

Identificación de espacios verdes urbanos, públicos y privados, mediante herramientas digitales en dos zonas metropolitanas

VI Bienal Internacional, Territorios en Movimiento

División de Ciencias Sociales y Humanidades, Universidad de Guanajuato

Cinthia Tatiana Cornejo González, Alejandro Guzmán Rodríguez

31/10/23

En las últimas décadas, el acceso cada vez mayor a imágenes satelitales de alta resolución, software geoespacial más económico o libre y la aplicación de metodologías de Percepción Remota han contribuido a la modelación de diversas herramientas para analizar el crecimiento y necesidades de las ciudades, siendo uno de los objetos de estudio más atractivos las áreas verdes urbanas (AVU), desde su ubicación espacial, dimensiones, tipos de áreas verdes, composición y cantidad por habitante, permitiendo así la replicación de modelos y análisis similares de las AVU desde diferentes latitudes.

Basados en esta inquietud, el presente trabajo implementa una metodología de análisis espacial que permite conocer las dinámicas territoriales del proceso de cambio de los tipos de vegetación, usando imágenes satelitales tomadas por el sistema Sentinel (EROS 2017) y provistas por la Agencia Europea Espacial (ESA 2023) para visualizar la actividad fotosintética en las Zonas Metropolitanas (ZM) de León y Querétaro para identificar diversos tipos de AVU, brindando una propuesta de acercamiento técnico al problema del crecimiento urbano por medio de la carencia de AVU en estas ZM.

Se plantean objetivo el documentar la metodología empleada a manera de concept proof para identificar la carencia de las AVU de las Zonas Metropolitanas de León (ZML) y Querétaro (ZMQ), a partir del análisis de imágenes satelitales de áreas definidas como polígonos, y por medio del cálculo del índice verde normalizado de diferencia de vegetación (GNDVI), *Green Normalized Difference Vegetation Index*. Para ello, utilizamos solo datos abiertos y software libre; las dos plataformas principales que se utilizaron fueron Qgis (2023) como sistema de información geográfico, y R (2023) para el análisis de información, pero también para algunos procesos de análisis espacial que permitió clasificar las AVU por tipos, considerando dos variables: acceso y uso.

Lo anterior con el propósito de identificar las zonas con mayor carencia de AVU, pero también las dinámicas que limitan sus acceso y uso con respecto a la conformación de estas ciudades, permitiendo sugerir caminos de mejora y réplica de esta propuesta metodológica para su aplicación en las investigación académica.

Antecedentes

Las AVU juegan un importante rol en el mejoramiento de la calidad del ambiente urbano, debido a que estos espacios al interior de las ciudades, y especialmente aquellos que contienen un alto porcentaje de cobertura vegetal, pueden proveer varios beneficios ecológicos. Por ello, las AVU tienden a clasificarse por tamaño, características espaciales, ubicaciones geográficas, tipos, usos, funciones, propósitos de servicio, instalaciones y propiedad (Byrne y Sipe, 2010; Ko y Son, 2018).

Para eficientar esta clasificación de las AVU, se ha popularizado la utilización de herramientas e imágenes digitales para el análisis geoespacial permiten generar un plano dinámico es una alternativa para la obtención de información confiable que facilite la realización de estudios retrospectivos con la posibilidad de actualización rápida, de menor costo y acorde a las necesidades del momento (Dorado et al., 2009). De esta forma, dichas herramientas toman relevancia cada vez mayor en cuanto al conocimiento y manejo de los recursos naturales y del medio ambiente en el crecimiento de las urbes para sustentar metodologías e investigaciones al respecto.

El tipo de imágenes pueden ser de alta resolución o de media resolución; el acceso a imágenes de alta resolución, ya sea satelitales, aéreas o de lidar, típicamente implica la compra de los paquetes de imágenes; mientras que las satelitales de media resolución suelen ser de libre acceso. Por lo que este tipo de imagen, alta o media resolución, tiene implicaciones directas con respecto al volumen de datos con las que se cuenta, y por tanto a los procedimientos que se pueden aplicar. Un mayor volumen de datos permite la identificación de polígonos más definidos, y por tanto formas de las AVU) y considerar estas formas como variables en modelos; esto a través de machine learning, típicamente redes neuronales.

Mientras que con las imágenes de media resolución se busca complementar la información a partir de otras fuentes, y aplicar modelos más tradicionales de estadística. Esto supone una necesidad de recursos también diferente, el costo computacional de ajuste de modelos de redes neuronales, con

grandes cantidades de datos, implica la disponibilidad de hardware, propio o remoto, y por tanto un costo diferente entre ambas aproximaciones.

No obstante, el problema y la preocupación es común en para distintos tipos de países: norteamérica, europa, asia y áfrica. En Nairobi se han realizado procesos de análisis de AVU utilizando métricas de paisaje e identificación de potenciales áreas de expansión a través de listas de verificación de idoneidad y amortiguación de proximidad realizadas en un entorno SIG, cuyas AVU se encontraron distribuidas de manera desigual, carentes de tamaño, carácter y la mayoría fuera del acceso público. Situación que quedó documentada en un mapa que muestra la composición final de las AVU identificadas, proponiendo cuales tienen potencial de rectificar sus usos y accesos para usos urbanos públicos (M'ikiugu et al., 2012).

Otro estudio que desarrolló un modelo bayesiano para estudiar la fenología terrestre (LSP), fue el propuesto por Ludwig y sus colegas (2021), en el cual examinaron el rendimiento de sus imágenes utilizando observaciones del índice de vegetación mejorado (EVI) derivadas del conjunto de datos armonizado Landsat Sentinel-2 (HLS). De esta manera, proponen una función logística doble que, una vez expresada dentro de un modelo bayesiano, produce distribuciones posteriores para todos los parámetros LSP. Los cuales son evaluados para analizar la eficacia de las probabilidades Normal, Normal Truncada y Beta para ofrecer estimaciones sólidas de los parámetros LSP.

Los resultados indican que si bien las probabilidades Normal y Beta Truncadas son teóricamente preferibles cuando el índice de vegetación está acotado, las tres probabilidades funcionan de manera similar cuando el número de observaciones del índice es suficientemente grande y los valores no están cerca de los límites del índice. Ambos estudios de caso demuestran cómo las distribuciones posteriores de los parámetros LSP a nivel de píxel se pueden utilizar para propagar la incertidumbre a través de análisis posteriores.

En China tuvo lugar un estudio similar, el cual tuvo como objetivo evaluar la distribución y estimar con precisión la biomasa aérea de las AVU utilizando métodos de detección remota, proporcionando así una mejor comprensión del entorno ecológico urbano en la ciudad de Xuzhou, para apoyar en la gestión y planificación más eficaz de esta urbe en crecimiento.

Para ello realizaron clasificaciones de las AVU y compararon el rendimiento de los datos MSI de Sentinel-2¹ y los datos y combinaciones de SAR de Sentinel-1², para estimar la biomasa aérea, utilizando datos de campo de Xuzhou en China. Los resultados mostraron lo siguiente: (1) la incorporación de un método orientado a objetos y un algoritmo de bosque aleatorio para extraer información de AVU fue efectiva; (2) en comparación con los modelos de regresión por pasos con datos de una sola fuente, los modelos de estimación de biomasa basados en datos de múltiples fuentes proporcionan una mayor precisión de estimación.

Mostrando que la cobertura de las AVU en Xuzhou disminuyó, mientras que la biomasa aérea total aumentó (Xiao et al. 2022). De tal suerte que el estudio proporciona un ejemplo de clasificación automatizada y mapeo de biomasa aérea para AVU utilizando datos de múltiples fuentes y facilita la gestión ecológica urbana.

Sumándose a estos casos de vanguardia, México cuenta con dos ejemplos de cada clase, tal vez el más conocido es el de Peña-Salmón y colegas (2014), quienes realizaron para la ciudad de Mexicali, en Baja California, una metodología que identifica los cuerpos de agua existentes, y como principal fuente de agua asegurada al Río Colorado, por lo que el autor no considera que este recurso constituya una limitante para el desarrollo y mantenimiento de AVU. A pesar de ello, propone que se establezcan mecanismos de ahorro de agua en la agricultura, y en lo urbano, que el marco normativo incentive su ahorro y grave su desperdicio.

También se presenta el caso de Huerta y colegas (2021), quienes han apoyado a optimizar la adquisición de inventarios AVU en la zona metropolitana de Monterrey en México mediante la detección de patrones geométricos presentes en imágenes satelitales. En su investigación evaluaron dos técnicas de modelos de aprendizaje profundo para la segmentación semántica de polígonos de AVU con el uso de diferentes codificadores de redes neuronales convolucionales en la arquitectura U-Net e imágenes de muy alta resolución (VHR) para obtener información actualizada sobre polígonos AVU a nivel de área metropolitana.

¹ Sentinel-2 MSI (MultiSpectral Instrument) es un grupo de imágenes multispectrales de alta resolución y amplia gama que apoya los estudios de monitoreo terrestre de Copernicus, incluido el monitoreo de la vegetación, el suelo y la cobertura de agua, así como la observación de vías navegables interiores y áreas costeras.

² Sentinel-1 SAR (Synthetic Aperture Radar) es conjunto de imágenes de mapa de franjas estándar en el que la franja del terreno se ilumina con una secuencia continua de pulsos, mientras el haz de la antena apunta hacia un acimut y un ángulo de elevación fijos.

En este sentido, este tipo de inventarios y análisis permiten identificar dentro del paisaje urbano mediante fotointerpretación de imágenes satelitales y la aplicación de tipologías de acuerdo a la función que desempeñan las AVU y usando un sistema de información geográfica, lo que ofrece información valiosa y necesaria para el manejo, categorización, toma de decisiones, planeación y gestión las AVU como herramientas para el uso de los tomadores de decisiones y actores estratégicos que influyen en la conservación y sostenibilidad de los servicios ambientales de las AVU en las ciudades.

Procedimiento

Con el propósito de emplear y adaptar el uso de este tipo de análisis de imágenes satelitales, se detalla a continuación la metodología empleada en el ejercicio comparativo de las ZM de León y Querétaro, las cuales aunque pertenecen a una misma región histórica, sociocultural y económica, han implementado modelos urbanísticos similares y diferentes en su expansión urbana.

Datos

Los datos son imágenes satelitales tomadas por el sistema Sentinel (EROS 2017) y provistas por la Agencia Europea Espacial (ESA 2023); contienen información en cuatro bandas: rojo, verde, azul e infrarrojo; con una resolución de con resolución de 10x10 mts., i.e. cada pixel equivale a un rectángulo de 10 mts por 10 mts.


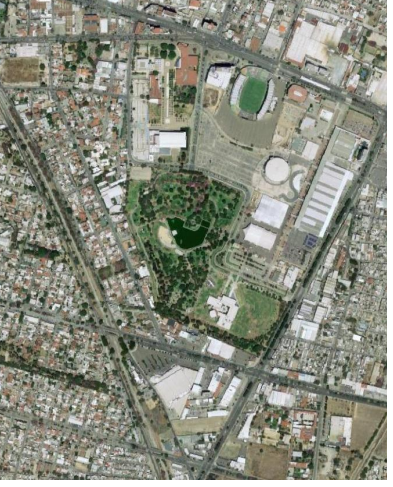

Estudios similares realizados sobre la pérdida de la cobertura vegetal, con técnicas de percepción remota y de sistemas de información geográfica (España-Boquera y Champo-Jiménez 2016) han demostrado que la vegetación presenta diferentes respuestas espectrales, las cuales varían de acuerdo con el tipo de pigmento, estructura celular, humedad o fenología de la planta (Rouse et al. 1974). Por lo general, es la clorofila la que absorbe la radiación electromagnética de las longitudes de onda del azul y rojo, pero solamente refleja la banda verde y el infrarrojo establece la cantidad de calor acumulada (Pérez y Muñoz 2006).

A través de este tipo de estudios se ha logrado identificar tipos de vegetación (bosques, selvas, pastizales, entre otras) y su comportamiento histórico (pérdidas y/o disturbios) a través del tiempo en el paisaje de una región en particular (Hansen et al. 2013, FAO 2018). Siendo la detección de cambios en la cobertura vegetal a partir de una secuencia multitemporal de imágenes de satélite una de las aplicaciones más importantes en percepción remota y en sistemas de información geográfica (Molina et al. 2019).

Para la definición del área geográfica de interés se parte de la definición de zonas metropolitanas de (SEDATU, CONAPO, and INEGI 2018) que agrega municipios para conformar zonas metropolitanas; pero en la mayoría de los casos no todo el municipio se puede considerar urbano; así dentro de los municipios incluidos se toman solo aquellas áreas que se encuentran ameznadas y mapeadas por el INEGI (INEGI 2023) según los polígonos de localidades ameznadas.

Se utiliza la librería ‘sen2r’ (Ranghetti et al. 2020), en R, para la descarga de imágenes satelitales, en las áreas definidas como polígonos, y el cálculo del índice verde normalizado de diferencia de vegetación (GNDVI), *Green Normalized Difference Vegetation Index*, (Allawai and Ahmed 2020). Esta librería cuenta con una interfaz gráfica GUI, que facilita en gran medida la obtención de la información y además una documentación detallada para su uso.

Las imágenes con las que se trabajó tienen poca cobertura de nubes, y son de la misma fecha (10 de junio de 2023) para ambas zonas, en las cuales utilizamos el índice GNDVI para identificar las AVU en las ZM de León y Querétaro. Si bien es posible emplear algún otro parámetro de NDVI u otro tipo de indicador, el uso del índice GNDVI se nos facilita gracias a disponibilidad de recursos y de información asociada a este tema y que fuera de uso público o libre.

| Cuadro1. Ejemplificación de uso del índice GNDVI para la ZML. | | |
|---|--|---|
|  |  |  |
| Imagen 1. ZM de León | Imagen 2. Zona de ejemplo con imagen satelital de google | Imagen 3. zona de ejemplo con GNDVI |
| Fuente: Elaboración propia. | | |

Para comprender mejor, planearemos un ejemplo en una zona fácil de reconocer. En el Cuadro 1 podemos ver en la primera imagen la ZML con el procedimiento aplicado en su generalidad. Desde esta magnitud, es difícil distinguir como actividad fotosintética GNDVI diferencia las AVU de cualquier otro tipo de infraestructura urbana. Por ello, ubicamos la imagen satelital de Google de la área que compone al Forum Cultural en León, una zona ampliamente identificada por sus AVU, las cuales pueden identificarse a simple vista.

En el caso de la imagen 3, derivado del uso del GNDVI, el área que se ve en tono gris más claro es la misma que vemos en tonos verde en la imagen satelital de google, permitiéndonos diferenciar así en ambas imágenes las AVU de otras estructuras de la ciudad.

Imagen 4. Ejemplificación de la selección de polígonos, usando como referencia la zona de Forum Cultural en la ZML.



Fuente: elaboración propia.

Es así que a partir del raster es posible definir un límite de actividad fotosintética $GNDVI > 0.35$; el cual se ajustó para este análisis de un modo un tanto arbitrario para permitir identificar las AVU de forma más eficiente, pero puede modificarse para ajustarse a análisis más puntuales. Una vez definidos estos límites, se empleó Qgis para poligonizar sobre la variable dicotómica; y se seleccionaron 1,052 polígonos, sin píxeles contiguos ni áreas contiguas como se puede ver en la imagen 4.

Posteriormente, fraccionamos por límites fijos urbanos las manzanas, según el Marco Geoestadístico más reciente (INEGI 2023), distinguiendo así dos tipos de polígonos (Imagen 5): los que están dentro de una manzana y los que están en la calle, de la forma más precisa posible. No obstante, aún se

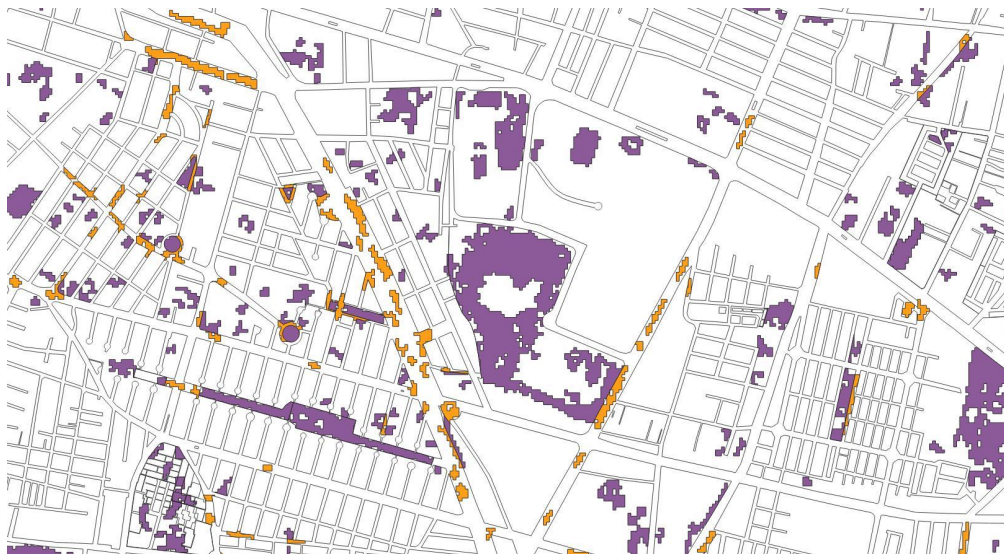
visualizaban algunas AVU que no se podían identificar claramente, por lo que con el uso de Qgis excluimos las AVU por tamaño $\text{área} > 500 \text{ m}^2$ (Imagen 6); con la finalidad de quedarnos con aquellas de más fácil clasificación.

Imagen 5. Ejemplificación de la distinción de AVU en los polígonos seleccionados y amanzanados basados en la zona de Forum Cultural en la ZML.



Fuente: elaboración propia.

Imagen 6. Ejemplificación de la distinción de AVU en los polígonos seleccionados y amanzanados basados en la zona de Forum Cultural en la ZML.



Fuente: elaboración propia.

Imagen 7. Ejemplificación del overlap con la imagen satelital de google y la imagen satelital de los polígonos seleccionados como parte del universo de estudio basados en la zona de Forum Cultural en la ZML.



Fuente: elaboración propia.

De tal manera que al superponer sobre la imagen de satélite de google los polígonos seleccionados, los cuales corresponden a 21,715 AV (10,452 en la ZML y 11,263 en la ZMQ) más de son 20k; se constituyen y se visualizó el universo de estudio, siendo los polígonos en color rojo los que se analizarían, como en el ejemplo de la imagen 7.

Posteriormente, se realizó un muestreo aleatorio simple (MAS) de 1,052 AVU, 529 en la ZML y 523 para la ZMQ; utilizando R, creando una tabla para clasificación manual de cada una de las AVU en muestra; para lo cual se cuenta con archivo vectorial de la muestra y una formato de clasificación en texto plano.

Utilizamos imágenes de mapas y satélites de libre acceso de Google (Google 2023a, 2023b); y cuando no es evidente utilizamos el google street view (Google 2023c), para clasificar cada polígono en muestra. Para ello, empleamos los vectores con las capas de Google que se utilizaron en Qgis, y la consulta de información de fotografías en calles, empleando la herramienta Street View; permitiendo que mediante un plugin (Saccon 2020) se facilitará la verificación de las AVU.

Derivado de lo anterior, se implementó un sistema de categorías a partir de características relevantes de las AVU para su evaluación. Como criterio para la digitalización y considerando que las AVU son todos los

espacios de uso público y privado provistos de vegetación dentro de la mancha urbana. Para el caso de León y Querétaro las AVU se clasificaron de la siguiente manera empleando dos variables: Acceso y uso, con restricciones sobre las relaciones entre estas.

| Cuadro 2. Clasificación de AVU por acceso y uso. | |
|---|---------------------|
| Privado | Público |
| Deportivo | Deportivo |
| Equipamiento urbano | Equipamiento urbano |
| Parque | Parque |
| Agrícola / cultivo | |
| Baldío / zona de reserva | |
| Jardín institucional | |
| Jardín residencial | |
| Fuente: elaboración propia | |

En el transcurso de la clasificación se identificó un tercer tipo de área, correspondiente a paneles solares (Wang, Liu, and Li 2022), estos fueron clasificados como tales pero se excluyeron del análisis.

Con la clasificación de la muestra se realizan dos procedimientos, el primero se trata de sobre los polígonos potenciales con el objetivo de identificar si se trata de una AVU o no; sin importar si es públicos o privado; que no es: baldíos y milpas; que sí es: jardines, parques, equipamiento urbano.

El segundo procedimiento tiene que ver con uno o dos niveles similares a los empleados por Peña-Salmón et al.(2014). Es decir, el primer nivel es sí es público o privado; para ello se puede utilizar 1) la información de los lugares (nombres de colonias, de sitios, etc.), pero también se pudieron 2)identificar en las imágenes satelitales los accesos restringidos, por lo que el uso de la herramienta Street View ayudó un poco en esta clasificación en la mayoría de los casos, siempre y cuando la fidelidad de la imagen lo permitiera.

Otra clasificación útil se realizó a un nivel de sistema y subsistema; que es delimitando el uso (recreación, reserva, equipamiento, etc.) y el tipo (jardines, turístico, parque, etc.), permitiendo identificar AVU con usos similares, pero de tipos diferentes derivado de su ubicación y población a la que presta sus servicios ambientales.

Análisis

Existen dos alternativas iniciales para el uso de la información clasificada manualmente; el primero es como una muestra representativa que permite realizar inferencia estadística para cada una de las ZM; el

segundo es considerarlo como training data para un modelo predictivo de cada una de los polígonos identificados. De manera exploratoria se realizó una primera aproximación a cada método.

Análisis muestral

Dado que se cuenta con un marco muestral completo de todos los polígonos que cumplen las condiciones arriba descritas (GNDVI, área y ubicación), fue posible realizar un muestreo aleatorio simple (MAS) para cada una de las ZM; así es posible realizar inferencia para cada ZM.

Se realizó un análisis exploratorio de características de cada ZM, según las categorías definidas, la cual es generalizable para la totalidad de las AVU identificadas; de manera similar se realiza inferencia para la cobertura, según área, de las mismas. Si bien está es validada dado el MAS utilizado; para hacer inferencia sobre la cobertura un diseño muestral que considere el tamaño (área) de las AVU sería preferible. Ya que al ser un ejercicio exploratorio, no se incluyen intervalos de confianza, ni pruebas estadísticas.

Una limitante de la aproximación muestral, es que no permite la identificación individual del resto de las AVU no categorizadas manualmente, así no es posible clasificar el resto de las 20k AVU identificadas. Una alternativa es un modelo predictivo supervisado, ya que en este caso se utilizó un modelo de bosque aleatorio.

Modelo predictivo

En busca de lograr una identificación de cada polígono de las AVU se propuso un modelo de bosque aleatorio, para lo cual se tuvieron que generar una relación entre variables independientes la cuales tienen dos fuentes: el marco geoestadístico nacional (INEGI 2023); y datos de Open Street Map (OSM) mediante su API Overpass (OpenStreetMap Wiki 2023).

Para el procesamiento y relación de todas las variables se utilizó la librería SF -Simple Features for R- (Pebesma 2018; Pebesma and Bivand 2023). Como co-variables, variables independientes, se toman los servicios en puntos, líneas, y polígonos del marco geoestadístico del INEGI; considerando las intersecciones con los polígonos de las AVU. Cuando se presentan estas intersecciones, en caso de que hubiera más de uno, se tomó el de mayor área. Además se tomaron 45 variables de OSM, bajo un criterio similar, con la excepción de que puede haber más de una intersección.

Para ello, se ajustó el modelo de bosque aleatorio -en realidad 4 modelos-; utilizando la librería randomForest: Breiman and Cutler's Random Forests for Classification and Regression (Liaw and Wiener 2002) en R.

Resultados

Si bien la selección de las AVU resultó bastante exitosa, pudieron observarse algunos casos en los que más de un espacio se encontró en el mismo polígono definido; es decir, en un mismo polígono podían identificarse un jardín residencial y el parque con el cual colinda la casa donde se ubica este jardín. La metodología de identificación y muestreo presentó la ventaja de ser asequible y de bajo costo, pero requiere de algunos conocimientos técnicos para su réplica.

Para poder explorar de mejor manera las características de las AVU identificadas, se tuvo que volver a agrupar las categorías utilizadas, para las AVU, como se muestra en el cuadro 3, quedando reagrupadas según su acceso y uso, como : No Urbano (NU), AVU privadas (PrUGS), AVU públicas (PuUGS), y AVU Residenciales e institucionales (ResIns).

Cuadro 3. Reagrupación de las AVU identificadas por acceso y uso.

| Reclasificación | Acceso | Uso |
|-----------------|---------|------------------------|
| NU | Privado | baldío/zona de reserva |
| NU | Privado | agrícola/cultivo |
| PrUGS | Privado | parque |
| PrUGS | Privado | equipamiento urbano |
| PrUGS | Privado | deportivo |
| PuUGS | Público | equipamiento urbano |
| PuUGS | Público | parque |
| PuUGS | Público | deportivo |
| ResIns | Privado | jardín institucional |
| ResIns | Privado | jardín residencial |

Fuente: elaboración propia.

Esto permitió tener dos maneras de observar el número de AVU identificadas, en el primero se prioriza principalmente de la disponibilidad de cada tipo; y en el segundo, el área de cada tipo, que se refiere a la cobertura.

Aunque en todos los casos, se utilizó la proporción de las AVU como parámetro igualitario, dado que son muestras independientes para cada ZM, y por que no se identificó una diferencia importante entre las

AVU de ambas ZM; al usar la nueva agrupación se identificaron las proporciones de AVU según su tipo para cada ZM, como se muestra en el cuadro 4.

Cuadro 4. Porcentaje de AVU según su reclasificación por ZM.

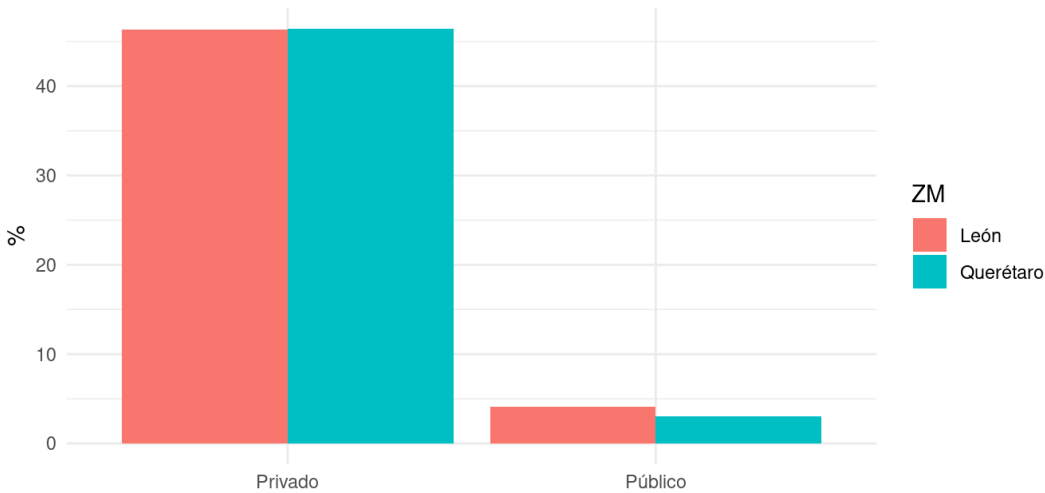
| ZM | NU | PrUGS | PuUGS | ResIns |
|-----------|-------|-------|-------|--------|
| León | 32.39 | 10.98 | 8.14 | 48.48 |
| Querétaro | 29.92 | 11.39 | 6.18 | 52.51 |

Fuente: elaboración propia.

En la gráfica 1 se puede observar que manera proporcional más clara como predominan las AVU privadas sobre las públicas con respecto a cada ZM.

El cuadro 4 nos muestra que el porcentaje de PuUGS, con respecto al total de AVU, en León es mayor que al de Querétaro; sin embargo, la mayor parte de estas AVU se encuentra en espacios Residenciales o Institucionales, y por tanto, no son de uso urbano público o de uso común. Situación que se mantiene también al analizar el gráfico 1 de las AVU analizadas, es decir, se confirma que es mayor el área identificada en cada ZM para espacios Residenciales o Institucionales que no son de uso público.

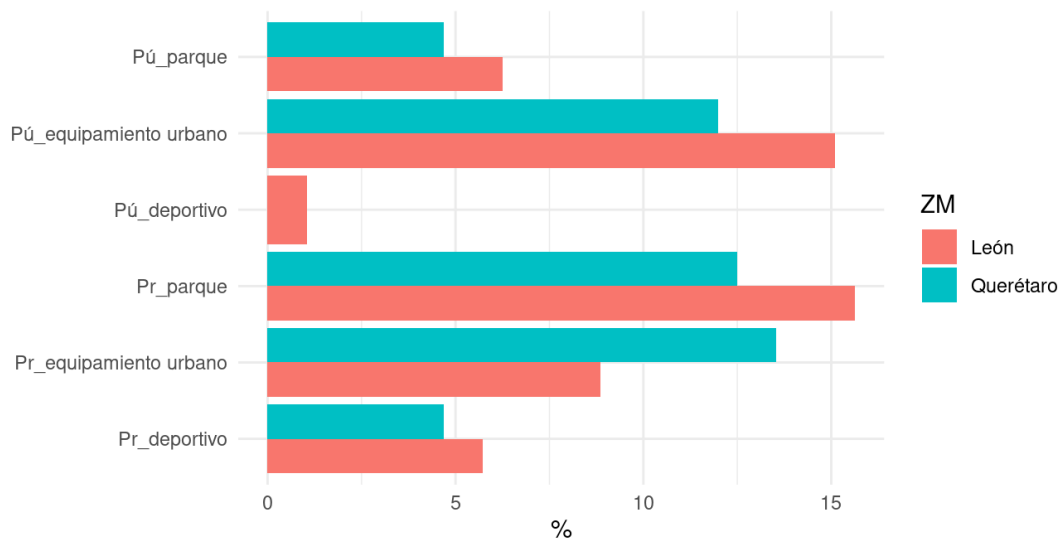
Gráfica 1. Porcentaje de AVU según su acceso por ZM.



Fuente: elaboración propia.

Otra situación que se puede observar en la gráfica, es que en la ZM de León (ZML) hay mayor presencia de AVU que en la ZM de Querétaro (ZMQ), situación que desde la selección del tamaño muestral ya era evidente al presentarse 101 AVU para la ZML y 91 para la ZMQ.

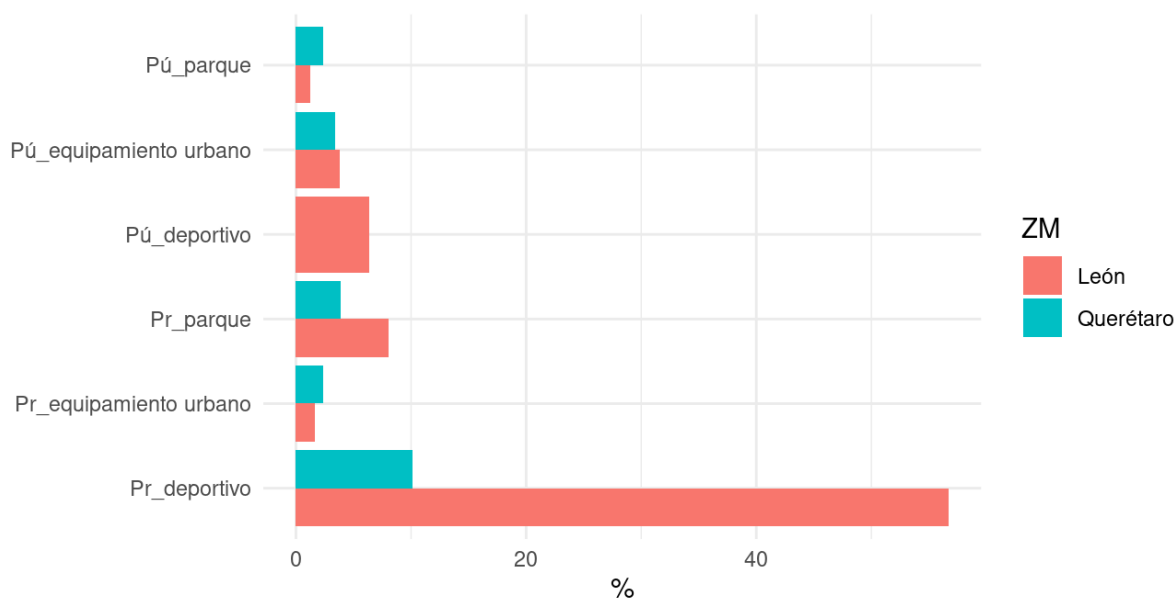
Gráfica 2. Porcentaje de AVU según su acceso y uso por ZM.



Fuente: elaboración propia.

En la gráfica 2 se analizaron las AVU por tipo, identificando que la infraestructura más común para las AVU tiende a ser el equipamiento urbano, tanto público como privado, seguido de los parques, principalmente los de carácter privado.

Gráfica 3. Proporción de AVU según su área y tipo por ZM.



Fuente: elaboración propia.

Al analizar esta situación a nivel ZM, es más común en la ZMQ que sus AVU se concentren el equipamiento urbano, principalmente el de carácter privado, en comparación con la ZML, que si bien también cuenta con una gran cantidad de AVU que son equipamiento urbano, pero son principalmente de carácter público. Caso similar se presenta para las AVU que son parques, en la ZML hay más parques que en la ZMQ y además hay más parques públicos en la ZML que en la ZMQ.

Uno de los resultados más peculiares se detectó en la gráfica 3 al analizar la extensión del área destinada según el tipo de AVU en el caso de cada ZM. Esta gráfica permite visualizar que la ZML cuenta con mayor número de AVU con respecto a la ZMQ, gran parte del área destinada a estas AVU recae en zonas deportivas de carácter privado, como lo son los campos de golf. Confirmado con cada análisis una conclusión ya obvia, en ambas ZM predominan las AVU de carácter privado y de uso selectivo para algunos habitantes de estas ZM.

Modelación

Esta primera aproximación a la modelación para predicción de clases de AVU, no tuvo buena capacidad predictiva. Utilizando un algoritmo de bosques aleatorios para cada una de las tres variables dependientes (Hay que ponerle nombre, no se le ha puesto).

Se presentan los resultados del ajuste, no se procedió a realizar validación cruzada, dado el bajo poder predictivo dentro de los datos de entrenamiento.

- Tipo 1, AVU públicas/privadas: tasa de error 7.51%; error de clasificación AVU públicas 97.33%.
- Tipo 2, que referencia al uso: tasa de error 56.65%; el único porcentaje de error de clasificación menor a 60% fue el de jardín residencial.
- Tipo 1 y Tipo 2, combinación de todas las categorías posibles, tasa de error 56.94%, únicamente dos categorías tienen un porcentaje de error de clasificación menor a 70%: jardín residencial, y equipamiento urbano público.
- Tipo 3, agregación de categorías, tasa de error 40.54%; únicamente ResIns tienen un porcentaje de error de clasificación menor a 65%.

Estos modelos, muestran bajo poder predictivo en general, y aunque es posible que la inclusión y exclusión de variables, así como un mayor trabajo de ajuste, pueda mejorar y llevar nuevos modelos a niveles predictivos satisfactorios, los aquí probados no son útiles para predecir la categoría de las AVU.

Conclusiones

Basándonos en el análisis de las AVU de estas dos ZM, se puede concluir que las políticas de enverdecimiento urbano que han impulsado en sus crecimientos urbanos han recaído en manos de las mismas inmobiliarias que colaboran en la expansión de estas ciudades, generando por ello que gran parte de las AVU sea de carácter privado y para el acceso y uso algunos habitantes.

Esto también repercute en la sostenibilidad de los servicios ambientales de estas AVU, pues al ser gestionados por privados pueden no estar en cumplimiento de medidas ambientales de preservación de especies endémicas, utilización no controlada de otros recursos necesarios para la ciudad como el agua potable; y, principalmente trastocando el derecho a una ciudad más sustentable y equitativa (Lefebvre, 1967; Borja, 2011; Harvey, 2012), al permitir la concentración de las AVU como espacios privados.

Este tipo de modelación también ayuda a reducir los costos de implementación, ya que no es necesario realizar trabajo de campo in situ para obtener la información, pues la fiabilidad de la identificación de las AVU desde las imágenes satelitales es bastante fiel gracias a la alta resolución de las imágenes, además de que es recomendable que sea empleado por poco personal con amplia capacitación o con conocimientos previos de la clasificación y el uso de herramientas de percepción remota para la obtención de mejores resultados.

La modelación empleada tiene posibilidades de mejora y de uso para la investigación académica, al ser una herramienta de justificación metodológica factible, accesible, de bajo costo y brinda facilidades técnicas que implican poco recursos; además que el modelo aquí presentado, si bien es perfectible, también es de réplica sencilla.

Otros alcances

Derivado de este trabajo, se proponen algunas líneas de mejora del modelo:

Para mejorar los modelos entre las variables identificadas se puede incluir, el índice verde (NDVI) o el índice de clorofila (CI) del área, el tamaño de la localidad donde se encuentra, distancia con respecto al centro o la orilla de la localidad; además de otras variables de OSM que no fueron incluidas como uso de suelo, *natural*, *sport*, *water*, *waterways*, *highways* y *cicleways*. Que no fueron incluidas en esta ocasión.

Además de nuevas variables, el uso de OSM, puede mejorar incluyendo la distancia con respecto al punto, Overpass permite la consulta por clase y devuelve datos puntuales, polígonos y líneas;

particularmente los puntos pueden ser solo el centro de la clase, y no coincidir con el polígono de AVU detectado.

El principal problema del ajuste fue la alta inclusión de jardines residenciales; el ajuste de la definición de superficie de exclusión a un valor mayor puede mejorar la clasificación; así mismo una definición más sistemática del valor del índice, e incluso otros índices, puede también mejorar y facilitar la identificación de las AVU.

Para la creación de un índice en el tiempo, se propone cortar con -por ejemplo- 12 imágenes al año, en lugar de una sola imagen, ya que esto puede ayudar a definir mejor los espacios y sus cambios; además de permitir una estimación más robusta de los datos.

Referencias

- Allawai, M. F., and B. A. Ahmed. 2020. "Using Remote Sensing and GIS in Measuring Vegetation Cover Change from Satellite Imagery in Mosul City, North of Iraq." IOP Conference Series: Materials Science and Engineering 757 (1): 012062.
<https://doi.org/10.1088/1757-899X/757/1/012062>.
- Berdegúe, J. A., Ospina, P., Favareto, A., Aguirre, F., Chiriboga, M., Escobal, J., ... & Trivelli, C. (2011). Determinantes de las dinámicas de desarrollo territorial rural en América Latina. Santiago de Chile: Rimisp.
https://www.rimisp.org/wp-content/files_mf/files_mf/1366288690N101_DeterminantesdelasDTR_BerdegueOspinaFavaretoAguirreChiribogaetal2011.pdf
- Borja, J. (2011). Espacio público y derecho a la ciudad. Viento sur, 116(1), 39-49.
https://cdn.vientosur.info/VScompletos/VS116_Borja_EspacioPublico.pdf
- Byrne, J., & Sipe, N. (2010). Green and open space planning for urban consolidation—A review of the literature and best practice. Urban Research Program, 11, 60.
<https://core.ac.uk/download/pdf/143882947.pdf>
- Chen, Jiangxi, Siyu Shao, Yifei Zhu, Yu Wang, Fujie Rao, Xilei Dai, and Dayi Lai. 2022. "Enhanced Automatic Identification of Urban Community Green Space Based on Semantic Segmentation." Land 11 (6, 6): 905. <https://doi.org/10.3390/land11060905>.
- Dorado, G., García, M. J., & Nicolás, J. M. (2009). Fundamentos de los Sistemas de Información Geográfica. OCW, Universidad Politécnica de Madrid (España).

- EROS, "Earth Resources Observation and Science Center". 2017. "Sentinel." Tiff,jpg. U.S. Geological Survey. <https://doi.org/10.5066/F76W992G>.
- ESA, (European-Space-Agency). 2023. "Sentinel-2; Full Resolution Browse (FRB) Images." Satelital imagery. U.S. Geological Survey. <https://doi.org/10.5066/F76W992G>.
- España-Boquera ML, Champo-Jiménez O (2016) Proceso de deforestación en el municipio de Cherán, Michoacán, México (2006-2012). *Madera y Bosques* 22: 141-153.
- FAO (2018) El estado de los bosques del mundo. Las vías forestales hacia el desarrollo sostenible. Food and Agriculture Organization. Roma, Italia. 132p.
<https://www.fao.org/3/I9535ES/i9535es.pdf>
- Google. 2023a. "Google Hybrid."
<https://mt1.google.com/vt/lyrs=m&x=%7Bx%7D&y=%7By%7D&z=%7Bz%7D>.
- ———. 2023b. "Google Road." Map.
<https://mt1.google.com/vt/lyrs=m&x=%7Bx%7D&y=%7By%7D&z=%7Bz%7D>.
- ———. 2023c. ""Streetview", Google Maps." Imagery. <http://maps.google.com>.
- Hansen MC, Potapov PV, Moore R, Hancher M, Turubanova S, Tyukavina A, Thau D, Stehman SV, Goetz SJ, Loveland TR, Kommareddy A, Egorov A, Chini L, Justice CO, Townsend JRG (2013) High-resolution global maps of 21st-century forest. *Science* 342: 850-853.
<https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.1244693>
- Harvey, D. (2013). Ciudades rebeldes: del derecho de la ciudad a la revolución urbana. Ediciones akal. Reseña:
<file:///C:/Users/tripe/Downloads/Dialnet-CiudadesRebeldesDelDerechoDeLaCiudadALaRevolucionU-6040505.pdf>
- Huerta, Roberto E., Fabiola D. Yépez, Diego F. Lozano-García, Víctor H. Guerra Cobián, Adrián L. Ferriño Fierro, Héctor de León Gómez, Ricardo A. Cavazos González, and Adriana Vargas-Martínez. 2021. "Mapping Urban Green Spaces at the Metropolitan Level Using Very High-Resolution Satellite Imagery and Deep Learning Techniques for Semantic Segmentation." *Remote Sensing* 13 (11, 11): 2031. <https://doi.org/10.3390/rs13112031>.
- INEGI. 2023. "Marco Geoestadístico, diciembre 2022." Spatial Vectors. Instituto Nacional de Estadística y Geografía. <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=889463770541>.
- Ko, H., & Son, Y. (2018). Perceptions of cultural ecosystem services in urban green spaces: A case study in Gwacheon, Republic of Korea. *Ecological indicators*, 91, 299-306.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1618866712000829>

- Lantz, Statistics Canada, Nicholas, Marcelle Grenier, and Jennie Wang. 2021. "Urban Greenness, 2001, 2011 and 2019." EnviroStats, August 17, 2021.
<https://www150.statcan.gc.ca/n1/pub/16-002-x/2021001/article/00002-eng.htm>.
- Lefebvre, H. (2020). El derecho a la ciudad. Capitán Swing Libros.
- Liaw, Andy, and Matthew Wiener. 2002. "Classification and Regression by randomForest." R News 2 (3): 18–22. <https://CRAN.R-project.org/doc/Rnews/>.
- López-Caloca, A. A., & Muñoz, E. (2012). Aportaciones desde la geocibernética y la percepción remota a la política pública de áreas verdes urbanas. GEOcibernética: I+ G+ S, 1(1), 1-11.
https://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S1405-04712016000100141&script=sci_arttext
- Ludwig, Christina, Robert Hecht, Sven Lautenbach, Martin Schorcht, and Alexander Zipf. 2021. "Mapping Public Urban Green Spaces Based on OpenStreetMap and Sentinel-2 Imagery Using Belief Functions." ISPRS International Journal of Geo-Information 10 (4, 4): 251.
<https://doi.org/10.3390/ijgi10040251>.
- M'ikiugu, Martin Mwirigi, Isami Kinoshita, and Yoritaka Tashiro. 2012. "Urban Green Space Analysis and Identification of Its Potential Expansion Areas." Procedia - Social and Behavioral Sciences, AicE-Bs 2011 Famagusta (Asia Pacific International Conference on Environment-Behaviour Studies, Salamis Bay Conti Resort Hotel, Famagusta, North Cyprus, 7-9 December 2011), 35 (January): 449–58. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.02.110>.
- Mata Balderas, E. (2019). Caracterización y evaluación espacial de las áreas verdes urbanas en el municipio de Apodaca, NL (Doctoral dissertation, Universidad Veracruzana. Facultad de Ciencias Biológicas y Agropecuarias. Región Poza Rica-Tuxpan).
<https://cdigital.uv.mx/bitstream/handle/1944/50004/MataBalderasElizabeth.pdf?sequence=1>
- Molina SA, Delgado P, González-Rodríguez A, González C, Gómez-Tagle RAF, López-Toledo L (2019) Spatiotemporal approach for identification of critical conservation areas: a case study with two pine species from a threatened temperate forest in Mexico. Biodiversity and Conservation 28: 1863-1883. <https://link.springer.com/article/10.1007/s10531-019-01767-y>
- OpenStreetMap Wiki. 2023. "Overpass API — OpenStreetMap Wiki."
https://wiki.openstreetmap.org/w/index.php?title=Overpass_API&oldid=2609147.
- Pebesma, Edzer, and Roger Bivand. 2023. Spatial Data Science: With Applications in R. Chapman and Hall/CRC. <https://r-spatial.org/book/>.
- Pebesma, Edzer. 2018. "Simple Features for R: Standardized Support for Spatial Vector Data." The R Journal 10 (1): 439–46. <https://doi.org/10.32614/RJ-2018-009>.

- Peña-Salmón, C., O. Leyva-Camacho, R. Rojas-Caldelas, A. Alonso-Navarrete, and P. Iñiguez-Ayón. 2014. "The Identification and Classification of Green Areas for Urban Planning Using Multispectral Images at Baja California, Mexico." In, 611–21. Siena, Italy. <https://doi.org/10.2495/SC140511>.
- Pérez G, Muñoz N (2006) Teledetección: nociones y aplicaciones. Universidad de Salamanca. Salamanca, España. 359p.
- QGIS.org. 2023. QGIS Geographic Information System (version 3.32-Lima). QGIS Association. <http://qgis.org/>.
- R Core Team. 2023. R: A Language and Environment for Statistical Computing. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>.
- Ranghetti, Luigi, Mirco Boschetti, Francesco Nutini, and Lorenzo Busetto. 2020. "Sen2r: An R Toolbox for Automatically Downloading and Preprocessing Sentinel-2 Satellite Data." *Computers & Geosciences* 139: 104473. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2020.104473>.
- Rouse JW, Haas RH, Schell JA, Deering DW (1974) Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: Freden SC, Mercanti EP, Becker M (ed) Third earth resources technology satellite 1 Symposium. Volume I: Technical Presentations. Washington, D.C., USA. pp: 309-317. <https://ntrs.nasa.gov/citations/19740022614>
- Saccon, Fabio. 2020. Street View, QGIS Plugin (version 3.2). Italy. <https://plugins.qgis.org/plugins/StreetView/>.
- SEDATU, Secretaría de Desarrollo Agrario, Territorial y Urbano, (Consejo Nacional de Población) CONAPO, and (Instituto Nacional de Estadística y Geografía) INEGI. 2018. "Delimitación de Las Zonas Metropolitanas de México 2015."
- Wang, Jinyue, Jing Liu, and Longhui Li. 2022. "Detecting Photovoltaic Installations in Diverse Landscapes Using Open Multi-Source Remote Sensing Data." *Remote Sensing* 14 (24, 24): 6296. <https://doi.org/10.3390/rs14246296>.
- Xiao, Jue, Longqian Chen, Ting Zhang, Long Li, Ziqi Yu, Ran Wu, Luofei Bai, Jianying Xiao, and Longgao Chen. 2022. "Identification of Urban Green Space Types and Estimation of Above-Ground Biomass Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Data." *Forests* 13 (7, 7): 1077. <https://doi.org/10.3390/f13071077>.