



Ministerio
de Ganadería,
Agricultura y Pesca



Ministerio
de Ambiente

REDD+ **UY**

Reducción de emisiones por
deforestación y degradación
del bosque nativo



INFORME

MAPEO DE COBERTURA DE ÁRBOLES URBANOS MEDIANTE EL PROCESAMIENTO DE IMÁGENES AÉREAS

Proyecto REDD+ Uruguay

Autor principal: Juan Marcos Olivera

Autores colaboradores: María Eugenia Riaño, César Justo, Lucía Bernardi, Diego Martino.

El proyecto REDD+ fue ejecutado en el marco de un acuerdo interministerial entre el Ministerio de Ganadería, Agricultura y Pesca y el Ministerio de Ambiente. Como parte de dicho acuerdo participaron directamente en su implementación la Dirección General Forestal, la Oficina de Programación y Políticas Agropecuarias, la Dirección Nacional de Cambio Climático y la Dirección Nacional de Biodiversidad y Servicios Ecosistémicos. El proyecto REDD+ contó con el apoyo financiero del Fondo Cooperativo para el Carbono de los Bosques (FCPF).

AGRADECIMIENTOS:

Germán Iglesias (IDE Uruguay), Ana Álvarez (DINOT-MVOT).

Este documento debe citarse como:

Proyecto REDD+ Uruguay (2020). Mapeo de cobertura de árboles urbanos mediante el procesamiento de imágenes aéreas. Olivera, J.M. y Riaño, M.E. Ministerio de Ganadería, Agricultura y Pesca - Ministerio de Ambiente. Montevideo.

En este documento se emplea el masculino gramatical, como término inclusivo para aludir a colectivos mixtos, o en contextos genéricos o inespecíficos.

Tablas, figuras y gráficos.....	3
1. Introducción.....	4
1.1. Antecedentes en mapeo de arbolado urbano.....	7
2. Objetivos.....	9
3. Área de estudio.....	9
4. Metodología.....	11
4.1. Descripción de los datos utilizados.....	11
4.2. Índices de vegetación y NDVI.....	13
4.3. Definición de clases.....	14
4.4. Clasificación.....	14
4.4.1. Pre-procesamiento de datos.....	15
4.4.2. Segmentación.....	16
4.4.3. Asignación de clases.....	17
4.5. Análisis de exactitud.....	20
5. Resultados y discusión.....	23
5.1. Resultados del Análisis de Exactitud.....	28
5.2. Discusión.....	28
5.2.1. Aplicabilidad de la metodología para otras ciudades y limitantes.....	29
6. Conclusiones.....	30
7. Referencias.....	32
8. Anexos.....	39

Tablas, figuras y gráficos

Tabla 1. Ciudades estudiadas con datos de población, área de límites urbanos y fecha de vuelo.

Tabla 2. Estimadores de la superficie según la clasificación de la matriz de confusión.

Tabla 3. Superficies totales para cada clase de cobertura urbana por ciudad.

Tabla 4. Porcentajes de superficie para las clases de cobertura vegetal por ciudad.

Tabla 5. Estimaciones de las exactitudes global, del usuario y del productor para la clase Arbolado.

Figura 1. Ejemplo de límites del área urbana para la ciudad de Mercedes, Soriano.

Figura 2. Fotografías aéreas de: a) plaza en San José de Mayo; b) plaza en Melo.

Figura 3. Diagrama de flujo de la clasificación.

Figura 4. Ilustración de datos utilizados para la clasificación (ejemplo para zona en la ciudad de Rivera).

Figura 5. Ejemplo de imagen segmentada para zona en la ciudad de Rivera.

Figura 6. Ejemplo de imagen estratificada en base a altura, para zona en la ciudad de Rivera.

Figura 7. Ejemplo de imagen estratificada en base a NDVI, para zona en la ciudad de Rivera.

Figura 8. Ejemplo de imagen clasificada para zona en la ciudad de Rivera.

Figura 9. Mapa de cobertura de arbolado urbano para la ciudad de Mercedes.

Figura 10. Categorización de zonas censales de la ciudad de Mercedes, en base a porcentaje de cobertura de arbolado urbano.

Figura 11. Ejemplo de categorización de arbolado urbano por clases de altura para zona en la ciudad de Rivera.

Gráfico 1. Porcentaje de arbolado urbano con respecto a la superficie total por ciudad.

Gráfico 2. Porcentaje de cada clase de cobertura con respecto a la superficie total por ciudad.

1. Introducción

Las áreas urbanas son espacios dinámicos que están en constante crecimiento, y se espera que para el año 2030 el 60% de la población mundial viva en ciudades (Grimm et al. 2008; Programa de las Naciones Unidas para los Asentamientos Humanos [ONU-Hábitat] 2006), lo cual significa un gran aumento considerando que en 1990 dicha población se estimaba en un 37% (Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación [FAO] 1993). Esta concentración de la población en áreas urbanas y el crecimiento en superficie se ha desarrollado en forma heterogénea. Las ciudades se han expandido y concentrado, manteniendo distintas proporciones de espacios y cobertura verde. Uruguay es desde hace décadas uno de los países con mayor porcentaje de población urbana en el mundo. Cerca del 95% de la población uruguaya vive en áreas urbanas, con más de la mitad concentrándose en el área metropolitana, siendo la tasa de población urbana más alta de Latinoamérica (Instituto Nacional de Estadística [INE] 2011; ONU 2019).

Las ciudades son además responsables de entre el 60% y el 80% del consumo de energía y generan hasta el 70 % de las emisiones globales de gases de efecto invernadero (ONU-Hábitat 2019). Para Uruguay en el año 2022 se estimó que un 6% de las emisiones de dióxido de carbono del sector energía del país proviene del sector residencial, equivalente a 399,6 Gg de CO₂ (Ministerio de Industria, Energía y Minería [MIEM] 2023). Los patrones de desarrollo urbano pueden ser clave para determinar la cantidad de emisiones de CO₂ que emiten las ciudades y su capacidad para reducir esas emisiones (Alberti 2008). Este desarrollo urbano afecta los procesos del ecosistema dentro y cercano a las ciudades, a través del cambio de uso de la tierra, el uso de recursos naturales y la generación de emisiones y desperdicios; con efectos ambientales tales como la contaminación del agua y aire, pérdida de biodiversidad, y la afectación de la salud y el bienestar humano (Alberti 2008).

Tanto a nivel global como a nivel nacional, las áreas urbanas y sus habitantes son particularmente vulnerables a los efectos del cambio climático, tales como el estrés por calor, precipitaciones extremas, inundaciones, derrumbes, contaminación del aire, escasez de agua y subida del nivel del mar (Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático [IPCC] 2019). Los eventos de precipitación extrema pueden provocar inundaciones que afectan a la infraestructura urbana y a sus habitantes, mientras que los eventos de temperaturas elevadas tienen en general un impacto mayor en las ciudades por el efecto isla de calor urbana, generando importantes impactos en la salud de los habitantes de las ciudades. Tales riesgos se ven aumentados por la carencia de infraestructura y servicios, viviendas de mala calidad y áreas particularmente expuestas a los riesgos climáticos. Teniendo en cuenta que las ciudades tienen, por ejemplo, mayores niveles de contaminación de aire que áreas con menor densidad de población, sumado a que un 60% de la población de zonas costeras de baja elevación viven en ciudades y esa proporción está aumentando rápidamente, el desarrollo de planes de adaptación o mitigación de estos efectos del cambio climático debería ser priorizado (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico [OCDE] 2020).

Por su parte, los bosques, árboles aislados y otras formas de vegetación dentro del contexto urbano pueden funcionar como elementos de infraestructura verde (Zwierzchowska et al. 2018) que, al tiempo que capturan y almacenan carbono, hacen las ciudades más resilientes al cambio climático y mejoran la calidad de vida de sus habitantes. Esta vegetación urbana actúa como sumidero de carbono y puede cumplir un rol importante en las estrategias de mitigación y de adaptación al cambio climático (Rowntree y Nowak 1991; Nowak y Crane 2002; McPherson et al. 2005). El almacenamiento y el secuestro de carbono son utilizados frecuentemente como indicadores para medir la provisión de servicios ecosistémicos en áreas

verdes y arbolado (Nowak et al. 2013), teniendo implicaciones importantes más allá de la escala urbana, ya que podría tener una contribución significativa en la contabilidad nacional de carbono. En una revisión del ciclo del carbono en ecosistemas urbanos de América del Norte, se concluyó que es poco probable que la vegetación y el suelo urbano puedan compensar totalmente las emisiones de CO₂ de las ciudades, pero pueden ayudar a reducirlas (Pataki et al. 2006).

Se ha demostrado que la vegetación urbana mixta puede reducir el agua de escorrentía a través de la infiltración y evapotranspiración (McPherson et al. 2011). El arbolado urbano también puede reducir los efectos de las islas de calor, reduciendo las temperaturas a través del sombreado y evapotranspiración (McPherson et al. 1997; Weng et al. 2004; Donovan y Butry 2009; Doick et al. 2014), mejorar la calidad del aire removiendo contaminantes (Escobedo y Nowak 2009; Yang et al. 2005; Nowak et al. 2006), reducir el ruido de las calles (Fang y Ling 2003) y aumentar el valor de las propiedades (Wolf 2003; Crompton 2005; Escobedo et al. 2015). Los árboles urbanos tienen impacto directo en mejorar la biodiversidad, proporcionando variedad de hábitats, así como alimento a la vida silvestre (Howenstine 1993; Melles et al. 2003; Morimoto 2011), a la vez que pueden reducir el estrés y mejorar el bienestar psicológico de la población (Chiesura 2004; Kaplan 2004; Tyrväinen et al. 2014; Ulrich et al. 1991). A su vez, los árboles urbanos proveen beneficios económicos, asociados a la calidad del aire y agua y al ahorro de energía residencial (Dwyer et al. 1991; Westphal 2003; Nowak y Dwyer 2007). Todos estos servicios provistos por los bosques urbanos están a menudo relacionados directamente con la cantidad de cobertura arbórea de la ciudad (Nowak y Greenfield 2012).

Dada la importancia ambiental y económica de esta vegetación urbana, y del papel fundamental que juega el arbolado urbano en la adaptación al cambio climático dentro de las ciudades, Uruguay ha decidido incluir al arbolado urbano en su Estrategia Nacional REDD+. Es por eso que el presente documento brinda una propuesta metodológica para la estimación y distribución de cobertura de árboles y cobertura herbácea en algunos de los principales centros urbanos de Uruguay. Los sensores remotos proporcionan una herramienta útil para este cometido, por lo que se propone utilizar para este trabajo datos provenientes de un relevamiento fotogramétrico a nivel nacional desarrollado por parte de un organismo estatal (Infraestructura de Datos Espaciales [IDE]) durante los años 2017 y 2018.

Las estimaciones de este tipo pueden complementar las estimaciones de cobertura forestal existentes para las zonas rurales con la Cartografía Nacional de Bosque Nativo y llenar los vacíos en lo que refiere a las ciudades, para las que pueden existir en algunos casos limitados inventarios de arbolado público basados en mediciones de campo. Los mapas resultantes de este trabajo serán insumo para conocer el potencial de incremento de cobertura arbórea en cada ciudad y determinar los lugares donde la incorporación de esta cobertura tendrá un mayor impacto.

Poder estimar la cobertura de bosque urbano, es decir el “área cubierta por árboles y arbustos en una región urbanizada o desarrollada” (Walton et al. 2008 p. 334) de forma precisa, es un aspecto fundamental al evaluar el potencial secuestro de carbono de ese bosque urbano y los potenciales servicios ecosistémicos que puede estar proporcionando (Nowak et al. 2008). Los servicios que brinda la vegetación urbana a la población de las ciudades hacen que sea fundamental conocer su extensión y garantizar su permanencia para que todos los residentes urbanos puedan beneficiarse de estos (Nesbitt et al. 2019). Es así que los mapas de alta resolución de la vegetación y biomasa urbana son una útil herramienta para los formuladores de políticas y los grupos comunitarios que buscan, por ejemplo, reducir las tasas de escorrentía

urbana, moderar los efectos de las islas de calor urbano y mitigar los efectos de las emisiones de gases de efecto invernadero (Raciti et al. 2014). Estos mapas nos van a indicar donde se concentran los servicios proporcionados por los árboles urbanos y a quien están beneficiando (Dobbs et al. 2014).

1.1. Antecedentes en mapeo de arbolado urbano

Existen numerosos métodos para estimar de forma manual o automática la cobertura arbórea de una ciudad y sus servicios ecosistémicos asociados (Nowak et al. 1996), desde técnicas de inventario a nivel de terreno hasta metodologías basadas en el muestreo de puntos a partir de fotografías aéreas.

Los inventarios son la herramienta más antigua de medición de árboles urbanos y en general se focalizan en su manejo y estado sanitario. Se ha extendido el uso de inventarios computarizados de los árboles bajo gestión, generalmente registrando datos de especie, ubicación, tamaño, salud, nivel de peligro e información del historial de mantenimiento (Kendal et al. 2014). Actualmente se han desarrollado herramientas (e.g. i-Tree®, ArborPro®, TreeKeeper®) utilizadas para gestionar el bosque urbano y cuantificar la provisión de servicios ecosistémicos por parte del bosque (McDonnell y Kendal 2015). Sin embargo, los inventarios a campo tienen algunas desventajas como pueden ser: elevados costos y tiempos de trabajo, permisos limitados para acceder a ciertas áreas y los errores que implica el método de muestreo.

Independientemente de la disponibilidad de mediciones de campo, se pueden utilizar imágenes satelitales o fotografías aéreas para mapear y evaluar los árboles urbanos, generalmente mediante dos enfoques: el de mapeo o clasificación de estas imágenes y el enfoque de muestreo de puntos o parcelas basado en interpretación visual de las imágenes (Nowak et al. 1996; Walton et al. 2008; Pasher et al. 2014). En este último enfoque se sortean puntos (o polígonos) aleatorios dentro de los límites de una ciudad y luego se clasifican mediante la interpretación de imágenes, según si el punto “cae” en la copa de un árbol o sobre otra clase (Ucar et al. 2016). Esta metodología se caracteriza por ser fácilmente aplicable, eficiente desde el punto de vista económico y replicable dependiendo de la disponibilidad de imágenes. Si bien las técnicas de muestreo pueden estimar cuantitativamente los bosques urbanos para determinada área, no brindan un producto espacialmente explícito, es decir, no brindan información de su distribución espacial, como sí se puede lograr a partir de técnicas de sensoramiento remoto.

Las tecnologías de teledetección como las fotografías aéreas, imágenes satelitales y LiDAR (Light Detection and Ranging) se utilizan cada vez más para medir y evaluar la cubierta vegetal urbana (Ucar et al. 2018). La teledetección se basa en la reflectancia espectral de las características de la cubierta terrestre, desde el espectro visible hasta longitudes de onda infrarrojas (Yan et al. 2015). Cuando se dispone de datos de este tipo con una resolución espacial adecuada y durante una época del año adecuada, el uso de estas tecnologías puede ser más rentable económicamente y rápido que los métodos basados en inventarios de campo (Mariappan et al. 2015; McPherson et al. 2011; Nowak et al. 1996; Singh et al. 2012), además de proporcionar información espacialmente explícita.

Si bien la literatura relacionada al mapeo de árboles en contexto urbano es limitada en comparación con el mapeo de recursos naturales, existen numerosos trabajos al respecto con variadas metodologías. En general se utilizan datos provenientes de sensoramiento remoto usando variadas tecnologías de medición y escalas, como pueden ser imágenes satelitales de uso libre, imágenes satelitales pagas de alta resolución, vuelos fotogramétricos, vuelos de

vehículos aéreos no tripulados, imágenes LiDAR y hasta la utilización de imágenes de acceso libre a nivel de calle (Google Street View®).

Pese a que la teledetección de la estructura forestal urbana plantea desafíos particulares (Zhu et al. 2019) debido a la complejidad de mapear pequeños parches de árboles dentro de la heterogénea matriz urbana, variabilidad estacional, sumado a la diversidad de tipos árboles que pueden coexistir, generando una heterogeneidad en el dosel y la presencia de sombras (Zhou et al. 2009), se han logrado mapear de forma precisa los bosques urbanos de numerosas ciudades.

Algunos de los trabajos han empleado imágenes satelitales de baja resolución espacial para clasificar la vegetación de la matriz urbana (e.g. Zhu 1994; Dwyer et al. 2000) con modelos para estimar la cobertura a nivel de subpixel. También se han utilizado para clasificar árboles urbanos imágenes de resolución media, como puede ser la serie de la misión satelital Landsat. Estos se basan en clasificar imágenes multiespectrales provenientes de los sensores de esta misión, en general utilizando las bandas del espectro visible y la infrarroja cercana (NIR) mediante índices de vegetación y en algunos casos a través de análisis de composición espectral (e.g. Wang 1988; Iverson y Cook 2000; Lu y Weng 2004; Carreiras et al. 2006; Buyantuyev et al. 2007),

Las imágenes Landsat multiespectrales resultan adecuadas para separar entre coberturas de vegetación y no vegetación, pero su resolución espacial (30 m) no es apropiada para mapear ambientes heterogéneos como son los urbanos (McBride 2011). En particular, lograr una distinción precisa entre árboles y cobertura herbácea resulta desafiante debido a esta limitación en la resolución. Las imágenes satelitales de alta resolución pueden ser una solución, no obstante, estas no son de acceso libre y pueden implicar altos costos.

El empleo de imágenes digitales aéreas o satelitales de alta resolución espacial, como pueden ser los IKONOS®, Quickbird® o GeoEye®, permiten mejorar la precisión a la hora de mapear la vegetación urbana (e.g. Myeong et al. 2001; Zhang 2001; Nichol y Wong 2007; Ouma y Tateishi 2008; Parlin 2009; Bhaskaran et al. 2010; Anchang et al. 2016). En general para estas clasificaciones también se utilizan las bandas NIR, rojo, verde y azul para clasificar en base a uno o varios índices de vegetación, donde el más comúnmente utilizado es el NDVI. Algunos algoritmos utilizados en imágenes de alta resolución han demostrado que el incorporar metodologías basadas en objetos (segmentación) o parámetros como puede ser la textura, pueden mejorar la precisión en la clasificación de bosques urbanos (Walton et al. 2008).

El uso de este tipo de imágenes supone algunas limitaciones como puede ser el costo de adquisición, la menor área cubierta en comparación con las imágenes satelitales y el tiempo de revisita para análisis temporales que conlleva más costo asociado. Por otro lado, la gran ventaja que presenta este tipo de imágenes frente a las provenientes de satélites es su mayor resolución espacial que proporciona la capacidad de diferenciar con más detalle las distintas clases de cobertura urbana. La fotografía digital aérea implica grandes costos por superficie mapeada a la vez que el período de revisita depende de estos costos y del presupuesto disponible.

Por último, algunos de los trabajos más recientes integran datos de sensores activos como LiDAR aéreo (e.g. Chen et al. 2009; Huang et al. 2013; Yan et al. 2015; Alonzo et al. 2016) o terrestre (e.g. Holopainen et al. 2013; Hu et al. 2018) en la clasificación de áreas urbanas. Incluso algunos estudios han logrado discriminar por especie a nivel de árbol individual con este tipo de datos (e.g. Zhang y Qiu 2012; Liu et al. 2017). Esta tecnología hace posible mejorar la exactitud global de la clasificación y generar imágenes de los bosques urbanos incorporando

el atributo vertical, gracias a su capacidad de generar datos de nube de puntos en tres dimensiones (Ucar et al. 2018).

Además de estas ventajas, la incorporación de datos LiDAR puede ayudar a eliminar errores por desplazamiento de las imágenes y efectos de sombras, que a menudo son un problema en este tipo de imágenes (Voss y Sugumaran 2008; Yan et al. 2015). La desventaja que presentan además del elevado costo y el tiempo de procesamiento que implican, es que estos datos no tienen información espectral del espectro visible o infrarrojo, por lo que habría que combinarlos con imágenes aéreas o satelitales para obtener una clasificación de la cobertura urbana (Singh et al. 2012; Yan et al. 2015).

Si bien se ha demostrado la capacidad de mapear la cobertura arbórea urbana a alta resolución espacial, aún no se han producido para Uruguay mapas de arbolado urbano mediante el uso de sensores remotos. Sí se puede mencionar que existen algunas mediciones de inventarios de arbolado en espacios públicos para algunas ciudades puntuales, además de datos espaciales con información de espacios verdes públicos.

2. Objetivos

El objetivo del trabajo se centra en obtener un dato espacialmente explícito de la cobertura de los árboles urbanos para determinadas ciudades del país, de manera de poder analizar su extensión y distribución actual.

Para ello se desarrolló una metodología basada en el procesamiento de imágenes de un relevamiento fotogramétrico realizado durante 2017-2018, para la clasificación de cobertura de suelo y se evaluará qué tan eficiente es la clasificación a la hora de detectar cobertura de árboles urbanos. Los resultados obtenidos serán de una calidad suficiente para ser utilizados por parte de todos los actores involucrados en el ordenamiento urbano del gobierno, comunidad científica y público en general.

Para ello se plantean algunos objetivos específicos:

- 1) Localizar y cuantificar la cobertura de árboles y cobertura herbácea en centros urbanos a partir de imágenes aéreas de muy alta resolución. Obtener datos espacialmente explícitos de las distintas coberturas de suelo en áreas urbanas, diferenciando en cuatro clases: árboles, cobertura herbácea, suelo sin vegetación y edificaciones.
- 2) Analizar los patrones espaciales de los resultados de las distintas ciudades mapeadas en base a una serie de indicadores relacionados al punto 1, para ejemplificar la utilidad de este tipo de información geográfica. Cartografiar unidades censales para una ciudad ejemplo, categorizadas en base a cobertura arbórea y altura promedio del arbolado.
- 3) Evaluar estadísticamente la exactitud de los mapas producidos en el punto 1, analizando las posibles causas de error en la clasificación.

3. Área de estudio

Se trabajó con las ciudades del país con una población mayor a 15.000 habitantes, según datos del Censo de Población 2011 (INE 2011) para las cuales el vuelo fue realizado en una fecha posterior o igual al día 4 de octubre del 2017 (Tabla 1). Se tomó en cuenta la fecha del relevamiento fotogramétrico ya que, como se detalla en la metodología, esto tiene un efecto importante en la capacidad de realizar el mapeo de cobertura arbórea. En general, en fechas posteriores a la fecha umbral definida, gran parte del arbolado de las ciudades presenta follaje y por lo tanto puede ser detectado de forma más precisa mediante esta metodología. Esto no

ocurre en todas las ciudades relevadas del país ya que muchos vuelos de centros urbanos fueron realizados durante el invierno, observándose la falta de follaje en especies caducifolias del arbolado y por lo tanto dificultando el mapeo de estas.

El área de estudio para cada ciudad fue delimitada utilizando como insumo los límites de áreas urbanizadas producidos por la Dirección Nacional de Ordenamiento Territorial (DINOT s/f), en base a lineamientos establecidos por ONU-Hábitat. Estas áreas fueron mapeadas mediante una clasificación de imágenes satelitales Sentinel-2 para el año 2018, utilizando una grilla de 100 m x 100 m. Dentro de estos límites, pueden existir pequeñas zonas cercanas a los bordes para las cuales no existe cobertura del relevamiento aéreo urbano, en algunas ciudades. Dichas zonas fueron extraídas y no se contabilizarán como superficie urbana.

Figura 1. Ejemplo de límites del área urbana para la ciudad de Mercedes, Soriano (Mapa base: OpenStreetMap©).

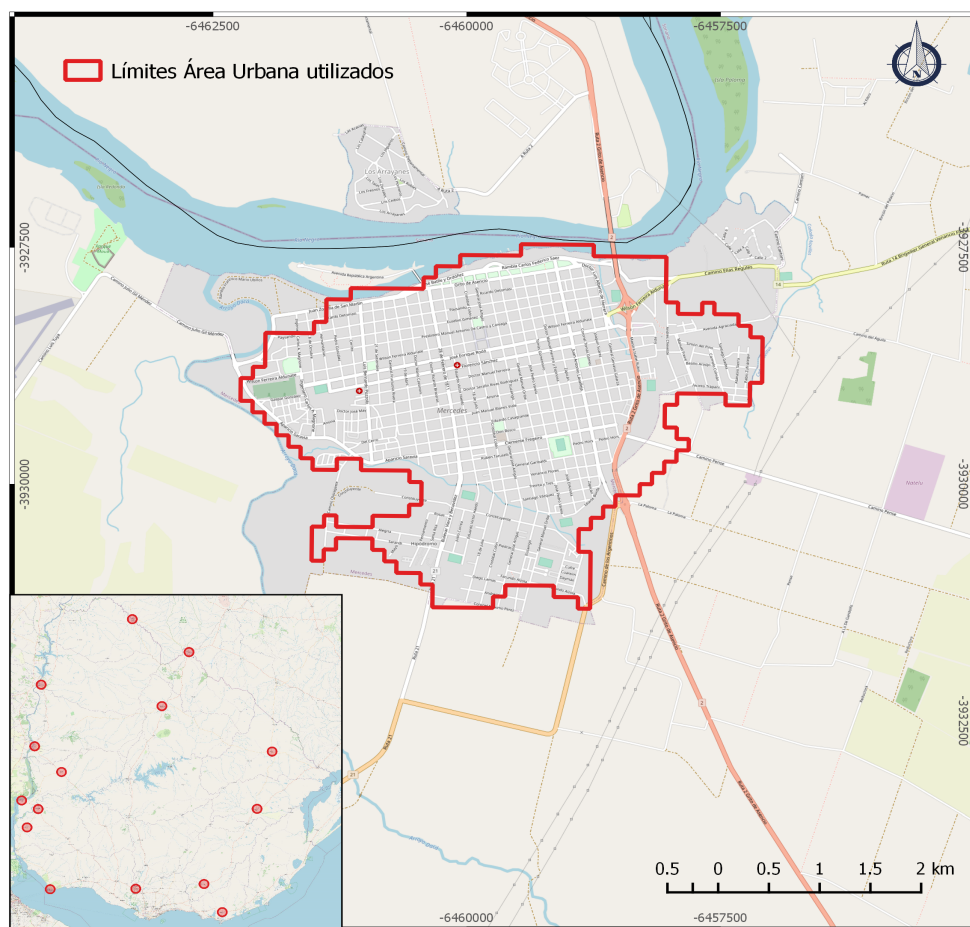


Tabla 1. Ciudades estudiadas con datos de población, área de límites urbanos y fecha de vuelo.

Ciudad	Población (Censo 2011)	Área dentro de límites (ha)	Fecha relevamiento aéreo (IDE)
Salto	104.011	2.353,76	31/10/2017
Paysandú	76.412	2.716,88	06/10/2017
Rivera	64.465	2.239,73	08/12/2017
Tacuarembó	54.755	1.573,56	31/10/2017
Melo	51.830	1.393,10	11/12/2017
Mercedes	41.974	808,77	06/10/2017
Artigas	40.657	941,27	28/11/2017
Minas	38.446	1.038,79	04/10/2017
San Carlos	27.471	686,95	04/10/2017
Col. del Sacramento	26.231	1.093,86	06/10/2017
Treinta y tres	25.477	1.306,51	31/10/2017
Fray Bentos	24.406	595,36	06/10/2017
Dolores	17.174	520,02	06/10/2017
Young	16.756	519,72	06/10/2017
Santa Lucía	16.742	373,42	06/10/2017

Con respecto a las características de los árboles urbanos de estas ciudades, cabe mencionar que muy pocas ciudades del país cuentan con un inventario o censo de arbolado urbano y en general cuando los hay, están basados principalmente en la obtención de datos de sanidad y condición de los árboles en espacios públicos para su mantenimiento. Son aún menos los casos de ciudades que cuentan con esta información georreferenciada o con algún tipo de dato espacial con respecto al arbolado urbano.

Por ejemplo, según datos del censo de arbolado urbano público realizado en el período 2005-2008, Montevideo cuenta con un total de aproximadamente 211.854 árboles y arbustos sobre las aceras, donde están identificadas 422 especies. A pesar de esta diversidad, se relevó que tan sólo tres especies concentran más de la mitad del total de individuos de la población. Estas especies son: *Melia azedarach* (21,91%), *Fraxinus pennsylvanica* (20,96%) y *Platanus x acerifolia* (10,50%) (Terrani 2014). Una similar distribución ocurre en la ciudad de Canelones, donde estas tres especies junto con *Catalpa bignonioides* acumulan el 64,9% de la población del arbolado urbano público, según datos del censo de la IMC (Intendencia Municipal de Canelones) del año 2016, procesados por parte del Proyecto REDD+ Uruguay.

4. Metodología

La metodología desarrollada a continuación se basa en la utilización imágenes de muy alta resolución provenientes de un vuelo fotogramétrico a nivel nacional, a partir del cual se realizará un análisis de imagen basado en objetos, combinando imágenes multiespectrales con

información topográfica tridimensional relevada en el mismo vuelo, con el propósito de distinguir cuatro coberturas de suelo en un área urbana: cobertura arbórea, cobertura herbácea, suelo sin vegetación y cobertura edificada.

4.1. Descripción de los datos utilizados

El relevamiento aerofotogramétrico de completa cobertura nacional fue realizado durante el período 2017-2018 por el consorcio TOPOCART-AT, el cual actualizó la información geográfica de Uruguay. El relevamiento de centros urbanos particularmente fue realizado durante el período invierno-primavera del año 2017. Las fotografías aéreas fueron tomadas con una cámara UltraCam Eagle Prime, en una resolución espacial para los centros urbanos de 0,10 m, generando bases Cartográficas en la escala 1:1.000, con una exactitud horizontal de 0,2 m al 95% de confianza (Agencia para el Desarrollo del Gobierno de Gestión Electrónica y la Sociedad de la Información y del Conocimiento [AGESIC] 2019).

Las ortoimágenes fueron obtenidas, mediante el software OrthoMaster®, a partir de la corrección de las distorsiones presentes en las fotografías aéreas, incluido el que surge de las variaciones del relieve. Para esto se utilizaron tres fuentes de datos: las propias fotografías, los elementos de orientación exterior (aerotriangulación) y el Modelo Digital de Terreno (AGESIC 2019).

Además de las ortoimágenes de alta calidad y precisión topográfica, se obtuvieron para los centros urbanos, nubes de puntos en tres dimensiones (x, y, z) georreferenciados, que permite la generación del Modelo Digital de Terreno (MDT), brindando información de la topografía o elevación de la tierra desnuda y un Modelo Digital de Superficie (MDS), capturando información de las superficies naturales y construidas.

El MDT fue generado a través de Match-T, software de Inpho® destinado a la elaboración de modelos digitales automáticos por intermedio de algoritmos de correlación. Los archivos utilizados para la generación de MDT son los provenientes de la Aerotriangulación y de la cobertura aérea, junto a los elementos de hidrografía y líneas de quiebre ("*breaklines*") obtenidos en el proceso de restitución. La generación de las nubes de puntos fue hecha a través de la correlación de píxeles de las imágenes. La resolución del modelo es determinada por el espacio entre los puntos de la malla regular, que en el caso de los centros urbanos fue de 1 m, con una exactitud vertical de 0,3 m al 95% de confianza (AGESIC 2019).

El MDS es un producto cartográfico obtenido de un modelo matemático que representa el suelo (expuestos o no) y los accidentes que se encuentran por encima del suelo (edificios, puentes, vegetación, entre otros) en una forma continua y suavizada, a partir de datos tomados del mundo real debidamente estructurados. El MDS fue obtenido en las áreas urbanas a partir de la correlación de píxeles que utilizan el software UltraMap® con referencia de 1 punto/píxel para generar ortofotos verdaderas. La nube de puntos MDS tiene una densidad horizontal de 100 puntos/m² y se genera automáticamente a partir del algoritmo de correlación de software UltraMap® (AGESIC 2019).

Para el presente trabajo se utilizaron estos cuatro productos del vuelo ortofotogramétrico 2017-2018 disponibles públicamente a través de la Infraestructura de Datos Espaciales (IDE):

- Ortoimagen urbana multiespectral (bandas Rojo, Verde, Azul e Infrarrojo), resolución espacial de 10 cm
- Modelo Digital de Terreno, resolución espacial de 100 cm
- Modelo Digital de Superficie, resolución espacial de 10 cm

Como fue mencionado, debido a las diferentes fechas de adquisición de las imágenes para los distintos centros urbanos, se seleccionaron para esta metodología las ciudades relevadas en fechas más tardías del año y dentro de la primavera, con el fin de capturar la mayor cantidad de hojas. La diferencia en el follaje de los árboles debido a esta fecha de la imagen no debería dificultar las estimaciones de cobertura de árboles y la comparación entre ciudades, ya que se usaron imágenes obtenidas en un rango de dos meses.

A continuación, se presenta un ejemplo de las diferencias que pueden existir en cuanto a árboles con y sin hojas, entre dos ciudades con distintas fechas de adquisición de las fotografías aéreas.

Figura 2. Fotografías aéreas de: a) plaza en San José de Mayo (fecha de adquisición 21/06/2017); b) plaza en Melo (fecha de adquisición 11/12/2017).



4.2. Índices de vegetación y NDVI

Utilizando las imágenes descritas anteriormente, se puede lograr mapear la vegetación en áreas urbanas mediante diversas metodologías. Una de estas posibles técnicas sería clasificar estas imágenes utilizando su información espectral, mediante el cálculo de índices de vegetación y posterior asignación de clases de acuerdo a este valor.

Un índice de vegetación es un valor obtenido de los datos de sensoramiento remoto, a través de cálculos de bandas espectrales y es utilizado en general para cuantificar la cubierta vegetal (Jackson y Huete 1991). Los valores espectrales de píxeles de una imagen multiespectral se pueden combinar en índices para aumentar el contraste de reflectancia entre distintas clases de objetos. En la actualidad se han desarrollado muchos índices de vegetación, basados en la combinación de dos o más bandas del espectro electromagnético.

El NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) creado por Rouse et al. (1974) es un indicador de comprobada eficacia para realzar la señal de la vegetación frente a otras cubiertas (Rouse et al. 1974). Es reconocido como el mejor índice usado como indicador numérico del verdor de la vegetación, ya que indica la cantidad de clorofila y la fracción de cubierta verde (Ihuoma y Madramootoo 2017).

El NDVI se basa en la diferencia entre la máxima absorción de radiación en el espectro del rojo, a causa de la clorofila y la máxima reflectancia en el infrarrojo cercano, debido a la estructura celular de la hoja. Esta diferencia espectral es alta cuando existe alta cobertura vegetal y baja en condiciones de suelo desnudo, el cual no muestra una diferencia espectral tan dramática.

Se calcula como:

$$NDVI = \frac{R_{NIR} - R_{RED}}{R_{NIR} + R_{RED}}$$

siendo R_{NIR} la reflectancia del infrarrojo cercano y R_{RED} es la reflectancia del rojo. El rango de variación del NDVI queda comprendido entre -1 y 1.

A pesar de su utilidad para identificar áreas con y sin vegetación en las imágenes, es importante destacar que el índice NDVI presenta un desafío inherente en la diferenciación entre clases, como árboles y áreas herbáceas, debido al solapamiento de atributos espectrales entre ellas, como se ha señalado en investigaciones anteriores (Pu et al., 2011). Esto es particularmente notable en contextos urbanos, donde la trama es excepcionalmente heterogénea. En vista de esta limitación, resulta beneficioso incorporar información adicional, como datos topográficos, para mejorar la precisión de la clasificación y obtener resultados más acertados.

4.3. Definición de clases

Se puede definir a los bosques urbanos como “redes o sistemas que comprenden todos los arbolados, grupos de árboles y árboles individuales ubicados en las áreas urbanas y periurbanas” (FAO 2016 p. 2). Esta definición comprende todos los árboles en calles o en corredores de transporte público, en parques públicos o industriales, en zonas residenciales o propiedades institucionales, en tierras no utilizadas públicas o privadas y en áreas naturales o bosques plantados. “Algunos de estos árboles y bosques son plantados intencionadamente y gestionados por sus propietarios, mientras que otros son accidentes de las decisiones económicas, topográficas o del abandono del uso de la tierra” (Miller 1997 p. 4). Para el presente trabajo fue necesario tomar una definición operativa de superficie de bosque urbano y la misma se define como la superficie de cobertura de copa de los árboles o arbustos dentro de los límites definidos como área urbana.

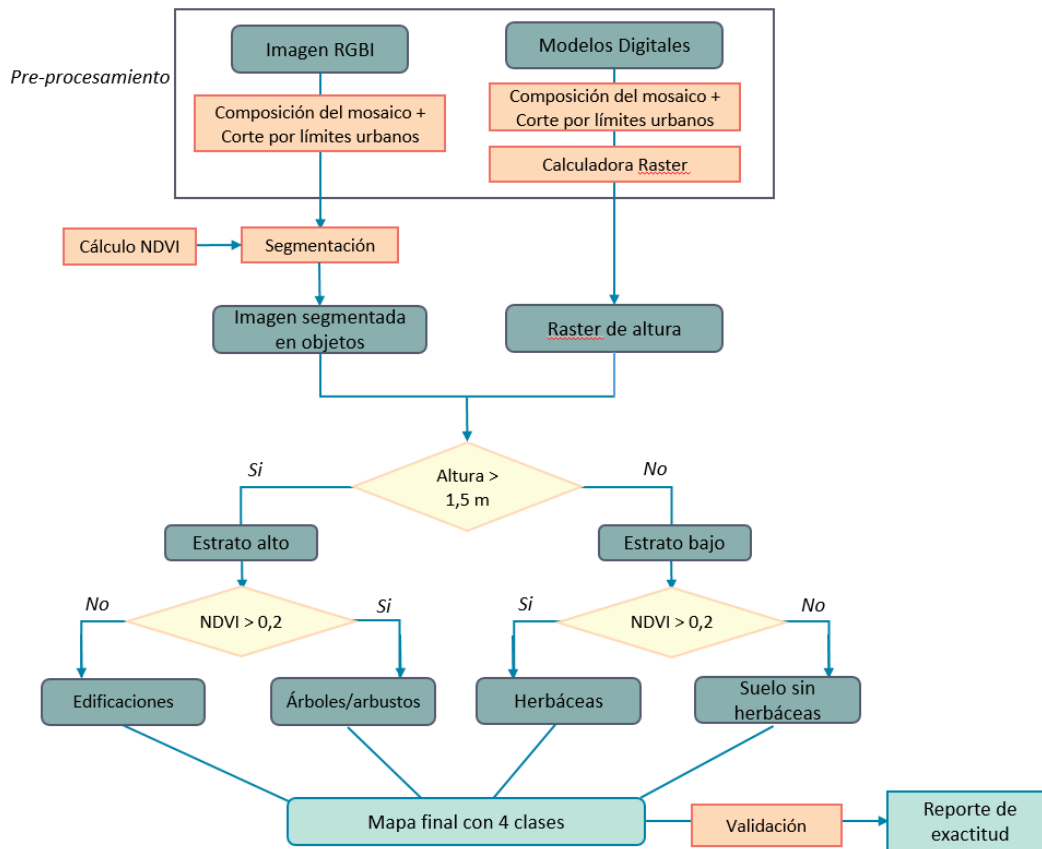
Con el objetivo de diseñar una metodología de clasificación que resulte relativamente sencilla de aplicar y garantizar que sea replicable en distintas ciudades, se optó por un proceso de umbrales basado en reglas, los cuales serán iguales para todas las ciudades. El método de clasificación estará basado en objetos, es decir en segmentos y no en píxeles. Para ello fueron definidas cuatro clases: “árboles” (árboles y arbustos en áreas públicas o privada, mayores a la altura definida de 1,5 metros), “cobertura herbácea” (cobertura vegetal en áreas públicas o privadas y toda otra vegetación menor al umbral de altura definido, por lo tanto entrarían dentro de esta clase arbustos menores a 1,5 metros de altura); “edificaciones” (casas, edificios y toda construcción con altura mayor al umbral); “suelo sin vegetación” (calles, aceras, estacionamientos y toda cobertura a nivel de suelo sin un componente herbáceo, por ende también se incluyen coberturas de suelo desnudo, arena, cursos de agua y agua estancada).

4.4. Clasificación

A continuación, se presenta un diagrama (Fig. 3) que visualiza el flujo de trabajo para lograr la clasificación propuesta de las áreas urbanas y cada paso será detallado más adelante. El software utilizado para el pre-procesamiento de los datos, así como para la evaluación de

exactitud fue QGIS®, mientras que el restante procesamiento de datos fue realizado mediante el software eCognition Developer®.

Figura 3. Diagrama de flujo de la clasificación.



4.4.1. Pre-procesamiento de datos

Como se explicó anteriormente, los índices provenientes de información espectral (como el NDVI) pueden no llegar a ser suficientes a la hora de detectar la cobertura de arbolado urbano, debido fundamentalmente al solapamiento entre valores de distintas clases, como pueden ser la clase “árboles” y la clase “herbáceas” y diferencias de valores entre mismas clases. A su vez, si se trabaja exclusivamente datos topográficos para áreas urbanas, los edificios y los árboles pueden tener similares características (Rottensteiner et al. 2005). Es por esto que se decidió combinar atributos de altura, utilizando la información proveniente de los modelos digitales generados, junto con información espectral del relevamiento fotogramétrico.

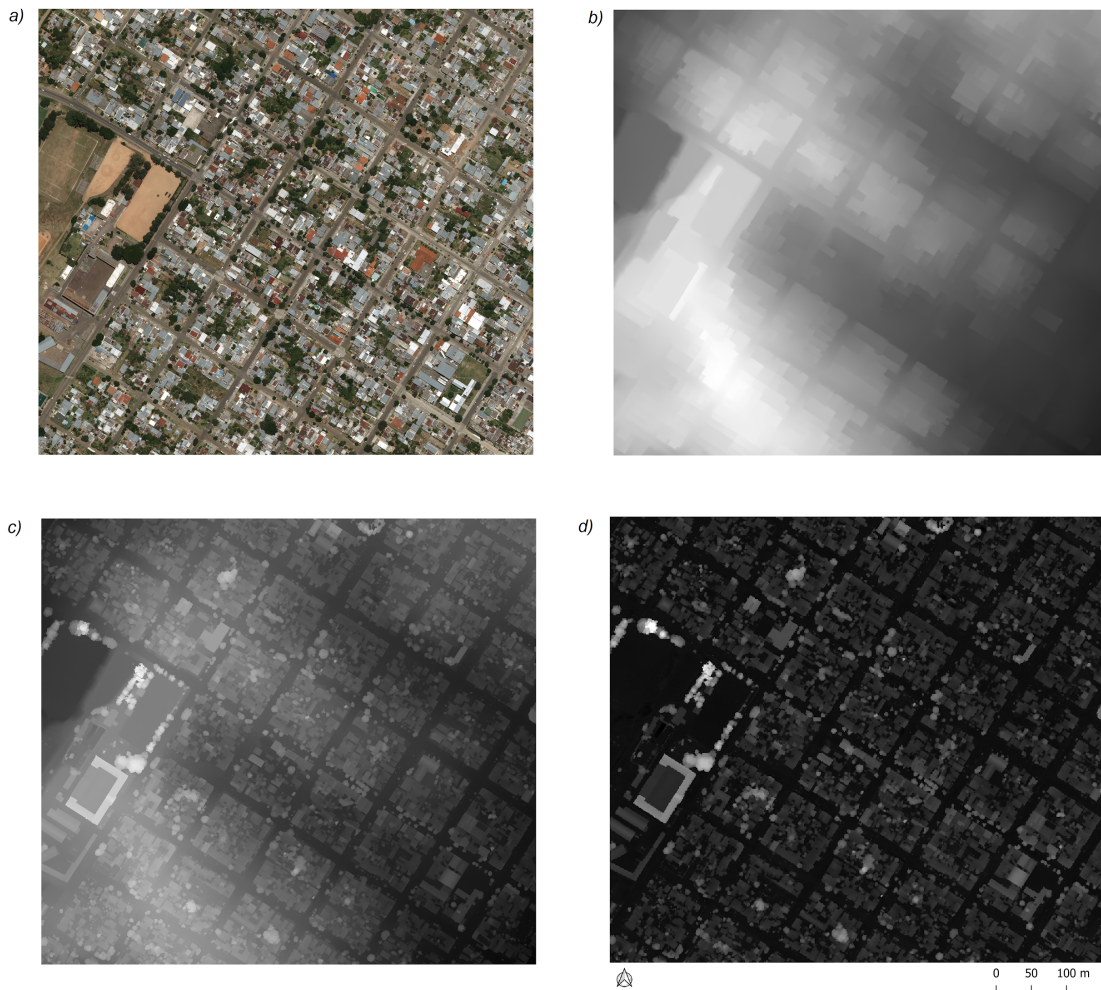
Para ello, fueron generados los mosaicos de cada producto a partir de la unión de los diversos archivos raster para cada ciudad. Una vez compuestos los mosaicos se realizó la extracción o corte de estos por el archivo vectorial de los límites de la ciudad utilizados (descritos anteriormente). El paso siguiente fue la generación de un Modelo Digital de Superficie normalizado (MDSn), mediante la herramienta de calculadora raster. Este modelo proporciona valores de altura relativa de los objetos (e.g. árboles, edificios, calles, puentes) y se calcula como la diferencia entre el Modelo Digital de Terreno (MDT) y el Modelo Digital de Superficie (MDS):

$$MDSn = MDS - MDT$$

De esta manera se obtuvo un mosaico en formato raster con la elevación de todo objeto por encima del terreno y se excluye la influencia de la topografía. Al aplicar esta información se puede remover, por ejemplo, la superficie ocupada por vegetación de menor altura, diferenciando entre la cobertura arbórea y el estrato herbáceo.

En la siguiente figura, se presentan ejemplos de las fotografías aéreas y modelos mencionados para una zona en la ciudad de Rivera (Fig. 4), junto con el resultado de generación del MDSn. Como se puede observar en la imagen, las áreas con mayor altura están representadas por colores más claros en la escala de grises.

Figura 4. Ilustración de datos utilizados para la clasificación (ejemplo para zona en la ciudad de Rivera). a) Ortoimagen urbana RGBI (visualización color real); b) Modelo Digital de Terreno (MDT); c) Modelo Digital de Superficie (MDS); d) Modelo Digital de Superficie normalizado (MDSn).



4.4.2. Segmentación

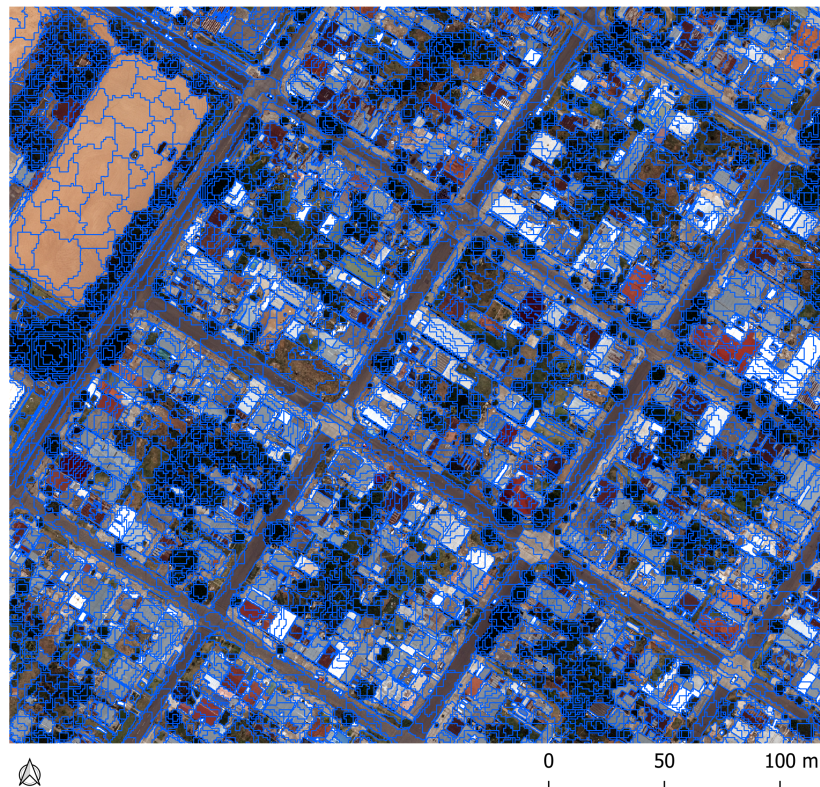
Si bien los métodos de clasificación basados en píxeles son simples y eficientes, estos presentan dificultades para mapear áreas urbanas a partir de imágenes de alta resolución (Anchang et al. 2016) debido a los problemas mencionados anteriormente (e.g. presencia de sombras, alta heterogeneidad dentro de clases, solapamiento en atributos espectrales). La alta heterogeneidad espectral aumenta el llamado efecto “sal y pimienta” en los resultados de clasificaciones basadas en píxeles (Tzotsos et al. 2008).

Se ha comprobado en varios estudios que las clasificaciones basadas en objetos son más efectivos a las basadas en píxeles a la hora de mapear clases de cobertura de suelo urbano mediante imágenes de alta resolución espacial (e.g. Mathieu y Aryal 2007; Myint et al. 2011; Pu et al. 2011), además de hacer más manejable los resultados generados. En este tipo de imágenes, un grupo de píxeles vecinos (agrupados en base a su homogeneidad espectral y a su arreglo espacial) puede representar mejor las características de los objetos que píxeles individuales (Ouma y Tateishi 2008; Blaschke 2010).

Debido a esto, en el presente trabajo se optó por una metodología basada en objetos, definiendo así la mínima unidad mapeable como un conjunto de píxeles (segmentos). A pesar de sus beneficios, el optar por un análisis de imagen basado en objetos implica definir una serie de parámetros propios de cada proceso de segmentación (e.g. forma del objeto, tamaño mínimo, peso relativo de cada atributo). Los parámetros utilizados para dicha segmentación fueron testeados exhaustivamente en un área piloto y calibrados, mediante fotointerpretación visual, de manera tal que logren separar objetos de distinta clase y agrupar píxeles pertenecientes a objetos de igual clase.

El primer paso para segmentar cada imagen trabajada fue crear una banda correspondiente al valor de altura de cada píxel y a su NDVI. Luego se ejecutó la herramienta del software eCognition© “Segmentación multiresolución”, utilizando como insumos las cuatro bandas (RGBI) de la ortoimagen, junto con el valor de NDVI y altura correspondiente a cada píxel. Esta información tridimensional proveniente de los modelos digitales, combinada con información espectral puede ayudar a delimitar mejor los objetos (Ellis y Mathews 2019). Mediante interpretación visual fueron ajustados los valores de los parámetros de Forma (0.2), Compactación (0.7) y Escala (90). A continuación (Fig. 5) se muestra la imagen segmentada para una zona del ejemplo de las figuras anteriores.

Figura 5. Ejemplo de imagen segmentada para zona en la ciudad de Rivera (bordes de segmentos color azul).



4.4.3. Asignación de clases

Luego de segmentada la imagen se procede a asignarle una clase a cada objeto o segmento. Para esto se parte de una capa original constituida por todos los segmentos del área de estudio, para los cuales se calculan los valores de NDVI promedio de los píxeles que lo forman y lo mismo para la altura promedio del segmento.

Una vez que se cuenta con los parámetros de altura y NDVI establecidos para dichos segmentos, se procede a asignarles una clase. Para facilitar el proceso automático de clasificación se define un umbral de altura y de NDVI, logrando de esta manera separar entre la superficie con cobertura vegetal y la cobertura no vegetal, así como entre los objetos elevados y los no elevados.

Como se señaló, se confirma mediante una visualización preliminar que el índice NDVI es útil para separar en la imagen la cobertura vegetal de superficies sin vegetación, pero a la hora de separar árboles o arbustos de herbáceas hay un solapamiento de valores del NDVI lo que produce que a veces se confundan estas clases. Por lo tanto, es necesario incorporar la variable “altura” proveniente del Modelo Digital de Superficie normalizado (MDSn) para lograr discriminar mejor entre estas dos clases.

En primera instancia, utilizando la herramienta de asignación de clase, se procede a crear una clase temporal, la cual llamaremos “estrato alto”, formada por aquellos segmentos con altura promedio mayor a 1,5 m. Esta clase corresponderá a todos los objetos que se encuentran a más de 1,5 m de altura del nivel del terreno, es decir, edificios, casas, árboles, arbustos y toda construcción la cual supere esa altura. El resultado genera también una clase contrapuesta, la cual llamaremos “estrato bajo”, correspondiente a todos los objetos por debajo de esa altura. En la Figura 6 se visualiza un ejemplo de estos estratos para la misma zona de Rivera.

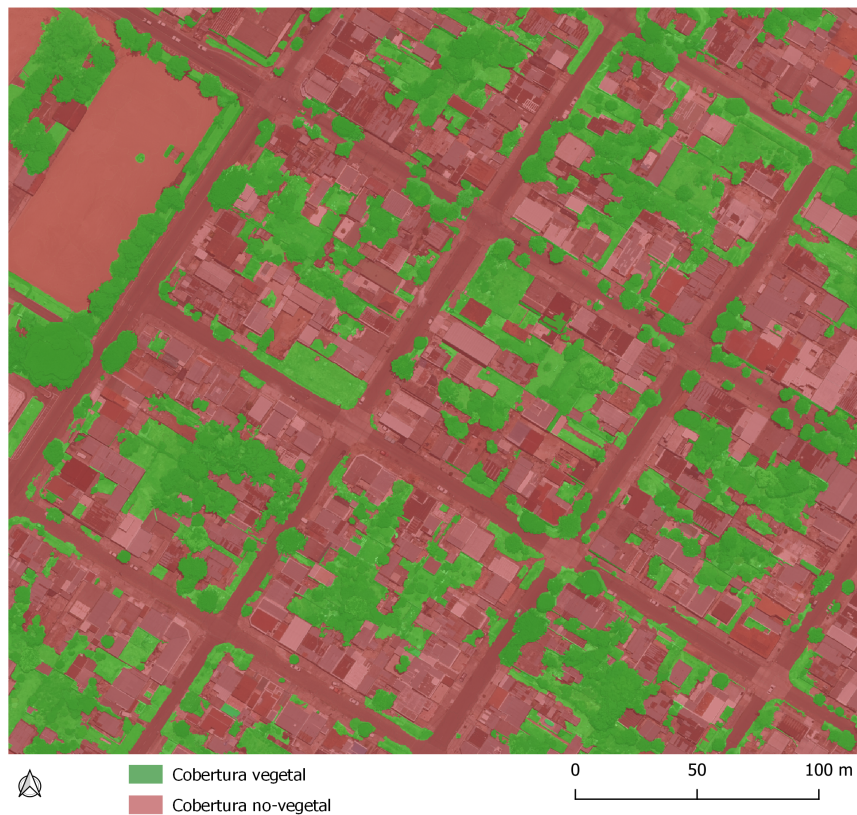
Figura 6. Ejemplo de imagen estratificada en base a altura, para zona en la ciudad de Rivera.



El siguiente paso consiste en separar cada uno de los estratos generados en el paso anterior para el área de estudio en dos capas. Esto se hace utilizando la información espectral de la imagen a través del NDVI promedio de los segmentos, estableciendo un umbral para el cual todos los segmentos por encima de ese valor corresponden a superficies con vegetación y por debajo a superficies sin vegetación. De esta forma, a partir de la capa “estrato alto” se generan dos nuevas capas que representan a la vegetación alta por un lado y a las construcciones con cierta altura por otro. Llamaremos a estas dos clases “árboles” y “edificaciones” respectivamente. En paralelo se realiza el mismo proceso a partir de la capa temporal llamada “estrato bajo”, dando lugar a dos nuevas clases las cuales llamaremos “herbáceas” y “suelo sin vegetación”.

Para hacer esta distinción entre coberturas con y sin vegetación es necesario definir un umbral de NDVI, para poder diferenciar entre valores que representan a la vegetación y los de áreas sin vegetación. Este valor fue definido a través de una evaluación visual de distintos umbrales de NDVI, basados en el histograma de este índice para los segmentos y en base a literatura revisada, donde se puede mencionar el trabajo de Chen et al. (2012) como ejemplo. En él plantearon una metodología similar para detectar edificios en un área urbana, mediante imágenes de alta resolución y datos topográficos de LiDAR aéreo, encontrando como resultado que el valor de NDVI que mejor distingue a los árboles de otros objetos es 0.2 (Chen et al. 2012). A continuación, se presenta una visualización del mismo ejemplo de Rivera, pero estratificado en base a la cobertura vegetal, utilizando el valor de $NDVI=0.2$ para dividir entre estratos.

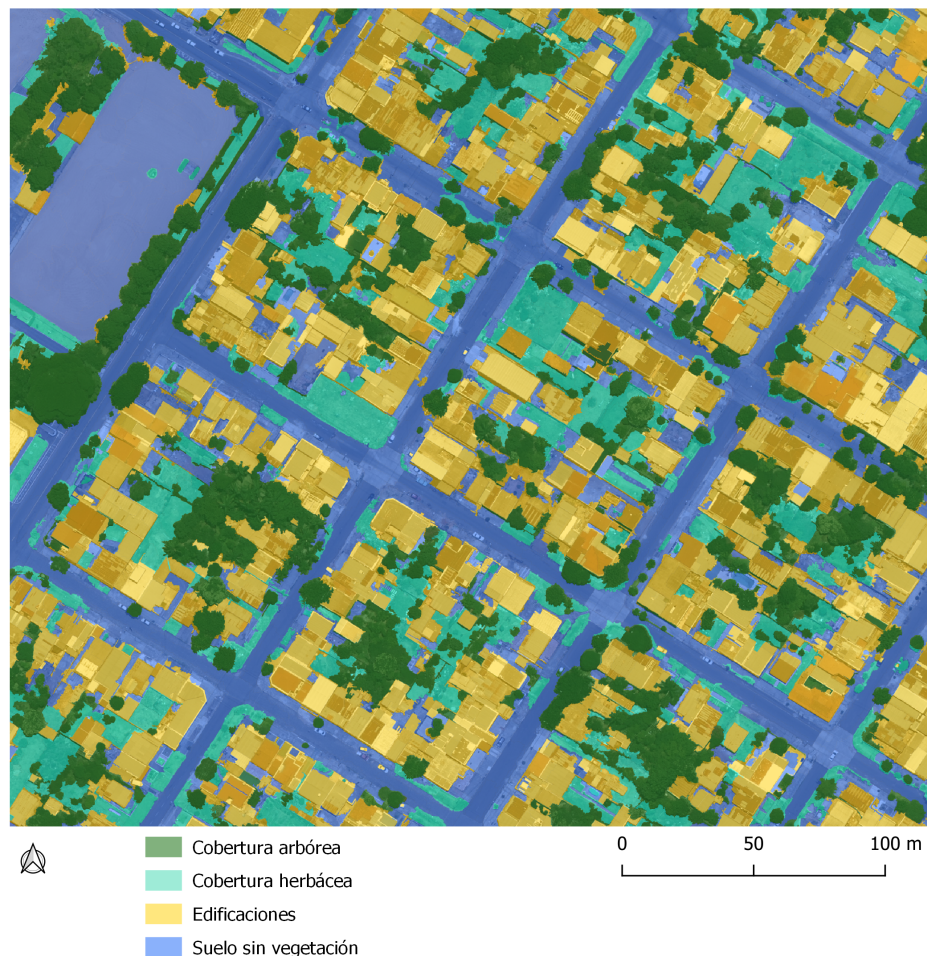
Figura 7. Ejemplo de imagen estratificada en base a NDVI, para zona en la ciudad de Rivera.



Los segmentos con valores promedio de $NDVI < 0.2$ representan en este caso a objetos sin vegetación como pueden ser calles, caminos, aceras, edificaciones, vehículos, suelos desnudos, rocas o agua. Los segmentos con un valor de $NDVI \geq 0.2$ forman parte de las categorías de

superficie con vegetación, conteniendo objetos que corresponden a árboles, arbustos, pasto, cultivos, etc. A continuación, se puede observar la clasificación final obtenida para la zona del ejemplo, diferenciándose en las cuatro clases mencionadas (Fig. 8).

Figura 8. Ejemplo de imagen clasificada para zona en la ciudad de Rivera.



Si bien existe un flujo de trabajo alternativo que consistiría en invertir el orden de las máscaras aplicadas (primero enmascarar la cobertura no vegetal en base al NDVI y luego trabajar solamente con la capa vegetal para diferenciar entre estrato alto y bajo), consideramos que el crear una capa derivada con las clases mencionadas distinguiendo entre construcciones con y sin altura, puede ser información valiosa para otros interesados. Este producto secundario representa un archivo con información tridimensional de las edificaciones urbanas que podría llegar a ser útil en la planificación urbana, estimaciones de población, cartografía urbana, respuestas a emergencias (Sohn y Dowman 2007) o para investigaciones relacionadas.

4.5. Análisis de exactitud

Todos los mapas construidos desde clasificación de imágenes a través de sensoramiento remoto contendrán errores. Estos errores son inevitables y producto de muchas razones incluyendo nubes, similitud entre clases y variabilidad climática (GFOI 2016). La evaluación de la exactitud o validación es un paso significativo en el procesamiento de datos de sensoramiento remoto, donde se establece el valor informativo de los datos resultantes para un usuario (Abubaker et al. 2013). Una forma de estimar la exactitud de una clasificación es muestrear aleatoriamente puntos a lo largo del área clasificada y asignar una “verdad de terreno” en esos puntos, ya sea a través de visitas al sitio o interpretación de fotografías aéreas

(Olofsson et al. 2014). Luego en una tabla de doble entrada se encuentran los resultados de la clasificación del mapa con lo observado en la muestra de referencia o verdad de terreno (matriz de confusión).

Las estimaciones de la exactitud global, del productor y del usuario para la clasificación, junto con sus respectivos intervalos de confianza se calcularán para dos categorías: Arbolado Urbano (A) – No Arbolado Urbano (NA). Si bien el diseño muestral cuenta con más clases como estratos, los parámetros a estimar se centran en la clase principal, conformada por los píxeles categorizados como “Arbolado urbano”. En la Tabla 2 se presentan los estimadores de la superficie total estimada, desagregada de acuerdo a las celdas de la matriz de confusión:

Tabla 2. Estimadores de la superficie según la clasificación de la matriz de confusión.

Mapa	Referencia		
	Arbolado	No Arbolado	Total
Arbolado	$\hat{t}_{A,A}$	$\hat{t}_{A,NA}$	$t_{A.}$
No Arbolado	$\hat{t}_{NA,A}$	$\hat{t}_{NA,NA}$	$t_{NA.}$
Total	$\hat{t}_{.A}$	$\hat{t}_{.NA}$	t

En la diagonal de esta matriz se encuentran los casos bien clasificados, y fuera de la diagonal los errores de clasificación. La exactitud global de clasificación ($\hat{O}$) se define como el cociente entre los casos bien clasificados y el total de la muestra:

$$\hat{O} = \frac{\hat{t}_{A,A} + \hat{t}_{NA,NA}}{t}$$

La exactitud del usuario $\hat{U}$, para la clase de árboles es el cociente entre el área bien clasificada como Arbolado y el área de Arbolado obtenida a partir de la capa (filas de la matriz de confusión):

$$\hat{U} = \frac{\hat{t}_{A,A}}{t_{A.}}$$

La exactitud del productor $\hat{P}$, es el cociente entre el área bien clasificada como Arbolado y el área estimada total de Arbolado urbano a partir de los datos de referencia (columnas de la matriz de confusión):

$$\hat{P} = \frac{\hat{t}_{A,A}}{\hat{t}_{.A}}$$

La estimación del error global se obtiene como $1 - \hat{O}$, la del error de comisión (o del usuario) como $1 - \hat{U}$ y la del error de omisión (o del productor) es $1 - \hat{P}$.

Otra medida para la exactitud de la clasificación basada en la matriz de confusión es el coeficiente Kappa de Cohen (Arenas et al. 2011). Mide la diferencia entre el acuerdo mapa-realidad observado y el que cabría esperar simplemente por azar; es decir, intenta delimitar el grado de ajuste debido sólo a la exactitud de la clasificación, prescindiendo del

causado por factores aleatorios. El coeficiente kappa para dos clases se calcula de la siguiente manera:

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^2 x_{ii} - \sum_{i=1}^2 (x_{i.} * x_{.i})}{N^2 \sum_{i=1}^2 (x_{i.} * x_{.i})}$$

Donde N es el total de píxeles de la muestra del mapa, x_{ii} el número de observaciones en las celdas de la diagonal de la matriz de confusión, $x_{i.}$ son los totales de la marginal de la tabla para las filas y $x_{.i}$ son los totales de la marginal de la tabla para las columnas. Los valores máximos y mínimos de kappa dependen de todas las celdas de la matriz de confusión y no sólo de los valores de la diagonal principal; de modo que si todos los elementos que se encuentran fuera de la diagonal son iguales a cero, tendríamos concordancia completa, y $K = 1$. Si todos los valores de la diagonal principal fueran nulos, es decir en una situación de completa discordancia, $K = -1$. A mayor concordancia, mayor valor del coeficiente kappa.

El tamaño de muestra fue calculado utilizando la siguiente fórmula (Olofsson et al., 2014) derivada de Cochran (1977):

$$n = \frac{z^2 p(1-p)}{d^2}$$

donde: (z) es el percentil de la Normal Estándar que corresponde a una confianza del $1 - \alpha$ %; (d) es la precisión deseada para la estimación del error de clasificación; $p(1 - p)$ es la varianza de una variable aleatoria de distribución Bernoulli, que corresponde al caso en donde la variable de interés es dicotómica (clasificación correcta o incorrecta).

El parámetro (p) es el error anticipado del usuario en el caso del muestreo estratificado, donde determinamos el tamaño de muestra para cada estrato. Debido a que la verdadera exactitud global o la exactitud del usuario son desconocidas en la etapa de planificación de la muestra, (p) se elige de manera subjetiva. Para el cálculo del tamaño de muestra se utilizaron los errores de clasificación obtenidos en una muestra piloto en la ciudad de Minas, de 50 casos seleccionados al azar por clase.

De acuerdo a las recomendaciones de buenas prácticas de Olofsson et al. (2014), el diseño muestral debe ser probabilístico, de forma que proporcione una base rigurosa para las estimaciones, basadas en el diseño. Se sugiere estratificar por clase, y aumentar el tamaño de muestra en las clases de menor tamaño, de forma de aumentar la precisión para estas clases. El tamaño de muestra se calcula por estrato, de forma de asegurar un nivel de precisión y confianza aceptable en cada una de las clases.

Se decidió entonces estratificar en tres clases: Arbolado, Cobertura herbácea y Otros suelos (Edificaciones y Suelo sin vegetación). El Arbolado es la clase principal para la validación. Dadas las características de la superficie de herbáceas se decide mantenerla en un único estrato, ya que es la clase con mayores errores de confusión. Las edificaciones y los suelos sin vegetación conforman un único estrato, dadas sus características similares en cuanto a los errores de comisión y omisión detectados en la muestra piloto. Se optó por un muestreo estratificado de puntos dentro de todas las áreas urbanas evaluadas, donde la asignación de la muestra entre las ciudades se realizó en forma proporcional a la superficie ocupada para cada clase.

Debido a que las imágenes aéreas utilizadas para el presente trabajo son de muy alta resolución (10 cm) y que no hay disponibles imágenes de referencia de una calidad superior, se optó por utilizar las mismas imágenes para la interpretación visual de la evaluación de exactitud. El uso de estas imágenes como referencia en lugar de un relevamiento de puntos en terreno tiene las ventajas de permitir una evaluación más rápida, elimina el sesgo que podría surgir de no tener en cuenta puntos de referencia de difícil acceso en propiedad privada, sumado a que elimina los errores producto de los cambios de cobertura que podrían existir entre la fecha de las imágenes y la fecha del muestreo a campo.

Se evaluó una muestra total de 2504 puntos aleatorios de referencia, asignándole a cada punto una de las tres clases anteriores de cobertura de suelo mediante interpretación visual de las ortofotos urbanas, junto con imágenes de apoyo de Google Earth® y ortofotos aéreas de la IDE pero de la cobertura Nacional, con una resolución espacial de 32 cm. Los resultados del análisis de exactitud se presentan en el siguiente apartado.

5. Resultados y discusión

Luego de obtener los mapas finales resultantes de la clasificación de áreas urbanas mediante la metodología mencionada, se procedió a calcular las superficies de cada clase de cobertura de suelo para cada una de las ciudades estudiadas. Los resultados para cada ciudad se presentan en las siguientes tablas y gráficos (Tabla 3, Tabla 4, Gráfico 1 y Gráfico 2). A modo de ejemplo de los resultados obtenidos en la clasificación, se presenta (Fig. 9) un mapa en el que se puede visualizar la cobertura de arbolado urbano para la ciudad de Mercedes, Soriano.

Figura 9. Mapa de cobertura de arbolado urbano para la ciudad de Mercedes.

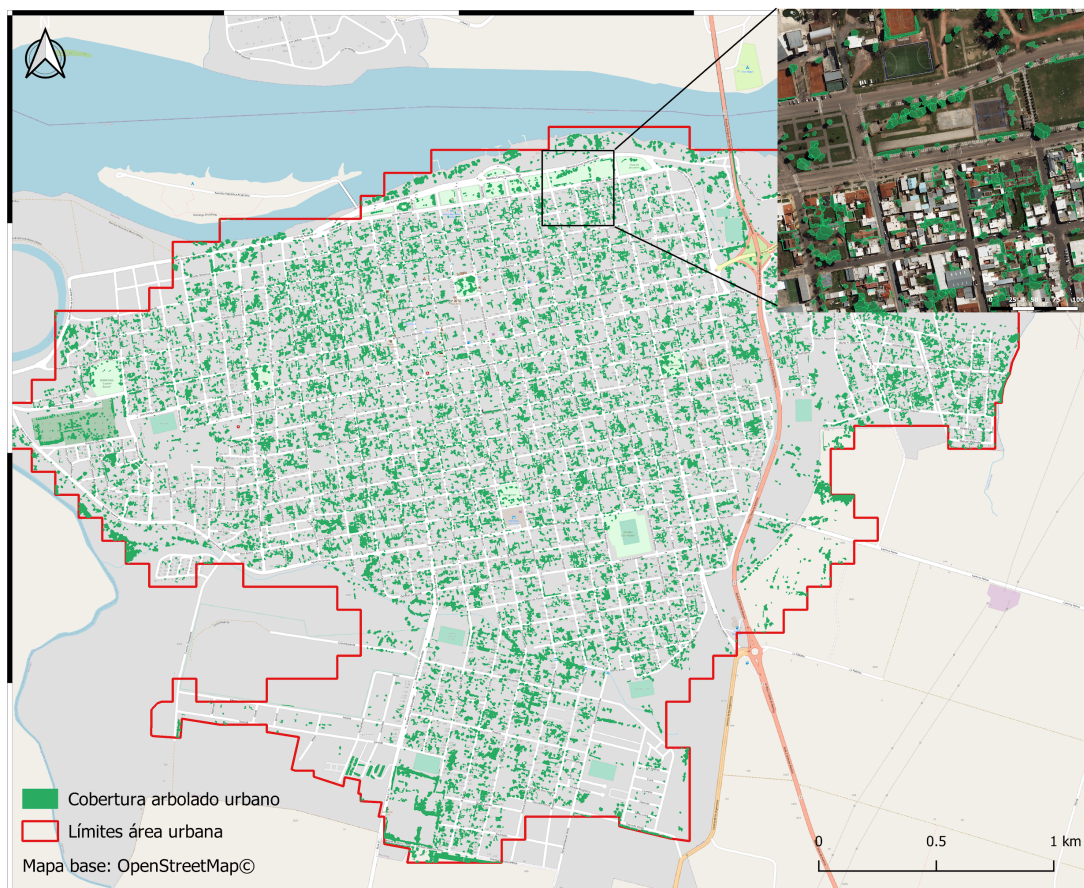


Tabla 3. Superficies totales para cada clase de cobertura urbana por ciudad.

Ciudad	Superficie urbana (ha)	Superficie arbolado (ha)	Superficie herbáceas (ha)	Superficie edificada (ha)	Suelo sin vegetación (ha)
Salto	2.353,76	441,07	1.055,44	473,14	384,11
Paysandú	2.716,88	397,58	1.275,27	550,25	493,78
Rivera	2.239,73	334,79	911,93	439,92	553,09
Tacuarembó	1.573,56	240,99	692,91	318,04	321,62
Melo	1.393,10	208,11	612,23	267,51	305,25
Mercedes	808,77	85,04	301,09	227,05	195,59
Artigas	941,24	123,47	349,01	204,84	263,92
Minas	1.038,79	143,60	470,26	218,78	206,15
San Carlos	686,95	82,60	319,76	164,49	120,10
Colonia	1.093,86	235,32	551,93	162,23	144,38
Treinta y tres	1.306,51	193,58	692,01	193,30	227,62
Fray Bentos	595,36	80,80	231,51	142,36	140,69
Dolores	520,03	45,63	240,41	111,98	122,01
Young	519,72	75,95	212,57	97,61	133,59
Santa Lucía	373,44	69,85	131,39	103,21	68,99

Tabla 4. Porcentajes de superficie para las clases de cobertura vegetal por ciudad.

Ciudad	Superficie arbolado (%)	Superficie herbáceas (%)	Superficie edificada (%)	Sup. suelo sin vegetación (%)	Sup. con vegetación (%)	Sup. sin vegetación (%)
Salto	18,74	44,84	20,10	16,32	63,58	36,42
Paysandú	14,63	46,94	20,25	18,17	61,57	38,43
Rivera	14,95	40,72	19,64	24,69	55,66	44,34
Tacuarembó	15,31	44,03	20,21	20,44	59,35	40,65
Melo	14,94	43,95	19,20	21,91	58,89	41,11
Mercedes	10,51	37,23	28,07	24,18	47,74	52,26
Artigas	13,12	37,08	21,76	28,04	50,20	49,80
Minas	13,82	45,27	21,06	19,85	59,09	40,91
San Carlos	12,02	46,55	23,95	17,48	58,57	41,43
Colonia	21,51	50,46	14,83	13,20	71,97	28,03
Treinta y tres	14,82	52,97	14,79	17,42	67,78	32,22
Fray Bentos	13,57	38,89	23,91	23,63	52,46	47,54
Dolores	8,77	46,23	21,53	23,46	55,00	45,00
Young	14,61	40,90	18,68	25,70	55,51	44,49
Santa Lucía	18,70	35,18	27,64	18,47	53,89	46,11
Promedio	14,67	43,42	21,05	20,87	58,49	41,92

En las tablas anteriores se puede observar que dentro de las ciudades estudiadas las que mayor porcentaje de cobertura de arbolado urbano presentan son Colonia del Sacramento (21,51%), Salto (18,74%) y Santa Lucía (18,70%), mientras que las de menor porcentaje son San Carlos (12,02%), Mercedes (10,51%) y Dolores (8,77%), siendo el promedio para las ciudades estudiadas de 14,67%. A su vez, las ciudades que presentan mayor superficie total de arbolado urbano son Salto (441,07 ha), Paysandú (397,58 ha) y Rivera (334,79 ha). Si agrupamos la superficie de árboles urbanos junto con la superficie que ocupa el estrato herbáceo, vemos que las ciudades que presentan mayor superficie de suelo cubierta con vegetación son Colonia (71,97%), Treinta y Tres (67,78%) y Salto (63,58%). Cabe destacar que dentro de los límites de área urbanizada para la ciudad de Colonia del Sacramento está incluida gran parte del Parque Ferrando, lo que estaría aumentando en gran medida las cifras de cobertura arbórea y herbácea.

Gráfico 1. Porcentaje de arbolado urbano con respecto a la superficie total por ciudad.

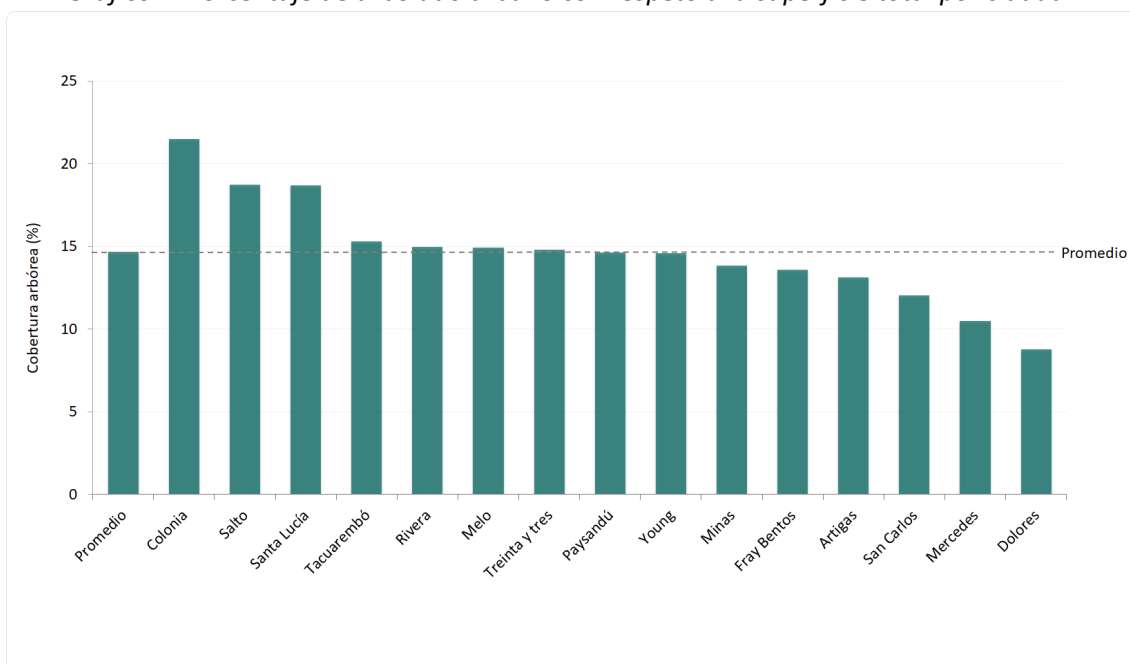
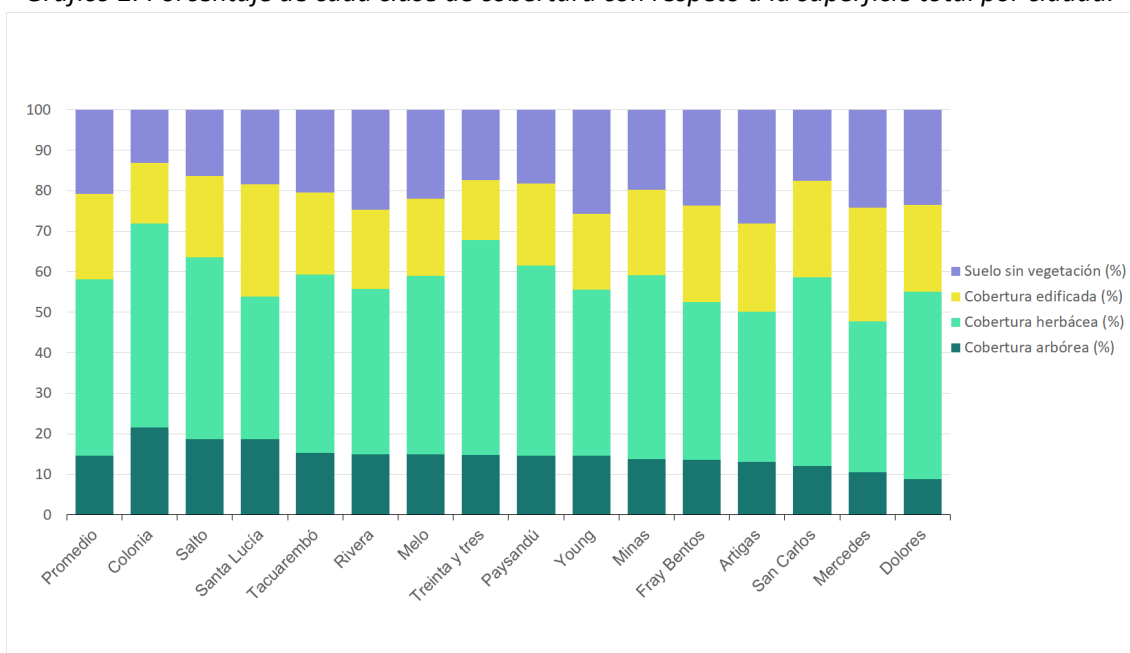
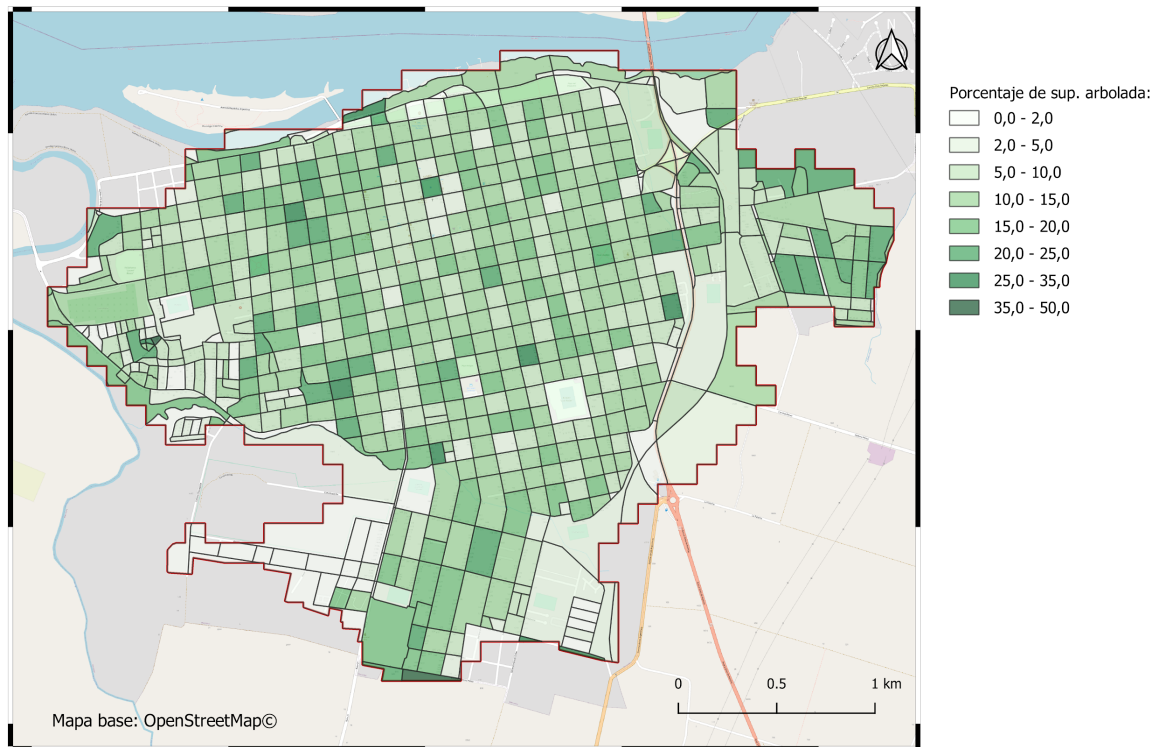


Gráfico 2. Porcentaje de cada clase de cobertura con respecto a la superficie total por ciudad.



Utilizando los mismos productos resultantes de esta clasificación y a modo de ejemplo, se puede zonificar una ciudad en base a la superficie de arbolado en cada una de las divisiones administrativas para visualizar su distribución a nivel de ciudad. En este caso se utilizó el mapa de divisiones de zonas censales del INE para el año 2011, que en muchos casos coinciden con las cuadras de las ciudades. Luego cada unidad censal fue categorizada en base a su porcentaje de superficie cubierta por árboles urbanos. A continuación, se presenta (Fig. 10) un ejemplo de esta visualización para la ciudad de Mercedes, Soriano.

Figura 10. Categorización de zonas censales de la ciudad de Mercedes, en base a porcentaje de cobertura de arbolado urbano.



Otra posible salida resultante de la clasificación puede ser una salida gráfica del arbolado urbano categorizado por clases discretas de altura. Es muy difícil estimar con precisión biomasa o almacenamiento de carbono a partir de teledetección sin datos de mediciones a campo (Popescu 2007). En general las ecuaciones alométricas para predecir el stock de carbono se basan en datos de DAP (diámetro a la altura del pecho) solamente o en valores de DAP y altura de los árboles, y las ecuaciones son específicas para cada especie o se pueden aproximar a nivel de género (Pillsbury et al. 1998). A pesar de esto, la variable altura, por ejemplo, ha mostrado predecir bien la biomasa, en un entorno dominado por árboles de hoja ancha (Raciti et al. 2014). Teniendo en cuenta estas limitantes y sin la intención de estimar cuantitativamente el almacenamiento de carbono de los árboles urbanos, utilizamos los valores de altura promedio del dosel simplemente como proxy de biomasa con el propósito de visualizar zonas dentro de la ciudad donde existe mayor biomasa acumulada. Un ejemplo de esta visualización se presenta a continuación (Fig. 11) para la misma zona de los ejemplos anteriores.

Figura 11. Ejemplo de categorización de arbolado urbano por clases de altura para zona en la ciudad de Rivera.



5.1. Resultados del Análisis de Exactitud

Los resultados obtenidos se presentan en la Tabla 5. Se tiene una exactitud global del 96,81%, con un intervalo de entre el 96,19% y el 97,42% al 95% de confianza. Las exactitudes del productor y del usuario también son altas, de un 87,39% y un 91,16% respectivamente. Se tiene una precisión alta, con un error relativo máximo del 3,66% para la exactitud del productor, siendo aún más precisas las estimaciones de la exactitud del usuario y de la exactitud global. El valor estimado del coeficiente Kappa de Cohen es de 0,8736, indicando una alta concordancia en la clasificación del mapa y de los datos de referencia.

Tabla 5. Estimaciones de las exactitudes Global, del usuario y del productor para la clase de cobertura de suelo "Arbolado".

Exactitud	Estimación	Inferior al 95%	Superior al 95%	Error Relativo
Global	96,81%	96,19%	97,42%	0,64%
Usuario	87,39%	85,34%	89,44%	2,34%
Productor	91,16%	87,82%	94,50%	3,66%

5.2. Discusión

Es importante enfatizar que el enfoque desarrollado en este documento está destinado a aumentar en lugar de reemplazar los protocolos existentes, como los métodos de inventario, que exceden las capacidades de la mayoría de técnicas de teledetección. Se puede resumir que

el análisis de imágenes orientado a objetos es un enfoque útil para lograr clasificar una matriz tan heterogénea como lo es una zona urbana, logrando discriminar adecuadamente los objetos similares características, además de hacer más manejable los resultados generados. A su vez, los bosques urbanos son también coberturas muy variables desde el punto de vista de la respuesta espectral dependiendo de algunos factores como la especie, altura del árbol, vegetación debajo del dosel, estación en la imagen, lo que hace que esta clase sea siempre difícil de detectar con precisión mediante sensores remotos.

La calidad de los resultados de una clasificación puede verse afectada por varios factores como la resolución espacial de las imágenes, el desplazamiento topográfico inherente a las imágenes, sombras, texturas, método de clasificación y número de clases (Krállová 2013). Aún cuando algunos de estos factores pudieron haber afectado los resultados, la exactitud obtenida en este estudio resultó ser muy alta (96,81%), considerando que se considera valor alto todo aquel valor mayor al 85% (Anderson et al. 1976).

Durante el proceso de interpretación de imágenes para el análisis de exactitud, la mayoría de las diferencias se atribuyeron a sombras. Las sombras pueden dar como resultado árboles urbanos que no se distinguen fácilmente de otras características cercanas. Estas pueden resultar en clasificación errónea de la vegetación debido a la densa apariencia de las copas de los árboles (Merry et al. 2014). Las clases donde se observó mayor confusión durante la interpretación, como era de esperarse, fueron las de Arbolado y Herbáceas. En general, se logró diferenciar satisfactoriamente entre los estratos con vegetación y sin vegetación. Si bien las imágenes utilizadas para el análisis se capturaron con aproximadamente tres meses de diferencia entre sí, la variación en la estación entre las imágenes puede haber contribuido a las diferencias en las estimaciones del dosel específicamente cuando un punto cayó sobre una especie de hoja caduca.

Los resultados cuantitativos de cada clase de cobertura van a depender enormemente de la delimitación utilizada para la clasificación. Es decir, si los límites de la zona urbana son más amplios y cubren áreas urbanas dispersas o periurbanas, los porcentajes de las clases van a variar dependiendo de las características de cada ciudad, probablemente aumentando los correspondientes a coberturas vegetales. Es por eso que se usaron límites para cada ciudad obtenidos a partir de una misma metodología, para que los resultados sean comparables entre ciudades.

Finalmente, los parámetros utilizados para la segmentación de las imágenes fueron estandarizados para todas las ciudades, a pesar de que muchas veces el tamaño de los objetos va a depender de la estructura y características del paisaje de cada ciudad. Es posible que se puedan mejorar los resultados si se ajustan estos parámetros especialmente para cada sitio, pudiendo diferenciar de forma más precisa los objetos en la imagen.

5.2.1. Aplicabilidad de la metodología para otras ciudades y limitantes

Se debe mencionar que se trata de una metodología que será replicable solamente a partir de un nuevo relevamiento fotogramétrico que reúna similares características al anterior. Es decir que para repetir esta clasificación en el futuro se deberá contar con imágenes aéreas multiespectrales de alta resolución espacial junto con información de elevación para construir los modelos digitales.

Debido a las fechas de relevamiento aéreo de los centros urbanos, se cuenta con la limitante ya mencionada de la caducidad del follaje para ciertas fechas, combinado con la diversidad de especies. Es por esto que para ciertas fechas el MDSn no logra estimar bien la altura del dosel,

sino que la información de elevación que se obtiene para ciertos píxeles corresponde al suelo, disminuyendo la altura promedio del objeto, “aplanando” el árbol y clasificándose posiblemente dentro del estrato herbáceo (menor a 1,5 metros de altura).

Lo mismo sucede en cierta medida con la otra variable utilizada para diferenciar por umbrales, que es el NDVI. El promedio de este índice para el objeto disminuye cuando se trata de un árbol sin hojas, ya que utiliza información de la reflectancia de la cubierta del suelo para el cálculo. A menor cobertura foliar, menor nivel de clorofila y menor será el valor de NDVI. Para contrarrestar esta limitante para la clasificación de otras ciudades del país, se puede utilizar como insumo otro producto del relevamiento aéreo que son las ortoimágenes de cobertura nacional. Estas tienen una resolución espacial de 32 cm, pero fueron adquiridas en una fecha distinta a la cobertura urbana. De esta manera se puede solucionar la confusión del bajo valor de NDVI de los objetos correspondientes a la clase de árboles, pero permanece el problema de estimación de altura del dosel.

6. Conclusiones

Cuantificar la cantidad y distribución de árboles en las ciudades mediante sensoramiento remoto de forma automatizada siempre ha sido un desafío debido a la alta heterogeneidad espacial en las áreas urbanas y la disponibilidad de imágenes adecuadas para este fin. En este estudio se evaluó el uso de imágenes aéreas de muy alta resolución espacial, digitales y multispectrales, combinadas con información topográfica para producir información detallada y espacialmente explícita de la cobertura de suelo urbano para distintas ciudades del país. Cabe señalar que el conjunto de datos utilizados en este trabajo no se encuentra comúnmente disponibles para las ciudades ni son fácilmente replicables. Sin embargo, se demostró que se trata de una metodología simple, útil y eficaz para evaluar la cobertura de suelo de zonas urbanas, de forma automatizada ya que no requiere datos de entrenamiento y constituye el primer producto cartográfico de distribución del arbolado urbano producido para Uruguay mediante teledetección.

En este trabajo, a partir de la metodología propuesta, que incluyó el análisis de imagen basado en objetos, a partir de umbrales de NDVI y de altura, se realizó la estimación automática de cuatro coberturas de suelo: árboles, herbáceas, suelo sin vegetación y edificaciones, para 15 ciudades de Uruguay.

Los resultados arrojaron un porcentaje promedio de superficie cubierta por árboles de 14,67%, para las 15 ciudades del estudio, siendo la ciudad de Colonia del Sacramento la de mayor cobertura arbórea (21,51%) mientras que Dolores fue la que presentó menor porcentaje (8,77%). Para las otras clases de cobertura clasificadas se calculó un porcentaje promedio de superficie para las 15 ciudades y los resultados obtenidos fueron de: 43,42% de cobertura herbácea, 21,05% de edificaciones y 20,87% de suelo sin componente vegetal (suelo impermeable sumado a suelo desnudo y agua). Se obtuvo una exactitud global del 96,81%, con un intervalo de entre el 96,19% y el 97,42% al 95% de confianza. Las exactitudes del productor y del usuario fueron de 87,39% y 91,16% respectivamente. Con los resultados obtenidos se concluye que los mismos tienen una alta precisión, con un error relativo máximo del 3,66% para la exactitud del productor, siendo aún más precisas las estimaciones de la exactitud del usuario y de la exactitud global.

Las estimaciones derivadas de esta metodología pueden llenar el vacío entre las estimaciones de cobertura forestal en las zonas rurales y los limitados inventarios basados en muestreos de

campo que se utilizan comúnmente en las ciudades. El arbolado urbano y los espacios verdes en general proveen de variados servicios ecosistémicos a los habitantes de las ciudades. Sin embargo, los árboles, plazas y parques se distribuyen de manera heterogénea en la trama urbana. Estudios de monitoreo y evaluación de la cobertura de suelo en zonas urbanas apoyados por imágenes aéreas pueden contribuir a la planificación y la gestión de los bosques en paisajes urbanos y de los servicios ecosistémicos que estos proveen. Este conocimiento resulta fundamental para alcanzar el objetivo de ciudades sostenibles y resilientes al cambio climático.

7. Referencias

- Abubaker, H.M, Elhag A.M.H. y Salih, A.M. (2013). Accuracy Assessment of Land Use and Land Cover Classification (LU/LC) Case study of Shomadi area-Renk County-Upper Nile State, South Sudan. *International Journal of Scientific and Research Publications* 3(5).
- Agencia para el Desarrollo del Gobierno de Gestión Electrónica y la Sociedad de la Información y del Conocimiento [AGESIC] (2019). Adquisición de imágenes digitales de cobertura nacional: Informe técnico final. Montevideo: AGESIC-IDEuy.
- Alberti, M. (2008). *Advances in urban ecology: integrating humans and ecological processes in urban ecosystems*. New York: Springer.
- Alonzo, M., McFadden, J.P., Nowak, D.J. y Roberts, D.A. (2016). Mapping urban forest structure and function using hyperspectral imagery and lidar data. *Urban Forestry & Urban Greening* 17, 135-147.
- Anchang, J.Y., Ananga, E.O. y Pu, R. (2016). An efficient unsupervised index based approach for mapping urban vegetation from IKONOS imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 50, 211-220.
- Anderson, J.R. Hardy, J.E., Roach, J.T. y Witmer, R.E. (1976). *A land use and land cover classification system for use with remote sensor data vol. 964*. Washington: US Government Printing Office.
- Arenas, S., Haeger, J.F. y Jordano, D. (2011). Aplicación de técnicas de teledetección y GIS sobre imágenes Quickbird para identificar y mapear individuos de peral silvestre (*Pyrus bourgeana*) en bosque esclerófilo mediterráneo. *Revista de teledetección* 35, 55-71.
- Crompton, J.L. (2005). The impact of parks on property values: empirical evidence from the past two decades in the United States. *Managing Leisure* 10(4), 203-218.
- Bhaskaran, S., Paramananda, S. y Ramnarayan, M. (2010). Per-pixel and object-oriented classification methods for mapping urban features using Ikonos satellite data. *Applied Geography* 30(4), 650-665.
- Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing* 65(1), 2-16.
- Buyantuyev, A., Wu, J. y Gries, C. (2007). Estimating vegetation cover in an urban environment based on Landsat ETM+ imagery: a case study in Phoenix, USA. *International Journal of Remote Sensing* 28(2), 269-291.
- Carreiras, J.M., Pereira, J.M. y Pereira, J.S. (2006). Estimation of tree canopy cover in evergreen oak woodlands using remote sensing. *Forest ecology and management* 223(1-3), 45-53.
- Chen, Y., Su, W., Li, J. y Sun, Z. (2009). Hierarchical object oriented classification using very high resolution imagery and LIDAR data over urban areas. *Advances in Space Research* 43(7), 1101-1110.
- Chen, L.C., Huang, C.Y. y Teo, T.A. (2012). Multi-type change detection of building models by integrating spatial and spectral information. *International journal of remote sensing* 33(6), 1655-1681.

Chiesura, A. (2004). The role of urban parks for the sustainable city. *Landscape and urban planning* 68(1), 129-138.

Cochran, WG (1977): Sampling Techniques, 3rd Ed. New York: John Wiley and Sons, Inc.

Dirección Nacional de Ordenamiento Territorial. (s/f). Capa de Áreas Urbanizadas de Uruguay 2018. Montevideo: Ministerio de Vivienda y Ordenamiento Territorial.

Dobbs, C., Kendal, D. y Nitschke, C.R. (2014). Multiple ecosystem services and disservices of the urban forest establishing their connections with landscape structure and sociodemographics. *Ecological Indicators* 43, 44-55.

Doick, K.J., Peace, A. y Hutchings, T.R. (2014). The role of one large greenspace in mitigating London's nocturnal urban heat island. *Science of the Total Environment* 493, 662-671.

Donovan, G.H. y Butry, D.T. (2009). The value of shade: Estimating the effect of urban trees on summertime electricity use. *Energy and Buildings* 41(6), 662-668.

Dwyer, J. F. (1991). Economic value of urban trees. *A National Research Agenda for Urban Forestry in the 1990's. International Society of Arboriculture, Research Trust, Urbana IL*, 27-32.

Dwyer, J.F., Nowak, D.J., Noble, M.H. y Sisinni, S.M. (2000). Assessing our nation's urban forests: connecting people with ecosystems in the 21st century. *USDA Forest Service Gen. Tech. Rep. PNW-460*.

Ellis, E.A. y Mathews, A.J. (2019). Object-based delineation of urban tree canopy: assessing change in Oklahoma City, 2006–2013. *Computers, Environment and Urban Systems* 73, 85-94.

Escobedo, F.J. y Nowak, D.J. (2009). Spatial heterogeneity and air pollution removal by an urban forest. *Landscape and urban planning* 90(3-4), 102-110.

Escobedo, F.J., Adams, D.C. y Timilsina, N. (2015). Urban forest structure effects on property value. *Ecosystem Services* 12, 209-217.

Fang, C.F. y Ling, D.L. (2003). Investigation of the noise reduction provided by tree belts. *Landscape and urban planning* 63(4): 187–195

Grimm, N.B., Faeth, S.H., Golubiewski, N.E., Redman, C.L., Wu, J., Bai, X. y Briggs, J.M. (2008). Global change and the ecology of cities. *Science* 319(5864), 756-760.

Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático [IPCC] (2019). *Calentamiento global de 1,5°C. Informe especial del IPCC sobre los impactos del calentamiento global de 1,5 °C con respecto a los niveles preindustriales y las trayectorias correspondientes que deberían seguir las emisiones mundiales de gases de efecto invernadero, en el contexto del reforzamiento de la respuesta mundial a la amenaza del cambio climático, el desarrollo sostenible y los esfuerzos por erradicar la pobreza*. Ginebra: IPCC.

Holopainen, M., Kankare, V., Vastaranta, M., Liang, X., Lin, Y., Vaaja, M., ... y Kukko, A. (2013). Tree mapping using airborne, terrestrial and mobile laser scanning—A case study in a heterogeneous urban forest. *Urban forestry & urban greening* 12(4), 546-553.

Howenstine, W.L. (ed.) (1993). Urban forests as part of the whole ecosystem. En *Proceedings: 6th national urban forest conference*. Minneapolis 14-18 Septiembre 1993. Washington: American Forests.

Hu, R., Bournez, E., Cheng, S., Jiang, H., Nerry, F., Landes, T., ... y Yan, G. (2018). Estimating the leaf area of an individual tree in urban areas using terrestrial laser scanner and path length distribution model. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 144, 357-368.

Huang, W., Sun, G., Dubayah, R., Cook, B., Montesano, P., Ni, W. y Zhang, Z. (2013). Mapping biomass change after forest disturbance: Applying LiDAR footprint-derived models at key map scales. *Remote Sensing of Environment* 134, 319-332.

Ihuoma, S.O. y Madramootoo, C.A. (2017). Recent advances in crop water stress detection. *Computers and Electronics in Agriculture* 141, 267-275.

Instituto Nacional de Estadística (2011). Tabla de Localidades Censales año 2011. Disponible en: <http://www.ine.gub.uy/web/guest/tablas-localidades>. Acceso: 01 julio 2020.

Iverson, L.R. y Cook, E.A. (2000). Urban forest cover of the Chicago region and its relation to household density and income. *Urban Ecosystems* 4(2), 105-124.

Jackson, R.D. y Huete, A.R. (1991). Interpreting vegetation indices. *Preventive Veterinary Medicine* 11(3-4), 185-200.

Kaplan, R. (2004). The social values of forests and trees in urbanized societies. En C.C. Konijnendijk, C.C., Schipperijn, J. y Hoyer, K.H. (eds.) *Forestry serving urbanised societies*. Viena: IUFRO. 167-178.

Kendal, D., Dobbs, C. y Lohr, V.I. (2014). Global patterns of diversity in the urban forest: Is there evidence to support the 10/20/30 rule? *Urban Forestry & Urban Greening* 13(3), 411-417.

Králová, M. (2013). Accuracy assessment and classification efficiency of object-based image analysis of aerial imagery. *AUC Geogr* 48, 15-23.

Liu, L., Coops, N.C., Aven, N.W. y Pang, Y. (2017). Mapping urban tree species using integrated airborne hyperspectral and LiDAR remote sensing data. *Remote Sensing of Environment* 200, 170-182.

Lu, D. y Weng, Q. (2004). Spectral mixture analysis of the urban landscape in Indianapolis with Landsat ETM+ imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 70(9), 1053-1062.

Mariappan, M., Krishnan, V., Murugaiya, R. y Kolanuvada, S.R. (2015). Urban forest canopy extraction using LiDAR data. *Environmental Engineering & Management Journal* 14(10).

Mathieu, R., Aryal, J., 2007. Object-based classification of Ikonos imagery for mapping large-scale vegetation communities in urban areas. *Sensors* 7, 2860-2880.

McBride, J. (2011). Mapping Chicago area urban tree canopy using color infrared imagery. LUMA-GIS Thesis. Lund: Lund University.

McDonnell, M.J. y Kendal, D. (2015). The ecology of urban forests. En *Routledge Handbook of Forest Ecology*. Peh, K.S.H., Corlett, R.T. y Bergeron, Y. (eds.). Londres: Routledge. 639-649

McPherson, E.G., Nowak, D., Heisler, G., Grimmond, S., Souch, C., Grant, R. y Rowntree, R. (1997). Quantifying urban forest structure, function, and value: the Chicago Urban Forest Climate Project. *Urban ecosystems* 1(1), 49-61.

McPherson, G., Simpson, J.R., Peper, P.J., Maco, S.E. y Xiao, Q. (2005). Municipal forest benefits and costs in five US cities. *Journal of forestry* 103(8), 411-416.

- McPherson, E.G., Simpson, J.R., Xiao, Q. y Wu, C. (2011). Million trees Los Angeles canopy cover and benefit assessment. *Landscape and Urban Planning* 99(1), 40-50.
- Melles, S., Glenn, S. y Martin, K. (2003). Urban bird diversity and landscape complexity: species–environment associations along a multiscale habitat gradient. *Conservation Ecology* 7(1).
- Merry, K., Siry, J., Bettinger, P. y Bowker, J.M. (2014). Urban tree cover change in Detroit and Atlanta, USA, 1951–2010. *Cities* 41, 123-131.
- Miller, R.W., 1997. *Urban forestry. Planning and managing urban greenspaces*. Englewood Cliffs: Prentice Hall.
- Ministerio de Industria, Energía y Minería (2023). Balance Energético 2022. Montevideo: MIEM. Disponible en: <https://www.gub.uy/ministerio-industria-energia-mineria/ben> Acceso: 23 agosto 2023.
- Morimoto, Y. (2011). Biodiversity and ecosystem services in urban areas for smart adaptation to climate change: “Do you Kyoto”? *Landscape and Ecological Engineering* 7(1), 9-16.
- Myeong, S., Nowak, D.J., Hopkins, P.F. y Brock, R.H. (2001). Urban cover mapping using digital, high-spatial resolution aerial imagery. *Urban Ecosystems* 5(4), 243-256.
- Myint, S.W., Gober, P., Brazel, A., Grossman-Clarke, S. y Weng, Q. (2011). Per-pixel vs.object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery. *Remote Sensing of Environment* 115, 1145–1161.
- Nesbitt, L., Meitner, M.J., Girling, C., Sheppard, S.R., y Lu, Y. (2019). Who has access to urban vegetation? A spatial analysis of distributional green equity in 10 US cities. *Landscape and Urban Planning*, 181, 51-79.
- Nichol, J. y Wong, M.S. (2007). Remote sensing of urban vegetation life form by spectral mixture analysis of high-resolution IKONOS satellite images. *International Journal of Remote Sensing* 28(5), 985-1000.
- Nowak, D.J. (1993). Historical vegetation change in Oakland and its implications for urban forest management. *Journal of Arboriculture* 19(5), 313-319.
- Nowak, D.J., Rowntree, R.A., McPherson, E.G., Sisinni, S.M., Kerkmann, E.R. y Stevens, J.C. (1996). Measuring and analyzing urban tree cover. *Landscape and Urban Planning* 36(1), 49-57.
- Nowak, D.J. y Crane, D.E. (2002). Carbon storage and sequestration by urban trees in the USA. *Environmental pollution* 116(3), 381-389.
- Nowak, D.J., Crane, D.E. y Stevens, J.C. (2006). Air pollution removal by urban trees and shrubs in the United States. *Urban forestry & urban greening* 4(3-4), 115-123.
- Nowak, D.J. y Dwyer, J.F. (2007). Understanding the benefits and costs of urban forest ecosystems. In *Urban and community forestry in the northeast*. Kuser, J.E. (ed.). Dordrecht: Springer. 25-46.
- Nowak, D.J., Crane, D.E., Stevens, J.C., Hoehn, R.E., Walton, J.T. y Bond, J. (2008). A ground-based method of assessing urban forest structure and ecosystem services. *Arboriculture & Urban Forestry* 34(6), 347-358.

Nowak, D.J. y Greenfield, E.J. (2012). Tree and impervious cover in the United States. *Landscape and Urban Planning* 107(1), 21-30.

Nowak, D.J., Greenfield, E.J., Hoehn, R.E. y Lapoint, E. (2013). Carbon storage and sequestration by trees in urban and community areas of the United States. *Environmental pollution* 178, 229-236.

Olofsson P., Foody, G. M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C. E. y Wulder, M. A. (2014) Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment* 148, 42–57.

Organización de las Naciones Unidas [ONU] (2019). *World Urbanization Prospects: The 2018 Revision*. Nueva York. ST/ESA/SER.A/420.

Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación (1993). *The potential of urban forestry in developing countries: a concept paper*. Carter, E. J. (ed.). Roma: FAO.

Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación (2016). *Directrices para la silvicultura urbana y periurbana*. Salbitano, F., Borelli, S., Conigliaro, M. y Chen, Y. (eds.). Roma: Estudio FAO, Montes Nº 178.

Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico/Comisión Europea (2020). *Cities in the World: A New Perspective on Urbanisation, OECD Urban Studies*. Paris: OECD Publishing.

Ouma, Y.O. y Tateishi, R. (2008). Urban-trees extraction from Quickbird imagery using multiscale spectex-filtering and non-parametric classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 63(3), 333-351.

Pataki, D.E., Alig, R.J., Fung, A.S., Golubiewski, N.E., Kennedy, C.A., McPherson, E.G., ... y Romero-Lankao, P. (2006). Urban ecosystems and the North American carbon cycle. *Global Change Biology* 12(11), 2092-2102.

Parlin, M. (2009). Seattle, Washington Urban Tree Canopy Analysis Project Report: Looking Back and Moving Forward. Colorado Springs: Native Communities Development Corporation.

Pasher, J., McGovern, M., Khoury, M. y Duffe, J. (2014). Assessing carbon storage and sequestration by Canada's urban forests using high-resolution earth observation data. *Urban forestry & urban greening* 13(3), 484-494.

Pillsbury, N. H., Reimer, J. L. y Thompson, R. P. (1998). Tree volume equations for fifteen urban species in California. California: Urban Forest Ecosystems Institute, California Polytechnic State University.

Popescu, S.C. (2007). Estimating biomass of individual pine trees using airborne lidar. *Biomass and Bioenergy* 31(9), 646-655.

Programa de las Naciones Unidas para los Asentamientos Humanos [ONU-Hábitat] (2006). *State of the World's Cities Report 2006/2007*. Nairobi.

Programa de las Naciones Unidas para los Asentamientos Humanos [ONU-Hábitat] (2019). *Plan estratégico del Programa de las Naciones Unidas para los Asentamientos Humanos para el período 2020-2023*. Nairobi.

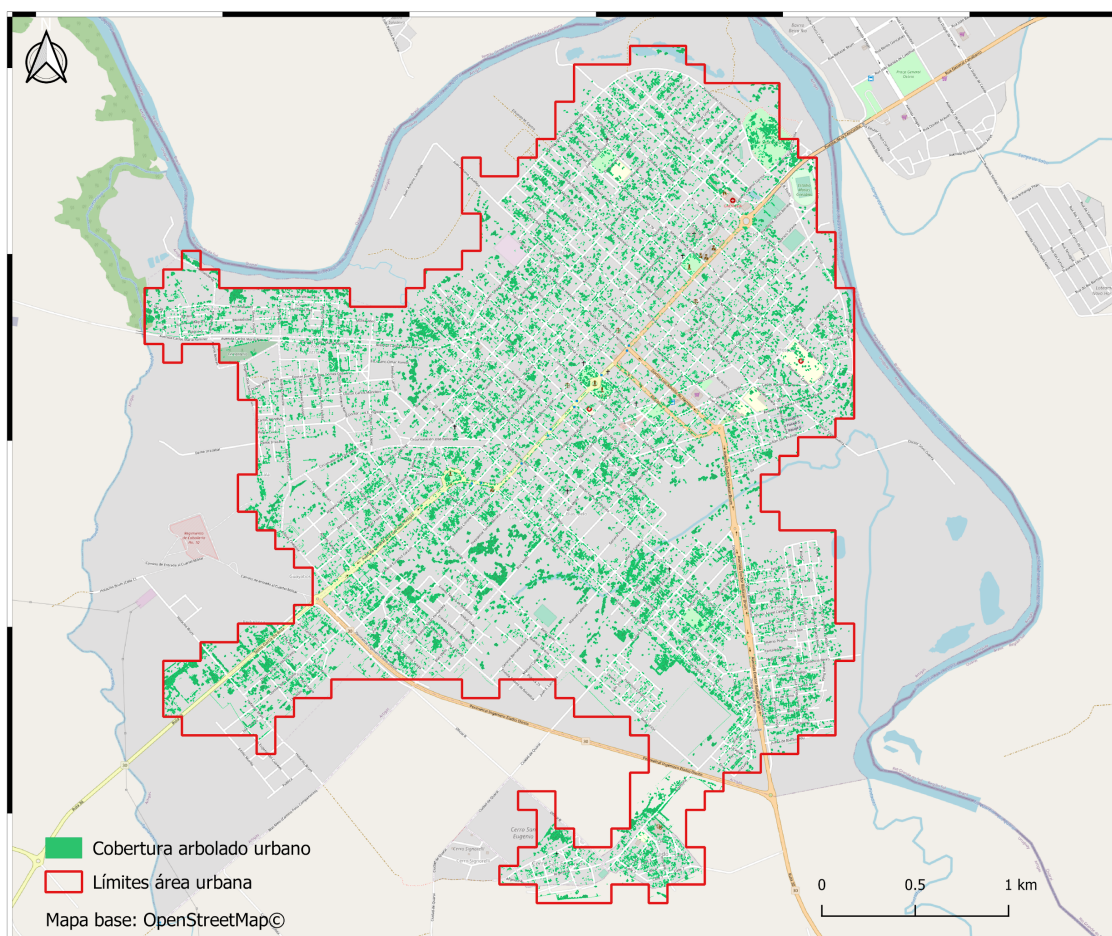
Pu, R., Landry, S. y Yu, Q. (2011). Object-based urban detailed land cover classification with high spatial resolution IKONOS imagery. *International Journal of Remote Sensing* 32, 3285-3308.

- Raciti, S.M., Hutya, L.R. y Newell, J.D. (2014). Mapping carbon storage in urban trees with multi-source remote sensing data: Relationships between biomass, land use, and demographics in Boston neighborhoods. *Science of the Total Environment* 500, 72-83.
- Rottensteiner, F., Trinder, J., Clode, S. y Kubik, K. (2005). Using the Dempster–Shafer method for the fusion of lidar data and multi-spectral images for building detection. *Information Fusion* 6, 283-300.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A. y Deering, D.W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *NASA special publication* 351, 309.
- Rowntree, R.A. y Nowak, D.J. (1991). Quantifying the role of urban forests in removing atmospheric carbon dioxide. *Journal of Arboriculture* 17, 269–275.
- Singh, K.K., Vogler, J.B., Shoemaker, D.A. y Meentemeyer, R.K. (2012). LiDAR-Landsat data fusion for large-area assessment of urban land cover: Balancing spatial resolution, data volume and mapping accuracy. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 74, 110-121.
- Sohn, G. y Dowman, I. (2007). Data fusion of high-resolution satellite imagery and lidar data for automatic building extraction. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 62, 43-63.
- Tyrväinen, L., Ojala, A., Korpela, K., Lanki, T., Tsunetsugu, Y. y Kagawa, T. (2014). The influence of urban green environments on stress relief measures: A field experiment. *Journal of environmental psychology* 38, 1-9.
- Tzotsos, A., Iosifidis, C., Argialas, D. (2008). A hybrid texture-based and region-based multi-scale image segmentation algorithm. En *Object-Based Image Analysis*. Blaschke, T., Lang, S. y Hay, G.J. (eds.). Berlin: Springer. 221-236.
- Ucar, Z., Bettinger, P., Merry, K., Siry, J., Bowker, J. M., y Akbulut, R. (2016). A comparison of two sampling approaches for assessing the urban forest canopy cover from aerial photography. *Urban Forestry & Urban Greening* 16, 221-230.
- Ucar, Z., Bettinger, P., Merry, K., Akbulut, R. y Siry, J. (2018). Estimation of urban woody vegetation cover using multispectral imagery and LiDAR. *Urban Forestry & Urban Greening* 29, 248-260.
- Ulrich, R.S., Simons, R.F., Losito, B.D., Fiorito, E., Miles, M.A. y Zelson, M. (1991). Stress recovery during exposure to natural and urban environments. *Journal of environmental psychology* 11(3), 201-230.
- Voss, M. y Sugumaran, R. (2008). Seasonal effect on tree species classification in an urban environment using hyperspectral data, LiDAR, and an object oriented approach. *Sensors* 8(5), 3020-3036.
- Walton, J.T., Nowak, D.J. y Greenfield, E.J. (2008). Assessing urban forest canopy cover using airborne or satellite imagery. *Arboriculture & Urban Forestry* 34(6), 334-340.
- Wang, S.C. (1988). An analysis of urban tree communities using Landsat Thematic Mapper data. *Landscape and urban planning* 15(1-2), 11-22.
- Weng, Q., Lu, D. y Schubring, J. (2004). Estimation of land surface temperature-vegetation abundance relationship for urban heat island studies. *Remote Sens Environ* 89(4), 467-483

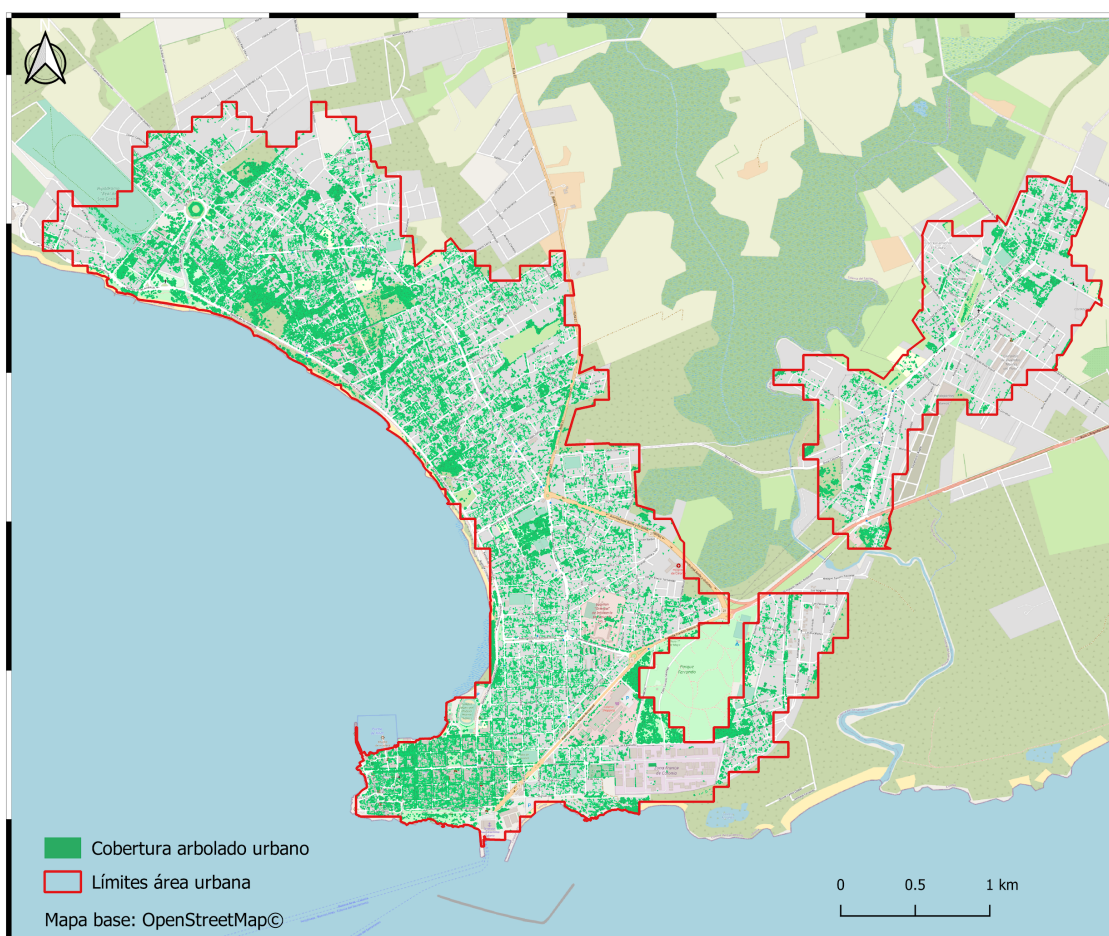
- Westphal, L.M. (2003). Social aspects of urban forestry: Urban greening and social benefits: A study of empowerment outcomes. *Journal of Arboriculture* 29(3), 137-147.
- Wolf, K.L. (2003). Public response to the urban forest in inner-city business districts. *Journal of Arboriculture* 29(3), 117-126.
- Yan, W.Y., Shaker, A. y El-Ashmawy, N. (2015). Urban land cover classification using airborne LiDAR data: A review. *Remote Sensing of Environment* 158, 295-310.
- Yang, J., McBride, J., Zhou, J. y Sun, Z. (2005). The urban forest in Beijing and its role in air pollution reduction. *Urban forestry & urban greening* 3(2), 65-78.
- Zhang, Y. (2001). Texture-integrated classification of urban treed areas in high-resolution color-infrared imagery. *Photogrammetric engineering and remote sensing* 67(12), 1359-1366.
- Zhang, C. y Qiu, F. (2012). Mapping individual tree species in an urban forest using airborne lidar data and hyperspectral imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 78(10), 1079-1087.
- Zhou, W., Huang, G., Troy, A. y Cadenasso, M.L. (2009). Object-based land cover classification of shaded areas in high spatial resolution imagery of urban areas: A comparison study. *Remote Sensing of Environment* 113(8), 1769-1777.
- Zhu, Z. (1994). *Forest Density Mapping in the Lower 48 States: A Regression Procedure (Res. Pap. SO-280)*. New Orleans: US Department of Agriculture, Forest Service.
- Zhu, Z., Zhou, Y., Seto, K.C., Stokes, E.C., Deng, C., Pickett, S.T. y Taubenböck, H. (2019). Understanding an urbanizing planet: Strategic directions for remote sensing. *Remote Sensing of Environment* 228, 164-182.
- Zwierzchowska, I., Hof, A., Iojă, I.C., Mueller, C., Poniży, L., Breuste, J. y Mizgajski, A. (2018). Multi-scale assessment of cultural ecosystem services of parks in Central European cities. *Urban Forestry & Urban Greening* 30, 84-97.

8. Anexos

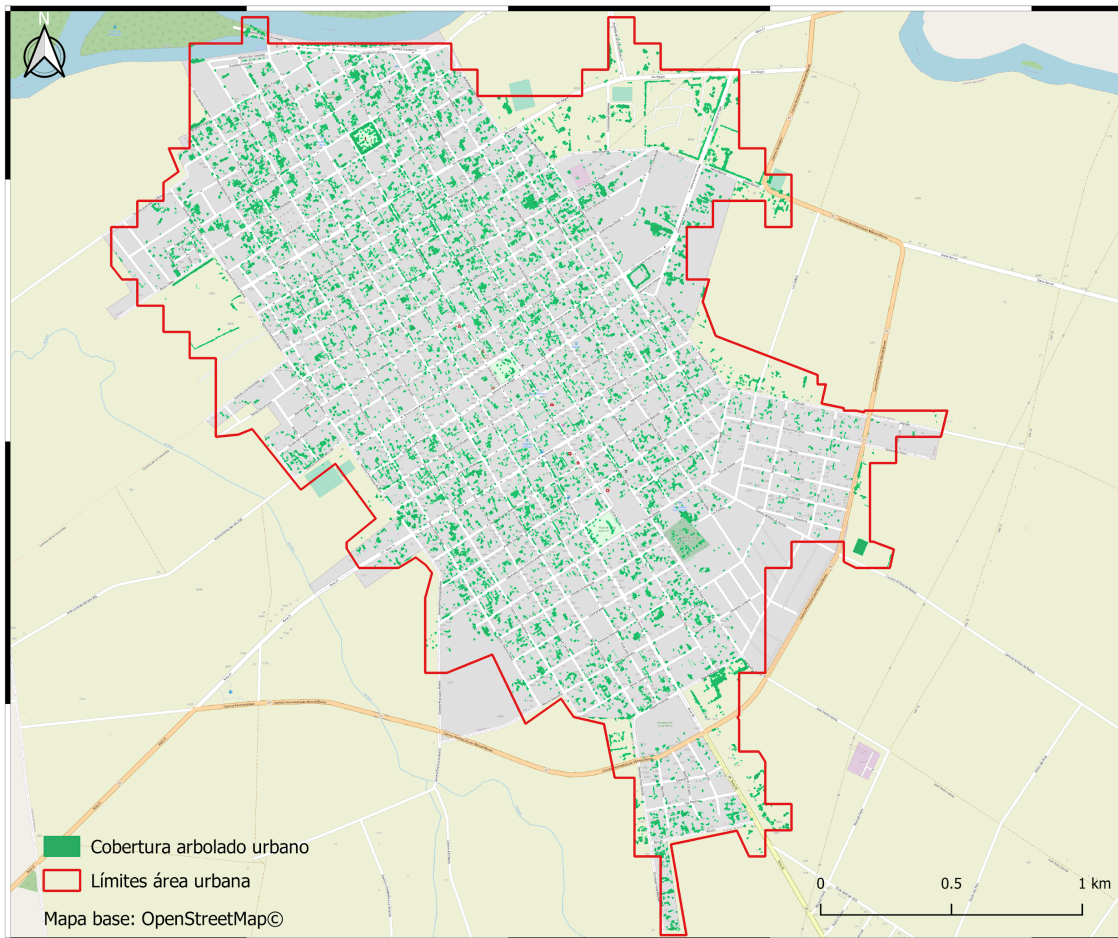
Anexo 1. Mapa de cobertura de arbolado urbano para la ciudad de Artigas.



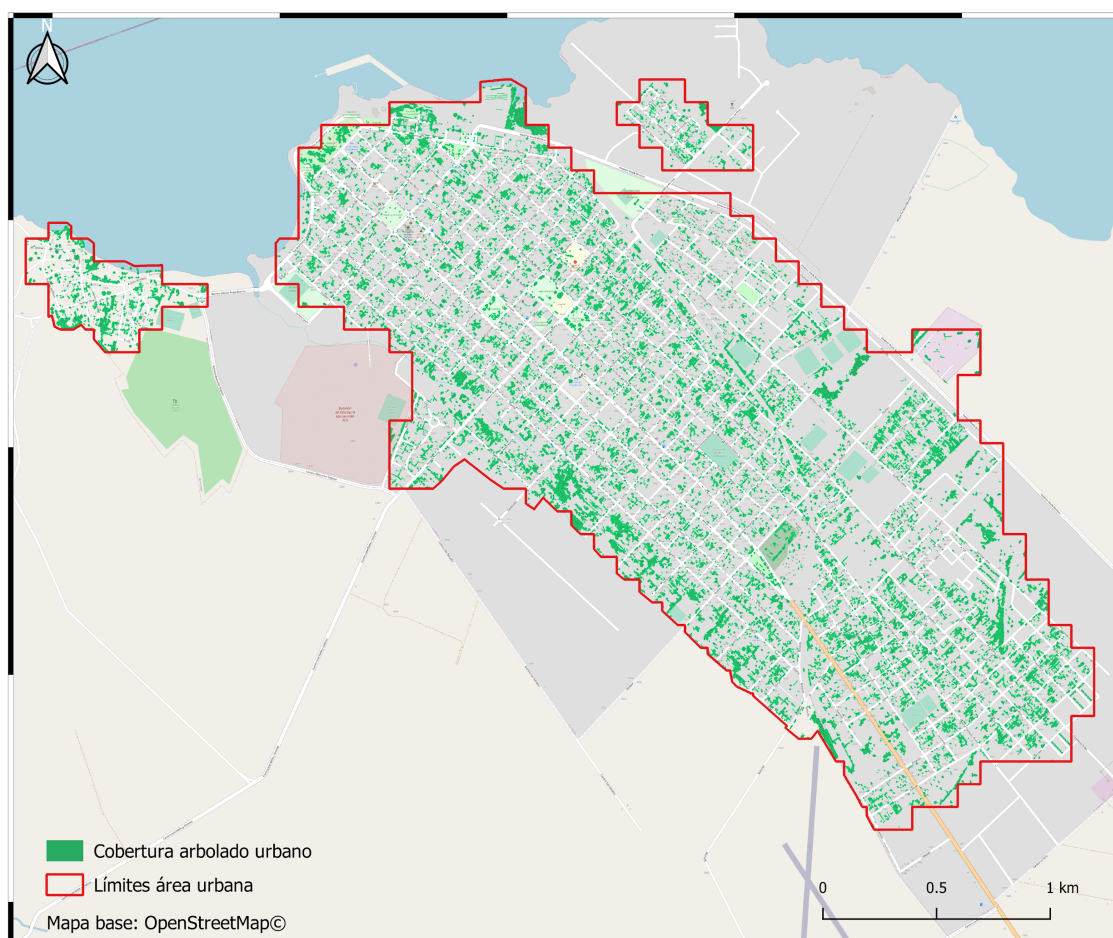
Anexo 2. Mapa de cobertura de arbolado urbano para la ciudad de Colonia.



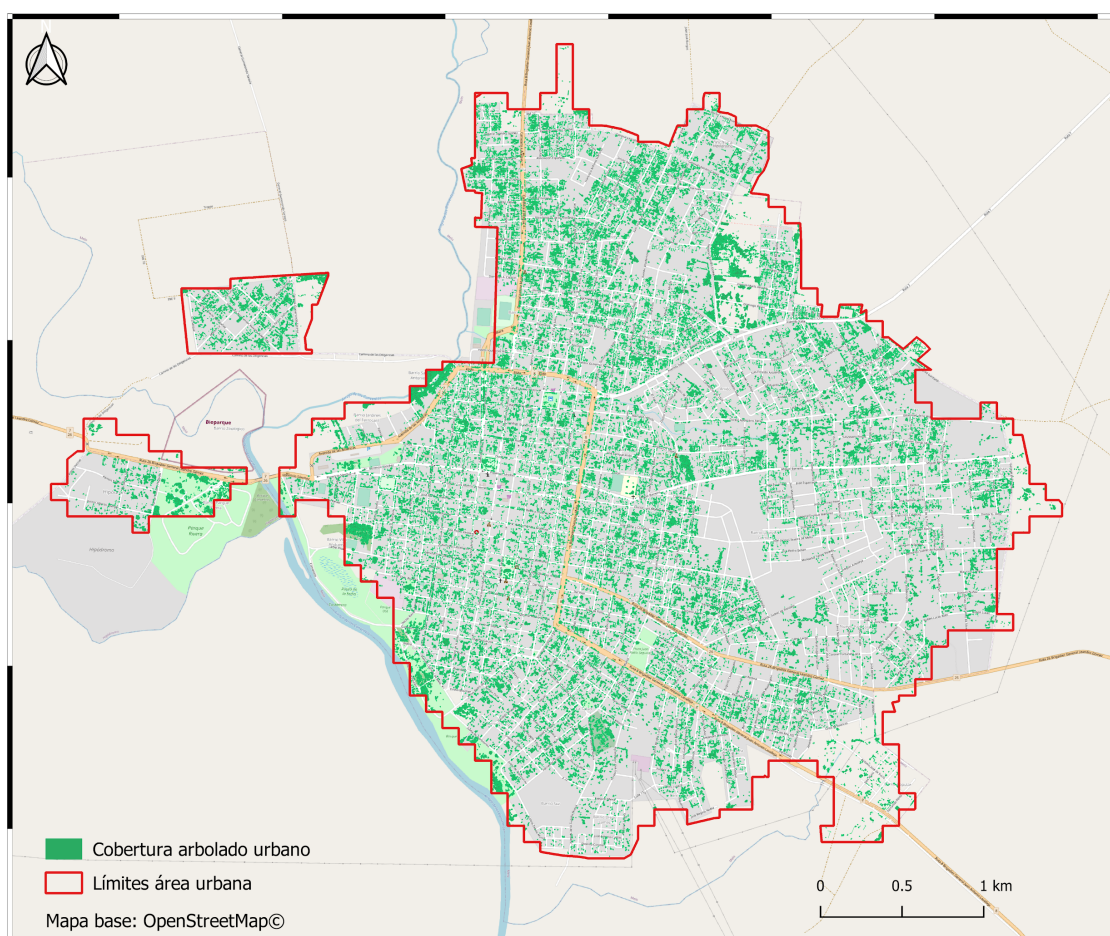
Anexo 3. Mapa de cobertura de arbolado urbano para la ciudad de Dolores.



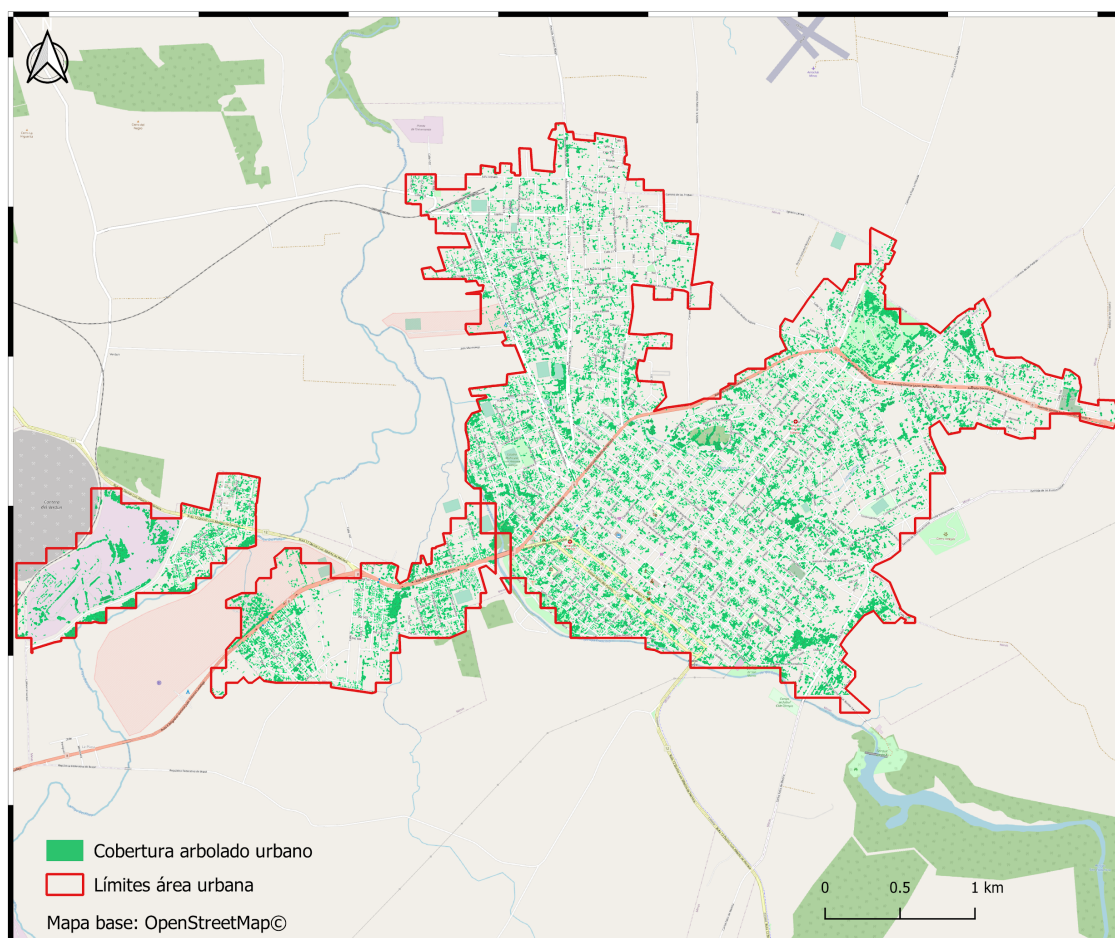
Anexo 4. Mapa de cobertura de arbolado urbano para la ciudad de Fray Bentos.



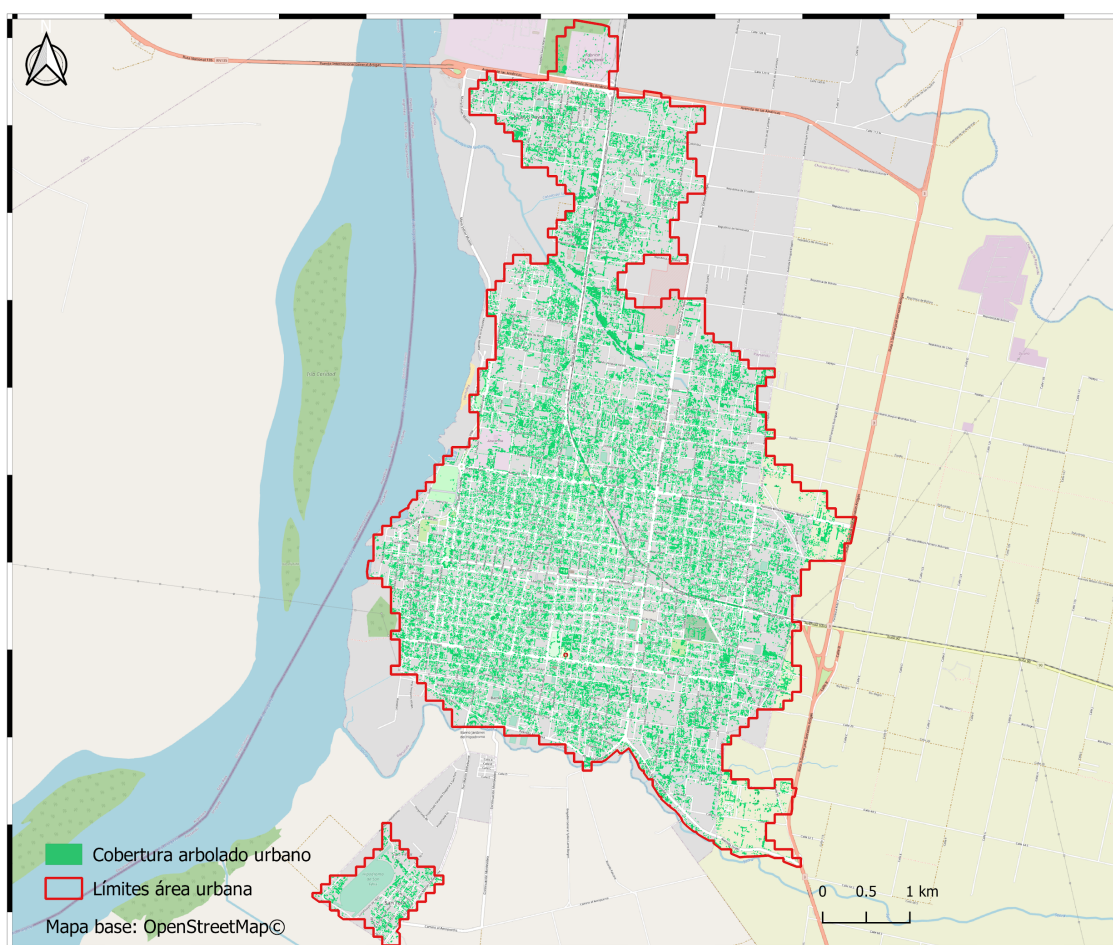
Anexo 5. Mapa de cobertura de arbolado urbano para la ciudad de Melo.



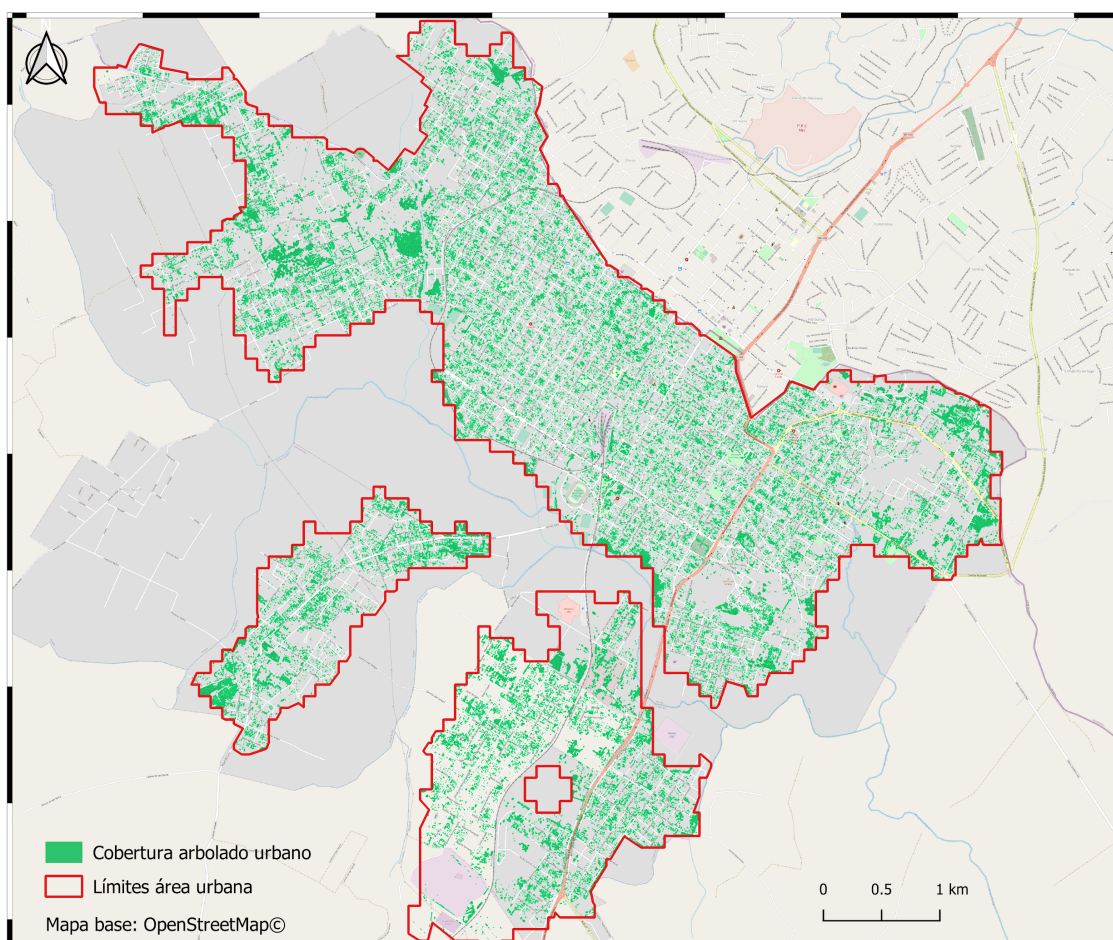
Anexo 6. Mapa de cobertura de arbolado urbano para la ciudad de Minas.



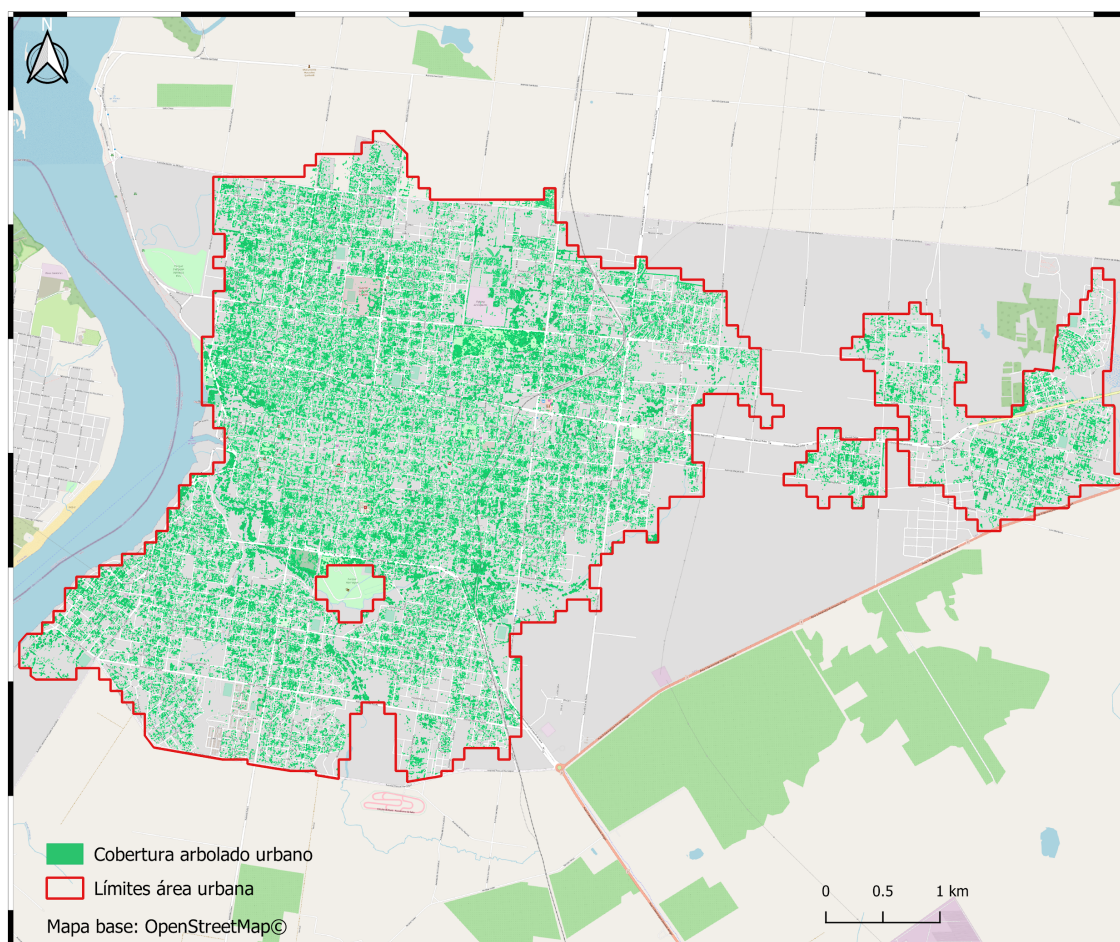
Anexo 7. Mapa de cobertura de arbolado urbano para la ciudad de Paysandú.



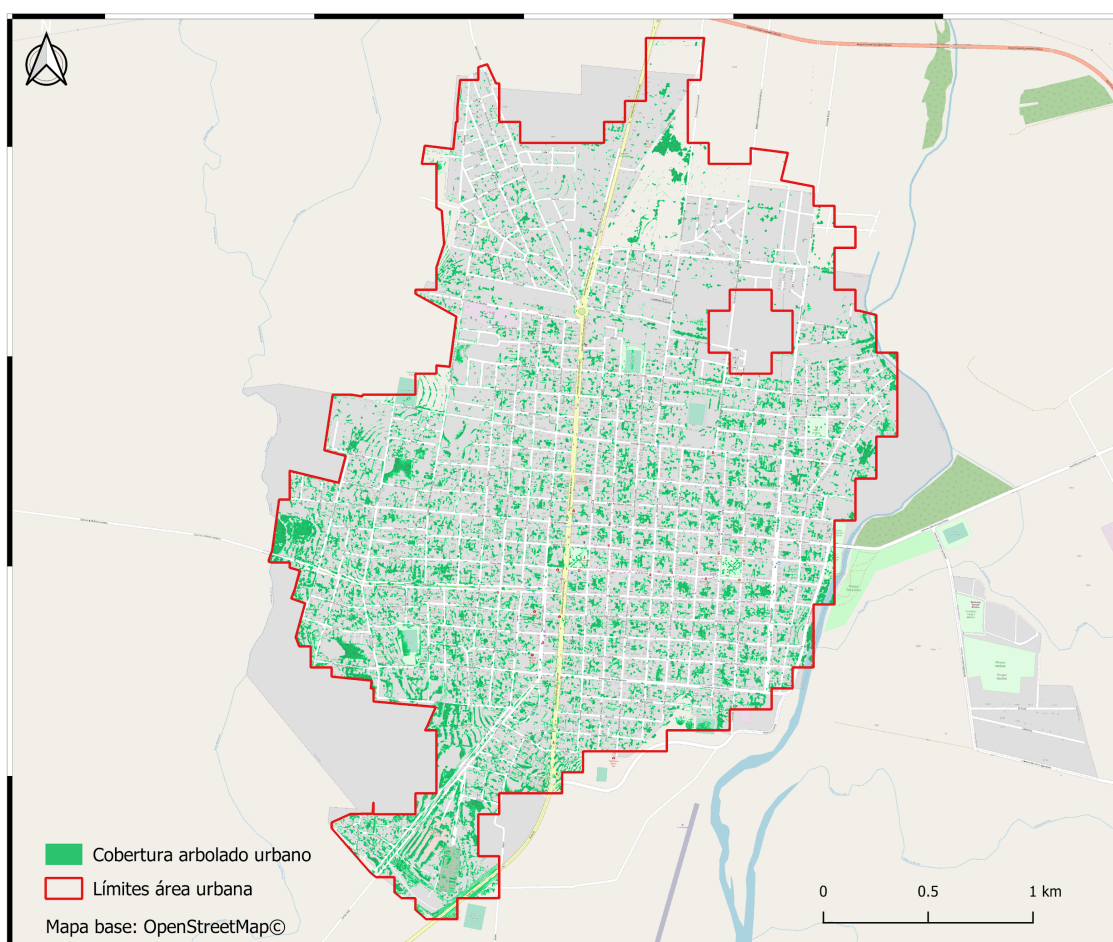
Anexo 8. Mapa de cobertura de arbolado urbano para la ciudad de Rivera.



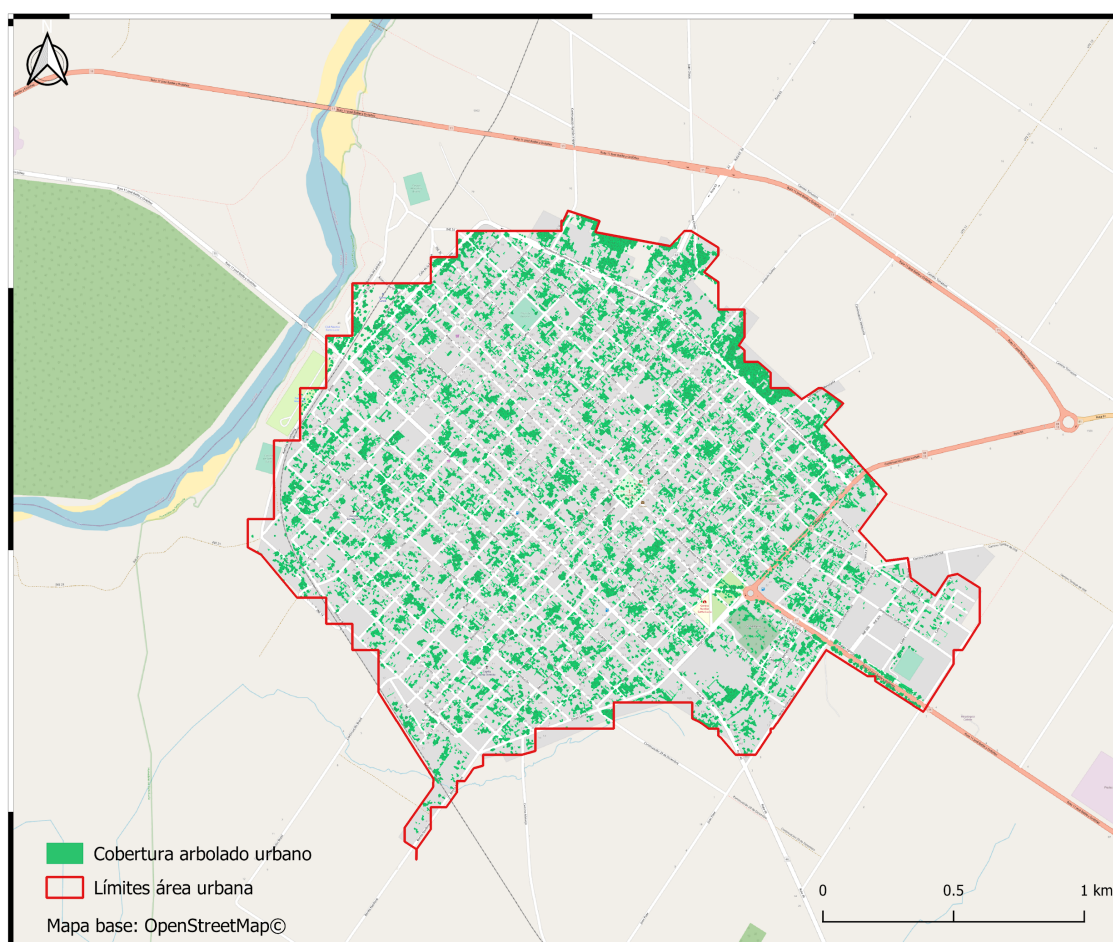
Anexo 9. Mapa de cobertura de arbolado urbano para la ciudad de Salto.



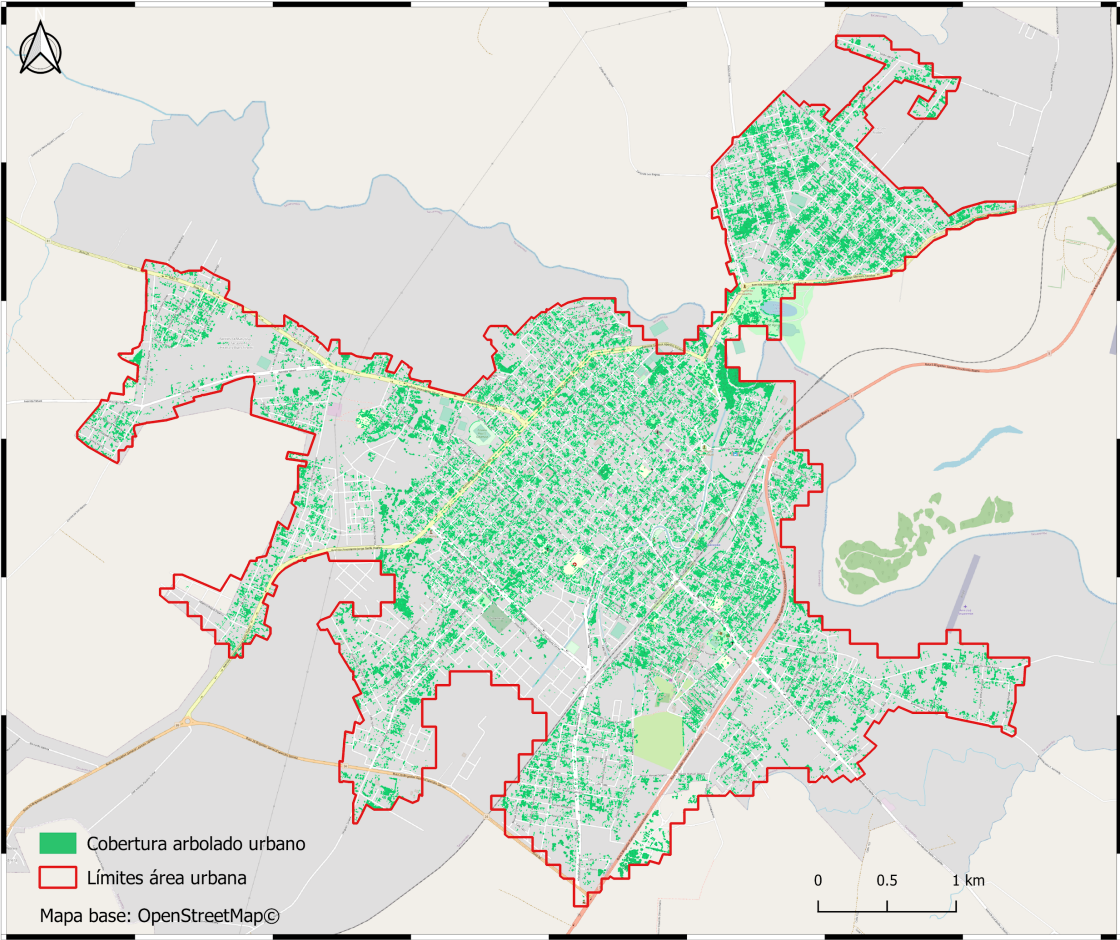
Anexo 10. Mapa de cobertura de arbolado urbano para la ciudad de San Carlos.



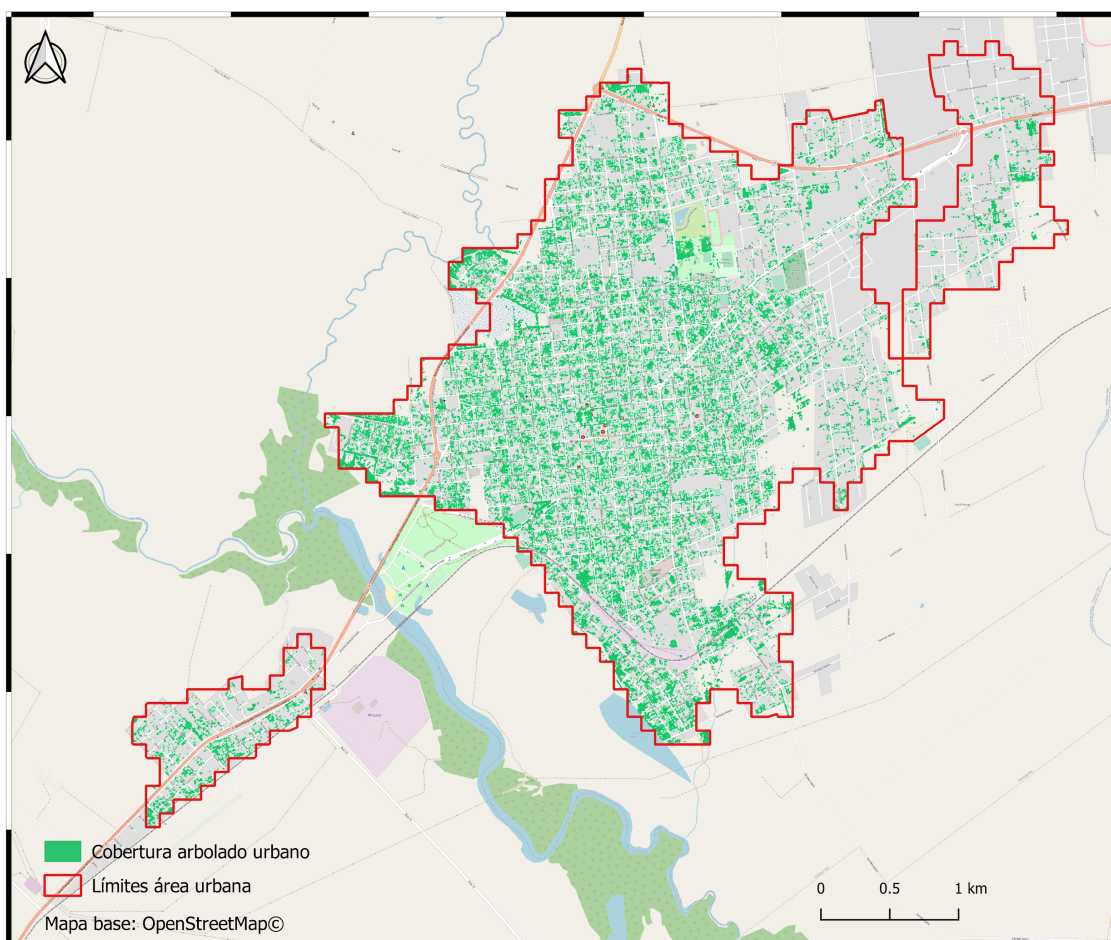
Anexo 11. Mapa de cobertura de arbolado urbano para la ciudad de Santa Lucía.



Anexo 12. Mapa de cobertura de arbolado urbano para la ciudad de Tacuarembó.



Anexo 13. Mapa de cobertura de arbolado urbano para la ciudad de Treinta y Tres.



Anexo 14. Mapa de cobertura de arbolado urbano para la ciudad de Young.

