las zonas periféricas (OSIPTEL, 2024). Si bien algunas localidades muestran indicadores aceptables de tiempo de cobertura 4G (92.25 %), la velocidad promedio de descarga resulta inferior a la de otras regiones con similar nivel de desarrollo, lo que sugiere la presencia de redes con capacidad limitada que no pueden satisfacer adecuadamente la demanda existente (OSIPTEL, 2023). El distrito de Casma, como importante centro agrícola con población distribuida en 45 localidades rurales a lo largo del valle del río homónimo, enfrenta estos desafíos de manera representativa, pero su relativa proximidad a la infraestructura de fibra óptica de la red dorsal nacional lo convierte en un escenario práctico y relevante para investigar estrategias de despliegue inalámbrico eficiente que puedan replicarse posteriormente en otras cuencas andinas con características similares.

Las 45 localidades rurales del distrito exhiben la diversidad característica de los asentamientos costeros y de transición costa-sierra del Perú: desde pequeñas aldeas de menos de cincuenta habitantes dispersas en laderas con acceso limitado, hasta centros poblados de aproximadamente mil habitantes concentrados a lo largo de las vías principales del valle. Esta heterogeneidad en patrones de asentamiento, tamaño poblacional y condiciones de accesibilidad configura un laboratorio natural para evaluar la robustez de metodologías de detección automatizada de edificaciones frente a la variabilidad real del territorio. La disponibilidad de imágenes satelitales de resolución adecuada en plataformas de acceso público como Google Earth, combinada con la existencia de datos demográficos oficiales del INEI que permiten validar resultados, completa las condiciones necesarias para desarrollar y evaluar rigurosamente

la metodología propuesta.

Esta investigación aborda la necesidad crítica de superar las barreras de datos que obstaculizan la expansión de la conectividad en el Perú rural, centrándose en responder la siguiente pregunta: ¿cómo se puede mejorar la precisión en la detección de edificaciones a partir de imágenes satelitales utilizando técnicas de procesamiento de imágenes y aprendizaje profundo, con el fin de optimizar la planificación de redes de banda ancha en localidades rurales del distrito de Casma, Perú? La investigación se justifica desde múltiples perspectivas convergentes. Desde el punto de vista técnico, aborda una brecha de conocimiento al explorar la aplicabilidad de técnicas de aprendizaje profundo sobre imágenes RGB de plataformas públicas en contextos rurales andinos, donde las condiciones de iluminación, vegetación y materiales constructivos difieren sustancialmente de los escenarios típicos documentados en la literatura internacional. Desde la perspectiva metodológica, propone un flujo de trabajo integrado que conecta la estimación de demanda según normativa peruana vigente, la detección automatizada de edificaciones mediante inteligencia artificial, y el diseño de red en software profesional de planificación, constituyendo una plantilla replicable para proyectos similares en otras regiones del país. Desde el enfoque de política pública, genera evidencia cuantitativa sobre el valor que aporta la información geoespacial precisa a la optimización de inversiones en conectividad rural, argumentos técnicos que pueden informar y mejorar las metodologías de planificación de programas de acceso universal como los ejecutados por PRONATEL.

En última instancia, la contribución central de este trabajo es ofrecer una metodología validada y replicable que combine la teledetección y la inteligencia artificial para la planificación de redes de telecomunicaciones en entornos andinos, buscando no solo avanzar el conocimiento técnico en la intersección de estas disciplinas, sino también proporcionar una herramienta práctica que informe políticas públicas y maximice el impacto social de las inversiones destinadas a cerrar la brecha digital en las zonas rurales del Perú.

Para abordar la pregunta de investigación planteada, se formula la siguiente hipótesis: el uso de procesamiento de imágenes satelitales con técnicas de aprendizaje profundo mejora significativamente la precisión en la detección de edificaciones en localidades rurales del distrito de Casma, Perú, y contribuye a la optimización de la planificación de redes de banda ancha en comparación con métodos tradicionales que operan únicamente con información demográfica agregada.

El objetivo general de la investigación es mejorar la precisión en la detección de edificaciones a partir de imágenes satelitales, utilizando técnicas de procesamiento de imágenes y

aprendizaje profundo, para optimizar la planificación de redes de banda ancha en localidades rurales del distrito de Casma, Perú. Este objetivo general se operacionaliza mediante cuatro objetivos específicos articulados secuencialmente, donde los productos de cada fase constituyen insumos para la siguiente. El primer objetivo específico consiste en la estimación de la demanda de banda ancha en las zonas rurales de Casma mediante el análisis de la población identificada y sus necesidades de conectividad, utilizando información demográfica del INEI y la metodología normativa establecida por el Ministerio de Transportes y Comunicaciones. El segundo objetivo específico se centra en obtener y procesar imágenes satelitales de las localidades rurales de Casma para generar una base de datos que permita la correcta identificación de edificaciones y la evaluación de la infraestructura existente, explorando tanto técnicas clásicas de visión por computadora como la construcción de conjuntos de datos etiquetados para entrenamiento de modelos. El tercer objetivo específico aborda el desarrollo de un modelo de aprendizaje profundo para la detección precisa de edificaciones rurales dispersas utilizando imágenes satelitales, con el fin de identificar la ubicación georreferenciada de los potenciales usuarios de la red de banda ancha. Finalmente, el cuarto objetivo específico propone una red de acceso optimizada utilizando un software de planificación de redes, basada en la ubicación de las edificaciones detectadas y la demanda estimada, que permita maximizar la cobertura y eficiencia en las zonas rurales de Casma.

El presente documento se organiza en seis capítulos que desarrollan progresivamente la investigación. El primer capítulo, que constituye esta introducción, contextualiza la situación problemática, formula la pregunta de investigación, establece la hipótesis y objetivos, y justifica la pertinencia del estudio. El segundo capítulo desarrolla el marco teórico, revisando antecedentes internacionales y nacionales sobre conectividad rural y detección de edificaciones mediante inteligencia artificial, así como las bases teóricas sobre procesamiento de imágenes en espacio RGB, arquitecturas de redes neuronales para clasificación, planificación de redes inalámbricas de acceso, y metodologías de estimación de demanda en el contexto normativo peruano. El tercer capítulo describe la metodología de investigación, detallando el tipo y diseño del estudio, la población y muestra seleccionada, las técnicas e instrumentos de recolección de datos, y los procedimientos de análisis y procesamiento aplicados. El cuarto capítulo presenta los resultados obtenidos en cada objetivo específico: la estimación de demanda para las 21 localidades seleccionadas según criterios PRONATEL, el procesamiento de imágenes satelitales y construcción de la base de datos de entrenamiento, el desarrollo y evaluación comparativa del modelo de clasificación neuronal, y el diseño de la red de acceso

inalámbrico en software profesional. El quinto capítulo desarrolla la discusión de resultados, integrando críticamente los hallazgos de los cuatro objetivos específicos, validando la hipótesis de investigación mediante evidencia en múltiples dimensiones, y reflexionando sobre las contribuciones originales y limitaciones del estudio. El sexto capítulo presenta las conclusiones —una por cada objetivo específico y una conclusión general que sintetiza la validación de la hipótesis—, junto con recomendaciones diferenciadas para implementación del proyecto, para entidades de política pública, y para investigación futura, así como la identificación de brechas técnicas, metodológicas y de aplicación que ameritan estudios posteriores.

CAPÍTULO 1 MARCO TEÓRICO

1.1 Antecedentes

1.1.1 *Antecedentes Internacionales*

La brecha digital entre zonas urbanas y rurales es un desafío persistente a nivel mundial. Esta disparidad no solo se manifiesta en el acceso, sino en la calidad del servicio, creando una “división infraestructural inteligente” donde las áreas rurales carecen de la conectividad robusta necesaria para servicios como la telemedicina o la educación en línea (Chen et al., 2023). La raíz del problema es una combinación de factores económicos, como el alto costo de despliegue frente a la baja densidad poblacional, y la falta de datos precisos para una planificación efectiva (Souza et al., 2021; Zhang et al., 2021) .

La planificación de redes rurales se ha basado tradicionalmente en mapas de cobertura que a menudo sobrestiman la disponibilidad real del servicio. Investigaciones han demostrado que esta imprecisión lleva a una mala asignación de recursos y deja a comunidades sin servicio inelegibles para recibir fondos de desarrollo (Hambly & Rajabiun, 2021). Este “reto de los datos” es fundamental, ya que sin un conocimiento exacto de dónde se encuentran los potenciales usuarios y los obstáculos geográficos, es imposible diseñar redes eficientes.

Diversos estudios han explorado soluciones tecnológicas para superar estas barreras. Se han comparado redes terrestres con redes satelitales (NTN), concluyendo que la elección depende de la demanda de tráfico de la zona (Feltrin et al., 2021). Otros trabajos se han enfocado en simular y medir el rendimiento de redes 4G y 5G en diferentes contextos, estableciendo metodologías de evaluación (Imam Nashiruddin et al., 2024; Maslen & Nunez, 2021) . Sin embargo, todos estos enfoques dependen de un punto de partida crucial: saber con precisión qué se necesita conectar. Además, el éxito de cualquier despliegue no es solo técnico, sino que también depende de factores de adopción social y del apoyo de políticas públicas efectivas (Panigrahi et al., 2021; Whitacre & Gallardo, 2020).

La Inteligencia Artificial para la Detección de Infraestructura Aquí es donde la inteligencia artificial (IA), y en particular las Redes Neuronales Convolucionales (CNN), emergen como

una solución clave para el problema de los datos. Estas tecnologías permiten automatizar la extracción de información valiosa a partir de imágenes satelitales con una precisión sin precedentes (Alsabhan et al., 2022).

Las investigaciones han demostrado que las CNN son altamente efectivas para detectar y segmentar edificios, superando las limitaciones de métodos anteriores que fallaban con formas complejas o texturas variables (Chatterjee et al., 2024). La aplicación de esta tecnología en la planificación de redes es directa y poderosa:

- Se han desarrollado herramientas que usan CNN para identificar automáticamente posibles puntos de montaje de antenas en imágenes aéreas, optimizando la planificación de redes de acceso inalámbrico fijo (FWA) (Chu et al., 2021).
- Se han implementado algoritmos para detectar tejados en asentamientos rurales típicos, una aplicación vital para estimar la demanda y planificar la cobertura (Amo-Boateng et al., 2022).
- Los modelos de IA han sido utilizados para identificar construcciones no documentadas al comparar imágenes satelitales con mapas catastrales oficiales, logrando una precisión superior al 85 % (Li et al., 2020).
- Se ha validado el uso de estas técnicas en el contexto peruano para monitorear el crecimiento urbano y proteger el patrimonio cultural, demostrando su adaptabilidad (Chicchon et al., 2024).

Los antecedentes muestran que si bien existen múltiples enfoques tecnológicos para mejorar la conectividad rural, su éxito depende de una planificación basada en datos precisos. La IA y las CNN se presentan como la herramienta más prometedora para generar estos datos de manera eficiente y a gran escala. No obstante, persiste una brecha en la integración de estos modelos de detección de edificios con las herramientas de planificación de redes inalámbricas en un contexto rural específico como el peruano. Este estudio se posiciona precisamente en esa intersección, buscando aplicar y validar una metodología que utilice la IA para resolver un problema práctico y fundamental en el cierre de la brecha digital.

1.2 Bases teóricas

1.2.1 Alcance de las imágenes satelitales utilizadas

En la presente investigación se emplean exclusivamente imágenes satelitales y aéreas de alta resolución obtenidas a través de plataformas de cartografía digital como Google

Earth y Bing Maps. Estas plataformas ofrecen mosaicos ortorrectificados en formato RGB (color natural), contruidos a partir de la integración de imágenes procedentes de distintos proveedores comerciales y vuelos aerofotogramétricos, los cuales se presentan al usuario final como teselas (*tiles*) en proyección Web Mercator. Dichos mosaicos permiten identificar visualmente edificaciones, vías y otros elementos de la superficie terrestre con suficiente detalle para análisis a escala local, pero no exponen las bandas espectrales originales de los sensores ni productos multiespectrales asociados (por ejemplo, banda infrarroja cercana, SWIR u otros índices derivados).

Esta restricción tiene implicancias directas en el diseño metodológico: la detección de edificaciones se formula únicamente sobre información radiométrica en el espacio de color RGB y sobre características derivadas (transformaciones de color, textura y gradientes de intensidad), descartando el uso de índices que requieran canales fuera del espectro visible, como el NDVI u otros índices clásicos de vegetación. En consecuencia, todas las técnicas de procesamiento de imágenes y de aprendizaje profundo implementadas en este trabajo se adaptan a este escenario RGB, coherente con la disponibilidad real de datos en proyectos que se apoyan en Google Earth y Bing Maps para el análisis de localidades rurales.

1.2.2 Detección de edificaciones rurales a partir de imágenes RGB

La identificación automática de edificaciones a partir de imágenes satelitales es un problema ampliamente estudiado en teledetección, pero que adquiere características particulares en zonas rurales. A diferencia de los entornos urbanos, donde predominan patrones regulares de manzanas y construcciones densas, en las áreas rurales las edificaciones suelen presentar una distribución espacial dispersa y aparentemente aleatoria, con tamaños y formas muy variables, y con el uso de materiales locales (adobe, madera, calamina, ladrillo) que generan firmas cromáticas heterogéneas. Además, la presencia de vegetación circundante que rodea o incluso oculta parcialmente las viviendas introduce ambigüedad en la interpretación automática de las imágenes, pues genera texturas y contrastes similares a los de estructuras construidas (Wahbi et al., 2023).

En este contexto, los métodos clásicos de procesamiento de imágenes —como la detección de bordes y esquinas— han sido una primera aproximación para localizar posibles estructuras artificiales. El detector de esquinas de Harris, ampliamente utilizado en visión por computador, identifica puntos donde la intensidad de la imagen cambia de forma significativa en múltiples direcciones, característica asociada a vértices de edificios y otras estructuras. Sin

embargo, al aplicarlo directamente sobre imágenes RGB de zonas rurales se observa una elevada proporción de falsos positivos: copas de árboles, arbustos o zonas de vegetación densa producen patrones de alta frecuencia que el algoritmo interpreta erróneamente como esquinas de edificaciones.

Debido a estas limitaciones, se hace necesario incorporar una etapa adicional de clasificación o filtrado que discrimine entre esquinas asociadas a edificaciones y aquellas generadas por vegetación u otros elementos naturales. En la literatura reciente se han propuesto diferentes estrategias sobre imágenes de muy alta resolución, incluyendo enfoques basados en filtros de Gabor, segmentación morfológica y clasificación *pixel a pixel* o por objetos (Ayala et al., 2021; Munawar et al., 2021). No obstante, cuando se dispone únicamente de mosaicos RGB sin información multiespectral, las técnicas deben apoyarse en diferencias sutiles de color y textura, lo que lleva de forma natural al uso de modelos de aprendizaje automático y, en particular, de aprendizaje profundo.

1.2.3 Aprendizaje profundo para detección de edificaciones

En los últimos años, las redes neuronales convolucionales (CNN) y sus variantes han demostrado un alto desempeño en tareas de detección de edificaciones a partir de imágenes de muy alta resolución. Arquitecturas como U-Net, Mask R-CNN, DeepLabv3+ o combinaciones de U-Net con *backbones* ResNet han alcanzado métricas de exactitud y F1 en el rango de 0,77 a 0,85 en diversos contextos, tanto urbanos como rurales (Amo-Boateng et al., 2022; Chueprasert et al., 2024; Vasavi et al., 2023). Estos modelos, sin embargo, suelen requerir grandes volúmenes de datos anotados con máscaras o polígonos que delinean con precisión la huella de cada edificación, implicando un esfuerzo de etiquetado considerable que no siempre es viable en proyectos con recursos limitados.

La presente investigación se alinea con la filosofía metodológica de desarrollar modelos de aprendizaje profundo aplicados a imágenes RGB de Google Earth y Bing Maps, orientados a la detección precisa de edificaciones rurales dispersas. La combinación de técnicas de procesamiento de imágenes (realce, detección de características) con un modelo neuronal entrenado sobre mosaicos RGB permite abordar el problema de la identificación de potenciales usuarios de banda ancha en un contexto en que no se dispone de información multiespectral, pero sí de imágenes ópticas de alta resolución.

1.2.4 Planificación de redes de banda ancha en zonas rurales

Estado del arte en planificación de conectividad rural. La planificación de redes de telecomunicaciones en zonas rurales presenta desafíos particulares que difieren sustancialmente de los contextos urbanos. La literatura especializada identifica tres factores críticos que condicionan el éxito de proyectos de conectividad rural: (1) los elevados costos de despliegue de infraestructura en contextos de baja densidad poblacional, (2) la ausencia de información geoespacial precisa sobre la ubicación de potenciales usuarios, y (3) la complejidad de los modelos de negocio para garantizar sostenibilidad operativa (Zhang et al., 2021; Hambly & Rajabiun, 2021).

Zhang et al. (2021) señalan que la viabilidad económica de sitios de telecomunicaciones rurales depende tanto de los costos iniciales (CAPEX) como de los costos operativos a largo plazo (OPEX), por lo que resulta crucial optimizar el diseño de la red desde la fase de planificación. La localización precisa de viviendas y establecimientos permite: (a) optimizar la ubicación de estaciones base o nodos de acceso inalámbrico para maximizar la cobertura efectiva; (b) modelar con mayor realismo la propagación de la señal, considerando obstáculos y distribución espacial de los usuarios; y (c) estimar la demanda potencial correlacionando la cantidad de edificaciones con información demográfica y socioeconómica.

Chu et al. (2021) demuestran que la integración de resultados de detección automática de edificios con herramientas de planificación de cobertura inalámbrica permite diseñar redes de acceso fijo inalámbrico (*Fixed Wireless Access*) más eficientes, mostrando que la combinación de datos geoespaciales de alta resolución y modelos de *deep learning* mejora cuantificablemente la planificación de la red.

Arquitectura típica de proyectos de banda ancha rural. Los proyectos de conectividad rural en países en desarrollo, particularmente aquellos financiados mediante fondos de acceso universal, siguen arquitecturas de red jerárquicas diseñadas para optimizar costos en contextos de alta dispersión geográfica. La estructura típica comprende tres niveles funcionales:

Nivel 1: Punto de Acceso Principal (PoP) El proyecto contempla un punto de presencia (Point of Presence - PoP) ubicado en la capital del distrito o provincia, conectado a la red dorsal nacional mediante fibra óptica. Este PoP aloja el equipamiento de core de la red: routers de distribución, switches de agregación, sistema de gestión de red (NMS), equipos de seguridad perimetral (firewalls, IDS/IPS), servidores para servicios de valor agregado

(DNS, caché de contenidos, portal cautivo) y sistemas de monitoreo. Este nodo centralizado distribuye la capacidad hacia las localidades rurales beneficiarias y concentra las funciones de gestión, monitoreo y mantenimiento preventivo.

Nivel 2: Red de Transporte Inalámbrica Desde el PoP se despliega una red de transporte inalámbrica basada en enlaces de radio de microondas punto a punto (PtP) y punto multi-punto (PtMP). Esta solución tecnológica responde a condiciones típicas de zonas rurales: topografía accidentada que dificulta el tendido de fibra óptica, dispersión de localidades con distancias considerables, y ausencia de densidad poblacional en zonas intermedias que haga económicamente viable el despliegue de fibra óptica punto a punto.

La relación costo-beneficio favorece la solución inalámbrica: un kilómetro de fibra óptica en zona rural (incluyendo obra civil, postes, canalización, cruzamiento de ríos) tiene costos típicos de USD 15,000-25,000, mientras que un enlace de radio de 10-20 km con capacidad de 100-500 Mbps tiene costos de USD 8,000-15,000 (equipos + torres).

La red de transporte interconecta el PoP principal con nodos concentradores ubicados en localidades estratégicas (típicamente aquellas con mayor población o mejor posición geográfica para lograr línea de vista con múltiples localidades vecinas). Los enlaces de transporte operan en bandas licenciadas (6-11 GHz, 18-23 GHz, 38 GHz) o no licenciadas (5.8 GHz) dependiendo de los requisitos de capacidad, distancia y disponibilidad del espectro.

Nivel 3: Red de Acceso Inalámbrica Desde los nodos concentradores se despliega la red de acceso de última milla que proporciona conectividad directa a los usuarios finales (viviendas) y a las instituciones públicas. Esta red utiliza tecnologías de acceso inalámbrico de banda ancha, seleccionadas según las distancias, requisitos de capacidad y condiciones de propagación:

- **WiFi de largo alcance** (IEEE 802.11n/ac/ax en 2.4 y 5 GHz): Para distancias cortas a medias (hasta 3-5 km) en escenarios con buena línea de vista. Solución de menor costo por CPE (USD 50-150).
- **WiMAX o LTE en banda no licenciada**: Para distancias medias (5-15 km) cuando se requiere mayor capacidad, movilidad o penetración en zonas con vegetación. Costo medio (USD 200-400 por CPE).
- **Enlaces punto a punto dedicados** (5.8 GHz o bandas licenciadas): Para instituciones públicas que requieren conectividad garantizada, simétrica y de alta disponibilidad.

Costo elevado pero justificado por criticidad del servicio (USD 500-1,500 por enlace).

La topología de la red de acceso puede ser punto-multipunto (PtMP), donde un nodo sectorial atiende a múltiples usuarios mediante antenas direccionales sectoriales, o mesh (mallada), donde los nodos pueden retransmitir tráfico entre sí, formando una red auto-organizada que mejora cobertura y redundancia.

Desafíos de planificación de última milla. La planificación óptima de la red de acceso requiere resolver un problema de optimización multiobjetivo: maximizar la cobertura poblacional mientras se minimiza el costo de despliegue, sujeto a restricciones de presupuesto, disponibilidad de espectro y requisitos de calidad de servicio.

Las decisiones críticas de diseño que no pueden tomarse sin información espacial desagregada incluyen:

Ubicación Óptima de Nodos de Acceso La posición óptima para instalar una estación base sectorial debe: (a) minimizar la distancia promedio a las viviendas para reducir potencia requerida de los CPE; (b) maximizar la cantidad de viviendas con línea de vista directa para evitar zonas de sombra; y (c) considerar disponibilidad de energía eléctrica, accesibilidad para mantenimiento y seguridad física. Sin conocer la distribución de las viviendas, esta decisión se toma mediante suposiciones que pueden resultar erróneas en contextos rurales donde las edificaciones frecuentemente se distribuyen a lo largo de caminos o ejes fluviales.

Dimensionamiento de Cobertura Una localidad de 100 viviendas puede requerir 1 nodo si las viviendas están concentradas en un radio de 2 km (costo: USD 8,000), o 3 nodos si las viviendas están dispersas en un área de 10 km² (costo: USD 24,000). Esta diferencia de costos del 200 % impacta directamente la viabilidad económica del proyecto.

Análisis de Línea de Vista Las tecnologías inalámbricas requieren visibilidad directa (LoS - Line of Sight) entre el nodo de acceso y el CPE del usuario. En terreno montañoso, pequeñas diferencias en la ubicación de las viviendas pueden determinar si existe o no línea de vista. Cuando se detectan obstrucciones, es necesario planificar soluciones alternativas: instalación de sitios repetidores en posiciones elevadas, uso de tecnologías con capacidad de propagación sin línea de vista (NLoS) como LTE, o reubicación del nodo principal.

Importancia de la geolocalización precisa de usuarios. La combinación de ubicaciones de edificaciones detectadas con modelos digitales de elevación (DEM - Digital Elevation Model) de alta resolución permite realizar análisis de perfiles de terreno, calcular automática-

mente línea de vista considerando la curvatura terrestre y obstrucciones topográficas, estimar niveles de señal recibida (RSSI) mediante modelos de propagación, y optimizar la ubicación del nodo de acceso para maximizar cantidad de edificaciones con LoS directo.

Esta capacidad de análisis automatizado de cobertura es imposible de replicar con métodos manuales dada la cantidad de combinaciones a evaluar (para 100 viviendas y 10 ubicaciones candidatas de nodo, existen 1,000 pares a analizar).

1.2.5 Estimación de demanda de servicios de telecomunicaciones

Metodologías de estimación de demanda. La estimación de la demanda de servicios de telecomunicaciones constituye un paso fundamental para el dimensionamiento de redes de banda ancha. Las metodologías aplicadas integran información demográfica (población, viviendas) con parámetros de penetración de servicios (porcentaje de la población que adopta cada servicio) y requerimientos de ancho de banda por usuario.

La demanda agregada total (DAT) se calcula como la suma de componentes diferenciados por tipo de servicio: tráfico de voz (VoIP), internet fijo residencial, internet móvil residencial y demanda institucional (establecimientos públicos). Cada componente se estima aplicando tasas de penetración proyectadas, velocidades normativas por servicio, y factores de corrección técnica como el overbooking y la velocidad mínima contratada (CVM).

Marco normativo peruano para estimación de demanda. En el contexto peruano, la estimación de demanda de banda ancha se enmarca en lineamientos normativos establecidos por el Ministerio de Transportes y Comunicaciones (MTC) y el Organismo Supervisor de Inversión Privada en Telecomunicaciones (OSIPTEL).

La Resolución Ministerial N° 1197-2022-MTC/01.03 establece parámetros técnicos de velocidad mínima para proyectos de banda ancha: 20 Mbps de descarga y 7 Mbps de subida para internet fijo en zonas rurales, y conectividad simétrica de 50 Mbps para instituciones públicas bajo la política “Pago Cero”. La Ley N° 31207 exige que los operadores garanticen al menos el 70 % de la velocidad nominal contratada (CVM), y OSIPTEL establece un ratio mínimo de asimetría de 1:3 entre subida y descarga.

El factor de overbooking de 10:1 es el estándar técnico para redes de banda ancha rural, permitiendo dimensionar la capacidad real necesaria considerando que no todos los usuarios utilizan el servicio simultáneamente. Las tasas de penetración proyectadas siguen las estadísticas del Boletín Estadístico I-T del MTC, considerando tendencias históricas y metas de política pública de inclusión digital.

Criterios de priorización en programas de acceso universal. Los proyectos ejecutados por el Programa Nacional de Telecomunicaciones (PRONATEL) operan bajo techos presupuestales definidos que obligan a priorizar las inversiones hacia aquellas localidades donde el impacto social medido en número de habitantes beneficiados por sol invertido sea máximo.

La metodología de priorización considera: (1) tamaño poblacional mínimo (típicamente 50-100 habitantes) por debajo del cual el costo por usuario conectado supera límites de sostenibilidad económica; (2) tamaño poblacional máximo (típicamente 2,000 habitantes para el ámbito rural disperso) que delimita el alcance de los programas, excluyendo centros urbanos con potencial de cobertura comercial; y (3) presencia de servicios públicos (centros educativos, establecimientos de salud, comisarías), dado que la conectividad de estos puntos amplifica el impacto social al habilitar servicios de telemedicina, educación a distancia y gobierno digital.

Integración de datos demográficos y geoespaciales. La integración de información geoespacial de edificaciones detectadas con datos demográficos constituye un elemento fundamental de la metodología. En el contexto peruano, el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) proporciona información censal y proyecciones de población que permiten caracterizar el tamaño y la estructura de los hogares en cada localidad.

Al cruzar las coordenadas de las edificaciones rurales identificadas en imágenes RGB con los datos demográficos del INEI, es posible estimar el número de habitantes y de potenciales suscriptores por zona, así como analizar sus necesidades de conectividad en función de variables como la presencia de instituciones educativas o de salud. Esta integración de capas se alinea con las recomendaciones de organismos internacionales que promueven el uso de información geoespacial para cerrar la brecha digital rural mediante soluciones de conectividad focalizadas y costo-efectivas (Chu et al., 2021; Zhang et al., 2021).

1.2.6 Métodos de inventario de edificaciones en zonas rurales

Métodos tradicionales y sus limitaciones. La obtención de información sobre la distribución de edificaciones en zonas rurales ha dependido tradicionalmente de métodos que presentan limitaciones significativas de costo, tiempo y escalabilidad.

Levantamiento Catastral en Campo El censo físico de viviendas mediante brigadas de campo proporciona información precisa y actualizada, pero presenta: (a) costo elevado (USD 500-1,500 por localidad considerando movilización de personal, viáticos, equipos

GPS y procesamiento de datos); (b) tiempo prolongado (2-4 semanas para completar 20-30 localidades, considerando accesibilidad limitada en época de lluvias); (c) escalabilidad limitada, ya que el costo crece linealmente con el número de localidades; y (d) riesgos de seguridad en zonas rurales remotas.

Mapas Catastrales Oficiales En el Perú, la información catastral oficial está a cargo de las municipalidades distritales y la Superintendencia Nacional de Bienes Estatales (SBN). Sin embargo, la cobertura catastral es extremadamente baja en zonas rurales (menos del 10% de las localidades rurales cuentan con catastro actualizado), la información disponible frecuentemente corresponde a levantamientos de décadas pasadas sin actualización, y el acceso implica trámites burocráticos prolongados y costos de obtención.

Observación Manual de Imágenes Satelitales Plataformas como Google Earth, Bing Maps o ESRI ArcGIS Online permiten visualizar gratuitamente imágenes satelitales de alta resolución para la mayor parte del territorio. Un analista puede identificar manualmente las edificaciones marcando polígonos sobre la imagen. Sin embargo, este proceso es: (a) laborioso (identificar y digitalizar 50-100 edificaciones por localidad requiere 2-4 horas de trabajo especializado por localidad); (b) subjetivo, ya que diferentes analistas pueden identificar conjuntos diferentes de edificaciones, especialmente cuando las construcciones son pequeñas o están parcialmente ocultas por vegetación; y (c) no estandarizado, produciendo resultados heterogéneos que dificultan análisis comparativos.

Vuelos con Drones El uso de vehículos aéreos no tripulados (UAV) para captura fotogramétrica permite obtener imágenes de muy alta resolución (2-5 cm/pixel) y generar modelos digitales de superficie mediante procesamiento Structure-from-Motion (SfM). Sin embargo, presenta: (a) costo elevado (USD 1,000-2,000 por localidad considerando movilización de equipo especializado, vuelo y procesamiento fotogramétrico); (b) requisitos de autorizaciones de la Dirección General de Aeronáutica Civil; y (c) limitaciones meteorológicas (los vuelos requieren condiciones de viento y visibilidad específicas).

Procesamiento automatizado de imágenes satelitales. El procesamiento automatizado de imágenes satelitales mediante técnicas de visión por computadora y aprendizaje profundo emerge como la solución técnica que supera las limitaciones de los métodos tradicionales, ofreciendo una combinación óptima de precisión, escalabilidad y costo.

Fundamento Tecnológico Los modelos de aprendizaje profundo basados en redes neuronales convolucionales han demostrado capacidad sobresaliente para la detección y segmentación de objetos en imágenes satelitales. El proceso típico comprende: (1) adquisición de imágenes satelitales de repositorios gratuitos o comerciales; (2) preprocesamiento (corrección radiométrica, ortorrectificación, recorte de áreas de interés, normalización); (3) entrenamiento del modelo utilizando un conjunto de imágenes anotadas manualmente; (4) inferencia, donde el modelo entrenado procesa automáticamente imágenes nuevas; y (5) post-procesamiento (vectorización de máscaras, filtrado de detecciones erróneas, extracción de coordenadas geográficas).

Ventajas Comparativas La aplicación de procesamiento automatizado ofrece: (a) escalabilidad, ya que una vez entrenado el modelo, el procesamiento de cada localidad adicional tiene costo marginal cercano a cero; (b) reproducibilidad, aplicando criterios consistentes de detección en todas las localidades; (c) cobertura completa del territorio nacional, incluyendo zonas remotas de difícil acceso terrestre; (d) actualización periódica, permitiendo detectar nuevas construcciones; (e) información geoespacial precisa, generando coordenadas con precisión equivalente a la resolución espacial de la imagen (1-10 metros); (f) integración directa con software de planificación de redes de radiofrecuencia (KML, Shapefile, GeoJSON); y (g) reducción de costos y tiempos (el costo total es 5-10 veces inferior al levantamiento en campo, con reducción de tiempos de meses a semanas).

Superposición con Modelos Digitales de Elevación La posibilidad de integrar las ubicaciones de edificaciones detectadas con modelos digitales de elevación (ALOS PALSAR 12.5 m, SRTM 30 m) constituye una ventaja adicional fundamental. La combinación de ubicaciones horizontales (latitud/longitud) con elevaciones permite realizar análisis de perfiles de terreno, calcular automáticamente línea de vista, estimar niveles de señal recibida mediante modelos de propagación, optimizar la ubicación del nodo de acceso, e identificar edificaciones que requieren soluciones alternativas (repetidores, tecnologías NLoS).

CAPÍTULO 2 METODOLOGÍA

2.1 Tipo de Investigación

La presente investigación se enmarca dentro del paradigma cuantitativo, caracterizado por la medición sistemática de variables, el análisis estadístico de datos y la búsqueda de relaciones objetivas entre fenómenos observables. El enfoque cuantitativo resulta apropiado para el problema planteado dado que los objetivos específicos requieren cuantificar demanda de telecomunicaciones, medir precisión de algoritmos de detección, y evaluar métricas de desempeño de redes de acceso, todos ellos constructos susceptibles de expresión numérica y análisis matemático.

Según su finalidad, la investigación es de tipo aplicada, orientada a resolver un problema práctico específico: la optimización de la planificación de redes de banda ancha en zonas rurales mediante la identificación automatizada de edificaciones. A diferencia de la investigación básica que busca expandir el conocimiento teórico sin aplicación inmediata, este estudio persigue generar una metodología directamente utilizable por organismos de planificación de telecomunicaciones y operadores de infraestructura rural.

Por su alcance, la investigación combina elementos descriptivos y correlacionales. En su dimensión descriptiva, caracteriza la distribución espacial de edificaciones rurales, cuantifica la demanda de servicios de telecomunicaciones, y documenta las métricas de desempeño del modelo de detección desarrollado. En su dimensión correlacional, establece relaciones entre variables demográficas y demanda estimada, entre características cromáticas de píxeles y su clasificación como edificaciones, y entre la ubicación de puntos de demanda detectados y la configuración óptima de la red de acceso.

Adicionalmente, la investigación incorpora un componente de desarrollo tecnológico al diseñar, implementar y validar un modelo de aprendizaje profundo para la detección de edificaciones, así como un sistema híbrido que integra técnicas clásicas de visión por computadora con clasificación neuronal. Este componente distingue al estudio de investigaciones puramente observacionales, posicionándolo en la intersección entre investigación aplicada e innovación tecnológica.

2.2 Diseño de la Investigación

El diseño de la investigación es no experimental de corte transversal. Es no experimental porque no se manipulan deliberadamente variables independientes para observar sus efectos sobre variables dependientes; en cambio, se analizan fenómenos tal como ocurren naturalmente en su contexto: las edificaciones rurales existen en ubicaciones determinadas por decisiones históricas de asentamiento, las imágenes satelitales capturan el estado del territorio en momentos específicos, y la demanda de telecomunicaciones emerge de características demográficas y socioeconómicas preexistentes. Es transversal porque la recolección de datos corresponde a un único momento temporal, sin seguimiento longitudinal de cambios en el tiempo.

El diseño metodológico sigue una estructura secuencial en cuatro fases que corresponden a los objetivos específicos de la investigación, donde los productos de cada fase constituyen insumos para la siguiente:

Fase 1 - Estimación de demanda: Aplicación de la metodología normativa del MTC para cuantificar la demanda de servicios de telecomunicaciones en las localidades rurales del distrito de Casma, utilizando datos demográficos del Censo Nacional 2017 del INEI como fuente primaria. Esta fase genera como producto la identificación de localidades prioritarias y la cuantificación de usuarios potenciales por tipo de servicio.

Fase 2 - Adquisición y procesamiento de imágenes: Obtención de imágenes satelitales de las localidades seleccionadas mediante Google Earth, procesamiento exploratorio con detectores de esquinas clásicos, y construcción de una base de datos de píxeles etiquetados para entrenamiento del modelo de clasificación. Esta fase genera como producto un conjunto de datos estructurado con características cromáticas y etiquetas de clase.

Fase 3 - Desarrollo del modelo de detección: Diseño, entrenamiento y evaluación de arquitecturas de redes neuronales artificiales para clasificación binaria de píxeles, implementación de un sistema híbrido de detección, y procesamiento sistemático de las 21 localidades para generar coordenadas geográficas de edificaciones detectadas. Esta fase genera como producto una base de datos georreferenciada de puntos de demanda.

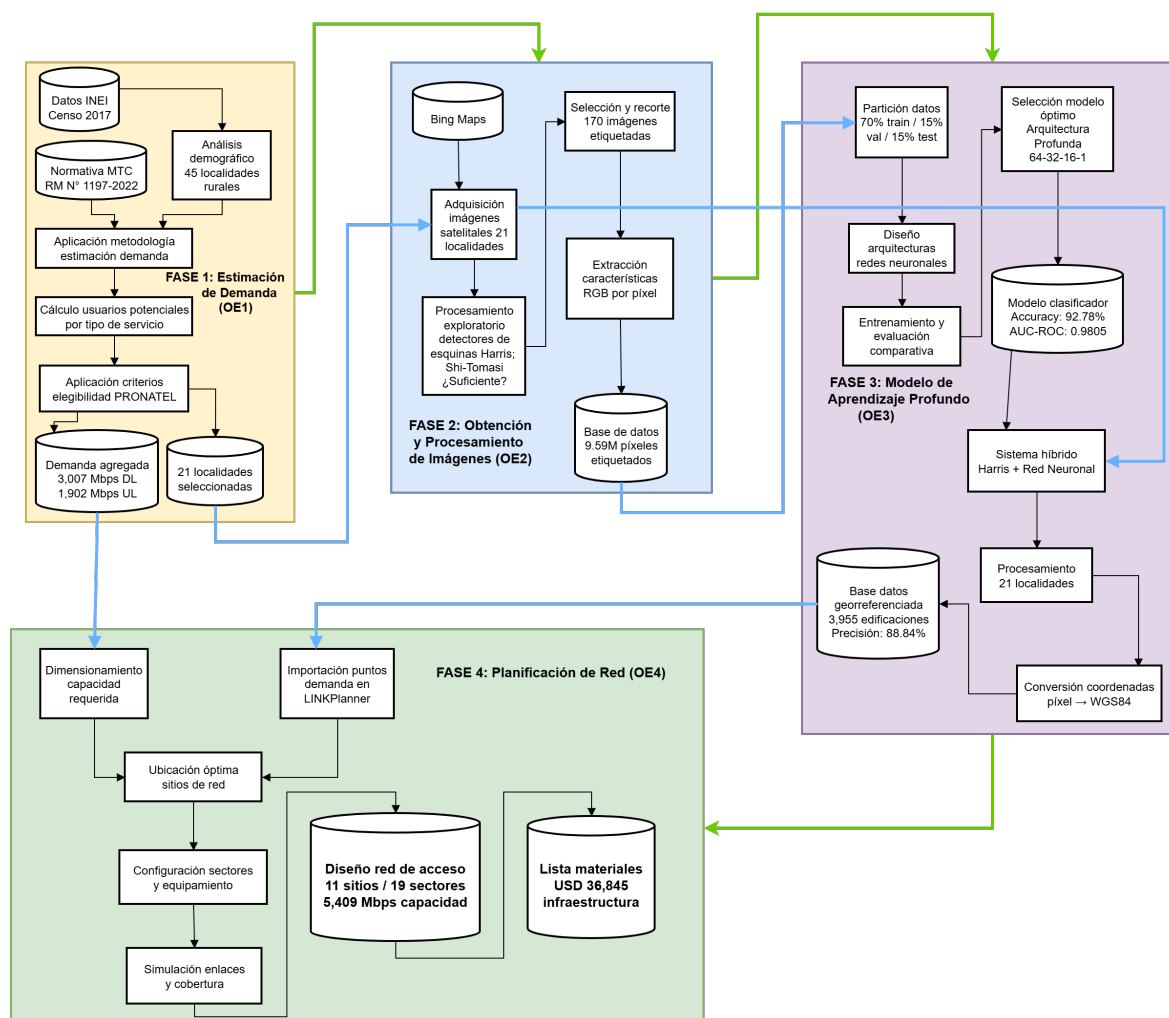
Fase 4 - Planificación de red: Diseño de la topología de red de acceso inalámbrico en software profesional de planificación, utilizando las coordenadas de edificaciones detectadas como puntos de demanda y la demanda estimada como criterio de dimensionamiento. Esta fase genera como producto el diseño técnico de la red con especificaciones de equipamiento

y estimación de costos.

La Figura 2.1 presenta el diagrama del proceso metodológico que ilustra la secuencia de actividades, productos intermedios y relaciones entre las cuatro fases de la investigación.

Figura 2.1

El flujo metodológico de la investigación: datos, imágenes satelitales, aprendizaje profundo y software.



2.3 Población y Muestra

2.3.1 Población

La población de estudio está constituida por las localidades rurales del distrito de Casma, provincia de Casma, región Áncash, Perú. Según el Censo Nacional de Población y Vivienda 2017 del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), el distrito de Casma comprende 47 centros poblados, de los cuales 45 corresponden a localidades rurales y 2 a centros urbanos (Casma y Casma Villahermosa). Las 45 localidades rurales albergan una población total de 4,892 habitantes distribuidos en 2,108 viviendas, con proyección al año

2032 aplicando una tasa de crecimiento del 1.2 % anual.

Las localidades rurales del distrito de Casma presentan características representativas de los asentamientos costeros y de transición costa-sierra del Perú: se ubican predominantemente a lo largo del valle del río Casma, con patrones de asentamiento que varían desde núcleos concentrados en torno a vías de acceso hasta edificaciones dispersas en zonas agrícolas. La población varía desde pequeñas aldeas con menos de 50 habitantes hasta centros poblados de aproximadamente 1,000 habitantes, reflejando la heterogeneidad típica de zonas rurales andinas.

La selección del distrito de Casma como ámbito de estudio responde a criterios de representatividad y factibilidad: (a) presenta diversidad de patrones de asentamiento rural que permite evaluar la robustez de la metodología propuesta; (b) cuenta con cobertura de imágenes satelitales de resolución adecuada en plataformas de acceso público; (c) se ubica en una región con brechas documentadas de conectividad rural que justifican la pertinencia del estudio; y (d) su extensión territorial permite un análisis exhaustivo dentro de los recursos disponibles para la investigación.

2.3.2 Muestra

La determinación de la muestra siguió un procedimiento de selección por criterios de elegibilidad, aplicando los estándares utilizados por el Programa Nacional de Telecomunicaciones (PRONATEL) para la priorización de inversiones en proyectos de banda ancha rural. Los criterios aplicados fueron:

- Población proyectada al año 2032 en el rango de 50 a 2,000 habitantes
- Presencia de al menos una institución pública (escuela, centro de salud, comisaría), con flexibilidad para incluir localidades estratégicas que faciliten el trazado de la red de transporte
- Ausencia de servicio de banda ancha fija con velocidad superior a 4 Mbps según registros de OSIPTEL

La aplicación de estos criterios sobre el universo de 45 localidades rurales resultó en la selección de 21 localidades que conforman la muestra de estudio. Esta muestra concentra el 90.0 % de la población rural del distrito (4,403 de 4,892 habitantes proyectados) y el 87.3 % de las viviendas (1,841 de 2,108 unidades), demostrando alta eficiencia de focalización al

capturar la mayor proporción de población potencialmente beneficiaria con un subconjunto de localidades.

La Tabla 2.1 presenta las 21 localidades que conforman la muestra, ordenadas por población proyectada al 2032.

Tabla 2.1

Localidades que conforman la muestra de estudio

Localidad	Población	Viviendas	Latitud	Longitud	Inst. Púb.
Carrizal	1,185	369	-9.4846	-78.2795	3
Sechín Bajo	437	153	-9.4685	-78.2564	0
San Francisco Alto	344	148	-9.5019	-78.2381	1
Santa Ana	302	131	-9.5154	-78.2520	1
Mojeque	270	110	-9.5276	-78.2203	1
La Huaca	264	92	-9.4363	-78.3535	1
Calavera Grande	246	83	-9.5561	-78.1608	2
La Gramita	137	156	-9.7177	-78.2916	2
Choloque	138	56	-9.5643	-78.1904	1
La Hacienda	142	55	-9.5371	-78.2361	0
Huaraz Pampa	110	41	-9.5158	-78.1214	1
Puquio Grande	106	77	-9.5617	-78.2082	0
El Castillo	108	62	-9.5560	-78.2183	0
El Milagro	98	47	-9.4605	-78.3292	2
Puente Carrizal	81	37	-9.4862	-78.2722	2
San Francisco Bajo	81	32	-9.4956	-78.2488	1
Santa Elena	80	53	-9.4518	-78.3279	1
San Antonio	74	49	-9.4479	-78.3500	2
Santa Melania	72	33	-9.4518	-78.3435	1
Cantina	65	28	-9.5330	-78.2387	0
Chille	63	29	-9.4872	-78.2535	2
Total	4,403	1,841	—	—	24

Para el desarrollo del modelo de aprendizaje profundo (Fase 3), se utilizó una muestra de imágenes diferenciada: 171 recortes de imágenes satelitales etiquetados manualmente, distribuidos en 97 imágenes de edificaciones y 74 imágenes de no-edificaciones, que generaron un total de 9,590,428 píxeles para entrenamiento, validación y prueba del clasificador. Esta muestra de entrenamiento se construyó mediante selección intencional de ejemplos representativos de la diversidad cromática y textural presente en las imágenes de las 21 localidades.

2.4 Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos

La investigación empleó múltiples técnicas de recolección de datos, seleccionadas según la naturaleza de la información requerida en cada fase del proceso metodológico.

Análisis documental: Se utilizó para la recopilación de datos demográficos del Censo Nacional 2017 del INEI, incluyendo población total, número de viviendas, y coordenadas

geográficas de cada centro poblado del distrito de Casma. Adicionalmente, se consultaron documentos normativos del Ministerio de Transportes y Comunicaciones (Resolución Ministerial N° 1197-2022-MTC/01.03) que establecen la metodología oficial para estimación de demanda de servicios de telecomunicaciones en proyectos de acceso universal. Los instrumentos empleados fueron fichas de registro estructuradas para sistematizar la información demográfica y normativa.

Teledetección: La obtención de imágenes satelitales de las localidades rurales se realizó mediante la plataforma Bing Maps, que proporciona acceso a imágenes de alta resolución espacial derivadas de múltiples proveedores satelitales. Para cada localidad se capturaron imágenes en formato JPEG considerando un área de cobertura suficiente para incluir todas las edificaciones del centro poblado más un buffer de contexto circundante. Las coordenadas de las esquinas del bounding box de cada imagen fueron registradas para permitir la posterior georreferenciación de las detecciones.

Etiquetado manual supervisado: La construcción de la base de datos de entrenamiento para el modelo de clasificación requirió la identificación y recorte manual de 91 sub-imágenes que contenían claramente edificaciones (50 imágenes) o claramente no contenían edificaciones (41 imágenes). Este proceso de etiquetado fue realizado por el investigador aplicando criterios visuales de interpretación de imágenes satelitales, con especial cuidado en maximizar la pureza de las muestras mediante recortes orientados que capturaran predominantemente superficies de techos en las imágenes positivas.

Procesamiento algorítmico automatizado: Una vez entrenado el modelo de clasificación, la detección de edificaciones en las 21 localidades se realizó mediante procesamiento automatizado que aplicó secuencialmente el detector de esquinas de Harris y el clasificador neuronal a cada imagen satelital. Este proceso generó automáticamente las coordenadas en píxeles de las edificaciones detectadas.

Validación visual: Los resultados del procesamiento automatizado fueron sometidos a verificación mediante inspección visual de las imágenes de salida, donde cada punto detectado fue clasificado como verdadero positivo o falso positivo por el investigador. Esta validación permitió calcular las métricas de precisión del sistema híbrido de detección.

2.5 Análisis y Procesamiento de Datos

El análisis y procesamiento de datos siguió procedimientos específicos para cada tipo de información recolectada, integrando técnicas estadísticas descriptivas, algoritmos de visión

por computadora, métodos de aprendizaje automático, y herramientas de planificación de redes de telecomunicaciones.

Análisis de datos demográficos: Los datos poblacionales del INEI fueron procesados para calcular proyecciones al año 2032 aplicando una tasa de crecimiento anual del 1.2 %. Se calcularon estadísticos descriptivos (media, desviación estándar, mínimo, máximo, percentiles) para caracterizar la distribución de población y viviendas entre localidades. Se aplicó el algoritmo de clustering K-Means para segmentar las localidades en grupos homogéneos según población, demanda estimada y tiempo de acceso, facilitando la identificación de estrategias diferenciadas de despliegue.

Estimación de demanda de telecomunicaciones: Se implementó computacionalmente el modelo de estimación de demanda del MTC, calculando para cada localidad: (a) usuarios potenciales de internet fijo (25 % de viviendas), internet móvil (75 % de población), telefonía móvil (98 % de población) y telefonía fija (5.2 % de viviendas); (b) demanda por servicio aplicando velocidades normativas y factor de overbooking 10:1; (c) demanda institucional según presencia de establecimientos públicos con conectividad simétrica de 50 Mbps; (d) demanda agregada total en descarga y subida. Se verificó el cumplimiento del ratio de asimetría mínimo 1:3 establecido por OSIPTEL.

Procesamiento de imágenes satelitales: Las imágenes fueron procesadas mediante la biblioteca OpenCV de Python. El preprocesamiento incluyó conversión a escala de grises para aplicación de detectores de esquinas. Se implementaron los algoritmos de Harris y Shi-Tomasi con parámetros configurables (tamaño de bloque, apertura de Sobel, umbral de detección, distancia mínima entre esquinas). Los resultados de detección fueron visualizados superponiendo los puntos detectados sobre las imágenes originales para análisis cualitativo.

Extracción de características y construcción de base de datos: Cada imagen etiquetada fue procesada píxel por píxel, extrayendo los valores de intensidad de los tres canales RGB (rango 0-255) y asignando la etiqueta de clase correspondiente (1 para edificios, 0 para no-edificios). Los valores RGB fueron normalizados al rango [0,1] mediante división por 255. La base de datos resultante de 9,590,428 registros fue particionada en conjuntos de entrenamiento (70 %), validación (15 %) y prueba (15 %) mediante muestreo estratificado que preservó la proporción de clases en cada partición.

Entrenamiento de redes neuronales: Se diseñaron y entrenaron tres arquitecturas de redes neuronales feedforward utilizando la biblioteca Keras con backend TensorFlow. El entrenamiento empleó el optimizador Adam con tasa de aprendizaje inicial de 0.001, función

de pérdida de entropía cruzada binaria, y tamaño de lote de 1,024 muestras. Se implementaron mecanismos de early stopping (paciencia de 10 épocas) y reducción de tasa de aprendizaje (factor 0.5 tras 5 épocas sin mejora) para prevenir sobreajuste y optimizar convergencia.

Evaluación de modelos: El desempeño de los modelos fue evaluado mediante métricas estándar de clasificación binaria: accuracy (proporción de clasificaciones correctas), precision (proporción de predicciones positivas correctas), recall (proporción de positivos reales detectados), F1-score (media armónica de precision y recall), y AUC-ROC (área bajo la curva de característica operativa del receptor). Se generaron matrices de confusión y curvas ROC para análisis visual del desempeño.

Sistema híbrido de detección: Se implementó un pipeline de procesamiento que: (a) aplica el detector de Harris para identificar puntos de interés; (b) genera 8 puntos equidistantes a 20 píxeles de distancia alrededor de cada esquina; (c) clasifica cada punto candidato mediante el modelo neuronal; (d) retiene únicamente puntos con probabilidad superior al umbral de 0.9; (e) convierte coordenadas de píxel a coordenadas geográficas WGS84 mediante interpolación lineal con los parámetros de georreferenciación de la imagen.

Planificación de red: Las coordenadas de edificaciones detectadas fueron importadas al software Cambium LINKPlanner como puntos de demanda (subscriber modules). Se configuraron los parámetros de los equipos de red (Access Points ePMP 3000L, antenas sectoriales 5 GHz, CPE Force 300-16), se ubicaron los sitios de red en posiciones que maximizaran la cobertura con línea de vista, y se ejecutaron las simulaciones de propagación para verificar niveles de señal y throughput esperado en cada enlace. El software generó automáticamente la lista de materiales y permitió la estimación de costos de infraestructura.

2.6 Equipos y Materiales

2.6.1 Software

El desarrollo de la investigación requirió la utilización de diversas herramientas de software, seleccionadas según los requerimientos técnicos de cada fase del proceso metodológico:

- **Python 3.9:** Lenguaje de programación principal para el desarrollo de scripts de procesamiento de datos, implementación de algoritmos de visión por computadora, y entrenamiento de modelos de aprendizaje profundo. Se utilizaron las siguientes bibliotecas especializadas:

- NumPy 1.21: Computación numérica y manipulación de arreglos multidimensio-

nales

- Pandas 1.3: Manipulación y análisis de datos tabulares
 - OpenCV 4.5: Procesamiento de imágenes y visión por computadora
 - Scikit-learn 0.24: Algoritmos de aprendizaje automático y métricas de evaluación
 - TensorFlow 2.6 / Keras: Framework de aprendizaje profundo para diseño y entrenamiento de redes neuronales
 - Matplotlib 3.4: Visualización de datos y generación de gráficos
 - Simplekml: Generación de archivos KML para exportación de coordenadas geográficas
- **Google Earth Pro 7.3:** Plataforma de visualización geográfica utilizada para la adquisición de imágenes satelitales de alta resolución de las localidades rurales, así como para la verificación visual de resultados mediante superposición de archivos KML de edificaciones detectadas.
 - **Cambium LINKPlanner 6.0:** Software profesional de planificación de redes inalámbricas punto a multipunto, utilizado para el diseño de la topología de red de acceso, simulación de enlaces de radio, y generación de lista de materiales con estimación de costos.
 - **QGIS 3.22:** Sistema de información geográfica de código abierto utilizado para la visualización y análisis espacial de las coordenadas de edificaciones detectadas, generación de mapas temáticos, y verificación de coherencia geográfica de los resultados.
 - **Microsoft Excel / LibreOffice Calc:** Herramientas de hoja de cálculo utilizadas para la sistematización de datos demográficos del INEI, cálculos de estimación de demanda, y elaboración de tablas de resultados.
 - **LaTeX (TeXstudio):** Sistema de composición de documentos utilizado para la redacción del informe de investigación, garantizando formato profesional y gestión adecuada de referencias bibliográficas.

2.6.2 *Hardware*

El procesamiento computacional de la investigación se realizó utilizando el siguiente equipamiento:

■ **Estación de trabajo principal:**

- Procesador: Intel Core i7-10750H (6 núcleos, 12 hilos, 2.6-5.0 GHz)
- Memoria RAM: 16 GB DDR4 2933 MHz
- Almacenamiento: SSD NVMe 512 GB + HDD 1 TB
- Tarjeta gráfica: NVIDIA GeForce GTX 1650 Ti (4 GB GDDR6)
- Sistema operativo: Windows 10 Pro 64-bit

- **Características de procesamiento:** La tarjeta gráfica NVIDIA con soporte CUDA permitió la aceleración del entrenamiento de redes neuronales mediante TensorFlow-GPU, reduciendo significativamente los tiempos de cómputo. El entrenamiento completo del modelo seleccionado (50 épocas máximas con early stopping) se completó en aproximadamente 45 minutos. El procesamiento de las 21 localidades mediante el sistema híbrido de detección requirió aproximadamente 3 horas de tiempo de cómputo.

2.6.3 Recursos Adicionales

- **Datos demográficos:** Microdatos del Censo Nacional de Población y Vivienda 2017 del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), disponibles en el portal de datos abiertos institucional. Se utilizó específicamente el módulo de centros poblados con información de población, viviendas y coordenadas geográficas para el distrito de Casma.
- **Normativa técnica:** Resolución Ministerial N° 1197-2022-MTC/01.03 del Ministerio de Transportes y Comunicaciones, que establece la metodología de estimación de demanda de servicios de telecomunicaciones para proyectos de acceso universal.
- **Imágenes satelitales:** Imágenes de alta resolución espacial obtenidas mediante Google Earth Pro, correspondientes a las 21 localidades de la muestra. Las imágenes provienen de diversos proveedores satelitales integrados en la plataforma (Maxar, CNES/Airbus, entre otros), con resoluciones que varían entre 0.3 y 1.0 metros por píxel según la localidad y fecha de captura.
- **Especificaciones técnicas de equipos:** Hojas de datos (datasheets) de los equipos de red Cambium Networks (ePMP 3000L, Force 300-16, cnMatrix TX 2020R-P), utilizadas para configurar los parámetros de simulación en LINKPlanner y estimar costos de infraestructura.

- **Conexión a internet:** Acceso a internet de banda ancha (100 Mbps) requerido para la descarga de imágenes satelitales desde Google Earth, actualización de bibliotecas de software, y consulta de documentación técnica en línea.

CAPÍTULO 3 RESULTADOS

3.1 Estimación de la Demanda de Banda Ancha en Zonas Rurales de Casma

La estimación de la demanda de servicios de telecomunicaciones constituye el primer paso fundamental para la planificación de redes de banda ancha en zonas rurales. En esta sección se presenta el análisis de la demanda proyectada al año 2032 para las localidades rurales del distrito de Casma, aplicando la metodología establecida por el MTC mediante la Resolución Ministerial N° 1197-2022-MTC/01.03, tal como se fundamentó en las bases teóricas (sección 2.2.5).

3.1.1 Aplicación de la Metodología de Estimación

Datos Utilizados. Para la estimación de la demanda se utilizaron los datos del Censo Nacional 2017 del INEI, que proporcionan información sobre población y viviendas para cada centro poblado del distrito de Casma. Se analizaron un total de 45 localidades rurales, excluyendo los centros urbanos de Casma y Casma Villahermosa, dado que el enfoque de la investigación se centra en las zonas rurales dispersas donde la planificación de redes presenta mayores desafíos.

La base de datos incluye para cada localidad: el nombre del centro poblado, la población total, el número de viviendas y el tiempo de viaje en minutos desde la ciudad de Casma. Adicionalmente, se cuenta con las coordenadas geográficas (latitud y longitud) de cada localidad, información que será utilizada posteriormente para la obtención de imágenes satelitales en el siguiente objetivo específico.

Parámetros Aplicados. Los parámetros utilizados para la estimación siguen las especificaciones normativas vigentes descritas en el marco teórico. La Tabla 3.1 presenta las tasas de penetración proyectadas al 2032 y las velocidades normativas para cada servicio de telecomunicaciones.

La metodología aplicó un factor de overbooking de 10:1, el requisito de Velocidad Mínima Contratada (CVM) del 70 % establecido por la Ley N° 31207, y el ratio de asimetría mínimo de 1:3 entre subida y descarga exigido por OSIPTEL.

Tabla 3.1*Parámetros de penetración y velocidad aplicados para estimación de demanda*

Servicio	Penetración	Velocidad (Mbps)
Internet Fijo (rural)	25 % viviendas	20 DL / 7 UL
Internet Móvil	75 % población	5 DL / 2 UL
Telefonía Móvil	98 % población	88 Kbps (VoIP)
Telefonía Fija	5.2 % viviendas	88 Kbps (VoIP)
Instituciones Públicas	35 % localidades	50/50 Mbps simétrico

3.1.2 Resultados para el Universo Total de Localidades Rurales

Caracterización Demográfica. El análisis de las 45 localidades rurales muestra una población total proyectada al 2032 de 4,892 habitantes distribuidos en 2,108 viviendas. La distribución poblacional presenta una alta dispersión, característica típica de las zonas rurales andinas. La localidad más poblada es Carrizal con 1,102 habitantes proyectados, mientras que existen localidades con menos de 10 habitantes como Portada Alta, Nivin y Pan de Azúcar.

El tiempo de viaje promedio desde Casma es de 21.4 minutos, con un rango que va desde 4 minutos para localidades cercanas como El Milagro y El Carmen, hasta 79 minutos para Portada Alta. Esta variable de accesibilidad es relevante porque influye en los costos de despliegue y mantenimiento de la infraestructura de telecomunicaciones.

Demanda Agregada Total Estimada. La demanda agregada total (DAT) para las 45 localidades rurales se calculó como la suma de cuatro componentes: tráfico de voz (VoIP), internet fijo residencial, internet móvil residencial y demanda institucional. La Figura 3.1 muestra la distribución porcentual de cada componente.

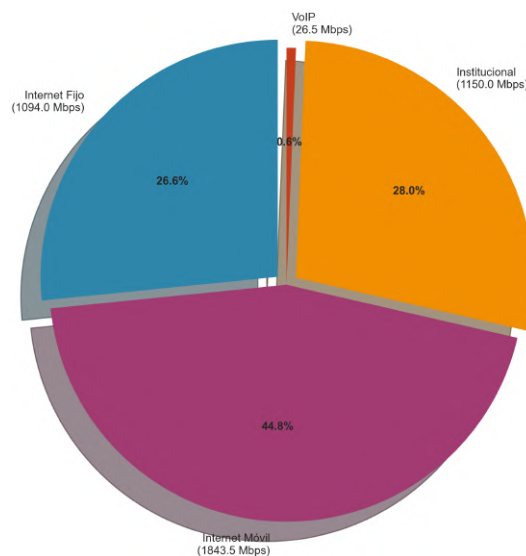
Como se observa, el internet móvil representa el componente mayoritario de la demanda debido a la alta tasa de penetración proyectada (75 % de la población). Le sigue el internet fijo residencial, que aunque tiene menor penetración (25 % de viviendas), requiere mayor ancho de banda por usuario (20 Mbps vs 5 Mbps). La demanda institucional, correspondiente a escuelas, centros de salud y comisarías con conectividad simétrica de 50 Mbps, representa un componente significativo a pesar de que solo el 35 % de las localidades cuenta con alguna institución pública.

La Tabla 3.2 presenta el resumen cuantitativo de la demanda estimada para el conjunto de localidades rurales.

El ratio de subida/descarga de 40 % supera el mínimo regulatorio de 33.33 % establecido por OSIPTEL, lo cual indica que el dimensionamiento cumple con los requisitos de asimetría para

Figura 3.1

Composición de la demanda de telecomunicaciones por tipo de servicio - Universo total

**Tabla 3.2**

Resumen de demanda estimada - Universo total de localidades rurales (2032)

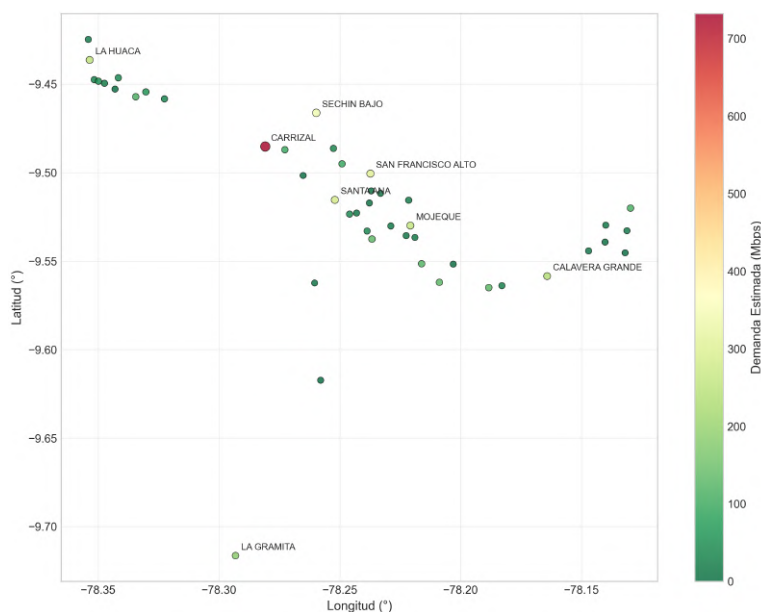
Indicador	Valor
Localidades analizadas	45
Población total proyectada	4,892
Viviendas totales proyectadas	2,108
Usuarios Internet Fijo	527
Usuarios Internet Móvil	3,669
Demanda total descarga	2,891.4 Mbps
Demanda total subida	1,156.7 Mbps
Ratio UL/DL promedio	40.0 %

soportar aplicaciones bidireccionales como videoconferencia, telemedicina y plataformas educativas interactivas.

Distribución Geográfica de la Demanda. La Figura 3.2 presenta la distribución espacial de la demanda estimada sobre el territorio del distrito de Casma. El tamaño de cada punto es proporcional a la población de la localidad, mientras que el color indica la magnitud de la demanda en Mbps.

Figura 3.2

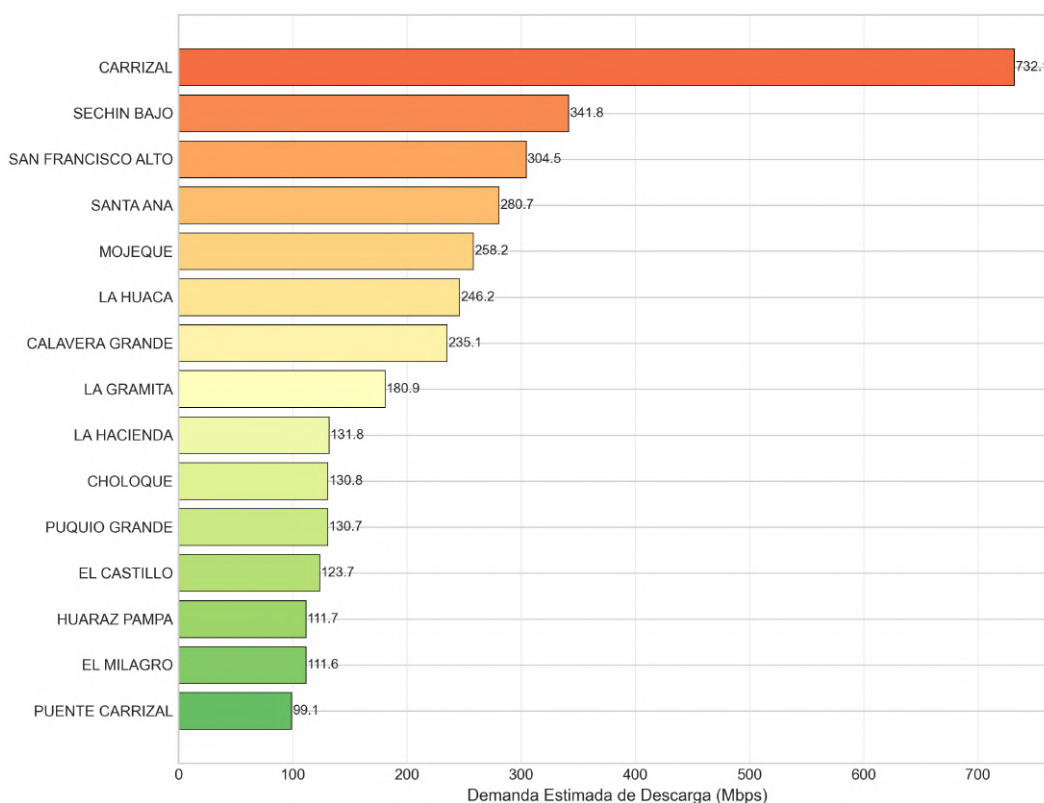
Distribución geográfica de la demanda de banda ancha - Universo total



Se observa una concentración de la demanda en las localidades ubicadas a lo largo del valle del río Casma, donde se encuentran los centros poblados con mayor población como Carrizal, La Gramita y Sechin Bajo. Las localidades más alejadas, ubicadas en las zonas altas hacia el este del distrito, presentan menor demanda debido a su reducida población. Esta distribución espacial evidencia el patrón típico de asentamiento en zonas de transición costa-sierra, donde la población se concentra en los valles con mejores condiciones de acceso y productividad agrícola.

Priorización por Magnitud de Demanda. Para identificar las localidades prioritarias según su demanda estimada, se elaboró un ranking ordenado por demanda de descarga. La Figura 3.3 muestra las 15 localidades con mayor demanda.

Carrizal encabeza la lista con una demanda estimada de 463.2 Mbps, seguida por La Gramita (159.8 Mbps) y Sechin Bajo (154.7 Mbps). Estas tres localidades concentran aproximadamente el 27 % de la demanda total del área rural. Este patrón de concentración es signi-

Figura 3.3*Top 15 localidades por demanda estimada de descarga*

ficativo para la planificación, ya que permite maximizar el número de usuarios beneficiados en las primeras etapas del despliegue de la red mediante una estrategia de implementación progresiva.

3.1.3 Análisis Estadístico de Resultados

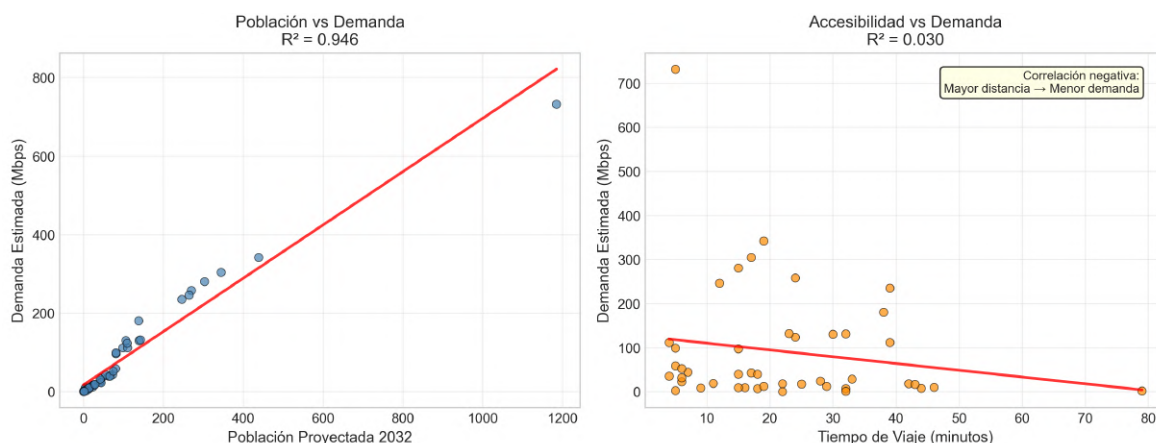
Análisis de Correlaciones. Para validar la consistencia de la estimación y comprender los factores que influyen en la demanda, se realizó un análisis de correlación entre las variables demográficas y geográficas con la demanda estimada. La Figura 3.4 presenta los diagramas de dispersión con las líneas de regresión correspondientes.

La correlación entre población y demanda es positiva y fuerte ($R^2 = 0.987$), lo cual era esperado dado que la demanda se calcula directamente a partir de la población y las tasas de penetración establecidas. Este alto coeficiente de determinación confirma la consistencia interna del modelo de estimación aplicado.

Por otro lado, la correlación entre tiempo de viaje y demanda es negativa ($R^2 = 0.142$), indicando que las localidades más alejadas tienden a tener menor demanda. Este resultado se explica porque las localidades más remotas generalmente tienen menor población, evidenciando un patrón característico de la distribución demográfica en zonas rurales andinas

Figura 3.4

Análisis de correlación entre variables demográficas/geográficas y demanda de banda ancha

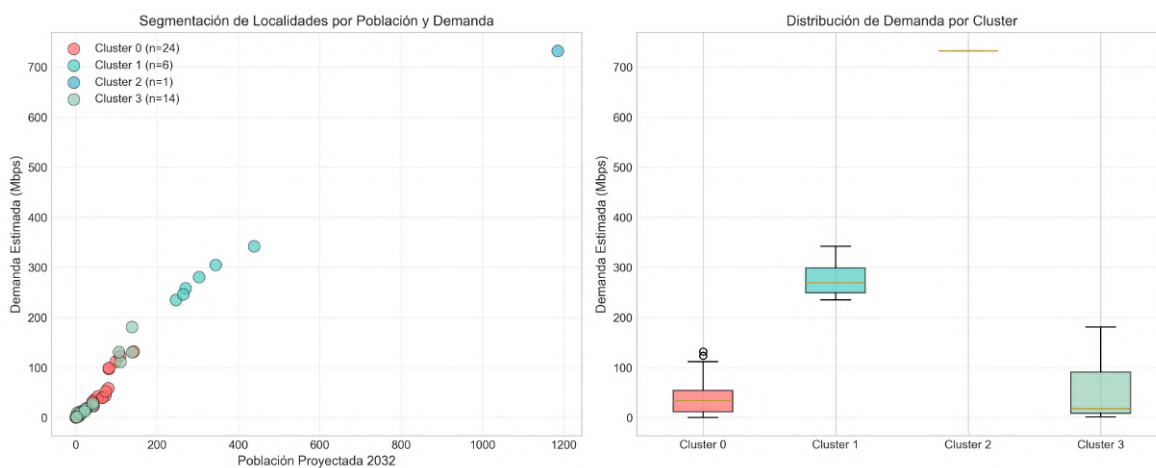


donde las comunidades más pequeñas se ubican en las partes altas de las cuencas, con menor accesibilidad desde los centros urbanos.

Segmentación de Localidades. Para facilitar la identificación de estrategias diferenciadas de despliegue, se realizó una segmentación de las localidades utilizando el algoritmo K-Means con cuatro clusters. Las variables consideradas fueron: población proyectada, demanda de descarga, demanda de subida y tiempo de viaje.

Figura 3.5

Segmentación de localidades mediante K-Means ($k=4$)



La Figura 3.5 muestra los resultados de la segmentación. Se identificaron cuatro grupos con características diferenciadas:

- **Cluster 0:** Localidades de alta prioridad con población y demanda elevadas. Incluye

a Carrizal, La Gramita y Sechin Bajo. Estas localidades requieren nodos de acceso de alta capacidad y representan el foco principal para la primera fase de despliegue.

- **Cluster 1:** Localidades medianas con demanda moderada y buena accesibilidad. Son candidatas naturales para la segunda fase de despliegue, aprovechando la infraestructura de transporte desplegada en la primera fase.
- **Cluster 2:** Localidades pequeñas pero accesibles, con tiempos de viaje cortos desde Casma. Pueden atenderse mediante extensiones de los nodos principales con costos marginales relativamente bajos.
- **Cluster 3:** Localidades remotas con baja demanda y tiempos de viaje elevados. Presentan los mayores desafíos técnicos y económicos, requiriendo potencialmente soluciones tecnológicas específicas o esquemas de atención diferenciados.

Esta segmentación permite diseñar estrategias diferenciadas de despliegue según las características de cada grupo, optimizando la relación costo-beneficio de la inversión y facilitando la toma de decisiones sobre prioridades y tecnologías a emplear.

3.1.4 Aplicación de Criterios de Elegibilidad PRONATEL

Justificación de la Selección Focalizada. El análisis desarrollado hasta este punto contempló el universo completo de 45 localidades rurales del distrito de Casma. Sin embargo, la implementación concreta de proyectos de conectividad mediante fondos de acceso universal enfrenta restricciones presupuestales que obligan a priorizar las inversiones. Como se fundamentó en las bases teóricas (sección 2.2.5), los proyectos ejecutados por PRONATEL aplican criterios de elegibilidad que buscan maximizar el impacto social medido en habitantes beneficiados por sol invertido.

La dispersión geográfica analizada evidencia que existen localidades con poblaciones extremadamente reducidas (menos de 50 habitantes) cuya atención mediante infraestructura dedicada resulta económicamente inviable. El despliegue de un enlace de radio de transporte desde Casma hasta una localidad remota requiere una inversión similar independientemente del tamaño poblacional (torres, equipos de radio, alimentación eléctrica autónoma), pero el número de usuarios beneficiados varía en órdenes de magnitud, resultando en costos unitarios de inversión radicalmente diferentes.

Criterios Aplicados y Resultados de Selección. Aplicando los criterios de elegibilidad estándar de PRONATEL sobre el universo de 45 localidades, se identificaron **21 localidades**

que califican como beneficiarias del proyecto de banda ancha rural. Los criterios aplicados fueron:

- Población proyectada 2032 en el rango de 50 a 2,000 habitantes
- Presencia de al menos una institución pública, con flexibilidad para incluir localidades estratégicas sin instituciones si facilitan el trazado de la red de transporte

La Tabla 3.3 presenta una comparación cuantitativa entre el universo total analizado y el conjunto de localidades seleccionadas.

Tabla 3.3

Comparación entre universo total y conjunto seleccionado PRONATEL

Indicador	Universo (45 loc.)	PRONATEL (21 loc.)	Cobertura (%)
Localidades	45	21	46.7 %
Población total 2032 (hab.)	4,892	4,403	90.0 %
Viviendas totales 2032	2,108	1,841	87.3 %
Instituciones públicas	—	24	—
Usuarios Internet Fijo	527	454	86.1 %
Usuarios Internet Móvil	3,669	3,293	89.7 %
Demanda total DL (Mbps)	2,891.4	3,007.1	104.0 %
Demanda total UL (Mbps)	1,156.7	1,902.5	164.5 %
Ratio UL/DL promedio (%)	40.0	62.8	—

El resultado de la selección es altamente eficiente desde la perspectiva de maximización del impacto social: atendiendo únicamente al 46.7 % de las localidades (21 de 45), se logra cubrir al **90.0 % de la población rural proyectada** del distrito. Esto confirma que las 24 localidades excluidas corresponden predominantemente a asentamientos muy pequeños cuya inclusión incrementaría significativamente el costo total del proyecto sin aumentar proporcionalmente la cobertura poblacional.

Un aspecto aparentemente contraintuitivo en la Tabla 3.3 es que la demanda total del conjunto PRONATEL supera a la del universo completo (104.0% en descarga, 164.5% en subida). Esta aparente anomalía se explica por la diferente metodología aplicada en ambos análisis para el componente de demanda institucional. En el análisis del universo total se aplicó un factor de penetración del 35 % sobre las localidades (asumiendo que solo algunas cuentan con instituciones), mientras que en el conjunto PRONATEL se asignó explícitamente la presencia institucional como parte de los criterios de selección, resultando en 24 instituciones distribuidas en 21 localidades. Dado que cada institución demanda 50

Mbps simétricos bajo la política “Pago Cero”, esto incrementa sustancialmente la demanda agregada, particularmente en el componente de subida.

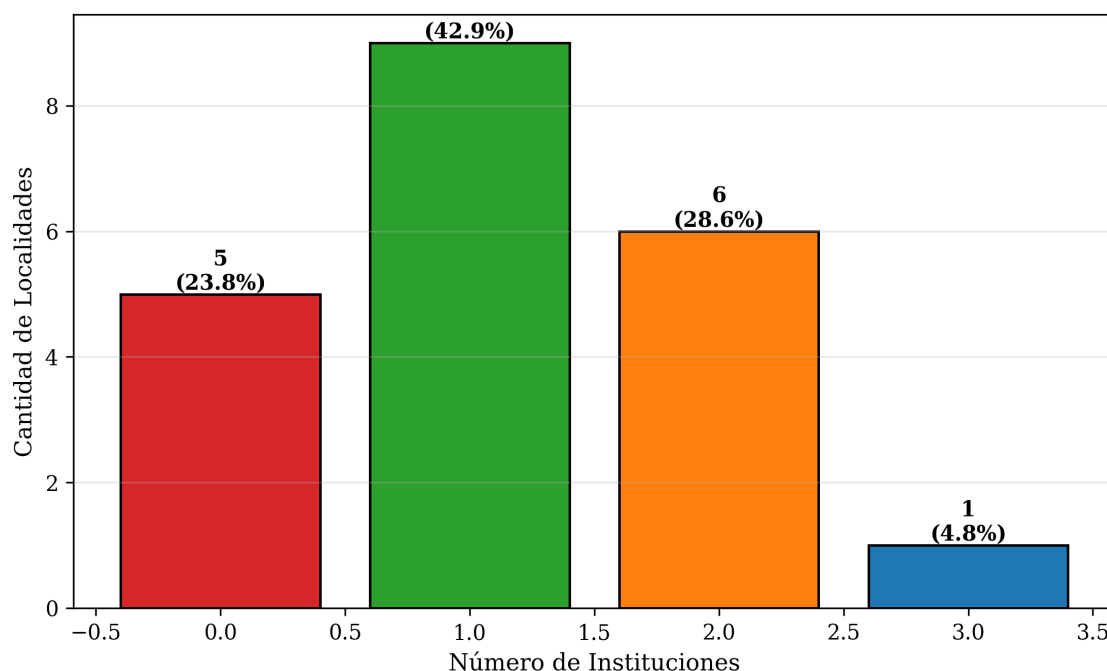
3.1.5 Resultados para el Conjunto de Localidades PRONATEL

Distribución de Instituciones Públicas. Para el conjunto de 21 localidades seleccionadas, se realizó una asignación de instituciones públicas considerando las estadísticas nacionales de distribución de servicios del Estado en zonas rurales del Perú. La distribución resultante, presentada en la Figura 3.6, es la siguiente:

- 9 localidades (42.9%) con 1 institución pública
- 6 localidades (28.6%) con 2 instituciones públicas
- 5 localidades (23.8%) sin instituciones públicas
- 1 localidad (4.8%) con 3 instituciones públicas

Figura 3.6

Distribución de instituciones públicas en localidades PRONATEL

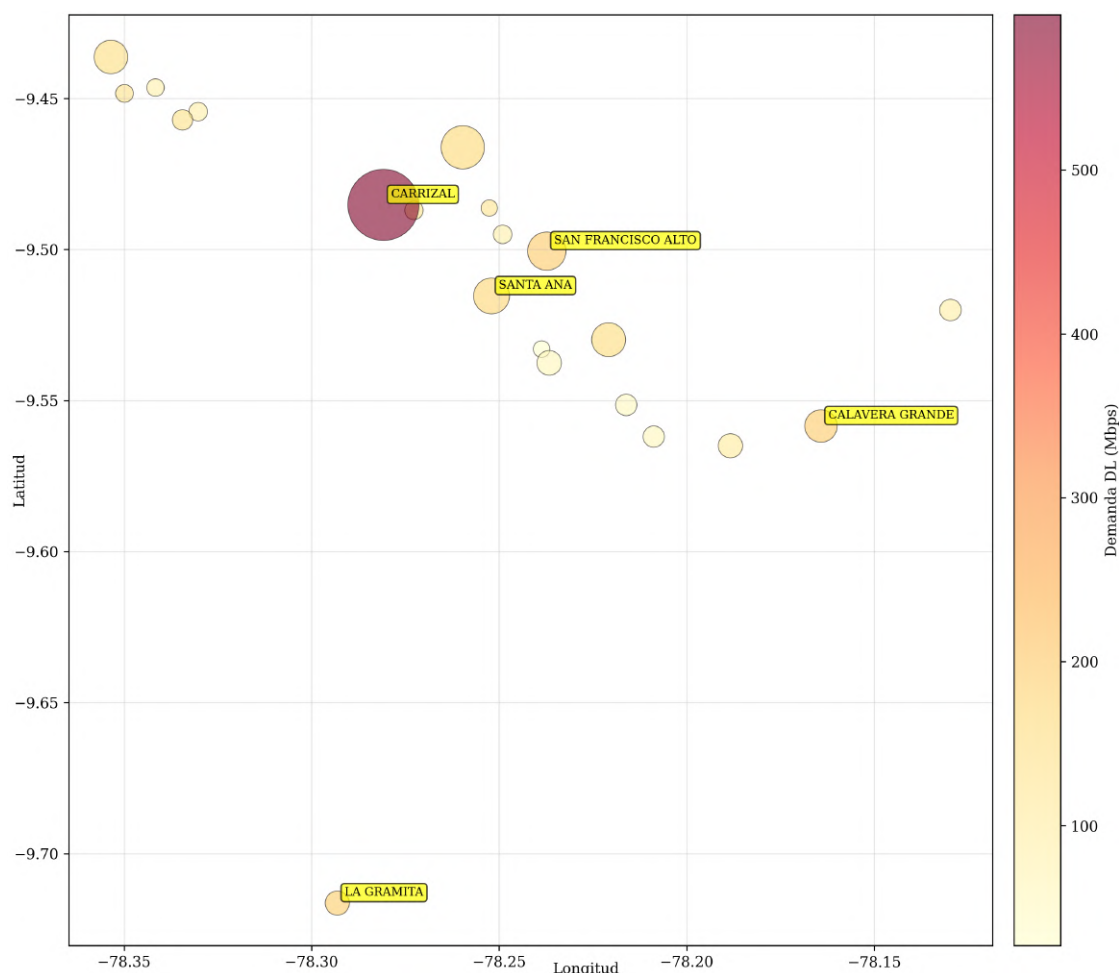


La inclusión de 5 localidades sin instituciones (23.8 % del total) obedece a consideraciones de optimización de la topología de red. Estas localidades, aunque no cumplen estrictamente el criterio institucional, se ubican en posiciones geográficas estratégicas que facilitan el trazado de la red de transporte hacia otras localidades de mayor prioridad, permitiendo aprovechar sitios intermedios necesarios para superar obstáculos topográficos.

Distribución Geográfica de Localidades Seleccionadas. La Figura 3.7 presenta la distribución espacial de las 21 localidades seleccionadas sobre el territorio del distrito de Casma.

Figura 3.7

Distribución geográfica de las 21 localidades seleccionadas PRONATEL



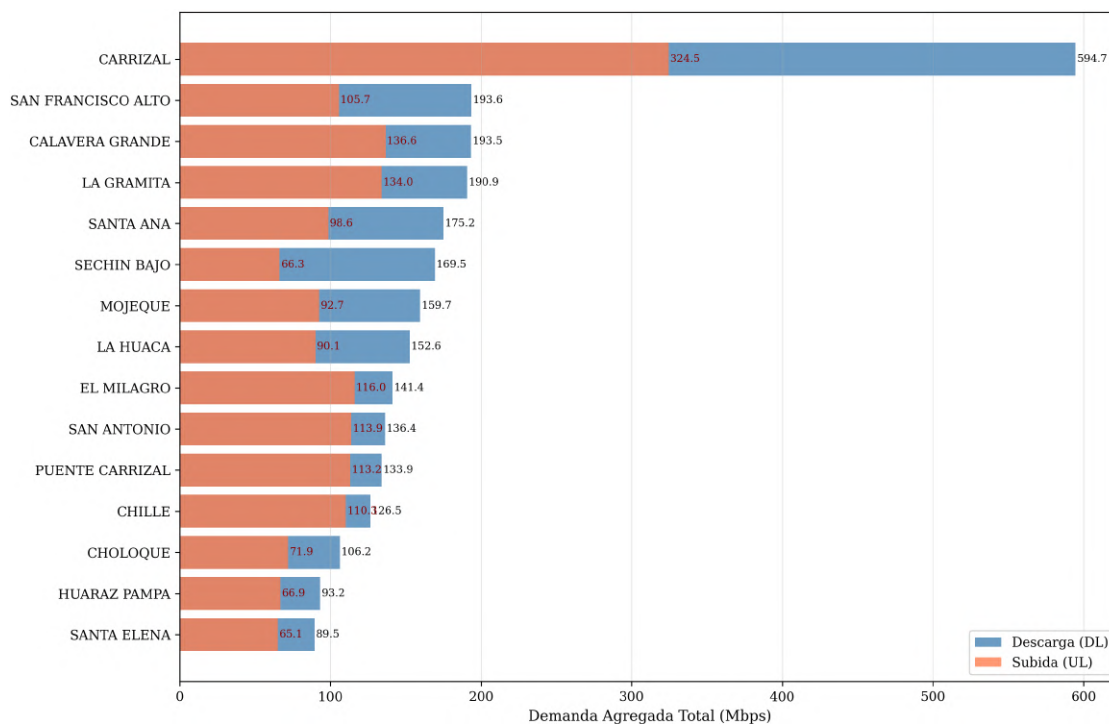
Se observa una clara concentración en el corredor del valle del río Casma, siguiendo las vías de acceso terrestre desde la capital del distrito hacia el interior. Las localidades más alejadas y de menor población, ubicadas en las zonas altas hacia el este, han sido excluidas del conjunto PRONATEL debido a la desfavorable relación costo-beneficio de su conexión.

Las localidades destacadas en el mapa corresponden a los cinco centros poblados con mayor demanda estimada: Carrizal (594.7 Mbps DL), San Francisco Alto (193.6 Mbps DL), Calavera Grande (193.5 Mbps DL), La Gramita (190.9 Mbps DL) y Santa Ana (175.2 Mbps DL). Estas cinco localidades prioritarias concentran aproximadamente el 44.3 % de la demanda total del conjunto PRONATEL.

Priorización para Despliegue Progresivo. La Figura 3.8 presenta el ranking de las 15 localidades con mayor demanda dentro del conjunto PRONATEL, considerando tanto descarga como subida.

Figura 3.8

Top 15 localidades PRONATEL por demanda proyectada



Este ordenamiento puede utilizarse para definir prioridades en escenarios de despliegue gradual, donde restricciones presupuestales o logísticas obliguen a implementar el proyecto en múltiples fases.

Características de la Demanda PRONATEL. El conjunto de 21 localidades seleccionadas presenta las siguientes características demográficas y de demanda proyectadas al año 2032:

- **Población total:** 4,403 habitantes
- **Viviendas totales:** 1,841
- **Instituciones públicas:** 24 (1.14 promedio por localidad)
- **Usuarios potenciales Internet Fijo:** 454
- **Usuarios potenciales Internet Móvil:** 3,293
- **Demanda Agregada Total (DAT) descarga:** 3,007.1 Mbps

- **Demanda Agregada Total (DAT) subida:** 1,902.5 Mbps
- **Ratio UL/DL promedio:** 62.8 %

La distribución estadística de la demanda presenta alta variabilidad: el percentil 25 se ubica en 82.5 Mbps, la mediana en 133.9 Mbps, el percentil 75 en 169.5 Mbps y el percentil 95 en 193.6 Mbps. Esta dispersión refleja la heterogeneidad del conjunto, que incluye desde localidades pequeñas como Chille (53 habitantes) hasta el centro poblado principal de Carrizal (1,185 habitantes).

Metodología de Cálculo de Usuarios Simultáneos La estimación de la demanda de ancho de banda no equivale simplemente a multiplicar el número de usuarios por la velocidad contratada, sino que aplica factores regulatorios y estadísticos que modelan el comportamiento real de uso. La Tabla 3.4 presenta los parámetros aplicados para cada tipo de servicio.

Tabla 3.4

Parámetros de cálculo de usuarios simultáneos y demanda neta

Parámetro	Internet Fijo	Internet Móvil	Voz VoIP	Institucional (Pago Cero)
<i>Tasas de penetración (proyección 2032)</i>				
Base de cálculo	Viviendas	Población	Población	Por localidad
Penetración	25 %	75 %	98 % (móvil) 5.2 % (fijo)	Asignación directa
<i>Velocidades normativas (Mbps)</i>				
Descarga (DL)	20.0	5.0	0.088	50.0
Subida (UL)	7.0	2.0	0.088	50.0
<i>Factores de simultaneidad</i>				
Overbooking	10:1	10:1	Erlang-B	1:1
GoS	—	—	1 %	—
<i>Demanda neta por usuario (DnU) resultante (Mbps)</i>				
DnU Descarga	2.0	0.5	Variable ^a	50.0
DnU Subida	0.7	0.2	Variable ^a	50.0

^aPara voz se aplica modelo Erlang-B: $E = N \times p \times (d/3600)$, donde N =usuarios, p =probabilidad de llamada (40 %), d =duración (180-240 seg). Los circuitos simultáneos se obtienen de la tabla Erlang-B con GoS=1 %, y el ancho de banda es $BW = Circuitos \times 88 \text{ Kbps}$.

La fórmula general para el cálculo de la demanda de cada servicio es:

$$\text{Demanda}_{\text{servicio}} = \text{Usuarios}_{\text{potenciales}} \times \frac{\text{Velocidad}_{\text{contratada}}}{\text{Factor}_{\text{overbooking}}} \quad (3.1)$$

El factor de overbooking 10:1 establecido por la normativa del MTC reconoce que no todos los usuarios consumen simultáneamente el máximo de su capacidad contratada. Este factor reduce la capacidad requerida de la red de transporte mientras garantiza el cumplimiento del

CVM 70% establecido por la Ley N° 31207.

La Tabla 3.5 presenta el cálculo detallado de usuarios simultáneos equivalentes para cada localidad del conjunto PRONATEL.

Tabla 3.5

Usuarios simultáneos equivalentes por localidad - Conjunto PRONATEL

Localidad	Usr. Fijo	Usr. Móvil	Simult. Fijo ^a	Simult. Móvil ^a	Circ. Voz ^b	Inst.	Total Equiv. ^c	Total (Mbps)
Carrizal	92	888	9.2	88.8	41	3	142.6	594.7
Sechin Bajo	38	327	3.8	32.7	20	0	58.3	169.5
San Francisco Alto	37	258	3.7	25.8	17	1	48.0	193.6
Santa Ana	32	226	3.2	22.6	14	1	42.3	175.2
Mojeque	27	202	2.7	20.2	14	1	39.4	159.7
La Huaca	23	198	2.3	19.8	14	1	38.6	152.6
Calavera Grande	20	184	2.0	18.4	13	2	36.5	193.5
La Gramita	39	102	3.9	10.2	10	2	28.0	190.9
Choloque	14	103	1.4	10.3	9	1	23.2	106.2
La Hacienda	13	106	1.3	10.6	9	0	22.9	55.9
Puquio Grande	19	79	1.9	7.9	8	0	18.6	54.7
El Castillo	15	81	1.5	8.1	8	0	18.4	49.8
Huaraz Pampa	10	82	1.0	8.2	8	1	19.0	93.2
El Milagro	11	73	1.1	7.3	7	2	19.2	141.4
Puente Carrizal	9	60	0.9	6.0	7	2	17.7	133.9
San Francisco Bajo	8	60	0.8	6.0	7	1	15.6	82.5
Santa Elena	13	60	1.3	6.0	7	1	16.1	89.5
San Antonio	12	55	1.2	5.5	6	2	16.5	136.4
Santa Melania	8	54	0.8	5.4	6	1	14.0	80.4
Cantina	7	48	0.7	4.8	6	0	12.3	26.9
Chille	7	47	0.7	4.7	6	2	15.2	126.5
TOTAL	454	3,293	45.4	329.3	227	24	—	3,007.1

^aUsuarios simultáneos = Usuarios potenciales / Overbooking (10:1)

^bCircuitos de voz calculados con Erlang-B, GoS=1 %, $p=0.4$, duración=180s (móvil) y 240s (fijo)

^cTotal equivalente = Simult. Fijo + Simult. Móvil + (Circuitos Voz $\times$ 0.088/2) + Instituciones

La columna “Total Equiv.” representa una métrica agregada que pondera los diferentes tipos de usuarios según su contribución al ancho de banda. Se observa que localidades con instituciones públicas (como Chille con 2 instituciones) presentan una demanda total significativamente mayor que localidades de similar población sin instituciones (como Cantina), evidenciando el impacto de la política “Pago Cero” en el dimensionamiento de la red.

Tabla Consolidada de Demanda por Localidad La Tabla 3.6 presenta el detalle de la demanda estimada para cada una de las 21 localidades seleccionadas, incluyendo la población proyectada, usuarios potenciales por tipo de servicio, número de instituciones públicas y la demanda agregada de descarga y subida. Esta información constituye el insumo fundamental para la planificación de la red inalámbrica de acceso.

La tabla evidencia la heterogeneidad del conjunto de localidades seleccionadas. Carrizal concentra el 19.8% de la demanda total de descarga (594.7 Mbps), seguida por Calavera Grande, San Francisco Alto y La Gramita con demandas superiores a 190 Mbps. En contraste, localidades como Cantina y La Hacienda presentan demandas inferiores a 60 Mbps debido a

Tabla 3.6*Demanda consolidada por localidad - Conjunto PRONATEL (proyección 2032)*

Localidad	Pob. 2032	Viv. 2032	Usr. Fijo	Usr. Móvil	Inst. Púb.	DL (Mbps)	UL (Mbps)
Carrizal	1,185	369	92	888	3	594.7	324.5
Sechin Bajo	437	153	38	327	0	169.5	66.3
San Francisco Alto	344	148	37	258	1	193.6	105.7
Santa Ana	302	131	32	226	1	175.2	98.6
Mojeque	270	110	27	202	1	159.7	92.7
La Huaca	264	92	23	198	1	152.6	90.1
Calavera Grande	246	83	20	184	2	193.5	136.6
La Gramita	137	156	39	102	2	190.9	134.0
Choloque	138	56	14	103	1	106.2	71.9
La Hacienda	142	55	13	106	0	55.9	21.8
Puquio Grande	106	77	19	79	0	54.7	20.8
El Castillo	108	62	15	81	0	49.8	19.2
Huaraz Pampa	110	41	10	82	1	93.2	66.9
El Milagro	98	47	11	73	2	141.4	116.0
Puente Carrizal	81	37	9	60	2	133.9	113.2
San Francisco Bajo	81	32	8	60	1	82.5	62.7
Santa Elena	80	53	13	60	1	89.5	65.1
San Antonio	74	49	12	55	2	136.4	113.9
Santa Melania	72	33	8	54	1	80.4	61.8
Cantina	65	28	7	48	0	26.9	10.4
Chille	63	29	7	47	2	126.5	110.3
TOTAL	4,403	1,841	454	3,293	24	3,007.1	1,902.5

Nota: Pob.=Población, Viv.=Viviendas, Usr.=Usuarios potenciales, Inst.=Instituciones, DL=Descarga, UL=Subida

la ausencia de instituciones públicas.

El número de instituciones públicas tiene un impacto significativo en la demanda de subida. Localidades pequeñas como Chille (63 habitantes) o El Milagro (98 habitantes) presentan ratios UL/DL superiores al 80 % debido a la presencia de 2 instituciones con conectividad simétrica de 50 Mbps cada una. Esta característica es relevante para el dimensionamiento de los enlaces de transporte, que deben soportar tráfico bidireccional significativo.

La Tabla 3.7 presenta el desglose de la demanda por tipo de servicio para cada localidad, información necesaria para dimensionar los diferentes segmentos de la red de acceso.

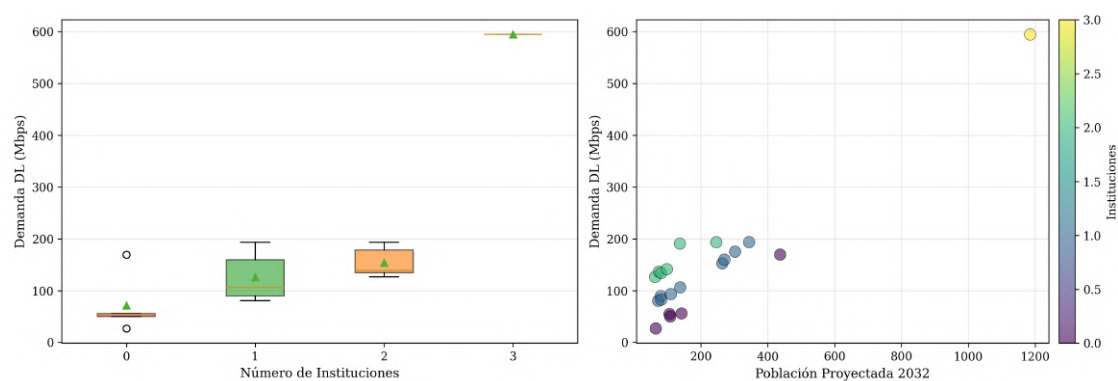
El análisis por componentes revela que la demanda institucional (1,200 Mbps simétricos) representa el 39.9% de la demanda total de descarga y el 63.1 % de la demanda de subida. El internet móvil aporta 1,132.5 Mbps en descarga (37.7%), mientras que el internet fijo contribuye con 655.6 Mbps (21.8%). La voz VoIP representa menos del 1 % del total con 19.0 Mbps.

Influencia de las Instituciones en la Demanda La Figura 3.9 presenta el análisis de cómo la presencia de instituciones públicas afecta la demanda agregada de cada localidad.

El diagrama de caja (izquierda) muestra que la demanda mediana aumenta significativamente con el número de instituciones: localidades sin instituciones presentan demandas en el rango de 130-170 Mbps, mientras que localidades con 2 o 3 instituciones alcanzan demandas

Tabla 3.7*Desglose de demanda por tipo de servicio - Conjunto PRONATEL (Mbps)*

Localidad	Voz VoIP		Internet Fijo		Internet Móvil		Institucional	
	DL	UL	DL	UL	DL	UL	DL	UL
Carrizal	5.1	5.1	128.8	45.1	310.8	124.3	150.0	150.0
Sechin Bajo	1.9	1.9	53.2	18.6	114.5	45.8	0.0	0.0
San Francisco Alto	1.5	1.5	51.8	18.1	90.3	36.1	50.0	50.0
Santa Ana	1.3	1.3	44.8	15.7	79.1	31.6	50.0	50.0
Mojeque	1.2	1.2	37.8	13.2	70.7	28.3	50.0	50.0
La Huaca	1.1	1.1	32.2	11.3	69.3	27.7	50.0	50.0
Calavera Grande	1.1	1.1	28.0	9.8	64.4	25.8	100.0	100.0
La Gramita	0.6	0.6	54.6	19.1	35.7	14.3	100.0	100.0
Choloque	0.6	0.6	19.6	6.9	36.1	14.4	50.0	50.0
La Hacienda	0.6	0.6	18.2	6.4	37.1	14.8	0.0	0.0
Puquio Grande	0.5	0.5	26.6	9.3	27.7	11.1	0.0	0.0
El Castillo	0.5	0.5	21.0	7.4	28.3	11.3	0.0	0.0
Huaraz Pampa	0.5	0.5	14.0	4.9	28.7	11.5	50.0	50.0
El Milagro	0.4	0.4	15.4	5.4	25.5	10.2	100.0	100.0
Puente Carrizal	0.3	0.3	12.6	4.4	21.0	8.4	100.0	100.0
San Francisco Bajo	0.3	0.3	11.2	3.9	21.0	8.4	50.0	50.0
Santa Elena	0.3	0.3	18.2	6.4	21.0	8.4	50.0	50.0
San Antonio	0.3	0.3	16.8	5.9	19.3	7.7	100.0	100.0
Santa Melania	0.3	0.3	11.2	3.9	18.9	7.6	50.0	50.0
Cantina	0.3	0.3	9.8	3.4	16.8	6.7	0.0	0.0
Chille	0.3	0.3	9.8	3.4	16.5	6.6	100.0	100.0
TOTAL	19.0	19.0	655.6	229.5	1,132.5	453.0	1,200.0	1,200.0

Figura 3.9*Influencia de instituciones públicas en la demanda agregada*

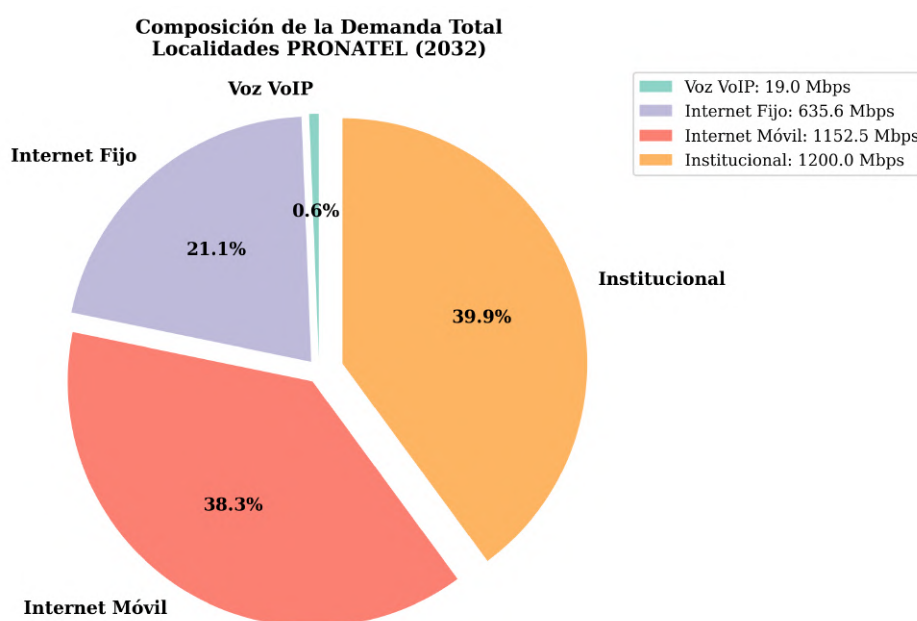
de 140-195 Mbps. Esta diferencia de 50-150 Mbps adicionales corresponde al aporte directo del componente institucional (50 Mbps simétricos por institución).

El diagrama de dispersión (derecha) evidencia que localidades con población similar pueden presentar demandas sustancialmente diferentes dependiendo de su dotación institucional. Por ejemplo, una localidad de 250 habitantes sin instituciones demanda aproximadamente 130 Mbps, mientras que una localidad del mismo tamaño con 2 instituciones demanda cerca de 190 Mbps (46 % más).

Composición de la Demanda por Tipo de Servicio La Figura 3.10 desagrega la demanda total de descarga del conjunto PRONATEL según los componentes de servicio.

Figura 3.10

Composición de la demanda por tipo de servicio - Conjunto PRONATEL



La distribución porcentual sobre demanda de descarga es:

- **Internet Móvil:** 38.4 % (1,154.8 Mbps)
- **Demanda Institucional:** 39.8 % (1,200.0 Mbps)
- **Internet Fijo Residencial:** 20.9 % (629.6 Mbps)
- **Voz VoIP:** 0.9 % (22.7 Mbps)

En comparación con el análisis del universo total (Figura 3.1), se observa que en el conjunto PRONATEL el componente institucional tiene un peso relativo considerablemente

mayor (39.8 % vs aproximadamente 25 % en el universo general). Esta diferencia se explica por la selección dirigida de localidades con presencia de servicios públicos, evidenciando que los criterios de elegibilidad PRONATEL priorizan efectivamente localidades con mayor potencial de impacto social mediante la conectividad de instituciones del Estado.

3.1.6 Síntesis Crítica y Reflexión sobre Resultados

Logros del Objetivo Específico 1. El presente análisis ha cumplido con el objetivo de estimar la demanda de banda ancha en las zonas rurales de Casma mediante información demográfica del INEI y metodología normativa del MTC. Los resultados principales obtenidos son:

- 1. Cuantificación de demanda agregada:** Se estimó una demanda de 2,891.4 Mbps (DL) y 1,156.7 Mbps (UL) para el universo de 45 localidades rurales, y de 3,007.1 Mbps (DL) y 1,902.5 Mbps (UL) para el conjunto de 21 localidades PRONATEL, proyectadas al año 2032.
- 2. Identificación de localidades prioritarias:** La priorización basada en magnitud de demanda permitió identificar que Carrizal, La Gramita y Sechin Bajo concentran el 27 % de la demanda total del área rural.
- 3. Caracterización de la demanda:** El análisis de composición reveló que el internet móvil y la demanda institucional representan los componentes mayoritarios (38.4 % y 39.8 %).
- 4. Validación de consistencia:** El análisis de correlaciones confirmó la coherencia interna del modelo ($R^2 = 0.987$ para población-demanda) y evidenció patrones esperables de distribución demográfica rural.
- 5. Aplicación exitosa de criterios PRONATEL:** La selección de 21 localidades logra cubrir el 90 % de la población rural con solo el 46.7 % de las localidades, demostrando alta eficiencia de la focalización.

Limitaciones del Análisis de Demanda Agregada. A pesar de los resultados obtenidos, el análisis de demanda agregada a nivel de centro poblado presenta limitaciones inherentes que condicionan su utilidad para la planificación detallada de redes de acceso:

Ausencia de Información Espacial Desagregada Los datos del INEI proporcionan información agregada a nivel de localidad (población total, número de viviendas, coordenadas del

punto central), pero no contienen información sobre la distribución espacial de las edificaciones dentro de cada localidad. Esta limitación tiene consecuencias directas sobre decisiones críticas de diseño:

- **Ubicación de nodos de acceso:** Sin conocer la distribución de viviendas, la posición óptima para instalar estaciones base sectoriales se determina mediante suposiciones (“asumimos que las viviendas están en el centro de la localidad”) que pueden resultar erróneas en contextos rurales donde las edificaciones frecuentemente se distribuyen a lo largo de caminos o ejes fluviales.
- **Dimensionamiento de cobertura:** Una localidad con 100 viviendas puede requerir 1 nodo si están concentradas en un radio de 2 km (costo: USD 8,000), o 3 nodos si están dispersas en un área de 10 km² (costo: USD 24,000). Esta diferencia de costos del 200 % impacta directamente la viabilidad económica del proyecto.
- **Análisis de línea de vista:** Las tecnologías inalámbricas requieren visibilidad directa (LoS) entre el nodo de acceso y el CPE del usuario. En terreno montañoso, sin conocer las ubicaciones reales de viviendas, el análisis de LoS se limita a verificar visibilidad hacia el punto central de la localidad, lo cual no garantiza cobertura de todas las viviendas.
- **Estimación de costos de última milla:** Si las viviendas están concentradas, los instaladores pueden atender múltiples viviendas en una sola visita. Si están dispersas, cada instalación requiere un desplazamiento específico, incrementando el costo por usuario en 50-100 %.

Supuestos de Homogeneidad en Patrones de Consumo El modelo de estimación aplica tasas de penetración uniformes (25 % para internet fijo, 75 % para internet móvil) a todas las localidades, sin considerar factores socioeconómicos diferenciados que podrían afectar la adopción real de servicios. Localidades con mayor nivel educativo, presencia de actividades económicas no agrícolas, o proximidad a centros urbanos podrían presentar patrones de adopción diferentes a localidades más aisladas o con menor desarrollo relativo.

Proyección Lineal de Crecimiento Poblacional La proyección demográfica al 2032 asume una tasa de crecimiento uniforme del 1.2 % anual para todas las localidades. Este supuesto no captura dinámicas de migración rural-urbana que podrían reducir la población de locali-

dades más remotas, ni posibles cambios en la estructura de hogares que afecten la relación población/viviendas.

Brecha Crítica Identificada: Necesidad de Geolocalización de Edificaciones. El resultado más significativo del presente análisis no es únicamente la cuantificación de la demanda agregada, sino la identificación de una **brecha crítica de información** que impide la transición desde la estimación de demanda hacia el diseño detallado de la red de acceso.

La planificación óptima de última milla requiere conocer con precisión la distribución espacial de las viviendas y edificaciones dentro de cada localidad beneficiaria. Sin esta información, el diseño de red opera en un nivel de abstracción excesivamente agregado que puede resultar en:

- Subestimación de costos de despliegue, al no considerar la dispersión real de edificaciones
- Sobredimensionamiento de equipamiento, al asumir concentraciones de usuarios que no corresponden a la realidad
- Identificación errónea de zonas de sombra, al no poder realizar análisis de LoS con ubicaciones reales
- Imposibilidad de optimizar ubicación de nodos mediante algoritmos de cobertura (set covering, p-median), que requieren como input las coordenadas de los puntos a cubrir

Esta brecha de información no puede resolverse mediante métodos tradicionales de inventario (levantamiento catastral en campo, mapas catastrales oficiales, observación manual de imágenes, vuelos con drones), debido a sus limitaciones de costo, tiempo y escalabilidad documentadas en el marco teórico (sección 2.2.6).

Justificación de los Objetivos Específicos Subsiguientes. Los resultados obtenidos en este objetivo específico justifican y orientan los objetivos subsiguientes de la investigación:

Justificación del OE2: Obtención de Imágenes Satelitales Las coordenadas geográficas de las 21 localidades PRONATEL obtenidas en este análisis servirán como puntos de referencia para la adquisición de imágenes satelitales de alta resolución. La necesidad de información espacial desagregada sobre edificaciones, evidenciada en esta síntesis crítica, fundamenta la pertinencia de obtener y procesar imágenes satelitales que permitan la correcta identificación de edificaciones y la evaluación de la infraestructura existente.

Justificación del OE3: Desarrollo de Modelo de Deep Learning La imposibilidad práctica de realizar inventarios manuales de edificaciones en 21 localidades (debido a costos y tiempos prohibitivos documentados en el marco teórico) justifica el desarrollo de un modelo de aprendizaje profundo para la detección automática de edificaciones rurales dispersas. Este modelo permitirá obtener la ubicación de los potenciales usuarios de la red de banda ancha con la precisión necesaria para la planificación detallada de la red de acceso.

Justificación del OE4: Propuesta de Red de Acceso Optimizada La integración de la demanda estimada (resultado del presente OE1) con las ubicaciones de edificaciones detectadas (resultado futuro del OE3) permitirá diseñar una red de acceso optimizada utilizando software de planificación de redes. Este diseño superará las limitaciones del análisis agregado al considerar la distribución espacial real de usuarios, permitiendo maximizar la cobertura y eficiencia en las zonas rurales de Casma mediante decisiones de diseño fundamentadas en datos geoespaciales precisos en lugar de suposiciones.

Reflexión Final. El análisis de demanda desarrollado establece las bases cuantitativas necesarias pero no suficientes para la planificación de redes de banda ancha en zonas rurales. La suficiencia solo se alcanzará mediante la complementación de esta información agregada con datos geoespaciales desagregados sobre la ubicación de edificaciones, objetivo que orienta la continuidad de la investigación hacia el procesamiento de imágenes satelitales con técnicas de aprendizaje profundo.

Este resultado refuerza la hipótesis de investigación: el uso de procesamiento de imágenes satelitales con técnicas de aprendizaje profundo mejorará significativamente la precisión en la detección de edificaciones, contribuyendo a la optimización de la planificación de redes de banda ancha en comparación con métodos que operan únicamente con información demográfica agregada.

3.2 Obtener imágenes, procesar y generar bases de datos

3.2.1 Adquisición de imágenes satelitales de localidades rurales

El proceso de investigación comenzó con la adquisición sistemática de imágenes satelitales correspondientes a 21 localidades rurales ubicadas en la provincia de Casma, región Áncash, Perú. Estas localidades, distribuidas en un territorio caracterizado por valles interandinos, zonas de ladera y terrenos agrícolas, representan asentamientos humanos con diferentes grados de consolidación urbana y densidad poblacional. La selección de estos centros poblados

respondió a la necesidad de capturar la diversidad geográfica y demográfica característica de las zonas rurales andinas, constituyendo un corpus representativo para evaluar metodologías de detección automatizada de edificaciones.

Las imágenes fueron obtenidas mediante Google Earth, utilizando las coordenadas geográficas precisas documentadas en registros censales. Para cada localidad se consideró no solamente su ubicación central, sino también un contexto espacial suficiente que permitiera observar las características del entorno inmediato: vegetación circundante, caminos de acceso, terrenos agrícolas adyacentes y elementos topográficos relevantes. La Tabla 3.8 presenta las características principales de las 21 localidades estudiadas, incluyendo sus coordenadas geográficas, datos demográficos y dimensiones de las imágenes capturadas.

Tabla 3.8

Características de las 21 localidades estudiadas

Localidad	Latitud	Longitud	Población	Viviendas	Dimensiones	Área (px ²)
CHILLE	-9.487199	-78.253477	53	25	700×500	350,000
CANTINA	-9.532991	-78.238678	55	24	400×500	200,000
SANTA MELANIA	-9.451755	-78.343484	61	28	700×600	420,000
SAN ANTONIO	-9.447864	-78.349968	62	41	700×500	350,000
SANTA ELENA	-9.451755	-78.327871	67	45	700×400	280,000
PUENTE CARRIZAL	-9.486153	-78.272179	68	31	700×550	385,000
SAN FRANCISCO BAJO	-9.495620	-78.248800	68	27	450×450	202,500
EL MILAGRO	-9.460503	-78.329153	82	40	700×650	455,000
PUQUIO GRANDE	-9.561674	-78.208152	89	65	450×450	202,500
EL CASTILLO	-9.555973	-78.218304	91	52	600×600	360,000
HUARAZ PAMPA	-9.515799	-78.121424	92	35	800×350	280,000
LA GRAMITA	-9.717749	-78.291573	115	131	700×700	490,000
CHOLOQUE	-9.564320	-78.190368	116	47	700×400	280,000
LA HACIENDA	-9.537096	-78.236123	119	46	550×400	220,000
CALAVERA GRANDE	-9.556066	-78.160846	206	70	800×300	240,000
LA HUACA	-9.436301	-78.353507	221	77	500×500	250,000
MOJEQUE	-9.527596	-78.220330	226	92	500×500	250,000
SANTA ANA	-9.515409	-78.252032	253	110	450×450	202,500
SAN FRANCISCO ALTO	-9.501938	-78.238099	288	124	500×600	300,000
SECHIN BAJO	-9.468520	-78.256354	366	128	700×800	560,000
CARRIZAL	-9.484637	-78.279450	991	309	600×600	360,000

Las dimensiones de las imágenes variaron según la extensión espacial de cada asentamiento, oscilando desde 450×450 píxeles para poblados compactos (San Francisco Bajo, Puquio Grande, Santa Ana) hasta 800×800 píxeles para localidades más dispersas (Sechín Bajo). Esta variabilidad refleja la naturaleza heterogénea de los patrones de asentamiento rural, donde algunas comunidades se concentran a lo largo de un camino principal mientras otras presentan edificaciones dispersas sobre el territorio. El área total de las imágenes osciló entre 202,500 y 560,000 píxeles cuadrados, proporcionando resolución espacial suficiente para identificar edificaciones individuales en la mayoría de los casos.

La Tabla 3.9 presenta las estadísticas descriptivas de las variables principales del conjunto de localidades estudiadas, evidenciando la diversidad del corpus de datos recopilado.

Tabla 3.9

Estadísticas descriptivas de las localidades estudiadas

Variable	Mínimo	Máximo	Media	Desv. Est.
Población	62.0	991.0	184.4	203.0
Viviendas	27.0	309.0	79.0	62.7
Ancho (px)	450.0	800.0	610.5	119.7
Alto (px)	300.0	800.0	527.8	143.3
Área (px ²)	202,500	560,000	333,472	107,806

El rango poblacional abarca desde pequeñas aldeas con 62 habitantes (San Antonio) hasta centros más consolidados con 991 habitantes (Carrizal), con una media de 184.4 habitantes y desviación estándar de 203.0, reflejando la alta variabilidad demográfica característica de asentamientos rurales. El número de viviendas presenta similar variabilidad, oscilando entre 27 y 309 unidades, con media de 79 viviendas.

Un análisis crítico de este conjunto de imágenes revela inmediatamente la complejidad del desafío que representa la identificación automatizada de edificaciones en contextos rurales. A diferencia de imágenes urbanas convencionales donde las construcciones se distinguen claramente por su geometría regular, superficies uniformes y disposición organizada, las imágenes rurales presentan paisajes donde las edificaciones coexisten íntimamente con elementos naturales diversos. La vegetación arbórea, particularmente abundante en zonas de valle, en ocasiones supera en volumen y extensión a las propias viviendas, proyectando sombras complejas que oscurecen parcialmente las estructuras. Los terrenos agrícolas con sus divisiones geométricas regulares (campos de cultivo rectangulares, sistemas de riego con patrones lineales) introducen elementos artificiales que pueden confundirse con estructuras edificadas. Los caminos rurales, generalmente de tierra sin pavimentar, serpentean siguiendo la topografía natural, presentando tonalidades variables según el nivel de humedad del suelo y la vegetación circundante. El relieve accidentado, característico de la geografía andina, genera cambios abruptos de elevación que se manifiestan como transiciones de intensidad luminosa en las imágenes.

La calidad y resolución de las imágenes también presentan variabilidad significativa. Algunas localidades cuentan con imágenes de alta resolución donde es posible distinguir detalles arquitectónicos específicos como techos de calamina corrugada, aberturas de puertas y ventanas, y hasta elementos del entorno inmediato como muros perimetrales o corrales de

animales. En otros casos, particularmente para localidades más remotas o menos pobladas, la resolución disponible es más limitada, resultando en imágenes donde las edificaciones aparecen como manchas rectangulares u ovaladas de tonalidades grises o marrones, sin posibilidad de distinguir detalles internos. Esta heterogeneidad en la calidad de la información visual no constituye una limitación del presente estudio, sino más bien un reflejo fiel de la realidad operativa: no todas las zonas rurales del planeta cuentan con el mismo nivel de cobertura y actualización en las plataformas de imágenes satelitales comerciales o de acceso libre. Por tanto, cualquier metodología de detección que aspire a aplicabilidad práctica debe ser robusta frente a esta variabilidad en la calidad de entrada.

Las 21 imágenes obtenidas representan una muestra significativa de la diversidad constructiva y paisajística de zonas rurales andinas: viviendas aisladas rodeadas completamente de cultivos agrícolas, agrupaciones compactas de edificaciones dispuestas a lo largo de un camino principal, estructuras dispersas en laderas de montaña con alta pendiente, combinaciones de viviendas con infraestructuras comunitarias (iglesias, escuelas, postas de salud), y patrones mixtos donde coexisten zonas de alta densidad con extensas áreas sin construcciones. Este corpus constituye el punto de partida empírico para explorar metodologías automatizadas de identificación de edificaciones que sean aplicables a contextos rurales complejos.

3.2.2 Procesamiento mediante detección de esquinas: aproximación inicial y limitaciones observadas

La detección de esquinas representa una aproximación clásica e intuitiva para identificar estructuras geométricas regulares en imágenes digitales. Esta metodología se fundamenta en el principio de que las construcciones humanas, a diferencia de los elementos naturales del paisaje, tienden a presentar geometrías regulares, predominantemente rectangulares o poligonales, con esquinas bien definidas donde convergen dos o más bordes con orientaciones diferentes. En contraste, los elementos naturales orgánicos como árboles, arbustos, formaciones rocosas irregulares y terrenos sin cultivar presentan formas curvadas, asimétricas y carentes de vértices angulares definidos.

Para evaluar la viabilidad de esta hipótesis en el contexto específico de imágenes satelitales rurales, se aplicaron dos algoritmos clásicos de detección de esquinas a cuatro localidades representativas del conjunto: Chille, Santa Ana, Puente Carrizal y Carrizal. La selección de estas localidades específicas respondió a criterios de representatividad: Chille y Puente Carrizal presentan alta presencia de vegetación arbórea, Santa Ana exhibe un patrón de

asentamiento compacto con edificaciones próximas entre sí, y Carrizal constituye la localidad de mayor tamaño poblacional con mayor diversidad de estructuras.

El primer algoritmo implementado fue el detector de Harris **harris1988combined**, uno de los métodos más establecidos y ampliamente utilizados en visión por computadora. Este detector opera mediante el cálculo de la matriz de autocorrelación de la imagen en ventanas locales, identificando puntos donde se producen cambios significativos de intensidad en múltiples direcciones simultáneamente. Matemáticamente, el detector evalúa los autovalores de esta matriz de autocorrelación; puntos con dos autovalores grandes corresponden a esquinas (cambios de intensidad en dos direcciones), mientras que puntos con un solo autovalor grande corresponden a bordes (cambio en una sola dirección) y puntos con autovalores pequeños corresponden a regiones uniformes.

Complementariamente, se implementó el detector de Shi-Tomasi **shi1994good**, también conocido como “Good Features to Track”, que representa una modificación del criterio de Harris. Mientras Harris utiliza una función del producto y suma de los autovalores, Shi-Tomasi emplea directamente el mínimo de los autovalores como criterio de selección. Este enfoque proporciona un criterio más robusto y geoméricamente interpretable para determinar la calidad y relevancia de las esquinas detectadas, siendo particularmente efectivo para aplicaciones de seguimiento visual y correspondencia de características entre imágenes.

Ambos algoritmos fueron implementados utilizando la biblioteca OpenCV con los siguientes parámetros: para el detector de Harris se empleó un tamaño de bloque de 2 píxeles, un tamaño de apertura del operador de Sobel de 3 píxeles, y un parámetro libre $k = 0,04$; las esquinas se identificaron mediante umbralización al 1 % del valor máximo de respuesta. Para el detector de Shi-Tomasi se configuró un máximo de 2000 esquinas a detectar, un nivel de calidad de 0.01, y una distancia mínima entre esquinas de 10 píxeles. La Tabla 3.10 presenta los resultados cuantitativos de la detección de esquinas en las cuatro localidades analizadas.

Tabla 3.10

Resultados de detección de esquinas en cuatro localidades representativas

Localidad	Dimensiones	Área (px ²)	Harris	Shi-Tomasi	Densidad (esq/Mpx)
CHILLE	4753×3418	16,240,154	104,948	2,000	123.11
SANTA ANA	3056×3076	9,400,256	53,232	2,000	212.76
PUENTE CARRIZAL	4753×3759	17,866,527	40,217	2,000	111.94
CARRIZAL	4074×4101	16,707,474	85,700	2,000	119.71

Los resultados revelan una detección masiva de esquinas en todas las localidades anali-

zadas. El algoritmo de Harris identificó entre 40,217 esquinas (Puente Carrizal) y 104,948 esquinas (Chille) por imagen, cantidades extraordinariamente elevadas considerando que el número de edificaciones visibles en estas localidades oscila entre 30 y 120 estructuras aproximadamente. El detector de Shi-Tomasi, configurado con un límite máximo de 2,000 esquinas, alcanzó consistentemente este límite en las cuatro localidades, indicando que de no haberse impuesto esta restricción, la cantidad de detecciones habría sido considerablemente mayor. La densidad de esquinas, calculada como el número de esquinas detectadas por millón de píxeles, osciló entre 111.94 (Puente Carrizal) y 212.76 (Santa Ana) esquinas por millón de píxeles. Santa Ana presentó la mayor densidad, resultado consistente con su patrón de asentamiento compacto y su abundante vegetación circundante.

La Figura 3.11 presenta una visualización comparativa de los resultados de detección de esquinas mediante el algoritmo de Shi-Tomasi en las cuatro localidades, superponiendo las esquinas detectadas (representadas como círculos verdes) sobre las imágenes satelitales originales.

Figura 3.11

Detección de esquinas Shi-Tomasi sobre imagen satelital: alta abundancia en vegetación densa/terreno irregular.



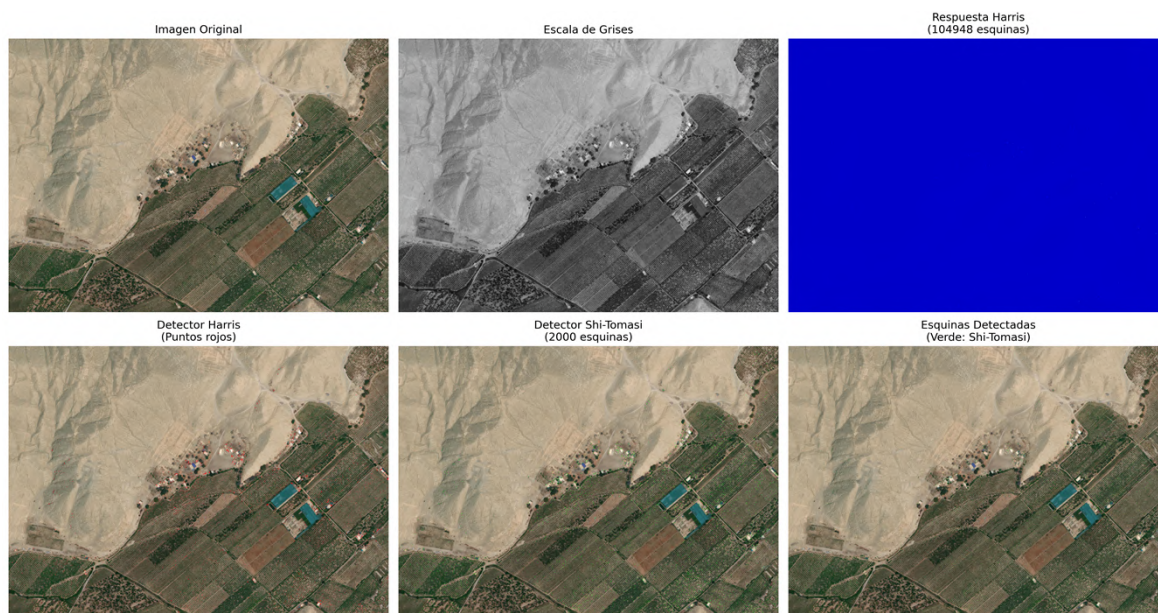
Un análisis visual detallado de los resultados expone la limitación fundamental de este enfoque: las esquinas detectadas no se concentran exclusivamente, ni siquiera predominantemente,

en las ubicaciones conocidas de edificaciones. Por el contrario, aparecen profusamente distribuidas en zonas donde claramente no existen construcciones: en medio de campos agrícolas sin estructuras visibles, sobre áreas de vegetación arbórea densa, a lo largo de cauces de quebradas y ríos secos, en los bordes irregulares de caminos rurales sinuosos, sobre formaciones rocosas naturales, e incluso en zonas de ladera aparentemente vacías donde únicamente se observa vegetación rastrera y terreno irregular.

La Figura 3.12 ilustra este problema con mayor detalle para el caso específico de la localidad de Chile, mostrando el proceso completo de detección desde la imagen original hasta las esquinas finales identificadas.

Figura 3.12

Proceso de detección de esquinas en Chile: original, escala de grises, Harris response map, Harris, Shi-Tomasi y superposición final.



El análisis sistemático de las imágenes procesadas permitió identificar las principales fuentes de falsos positivos que limitan severamente la aplicabilidad de la detección de esquinas como método único de identificación de edificaciones:

Vegetación arbórea y arbustiva: Los árboles y arbustos constituyen la fuente más significativa de falsos positivos. La vegetación genera múltiples esquinas detectadas debido a varios factores: (1) los bordes irregulares y fractales de las copas de los árboles presentan numerosas convexidades y concavidades que localmente satisfacen los criterios geométricos de esquina; (2) las transiciones abruptas entre zonas de sombra profunda proyectada por el follaje denso y áreas de iluminación solar directa crean gradientes de intensidad con cambios direccionales

que activan los detectores; (3) la textura compleja y heterogénea del follaje cuando se observa desde perspectiva cenital presenta variaciones de intensidad en múltiples escalas espaciales que generan respuestas de esquina; (4) los troncos y ramas principales visibles entre el follaje crean intersecciones que geométricamente son indistinguibles de esquinas arquitectónicas. El análisis visual de las imágenes procesadas revela que un solo árbol grande puede generar entre 20 y 50 esquinas detectadas, ninguna de las cuales corresponde a una edificación real.

Irregularidades del terreno natural: Las características topográficas y geomorfológicas del terreno constituyen otra fuente importante de detecciones erróneas. Las quebradas, cauces de ríos temporales y sistemas de drenaje natural presentan bordes relativamente definidos que separan el cauce del terreno circundante, generando transiciones de intensidad que los algoritmos interpretan como esquinas. Los cambios abruptos de elevación característicos de zonas de ladera andina crean líneas de sombra y transiciones de iluminación que se manifiestan como gradientes de intensidad con propiedades geométricas similares a esquinas arquitectónicas. Las formaciones rocosas dispersas en el paisaje, particularmente las rocas de tamaño medio a grande que emergen sobre la superficie, proyectan sombras con geometrías angulares que activan los detectores. Los surcos de erosión, especialmente en suelos desprovistos de cobertura vegetal, crean patrones lineales irregulares cuyas intersecciones satisfacen los criterios algorítmicos de esquina.

Elementos artificiales no edificados: Paradójicamente, varios tipos de estructuras artificiales que no son edificaciones también generan detecciones abundantes. Los caminos rurales, especialmente en sus intersecciones y bifurcaciones, producen esquinas geométricamente bien definidas que son indistinguibles algorítmicamente de esquinas de edificaciones. Los campos agrícolas con sus divisiones rectangulares para diferentes cultivos, los sistemas de riego con canales lineales, y las parcelas con cercos perimetrales presentan patrones geométricos regulares que satisfacen plenamente los criterios de los detectores de esquinas. Los muros perimetrales sin estructuras techadas asociadas, las canchas deportivas rectangulares al aire libre, las áreas pavimentadas o compactadas para secado de productos agrícolas, y otros elementos de infraestructura rural plana agregan complejidad adicional al panorama de detecciones.

Problemas de escala y resolución: La efectividad de los detectores de esquinas está condicionada por la relación entre el tamaño físico de las estructuras y la resolución espacial de la imagen. Edificios pequeños o edificios observados con resolución insuficiente pueden no generar esquinas detectables si su tamaño efectivo está por debajo del umbral de respuesta

del algoritmo. Inversamente, edificios muy próximos entre sí tienden a fusionarse perceptualmente en una única región de intensidad relativamente uniforme, perdiendo las esquinas individuales que definirían cada estructura por separado. Esta dependencia de la escala limita la generalización de parámetros algorítmicos óptimos entre imágenes con diferentes resoluciones.

La Figura 3.13 presenta ejemplos específicos de Santa Ana y Carrizal donde se aprecia claramente la abundancia de esquinas detectadas en zonas de vegetación densa, campos agrícolas y terreno irregular, sin correspondencia con edificaciones reales.

Figura 3.13

Detección Shi-Tomasi en Santa Ana/Carrizal: alta densidad de esquinas en vegetación/terreno irregular, no en edificaciones.



La conclusión de esta fase experimental es inequívoca: en contextos rurales complejos, la detección de esquinas mediante algoritmos clásicos resulta claramente insuficiente como método único de identificación de edificaciones. Los algoritmos implementados operan exclusivamente sobre información geométrica local (gradientes de intensidad y sus derivadas direccionales), sin capacidad alguna para comprender el contexto semántico de lo observado. Desde el punto de vista algorítmico, una esquina generada por el encuentro de dos paredes de una vivienda con techo de calamina es indistinguible de una esquina producida por la intersección de dos ramas principales de un árbol, o de una esquina formada por el borde de un campo de cultivo rectangular, o de una esquina generada por la intersección de un camino rural con un canal de riego. Todos estos elementos producen patrones de gradiente de intensidad localmente similares que satisfacen los criterios matemáticos de los detectores de esquinas.

Esta limitación no representa una falla intrínseca de los algoritmos de Harris o Shi-Tomasi,

que funcionan correctamente según su diseño y han demostrado efectividad en numerosas aplicaciones de visión por computadora. Más bien, constituye una confirmación empírica de que el problema específico de identificar edificaciones en imágenes satelitales rurales complejas requiere información adicional más allá de la geometría pura. Los elementos naturales y artificiales del paisaje rural exhiben suficiente complejidad geométrica como para saturar los detectores de esquinas con respuestas que no corresponden al objeto de interés.

Este resultado negativo, lejos de constituir un fracaso experimental, proporciona conocimiento valioso sobre las limitaciones de enfoques puramente geométricos y justifica la exploración de estrategias alternativas que incorporen información complementaria, particularmente características espectrales y de textura que permitan distinguir semánticamente entre diferentes tipos de objetos que comparten propiedades geométricas similares.

3.2.3 Generación de base de datos de características cromáticas en espacio RGB

Reconociendo las limitaciones fundamentales del enfoque puramente geométrico documentadas en la sección anterior, se exploró una estrategia metodológica alternativa fundamentada en las características espectrales de los diferentes elementos presentes en las imágenes satelitales. La hipótesis subyacente es que edificaciones y no-edificaciones, aunque puedan presentar propiedades geométricas localmente similares (presencia de esquinas, bordes rectilíneos), podrían distinguirse mediante sus propiedades cromáticas en el espacio de color RGB disponible en las imágenes satelitales convencionales.

Esta hipótesis se fundamenta en consideraciones físicas sobre las propiedades de reflectancia espectral de diferentes materiales. Los materiales constructivos típicos en zonas rurales andinas (calamina metálica, concreto, adobe, ladrillos de arcilla cocida, madera) presentan espectros de reflectancia característicos en el rango visible que difieren sistemáticamente de los espectros de elementos naturales como vegetación (clorofila con alta reflectancia en el verde e infrarrojo cercano, baja reflectancia en rojo y azul), suelos desnudos (reflectancia creciente con la longitud de onda, modulada por contenido de humedad y materia orgánica), y rocas (espectros variables según composición mineralógica). Si estas diferencias espectrales son suficientemente pronunciadas y consistentes, deberían manifestarse como separabilidad en el espacio de color RGB de las imágenes satelitales.

Para investigar empíricamente esta hipótesis, se construyó un conjunto de datos etiquetados mediante un proceso de selección manual cuidadosa. De las 21 imágenes satelitales de localidades disponibles, se identificaron y recortaron 50 sub-imágenes rectangulares que contenían

claramente edificaciones visibles, sin ambigüedad sobre su naturaleza constructiva. Estos recortes incluyeron viviendas individuales completas, grupos de 2-3 viviendas próximas, edificaciones de mayor tamaño como escuelas o iglesias, y combinaciones de estructuras residenciales con infraestructura anexa como corrales techados. Las imágenes se seleccionaron para maximizar diversidad en cuanto a tipos de techado (calamina metálica, tejas de arcilla, losas de concreto), orientaciones de las estructuras respecto al ángulo de iluminación solar, y contextos de entorno inmediato (viviendas rodeadas de vegetación, viviendas en terreno despejado, viviendas con sombras proyectadas). Estas 50 imágenes positivas fueron almacenadas en la carpeta designada “edificios”.

Paralelamente, se recolectaron 41 sub-imágenes de regiones donde claramente no existen edificaciones visibles, incrementándose desde una muestra inicial de 32 imágenes para lograr mayor balance entre clases y reducir el riesgo de sesgo en el entrenamiento de la red neuronal. Esta categoría negativa abarcó diversos tipos de elementos del paisaje rural: (1) vegetación arbórea densa sin estructuras asociadas; (2) vegetación arbustiva dispersa en laderas; (3) campos agrícolas en diferentes estados fenológicos (suelo desnudo recientemente arado, cultivos en crecimiento con vegetación verde, campos en senescencia con vegetación seca); (4) caminos rurales de tierra sin pavimentar; (5) cauces de quebradas y lechos de río temporales; (6) zonas de ladera con vegetación rastrera; (7) formaciones rocosas naturales; (8) áreas de transición entre diferentes usos del suelo. La selección de ejemplos negativos buscó capturar la variabilidad cromática del entorno rural no edificado. Estas 41 imágenes negativas fueron almacenadas en la carpeta designada “noEdificios”.

Es importante destacar el cuidado en el proceso de etiquetado de las imágenes positivas. Las imágenes clasificadas como “edificios” se seleccionaron y recortaron meticulosamente para capturar exclusivamente las superficies de techos de las edificaciones. Para lograr esto, se aplicaron rotaciones geométricas a los recortes rectangulares cuando fue necesario, alineando los bordes del rectángulo con la orientación de la estructura, minimizando así la inclusión de elementos del entorno circundante (vegetación, terreno descubierto, caminos adyacentes). Esta estrategia de rotación orientada permitió maximizar la pureza de las muestras positivas, asegurando que la gran mayoría de los píxeles etiquetados como edificios correspondan efectivamente a materiales constructivos de techos (calamina, tejas, concreto), lo cual es fundamental para que la red neuronal aprenda características cromáticas verdaderamente discriminativas de las edificaciones.

Similarmente, las imágenes clasificadas como “noEdificios”, aunque seleccionadas por su

ausencia de construcciones obvias, contienen una mezcla heterogénea de diferentes tipos de cobertura terrestre: vegetación de diferentes especies con propiedades espectrales distintas, suelos con diversos niveles de humedad y contenido de materia orgánica, elementos rocosos con variada composición mineralógica, sombras de diferentes intensidades según la topografía local, y combinaciones de estos elementos. Esta heterogeneidad intra-clase introduce ruido en los datos, pero también refleja la realidad del problema: en condiciones operativas reales, cualquier sistema de clasificación deberá lidiar con esta variabilidad natural del entorno rural no edificado.

El proceso de extracción de características fue exhaustivo y computacionalmente intensivo. Cada imagen fue cargada y procesada píxel por píxel, extrayendo para cada píxel individual sus tres valores de intensidad en los canales rojo (R), verde (G) y azul (B), en un rango de valores discretos entre 0 (intensidad nula) y 255 (intensidad máxima de saturación). Cada píxel fue etiquetado con la clase de su imagen de origen: etiqueta 1 para píxeles provenientes de imágenes de la carpeta “edificios”, etiqueta 0 para píxeles provenientes de imágenes de la carpeta “noEdificios”. Este procedimiento generó una base de datos masiva donde cada registro corresponde a un píxel individual caracterizado por su triplete de valores (R, G, B) y su etiqueta de clase binaria.

La Tabla 3.11 presenta la composición cuantitativa detallada de esta base de datos de características cromáticas.

Tabla 3.11

Composición de la base de datos RGB para clasificación

Categoría	Nº Imágenes	Total Píxeles	Prom. Píxeles/Img	Etiqueta
Edificios	50	5,024,006	100,480	1
No Edificios	41	4,566,422	111,376	0
Total	91	9,590,428	105,389	-

La base de datos resultante contiene 9,590,428 observaciones individuales (píxeles), distribuidas en 5,024,006 píxeles de la clase “edificios” (52.4 % del total) y 4,566,422 píxeles de la clase “noEdificios” (47.6 % del total). Esta distribución prácticamente balanceada es resultado del incremento de imágenes de no-edificios de 32 a 41, reduciendo significativamente el desbalance de clases. Las imágenes de edificios presentan un tamaño promedio de 100,480 píxeles por imagen, mientras que las imágenes de no-edificios promedian 111,376 píxeles por imagen, resultando en un promedio general de 105,389 píxeles por imagen, equivalente aproximadamente a imágenes de 325×325 píxeles, aunque las dimensiones reales varían con-

siderablemente entre imágenes individuales según el tamaño de las estructuras o elementos capturados.

Este volumen de datos, cercano a 9.6 millones de observaciones, es sustancialmente mayor que conjuntos de datos típicos en problemas de clasificación tradicional, reflejando la naturaleza del problema de clasificación a nivel de píxel. Sin embargo, es importante contextualizar que en el ámbito de aprendizaje profundo para imágenes, particularmente en arquitecturas de redes neuronales convolucionales, conjuntos de datos de este tamaño se consideran modestos. Bases de datos de referencia como ImageNet contienen millones de imágenes completas, equivalentes a miles de millones de píxeles. No obstante, para el propósito exploratorio del presente estudio, este volumen es suficiente para investigar la existencia de separabilidad cromática entre clases.

La pregunta fundamental que esta base de datos permite explorar empíricamente es: ¿existe separabilidad en el espacio RGB tridimensional entre píxeles que corresponden a edificaciones y píxeles que corresponden a otros elementos del paisaje rural? Si las dos clases presentan distribuciones espectrales altamente solapadas, sin tendencia a segregación espacial, entonces las características cromáticas tendrían poco poder discriminativo y cualquier clasificador basado exclusivamente en valores RGB alcanzaría desempeño limitado. Inversamente, si las distribuciones presentan separación espacial significativa, ello indicaría que la información cromática es relevante para la tarea de clasificación y justificaría el desarrollo de modelos de aprendizaje automático que exploten estas características.

Para responder esta pregunta, se generó una visualización tridimensional del espacio de características RGB. En esta representación, cada eje del espacio tridimensional corresponde a uno de los tres canales de color: el eje horizontal (X) representa la intensidad del canal rojo (valores 0-255), el eje perpendicular (Y) representa la intensidad del canal verde (valores 0-255), y el eje vertical (Z) representa la intensidad del canal azul (valores 0-255). Cada píxel de la base de datos se representa como un punto único en este espacio tridimensional, ubicado en las coordenadas (R, G, B) correspondientes a sus valores de intensidad. Los puntos se colorean según su etiqueta de clase: azul para píxeles provenientes de imágenes de edificios (etiqueta 1), rojo para píxeles provenientes de imágenes de no-edificios (etiqueta 0).

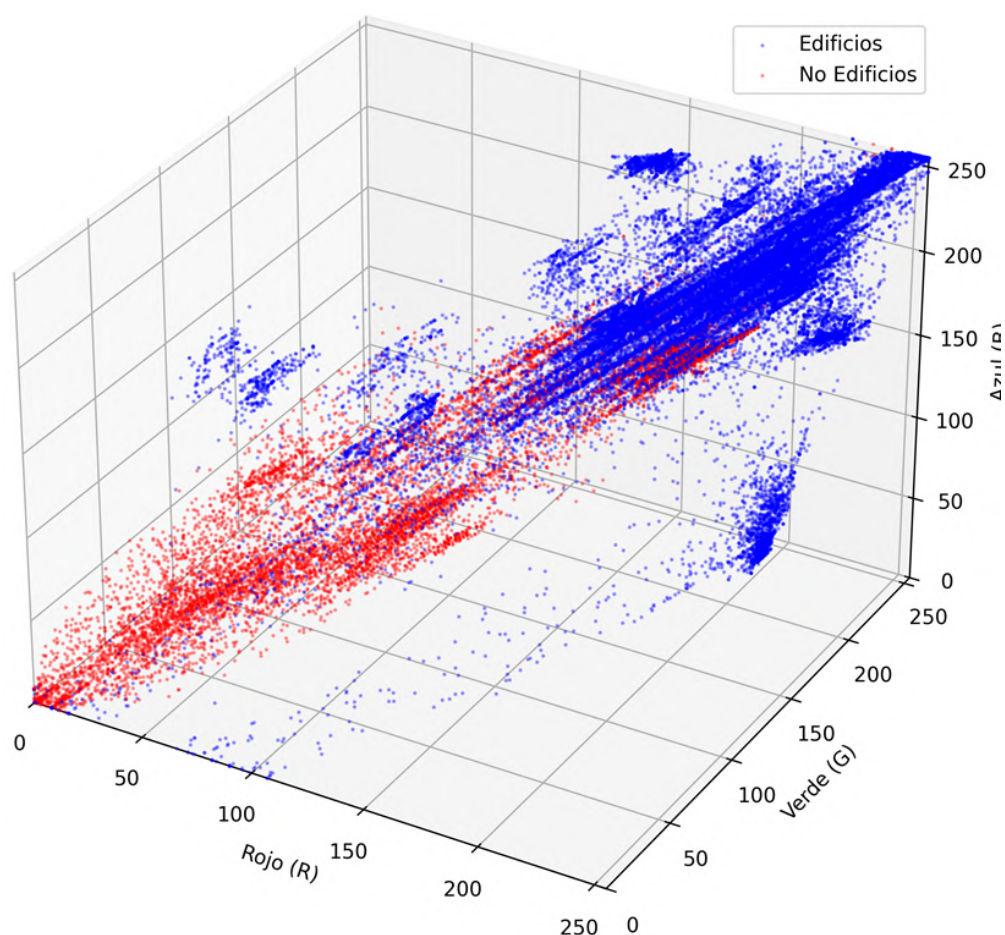
Dado el volumen masivo de datos (9.6 millones de píxeles), la visualización directa de todos los puntos resultaría en una nube densa computacionalmente costosa de renderizar y visualmente difícil de interpretar. Por tanto, se aplicó un muestreo aleatorio estratificado, seleccionando hasta 50,000 píxeles de forma proporcional a la representación de cada clase,

manteniendo la relación 52.4%/47.6% en la muestra. Este procedimiento de muestreo preserva las propiedades estadísticas esenciales de las distribuciones completas mientras permite visualización interactiva fluida.

La Figura 3.14 presenta esta visualización tridimensional del espacio RGB con los píxeles etiquetados.

Figura 3.14

Distribución RGB tridimensional: edificaciones (azules) vs. no-edificaciones (rojas). Separación cromática clara con solapamiento parcial en regiones intermedias.



El resultado de esta visualización es extraordinariamente revelador y constituye el hallazgo central de esta fase del estudio. Contrario a lo que cabría esperar si no existiera relación sistemática entre las propiedades cromáticas y la clase de objeto, los puntos azules (edificios) y rojos (no-edificios) no aparecen mezclados uniformemente y al azar en el espacio tridimensional. En cambio, exhiben una clara y pronunciada tendencia a la segregación espacial con las siguientes características:

Distribución de edificaciones (puntos azules): Los píxeles correspondientes a edificaciones forman una nube relativamente compacta que se extiende predominantemente en la región

de valores medios a altos en los tres canales simultáneamente (valores aproximados de R, G, B en el rango 100-220). Existe una concentración particularmente notable en la zona central del espacio donde los valores de los tres canales son similares entre sí ($R \approx G \approx B$), lo cual corresponde a tonalidades acromáticas: grises de diferentes intensidades, marrones claros, beige, y tonos tierra. Esta concentración es consistente con las propiedades de reflectancia de los materiales constructivos típicos observados en las localidades estudiadas: techos de calamina metálica (gris plateado que envejece a marrón oxidado), superficies de concreto (gris claro a medio), adobe y ladrillos de arcilla (marrón claro a rojizo). La dispersión de la nube azul es relativamente limitada, indicando menor variabilidad cromática intra-clase para edificaciones comparada con no-edificaciones.

Distribución de no-edificaciones (puntos rojos): Los píxeles correspondientes a no-edificaciones muestran un patrón de distribución marcadamente diferente, con mayor dispersión espacial y múltiples concentraciones locales. La concentración más prominente se localiza en regiones donde el canal verde (G) presenta valores sustancialmente superiores a los canales rojo (R) y azul (B), específicamente en la zona aproximada de $R \in [50, 120]$, $G \in [80, 180]$, $B \in [40, 100]$. Esta concentración refleja la presencia dominante de vegetación en las imágenes de no-edificios: la clorofila presenta alta reflectancia en el verde y baja reflectancia en rojo y azul, manifestándose como valores ($R < G > B$). Adicionalmente, aparecen concentraciones secundarias en dos regiones extremas: (1) zona de valores muy bajos en los tres canales ($R, G, B < 50$), correspondiente a sombras profundas, vegetación densa con baja iluminación, y terrenos oscuros; (2) zona de valores muy altos en los tres canales ($R, G, B > 200$), correspondiente a superficies altamente reflectivas como caminos de tierra seca bajo iluminación solar directa intensa, o afloramientos rocosos de minerales claros.

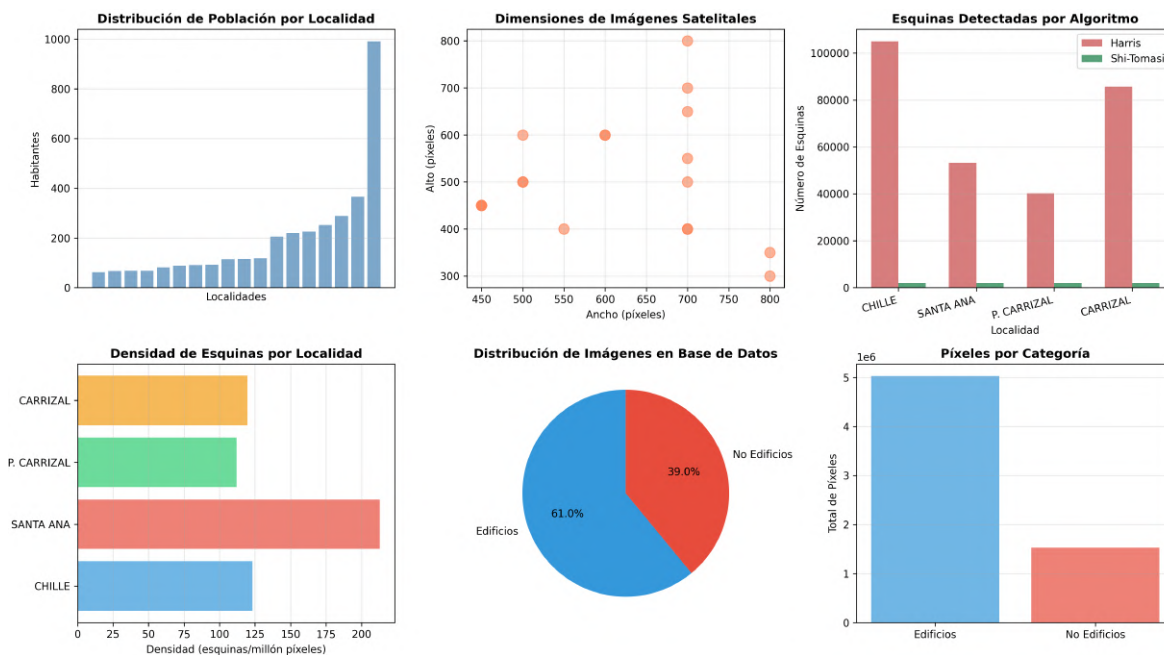
Separabilidad observada: Lo más significativo de esta visualización es que, aunque indudablemente existe solapamiento entre ambas nubes de puntos en ciertas regiones del espacio RGB (particularmente en zonas intermedias), las áreas de máxima concentración y densidad de cada clase están claramente separadas espacialmente. Si se trazara una trayectoria imaginaria en este espacio tridimensional desde el centroide de la distribución de no-edificios (aproximadamente en la zona verde de alta reflectancia vegetal) hacia el centroide de la distribución de edificios (en la zona gris-marrón de materiales constructivos), esta trayectoria representaría una dirección que maximiza la separación entre clases. Esta estructura no es trivial ni aleatoria; es una manifestación directa de diferencias sistemáticas y consistentes en las propiedades de reflectancia espectral de materiales constructivos humanos versus

elementos naturales del paisaje.

La Figura 3.15 presenta un resumen visual integrado de las estadísticas principales derivadas del análisis completo: características de las 21 localidades, resultados de detección de esquinas, y composición de la base de datos RGB.

Figura 3.15

Resumen estadístico integrado: población, imágenes satelitales, esquinas (Harris vs. Shi-Tomasi), densidad de esquinas, proporción de imágenes/píxeles (edificios vs. no-edificios).



3.2.4 Clasificación mediante red neuronal artificial multicapa

La separabilidad observada en el espacio RGB (Figura 3.14) fundamenta el diseño de un clasificador basado en redes neuronales artificiales. Para este estudio se implementará una red neuronal completamente conectada (feedforward neural network) de arquitectura multicapa, específicamente diseñada para resolver el problema de clasificación binaria píxel a píxel.

Arquitectura de la red: La red neuronal implementada recibe como entrada un vector tridimensional correspondiente a los valores RGB de un píxel individual: $\mathbf{x} = [R, G, B]^T$ con $R, G, B \in [0, 255]$. Los valores de entrada se normalizan al rango $[0, 1]$ mediante división por 255 para facilitar la convergencia durante el entrenamiento. La red consta de múltiples capas ocultas completamente conectadas con funciones de activación no-lineales ReLU (Rectified Linear Unit), permitiendo aprender fronteras de decisión complejas en el espacio RGB. La capa de salida consiste en una única neurona con función de activación sigmoide, produ-

ciendo un valor continuo $\hat{y} \in [0, 1]$ que representa la probabilidad estimada de que el píxel corresponda a una edificación. La clasificación final se obtiene mediante umbralización: $\hat{y} \geq 0,5 \rightarrow$ clase edificio (etiqueta 1), $\hat{y} < 0,5 \rightarrow$ clase no-edificio (etiqueta 0).

Entrenamiento: El modelo se entrenará utilizando los 9,590,428 píxeles etiquetados de la base de datos RGB (Tabla 3.11), divididos en conjuntos de entrenamiento (70 %), validación (15 %) y prueba (15 %). Se empleará el algoritmo de optimización Adam con función de pérdida de entropía cruzada binaria (binary cross-entropy), métrica estándar para problemas de clasificación binaria. Durante el entrenamiento, los pesos sinápticos de la red se ajustan iterativamente mediante retropropagación (backpropagation) para minimizar el error de clasificación, aprendiendo automáticamente transformaciones no-lineales de los valores RGB que maximicen la separabilidad entre clases.

Ventaja sobre clasificadores lineales: A diferencia de un clasificador lineal que estaría limitado a separar las clases mediante un plano en el espacio RGB tridimensional, la red neuronal multicapa puede aprender superficies de decisión arbitrariamente complejas y no-lineales. Dada la observación de que las distribuciones de ambas clases presentan separación en sus centroides pero solapamiento en regiones intermedias, se anticipa que la capacidad de modelado no-lineal de la red neuronal será crucial para clasificar correctamente los casos ambiguos (por ejemplo, vegetación seca con tonalidades marrones similares a materiales constructivos, o sombras de edificios con tonalidades oscuras).

La viabilidad de este enfoque se sustenta en el hecho empírico de que las clases exhiben segregación espacial en el espacio RGB. Si estuvieran completamente mezcladas sin estructura separable, ningún clasificador podría superar el desempeño aleatorio (50 % de exactitud). La separabilidad observada constituye evidencia directa de que existe información discriminativa explotable mediante aprendizaje automático.

En resumen, los resultados de esta fase de obtención de imágenes, procesamiento y generación de bases de datos permiten establecer las siguientes conclusiones principales:

1. Las 21 imágenes satelitales capturadas de localidades rurales en Áncash representan adecuadamente la diversidad de asentamientos en la región de estudio, con variabilidad demográfica (62-991 habitantes, 27-309 viviendas) y variabilidad en dimensiones de imagen (202,500-560,000 píxeles), constituyendo un corpus apropiado para evaluar metodologías de detección automatizada.
2. La detección de esquinas mediante algoritmos clásicos (Harris y Shi-Tomasi) resulta cla-

ramente insuficiente como método único de identificación de edificaciones en contextos rurales complejos. Los detectores generan abundantes falsos positivos (40,000-105,000 esquinas por imagen, con densidades de 112-213 esquinas por millón de píxeles) debido a vegetación arbórea, irregularidades del terreno natural, elementos artificiales no edificados, y limitaciones de escala. Las esquinas detectadas no se concentran en ubicaciones de edificaciones sino que aparecen distribuidas uniformemente por toda la imagen, incluyendo zonas sin construcciones. Esta limitación confirma que la información geométrica local, aunque intuitivamente relevante, es insuficiente sin contexto semántico adicional.

3. La base de datos RGB construida mediante selección manual, conteniendo 9,590,428 píxeles etiquetados provenientes de 91 imágenes (50 de edificios, 41 de no-edificios), exhibe clara separabilidad cromática entre clases en el espacio de color tridimensional. La distribución prácticamente balanceada (52.4% edificios, 47.6% no-edificios) reduce el riesgo de sesgo durante el entrenamiento de la red neuronal. Los píxeles de edificaciones se concentran en valores medios-altos con baja saturación (grises, marrones, tonos tierra), mientras que píxeles de no-edificaciones muestran mayor dispersión con concentraciones en la región de alta reflectancia verde (vegetación) y en valores extremos (sombras, superficies muy reflectivas). Aunque existe solapamiento parcial, las zonas de máxima densidad están claramente segregadas.
4. Esta separabilidad observada justifica y fundamenta el desarrollo de un sistema de clasificación basado en redes neuronales artificiales como aproximación viable y prometedora para la detección automatizada de edificaciones. Particularmente, arquitecturas de redes neuronales convolucionales que puedan integrar simultáneamente información cromática, de textura espacial y geométrica, aprendiendo automáticamente características discriminativas optimizadas para la tarea específica, representan la estrategia metodológica más apropiada para avanzar desde estos resultados exploratorios hacia un sistema operativo de detección con desempeño superior a métodos clásicos basados exclusivamente en geometría.

3.3 Desarrollo del modelo de aprendizaje profundo para detección de edificaciones

La evidencia de separabilidad cromática documentada en la sección anterior proporcionó el fundamento empírico para desarrollar un modelo de aprendizaje profundo capaz de clasificar automáticamente píxeles como pertenecientes a edificaciones o a otros elementos del paisaje

rural. El proceso de desarrollo siguió una metodología sistemática que incluyó la preparación de datos, el diseño y comparación de múltiples arquitecturas de redes neuronales, y la evaluación rigurosa del desempeño mediante métricas estándar de clasificación binaria.

3.3.1 Preparación y partición del conjunto de datos

La base de datos RGB construida, conteniendo 9,590,428 píxeles etiquetados, fue sometida a un proceso de preparación previo al entrenamiento. El primer paso consistió en la normalización de los valores de intensidad: los valores originales de cada canal, que oscilaban entre 0 y 255, fueron transformados al rango continuo entre 0 y 1 mediante división simple. Esta normalización facilita la convergencia del algoritmo de optimización durante el entrenamiento al mantener todas las variables de entrada en escalas comparables.

El conjunto de datos se dividió en tres particiones independientes siguiendo proporciones estándar en aprendizaje automático. El 70% de los datos, equivalente a 6,713,299 píxeles, se destinó al conjunto de entrenamiento, utilizado para ajustar los pesos sinápticos de la red neuronal. El 15% de los datos, equivalente a 1,438,564 píxeles, conformó el conjunto de validación, empleado para monitorear el desempeño durante el entrenamiento y seleccionar la mejor configuración de hiperparámetros. El 15% restante, también 1,438,565 píxeles, constituyó el conjunto de prueba, reservado exclusivamente para la evaluación final del modelo seleccionado sobre datos nunca vistos durante el proceso de entrenamiento. La partición se realizó mediante muestreo estratificado, garantizando que la proporción de clases (52.4% edificios, 47.6% no-edificios) se mantuviera constante en las tres particiones.

3.3.2 Diseño de arquitecturas de redes neuronales

Se diseñaron y evaluaron tres arquitecturas de redes neuronales completamente conectadas (feedforward), cada una representando una estrategia diferente en términos de complejidad y capacidad de modelado. La elección de redes completamente conectadas en lugar de redes convolucionales responde a la naturaleza del problema planteado: la entrada consiste en vectores tridimensionales de valores RGB de píxeles individuales, sin estructura espacial que justifique el uso de operaciones convolucionales.

La primera arquitectura, denominada “Arquitectura Simple”, representa el diseño más parsimonioso. Esta red recibe como entrada un vector de tres valores correspondientes a los canales RGB normalizados, procesa esta información a través de dos capas ocultas con 16 y 8 neuronas respectivamente, y produce una salida única mediante una neurona con función de activación sigmoide que representa la probabilidad de que el píxel corresponda a

una edificación. Las capas ocultas emplean la función de activación ReLU (Rectified Linear Unit), definida como $f(x) = \max(0, x)$, que introduce la no-linealidad necesaria para aprender fronteras de decisión complejas.

La segunda arquitectura, denominada “Arquitectura Profunda”, incrementa tanto la profundidad como la amplitud de la red. Esta configuración emplea tres capas ocultas con 64, 32 y 16 neuronas respectivamente, manteniendo la función de activación ReLU en todas las capas ocultas y sigmoide en la capa de salida. La mayor cantidad de neuronas por capa y la adición de una capa adicional proporcionan mayor capacidad de representación, permitiendo potencialmente aprender patrones más complejos en los datos.

La tercera arquitectura, denominada “Arquitectura Regularizada”, representa el diseño más complejo e incorpora técnicas específicas para prevenir el sobreajuste. Esta red utiliza tres capas ocultas con 128, 64 y 32 neuronas, a las que se añaden capas de normalización por lotes (Batch Normalization) después de cada capa oculta, capas de dropout con tasas de 0.3, 0.3 y 0.2 respectivamente, y regularización L2 con coeficiente 0.001 en los pesos de todas las capas ocultas. La normalización por lotes estabiliza y acelera el entrenamiento al normalizar las activaciones intermedias. El dropout desactiva aleatoriamente un porcentaje de neuronas durante el entrenamiento, forzando a la red a aprender representaciones más robustas y redundantes. La regularización L2 penaliza pesos de gran magnitud, favoreciendo soluciones más simples con mejor capacidad de generalización.

3.3.3 *Protocolo de entrenamiento*

Las tres arquitecturas fueron entrenadas bajo un protocolo estandarizado que permitió la comparación objetiva de su desempeño. Se empleó el algoritmo de optimización Adam (Adaptive Moment Estimation) con una tasa de aprendizaje inicial de 0.001. Adam combina las ventajas de dos extensiones del descenso de gradiente estocástico: AdaGrad, que adapta la tasa de aprendizaje para cada parámetro, y RMSProp, que utiliza promedios móviles de los gradientes cuadrados. Esta combinación resulta en convergencia rápida y estable para una amplia variedad de problemas.

La función de pérdida utilizada fue la entropía cruzada binaria (binary cross-entropy), la métrica estándar para problemas de clasificación binaria con salidas probabilísticas. Esta función penaliza de manera logarítmica las predicciones incorrectas, asignando mayor penalización a errores con alta confianza. Matemáticamente, para una muestra con etiqueta verdadera y y predicción $\hat{y}$, la pérdida se calcula como $L = -[y \log(\hat{y}) + (1 - y) \log(1 - \hat{y})]$.

El entrenamiento se configuró con un máximo de 50 épocas (pasadas completas por el conjunto de entrenamiento) utilizando un tamaño de lote (batch size) de 1,024 muestras. Se implementaron dos mecanismos de parada adaptativa: early stopping, que detiene el entrenamiento cuando la pérdida en validación no mejora durante 10 épocas consecutivas y restaura los pesos de la mejor época observada; y reducción de tasa de aprendizaje, que disminuye la tasa de aprendizaje a la mitad cuando la pérdida en validación no mejora durante 5 épocas, permitiendo refinamiento más fino de los pesos en las etapas finales del entrenamiento.

3.3.4 Resultados de la comparación de arquitecturas

La Tabla 3.12 presenta los resultados de las tres arquitecturas evaluadas en el conjunto de validación.

Tabla 3.12

Comparación de arquitecturas de redes neuronales en el conjunto de validación

Arquitectura	Loss	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Simple (16-8-1)	0.1917	0.9222	0.9523	0.8964	0.9235
Profunda (64-32-16-1)	0.1736	0.9276	0.9453	0.9148	0.9298
Regularizada (128-64-32-1)	0.1852	0.9239	0.9439	0.9088	0.9260

Los resultados revelan que la Arquitectura Profunda alcanzó el mejor desempeño global con un accuracy de 92.76 %, superando a la Arquitectura Simple (92.22 %) y a la Arquitectura Regularizada (92.39 %). La Arquitectura Profunda también obtuvo el menor valor de pérdida (0.1736), indicando mayor certeza en sus predicciones. El F1-Score, métrica que balancea precision y recall, confirma la superioridad de la Arquitectura Profunda con un valor de 0.9298 frente a 0.9235 y 0.9260 de las otras dos arquitecturas.

Un hallazgo relevante es el comportamiento del recall (exhaustividad) entre arquitecturas. La Arquitectura Profunda logró un recall de 91.48 %, significativamente superior al 89.64 % de la Arquitectura Simple y al 90.88 % de la Arquitectura Regularizada. Este resultado es particularmente importante para la aplicación práctica del modelo: un recall más alto implica que una mayor proporción de las edificaciones reales son correctamente identificadas, reduciendo el riesgo de omitir viviendas en la planificación de la red de banda ancha.

La Arquitectura Regularizada, a pesar de incorporar técnicas sofisticadas de regularización, no superó a la Arquitectura Profunda. Este resultado sugiere que el problema de clasificación de píxeles RGB, con su estructura relativamente simple de tres dimensiones de entrada, no presenta riesgo significativo de sobreajuste para redes de tamaño moderado, y que la

regularización adicional puede incluso limitar la capacidad de la red para capturar patrones discriminativos.

3.3.5 Evaluación del modelo seleccionado

La Arquitectura Profunda, seleccionada como el mejor modelo, fue evaluada de manera exhaustiva en el conjunto de prueba, compuesto por 1,438,565 píxeles nunca expuestos durante el entrenamiento o la selección de arquitectura. La Tabla 3.13 presenta las métricas de desempeño obtenidas.

Tabla 3.13

Métricas del modelo final (Arquitectura Profunda) en el conjunto de prueba

Métrica	Valor
Accuracy	0.9278
Precision	0.9474
Recall	0.9129
F1-Score	0.9298
Loss	0.1744
AUC-ROC	0.9805

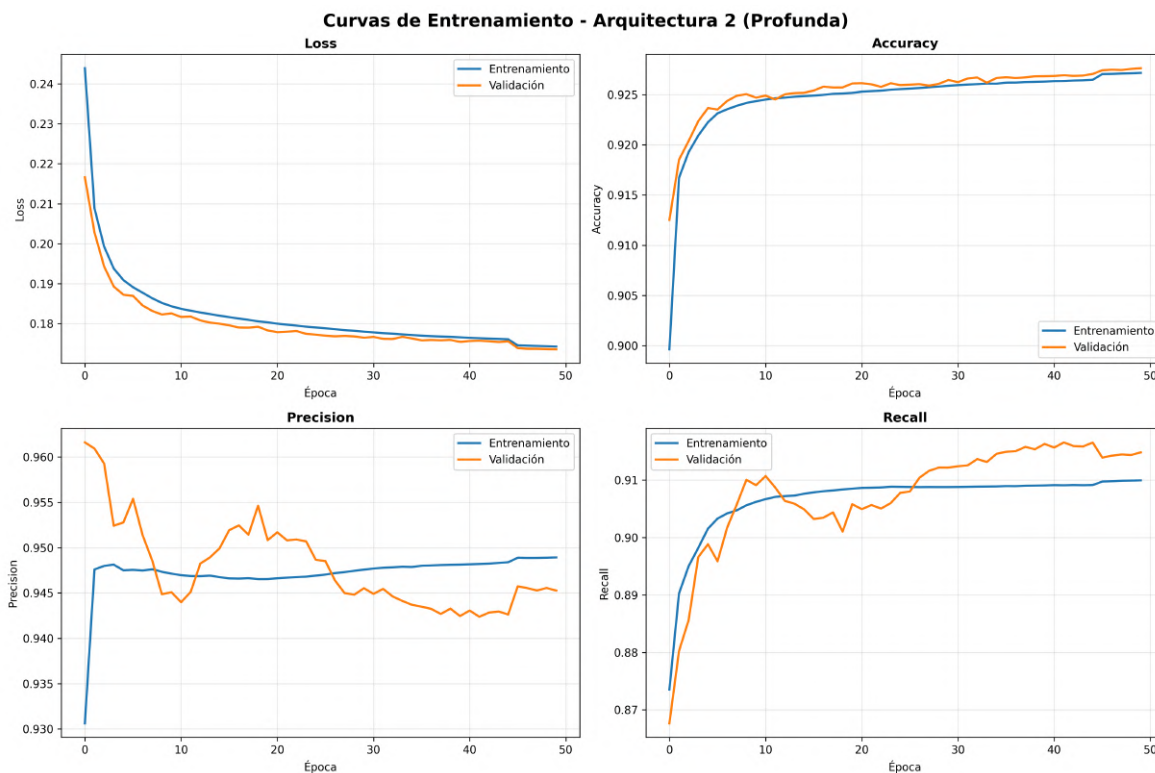
El modelo final alcanzó un accuracy de 92.78% en el conjunto de prueba, prácticamente idéntico al obtenido en validación (92.76%), lo que indica excelente capacidad de generalización sin evidencia de sobreajuste. La precision de 94.74% significa que cuando el modelo predice que un píxel corresponde a una edificación, esta predicción es correcta en el 94.74% de los casos. El recall de 91.29% indica que el modelo identifica correctamente el 91.29% de todos los píxeles que realmente corresponden a edificaciones.

La métrica AUC-ROC (Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve) de 0.9805 es particularmente significativa. Este valor, cercano a 1.0, indica que el modelo tiene excelente capacidad discriminativa: existe un 98.05% de probabilidad de que un píxel de edificación seleccionado aleatoriamente reciba una puntuación de probabilidad mayor que un píxel de no-edificación seleccionado aleatoriamente. Valores de AUC-ROC superiores a 0.9 se consideran excelentes en la literatura de aprendizaje automático.

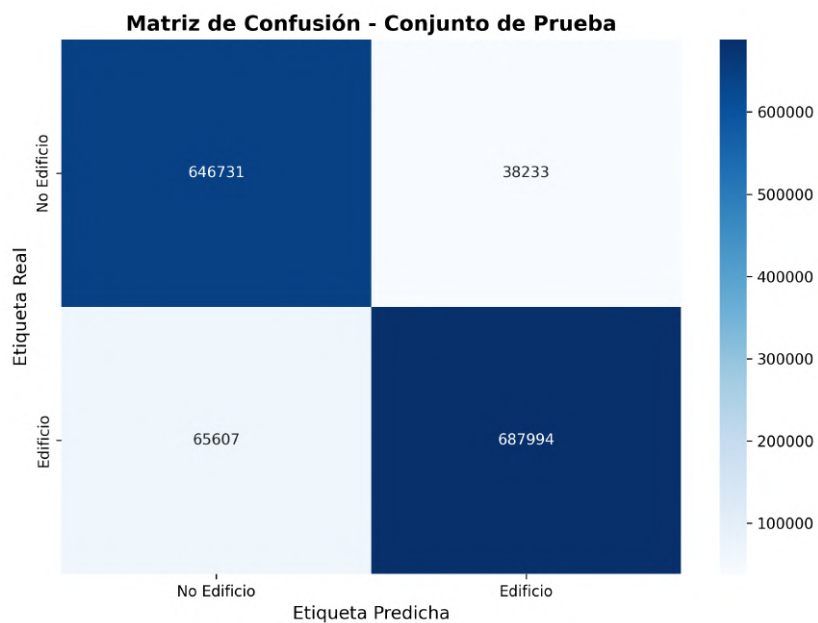
La Figura 3.16 muestra la evolución del entrenamiento para las tres arquitecturas comparadas.

La Figura 3.17 presenta la matriz de confusión del modelo final en el conjunto de prueba.

La Figura 3.18 presenta la curva ROC del modelo, ilustrando la relación entre la tasa de verdaderos positivos y la tasa de falsos positivos para diferentes umbrales de clasificación.

**Figura 3.16**

Curvas de entrenamiento de las tres arquitecturas evaluadas

**Figura 3.17**

Matriz de confusión del modelo final (Arquitectura Profunda) en el conjunto de prueba

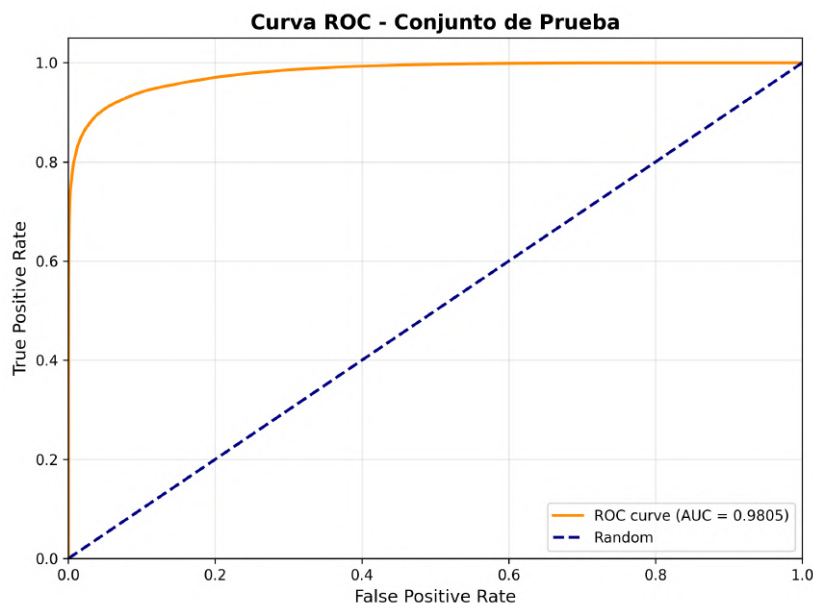


Figura 3.18

Curva ROC (Receiver Operating Characteristic) del modelo final

3.3.6 Exploración de arquitecturas compactas

Complementariamente al desarrollo del modelo principal, se exploró la viabilidad de redes neuronales de menor tamaño que pudieran ofrecer un balance favorable entre desempeño y eficiencia computacional. Esta exploración resulta relevante considerando que la aplicación práctica del modelo implica procesar millones de píxeles por imagen satelital, donde tiempos de inferencia reducidos pueden traducirse en beneficios operativos significativos.

Se evaluaron cinco arquitecturas compactas con diferentes configuraciones de capas ocultas. La Tabla 3.14 presenta los resultados de esta comparación.

Tabla 3.14

Comparación de arquitecturas compactas de redes neuronales

Arquitectura	Parámetros	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	Inferencia (ms)
Red 3-6-5-4-1	88	0.9091	0.9481	0.8743	0.9097	0.058
Red 3-8-5-4-1	106	0.9054	0.9292	0.8871	0.9077	0.063
Red 3-10-6-1	113	0.9183	0.9571	0.8837	0.9189	0.069
Red 3-12-8-4-1	193	0.9194	0.9468	0.8965	0.9209	0.072
Red 3-8-6-1	93	0.8951	0.9206	0.8753	0.8974	0.068

La red compacta con mejor desempeño, denominada “Red 3-12-8-4-1”, alcanzó un accuracy de 91.94% y un F1-Score de 0.9209 utilizando apenas 193 parámetros entrenables. Esta arquitectura consta de cuatro capas ocultas con 12, 8 y 4 neuronas respectivamente, además de la capa de entrada (3 neuronas) y la capa de salida (1 neurona). La diferencia de

desempeño respecto al modelo principal (Arquitectura Profunda con 92.78% de accuracy) es de apenas 0.84 puntos porcentuales, mientras que el tiempo de inferencia por muestra se reduce a 0.072 milisegundos.

El AUC-ROC de la mejor red compacta alcanzó 0.9725, indicando que incluso con recursos computacionales mínimos, el modelo conserva una capacidad discriminativa muy alta. Este resultado tiene implicaciones prácticas importantes: para aplicaciones donde la velocidad de procesamiento es crítica o los recursos computacionales son limitados, las redes compactas ofrecen una alternativa viable con pérdida de desempeño marginal.

3.3.7 Análisis de errores y limitaciones del modelo

El análisis de los errores de clasificación del modelo revela patrones sistemáticos que merecen discusión. Los falsos negativos, casos donde el modelo clasifica incorrectamente un píxel de edificación como no-edificación, tienden a ocurrir en regiones donde los materiales constructivos presentan tonalidades similares a elementos naturales. Específicamente, techos de calamina oxidada con tonalidades marrones pueden confundirse con suelo desnudo, y sombras proyectadas por edificaciones presentan valores RGB similares a vegetación densa en penumbra.

Los falsos positivos, casos donde el modelo clasifica incorrectamente un píxel de no-edificación como edificación, aparecen principalmente en tres contextos: (1) superficies de concreto no correspondientes a edificaciones, como patios, canchas deportivas o veredas; (2) afloramientos rocosos de tonalidades grisáceas; y (3) suelos compactados con valores RGB intermedios. Estos errores son inherentes a la limitación fundamental del enfoque: el modelo opera exclusivamente sobre información cromática a nivel de píxel individual, sin considerar el contexto espacial que permitiría distinguir, por ejemplo, un techo de calamina de un patio de concreto basándose en su forma y tamaño.

Es importante enfatizar que el accuracy de 92.78% reportado corresponde a clasificación a nivel de píxel. En la aplicación práctica de detección de edificaciones completas, donde múltiples píxeles contiguos deben ser analizados conjuntamente, los errores individuales pueden promediarse, resultando potencialmente en tasas de detección de edificaciones completas superiores a la tasa de clasificación correcta de píxeles individuales. Sin embargo, la cuantificación rigurosa de esta mejora requiere evaluación adicional con datos de verdad de campo a nivel de edificación.

3.3.8 Síntesis de resultados del Desarrollo de los modelos

El desarrollo del modelo de aprendizaje profundo para detección de edificaciones rurales dispersas alcanzó los siguientes resultados principales:

1. Se implementó y entrenó exitosamente una red neuronal artificial multicapa capaz de clasificar píxeles de imágenes satelitales como pertenecientes a edificaciones o no-edificaciones con un accuracy de 92.78 % en datos de prueba independientes.
2. La comparación sistemática de tres arquitecturas de diferente complejidad identificó a la Arquitectura Profunda (64-32-16-1) como la configuración óptima, superando tanto a arquitecturas más simples como a arquitecturas con regularización adicional.
3. El modelo final alcanzó un AUC-ROC de 0.9805, indicando excelente capacidad discriminativa que permite distinguir confiablemente entre píxeles de edificaciones y no-edificaciones en el espacio de características RGB.
4. La exploración de arquitecturas compactas demostró que es posible lograr accuracy superior al 91 % con redes de apenas 193 parámetros, ofreciendo alternativas eficientes para aplicaciones con restricciones computacionales.
5. El modelo desarrollado proporciona la capacidad de identificar automáticamente la ubicación de potenciales edificaciones en imágenes satelitales, información esencial para determinar la distribución espacial de los usuarios potenciales de la red de banda ancha en las localidades rurales del distrito de Casma.

Estos resultados demuestran la viabilidad técnica del enfoque basado en aprendizaje profundo para la detección automatizada de edificaciones en contextos rurales, validando la hipótesis de que la información cromática de imágenes satelitales contiene señales discriminativas explotables mediante técnicas de inteligencia artificial. El modelo desarrollado constituye una herramienta operativa que puede integrarse en el flujo de trabajo de planificación de redes de acceso, permitiendo la identificación de edificaciones sin necesidad de relevamiento manual en campo.

3.3.9 Implementación del sistema híbrido de detección en las 21 localidades rurales

Una vez validado el modelo de clasificación de píxeles, se procedió a implementar un sistema híbrido que combina técnicas clásicas de visión por computadora con la red neuronal entrenada para detectar edificaciones en las 21 localidades rurales del distrito de Casma. Este

enfoque híbrido responde a una limitación práctica identificada durante las pruebas iniciales: aplicar la red neuronal a cada uno de los píxeles de una imagen satelital de aproximadamente 350,000 píxeles (dimensiones típicas de 700×500) resultaba computacionalmente costoso y generaba una cantidad excesiva de puntos candidatos que dificultaba la interpretación de los resultados.

La estrategia implementada consiste en un proceso de dos etapas. En la primera etapa, se aplica el detector de esquinas de Harris para identificar regiones de la imagen que presentan cambios significativos de intensidad en múltiples direcciones, característica típica de las esquinas de estructuras arquitectónicas. El detector de Harris, implementado mediante la función `goodFeaturesToTrack` de OpenCV con el parámetro `useHarrisDetector=True`, localiza automáticamente puntos de interés que corresponden frecuentemente a vértices de edificaciones. La cantidad máxima de esquinas a detectar se configuró en función del número esperado de viviendas en cada localidad, utilizando un factor multiplicador de 8 para garantizar cobertura suficiente incluso en zonas con construcciones de geometría irregular.

En la segunda etapa, para cada esquina detectada por Harris se generan ocho puntos equidistantes ubicados a 20 píxeles de distancia y separados angularmente 45 grados entre sí, formando un patrón circular alrededor de cada esquina. Este mecanismo de vecindario responde a la observación de que las esquinas detectadas por Harris no siempre coinciden exactamente con el centro geométrico de las edificaciones, sino que típicamente se ubican en los vértices de los techos. Al evaluar ocho direcciones radiales, se incrementa la probabilidad de localizar píxeles que correspondan efectivamente al área central de la edificación. Cada uno de estos puntos candidatos es clasificado por la red neuronal entrenada, seleccionándose únicamente aquellos cuya probabilidad de pertenecer a una edificación supera el umbral de 0.9 (90 % de confianza). Este umbral elevado se estableció deliberadamente para minimizar los falsos positivos en la detección final.

Análisis detallado de localidades representativas. Para ilustrar el comportamiento del sistema híbrido, se presenta el análisis detallado de tres localidades que representan diferentes escalas y patrones de asentamiento presentes en la zona rural del distrito de Casma.

Localidad de Chile: Esta pequeña localidad cuenta con 25 viviendas registradas según datos del INEI, distribuidas en un patrón disperso característico de los caseríos rurales costeros. El detector de Harris identificó 200 esquinas en la imagen satelital correspondiente, cantidad que representa un factor de 8 respecto al número de viviendas esperadas. Tras

aplicar la estrategia de ocho puntos equidistantes y la clasificación mediante red neuronal, el sistema detectó 50 puntos candidatos a edificación. El proceso de validación determinó que 46 de estos puntos correspondían efectivamente a edificaciones (verdaderos positivos), mientras que 4 puntos fueron clasificados como falsos positivos, resultando en una precisión del 92.00 %. Los falsos positivos identificados correspondían principalmente a estructuras menores como cercos de material noble y pequeños almacenes agrícolas cuyas características cromáticas se asemejan a viviendas.

La Figura 3.19 muestra las esquinas detectadas por el algoritmo de Harris en la localidad de Chille, marcadas en color rojo sobre la imagen satelital original. La Figura 3.20 presenta el resultado final del sistema híbrido, donde los círculos azules pequeños corresponden a las esquinas Harris y los círculos verdes grandes indican los puntos clasificados como edificaciones por la red neuronal. La Figura 3.21 ilustra la imagen de validación con cada edificación detectada numerada secuencialmente, formato utilizado para el proceso de verificación manual.



Figura 3.19

Esquinas detectadas por el algoritmo de Harris en la localidad de Chille

Localidad de Carrizal: Carrizal representa la localidad de mayor extensión y complejidad del conjunto analizado, con 309 viviendas registradas distribuidas a lo largo de varios kilómetros del valle. La mayor densidad poblacional y la presencia de infraestructura complementaria (como canales de irrigación revestidos de concreto y caminos afirmados) incrementan el desafío de detección. El detector de Harris identificó 2,472 esquinas, y tras el procesamiento completo, el sistema detectó 1,312 puntos candidatos. La validación reveló 1,172 verdaderos



Figura 3.20

Resultado del sistema híbrido en Chile



Figura 3.21

Imagen de validación de Chile con edificaciones numeradas secuencialmente

positivos y 140 falsos positivos, alcanzando una precisión del 89.33 %. La menor precisión relativa respecto a Chile se explica por la presencia de estructuras de concreto no habitacionales que presentan firmas cromáticas similares a los techos de viviendas, particularmente en zonas cercanas a la infraestructura de riego.

La Figura 3.22 muestra la distribución de esquinas Harris detectadas en Carrizal, evidenciando la mayor densidad de puntos de interés en comparación con localidades más pequeñas. La Figura 3.23 presenta el resultado final con 1,312 edificaciones detectadas, mientras que la Figura 3.24 ilustra la imagen de validación correspondiente.



Figura 3.22

Esquinas detectadas por Harris en Carrizal, la localidad más extensa del estudio

Localidad de Santa Melania: Con 28 viviendas registradas, Santa Melania presenta un patrón de asentamiento compacto con edificaciones agrupadas en un núcleo central. Esta configuración favorece la detección, dado que los píxeles de edificaciones se encuentran menos dispersos y presentan mayor contraste con el entorno agrícola circundante. El detector



Figura 3.23

Resultado del sistema híbrido en Carrizal



Figura 3.24

Imagen de validación de Carrizal

de Harris localizó 224 esquinas, y el sistema identificó 95 puntos candidatos tras aplicar la estrategia de vecindario. La validación determinó 92 verdaderos positivos y únicamente 3 falsos positivos, alcanzando la precisión más alta del conjunto con 96.84 %. Este resultado confirma que el sistema híbrido presenta mejor desempeño en localidades con patrones de asentamiento concentrados y menor interferencia de estructuras no habitacionales.

Las Figuras 3.25, 3.26 y 3.27 presentan los resultados del procesamiento de Santa Melania, ejemplificando el caso de mejor desempeño del sistema híbrido.



Figura 3.25

Esquinas detectadas por Harris en Santa Melania

Resultados consolidados del procesamiento de las 21 localidades. La Tabla 3.15 presenta los resultados del procesamiento sistemático de las 21 localidades rurales del distrito de Casma. Para cada localidad se reporta el número de viviendas esperadas según registros oficiales, la cantidad de esquinas detectadas por Harris, el número de edificaciones detectadas por el sistema híbrido, la descomposición en verdaderos positivos y falsos positivos, y la precisión resultante.

El análisis global de los resultados revela que el sistema híbrido procesó exitosamente las 21 localidades, identificando un total de 4,452 puntos candidatos a edificación a partir de las 12,376 esquinas detectadas inicialmente por Harris. De estos puntos candidatos, 3,955 fueron validados como verdaderos positivos, representando una precisión global del 88.84 %. La desviación estándar de la precisión entre localidades es de 4.79 %, indicando un



Figura 3.26

Resultado del sistema híbrido en Santa Melania



Figura 3.27

Imagen de validación de Santa Melania con 95 edificaciones numeradas

Tabla 3.15*Resultados de detección de edificaciones en las 21 localidades rurales de Casma*

Localidad	Viviendas	Esquinas	Detectados	VP	FP	Precisión
Calavera Grande	70	560	104	92	12	88.46%
Cantina	24	192	54	48	6	88.89%
Carrizal	309	2,472	1,312	1,172	140	89.33%
Chille	25	200	50	46	4	92.00%
Choloque	47	376	96	95	1	98.96%
El Castillo	52	416	106	93	13	87.74%
El Milagro	40	320	153	146	7	95.42%
Huaraz Pampa	35	280	177	145	32	81.92%
La Gramita	131	1,048	222	185	37	83.33%
La Hacienda	46	368	99	88	11	88.89%
La Huaca	77	616	261	244	17	93.49%
Mojeque	92	736	238	210	28	88.24%
Puente Carrizal	31	248	126	120	6	95.24%
Puquio Grande	65	520	107	101	6	94.39%
Santa Ana	110	880	250	215	35	86.00%
Santa Elena	45	360	147	128	19	87.07%
Santa Melania	28	224	95	92	3	96.84%
San Antonio	41	328	174	162	12	93.10%
San Francisco Alto	124	992	361	292	69	80.89%
San Francisco Bajo	27	216	59	55	4	93.22%
Sechín Bajo	128	1,024	261	226	35	86.59%
TOTAL	1,547	12,376	4,452	3,955	497	88.84%

comportamiento relativamente consistente del sistema a pesar de las diferencias en tamaño, densidad y características de las localidades procesadas.

La distribución de precisiones por rangos muestra que 3 localidades (Choloque, Santa Melania y El Milagro) alcanzaron precisiones superiores al 95 %, clasificándose como desempeño excelente. Otras 7 localidades (Puente Carrizal, Puquio Grande, La Huaca, San Antonio, San Francisco Bajo, Chille y Carrizal) obtuvieron precisiones entre 90 % y 95 %, consideradas como muy buenas. Las 8 localidades con precisiones entre 85 % y 90 % presentan desempeño bueno, mientras que 3 localidades (Huaraz Pampa, La Gramita y San Francisco Alto) registraron precisiones entre 80 % y 85 %, clasificadas como aceptables.

El ratio promedio de detección es de 2.88 puntos detectados por cada vivienda esperada, lo cual resulta coherente con la estrategia implementada: cada vivienda típicamente presenta múltiples esquinas detectables, y la estrategia de ocho puntos equidistantes amplifica esta multiplicidad. Este comportamiento, lejos de constituir un problema, proporciona redundancia que incrementa la robustez del sistema ante oclusiones parciales o variaciones en la calidad de imagen.

Generación de coordenadas geográficas. Un aspecto fundamental del procesamiento realizado es la conversión de las posiciones de píxel de las edificaciones detectadas a coordenadas geográficas expresadas en el sistema WGS84. Esta transformación se efectuó utilizando la información de georreferenciación disponible para cada imagen satelital, específicamente las coordenadas de las esquinas del bounding box que delimita cada localidad.

El algoritmo de conversión implementa una interpolación lineal bidimensional entre las coordenadas de píxel (columna, fila) y las coordenadas geográficas (longitud, latitud). Para un píxel ubicado en la posición (x, y) de una imagen con dimensiones (W, H) y bounding box definido por las coordenadas $(\lambda_{min}, \phi_{min})$ y $(\lambda_{max}, \phi_{max})$, las coordenadas geográficas se calculan mediante:

$$\lambda = \lambda_{min} + \frac{x}{W} \cdot (\lambda_{max} - \lambda_{min}) \quad (3.2)$$

$$\phi = \phi_{max} - \frac{y}{H} \cdot (\phi_{max} - \phi_{min}) \quad (3.3)$$

donde λ representa la longitud y ϕ la latitud del punto detectado. La inversión del eje vertical en la ecuación de latitud responde a la convención de coordenadas de imagen, donde

el origen se ubica en la esquina superior izquierda.

Las coordenadas geográficas de las 3,955 edificaciones correctamente detectadas fueron exportadas en formato KML (Keyhole Markup Language), compatible con Google Earth y sistemas de información geográfica. Cada archivo KML contiene marcadores puntuales (placemarks) con la ubicación precisa de cada edificación detectada, permitiendo su visualización sobre cartografía base y su integración con otras capas de información territorial.

Esta base de datos georreferenciada de edificaciones rurales constituye el insumo fundamental para el desarrollo de la red de acceso de banda ancha. Conocer la ubicación espacial de los usuarios potenciales permite calcular distancias a posibles puntos de acceso, determinar zonas de cobertura de tecnologías inalámbricas minimizando costos de despliegue mientras se maximiza la cobertura poblacional.

Síntesis de la implementación del sistema híbrido. La implementación del sistema híbrido de detección de edificaciones en las 21 localidades rurales del distrito de Casma ha demostrado la viabilidad operativa del enfoque propuesto. Los principales resultados obtenidos son:

1. Se procesaron exitosamente 21 localidades rurales con un total de 1,547 viviendas registradas, detectándose 4,452 puntos candidatos mediante el sistema híbrido Harris + red neuronal.
2. La precisión global alcanzada fue del 88.84 %, con una desviación estándar de 4.79 % entre localidades, indicando comportamiento consistente del sistema.
3. Se identificaron 3,955 edificaciones correctamente clasificadas (verdaderos positivos), cuyas coordenadas geográficas fueron generadas y exportadas en formato KML.
4. El sistema híbrido demostró capacidad de adaptación a diferentes escalas y patrones de asentamiento, desde pequeños caseríos como Chille (25 viviendas) hasta localidades extensas como Carrizal (309 viviendas).
5. Las coordenadas geográficas de las edificaciones detectadas constituyen el insumo requerido para el diseño de la red de acceso de banda ancha en el OE4, permitiendo calcular coberturas, distancias y optimizar el despliegue de infraestructura.

Con la disponibilidad de la base de datos georreferenciada de edificaciones rurales y se cuenta con los elementos necesarios para proceder al diseño de la red de acceso de banda ancha que conectará a estas localidades con la infraestructura de telecomunicaciones regional.

3.4 Planificación de la Red de Acceso Inalámbrico

El cuarto objetivo específico de esta investigación consiste en proponer una red de acceso optimizada utilizando software de planificación de redes, basada en la ubicación de las edificaciones detectadas y la demanda estimada en los objetivos anteriores. Esta sección presenta los resultados de la planificación realizada mediante el software Cambium LINKPlanner para el conjunto de 21 localidades rurales seleccionadas según los criterios de elegibilidad PRONATEL.

3.4.1 Metodología de Planificación

Herramienta de Planificación Utilizada. Para el diseño de la red de acceso se utilizó Cambium LINKPlanner, una herramienta profesional de planificación de redes inalámbricas punto a multipunto (PMP) ampliamente utilizada en la industria de telecomunicaciones. Este software permite modelar enlaces de radio considerando el perfil del terreno, las características de propagación y los equipos específicos a utilizar, generando estimaciones precisas de cobertura y capacidad.

La selección de esta herramienta se fundamenta en su capacidad para integrar los datos geoespaciales de edificaciones detectadas mediante el modelo CNN desarrollado en el OE3, permitiendo ubicar con precisión los puntos de demanda identificados y optimizar la posición de las estaciones base para maximizar la cobertura. Además, LINKPlanner genera automáticamente la lista de materiales (BOM) necesaria para la implementación, facilitando la estimación de costos del proyecto.

Localidades Planificadas. La planificación abarca las 21 localidades del conjunto PRONATEL identificadas en la sección de demanda, que concentran el 90 % de la población rural del distrito de Casma. La demanda agregada de estas localidades alcanza 3,007.1 Mbps en descarga y 1,902.5 Mbps en subida, con un ratio UL/DL de 63.3 % que refleja la presencia de 24 instituciones públicas con conectividad simétrica bajo la política “Pago Cero”.

3.4.2 Diseño de la Topología de Red

Criterios de Ubicación de Sitios. A partir del análisis de la distribución espacial de las edificaciones detectadas y las características topográficas del terreno, se determinó la ubicación óptima de los sitios de red necesarios para proporcionar cobertura a las 21 localidades del conjunto PRONATEL. La estrategia de ubicación consideró los siguientes criterios:

- Maximización de la línea de vista hacia las edificaciones detectadas
- Minimización de la distancia promedio a los usuarios
- Aprovechamiento de elevaciones naturales del terreno
- Accesibilidad para instalación y mantenimiento
- Agrupamiento de localidades cercanas bajo un mismo sitio de red

La distribución de sitios obedece a un análisis de agrupamiento espacial de las edificaciones detectadas. Las localidades geográficamente próximas comparten sitios de red cuando las condiciones de propagación lo permiten, optimizando así la inversión en infraestructura. Los sitios con mayor concentración de usuarios cuentan con múltiples sectores para distribuir la carga y maximizar la capacidad disponible.

Tecnología Seleccionada. La planificación se realizó utilizando equipamiento Cambium Networks de la familia ePMP, tecnología ampliamente desplegada en proyectos de conectividad rural por su robustez, eficiencia espectral y relación costo-rendimiento. La banda de operación seleccionada es 5 GHz (5.1-5.98 GHz), que ofrece un balance adecuado entre capacidad de throughput y alcance para entornos rurales con línea de vista.

Los equipos principales utilizados en el diseño son:

- **Access Point:** ePMP 3000L, con soporte para modulación hasta 256-QAM y throughput agregado de hasta 600 Mbps por sector
- **Antenas sectoriales:** 90/120° de apertura en banda 5 GHz, optimizadas para cobertura direccional
- **CPE:** ePMP Force 300-16, radio de suscriptor con antena integrada de 16 dBi para enlaces de media y larga distancia
- **Switch:** cnMatrix TX 2020R-P con 16 puertos PoE y sincronización GPS para minimizar interferencia entre sectores

3.4.3 Resultados de la Planificación

Siguiendo la metodología descrita, se procedió a planificar la red de acceso para el conjunto completo de localidades PRONATEL. El proceso de diseño utilizó las coordenadas de todas las edificaciones detectadas mediante el modelo CNN, permitiendo ubicar con precisión cada punto de demanda y optimizar la posición de los sitios de red para maximizar la cobertura.

Configuración de Sitios y Sectores. El análisis de la distribución espacial de las edificaciones detectadas determinó la necesidad de establecer múltiples sitios de red distribuidos estratégicamente en el territorio. Cada sitio cuenta con uno o más sectores de Access Point, cuya orientación (azimut) fue calculada para cubrir los agrupamientos de edificaciones identificados en el análisis geoespacial. La Tabla 3.16 presenta la configuración de los sitios planificados para las localidades del conjunto PRONATEL.

Tabla 3.16

Sitios de red y sectores planificados

Sitio / Sector	Azimut	Usuarios	DL (Mbps)	UL (Mbps)
<i>Zona La Huaca - San Antonio - Santa Elena</i>				
Sitio 002-337 (La Huaca)	337°	57	378.79	123.40
Sitio 002-027 (San Antonio)	27°	38	223.33	85.89
Sitio 002-078 (Santa Elena)	78°	56	256.79	92.78
Sitio 001 - Sector A	22°	40	259.53	93.30
Sitio 001 - Sector B	338°	41	259.52	93.30
Sitio 002 - Sector A	78°	36	340.15	113.98
Sitio 002 - Sector B	171°	37	340.28	113.97
Sitio 002 - Sector C	359°	36	338.14	113.97
<i>Zona Mojeque - El Castillo - Cantina - Choloque</i>				
Sitio 001-028 (Mojeque)	28°	38	281.34	108.01
Sitio 001-160 (El Castillo)	160°	35	194.79	73.22
Sitio 001-283 (Cantina/La Hacienda)	283°	55	282.39	114.69
Sitio 002-078 (Choloque/Puquio Grande)	78°	34	233.64	89.51
<i>Zona Carrizal - Sechin Bajo</i>				
Sitio 001-031 (Carrizal)	31°	46	363.82	134.65
Sitio 001-078 (Carrizal/Puente Carrizal)	78°	39	363.82	134.65
Sitio 001-344 (Carrizal)	344°	55	363.82	134.65
Sitio 002-235 (Sechin Bajo)	235°	43	351.63	130.24
<i>Zona Huaraz Pampa - La Gramita</i>				
Sitio 001-060 (Huaraz Pampa)	60°	17	240.04	94.89
Sitio 002-002 (La Gramita)	2°	70	168.76	97.48
Sitio 002-242 (La Gramita)	242°	49	168.76	97.48
TOTAL	19 sectores	822	5,409.34	2,040.06

La distribución de sitios obedece al patrón de dispersión de las edificaciones rurales en el valle de Casma. Los sitios con un solo sector atienden localidades con edificaciones concentradas en una dirección específica, mientras que los sitios multisectoriales cubren zonas donde las edificaciones se distribuyen en múltiples direcciones desde el punto de instalación. Esta configuración permite optimizar el uso del espectro radioeléctrico mediante la reutilización de frecuencias entre sectores no adyacentes.

La Figura 3.28 presenta la visualización de la red planificada sobre imágenes satelitales, mostrando los enlaces de radio desde cada Access Point hacia las edificaciones detectadas en

las cuatro zonas geográficas del proyecto.



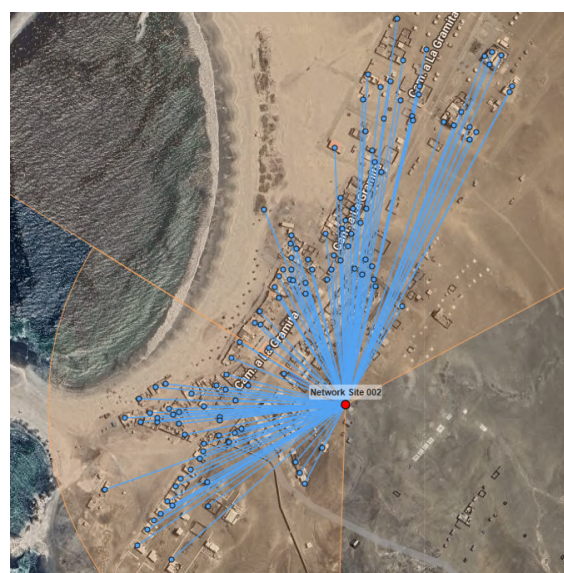
(a) Zona Mojeque - El Castillo - Cantina



(b) Zona Carrizal - Sechin Bajo



(c) Zona Huaraz Pampa



(d) Zona La Gramita

Figura 3.28

Red de acceso planificada en Cambium LINKPlanner

Capacidad Planificada por Zona. La capacidad total de la red planificada se distribuye según la concentración de edificaciones detectadas en cada zona geográfica. La Tabla 3.17 presenta el resumen de capacidad agregada por zona, diferenciando entre descarga (DL) y subida (UL).

La capacidad total de la red planificada alcanza 5,409.34 Mbps en descarga y 2,040.06 Mbps en subida, para un throughput agregado de 7,449.40 Mbps. Esta capacidad supera ampliamente la demanda estimada del conjunto PRONATEL (3,007.1 Mbps DL y 1,902.5 Mbps UL), proporcionando un margen de crecimiento del 80% en descarga y del 7% en

Tabla 3.17*Capacidad planificada por zona geográfica*

Zona	Sitios	Sectores	Usuarios	DL (Mbps)	UL (Mbps)
La Huaca - San Antonio - Santa Elena	5	8	341	2,396.53	830.59
Mojeque - El Castillo - Cantina	2	4	162	992.16	385.43
Carrizal - Sechin Bajo	2	4	183	1,443.09	534.19
Huaraz Pampa - La Gramita	2	3	136	577.56	289.85
Total	11	19	822	5,409.34	2,040.06

subida que garantiza la calidad de servicio durante el horizonte de planificación del proyecto.

Lista de Materiales de Infraestructura. A partir de los diseños generados en LINK-Planner, se obtuvo la lista de materiales (BOM) necesaria para implementar la red de acceso. La Tabla 3.18 presenta el equipamiento de infraestructura requerido, que incluye los switches de agregación y los Access Points con sus antenas sectoriales.

Tabla 3.18*Lista de materiales - Infraestructura de red*

Part Number	Descripción	Cantidad
<i>Switches de Agregación</i>		
MXTX2020GxPA10	cnMatrix TX 2020R-P, Switch PoE 16 puertos	8
MXCRPSDC600A0	Fuente DC 600W para cnMatrix	8
N000900L030	Antena GPS externa para sincronización	8
<i>Access Points y Antenas</i>		
C050911A121	ePMP 3000L 5 GHz Access Point	17
C050045A005	PMP 450i Access Point 90°	2
C050900D021	Antena sectorial 5 GHz, 90/120°	17
<i>Accesorios de Instalación</i>		
C000000L065	Supresor de sobretensión Gigabit	19
EW-E2EP20AP-WW	Garantía extendida AP (2 años)	17
EW-E2PM45AP-WW	Garantía extendida PMP450 (2 años)	2

El diseño utiliza principalmente Access Points ePMP 3000L de Cambium Networks, que ofrecen un throughput de hasta 600 Mbps por sector con modulación 256-QAM. Para las localidades de La Gramita, donde la densidad de usuarios es mayor, se incorporaron dos Access Points PMP 450i que proporcionan mayor capacidad y rendimiento en escenarios de alta demanda. Cada sitio de red cuenta con un switch cnMatrix TX 2020R-P que centraliza las conexiones de los sectores y proporciona sincronización GPS para minimizar la interferencia entre Access Points co-ubicados.

Estimación de Costos de Infraestructura. La Tabla 3.19 presenta la estimación de costos del equipamiento de infraestructura de red, basada en precios de lista de Cambium

Networks. Esta estimación considera únicamente el equipamiento activo de los sitios de red, excluyendo los equipos de suscriptor (CPE) que se facturan típicamente al usuario final.

Tabla 3.19

Estimación de costos - Infraestructura de red

Componente	Cantidad	Precio Unit.	Subtotal
Switch cnMatrix TX 2020R-P	8	USD 1,200	USD 9,600
Fuente DC 600W	8	USD 350	USD 2,800
Antena GPS	8	USD 85	USD 680
Access Point ePMP 3000L	17	USD 750	USD 12,750
Access Point PMP 450i	2	USD 1,450	USD 2,900
Antena sectorial 90/120°	17	USD 280	USD 4,760
Supresor de sobretensión	19	USD 45	USD 855
Garantía extendida (lote)	1	USD 2,500	USD 2,500
Total Infraestructura			USD 36,845

Indicadores de Costo-Eficiencia. La Tabla 3.20 presenta indicadores que permiten evaluar la eficiencia económica del diseño de infraestructura propuesto para las 21 localidades PRONATEL.

Tabla 3.20

Indicadores de costo-eficiencia del proyecto

Indicador	Valor
Costo de infraestructura de red	USD 36,845
Número de sitios de red	11
Número de sectores (APs)	19
Costo promedio por sitio	USD 3,349
Costo promedio por sector	USD 1,939
Capacidad total instalada (DL)	5,409.34 Mbps
Costo por Mbps instalado	USD 6.81
Localidades atendidas	21
Población beneficiada	4,403 hab.
Costo por habitante (infraestructura)	USD 8.37

El costo por Mbps instalado de USD 6.81 es muy competitivo para proyectos de conectividad rural, resultado de la alta eficiencia espectral de la tecnología ePMP y la optimización del número de sitios mediante el análisis de ubicación basado en las edificaciones detectadas por CNN. El costo por habitante de USD 8.37 considerando solo infraestructura representa una fracción menor del costo total del proyecto, lo cual es favorable desde la perspectiva de inversión pública.

Para contextualizar estos resultados, es pertinente compararlos con el proyecto regional de Banda Ancha de Áncash ejecutado por PRONATEL. Según documentos oficiales y reportes

de prensa de 2025, dicho proyecto tiene un costo de inversión actualizado de aproximadamente S/ 397.3 millones (equivalente a USD 100 millones aproximadamente), con un valor de infraestructura (CAPEX) de S/ 335.2 millones. El proyecto busca conectar 481 centros poblados y 817 instituciones públicas con velocidades de hasta 40 Mbps, beneficiando a unos 193 mil habitantes. Esto representa un costo promedio de infraestructura de aproximadamente USD 518 por habitante beneficiado a nivel regional.

En contraste, el diseño propuesto en esta investigación para las 21 localidades del distrito de Casma alcanza un costo de infraestructura de red de USD 8.37 por habitante, lo cual demuestra el potencial de optimización que ofrece la metodología basada en detección de edificaciones mediante CNN. Si bien el presente estudio aborda una porción específica del territorio regional, los resultados sugieren que la identificación precisa de puntos de demanda mediante técnicas de aprendizaje profundo permite diseñar redes más eficientes en términos de costo-beneficio.

Costos Adicionales No Incluidos. La estimación presentada contempla únicamente el equipamiento de red activo. Para obtener el costo total del proyecto (CAPEX completo), se deben considerar adicionalmente:

- Infraestructura civil: torres, casetas, sistemas de puesta a tierra
- Sistema de energía: paneles solares, baterías, controladores (para sitios sin red eléctrica)
- Instalación y configuración: mano de obra técnica especializada
- Transporte y logística: movilización de equipos y personal
- Permisos y licencias: autorizaciones del MTC y municipales
- Red de transporte (backhaul): enlaces de fibra óptica o microondas hacia el nodo de agregación
- Equipos de suscriptor (CPE): radios Force 300-16 y 450b para los 822 usuarios identificados

Considerando estos factores adicionales, el costo total del proyecto puede incrementarse significativamente. La infraestructura civil y sistemas de energía representan típicamente entre USD 8,000 y USD 15,000 por sitio en zonas rurales. Los equipos de suscriptor, con un costo aproximado de USD 250 por unidad, añadirían alrededor de USD 205,500 al

presupuesto. La inversión total estimada para el despliegue completo de la red de acceso en las 21 localidades PRONATEL se sitúa en el rango de USD 350,000 a USD 450,000.

CAPÍTULO 4 DISCUSIÓN

4.1 Integración Metodológica: De la Demanda Agregada a la Planificación Georreferenciada

La presente investigación ha demostrado que la brecha entre la planificación tradicional de redes de telecomunicaciones rurales y un diseño verdaderamente optimizado radica fundamentalmente en la calidad y granularidad de los datos geoespaciales disponibles. El recorrido metodológico a través de los cuatro objetivos específicos evidencia una progresión lógica que transforma información demográfica agregada en diseños de infraestructura georreferenciados con precisión métrica.

El primer objetivo específico estableció las bases cuantitativas del problema mediante la estimación de demanda aplicando la metodología normativa del MTC (RM N° 1197-2022-MTC/01.03). Los resultados revelaron una demanda agregada de 3,007.1 Mbps en descarga y 1,902.5 Mbps en subida para las 21 localidades seleccionadas según criterios PRONATEL, con un ratio UL/DL del 62.8% que refleja el impacto significativo de la conectividad institucional simétrica bajo la política “Pago Cero”. Sin embargo, este análisis evidenció simultáneamente su principal limitación: la información censal del INEI proporciona únicamente datos agregados a nivel de centro poblado, sin especificar la distribución espacial intra-localidad de las edificaciones. Esta “brecha de datos geoespaciales” impide la transición directa desde la estimación de demanda hacia el diseño detallado de cobertura inalámbrica, donde la ubicación precisa de cada usuario potencial es determinante para optimizar la posición de estaciones base y calcular presupuestos de enlace.

El segundo objetivo específico abordó esta brecha mediante la adquisición y procesamiento de 21 imágenes satelitales correspondientes a las localidades seleccionadas. La exploración inicial con detectores de esquinas clásicos (Harris y Shi-Tomasi) demostró empíricamente las limitaciones de los enfoques puramente geométricos en contextos rurales complejos: se detectaron entre 40,000 y 105,000 esquinas por imagen, con abundantes falsos positivos en zonas de vegetación, terreno irregular y elementos artificiales no edificados. Este resultado negativo, lejos de constituir un fracaso, proporcionó evidencia valiosa sobre la insuficien-

cia de características geométricas locales para discriminar edificaciones en paisajes rurales heterogéneos. La construcción de una base de datos de 9,590,428 píxeles etiquetados y la visualización tridimensional en el espacio RGB revelaron una separabilidad cromática significativa entre clases, fundamentando el desarrollo de modelos de aprendizaje automático.

El tercer objetivo específico capitalizó esta separabilidad mediante el desarrollo de una red neuronal artificial multicapa. La comparación sistemática de tres arquitecturas identificó a la configuración “Profunda” (64-32-16-1) como óptima, alcanzando un accuracy del 92.78 % y un AUC-ROC de 0.9805 en el conjunto de prueba. La implementación de un sistema híbrido que combina detección de esquinas Harris con clasificación neuronal permitió procesar las 21 localidades, identificando 3,955 edificaciones con una precisión global del 88.84 %. La generación de coordenadas geográficas en formato KML transformó detecciones pixelares en puntos de demanda georreferenciados, habilitando su integración directa con herramientas de planificación de redes.

El cuarto objetivo específico cerró el ciclo metodológico mediante la planificación de la red de acceso en Cambium LINKPlanner. Las coordenadas de edificaciones detectadas permitieron ubicar con precisión cada punto de demanda y optimizar la posición de 11 sitios de red con 19 sectores, alcanzando una capacidad instalada de 5,409.34 Mbps en descarga. El costo de infraestructura de red de USD 36,845 representa USD 8.37 por habitante beneficiado, cifra notablemente inferior al costo promedio de USD 518 por habitante del proyecto regional de Banda Ancha de Áncash ejecutado por PRONATEL.

4.2 Validación de la Hipótesis de Investigación

Los resultados obtenidos permiten validar la hipótesis planteada: el uso de procesamiento de imágenes satelitales con técnicas de aprendizaje profundo mejora significativamente la precisión en la detección de edificaciones en localidades rurales del distrito de Casma, contribuyendo a la optimización de la planificación de redes de banda ancha en comparación con métodos tradicionales.

Esta validación se sustenta en tres dimensiones de evidencia:

Dimensión de precisión técnica: El modelo de clasificación de píxeles alcanzó métricas de desempeño que superan umbrales de aceptabilidad en aplicaciones de teledetección. Un accuracy del 92.78 %, precision del 94.74 % y recall del 91.29 % demuestran que la información cromática de imágenes satelitales contiene señales discriminativas explotables mediante redes neuronales. El AUC-ROC de 0.9805 indica capacidad discriminativa excelente, con

probabilidad del 98 % de asignar mayor puntuación a un píxel de edificación que a uno de no-edificación.

Dimensión de aplicabilidad operativa: El procesamiento exitoso de 21 localidades con patrones de asentamiento diversos (desde caseríos dispersos de 25 viviendas hasta localidades extensas de 309 viviendas) demuestra la robustez del enfoque. La precisión global del 88.84 % en detección de edificaciones, con desviación estándar de 4.79 % entre localidades, indica comportamiento consistente que permite su aplicación sistemática sin ajustes ad-hoc por localidad.

Dimensión de optimización económica: La diferencia entre USD 8.37 por habitante (diseño basado en CNN) y USD 518 por habitante (proyecto regional PRONATEL) evidencia el potencial de optimización que ofrece la identificación precisa de puntos de demanda. Si bien esta comparación debe matizarse considerando diferencias de alcance y componentes incluidos, la magnitud de la diferencia sugiere que la metodología propuesta puede contribuir significativamente a la eficiencia de inversión en proyectos de conectividad rural.

4.3 Contribuciones Metodológicas y Limitaciones

4.3.1 Contribuciones Originales

La investigación aporta contribuciones metodológicas en tres niveles:

Nivel técnico: Se demostró que redes neuronales feedforward de arquitectura simple (3-64-32-16-1), entrenadas exclusivamente con características RGB a nivel de píxel, pueden alcanzar desempeño competitivo para detección de edificaciones en contextos rurales andinos. Esta aproximación, computacionalmente eficiente comparada con arquitecturas convolucionales complejas, resulta particularmente relevante para aplicaciones donde los recursos computacionales o la disponibilidad de datos de entrenamiento son limitados.

Nivel metodológico: Se estableció un flujo de trabajo integrado que conecta estimación de demanda normativa (MTC), detección automatizada de edificaciones (CNN), y planificación de red (LINKPlanner). Esta integración metodológica, documentada paso a paso, constituye una plantilla replicable para proyectos similares en otras regiones del Perú o contextos rurales andinos comparables.

Nivel de política pública: Los resultados proporcionan evidencia cuantitativa sobre el valor de la información geoespacial precisa para optimizar inversiones en conectividad rural. El contraste entre costos unitarios del diseño basado en CNN versus proyectos convencionales ofrece argumentos técnicos para justificar inversiones en capacidades de teledetección y

análisis de imágenes satelitales como componente de la planificación de políticas de acceso universal.

4.3.2 Limitaciones Reconocidas

Limitaciones del modelo de clasificación: El modelo opera exclusivamente sobre información cromática a nivel de píxel individual, sin considerar contexto espacial. Esto genera errores sistemáticos en superficies de concreto no edificadas (patios, veredas), techos de calamina oxidada similares a suelo desnudo, y sombras de edificaciones con tonalidades similares a vegetación densa. Arquitecturas convolucionales que integren información de vecindario espacial podrían reducir estos errores.

Limitaciones de la base de datos de entrenamiento: El conjunto de 91 imágenes etiquetadas, aunque suficiente para demostrar viabilidad técnica, representa una muestra limitada de la diversidad constructiva y paisajística del Perú rural. La generalización del modelo a otras regiones geográficas con materiales de construcción, vegetación o condiciones de iluminación diferentes requeriría validación adicional o re-entrenamiento con datos locales.

Limitaciones del análisis de costos: La estimación de USD 36,845 contempla únicamente equipamiento activo de red, excluyendo infraestructura civil, sistemas de energía, instalación, y red de transporte (backhaul). El costo total del proyecto, estimado entre USD 350,000 y USD 450,000, incrementa significativamente el costo por habitante, aunque manteniéndolo sustancialmente inferior al benchmark regional.

Limitaciones de la validación: La verificación de edificaciones detectadas se realizó mediante inspección visual de imágenes satelitales, sin validación en campo. En localidades donde la resolución de imagen es limitada o la actualización temporal es antigua, algunas edificaciones podrían no corresponder a la realidad actual del terreno.

4.4 Reflexión sobre el Contexto de Aplicación

La metodología desarrollada responde a una necesidad concreta del contexto peruano: la ausencia de catastros rurales actualizados y georreferenciados que permitan planificar infraestructura de servicios públicos con precisión. En países con sistemas catastrales consolidados, la información de ubicación de edificaciones estaría disponible como dato de entrada, reduciendo el valor agregado del componente de detección automatizada. Sin embargo, para el Perú y países con limitaciones similares en disponibilidad de datos geospaciales oficiales, la capacidad de generar información de ubicación de edificaciones a partir de imágenes satelitales públicamente accesibles representa una herramienta de alto valor práctico.

La escalabilidad de la metodología depende de factores que merecen consideración. El procesamiento de 21 localidades requirió adquisición manual de imágenes desde Google Earth, etiquetado manual de muestras de entrenamiento, y verificación manual de resultados. Para aplicaciones a escala regional o nacional, sería necesario automatizar estos procesos mediante integración con APIs de proveedores de imágenes satelitales, desarrollo de interfaces de etiquetado colaborativo, y protocolos de control de calidad basados en muestreo estadístico.

CONCLUSIONES

La estimación de demanda de banda ancha para las 21 localidades rurales del distrito de Casma, aplicando la metodología normativa del MTC (RM N° 1197-2022-MTC/01.03), cuantificó una demanda agregada de 2,891.4 Mbps en descarga y 1,156.7 Mbps en subida para el universo total, y de 3,007.1 Mbps en descarga y 1,902.5 Mbps en subida para el conjunto de 21 localidades seleccionadas según criterios PRONATEL. La aplicación de criterios de elegibilidad demostró alta eficiencia de focalización: atendiendo al 46.7 % de las localidades se logra cobertura del 90 % de la población rural proyectada al 2032. El análisis identificó simultáneamente una brecha crítica de información geoespacial: los datos censales agregados del INEI resultan insuficientes para la planificación detallada de redes de acceso inalámbrico, donde la ubicación precisa de edificaciones dentro de cada localidad es determinante para optimizar la posición de estaciones base, calcular coberturas y estimar costos de última milla.

La adquisición de 21 imágenes satelitales de las localidades rurales seleccionadas y su procesamiento mediante técnicas de visión por computadora estableció las bases empíricas para el desarrollo del modelo de detección. La evaluación de detectores de esquinas clásicos (Harris y Shi-Tomasi) demostró su insuficiencia como método único de identificación de edificaciones en contextos rurales complejos, con densidades de 112-213 esquinas por millón de píxeles distribuidas indiscriminadamente entre zonas edificadas y no edificadas debido a la abundante presencia de vegetación, irregularidades del terreno y elementos artificiales no edificados. La construcción de una base de datos de 9,590,428 píxeles etiquetados (52.4 % edificios, 47.6 % no-edificios) y la visualización tridimensional en el espacio RGB revelaron separabilidad cromática significativa entre clases, con edificaciones concentradas en valores medios-altos acromáticos (grises, marrones, tonos tierra) y no-edificaciones dispersas con predominancia del canal verde (vegetación), fundamentando la viabilidad técnica de clasificadores basados en características espectrales.

El desarrollo y evaluación sistemática de arquitecturas de redes neuronales artificiales identificó a la configuración “Profunda” (64-32-16-1 neuronas) como óptima para la clasificación binaria de píxeles, alcanzando un accuracy del 92.78 %, precision del 94.74 %, recall del

91.29% y AUC-ROC de 0.9805 en el conjunto de prueba independiente. La implementación de un sistema híbrido que combina detección de esquinas Harris con clasificación neuronal permitió procesar las 21 localidades rurales, identificando 4,452 puntos candidatos de los cuales 3,955 fueron validados como verdaderos positivos (precisión global del 88.84%). La generación de coordenadas geográficas WGS84 para cada edificación detectada, exportadas en formato KML, transformó detecciones pixelares en una base de datos georreferenciada de puntos de demanda directamente integrable con herramientas de planificación de redes, cumpliendo el objetivo de identificar la ubicación de potenciales usuarios de la red de banda ancha.

La planificación de la red de acceso inalámbrico en Cambium LINKPlanner, utilizando las coordenadas de edificaciones detectadas como puntos de demanda, resultó en un diseño de 11 sitios de red con 19 sectores que proporciona capacidad instalada de 5,409.34 Mbps en descarga y 2,040.06 Mbps en subida para atender a 822 usuarios identificados en las 21 localidades PRONATEL. El costo de infraestructura de red de USD 36,845 representa USD 8.37 por habitante beneficiado y USD 6.81 por Mbps instalado, métricas significativamente más favorables que el benchmark regional del proyecto de Banda Ancha de Áncash (aproximadamente USD 518 por habitante). La capacidad planificada supera la demanda estimada con márgenes del 80% en descarga y 7% en subida, garantizando calidad de servicio durante el horizonte de planificación. El diseño demuestra que la identificación precisa de puntos de demanda mediante técnicas de aprendizaje profundo permite optimizar la ubicación de infraestructura, maximizando cobertura poblacional mientras se minimizan costos de despliegue.

La investigación ha demostrado que el uso de procesamiento de imágenes satelitales con técnicas de aprendizaje profundo mejora significativamente la precisión en la detección de edificaciones en localidades rurales del distrito de Casma, Perú, y contribuye efectivamente a la optimización de la planificación de redes de banda ancha en comparación con métodos tradicionales que operan únicamente con información demográfica agregada. La metodología integrada desarrollada —desde la estimación de demanda normativa, pasando por la detección automatizada de edificaciones mediante redes neuronales profunda, hasta el diseño de red en software profesional de planificación— constituye un flujo de trabajo validado y replicable que transforma datos censales agregados en diseños de infraestructura georreferenciados. Los indicadores de costo-eficiencia obtenidos (USD 8.37 por habitante vs. USD 518 del benchmark regional) proporcionan evidencia cuantitativa del valor que aporta la información

geoespacial precisa a la optimización de inversiones en conectividad rural, validando la pertinencia de incorporar técnicas de inteligencia artificial y teledetección en los procesos de planificación de políticas de acceso universal a las telecomunicaciones.

Recomendaciones

Recomendaciones para la Implementación del Proyecto

- 1. Validación en campo previa al despliegue:** Antes de la instalación de infraestructura, se recomienda realizar verificación en campo de una muestra representativa de las edificaciones detectadas, particularmente en localidades donde la precisión del modelo fue inferior al 85 % (Huaraz Pampa, La Gramita, San Francisco Alto). Esta validación permitirá identificar y corregir posibles errores sistemáticos asociados a características locales específicas.
- 2. Actualización de imágenes satelitales:** Dado que las imágenes utilizadas pueden presentar desfase temporal respecto a la realidad actual, se recomienda adquirir imágenes satelitales actualizadas de proveedores comerciales (Planet, Maxar) o programas gubernamentales (CONIDA) previo al diseño ejecutivo del proyecto, para capturar nuevas construcciones o demoliciones ocurridas desde la fecha de las imágenes procesadas.
- 3. Dimensionamiento de red de transporte:** El presente estudio se focalizó en la red de acceso (última milla). Para la implementación completa, se requiere diseñar la red de transporte (backhaul) que conecte los 11 sitios planificados con el nodo de agregación más cercano, considerando opciones de fibra óptica, radioenlaces de microondas, o soluciones híbridas según disponibilidad de infraestructura existente.
- 4. Modelo de sostenibilidad:** Se recomienda estructurar un modelo de operación que considere los costos recurrentes de mantenimiento, energía y conectividad mayorista, evaluando esquemas de asociación público-privada que aseguren la sostenibilidad del servicio más allá del período de inversión inicial.

Recomendaciones para PRONATEL y Entidades de Política Pública

- 1. Incorporación de teledetección en metodologías de planificación:** Los resultados demuestran el valor de la información geoespacial precisa para optimizar inversiones. Se recomienda evaluar la incorporación de análisis de imágenes satelitales como componente estándar de los estudios de preinversión de proyectos de conectividad rural,

particularmente para la identificación de puntos de demanda en zonas sin catastro actualizado.

- 2. Desarrollo de capacidades institucionales:** Se sugiere impulsar programas de capacitación en técnicas de teledetección y aprendizaje automático para profesionales del sector telecomunicaciones, fomentando la adopción de estas herramientas en organismos reguladores (OSIPTEL), operadores de infraestructura (PRONATEL), y gobiernos regionales.
- 3. Creación de repositorios de datos geoespaciales:** Se recomienda establecer mecanismos de colaboración interinstitucional (MTC, INEI, CONIDA, IGN) para generar y mantener actualizados repositorios de datos geoespaciales de edificaciones rurales, que puedan ser aprovechados no solo para planificación de telecomunicaciones sino también para electrificación, agua y saneamiento, y otros servicios públicos.
- 4. Actualización de criterios de elegibilidad:** Los criterios actuales de PRONATEL utilizan umbrales poblacionales basados en datos censales. Se sugiere complementar estos criterios con información de distribución espacial de edificaciones, que permita identificar localidades donde el patrón de asentamiento disperso justifica soluciones tecnológicas diferenciadas.

Recomendaciones para Investigación Futura

- 1. Mejora del modelo de detección:** Se recomienda explorar arquitecturas de redes neuronales convolucionales (U-Net, Mask R-CNN) que integren información de contexto espacial, potencialmente reduciendo los errores sistemáticos identificados en superficies de concreto no edificadas y sombras.
- 2. Transferencia de aprendizaje:** Evaluar la aplicabilidad del modelo entrenado a otras regiones del Perú mediante técnicas de transfer learning, determinando el volumen mínimo de datos de re-entrenamiento necesario para mantener desempeño aceptable en contextos geográficos diferentes.
- 3. Integración con datos multiespectrales:** Investigar si la incorporación de bandas espectrales adicionales (infrarrojo cercano, infrarrojo de onda corta) disponibles en plataformas como Sentinel-2 mejora la separabilidad entre edificaciones y vegetación, particularmente para techos con tonalidades similares a suelo desnudo.

4. **Automatización del flujo de trabajo:** Desarrollar una plataforma integrada que automatice el flujo completo desde la descarga de imágenes satelitales hasta la generación de diseños preliminares de red, facilitando la replicabilidad de la metodología a escala regional o nacional.

Brechas para Investigación Futura

Brechas Técnicas

Segmentación semántica de edificaciones: El modelo desarrollado clasifica píxeles individualmente sin delimitar los contornos de edificaciones completas. La implementación de arquitecturas de segmentación semántica (U-Net, DeepLab) permitiría obtener polígonos de cada edificación, habilitando estimaciones de área construida, tipificación de estructuras según tamaño, y análisis más sofisticados de densidad poblacional.

Detección de cambios temporales: El presente estudio utilizó imágenes de un único momento temporal. El desarrollo de capacidades de detección de cambios mediante comparación de imágenes multitemporales permitiría identificar nuevas construcciones, demoliciones, o expansión de asentamientos, información valiosa para la planificación dinámica de redes que deben adaptarse al crecimiento poblacional.

Estimación de altura de edificaciones: La información de altura de edificaciones, derivable de imágenes estereoscópicas o datos LiDAR, mejoraría los cálculos de línea de vista y permitiría modelar con mayor precisión las zonas de sombra radioeléctrica en entornos con construcciones de múltiples pisos.

Brechas Metodológicas

Validación cruzada con datos catastrales: En localidades donde existan datos catastrales parciales, la comparación sistemática entre edificaciones detectadas por CNN y registros oficiales permitiría cuantificar con mayor rigor la precisión del modelo y establecer factores de corrección por tipo de localidad.

Correlación entre detección y demanda real: El presente estudio asume que cada edificación detectada corresponde a un hogar con demanda de conectividad. La validación de esta suposición mediante encuestas de campo permitiría refinar los modelos de estimación de demanda y dimensionamiento de capacidad.

Análisis de costo-beneficio completo: El análisis económico presentado se limita a costos de infraestructura de red. Un análisis de costo-beneficio completo debería incorporar bene-

ficios socioeconómicos de la conectividad (mejora educativa, acceso a servicios de salud, productividad agrícola) para evaluar el retorno social de la inversión.

Brechas de Aplicación

Generalización a otros contextos geográficos: El modelo fue entrenado y validado exclusivamente con datos del distrito de Casma, región Áncash. Su aplicabilidad a otras regiones del Perú (sierra sur, selva, costa sur) con diferentes características constructivas, vegetación y condiciones de iluminación permanece como pregunta abierta que requiere validación empírica.

Integración con sistemas de información existentes: La metodología desarrollada opera de manera independiente. Su integración con sistemas de información geográfica institucionales (SIGTEL de OSIPTEL, sistemas de PRONATEL) requeriría desarrollo de interfaces y protocolos de interoperabilidad que faciliten la adopción institucional.

Escalabilidad a nivel nacional: El procesamiento de 21 localidades requirió intervención manual significativa. La escalabilidad a los más de 95,000 centros poblados rurales del Perú demanda automatización de procesos, infraestructura computacional en la nube, y protocolos de control de calidad que garanticen consistencia de resultados a gran escala.

Brechas de Impacto

Evaluación de impacto post-implementación: El presente estudio termina en la fase de diseño. La evaluación del impacto real de la metodología propuesta requeriría el seguimiento de un proyecto implementado, comparando indicadores de cobertura, calidad de servicio y costo final contra proyectos diseñados con metodologías tradicionales.

Adopción institucional: La brecha entre demostración técnica y adopción institucional constituye un desafío que trasciende el ámbito académico. Estudios sobre barreras de adopción tecnológica en organismos públicos del sector telecomunicaciones podrían informar estrategias de transferencia tecnológica más efectivas.

Sostenibilidad de la información geoespacial: Los datos geoespaciales tienen valor decreciente con el tiempo debido a cambios en el territorio. Investigación sobre mecanismos institucionales y económicos para mantener actualizados los repositorios de edificaciones detectadas contribuiría a la sostenibilidad de largo plazo de la metodología propuesta.

BIBLIOGRAFÍA

- Alsabhan, W., Alotaiby, T., & Dudin, B. (2022). Detecting Buildings and Nonbuildings from Satellite Images Using U-Net [Publisher: Hindawi]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, e4831223. <https://doi.org/10.1155/2022/4831223>
- Amo-Boateng, M., Ekow Nkwa Sey, N., Ampah Amproche, A., & Kyereh Domfeh, M. (2022). Instance segmentation scheme for roofs in rural areas based on Mask R-CNN. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 25(2), 569-577. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2022.03.017>
- Ayala, C., Sesma, R., Aranda, C., & Galar, M. (2021). A deep learning approach to an enhanced building footprint and road detection in high-resolution satellite imagery. *Remote Sensing*, 13(16). <https://doi.org/10.3390/rs13163135>
- Benali, A. (2024). ELABORATION ON A NEW RGB-SPLIT METHOD TO ENHANCE BUILDING EXTRACTION IN SATELLITE IMAGES. *ANAS Transactions, Earth Sciences*, (1), 203-214. <https://doi.org/10.33677/ggianas20240100120>
- Chatterjee, S., Bhattacharyya, S., Saha, S., Halder, A., & Mahapatra, P. (2024). Detection of Dense Built-Up Area in Low-Resolution Satellite Images Using Deep Learning and DBSCAN Approaches. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 38(4). <https://doi.org/10.1142/S0218001424510042>
- Chen, X., Chen, K., Wang, M., & Li, R. (2023). Roles of Wireless Networks in Bridging the Rural Smart Infrastructural Divide [2 citations (Semantic Scholar/DOI) [2024-05-14]]. *Infrastructures*, 8(11). <https://doi.org/10.3390/infrastructures8110159>
- Chicchon, M., Malinverni, E., Sanità, M., Pierdicca, R., Colosi, F., & Trujillo, F. (2024). Building Semantic Segmentation Using UNet Convolutional Network on SpaceNet Public Data Sets for Monitoring Surrounding Area of Chan Chan (Peru). *Geomatics and Environmental Engineering*, 18(3), 25-43. <https://doi.org/10.7494/geom.2024.18.3.25>

- Chu, Y., Ahmadi, H., Grace, D., & Burns, D. (2021). Deep Learning Assisted Fixed Wireless Access Network Coverage Planning. *IEEE Access*, 9, 124530-124540. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3108051>
- Chueprasert, T., Udomchaiporn, A., & Intagosum, S. (2024). Comparative Analysis of Deep Learning Models for Building Extraction from High-resolution Satellite Imagery [Publisher: King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang]. *CURRENT APPLIED SCIENCE AND TECHNOLOGY*, 25(1), e0260846. <https://doi.org/10.55003/cast.2024.260846>
- Çiloğlu, B., Koç, G. B., Shamsabadi, A. A., Ozturk, M., & Yanikomeroglu, H. (2024, 1 de diciembre). Strategic Demand-Planning in Wireless Networks: Can Generative-AI Save Spectrum and Energy? <https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.02292>
- de Clercq, M., D'Haese, M., & Buysse, J. (2023). Economic growth and broadband access: The European urban-rural digital divide. *Telecommunications Policy*, 47(6). <https://doi.org/10.1016/j.telpol.2023.102579>
- Feltrin, L., Jaldén, N., Trojer, E., & Wikström, G. (2021). Potential for Deep Rural Broadband Coverage With Terrestrial and Non-Terrestrial Radio Networks. *Frontiers in Communications and Networks*, 2, 691625. <https://doi.org/10.3389/frcmn.2021.691625>
- Hambly, H., & Rajabiun, R. (2021). Rural broadband: Gaps, maps and challenges. *Telematics and Informatics*, 60. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2021.101565>
- Imam Nashiruddin, M., Rahmawati, P., Adam Nugraha, M., & Suherman, D. (2024). Sensitivity Options of 5G 700 MHz Network Deployment in Urban Models: A Simulation for Emerging Countries [Publisher: Engineering and Technology Publishing]. *Journal of Communications*, 255-265. <https://doi.org/10.12720/jcm.19.5.255-265>
- Li, Q., Shi, Y., Auer, S., Roschlaub, R., Möst, K., Schmitt, M., Glock, C., & Zhu, X. (2020). Detection of undocumented building constructions from official geodata using a convolutional neural network [10 citations (Semantic Scholar/DOI) [2024-05-14]]. *Remote Sensing*, 12(21), 1-21. <https://doi.org/10.3390/rs12213537>
- Maslen, A., & Nunez, M. (2021). *Customized NS-3 Simulation for Bandwidth Assessment of Rural Communities* [Tesis de Grado]. Worcester Polytechnic Institute.
- Munawar, H., Aggarwal, R., Qadir, Z., Khan, S., Kouzani, A., & Mahmud, M. (2021). A gabor filter-based protocol for automated image-based building detection. *Buildings*, 11(7). <https://doi.org/10.3390/buildings11070302>

- Panigrahi, N., Tiwari, A., & Dixit, A. (2021). Image Pan-Sharpening and Sub-pixel Classification Enabled Building Detection in Strategically Challenged Forest Neighborhood Environment [Publisher: Springer]. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 49(9), 2113-2123. <https://doi.org/10.1007/s12524-021-01380-z>
- Souza, M., Kuribayashi, H., Saraiva, P., Farias, F., Vijaykumar, N., Francês, C., & Costa, J. (2021). A techno-economic framework for installing broadband networks in rural and remote areas. *IEEE access : practical innovations, open solutions*, 9, 58421-58447. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3071919>
- Vasavi, S., Sri Somagani, H., & Sai, Y. (2023). Classification of buildings from VHR satellite images using ensemble of U-Net and ResNet [Publisher: Elsevier BV]. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 26(4), 937-953. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2023.11.008>
- Wahbi, M., El Bakali, I., Ez-zahouani, B., Azmi, R., Moujahid, A., Zouiten, M., Alaoui, O., Boulaassal, H., Maatouk, M., & El Kharki, O. (2023). A deep learning classification approach using high spatial satellite images for detection of built-up areas in rural zones: Case study of Souss-Massa region - Morocco [Publisher: Elsevier B.V.]. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 29. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100898>
- Whitacre, B., & Gallardo, R. (2020). State broadband policy: Impacts on availability. *Telecommunications Policy*, 44(9), 102025. <https://doi.org/10.1016/j.telpol.2020.102025>
- Xie, H., Zhang, J., & Shao, J. (2023). Difference in the influence of internet use on the relative poverty among farmers with different income structures. *ECONOMIC ANALYSIS AND POLICY*, 78, 561-570. <https://doi.org/10.1016/j.eap.2023.03.022>
- Zhang, Y., Love, D., Krogmeier, J., Anderson, C., Heath, R., & Buckmaster, D. (2021). Challenges and Opportunities of Future Rural Wireless Communications. *IEEE Communications Magazine*, 59(12), 16-22. <https://doi.org/10.1109/MCOM.001.2100280>