

**Estudio de la dinámica de los asentamientos periurbanos bonaerenses.
El caso de estudio de los partidos de Moreno, Pilar y Tigre**

por Andrea Pamela Flores

Presentado ante la Facultad de Matemática, Astronomía y Física
y el Instituto de Altos Estudios Espaciales Mario Gulich
como parte de los requerimientos para la obtención del grado de

**MAGISTER EN APLICACIONES ESPACIALES DE ALERTA Y
RESPUESTA TEMPRANA A EMERGENCIAS
UNIVERSIDAD NACIONAL DE CORDOBA**

Noviembre, 2017

©IG - CONAE/UNC 2017

© FAMAF - UNC 2017

Director: Dr. Paolo E. Gamba
Co Director: Dr. Marcos E. Gaudiano



Esta obra está bajo una [Licencia Creative Commons Atribución – No Comercial – Sin
Obra Derivada 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

Resumen

El proceso de urbanización se ha acelerado en los últimos cincuenta años, particularmente en ciudades latinoamericanas como Buenos Aires. Frente a este proceso, los esfuerzos de los gobiernos locales resultan insuficientes para planificar la expansión de forma ordenada. En este contexto, la percepción remota aporta información para estudiar el proceso de ocupación del suelo. En este trabajo, se proponen cadenas de procesamiento que permiten extraer mapas de los usos del suelo del periurbano bonaerense y analizar su vulnerabilidad frente a amenazas ambientales locales. Los métodos empleados para la obtención de coberturas son el desmezclado espectral lineal y la clasificación supervisada de imágenes multiespectrales (EO1 Hyperion, Landsat TM y OLI, SPOT 5). Luego, se identifican los tipos de urbanización predominantes mediante la dimensión fractal (D). Los valores de D describen el grado de compactación de un área, por ello es considerada una herramienta útil para priorizar intervenciones y planificar la expansión territorial. Por último, se aplica la suma lineal ponderada multicriterio para evaluar la vulnerabilidad de las urbanizaciones a eventos como las inundaciones, entre otras. El estudio se realiza en los partidos de Moreno, Pilar y Tigre, todos ellos pertenecientes al periurbano bonaerense en el período de 1985 a 2015. Los resultados de las clasificaciones resultan precisos (>85% Exactitud global) e indican que el crecimiento de las áreas impermeables fue mayor al 500% en el período analizado. Respecto a las zonas residenciales, que presentan alto grado de compactación, se observa que hacia 1985 representaban menos del 0.1% de la superficie de los municipios, y hacia el 2015 más del 27% en Moreno y Tigre. Por otro lado, las áreas con construcciones dispersas, asociadas a actividades rurales, pasaron de 68%-98% de cobertura a 19%-51% en los tres casos. Finalmente, el análisis de riesgo permitió detectar las áreas más susceptibles a las amenazas y distinguir las zonas residenciales más vulnerables.

Palabras clave: desmezclado espectral, fractalidad, vulnerabilidad, expansión urbana.

Abstract

The urbanization process has accelerated in the last fifty years, particularly in Latin American cities such as Buenos Aires. In the face of this situation, the local government efforts turn insufficient for planning a proper urban expansion. In this context, remote sensing provides information for studying the process of soil occupation. This study proposes processing chains that allow the extraction of land use maps of peri-urban areas and the analysis of their vulnerability to environmental threats. The methods used for the analysis include spectral linear unmixing and supervised classification of multispectral images (EO1 Hyperion, Landsat, SPOT). Subsequently, predominant urbanization types in peri-urban areas were identified based on their fractal dimension (D). D value describe the compaction degree of an area, hence it is considered a useful tool for prioritizing interventions and planning territorial expansion. Lastly, multicriterial weighted linear addition was applied to assess the vulnerability of urbanization to environmental threats such as floods, among others. The study was carried out in three districts located in Buenos Aires peri-urban area, Moreno, Pilar and Tigre, in the period 1985-2015. The classification results were accurate (>85% global precision) and showed that impervious areas growth was 500% greater in the analysed period. In reference to residential zones, with a high level of compaction, it was observed that in 1985 they represented less than 0.1% of municipalities surface area but in 2015 it was greater than 27% in Moreno and Tigre. On the other hand, areas with the disperse buildings, associated with agricultural use, decreased from 68%-98% of coverage to 19%-51% in three cases. Finally, a risk analysis detecting hazard-prone areas allowed the detection of the most vulnerable residential areas.

Key words: spectral unmixing, fractality, vulnerability, urban expansion.

Agradecimientos

Quiero expresar mi más profundo agradecimiento al Instituto de Altos Estudios Espaciales Mario Gulich de la Comisión Nacional de Actividades Espaciales ya que sin su apoyo este trabajo no habría sido posible.

Agradezco a mi Director de tesis Paolo Gamba y a mi codirector Marcos Gaudiano por sus recomendaciones y seguimientos en los distintos estadíos de la beca y del desarrollo de la tesis.

A mis compañeros de la cohorte 2013 con quienes compartimos tantos momentos dentro y fuera del Instituto M. Gulich.

Al equipo del Laboratorio de Telecomunicaciones y Teledetección de la Universidad de Pavía que hicieron que mi estancia en Italia fuera inolvidable.

Al Instituto del Conurbano de la Universidad Nacional de General Sarmiento que fomenta la formación de sus recursos y apoyaron este trabajo desde el primer momento.

A mi familia y mis amigos que en todo momento me prestan sus oídos y me brindan su aliento.

1	Introducción	7
1.1	Fundamentos de teledetección	7
1.2	La aplicación de la teledetección a ambientes urbanos.....	10
1.3	Estructura de la tesis.....	11
2	Objetivos	12
3	Área de estudio	13
4	Extracción de coberturas	19
4.1	Metodología.....	22
4.1.1	Desmezclado espectral.....	22
4.1.2	Clasificación de datos multiespectrales	26
4.1.3	Materiales.....	29
4.1.3.1	<i>Hiperespectrales</i>	29
4.1.3.2	<i>Multiespectrales</i>	29
4.2	Resultados.....	32
4.2.1	Tratamiento de la imagen hiperespectral	32
4.2.2	Estimación de abundancias según Desmezclado Espectral Lineal.....	33
4.2.3	Clasificación utilizando imágenes multiespectrales	36
4.2.4	Cálculo de las áreas impermeables en el área de interés.	38
5	Caracterización de las urbanizaciones periurbanas.....	43
5.1	Metodología.....	44
5.1.1	Cálculo de la Fractalidad.....	44
5.2	Resultados.....	48
5.2.1	Dimensión fractal	48
6	Evaluación de la vulnerabilidad de las urbanizaciones periurbanas.....	59
6.1	Metodología.....	60
6.1.1	Indicadores de Vulnerabilidad.....	60
6.2	Resultados.....	63
6.2.1	Análisis de la vulnerabilidad	63
7	Comentarios finales.....	69
8	Bibliografía	71

9	Anexos.....	82
9.1	Anexo 1: Cantidad de pixeles con más del 85% de pureza por endmember	82
9.2	Anexo 2: Matrices de confusión de imágenes Landsat TM y OLI	83
9.3	Anexo 3: Separabilidad entre las clases.....	98
9.4	Anexo 4: Matrices de confusión de imágenes SPOT	99
9.5	Anexo 5: Mapa ampliado de Moreno.....	101
9.6	Anexo 6: Mapa ampliado de Pilar	102
9.7	Anexo 7: Mapa ampliado de Tigre.....	103

1 Introducción

A nivel mundial se cuentan 34 megaciudades (más de 10 millones de habitantes)¹, seis de ellas se localizan en China, tres en Japón y tres en India. En Sudamérica las ciudades más pobladas son Sao Paulo, Buenos Aires, Rio de Janeiro y Lima, los tres primeros con más de diez millones de habitantes desde hace más de 35 años². En el caso de Buenos Aires, el aglomerado en torno a la Ciudad de Buenos Aires se conoce como “Gran Buenos Aires” (GBA, 24 partidos) y alberga más de 12 millones de habitantes (CNPHV, 2010). El GBA es históricamente el centro urbano más relevante del país, conforma un continuo urbano (aunque internamente heterogéneo) fuertemente relacionado al movimiento pendular diario que las personas realizan para satisfacer sus necesidades laborales, educacionales, sanitarias y de mercado (Kralich, S. 1995).

La heterogeneidad de dicha ocupación del suelo presenta grandes desafíos para planificar adecuadamente la oferta de servicios habitacionales, educativos y de comunicación por lo que disponer de herramientas que permitan visualizar el crecimiento urbano, o su consolidación, resulta crucial para las administraciones locales. En ese sentido la teledetección, cuya frecuencia de información y precisión permiten el monitoreo de diferentes elementos de la tierra, viabiliza el seguimiento de las urbanizaciones. Al mismo tiempo, su complementación con información de tipo social y ambiental puede prever la exposición de estos nuevos núcleos urbanos a fenómenos ambientales tales como las inundaciones.

1.1 Fundamentos de teledetección

La teledetección o percepción remota es una técnica utilizada para obtener información (imágenes) de la superficie de nuestro planeta a distancia, sin entrar en contacto directo con ella (Chuvienco, 1990). La información deriva de la medición de la cantidad de radiación electromagnética reflejada, emitida y dispersada por los objetos, según sus propiedades físicas, químicas y biológicas.

La acepción más utilizada de la teledetección se refiere a la captura de imágenes desde satélites o plataformas aéreas (aviones, helicópteros o vehículos aéreos no tripulados). Algunas de las ventajas que ofrece la observación espacial desde satélites son: la cobertura total y exhaustiva del globo terrestre, la observación multiescala y no destructiva y la alta frecuencia de capturas. Estas propiedades han propiciado el desarrollo y utilización de este tipo de información de manera sistemática. (Labrador García et al., 2012)

¹ <http://www.worldatlas.com/citypops.htm>

² http://www.un.org/esa/population/publications/wup2007/2007urban_agglo.htm

En la actualidad existe una gran variedad de sensores que operan en todo el espectro electromagnético. Los sensores reciben la radiación de la superficie terrestre, dentro de una cierta gama de longitudes de onda (desde las visibles a las microondas). Luego, transforman esa cantidad de energía en una señal que permite la decodificación de la información para presentarla en modo legible para el intérprete, en forma de imagen o fotografía (matriz). Esta selectividad de energía, permite distinguir los objetos entre sí y obtener datos relativos a su forma, tamaño, distribución espacial, propiedades físico-químicas y evolución temporal.

Los sensores que orbitan alrededor de la Tierra pueden ser activos o pasivos. Los primeros, disponen de una fuente de energía propia para emitir energía, la cual es posteriormente recuperada a fin de determinar las características de los objetos detectados. Algunos ejemplos de sensores activos son: el LIDAR, que utiliza luz láser (sin dispersión), y el radar de apertura sintética (SAR). El segundo grupo de sensores, dependen de la radiación solar o la emitida por la tierra. Algunos ejemplos de sensores remotos pasivos son: las cámaras fotográficas y los barredores multiespectrales.

De los dos grupos de sensores, los pasivos son los que cuentan con mayor divulgación y aplicación. No obstante, la elección de los datos de un determinado sensor requiere del análisis de sus diferentes resoluciones. Los tres tipos de resolución son: espacial, espectral y temporal.

- La resolución espacial se refiere al tamaño del objeto que puede ser detectado y la medida más usual es el tamaño del píxel (px). El píxel es el área del terreno u océano cubierta por el campo visual de un determinado sensor y varía desde los 0,5m hasta 1km. El tamaño de las imágenes (escena) tomadas con los sensores remotos, varía desde los 900px por 900px hasta los 3000px por 3000px. Según la resolución espacial y la cantidad de píxeles, la superficie total cubierta por las imágenes oscila entre los 81km² y los 40.000km².
- La resolución espectral se refiere a las partes del espectro electromagnético que pueden ser medidas. Dado que los objetos emiten y reflejan diferentes tipos y cantidades de radiación, la selección de la parte del espectro a ser medida es crítica para cada área de aplicación. En este sentido la resolución espectral representa la sensibilidad de un sensor para detectar una parte del espectro (banda) o simultáneamente varias partes (multibanda o multiespectral). Los valores de radiación en general son normalizados y remuestreados en un intervalo de números enteros de 0 a 255 (Digital Number, ND) para cada banda, para cada píxel y en cada imagen. También existe un sistema de sensores que pueden medir un gran número de bandas (más de 100) a lo largo de una porción más amplia del espectro, estos se denominan sensores hiperespectrales.
- La resolución temporal, o ciclo de repetición, se refiere a la frecuencia de colección de datos en una misma área. Los satélites de observación de la Tierra presentan intervalos regulares y heliosincronizados.

Las diferentes misiones posibilitaron mejorar el conocimiento de la superficie terrestre y del impacto de las actividades humanas en el ambiente. Las aplicaciones logradas son diversas e incluyen: la exploración mineral y petrolera, el pronóstico de cosechas, detección de cambios en los usos del suelo y permiten la generación de cartografía a diferentes escalas (1:10.000 a 1:100.000). De este grupo de aplicaciones, la cartografía actualizada y precisa resulta primordial en cuestiones de defensa, planificación urbana, diseño de redes de telecomunicaciones, gestión de recursos con fines agrícolas y prevención de desastres como las inundaciones.

Según datos de la Union of Concerned Scientists³, en la actualidad (diciembre de 2016) hay más de 1459 satélites orbitando la Tierra de los cuales 396 son de Observación de la Tierra. De todo ellos, el principal y más divulgado proveedor de imágenes ha sido la misión Landsat de la Agencia Espacial estadounidense, NASA). La misma inició sus actividades en 1972 y continua vigente contando con más 40 años de información⁴. Actualmente, se encuentran activos dos de los satélites, Landsat 7 y Landsat 8, ambos presentan una resolución espacial (30m) y espectral media (rango espectral de 0,435um -12,51um).

Otros de los sistemas útiles para la gestión del territorio, por su resolución espacial, espectral y continuidad en el tiempo, son: DMC (Disaster Monitoring Constellation), EARTH OBSERVING-1 (EO-1), EROS-A/EROS-B, FORMOSAT-2, GEOEYE-1, IKONOS, KOMPSAT-2, QUICKBIRD, RAPIDEYE, RESOURCESAT-2, SPOT, SENTINEL, THEOS, WORLDVIEW-2 (Labrador García et al., 2012).

Respecto al desarrollo local de información satelital cabe destacar que Argentina participa en las actividades espaciales desarrollando tecnologías desde 1962. A partir de 1990 logró colocar en órbita el primer satélite fabricado en el país, LUSAT 1. Si bien, los primeros satélites se centraban en la comunicación, luego se sucedieron otros con fines educativos y de observación de la tierra. Satélites como el SAC C, perteneciente a la Comisión Nacional de Actividades Espaciales (CONAE) y desarrollado en colaboración con empresas del estado como INVAP, han permitido el estudio de ambientes terrestres y marinos mediante la medición de temperaturas, vapor de agua de la atmósfera, entre otras variables. Posteriormente, el lanzamiento del SAC D, que contó con más instrumentos, operados por agencias espaciales de los Estados Unidos, Canadá, Italia y Francia, permitió la medición de variables como la humedad del suelo y la salinidad superficial del mar, entre otras. Dichos proyectos y los que se encuentran en desarrollo como SABIAMAR (SAC E) y SAOCOM tienen un fin en común: la gestión de emergencias, el desarrollo económico y, fundamentalmente, la democratización del acceso al espacio.

³ <http://www.ucsusa.org>

⁴ <https://landsat.gsfc.nasa.gov/>

1.2 La aplicación de la teledetección a ambientes urbanos

La información colectada por los sensores remotos es uno de los principales insumos para el seguimiento de los cambios en los usos del suelo dada su especificidad respecto a las características espectrales o geométricas de los objetos en la superficie terrestre. Por esta razón, los avances en las técnicas de extracción de coberturas son relevantes para el monitoreo del estado de las megaciudades y sus impactos en el ambiente (Taubenböck et al., 2012, Liang, S. 2004; Chuvieco, E. 2010, Serpico et al., 2012; Kamusoko, C. 2017). La información obtenida sumada a otros datos geográficos y conocimientos relacionados a las políticas, la economía y las expresiones sociales, resultan necesarias para entender los fenómenos espaciales (Miller, 2003; Weng, 2016) y generar información de apoyo a los equipos que formulen la políticas públicas de regulación de los suelos.

La disponibilidad y continuidad en el tiempo de misiones como Landsat, además de los avances tecnológicos para el procesamiento de grandes volúmenes de información, han permitido el análisis multitemporal de recursos ambientales, forestales y agrícolas. Entre los sensores disponibles, particularmente el Thematic Mapper (TM), el Enhanced Thematic Mapper (ETM+) y el Operational Land Imager (OLI) presentan una resolución espacial media que posibilita el estudio de las áreas urbanas en un período 30 años.

De esta forma, el estudio de las áreas urbanas con imágenes multiespectrales cuenta con una amplia lista de antecedentes (Hohmann & Altrogge, 1988; Martin & Howarth, 1989; Ridd & Liu, 1998; Maseck et al., 2000; Guindon et al., 2004; Angel et al., 2005; Schneider & Woodcock, 2008; Potere et al., 2009; Schneider, 2012; Taubenböck et al., 2012, Estoque et al., 2015; Kantakumar et al. 2016; Pesaresi et al., 2016; Shahtahmassebi et al., 2016; Song et al., 2016; Benza et al., 2017; MacLachlan et al., 2017; Mauro et al., 2017). Los diversos autores promueven la búsqueda de métodos que asocien las coberturas detectables por los sensores con los usos del suelo reales y que a su vez sean reproducibles en diversas áreas de estudio.

Por otro lado, la liberación de galerías de imágenes de mayor resolución espacial como ASTER⁵, con más de 15 años de relevamiento, complementa el conjunto de imágenes de resolución media histórica disponible y gratuita. Es decir que, el análisis temporal a partir de sensores ópticos puede ser validado en base a imágenes de una mejor resolución espacial (15m). Asimismo, el reciente lanzamiento de la misión Sentinel⁶ de la Agencia Espacial Europea (ESA), también permite realizar ajustes pertinentes a los modelos de detección y extracción de información superficial en diversos campos científicos dada su resolución espacial más precisa (10m a 60m según la banda espectral).

También es importante mencionar que los sensores comerciales de muy alta resolución espacial (SPOT, IKONOS, GeoEye-1, Quickbird, Worldview-2, EROS B, y otros) también

⁵ <http://asterweb.jpl.nasa.gov/>

⁶ <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/home>

permiten validar y mejorar los modelos. Sin embargo, dichas imágenes representan un costo económico difícil de afrontar por instituciones educativas públicas.

Habiendo cuenta de la gran variedad de información satelital, la utilización de archivos históricos de imágenes satelitales resulta de gran importancia para conocer la extensión y magnitud del área construida asociada a áreas residenciales. Luego, las técnicas de análisis de configuración espacial permiten estimar el grado de compactación de las áreas detectadas como impermeables e identificar las zonas con patrones de cambio en un período de tiempo dado.

En este contexto, el presente trabajo aborda el estudio de la expansión urbana en tres municipios de la Región Metropolitana de Buenos Aires en un período de 30 años. Los mismos comparten su origen como parajes en la época colonial y actualmente presentan características similares en cuanto a los usos de suelo presentes.

1.3 Estructura de la tesis

El trabajo que aquí se presenta se organiza procedimentalmente, por ello el capítulo 4 refiere al objetivo de extracción de coberturas basado en técnicas de desmezclado espectral de imágenes hiperespectrales (EO1 Hyperion) y, posteriormente, la clasificación supervisada de una serie de 30 años de imágenes multiespectrales (LANDSAT y SPOT). La exploración del procesamiento de imágenes hiperespectrales para la obtención de coberturas confiables, que complementen el conocimiento de terreno, permite obtener información espectral sobre las coberturas en áreas como el conurbano bonaerense. De esta forma la obtención de firmas espectrales de coberturas quedan disponibles en forma de bibliotecas de información de base para el desarrollo algoritmos de clasificación de nuevas galerías de imágenes.

En el capítulo 5 se analiza la variación de la superficie impermeable, identificada en el Capítulo 4, y se caracterizan las urbanizaciones periurbanas según la dimensión fractal por subáreas (1 km^2). En este capítulo, se estima el porcentaje de crecimiento de la superficie impermeable y se analiza su configuración en términos de regímenes de entropía asociados a regímenes urbanos. El cálculo y análisis de la dimensión fractal representa una herramienta novedosa y su aplicación en partido como Moreno, Tigre y Pilar, con antecedentes de cambios tan recientes, permite discriminar a las nuevas urbanizaciones de forma remota y precisa.

Por último, en el capítulo 6 se presenta la evaluación de la vulnerabilidad de las urbanizaciones periurbanas según criterios habitacionales y ambientales mediante la aplicación del Análisis Multicriterio. El análisis multicriterial permite combinar la información de origen satelital con otra de tipo censal, de infraestructura y de usos de suelo para abordar el estudio de la vulnerabilidad y exposición frente a eventos como las inundaciones.

La Fig. 1 presenta un breve diagrama de flujo de los capítulos y procedimientos realizados.

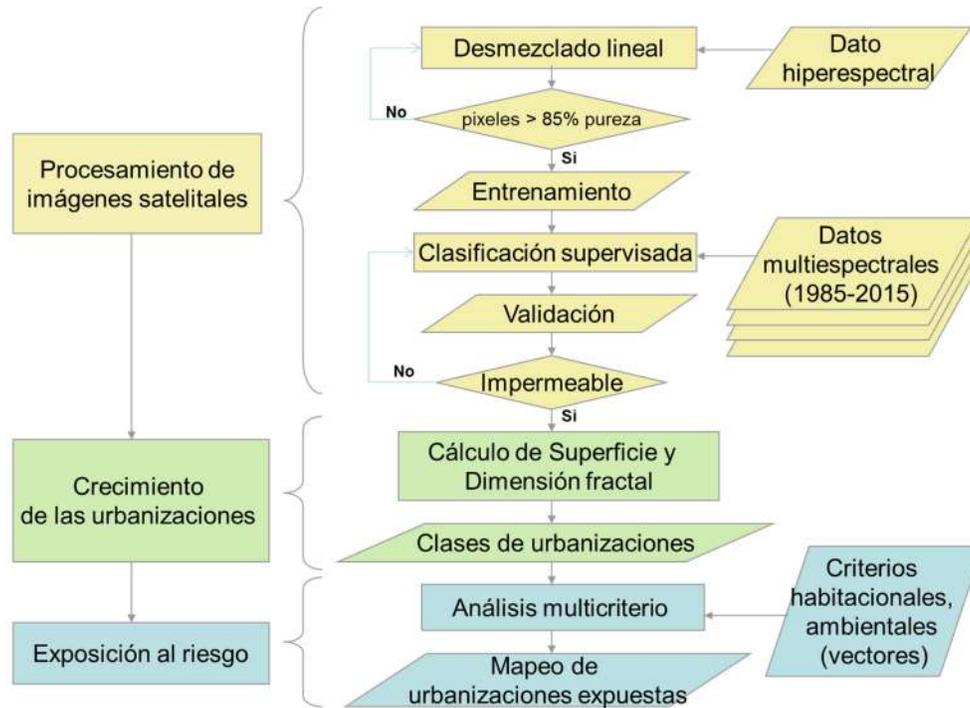


Fig. 1: Diagrama de flujo de la organización de la tesis.

2 Objetivos

El objetivo del trabajo es analizar el patrón de cambio de las urbanizaciones periurbanas, a partir del uso de imágenes de alta resolución espacial y espectral, e inferir sus niveles de vulnerabilidad frente a eventos como las inundaciones y anegamientos.

Para ello se espera lograr:

- Obtener las coberturas impermeables utilizando técnicas de desmezclado de píxeles en imágenes hiperespectrales.
- Clasificar una serie temporal de imágenes multiespectrales.
- Caracterizar los tipos de urbanizaciones en el periurbano bonaerense y analizar el cambio de su configuración en un período de treinta años.
- Analizar el grado de exposición de dichas urbanizaciones a anegamientos e inundaciones.

3 Área de estudio

El borde urbano a estudiar pertenece a la Región Metropolitana de Buenos Aires (RMBA), la misma incluye lo que se considera el Gran Buenos Aires (la Ciudad Autónoma de Buenos Aires –CABA- y los 24 partidos del Gran Buenos Aires) y otros partidos que tienen fuertes interrelaciones con el resto de la metrópoli. Como criterio de regionalización se adopta el que se basa en los movimientos pendulares descritos por Kralich (1995)⁷. De acuerdo a este criterio la RMBA presenta una aglomeración discontinua conformada principalmente por un conjunto de ciudades satélites en torno a la CABA.

El inicio del proceso de ocupación de la RMBA data de los años `40 debido al desarrollo industrial en el marco de las políticas de sustitución de las importaciones. Luego, las diferentes migraciones internas y de países limítrofes se trasladaron hacia las fuentes de trabajo y recién en 1980 el proceso se estabilizó. Sin embargo, en la década del `90 el fenómeno de expansión de las urbanizaciones residenciales tuvo un nuevo evento (Carballo, 2002). Las nuevas ofertas inmobiliarias se orientaron a una población de alto poder adquisitivo, capaz de consumir esos productos en momentos de recesión económica. Este *boom inmobiliario* promovía el traslado desde la ciudad histórica hacia el borde del conurbano que aún presentaba actividades rurales (Lombardo et al., 2003).

La idea del contacto con la naturaleza, la accesibilidad y, posteriormente, la seguridad fueron los principales atractivos de este tipo de residencia importado desde los Estados Unidos (Svampa, 2001). Las principales formas de asentamiento fueron: barrios cerrados o privados, clubes de campo, clubes de chacras y urbanizaciones especiales o megaemprendimientos. De esta forma, se ocuparon rápidamente amplios terrenos, incluso en zonas linderas a los principales cursos de agua como el río Luján, el río Tigre y la zona del Delta del Paraná. Desde luego, el proceso fue acompañado por las administraciones locales y provinciales con la densificación de vías de comunicación (autopistas y rutas) y la habilitación de zonas complementarias y rurales para su localización (Dec. Ley 8912/77; Dec. 9404/86; Dec. 27/98)⁸ a la espera de mayores ingresos impositivos (Carballo, 2002; Vidal – Koppman, 2002; Lombardo et al., 2003).

Los estudios de Torres (1993) y Carballo (2002) indican que hacia fines de los `80 se encontraron 140 emprendimientos (12.000 casas, 7.000 ha) luego, a principios del 2000, fueron 500 nuevas entidades (35000 casas, 36000Ha). En la actualidad, solo 312

⁷ La RMBA se conforma por la Ciudad Autónoma de Buenos Aires y los municipios de Almirante Brown, Avellaneda, Berazategui, Berisso, Brandsen, Campana, Cañuelas, Ensenada, Escobar, Esteban Echeverría, Ezeiza, Exaltación de la Cruz, Florencio Varela, General Las Heras, General Rodríguez, General San Martín, Hurlingham, Ituzaingó, José C. Paz, La Matanza, La Plata, Lanús, Lobos, lomas de Zamora, Luján, marcos Paz, Malvinas Argentinas, Mercedes, Merlo, Moreno, Morón, Navarro, Pilar Presidente Perón, Quilmes, San Fernando, San isidro, San Miguel, San Vicente, Tigre, Tres de Febrero, Vicente López y Zárate.

⁸ <http://www.gob.gba.gov.ar/legislacion/legislacion/l-8912.html>

<http://www.gob.gba.gov.ar/legislacion/legislacion/86-9404>

<http://www.gob.gba.gov.ar/legislacion/legislacion/98-27.html>

emprendimientos se encuentran inscriptos en el registro provincial de urbanizaciones cerradas (Ministerio de Gobierno de la Prov. de Buenos Aires)⁹.

El trabajo de Svampa (2001) también resalta el tipo de actividades y servicios que cada una de las nuevas formas de asentamiento presentan. Las más antiguas solo se utilizaban los fines de semana en tanto que las más recientes fueron de residencia permanente y ello implicó la necesidad de contar con más servicios como centros comerciales, hospitales, escuelas y hasta universidades.

Desde el punto de vista físico, la RMBA se ubica en la intersección de la llanura pampeana, el estuario del río de la Plata y el delta del Paraná. La región presenta un clima Templado Húmedo con un ciclo anual de precipitación (máximos en verano y mínimos en invierno) cuyos totales anuales son de aproximadamente 1.000mm. Sin embargo, los eventos de inundaciones repentinas a causa de grandes volúmenes de agua caídos en poco tiempo y la baja velocidad de escurrimiento, son más frecuentes.

El récord histórico de precipitación acumulada en 24 horas en la región se produjo el 31 de mayo de 1985, con un total de 310 mm donde murieron 15 personas y más de 100.000 fueron evacuadas. Unas 25.000 viviendas resultaron seriamente dañadas y casi 400.000 deterioradas. Las pérdidas directas e indirectas superaron los U\$S 246.000.000 (Barbier et al., 2012). Otros fenómenos críticos se vivieron el 24 de enero de 2001 (140 mm en dos horas), luego el 2 y 3 de abril de 2013, este último afectó principalmente a la ciudad de La Plata (400 mm en cuatro horas) que es una de las que cuenta con un alto grado de planificación. Los últimos dos eventos más cercanos en el tiempo ocurrieron en octubre de 2014 y agosto de 2015 que afectaron a las ciudades de la cuenca media y baja del río Luján.

Cabe mencionar que la metrópoli se ha desarrollado sobre un sistema hídrico que presenta tres cuencas fluviales: río Luján, río Reconquista y río Matanza - Riachuelo. Dado que los cauces de estos cursos de agua se extienden en una topografía llana, y constituyen el desagüe natural de las áreas predominantemente urbanas y periurbanas, las condiciones de escurrimiento natural se encuentran alteradas.

En ese contexto, en el noroeste de la RMBA se desarrollan nuevos centros periféricos, entre ellos los partidos de Moreno, Pilar y Tigre (Fig. 2).

⁹ El Registro Provincial de Urbanizaciones Cerradas del Ministerio de Gobierno de la Provincia de Buenos Aires para Clubes de Campo y Barrios Cerrados. El mismo fue creado en 2003 a partir de la implementación del Art. 7° del Decreto 1727/02 y normas complementarias.

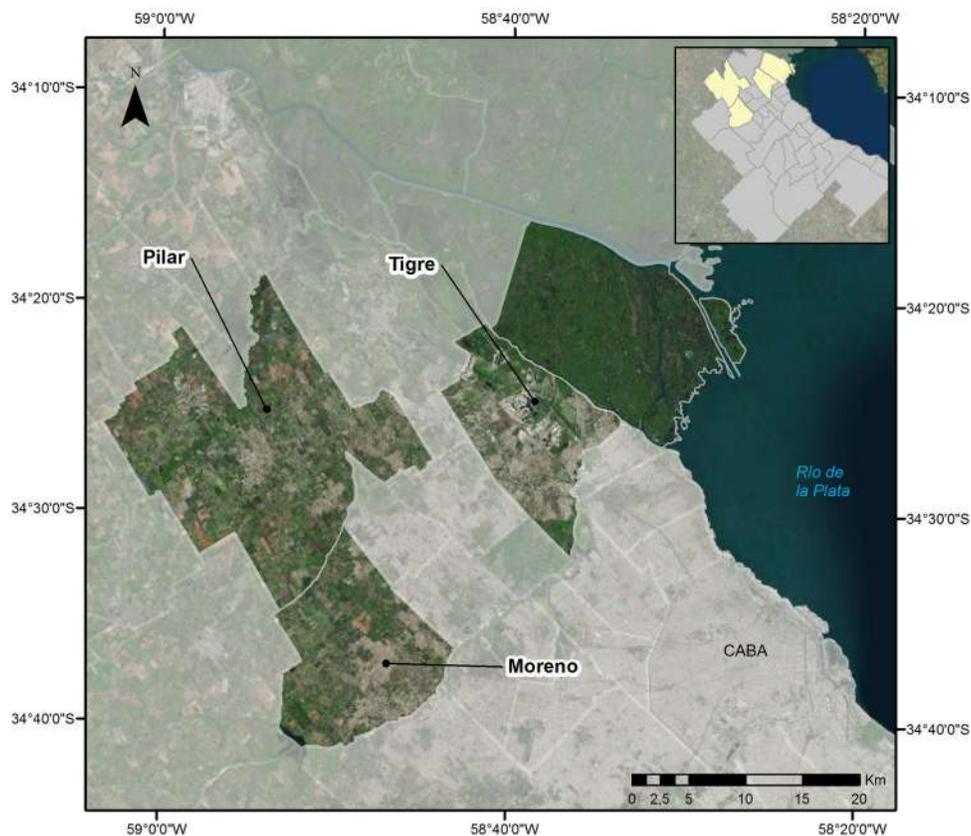


Fig. 2: Localización de los tres partidos en la RMBA.

Los partidos de Moreno, Pilar y Tigre abarcan una superficie de 901 km² (incluye las islas de Tigre) y entre los tres suman un total de 1.127.963 de habitantes (CNHPV-INDEC, 2010). Según los datos censales de población, los tres partidos se encuentran en continuo crecimiento a lo largo de los últimos 20 años. Los últimos censos indican que la población de Moreno creció 32,3% entre 1991-2001 y 18,9% entre 2001-2010. En el caso de Pilar se observa un crecimiento de 78,6% entre 1991-2001 y 28,8% entre 2001-2010. Finalmente, el partido de Tigre presenta un incremento de 16,8% entre 1991-2001 y 25,0 % entre 2001-2010.

Actividades agrícolas

Actualmente, los tres partidos presentan zonas con actividades agrícolas y aún protegidas por la Ley de zonificación de provincial No. 8912/79. Teniendo en cuenta que las producciones pueden asentarse tanto en áreas complementarias como rurales se obtiene que en Moreno la superficie productiva potencial es de 58,2 km², en Pilar 365,9 km² y en Tigre 299,9 km². Las actividades agropecuarias detectadas en el área de estudio responden a producciones de tipo hortícola y florícola pequeñas donde predomina el cultivo bajo invernáculo que permite producir durante todo el año (CNA, 2002; CHFPBA, 2005; Flores, 2013).

La localización actual de los productores es otro de los resultados del ciclo de expansión urbana hacia las afueras, sobre todo a fines de la década del '90. Dicho *boom inmobiliario* obligó a los productores agrícolas a trasladarse hacia lugares más económicos y localizados en promedio a 60 - 80 km de la Ciudad Autónoma de Bs As (Escobar, el sur de La Plata, Merlo, Moreno, Gral. Rodríguez, Campana y Exaltación de la Cruz). Asimismo, luego de la crisis de fines del 2001, el empobrecimiento de los consumidores y la menor demanda en general impactaron en los pequeños productores que, al momento de la realización del Censo Nacional Agropecuario del 2002 (CNA, 2002), continuarían sus actividades aunque con menores regalías. Tanto en la actividad hortícola como en la florícola se observaron reducciones del número de explotaciones (-59,1 %) y de superficie dedicada a la actividad (-64,8%) entre 1988 y 2002. Esto también provocó que la superficie media de las explotaciones decayera levemente, de 0,9 ha a 0,8 ha, afectando principalmente al sector Oeste de la RMBA (Benencia & Quaranta, 2005).

En la época posterior al 2001 se estima que el 51% de los productores florícolas del país se localizaba en la Región Metropolitana de Buenos Aires (RMBA) con una superficie de 817 ha, que representaba el 33,2% de la superficie total del país dedicada a esta actividad. La superficie cubierta con invernáculos en los alrededores de Buenos Aires llegaba a 384 ha y representaba el 60% del total nacional. En el caso de la horticultura el volumen de las exportaciones de hortalizas frescas se incrementó en un 36% respecto al 2001, debido a la elaboración de productos con altos estándares de calidad y mejores precios comparados con los competidores internacionales. Asimismo, la industria agroalimentaria argentina encontró en el mercado regional un nuevo nicho de expansión dado que las importaciones se redujeron y la demanda de diversos productos fue cubierta por los productores locales ubicados principalmente en el periurbano.

Como se dijo anteriormente, la zonificación de los tres partidos indica un gran potencial de desarrollo agropecuario y los datos del último censo Hortícola Florícola de la Provincia de Buenos Aires indican que las superficies con producciones intensivas son 210,2 ha en Moreno, 591,5 ha en Pilar y 3,9 ha en Tigre.

Actividades industriales

A lo largo de las seis últimas décadas se han producido variaciones en el patrón de acumulación de la RMBA, a pesar de ello la industria continúa siendo el motor de su economía. La zona Norte de la región fue la que sufrió la mayor caída intercensal de locales industriales, sin embargo aún conserva la mayoría de los locales industriales del territorio, en términos absolutos. Hacia el interior de ese territorio, el partido que registró una disminución menor (-8,9% entre 1985 y 2004) fue Tigre. La zona Oeste es el territorio donde se observó la menor caída de locales industriales entre 1984 y 1994 (-0,3%). En el período subsiguiente (1995-2005) la caída fue del 2,4%, aunque al interior de la subregión, el partido de Moreno incrementó considerablemente la cantidad de locales (69,1%) (Vicente, D. 2007).

En la actualidad, la industria manufacturera concentra la mayor proporción del empleo respecto del total nacional para esas ramas. Este conjunto de ramas de especialización se mantuvo invariable, entre 1996 y 2005, lo que además de confirmar el peso que tienen en la trayectoria del empleo industrial de la región, señalan la presencia de una estructura rígida que permanece pese a los cambios en dichos patrones. (Vicente, D. 2007)

Si bien, los tres partidos que integran el área de estudio presentan emprendimientos industriales activos (PITIGRE¹⁰ y PIP¹¹, principalmente), son considerados de baja densidad industrial o desindustrializados. De hecho en el caso de Moreno no se encuentra un parque industrial como en los otros municipios, en su lugar presenta dos terceras partes de sus locales de “Comercio al por mayor y menor, reparaciones”, seguido por “Servicios comunitarios, Sociales y Personales” y en menor medida la “Industria manufacturera” principalmente en el rubro alimenticio (Alsina & Catenazzi, 2002; Cabrera, C. 2014). En Tigre, el 56,8% de los locales está dedicados al comercio al por mayor y menor, luego la actividad servicios ocupa el 31,4% de los locales y por último la industria con el 8,8%.

Además de las industrias, el periurbano presenta un número importante de unidades productivas invisibilizadas en los estudios que refieren al sector productivo. Se trata de unidades de producción de escala familiar en las que el lugar de residencia no se separa del de trabajo. Entre dichas actividades se pueden mencionar a la construcción (fabricación artesanal de ladrillos, la producción de aberturas no seriadas), el acopio y la recuperación (cartón, papel, vidrios y plásticos) y los servicios informales de transporte (Cabrera, C. 2014). Estos últimos serían claros indicadores de urbanizaciones de carácter residencial y de servicio a la vez, sin una clara regulación territorial.

Servicios básicos

En cuanto a los servicios básicos cabe destacar a lo largo de la región existe un déficit de cobertura de redes de agua potables y redes cloacales. La falta de cobertura ha generado múltiples problemas sanitarios y ambientales debido a la contaminación de las napas subterráneas, utilizadas en muchas zonas para consumo directo, y de los cursos de agua por los vuelcos de efluentes cloacales e industriales sin tratamiento. En la sección 6 se describe el grado de cobertura de servicios como redes de agua, redes cloacales y redes de gas natural en el área de estudio.

Inundaciones

En los últimos eventos de inundación en la RMBA (agosto de 2015), los partidos de Moreno, Pilar y Tigre se han visto seriamente afectados. En Moreno los movimientos sociales denunciaron que por quinta vez en dos años uno de los principales afluentes del río Reconquista, el Arroyo Las Catonas, se desbordó e inundó los barrios aledaños. En Pilar

¹⁰ <http://www.pitigre.net/>

¹¹ <http://www.pip.org.ar/>

la caída de agua fue de 135 mm por lo que el intendente declaró la emergencia hídrica. En el caso de Tigre, el desborde de arroyos y canales derribó un puente, lo que dejó incomunicados a algunos barrios. De los tres partidos, tanto en Moreno como en Tigre, se habían realizado obras que no lograron resolver o mitigar el problema de la inundación.¹²

Por estas características sociales y ambientales, los municipios de Moreno, Pilar y Tigre componen una excelente región para evaluar la expansión urbana aplicando técnicas de análisis espectral de los materiales típicos de las construcciones. Luego, el cálculo de la dimensión fractal permite determinar las diferentes configuraciones urbanas predominantes en dichos municipios en un período de 30 años. Finalmente se evalúa el grado de avance de las urbanizaciones sobre las zonas de inundación y anegamientos.

¹² http://infocielo.com/nota/63697/las_intensas_lluvias_complicaron_a_varias_ciudades_de_la_provincia
<http://anred.org/spip.php?article8782>

4 Extracción de coberturas

La extracción de las coberturas impermeables se realiza implementando técnicas de separación de clases en una matriz de datos. Es decir que, a cada pixel de una matriz dada, se le asignará una categoría o clase conocida mediante técnicas de agrupamiento. Dichas técnicas de clasificación se pueden agrupar en *no supervisadas* y *supervisadas*. En el primer grupo, la imagen se segrega en un conjunto de clases espectralmente separables. Este conjunto de técnicas no requiere de conocimientos previos referidos a las coberturas presentes en el área de estudio, los algoritmos más conocidos y divulgados son K-means, Isodata, entre otros. El segundo grupo de técnicas, requiere de conjuntos de pixeles de entrenamiento cuya respuesta espectral sea homogénea por clase y definidos por el usuario. Los diferentes algoritmos clasificadores estiman estadísticos por clase y los comparan con los valores de los demás pixeles a fin de asignarle a cada uno alguna de las clases conocidas.

Ambas técnicas operan con las radiaciones reflejadas expresadas en un pixel bajo el supuesto de que las clases son homogéneas y separables. Sin embargo, en la realidad es poco probable que la radiación electromagnética observada, o reflectancia, de los pixeles de superficies naturales corresponda a algún material simple, homogéneo y uniforme. A menudo, la reflectancia de un pixel es el resultado de una mezcla espectral de un número de elementos presentes en la superficie terrestre (Ichoku & Karnieli, 1996). En la figura 3 se presenta un esquema de las coberturas de la superficie y las bandas o canales espectrales que en conjunto conforman la firma espectral respectiva.

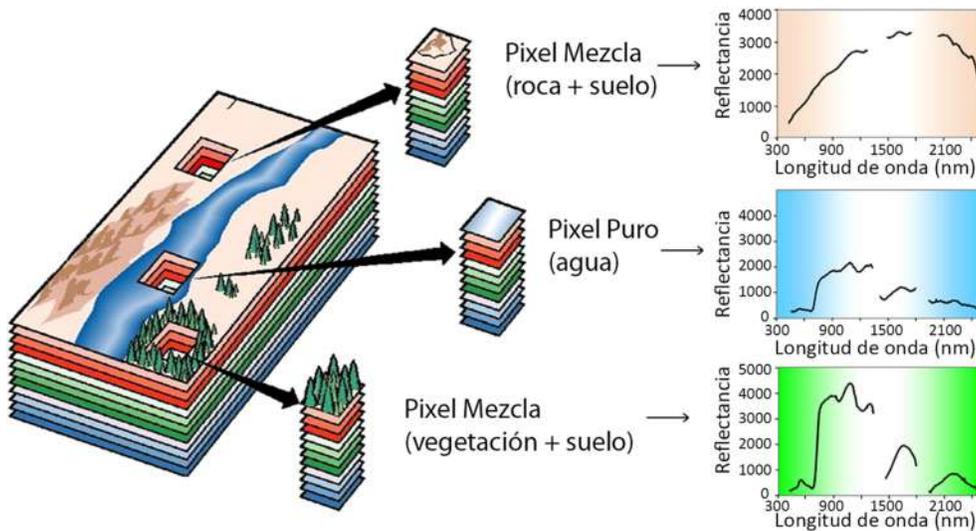


Fig. 3: Esquema de los pixeles en imágenes hiperespectrales (traducido de Bioucas-Dias, 2012).

Cabe mencionar que en el caso de las imágenes multispectrales se cuenta con menos de una decena de bandas en tanto que las hiperespectrales cuentan con cientos de ellas, cubriendo rangos espectrales similares. Es decir que, las firmas espectrales de un objeto obtenidas con imágenes multispectrales presentan datos discretos comparados con las provenientes de hiperespectrales que se asemejan a un espectro continuo de valores.

La detección de áreas homogéneas, píxeles o componentes “puros”, en una imagen es uno de los pasos más importantes para la posterior aplicación de técnicas de desmezclado espectral del resto de los píxeles. Algunas de las técnicas más difundidas son: Pixel Purity Index (PPI, Boardman et al., 1995), N-FINDR (Winter et al., 1999) y Vertex Component Analysis (VCA, Nascimento & Bioucas-Dias, 2005).

Existen diferentes modelos para separar la mezcla, entre los más difundidos se encuentra el modelo lineal. El mismo asume que los componentes puros, o *endmembers*, se encuentran homogéneamente distribuidos en zonas dentro del campo de visión, es decir, los píxeles. También se asume que los elementos interactúan con la radiación total incidente de forma independiente por lo que se puede descomponer la reflectancia total en fracciones según su proporción en la superficie.

Teniendo en cuenta ambos supuestos se encuentra que, la reflectancia observada en cada pixel es el resultado de la suma lineal de las reflectancias ponderada por la fracción o abundancia de cada elemento en el pixel (Adams et al., 1986; Liangrocapt & Petrou, 1998; Keshava et al., 2000; Keshava & Mustard, 2002). La firma espectral de un pixel se puede expresar de la siguiente manera:

$$s_p = \sum_{i=0}^E c_{ip} e_i + \varepsilon_p \quad (1)$$

E : número total de endmembers

c_i : escalar que expresa la abundancia del endmember presente en la firma s_p del pixel p

e_i : firma espectral del endmember o material puro i

ε_p : es un vector de error que debe ser lo más reducido posible

donde se deben cumplir algunas reglas como:

$$c_{ip} \geq 0 \text{ para todos los materiales y para todos los píxeles}$$

$$\sum_{i=0}^E c_{ip} = 1 \text{ para todos los píxeles}$$

De esta forma se obtiene un nuevo sistema de coordenadas con origen en el centroide de la nube de puntos, donde cualquier punto de la imagen puede expresarse como combinación lineal de los puntos más extremos, siendo esos puntos los mejores candidatos para ser seleccionados como *endmembers*.

El principal reto en este tipo de procedimientos es identificar un número confiable de endmembers y en el caso de que no se encuentren componentes puros en la imagen, porque su resolución espacial no permite observarlos en grandes áreas, se pueden utilizar otras técnicas de Mínimo Volumen que estiman sus firmas espectrales (Craig, 1994; Miao & Qi, 2007; Li & Bioucas-Dias, 2008; Chan et al., 2009; Nascimento & Bioucas-Dias, 2011). Estos métodos tienen como objetivo generar endmembers virtuales, que no necesariamente están presentes en el conjunto formado por las muestras de datos de entrada. En general adoptan una estrategia de búsqueda que se basa en el cálculo del

mínimo volumen con el método simplex¹³ y que abarca todas las observaciones, píxeles mixtos, en todo el conjunto de datos hiperespectrales.

Posteriormente se toman como referencia las firmas espectrales de dichos componentes puros y se calculan los porcentajes de abundancia en el resto de los píxeles evaluados, empleando un algoritmo de desmezclado espectral lineal basado en (1).

Actualmente, el desmezclado espectral puede aplicarse a imágenes tanto hiperespectrales como multiespectrales (Rocha, J., 2007; Bioucas-Dias, et al 2012, Picone, N. & Linares, S. 2014). Sin embargo, en la realidad los elementos naturales interactúan espectralmente por ello se han propuesto modelos de desmezclado no lineal. Estos consideran tanto las retrodispersiones simples o dobles entre elementos como las mezclas íntimas o microscópicas debido a su composición química (Bioucas-Dias, et al 2012, Marinoni & Gamba, 2015; Luo et al., 2016). Dichos modelos requieren de un conocimiento a priori de la zona de estudio pero el resultado final será una función no lineal que describe la mezcla íntima de los objetos.

Uno de los principales objetivos de este trabajo es obtener las firmas espectrales de componentes puros asociados a coberturas impermeables aplicando técnicas de desmezclado en imágenes hiperespectrales como la Earth Observation (EO1) Hyperion que es de acceso gratuito. Posteriormente, los píxeles obtenidos como endmembers se utilizan como áreas conocidas para entrenar a los algoritmos de clasificación supervisada de las imágenes multiespectrales de mediana y alta resolución espacial (Landsat 5 TM, Landsat 8 OLI y SPOT 5).

¹³ Es un método analítico de solución de problemas de programación lineal para resolver modelos más complejos que los del método gráfico sin restricción en el número de variables. El método es iterativo y permite mejorar la solución en cada paso. El algoritmo Símplex comienza en un vértice y se mueve a lo largo de las aristas del poliedro hasta que alcanza el vértice de la solución óptima.

4.1 Metodología

4.1.1 Desmezclado espectral

En las secciones a continuación se detallan los conceptos subyacentes en los algoritmos utilizados e implementados en entornos como HyperMix (versión 2.1.3) y ENVI Exelis.

En el caso de Hypermix cabe destacar que ha sido desarrollado por el Laboratorio de Computación Hiperespectral de la Universidad de Extremadura (Cáceres España)¹⁴. El mismo es gratuito, de código libre y se encuentra disponible para los sistemas operativos Windows 7 y Ubuntu 14.4¹⁵

4.1.1.1 Identificación del número de componentes puros

La técnica utilizada para identificar el total teórico de componentes puros es conocida como Virtual Dimension (VD, Chang & Q. Du, 2004) y se aplica a una imagen hiperespectral, matriz Y de n píxeles, donde cada pixel será un vector con valores según la cantidad de bandas disponibles. La técnica implica el cálculo de la matriz de correlación y luego la matriz de covarianza para cada una de las bandas espectrales de la imagen original. Según las contribuciones de cada firma a los autovalores de correlación y a los de covarianza se determina la presencia de firmas distintivas presentes o no en cada una de las bandas espectrales (Bioucas-Dias, et al 2012).

4.1.1.2 Reducción del número de bandas

El objetivo de este procedimiento es identificar los subespacios espectrales apropiados para mejorar el rendimiento y la complejidad del almacenamiento de datos. Los algoritmos a utilizar son:

- ✓ Análisis de componentes Principales (PCA): Permite obtener un conjunto reducido de bandas transformadas en nuevos componentes (denominados autovectores) que contienen la mayor variabilidad de los datos originales. Dichos componentes, poco correlacionados entre sí, contienen la mayor parte de la información presente en la imagen original. La técnica establece un sistema de coordenadas en el cual el primer eje contiene la varianza de mayor tamaño (Primer Componente Principal), el segundo eje contiene la segunda mayor varianza, y así sucesivamente. Los últimos componentes suelen incluir un escaso contenido de información relevante, por lo que básicamente almacenan el ruido presente en la imagen original. La exclusión del ruido de los datos mejora los resultados de procesamiento, en este caso el objetivo es excluir las bandas espectrales que agregan ruido a la imagen original.

¹⁴ <http://www.hypercomp.es/hypermix/>

¹⁵ <https://sourceforge.net/projects/hypermixtool/>

- ✓ Fracción de mínimo ruido (MNF) es una variante de transformación de componentes principales (PCA). Además de diagonalizar la matriz de varianzas – covarianzas intenta decorrelacionar el ruido tanto como sea posible, gracias a esto se consigue reducir la cantidad de cálculos y eliminar parte del ruido. La aplicación de esta técnica también requiere conocer las matrices de varianza y covarianza del ruido. La generación de imágenes MNF es el primer paso en la cadena de procesamiento de *Spectral Hourglass* de ENVI (Kruse et al., 2002) para lograr la reducción de los datos.
- ✓ Índice de pureza de píxel (PPI) es un método geométrico para encontrar los píxeles espectralmente más puros (extremos) que corresponden a mezclas. El PPI se calcula proyectando repetidamente gráficos n-D registrando los píxeles extremos y observando el número total de veces que cada píxel califica como extremo. Se crea una imagen de pureza de píxeles, donde cada valor de píxel corresponde al número de veces que píxel se registró como extremo. La cadena *Spectral Hourglass* incluye el algoritmo PPI luego de la reducción espectral (MNF).

4.1.1.3 Obtención de los componentes puros

Los algoritmos de obtención de componentes puros calculan, a partir de la imagen hiperespectral y un número deseado o estimado de posibles firmas espectrales puras, los valores de dichas firmas. A continuación se describen los que se utilizaron en este trabajo

- ✓ El algoritmo *Orthogonal Subspace Projection* (OSP) cuenta con un operador de proyección ortogonal que se aplica a la imagen hiperespectral y se ejecuta hasta obtener el número de píxeles ortogonales solicitados. Este algoritmo es efectivo para identificar un conjunto de *endmembers* espectralmente diferenciados gracias a la condición de ortogonalidad impuesta en el proceso de búsqueda. Una de sus desventajas es que es sensible a *outliers*, sin embargo se puede evitar este inconveniente si previamente se elimina el ruido (Harsanyi & Chang, 1994).
- ✓ El algoritmo N-FINDR busca el conjunto de *endmembers*, número previamente determinado o número de bandas reducidas, que graficados como vértices generen el mayor volumen de un hiperpolígono capaz de contener a los demás píxeles (Winter et al., 1999). El procedimiento empieza con una selección aleatoria de píxeles presentes en la imagen, luego cada píxel es evaluado a fin de refinar la estimación de los *endmembers*. Si los reemplazos generan un aumento del volumen, el píxel evaluado reemplaza al *endmember*. Este procedimiento se repite hasta que no se realicen más reemplazos de *endmembers*. Dado que algoritmo se inicia aleatoriamente puede arrojar resultados diferentes según la corrida, por ello debe ser implementado de forma iterativa hasta que converja a un volumen simple que no pueda ser más maximizado.
- ✓ El algoritmo *Sequential Maximum Angle Convex Cone* (SMACC) se basa en un cono convexo para representar los vectores espectrales (Gruninger, et al 2004) y calcula el

mapa de abundancias, es decir la fracción de cada endmember en cada banda. El algoritmo empieza con un componente puro y aumenta incrementado en dimensiones. Un nuevo componente puro se identifica basado en el ángulo que hace con el cono existente. El vector de datos que hace el mayor ángulo con el cono existente es elegido como el próximo componente puro para agrandar el conjunto de componentes puros. La identificación de endmembers termina cuando todos los vectores de datos se encuentran dentro del cono con alguna tolerancia o hasta que se llegue a un número específico de endmembers detectados. El espectro de píxeles que el algoritmo encuentra se convierten en componentes puros que forman una librería espectral. La técnica contempla que cada pixel puede contener solo un material o puede contener un alto porcentaje de una material simple con una única combinación de otros materiales. Según esta idea cada material identificado en una imagen es descripto como una fracción que representa la variabilidad espectral respecto de las firmas puras.

4.1.1.4 Obtención del mapa de abundancias

Tal como se ha anticipado, los píxeles generalmente se componen por mezclas de materiales, por lo que los píxeles puros no son muy frecuentes. De esta forma, la firma espectral capturada por un sensor en un área determinada en realidad es una mezcla de materiales que puede expresarse como una combinación lineal de los espectros "puros". Para obtener dichas coberturas espectralmente puras en este trabajo se utilizan las siguientes técnicas de desmezclado lineal.

- ✓ La técnica Full Constraint Linear Unmixing Spectral (FCLSU, Heinz & Chang, 2001) utiliza como insumo los endmembers encontrados en la imagen hiperespectral y permite generar mapas para cada banda que responden a la siguiente la expresión:

$$C_E = (E^T E)^{-1} E Y (i, j)$$

Donde C_E es la abundancia de ese conjunto de *endmembers* en ese píxel, \mathbf{E} es la matriz con los valores de los *endmembers* e $Y(i, j)$ es un vector con los valores para un píxel determinado de la imagen. Aplicando esta operación a cada píxel de la imagen podemos obtener imágenes que representan la concentración de un *endmember* en la imagen, es decir su abundancia. FCLSU incluye dos restricciones para los de CE: que no sea negativo y que la suma total de los CE sea 1. (Bioucas-Dias, et al 2012)

- ✓ Las dos técnicas que se presentan se encuentran desarrolladas en el programa ENVI e incluidas en la cadena de procesamiento *Spectral Hourglass*. El *Spectral Angle Mapper* (SAM) compara la similitud del ángulo entre la firma espectral de la imagen y otra de referencia, dichos valores oscilan entre 0, baja semejanza, y 1, alta semejanza (Girouard et al., 2004). Los espectros de referencia, corresponden a

mediciones de laboratorio, relevamientos de campo o pueden ser extraídos directamente de la imagen. Luego, *Mix Tuned Matched Filtering* (MTMF) es básicamente un procedimiento de desmezclado espectral lineal parcial. Es capaz de identificar la abundancia de un solo endmember definido por el usuario, maximizando la respuesta de los endmember de interés y minimizando la respuesta de los desconocidos. Los valores umbrales óptimos se determinan comparando el perfil espectral de píxeles emparejados contra el perfil espectral de endmember.

Finalmente, la evaluación de los mapas de abundancia según los endmembers detectados se realiza mediante el Error cuadrático medio (Root-Mean-Square Error, RMSE¹⁶). Cuanto más bajo su valor indica que la diferencia entre la imagen hiperespectral original y la imagen reconstruida, a partir de los endmembers encontrados, es mínima por lo que su discriminación ha sido adecuada.

Luego de obtener los mapas de abundancia con RMSE más bajos, se relaciona a cada endmember con alguna clase de cobertura según su firma espectral y conocimiento del terreno. Posteriormente, se seleccionan aquellos píxeles que presenten un porcentaje mayor al 85% de pureza. Este umbral de pureza resulta apropiado luego de corroborar con imágenes de alta resolución, disponibles en Google Earth, considerando las dimensiones reales de las diferentes construcciones y parches de vegetación sobre todo en zonas densamente pobladas. Además permitió obtener un total de píxeles óptimo para entrenar a los clasificadores y obtener resultados de clasificación precisa según las clases de coberturas a discriminar en las imágenes multiespectrales (ver sección 4.2.3).

¹⁶ El error cuadrático medio representa la desviación estándar de las diferencias entre los valores predichos y los valores observados. En este caso la diferencia entre la imagen original y la reconstruida utilizando los endmembers y la abundancia mapas de archivos.

4.1.2 Clasificación de datos multiespectrales

En este apartado se presentan las técnicas de clasificación supervisada aplicadas para la extracción de coberturas de las imágenes multiespectrales.

La clasificación supervisada es un proceso que utiliza pixeles de identidad conocida, ubicados dentro de áreas de entrenamiento, para clasificar pixeles de identidad desconocida. La clasificación supervisada involucra las siguientes etapas:

- Obtención de áreas de entrenamiento.
- Aplicación de algoritmos de clasificación y clasificación.
- Validación

En la primera etapa se seleccionan las áreas de identidad conocida de la cubierta terrestre de interés (vegetación, cuerpos de agua, suelo desnudo, etc.). En general, la elección de las áreas responde al conocimiento del terreno por parte del investigador o bien a referencias bibliográficas (fotografías aéreas, mapas temáticos, etc.). Luego, las áreas se digitalizan en forma de vectores sobre la imagen, estos son agrupados según la o las clases de cobertura de interés, conformando así el conjunto de entrenamiento.

En la sección 4.1.1 se describe el método para obtener un conjunto de áreas con grados de pureza y que responden a clases como vegetación, suelo, construcciones y agua. De ese conjunto se seleccionan aquellos pixeles que contengan más del 85% de abundancia de una determinada clase (endmember), o pureza, en el pixel. Los pixeles seleccionados se reagrupan en cinco grandes clases: impermeable (techos de residencias que incluyen teja, loza, loza con recubierta radiante, techos de fábricas, pavimentos de casco urbano sin presencia de vegetación y playas de estacionamiento), árboles, herbáceas (cercanas y distantes al río), cuerpos de agua y suelo desnudo (se evitaron muestras en áreas que presentaban dimensiones regulares ya que podían corresponder a zonas con cultivo intensivo). Del conjunto total de áreas conocidas se seleccionó un 65% para entrenar a los algoritmos de clasificación y el resto se dispuso para realizar la validación.

En la segunda etapa se selecciona un procedimiento matemático, o algoritmo, para adjudicar cada uno de los pixeles de la escena a alguna clase previamente establecida. En este punto, la bibliografía consultada (Angiuli, E. & Trianni, 2014; Patel, N. et al 2015) recomienda la aplicación de algoritmos de clasificación sobre imágenes en valores de reflectancia y normalizadas. Como se dijo anteriormente, las imágenes presentan datos en unidades llamadas Nivel Digital (ND) las cuales deben ser convertidas a los valores físicos reales e independientes de condiciones atmosféricas, es decir a valores de reflectancia de superficie. El método de conversión más utilizado convierte los NDs a sus correspondientes valores de reflectancia mediante la corrección de las ganancias de los sensores, desplazamiento o desviación (offset), la irradiancia solar y el ángulo solar zenith. Luego debe realizarse la corrección atmosférica propiamente dicha (Chavez, 1996).

En esta parte del preprocesamiento de las imágenes multispectrales se ha procedido de la siguiente manera: para el caso de los datos provenientes de la misión Landsat se cuenta con la galería completa y disponible en línea en la plataforma Google Earth Engine (GEE)¹⁷. La plataforma ofrece datos de los sensores TM, ETM+ y OLI (nivel L1T) corregidos atmosféricamente, y expresados en valores de reflectancia a Tope de Atmósfera aplicando los coeficientes publicados en Chander (2009). Las escenas se presentan como mosaicos ortorectificados compuestos por escenas en períodos de 8 días, 30 días o un año. La primera composición se realiza considerando el primer día del año hasta el octavo y continuando hasta cubrir los 360 días del año. En cada período se presenta el pixel más reciente como valor de la composición.

En el caso de las imágenes SPOT 5 (nivel 2A), estas cuentan con la corrección radiométrica por lo que solo se corrigen atmosféricamente utilizando el módulo FLAASH (Spectral Science, Inc & Air Force Research Labs) disponible en ENVI (ITT; Guo & Zeng, 2012).

Las imágenes satelitales seleccionadas (ver sección 4.1.3.2) en valores de reflectancia a Tope de Atmósfera (TOA) se normalizan y se construye un vector de índices de diferencias normalizadas (NDSV) según las bandas disponibles (6 bandas en Landsat TM, 6 bandas en Landsat OLI y 4 bandas en SPOT).

El NDSV es un vector compuesto por todas las combinaciones de bandas posibles siguiendo la expresión:

$$NDSV_{ij} = (b_i - b_j) / (b_i + b_j)$$

donde b_i y b_j son los pares de bandas de cada imagen

Del total de combinaciones posibles y, por ende de elementos, se excluyen 15 ya que cada uno presenta el valor negativo de otra combinación. De esta forma los pixeles adoptan valores entre -1 y 1. Los índices obtenidos equivalen por ejemplo al Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada, también conocido como NDVI por sus siglas en inglés, utilizado para estimar la cantidad, calidad y desarrollo de la vegetación con base a la medición de la intensidad de la radiación de ciertas bandas del espectro electromagnético que la vegetación emite o refleja (e. g. bandas 4 y 3 en Landsat TM). Otros ejemplos son, el Índice de Agua de Diferencia Normalizada (NDWI) donde se combinan las bandas 4 y 2, y el Índice de Edificaciones de Diferencia Normalizada (NDBI) combinando las bandas 4 y 5, entre otros.

Como se ha mencionado anteriormente en este trabajo se emplea la plataforma GEE que, además de ofrecer en línea imágenes Landsat, permite realizar cálculos sobre dichas matrices de datos obteniendo un vector NDSV por cada imagen. En el caso de SPOT también se prepara el nuevo vector pero utilizando la calculadora de bandas disponible en ENVI.

¹⁷ <https://earthengine.google.com/>

Luego del preprocesamiento de las imágenes multispectrales, se realiza la clasificación supervisada. Nuevamente, en el caso del procesamiento de las imágenes Landsat se hace uso de los clasificadores disponibles en la plataforma GEE. Del total de algoritmos se han utilizado tres: Classification and Regression Tree (CART, Breiman et al, 1984), Random Forest (Breiman, 2001) y Support Vector Machine (SVM, Burges, 1998). Los tres clasificadores son considerados sistemas expertos debido a que permiten determinar, de forma no paramétrica, relaciones estadísticas entre muchas capas de datos y reducirlas a decisiones binarias (Angiuli, E. & Trianni, 2014; Luo, J. 2014; Patel, N. et al, 2015). Las imágenes del sensor SPOT se clasifican utilizando el algoritmo SVM disponible en la plataforma ENVI¹⁸ (Kernel type: polynomial, degree: 2, Pyramid levels: 0; Thershold: 0,01).

Finalmente, la tercera etapa denominada validación incluye la aplicación de técnicas que describen el grado de error a través de índices que resumen la información como las matrices de confusión o los Índices derivados de la matriz. En este trabajo se calculan estadísticos que evalúan el grado de precisión de las clasificaciones obtenidas como Exactitud global y coeficiente Kappa. El primero se calcula como el número de unidades clasificadas correctamente, sobre el número total de unidades consideradas. El coeficiente de exactitud global se obtiene sumando los elementos de la diagonal de la matriz de clases reales y clases asignadas y divididos por el Total de observaciones. Los valores del índice oscilan entre 0 y 1, siendo 1 el valor que indica una mejor clasificación. El coeficiente Kappa es un estadístico de medida de la diferencia entre la exactitud lograda en la clasificación y la chance de lograr lo mismo con una clasificación correcta con un clasificador aleatorio (Cogalton & Green, 2009).

En la figura 4 se sintetiza la cadena de procesamientos realizado.

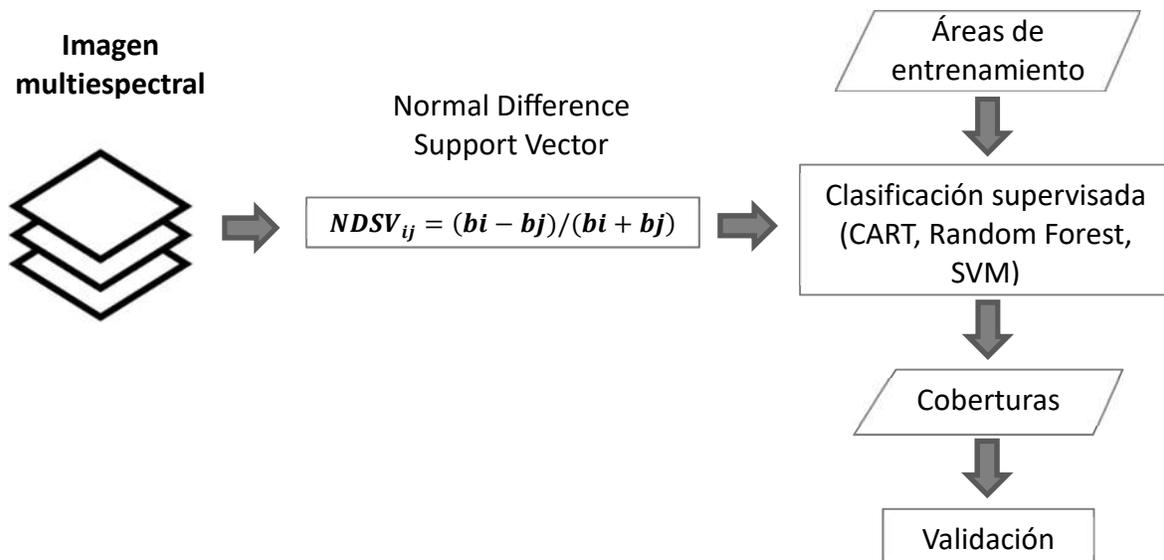


Fig. 4: Esquema de obtención de coberturas a partir de imágenes multispectrales.

¹⁸ <http://www.exelisvis.com/docs/BackgroundSVM.html>

Luego, del preprocesamiento y la clasificación de las imágenes, se seleccionan aquellas coberturas agrupadas como construcciones y que denotan mayor impermeabilidad. Para ello, se binarizan las capas obtenidas por año adoptando el valor de 0 si es permeable y 1 en el caso de impermeable. Posteriormente, se estudia la variación de la superficie impermeable para cada partido y a lo largo de 30 años (1985 - 2015). Esta última parte del procesamiento de los datos (corte de capas, reclasificación y cálculo de área) se realiza con el programa ArcGIS 10.0 (ESRI).

4.1.3 Materiales

4.1.3.1 Hiperespectrales

La imagen hiperespectral a utilizar es un producto del sensor Hyperion del satélite Earth Observing 1 (EO1)¹⁹. La imagen cuenta con 242 bandas que cubren la región espectral desde los 0,357 a 2,576 μm con 0,01 μm de ancho de banda. La resolución espacial del sensor es de 30 m; el ancho de las escenas es de 7,7 km y su largo es de 42 km, con una escena opcional de 185 km de largo.

La imagen del sensor Hyperion a procesar fue adquirida el 9 de julio de 2004 y se descargó el nivel de procesamiento 1L, en formato GeoTIFF (L1GST). Luego fue traducida a valores de radiancia y corregida atmosféricamente utilizando el módulo FLAASH del programa ENVI (ITT)²⁰. Posteriormente se realizó la corrección geométrica según método del vecino más cercano implementado en ENVI.

4.1.3.2 Multiespectrales

Los datos multiespectrales utilizados corresponden a escenas obtenidas por los sensores Landsat 5 TM, Landsat 8 OLI y SPOT 5. A continuación se los describe brevemente:

Landsat

Las imágenes fueron obtenidas por las misiones Landsat 5 y 8 que cuentan con los sensores Thematic Mapper (TM) y Operational Land Imager (OLI), respectivamente.²¹ El primero de ellos fue lanzado en el año 1985 y dejó de funcionar en 2012. El segundo fue lanzado 2013 y continúa activo. Todas las imágenes a utilizar se encuentran en la galería de productos disponibles en el sitio Google Earth Engine (GEE)²², particularmente se seleccionan las composiciones en valores de reflectancia a Tope de Atmósfera (TOA)²³.

¹⁹ La misión Earth Observation (EO1) fue lanzada en 2000 y finalizó en enero de 2017. <https://eo1.usgs.gov/>

²⁰ <http://www.exelisvis.com/docs/hyperionvegetationanalysisutorial.html>

²¹ <http://landsat.usgs.gov/>

²² <https://earthengine.google.org/>

²³ Las composiciones fueron calculadas con escenas nivel L1T ortorectificadas.

GEE es un sitio en línea que ofrece una interfaz de trabajo para diseñar cadenas de procesamiento de imágenes multispectrales a fin de extraer múltiples coberturas. Mediante la interfaz *explorer* se ha seleccionado una imagen por año prefiriendo las correspondientes a los meses de junio a agosto que corresponde a los meses secos de la región. Las imágenes para el período de 1985 a 2011 provienen del sensor Landsat TM. Dado que la misión Landsat 5 tuvo fallas a mediados del 2012 no se encontraron escenas óptimas para ser procesadas. Por último, en el período de 2013 a 2015 se utilizan escenas de la misión Landsat 8.

SPOT (Satellite Pour l'Observation de la Terre)

La serie de satélites fue desarrollada por el Centro Nacional de Estudios Espaciales de Francia (CNES) en colaboración con Bélgica y Suecia. Su principal misión es la exploración de los recursos terrestres, el monitoreo de las actividades humanas y los fenómenos naturales. Particularmente SPOT 5 fue lanzado en 2002 y lleva a bordo los instrumentos de detección HRG (High Resolution Geometric), HRS (High Resolution Stereoscopic), Vegetation 1 y 2 y Doris (Doppler Orbitography and Radio-positioning Integrated by Satellite).

En Argentina el organismo encargado del registro y distribución de imágenes SPOT es la Comisión Nacional de Actividades Espaciales (CONAE) dependiente del Ministerio de Ciencia y Tecnología e Innovación Productiva²⁴. En la tabla 1 se presenta un resumen de las imágenes utilizadas en este trabajo.

Tabla 1: Escenas utilizadas

Sensor	Fecha	Resolución espacial (m)	Resolución temporal (días)	Resolución espectral (nm)	Área cubierta (Km)
Landsat TM*	1985 – 2011	30	16	B1: 450-520 B2: 520-600 B3: 630-690 B4: 760-900 B5: 1550-1750 B7: 2080-2350	185 x 170
Landsat OLI*	2013 – 2015	30	16	B1: 430-450 B2: 450-510 B3: 530-590 B4: 640-670 B5: 850-880 B6: 1570-1650 B7: 2110-2290	185 x 170
SPOT 5	09/07/2012	10	26	B1:500-590 B2: 610-680 B3:780-890 B4: 158-1750	60 x 60
	29/11/2013	10 y 5			
	01/05/2014				
	23/12/2014				

*Solo se enlistan las bandas que serán utilizadas en este estudio.

²⁴ <http://www.conae.gob.ar/index.php/espanol/>

La figura 5 presenta las áreas de cobertura de cada sensor intersectan con la zona de estudio.

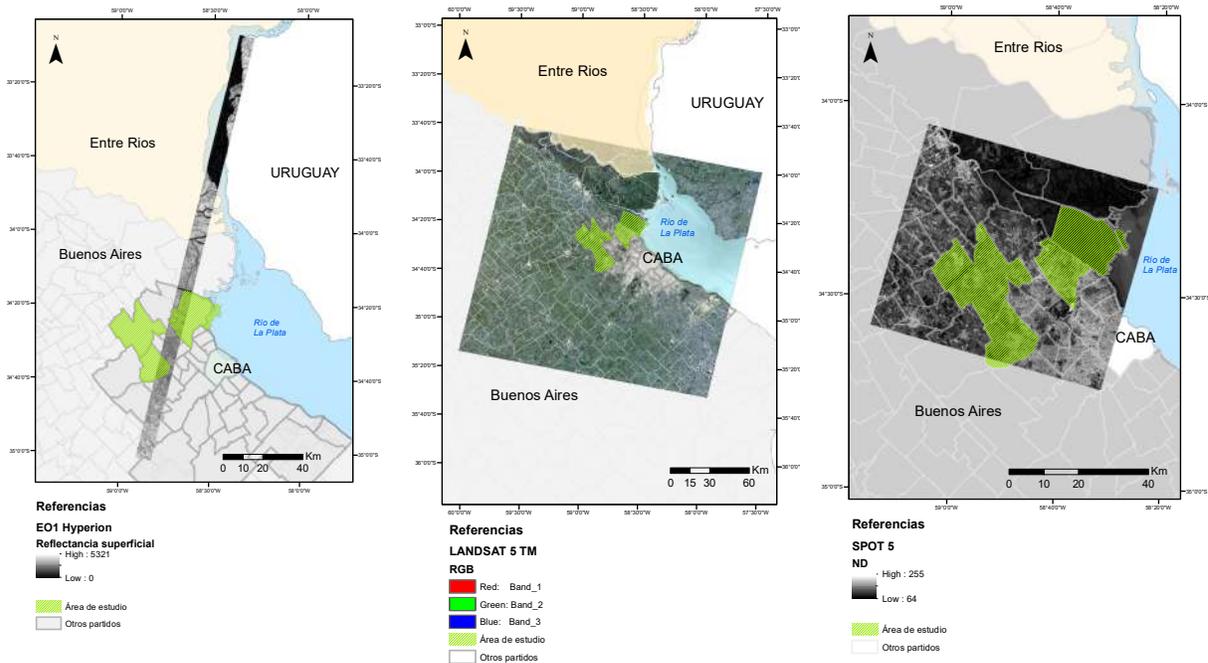


Fig. 5: Cobertura de barrido de las imágenes EO1 Hyperion, Landsat y SPOT.

La imagen EO1 cubre parcialmente los municipios de Moreno y Tigre pero no a Pilar. Dado que los materiales de construcción presentes en los tres municipios son similares se utiliza toda la imagen para determinar los pixeles correspondientes a los materiales puros que dan cuenta de las áreas urbanizadas de estas zonas. En el caso de Landsat se seleccionan imágenes que cubren totalmente los municipios. Para el procesamiento de imágenes SPOT fue necesario seleccionar solo aquellos pixeles de entrenamiento que se superponían a la imagen completa.

4.2 Resultados

4.2.1 Tratamiento de la imagen hiperespectral

En este bloque se presentan los resultados obtenidos luego de aplicar el conjunto de algoritmos presentados en la sección anterior.

Según la bibliografía consultada (Beck, R. 2003; Petropolis, et al 2012) se removieron las bandas no calibradas (1–7; 58–76; 77–78; 225–242). En la imagen Hyperion, el espectrómetro VNIR tiene 70 bandas de las que solo 50 están calibradas, mientras que el espectrómetro SWIR presenta 148 bandas calibradas de 172 bandas. Las 198 bandas calibradas cubren el espectro desde los 426 a 2395 nm. Asimismo, las bandas 77 y 78 también fueron eliminadas porque tienen un valor bajo de SNR y se superponen con las bandas 56 y 57, respectivamente.

Posteriormente, se realizó una revisión manual y se detectaron bandas con franjas verticales que también fueron eliminadas (bandas: 54 - 57, 79 – 84, 98-100, 119-133, 165-194, 201 -202, 210-211, 214, 221-242).

Luego de quitar las bandas con ruido quedan un total de 128 bandas. La figura 6 presenta ejemplos de firmas espectrales de áreas conocidas que presentan coberturas de vegetación, suelo desnudo y techo de chapa.

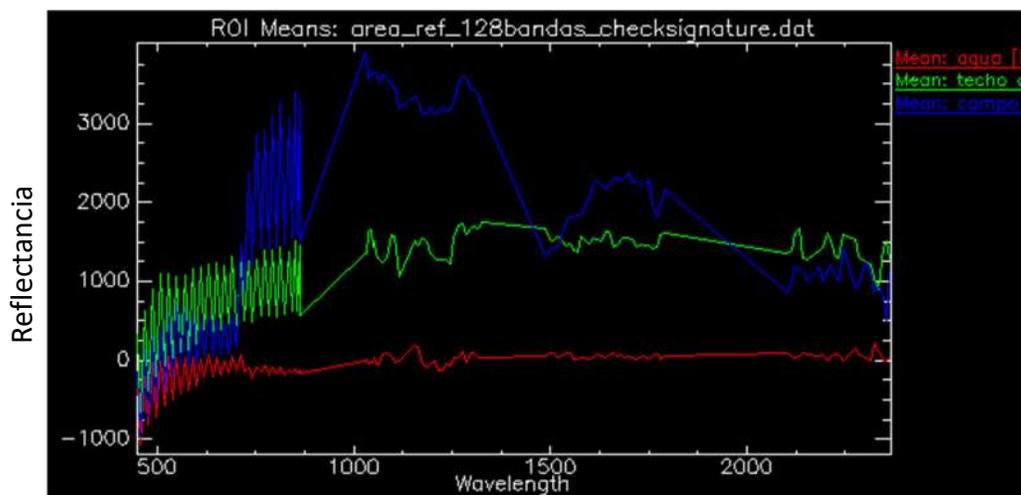


Fig. 6: Firmas espectrales de áreas de referencia.

Entre las longitudes de onda 425 y 870 se observan valores incoherentes entre bandas consecutivas. Por ello, se opta por remover aquellas bandas, con valores mínimos respecto de la consecutiva, que pueden generar confusión en diferenciación de objetos. Luego de esta última remoción quedan 103 bandas para procesar. En la figura 7 se presentan las firmas espectrales de las mismas zonas conocidas luego de la remoción.

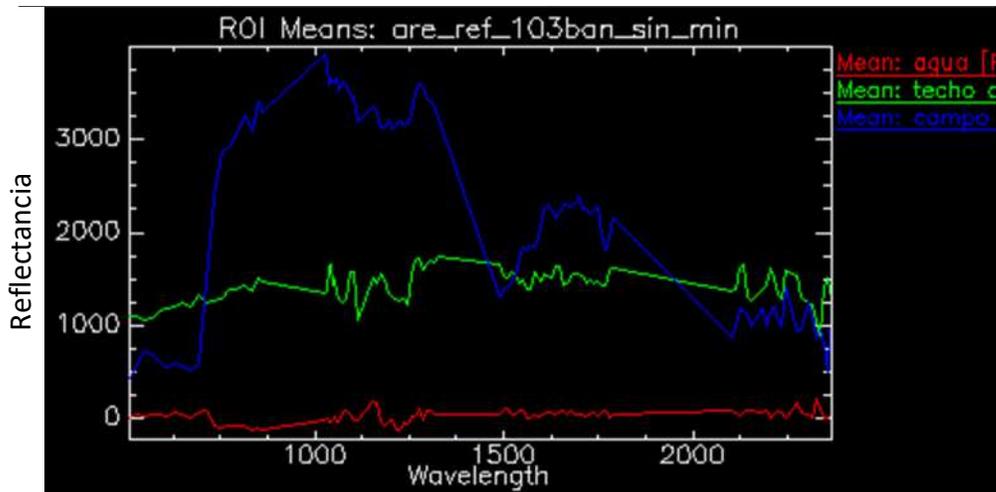


Fig. 7: Firmas espectrales de áreas de referencia luego de la extracción.

Por último, si bien las imágenes de los sensores de Hyperion se encuentran corregidas geométricamente se realizó un ajuste espacial dado el desfase observado con respecto a las imágenes multispectrales (Método polinomial de grado 1, RMS Error: 0,21).

4.2.2 Estimación de abundancias según Desmezclado Espectral Lineal

En esta sección se presentan los resultados del desmezclado de la imagen hiperespectral obtenidos luego de aplicar los algoritmos previamente descriptos. Los mismos se encuentran desarrollados en los entornos Hypermix y ENVI. Dado que las dimensiones de la imagen Hyperion exceden la memoria admitida por el programa Hypermix se optó por seccionar la imagen de forma que cubran la zona correspondiente a los municipios de Moreno y Tigre. En el caso de los algoritmos implementados en ENVI (PCA +SMACC y Spectral Hourglass) se procesó la imagen completa.

La tabla 2 a continuación resume las métricas de comparación obtenidas en las cadenas de procesamiento que identificaron endmembers y generaron mapas de abundancia.

Tabla 2: Métricas según procesamientos.

Procesamientos	Moreno			Tigre		
	RMSE			RMSE		
	mínimo	máximo	promedio	mínimo	Máximo	promedio
VD (3) + OSP + FCLSU ^a	0	395,9	37,8	0	457,8	37,9
VD (5) + OSP + FCLSU ^a	0	395,9	37,8	0	457,8	37,9
PCA(3) + NFINDR + FCLSU ^a	$1,8 \times 10^{-13}$	3271,4	459,6	$2,1 \times 10^{-14}$	450,7	36,4
PCA(5) + NFINDR + FCLSU ^a	$1,47 \times 10^{-12}$	652,9	39,1	$2,45 \times 10^{-10}$	7170,7	441,4
PCA(8) + NFINDR + FCLSU ^a	$8,4 \times 10^{-13}$	873,6	24,2	$1,86 \times 10^{-11}$	1600,7	88,9
PCA(12) + NFINDR + FCLSU ^a	$2,3 \times 10^{-11}$	323,197	9,44	$2,3 \times 10^{-11}$	410,9	12,3
	Imagen completa					
Spectral Hourglass Workflow ^b	0	9788,24	49,75			

Referencias: a) Hypermix software; b) ENVI ITT.

Todos los procesos realizados con el programa Hypermix tuvieron 9 iteraciones. Del total de cadenas de procesamiento probadas se encuentra que la cadena de procesos PCA – NFINDR –FCLSU, permitió variar el número de iteraciones para identificar endmembers. Esas modificaciones obtuvieron valores de RMSE de 9,4 y 36,4 por lo que se consideran los mapas de abundancia conseguidos para proceder a la identificación de clases de coberturas con endmembers encontrados. En el caso del proceso Spectral Hourglass se encuentra que el valor de RMSE es de 49,75. Considerando que cubre una mayor superficie, con potenciales endmembers que tal vez no estén presentes en los sectores de Moreno y Tigre, se decide analizar los mapas de abundancia obtenidos a fin de asignarle a los endmembers alguna clase de cobertura.

Cabe mencionar que Hypermix tiene implementados otros algoritmos para la obtención de endmembers tales como IEA e ISRA para la obtención de los mapas de abundancia, sin embargo al ejecutar las cadenas los resultados fueron nulos.

En el caso del proceso PCA – SMACC, se encuentra que las abundancias por endmember encontrado no superan el 85%. Esto indica que la técnica no logra discriminar píxeles con una pureza tal que permita luego calcular abundancias predominantes. Por ello, los resultados de esa cadena no se incluyen en la selección de patrones conocidos.

4.2.2.1 Clases identificadas como endmembers

En esta sección se presentan los resultados de la identificación de endmembers y su asociación a clases de coberturas como construcciones, vegetación, suelo desnudo y agua con sedimentos. Tanto las firmas espectrales como los mapas de abundancia fueron útiles para identificar en una primera instancia la correspondencia entre las firmas y las coberturas extraídas. En el anexo 1 se presenta el total de endmembers extraídos con cada técnica.

Luego, se validaron los resultados seleccionando aquellos pixeles que presentaban más de un 85% de “pureza” en los mapas de abundancia de cada endmember. Los mismos fueron transformados a formatos vectoriales (SHP y KML) para calcular el porcentaje de aciertos utilizando una imagen de alta resolución de referencia ofrecida en las imágenes históricas de Google Earth.

A continuación se presentan los resultados de la validación por endmember para los procesamientos que contaron con los valores de RMSE más bajos (Tabla 3).

Tabla 3: Resumen de validación

Proceso	Endmember	Cantidad de pixeles	Ha (>85%)	Construido	Vegetación	Suelo desnudo	Agua con sedimentos	Construido %	Vegetación %	Suelo desnudo %	Agua con sedimentos %
Spectral Hourglass Wizard	1	1708	153,72	143,19	0,18	10,17	0,18	93,15	0,12	6,62	0,12
	2	780	70,11	0,72	69,39			1,03	98,97	0,00	0,00
PCA-NFINDR-FCLSU Moreno	2	10	0,90	0,90	-	-	-	100,00	-	-	-
	8	213	19,17	-	19,17	-	-	-	100,00	-	-
PCA-NFINDR-FCLSU Tigre	0	18	0,09	-	0,09	-	-	-	100,00	-	-
	1	55	5,13	0,36	4,77	-	-	7,02	92,98	-	-
	6	227	19,08	-	-	19,08		-	-	100,00	-
	10	3	0,27	-	-	-		100	-	-	-

De los resultados obtenidos se encuentra que la cadena de Spectral Hourglass presentó un total de 9 endmembers de los cuales solo el primero y el segundo fueron asociados, con altos porcentajes de coincidencia, a coberturas como construcciones y vegetación.

Luego la combinación de PCA – NFINDR –FCLSU permite obtener 12 endmembers, dada la reducción de componentes principales aplicada. En la zona de Moreno, el endmember 2 y el 8 se asocian a construcciones y vegetación respectivamente. En la zona de Tigre, los endmembers asociados a vegetación fueron el 0 y el 1, el 6 se asocia a suelo desnudo y el 10 a áreas construidas

Los demás endmembers no presentan un alto porcentaje de pertenencia a una clase en particular.

Según los resultados las clases Construido y Vegetación son las que se distinguen claramente utilizando los diferentes procesamientos. En el caso del suelo desnudo se estima que los errores de clasificación se deben a las diferentes composiciones y al laboreo del mismo al momento de toma de la imagen de referencia.

4.2.3 Clasificación utilizando imágenes multiespectrales

La clasificación supervisada fue realizada empleando los polígonos correspondientes a las áreas con abundancias mayores según los endmembers seleccionados como materiales de construcción y vegetación. Del total de la superficie cubierta por dichas polígonos se toma el 65% como áreas de entrenamiento, el porcentaje restante será utilizado para validar los resultados. Para balancear las superficies de entrenamiento se agregan las clases de suelo desnudo y agua según la galería de imágenes históricas de referencia de alta resolución que presenta el Google Earth. Luego de generar las capas vectoriales se las transforma a regiones de interés compatibles con las plataformas ENVI y Google Earth Engine (GEE), *EVF* y *Fusion Table*, respectivamente.

Tal como se anticipó, el conjunto de imágenes Landsat 5 y 8 se procesan en la plataforma en línea GEE, en tanto que las imágenes SPOT 5 se procesan con el programa ENVI. En la tabla 4 se presenta un resumen de las métricas empleadas para evaluar la clasificación supervisada realizada con las imágenes de las misiones Landsat.

Tabla 4: Índices de evaluación para la clasificación de las imágenes de la misión Landsat

Año	Índice de evaluación		Año	Índice de evaluación	
	Exactitud global (%)	Kappa		Exactitud global (%)	Kappa
1985	92,44	0,80	2000	92,37	0,83
1986	88,86	0,64	2001	93,26	0,85
1987	90,65	0,70	2002	94,33	0,87
1988	90,27	0,69	2003	96,41	0,92
1989	89,01	0,64	2004	95,18	0,89
1990	90,42	0,71	2005	95,33	0,89
1991	93,38	0,80	2006	96,14	0,91
1992	92,21	0,76	2007	94,38	0,88
1993	90,46	0,75	2008	96,14	0,91
1994	-	-	2009	94,38	0,88
1995	94,47	0,83	2010	95,32	0,89
1996	91,8	0,78	2011	93,70	0,85
1997	91,31	0,77	2013	92,28	0,83
1998	91,19	0,80	2014	91,92	0,82
1999	94,97	0,88	2015	94,33	0,87

En el caso del año 1994 no se ha encontrado una imagen libre de nubes por lo que se ha optado por no incluir ese dato en la secuencia. Por otro lado, en el año 2012 no se ha contado con imágenes porque la misión Landsat 5 TM había finalizado y la misión Landsat 8 OLI se encontró operativa recién en el 2013.

Cabe aclarar que las métricas para los años 1985 a 1997 se calcularon con un conjunto menor de áreas conocidas de entrenamiento y de validación debido a que las obtenidas con el método de desmezclado databan del 2004. Del conjunto original se seleccionaron aquellos polígonos quedaban superpuestos a capas de usos de suelo oficiales cuyo registro incluye datos de 1977²⁵. Dicha capa cuenta con polígonos clasificados como: *Centralidad Rango 1 y 2, Corredor Comercial Principal, Residencial de Alta Densidad e Industrial Exclusivo y Mixto*, entre otros.

Esta selección más específica, de áreas de entrenamiento para las imágenes de los primeros 12 años, ha permitido obtener porcentajes de exactitud global entre 88,86% y 96,41% para la clase impermeable. En el caso de los coeficientes Kappa se observa que los resultados para los años 1985 a 1997 presenta valores más dispersos (0,83 – 0,64) en tanto que entre los años 1998 2015 los valores son más homogéneos (0,80 – 0,92)(ver Anexo 2: matrices de confusión).

A modo de reflexión se pueden decir que la técnica de desmezclado arrojó áreas de entrenamiento muy útiles para la clasificación supervisada pero que no pueden utilizarse en su totalidad para imágenes anteriores a esa fecha. De esta forma la información vectorial auxiliar histórica ha sido de gran utilidad para discriminar los píxeles puros en zonas con un mayor grado de urbanización o impermeabilización previos a la captura del sensor hiperespectral.

En el procesamiento de las imágenes SPOT también se analizó la separabilidad entre las clases elegidas considerando los valores del vector NDSV en SPOT. La métrica utilizada da una idea del grado de aciertos que se pueden esperar en la clasificación y del grupo de bandas más idóneo. Los valores oscilan entre 0 y 2, donde a mayor valor corresponderá una mayor separabilidad, y por tanto, una mayor esperanza de bondad de la clasificación. Para calcular la separabilidad espectral entre pares de clases, el software ENVI emplea las distancias Jeffries-Matusita y la Divergencia Transformada. Los resultados indican que se recomienda realizar la clasificación utilizando las cuatro bandas de diferencia normalizada (ver Anexo 3).

En la tabla 5 se presenta un resumen de las métricas empleadas para evaluar la clasificación supervisada realizada con las imágenes SPOT (ver Anexo 4).

²⁵ <http://sig.gobierno.gba.gov.ar/urbasig/>

Tabla 5: Índices de evaluación para la clasificación de las imágenes SPOT

Año	Índice de evaluación	
	Precisión global (%)	Kappa
09/07/2012	85,95	0,69
29/11/2013	81,70	0,60
01/05/2014	91,26	0,80
23/12/2014	87,60	0,72

De acuerdo a la bibliografía consultada, la evaluación de la precisión de las coberturas impermeables depende exclusivamente de las muestras de validación. Según los resultados obtenidos se estima que las diferencias de precisión se vinculan a la falta de información sobre las muestras (de entrenamiento y validación) posteriores a 2004 ya que no es posible diferenciar las firmas espectrales de los materiales impermeables viejos de los nuevos (Gao, F. et al, 2012; Luo, J. et al, 2014; Estoque y Murayama, 2015). Por estas razones se deberá incrementar las muestras en el periodo posterior a 2004 y considerar el desagregarlas en base a firmas espectrales tomadas en terreno.

4.2.4 Cálculo de las áreas impermeables en el área de interés.

El cálculo de la superficie de las áreas impermeables se realiza aplicando los siguientes geoprocesos:

- binarización de las imágenes: en este procedimiento se realiza una reclasificación considerando a las construcciones como superficies impermeables (valor de pixel=1) y a las demás clases (árboles, herbáceas, agua y suelo desnudo) como permeables (valor de pixel=0).
- reagrupación cada tres años tomando como impermeable solo los pixeles que en los tres casos fueron detectados como impermeables. Esto último se realiza para disminuir las diferencias de precisión de las clasificaciones obtenidas.
- cálculo de superficie según las áreas de interés.

En el caso de SPOT también se redimensiona la imagen (resolución espacial 10m), según el método del vecino más cercano, para que sea compatible con la secuencia de resultados provenientes de Landsat (resolución espacial 30m).

En la tabla 6 se presentan los resultados de superficie impermeable en el área de estudio y el porcentaje relativo de crecimiento por período.

Tabla 6: Impermeabilización en el área de estudio

Período	Moreno		Pilar		Tigre	
	Superficie (km ²)	Aumento relativo (%)	Superficie (km ²)	Aumento relativo (%)	Superficie (km ²)	Aumento relativo (%)
1985 – 1987	4,3	-	2,6	-	10,8	-
1988 – 1990	4,4	2,0	2,7	3,3	12,0	10,3
1991 – 1993	13,9	214,2	7,2	170,4	21,1	76,6
1995 – 1997	18,4	32,3	10,1	39,4	27,0	27,6
1998 – 2000	35,5	92,7	23,8	136,8	40,0	48,5
2001 – 2003	42,5	19,4	31,7	33,0	46,6	16,4
2004 – 2006	46,5	9,5	35,8	12,9	48,4	3,8
2007– 2009	49,8	7,1	40,1	12,2	51,8	7,2
2010 – 2012	52,5	5,4	43,4	8,2	54,5	5,1
2013 – 2015	57,6	9,7	49,2	13,4	57,9	6,3

Nota: En el año trienio 2010 - 2012 se utilizan tres imágenes, dos de la misión LANDSAT (TM) y una SPOT. En el año trienio 2013 - 2015 se utilizan cinco imágenes, tres de la misión LANDSAT (OLI) y dos SPOT

Según los resultados se observa que en los tres municipios, el aumento de la impermeabilización del suelo es continuo a lo largo del período evaluado. El incremento global de superficie impermeabilizada es de 13 veces para Moreno, 19 veces para Pilar y 5 veces para Tigre.

Por otro lado, en los tres casos los trienios que indican un incremento mayor en la ocupación del suelo pertenecen a la década del '90. Particularmente en 1991-1993 se observan incrementos de más del 150% para Moreno y Pilar, en tanto que hacia finales de la misma década en Pilar se registran nuevos incrementos del mismo orden. La bibliografía consultada (Carballo, 2002; Svampa, 2001; Lombardo, 2003) indica que los datos son consistentes con los registros de nuevos barrios privados y *clubes de campo* sobre todo en el municipio de Pilar.

En la figura 8 se presenta un gráfico con los incrementos totales de superficie impermeabilizadas por trienio para cada municipio.

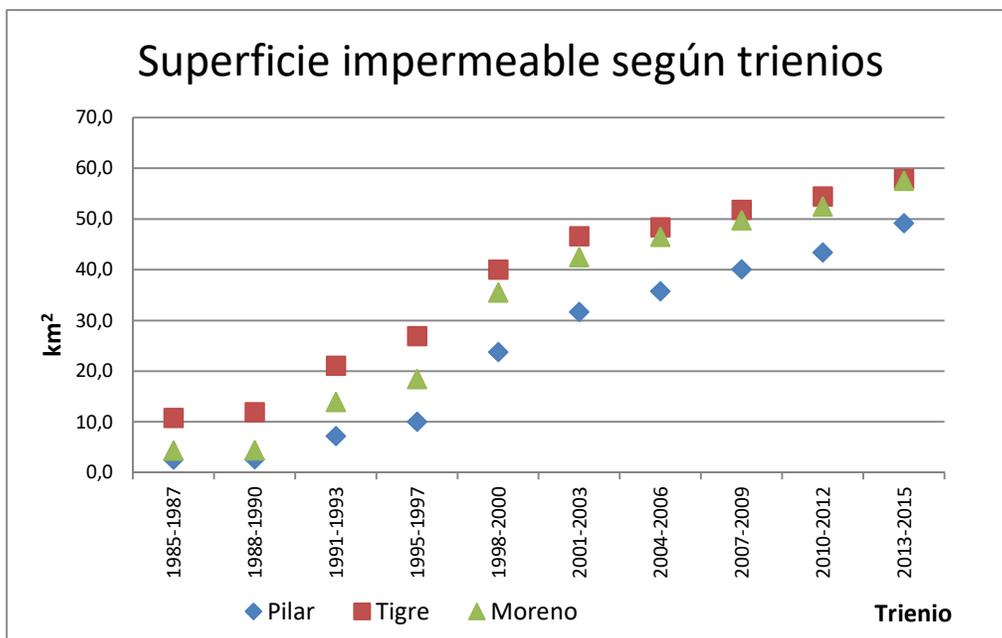
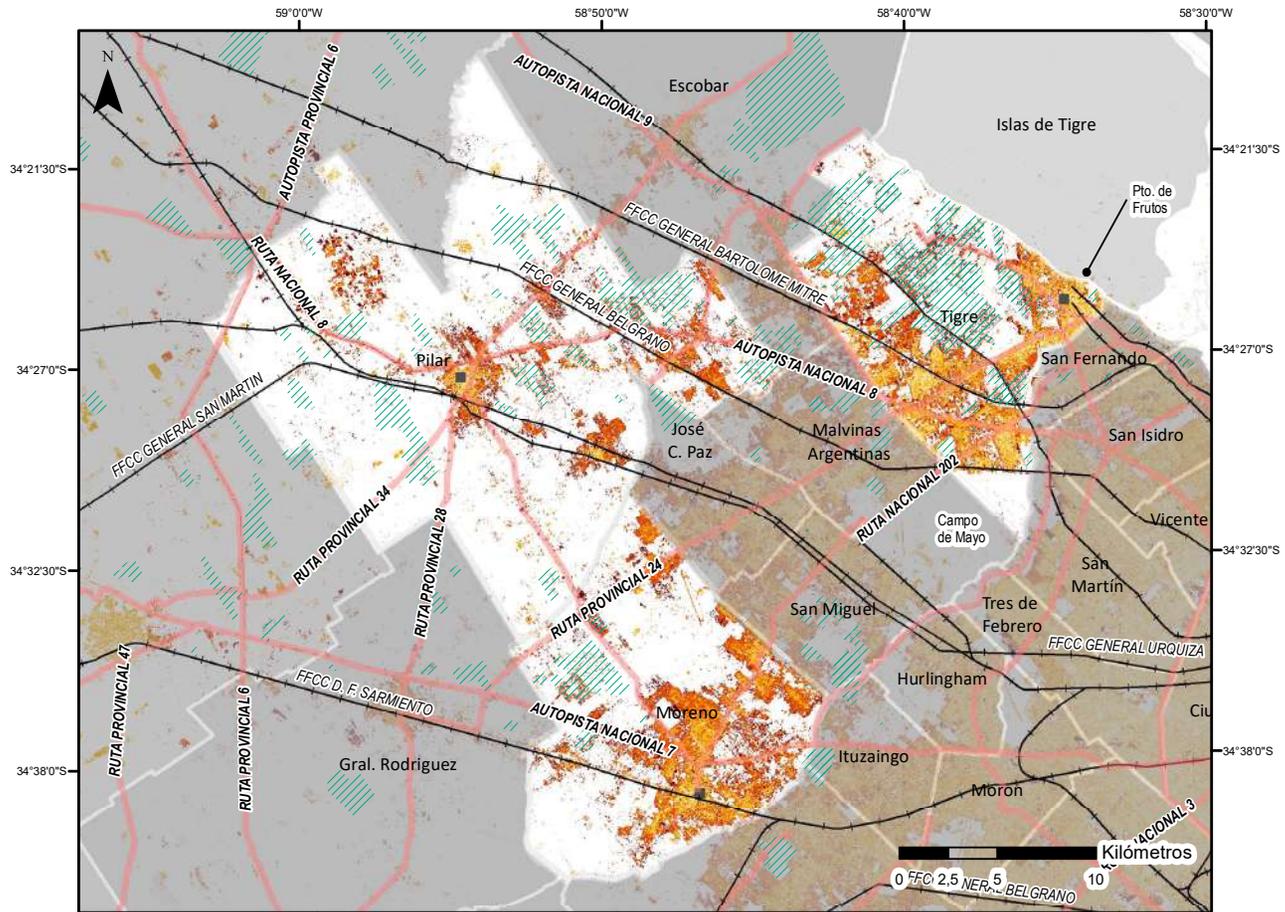


Fig. 8: Superficie impermeable en el período de 1985-2015.

La figura 8 indica que durante todo el período estudiado la superficie impermeabilizada en Tigre es mayor que la de Moreno y ambos son mayores a la de Pilar. Desde el primer trienio hasta el 2001-2003 esa diferencia entre Tigre y los demás partidos es clara, a partir de esa fecha las superficies construidas de Tigre y Moreno son similares. La situación es consistente con los orígenes de cada partido, en el caso de Tigre la presencia del puerto, luego la construcción de vías de comunicación y la localización de industrias fomentaron la residencia de pobladores. En el caso de Moreno tanto las vías del ferrocarril como la autopista Nacional 7 (Acceso Oeste), ruta obligada hacia la región cuyana, fueron los principales atractores de los pobladores.

Los datos graficados presentan una tendencia logarítmica pero, teniendo en cuenta de que solo se trata de un período de solo 30 años, y que son partidos de grandes superficies, pueden esperarse superficies de impermeabilización superiores. En la figura 9 se presenta el mapa de la superficie impermeable en el área de estudio por trienio.



Referencias

- | | |
|------------------------------|---------------------------|
| Área impermeable por trienio | ■ Casco histórico |
| 1985-1987 | —+— Red Ferroviaria |
| 1995-1997 | — Red Vial |
| 2004-2006 | ▨ Urbanizaciones cerradas |
| 2013-2015 | ■ Otros municipios |
| | □ Área de estudio |

Fuente: Elaborado en base a información propia, IGN y el Min. de Gob. de la Prov. de Bs. As.

Fig. 9: Crecimiento de las áreas impermeables en la zona de estudio.

En el caso de Pilar se encuentra que hay tres centros que se expanden: Pilar centro, Derqui en el eje central y Del Viso en el este, dada su localización lindera a las vías de los ferrocarriles San Martín y Belgrano Norte que finalizan su recorrido en la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA). Este dato es coherente con los textos consultados que indican procesos de densificación en los denominados partidos dormitorio, es decir que se trata de población que trabaja en CABA y reside en el conurbano (Carballo, 2002). En tanto que desde el este hacia el oeste aparecen nuevos centros a la vera del ramal Pilar que se conecta a la autopista Panamericana. En el sector este se concentraron las urbanizaciones cerradas en tanto que el oeste se consolidó el área industrial del partido. En el extremo suroeste se observan grandes zonas vacías sin áreas de impermeabilización significativa. Esto último coincide con la localización de productores hortícolas, aún presentes en el partido.

En el caso de Moreno también se observa una expansión urbana pero aglomerada en comparación con Pilar. La mayor compactación se observa en el sector sureste en línea con la ruta provincial N° 23 que conecta a Moreno con el partido de San Miguel que presenta una mayor infraestructura comercial y de servicios (Vicente, D. 2007). A su vez en el sureste también se observa un incremento de la compactación en torno a las vías del ferrocarril Sarmiento y la Autopista Nacional N° 7 (Acceso Oeste). Cabe destacar que ambas vías conectan partidos más alejados como Gral. Rodríguez o Luján con la CABA. En el sector oeste, entre ambas vías, también se observan nuevas urbanizaciones. Hacia el norte se observan grandes vacíos sobre los que actualmente se desarrollan las actividades hortícolas y florícolas. En la zona sur oeste se observa otro vacío que coincide con El parque municipal Dique Ingeniero Roggero que incluye la Reserva Municipal Los Robles, el Museo de Sitio F. Muñiz y los humedales que rodean al embalse Lago San Francisco.

Finalmente en el partido de Tigre se observa el crecimiento de las áreas impermeables en el sector oeste en torno a la Autopista Panamericana y su ramal Pilar (Autopista Nacional N° 9 y N°8, respectivamente), en dichas zonas se localizan las actividades industriales y residenciales. Asimismo sobre la costa lindante al delta del Paraná se observa la presencia de otro centro de interés administrativo y turístico como lo es el Puerto de Frutos. Por otro lado en el sector suroeste se observa un vacío que coincide con el área del predio de Campo de mayo que pertenece al partido de Tigre. En el sector centro y norte se observan pocas zonas impermeabilizadas, en esta zona se localizan principalmente urbanizaciones cerradas como *clubes de campo* y *megaemprendimientos* que proponen espacios para la práctica de deportes al aire libre (hipismo, golf, actividades náuticas).

En los anexos 5 a 7 se presentan los mapas ampliados para cada municipio.

5 Caracterización de las urbanizaciones periurbanas

En la literatura existen múltiples métodos de análisis postclasificadorio de datos de observación de la tierra. Los mismos se centran en identificar áreas espectralmente homogéneas en base a estadísticos clásicos y/o robustos. Particularmente, el análisis de las urbanizaciones es una de las líneas de investigación que hace uso de imágenes de alta resolución espacial para la identificación de objetos con gran nivel de detalle. Entre las técnicas de clasificación más populares se encuentran los métodos contextuales (Contextual Classification, Richards y Jía, 2006) que incluyen técnicas de segmentación (Tarabalka, et al., 2010) y otras que han incorporado técnicas de clasificación como Support Vector Machine (Spatial Contextual SVM, Li, C.H. et al., 2012). Otro conjunto de métodos robustos se basa en la textura, forma y otros atributos espaciales (Morphological profiles, Benediktsson et al., 2005; Xu, H. 2007), Algorithm Area Built Up (Gamba, P. et al., 2012).

Sin embargo, el estudio de la organización del espacio urbano, considerándolo como un sistema complejo que emerge por la presencia de grupos sociales y su interacción, requiere de métodos que permitan analizar comportamientos no lineales. Particularmente, el borde del ambiente urbano, el periurbano, presenta un paisaje productivo y social altamente heterogéneo: explotaciones hortícolas y florícolas, avícolas, apícolas y ganadería marginal; extracción de tierra para la construcción, establecimientos industriales agrupados y dispersos, áreas residenciales de distintos tipos (barrios cerrados y *countryside*, asentamientos informales y villas), centros comerciales y administrativos de distintas jerarquías. Dicho territorio cumple funciones económicas de producción y abastecimiento de materias primas y elaboradas al resto de la ciudad, y funciones sociales como el lugar de residencia y trabajo de sectores socialmente muy diferenciados (Crojethovich & Barsky, 2012). La pugna constante por el desarrollo de cada una de esas actividades permite inferir que el entendimiento de su dinamismo deba realizarse con herramientas multiescala capaces de analizar el todo y sus partes a lo largo del tiempo.

En ese sentido, desde la geografía y el urbanismo desde la década del '80 intenta modelizar el dinamismo de las configuraciones posibles del espacio ocupado aplicando conceptos de fractalidad (Buzai & Baxendale, 2011). El concepto de fractalidad se introduce hacia 1982 por Mandelbrot y se utiliza principalmente para el estudio de estructuras irregulares y fragmentadas que se repiten a diferentes escalas, esta característica se denomina autosimilitud. Es decir que, si se observa un objeto con diferentes niveles de acercamiento sus características geométricas se preservan. El estudio de diferentes configuraciones indica que se pueden distinguir fractales perfectamente autosimilares (determinísticos) y fractales cuya autosimilitud es aleatoria (no determinísticos), estos últimos generalmente se encuentran en la naturaleza.

Uno de los indicadores de la fractalidad de un objeto es la dimensión fractal (D) que es el valor que expresa el grado de irregularidad y fragmentación del o los objetos desde un punto de vista geométrico. El cálculo de D en superficies bidimensionales presenta

valores entre 0 y 2. Aquellas superficies con valores de D cercanos a 0 indicarían estructuras puntuales distribuidas de forma no continua. En el otro extremo se encontrarían las estructuras lineales y areales que ocupan espacios bidimensionales incompletos pero continuos y estables (Buzai & Baxendale, 2011).

Los resultados de los diferentes grupos de investigación indican que el promedio de D global de diferentes ciudades de Europa y Estados Unidos es de 1,7 (Batty & Xie, 1994, Shen, 2002; Alfasi & Portugali, 2004). En el caso de la Región Metropolitana de Buenos Aires (RMBA), el trabajo de Buzai y Baxendale (2011) indica que la dimensión fractal global de la zona de transición urbano rural para 1991 era de 1,39 y en la zona aglomerada era de 1,62, es decir que, presentaba una composición heterogénea y sin llegar a niveles máximos de compactación.

En este capítulo se presenta el análisis espacial a través de la geometría fractal para el caso del crecimiento urbano de tres municipios de la RMBA en el período de 1985 a 2015. Para lograr este objetivo se contará con la cobertura impermeable, obtenida en la primera etapa de trabajo y se calculará la dimensión fractal (Falconer, K. J., 2003; Encarnação, et al., 2012) de subáreas de alrededor de 1km^2 a fin de obtener los tipos de urbanizaciones típicas de zonas en proceso de expansión. Finalmente, se evalúa la dimensión fractal (D) promedio actual para cuatro de los principales uso de suelo por partido y el grado de cambio a lo largo de los últimos 30 años.

5.1 Metodología

5.1.1 Cálculo de la Fractalidad

La técnica a utilizarse para el cálculo de la dimensión fractal es la de conteo de cajas o Box Counting. El método incluye los siguientes pasos:

1. Se cubre el área de estudio con una grilla de N_i celdas de lado L_i (Fig. 10)

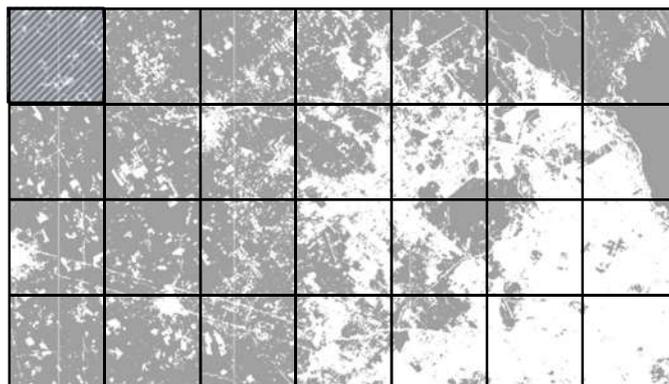


Fig. 10: Grilla del área de estudio.

2. Se determina el total de celdas necesarias para cubrir el objeto de estudio.
3. Se genera una grilla cada vez más estrecha con números decrecientes de celdas ($N_1 > N_2 > \dots > N_n$) de tamaño de lado decreciente ($l_1 > l_2 > \dots > l_n$) contándose las cantidades de celdas necesarias para el cubrimiento en cada caso ($\sum N_1 > \sum N_2 > \dots > \sum N_n$). (Fig. 12)

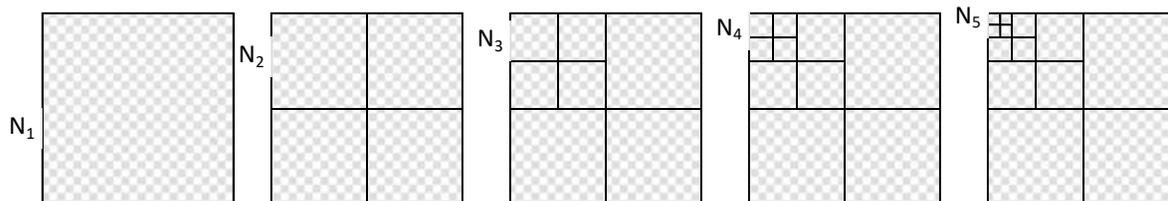


Fig. 11: Esquema de cajas.

4. La dimensión fractal se obtiene graficando $\sum N_i$ "ocupados" en función del logaritmo de l . El valor de la pendiente de la curva con el signo invertido es el resultado de la dimensión fractal para el área evaluada.

La aplicación del algoritmo requiere que las capas de las coberturas impermeables tengan un formato de matriz binaria de 0 y 1 (0= permeable, 1= impermeable). En este caso se utilizan las matrices resultantes de la fusión por trienio de imágenes clasificadas provenientes de los sensores TM, OLI y SPOT 5.

El tamaño de la celda para el cálculo de la dimensión fractal (D) se adopta siguiendo el texto de Encarnaçao y otros (2012). En dicho trabajo se realiza un procedimiento para elegir el valor óptimo de longitud de L de cada celda que maximice los posibles valores de D , tanto en las celdas como a nivel global cubriendo el área de estudio, y el número máximo de iteraciones realizables por el método de *Box Counting*. Teniendo en cuenta que el objeto de estudio es el mismo que el de Encarnaçao y otros (2012) se utilizan celdas de lado $L = 960\text{m}$ (aproximadamente 1km) que incluyen un total $32 \times 32\text{px}$ (resolución espacial= 30m) y que contempla 5 iteraciones. El algoritmo de cálculo de D se desarrolla en el lenguaje Octave²⁶ que es de distribución libre y gratuita.

Como se ha mencionado anteriormente, la dimensión fractal (D) da una idea de auto organización pero aún no es posible saber cuál o cuáles configuraciones posibles encierra ese valor de D . En el trabajo de Encarnaçao y otros (2012) se indica que el número total de configuraciones, con dimensión D , es la entropía microcanónica (S) para un dado D . el trabajo de Gaudiano (2015) demuestra que la función $S(D)$ es robusta en términos de L y que la definición de S depende del $\log_2(L)$. Por lo que la $S(D)$ para celdas de lado $=960\text{m}$ serían proporcionales a las de lado $=1000\text{m}$. Dicha unidad de análisis (1Km^2) garantiza la máxima variabilidad observada en D , es decir el carácter multifractal del sistema, y la buena definición de D en cada celda (al aumentar el número de iteraciones en el

²⁶ <https://www.gnu.org/software/octave/>

algoritmo de Box Counting la recta contará con más puntos por lo que la pendiente será más representativa). En consecuencia $S(D)$ y $S'(D)$ compartirán todos sus puntos singulares como los 0 de la n -ésima derivadas ($n=0,1,2,3,\dots$). Dichos valores máximos de la derivada de S resultan ser puntos equidistantes que determinan intervalos o regímenes de la entropía. Por esta razón también se adoptan los intervalos propuestos por los autores (Encarnacao et al., 2012, Gaudiano, 2015) y que han coincidido con los usos urbanos detectados para ciudades como Lisboa a los largo de 44 años. La figura 12 presenta un gráfico de variación de D vs S y los rangos de asimilables a grados de compactación de áreas urbanizadas.

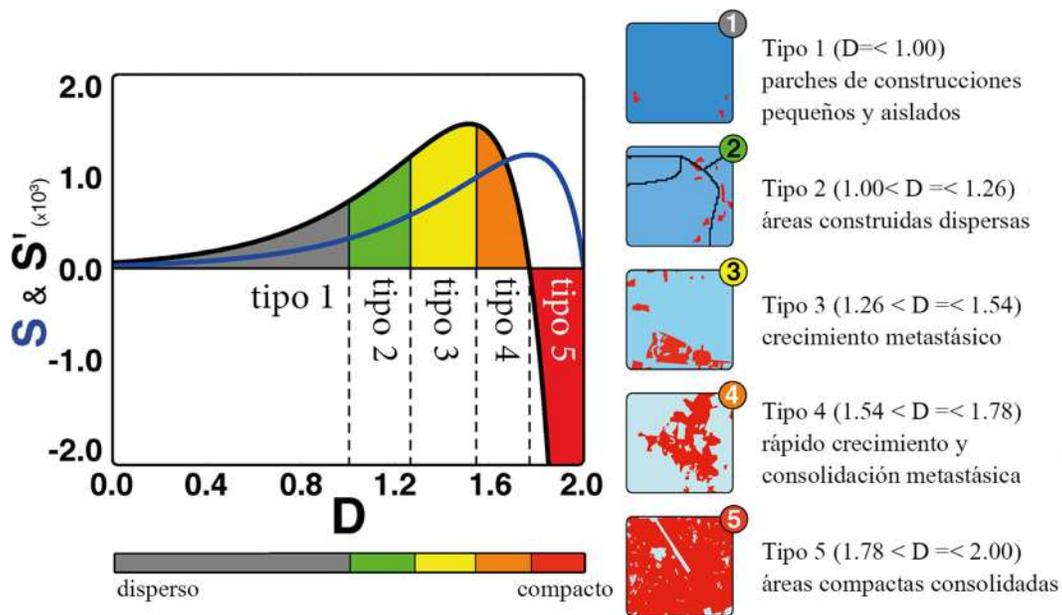


Fig. 12: Regímenes de entropía (traducido de Encarnacao et al., 2012).

El gráfico presenta las regiones de S que en términos de regímenes urbanos se denominan Tipo 1 *Pequeñas construcciones aisladas* normalmente vinculadas a áreas rurales ($D \leq 1$), Tipo 2 *Construcciones dispersas* pero orientadas según las vías de comunicación ($1 < D \leq 1,26$), Tipo 3 *Crecimiento metastásico o descontrolado* típicos de zonas en expansión ($1,26 < D \leq 1,54$), Tipo 4 *Rápido crecimiento y consolidación metastásica* que admitirían nuevas construcciones para densificar o comunicar manzanas ($1,54 < D \leq 1,78$) y Tipo 5 *Áreas compactas y consolidadas* que difícilmente admitan nuevas construcciones ($1,78 < D \leq 2$).

Por otro lado en el trabajo de Gaudiano (2015) se plantea que los regímenes urbanos presentan grados de control: los dos primeros tipos son altamente controlables, el tercero aún es controlable, el cuarto es incontrolable y el último es controlable dado su alto nivel de compactación.

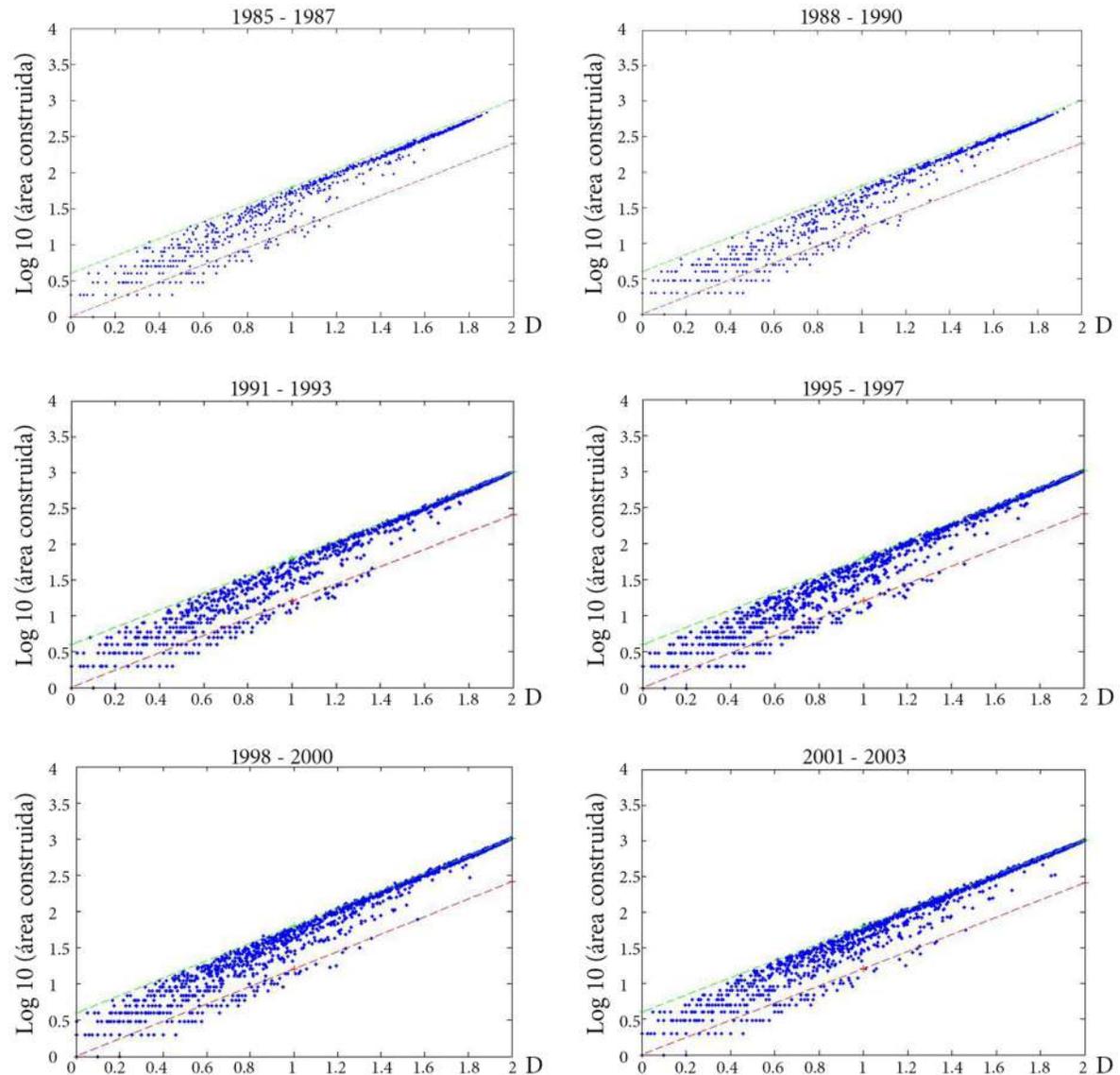
Asumiendo la idea de que "no se puede controlar lo que se desconoce", y puesto que la entropía $S(D)$ mide el grado de desconocimiento de lo que hay adentro de una celda con dimensión D , $S(D)$ puede interpretarse como una "medida de incontrolabilidad" del patrón

de área construida con dimensión D en una celda. La figura 12 muestra que la entropía (S') es muy baja en los dos primeros regímenes, lo cual indica que son altamente controlables y previsibles en el tiempo a su vez presentan pequeñas áreas construidas y dispersas. El 3er régimen da cuenta de niveles de entropía baja pero creciente, ello indica que aunque sea un estadio controlable, el descontrol se incrementa con el tiempo. El 4to régimen se asocia a la idea del máximo descontrol dado el alto y creciente valor de entropía. De hecho, $D=1.5$ indicaría un punto de "no retorno", en el que es extremadamente difícil intervenir el sistema. Esto es típico de las zonas de expansión descontrolada donde la oferta de servicios sanitarios (agua, luz, gas, cloacas, transporte, etc) es nula o insuficiente lo cual ocasiona posteriormente múltiples conflictos urbanos. En el 5to régimen la entropía decrece bruscamente, la controlabilidad de lo construido se incrementa mucho cada vez que el área se compacta, llegando al estado final de entropía nula ($S'(D=2)=0$), porque ya casi todo el espacio está ocupado y difícilmente cambie en el tiempo. Por todo esto, las áreas construidas que caen en el 3er y 4to régimen serían las prioritarias a intervenir urbanísticamente. Aunque de ambos regímenes, solo el 3er régimen tendría una alta probabilidad de intervención exitosa.

5.2 Resultados

5.2.1 Dimensión fractal

En este apartado se presentan los resultados del cálculo de Dimensión fractal (D) para la zona de estudio en el período de 1985 -2015. La figura 13 presenta los gráficos de Dimensión Fractal (D) vs Log de áreas construidas por trienio.



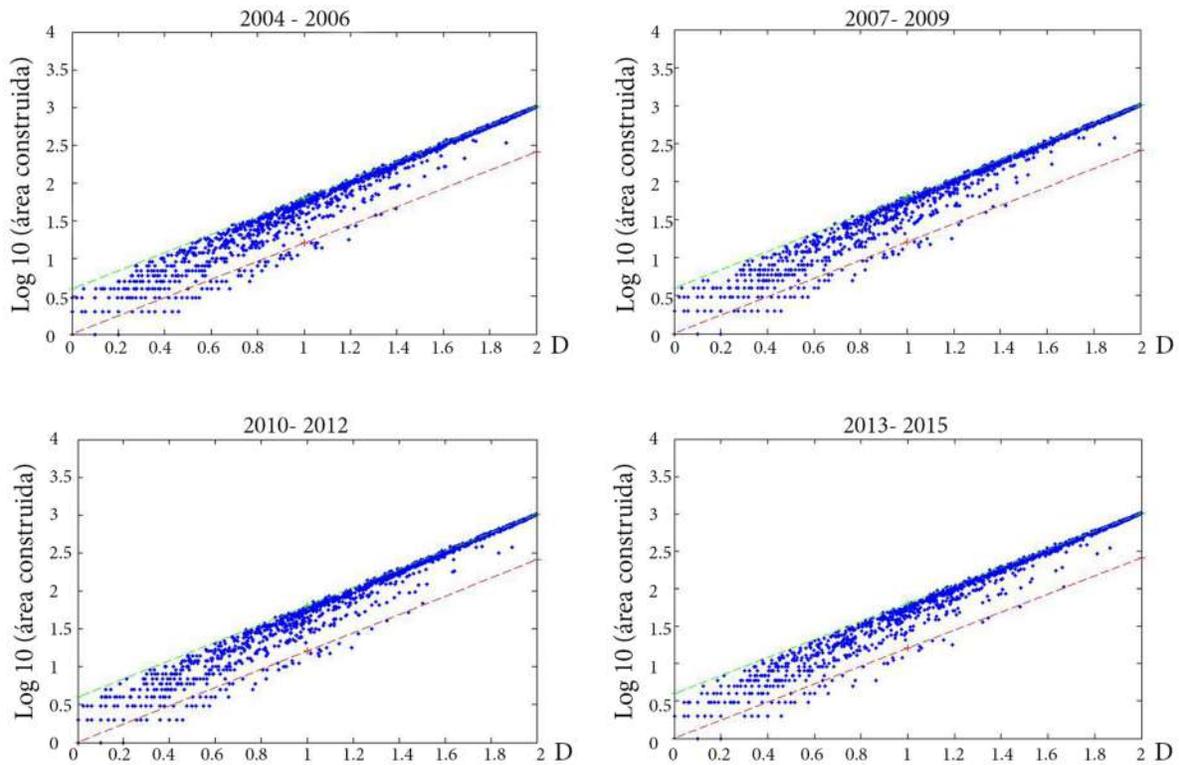


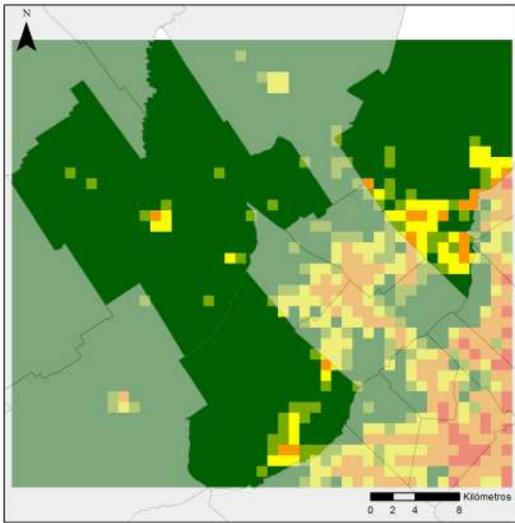
Fig. 13: Log de área construida vs Dimensión Fractal.

Como puede verse en el primer gráfico se observan puntos más dispersos en la zona de $D < 1$ lo cual indicaría la existencia de pequeñas construcciones aisladas a lo largo del área de estudio. También se observan otra concentración en torno a $1,6 < D < 1,8$ que indica la presencia de áreas en consolidación. Aquí cabe aclarar que la matriz de análisis incluye otros partidos vecinos que presentan otro grado de ocupación y de trayectoria en actividades comerciales como San Miguel y Morón.

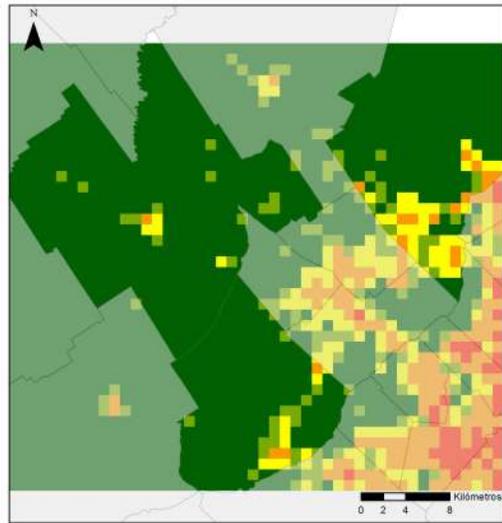
También se debe remarcar que en todo momento se presenta una gran abundancia de puntos con valores de D entre 1 y 1,8 valores típicos de zonas urbanas heterogéneas. Si bien, desde 1995 se observa que hay zonas con valores de D iguales a 2, es decir compactas, también ha aumentado el grupo en torno a 1.

La figura 14 presenta los mapas de Dimensión Fractal categorizados según los regímenes urbanos propuestos en Encarnaçao y otros (2012) y Gaudiano (2015), por trienio.

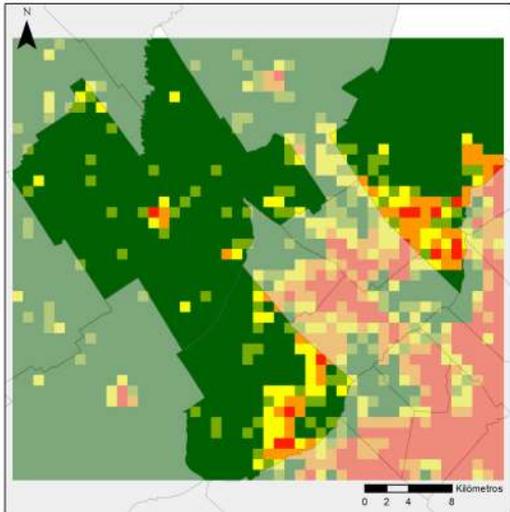
1985-1987



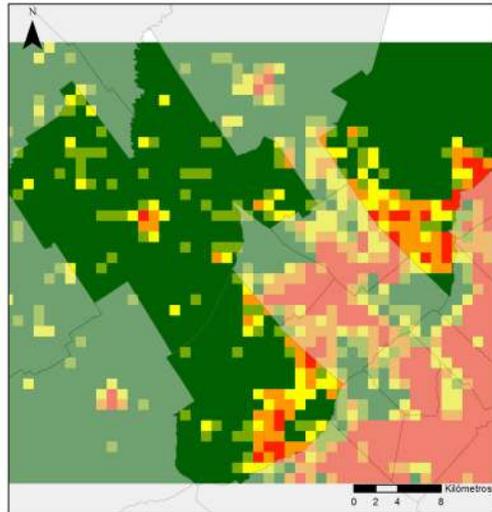
1988-1990



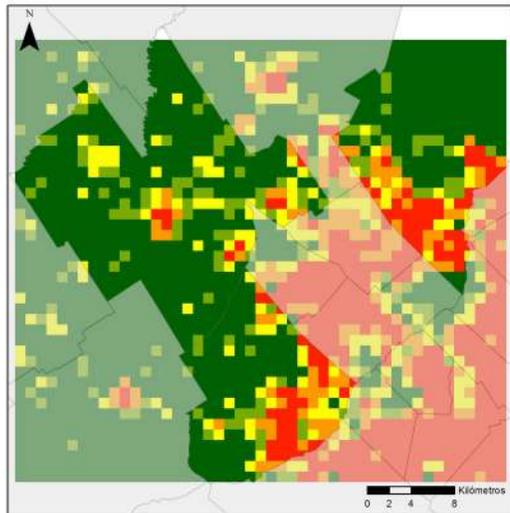
1991-1993



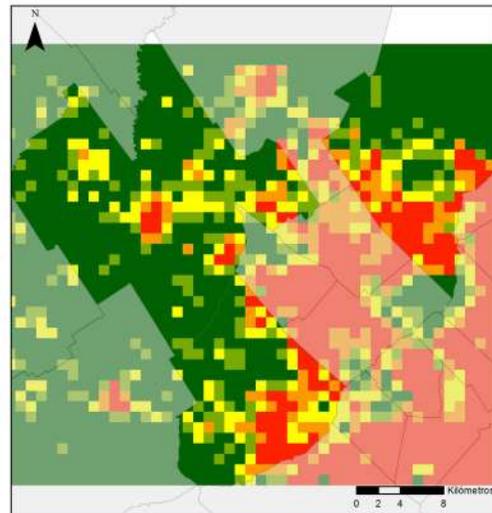
1995-1997



1998-2000



2001-2003



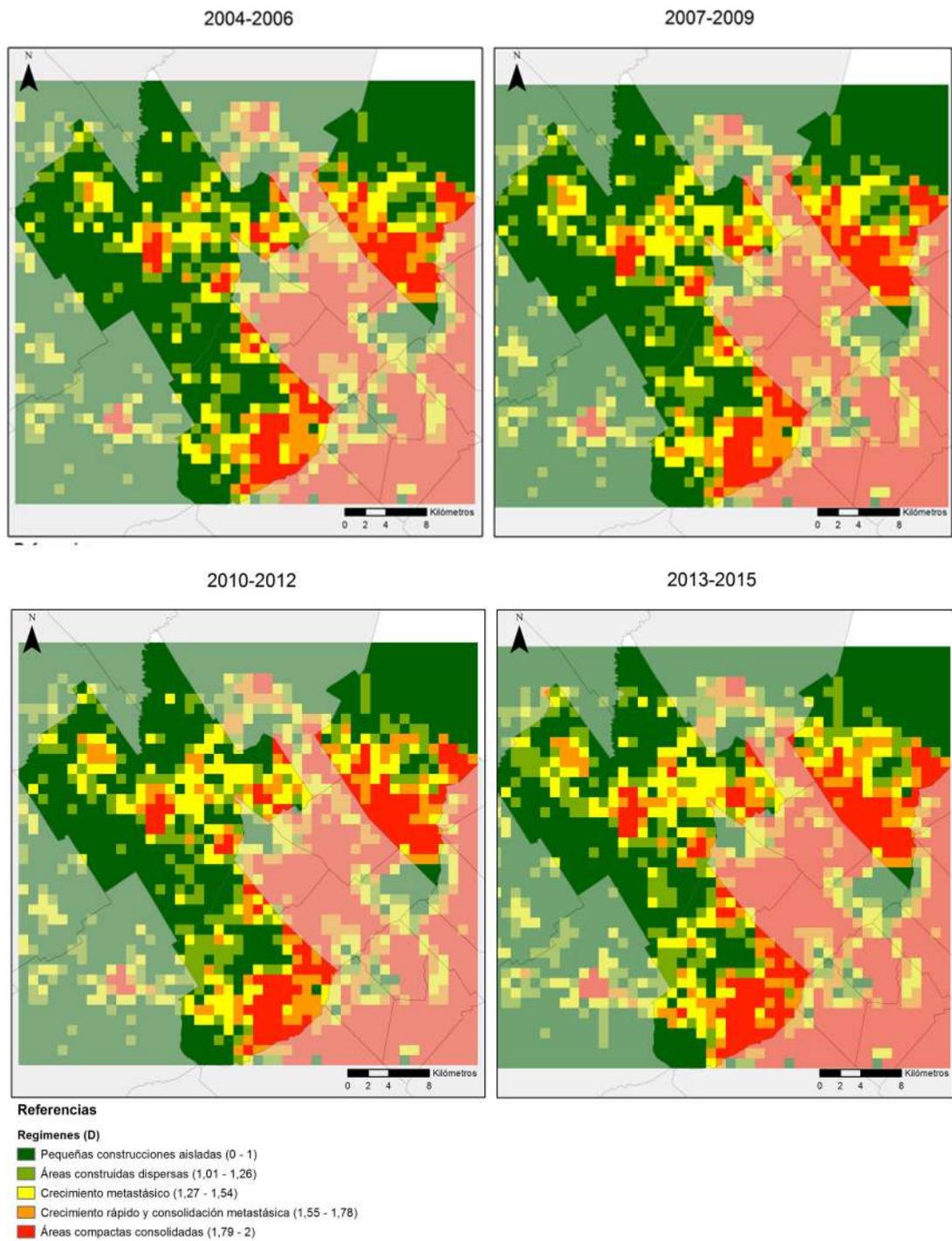


Fig. 14: Mapas de dimensión fractal por trienio.

En los mapas se observa claramente la evolución del D en función del tiempo sobre todo para los sitios alejados de los centros históricos de cada municipio.

En el trienio 1985 – 1987 el promedio de D para todo el territorio de Tigre es de 0,64 (Des. Est.= 0,59), para Pilar es de 0,16 (Des. Est.=0,32) y para Moreno es de 0,44 (Des. Est.= 0,46). En los tres, el grado de compactación promedio es bajo aunque en Moreno y Tigre se encuentran zonas en *Rápido crecimiento y consolidación metastásica*. Este resultado resulta coherente con la bibliografía consultada (Torres, 1993; Carballo, 2002; Svampa, 2001) que explica que hacia 1980 el proceso de expansión se detiene en el primer cordón iniciándose la consolidación. En el caso de Pilar el valor de D indica que se trata de un municipio con actividades rurales y su baja dispersión da cuenta de la homogeneidad del uso del suelo.

Por otro lado, en el trienio de 2013-2015 el promedio de D para Tigre es de 1,42 (Des. Est.= 0,47), para Pilar es de 0,96 (Des. Est.=0,52) y para Moreno es de 1,35 (Des. Est.= 0,51). Claramente el grado de compactación presenta un aumento respecto de 1985 -1987 y más zonas presentan regímenes urbanos en *Crecimiento metastásico y Consolidación metastásica*.

Hacia el 2013-2015, en Moreno claramente se observa un centro aglomerado que se densifica hacia el partido de San Miguel (ex partido de Gral. Sarmiento) y un nuevo área en *Rápido crecimiento y consolidación metastásica* en el oeste del partido sobre las vías férreas y el Acceso Oeste. En el caso de Pilar se observan tres centros residenciales compactos: el centro histórico, Derqui y Del Viso. En el caso de Tigre la compactación se localiza principalmente hacia el oeste de donde se asientan las actividades industriales y residenciales y luego en el este en la zona del puerto (las referencias geográficas se pueden visualizar en la Fig. 9).

En los últimos dos trienios, a diferencia de los anteriores, se observa una mayor presencia de áreas en *Crecimiento metastásico* que coincide con el asentamiento de las nuevas urbanizaciones en desmedro de las actividades rurales en partidos como Moreno y Pilar. En la figura 15 se presentan gráficos de distribución de los regímenes urbanos por partido en todos los trienios.

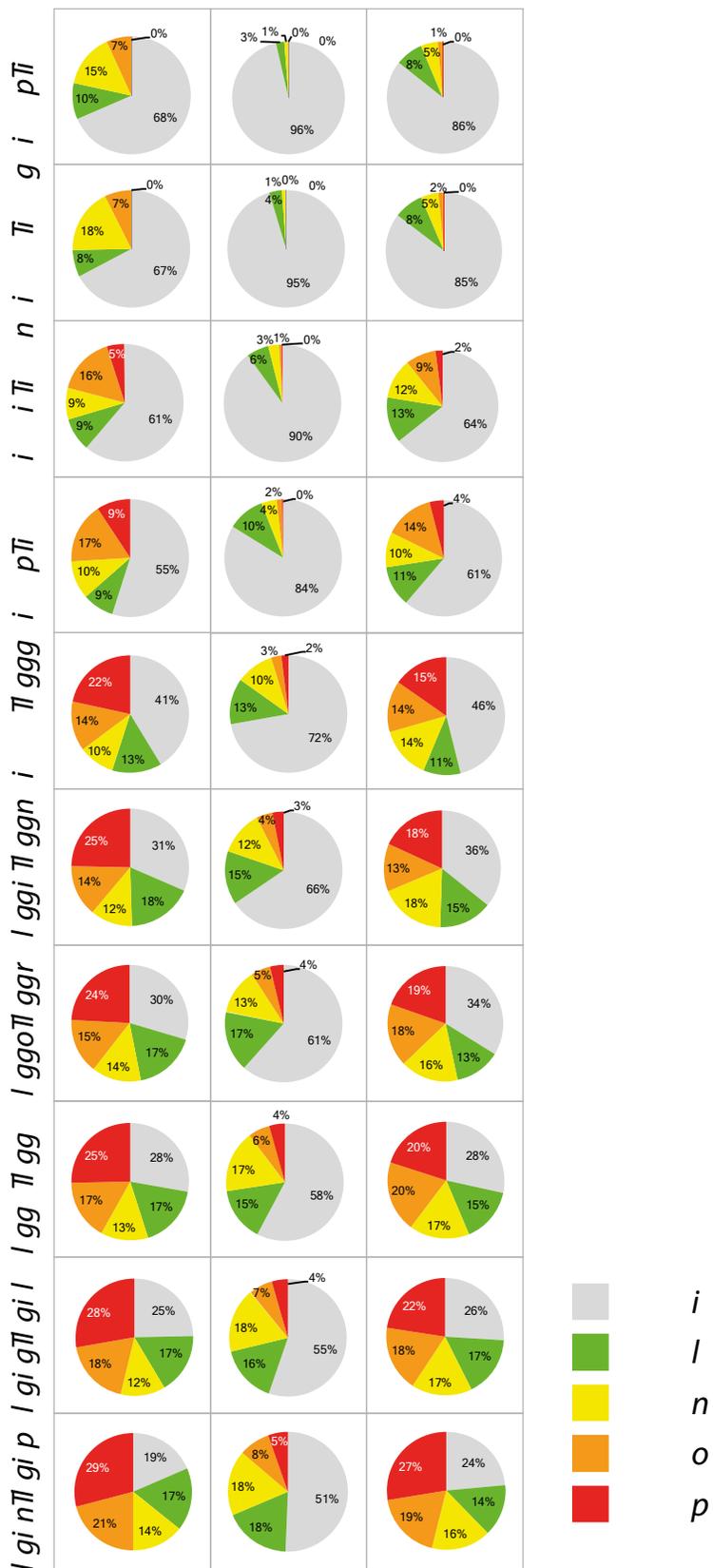


Fig. 15: Evolución de los regímenes urbanos en Moreno, Pilar y Tigre desde 1985 a 2015 por trienio.

Los resultados permiten observar los cambios de la configuración o la composición de regímenes urbanos a lo largo del tiempo en los tres partidos. En los casos de Tigre y Moreno hacia 1985-1987 más del 50% del territorio presentaba un régimen de pequeñas construcciones aisladas y en la actualidad ese porcentaje disminuye al 19% y 24%. Solo en el caso de Pilar se observa que el 51% del territorio aun presenta urbanizaciones de tipo 1.

En cuanto a las áreas compactas se observa que recién hacia 1991-1993 se identifican áreas consolidadas compactas, en todos los casos menor o igual a 5% del territorio. En tanto que en 2013-2015 para Tigre y Moreno ese porcentaje crece a más del 25%. A diferencia de estos últimos, Pilar presenta un área compacta que cubre solo el 5% del territorio.

Teniendo en cuenta el nivel de control posible en cada uno de los regímenes, Gaudio (2015) plantea que el régimen *Crecimiento rápido y consolidación metastásica* (D entre 1,55 y 1,78) es incontrolable. Según esta idea se puede observar que el porcentaje de territorio con dicho régimen crece abruptamente en el trienio de 1991 – 1993 tanto en Tigre como en Moreno. En cuanto al régimen urbano anterior *Crecimiento metastásico* (D entre 1,27-1,54), que aún es controlable, en Moreno su porcentaje aumenta en 1991-1993, en tanto que en Pilar recién ocurre en el trienio de 1998 - 2000.

Nuevamente, la herramienta da una idea de los pulsos de densificación y expansión ocurridos en los tres partidos producto del asentamiento de pobladores en torno a vías de comunicación o cercanos a las zonas industriales y luego los loteos indiscriminados por parte del mercado inmobiliario en áreas sin infraestructura prevista por las administraciones locales.

Dada la heterogeneidad de los usos de suelo presentes en el área de estudio, tales como las áreas residenciales, las urbanizaciones cerradas, las áreas industriales y las zonas de producción (Ministerio de Gobierno de la Provincia de Buenos Aires y del Ministerio de Minería y Energía). En este apartado se evalúa si cada tipo de ocupación puede ser asociado a un valor de Dimensión fractal actual y si las diferentes subáreas han presentado variaciones a lo largo del período estudiado.

En la figura 16 se presentan mapas de dimensión fractal (D) con la superposición de los principales usos de suelo: agrícola, urbanizaciones cerradas, industrial y residencial.

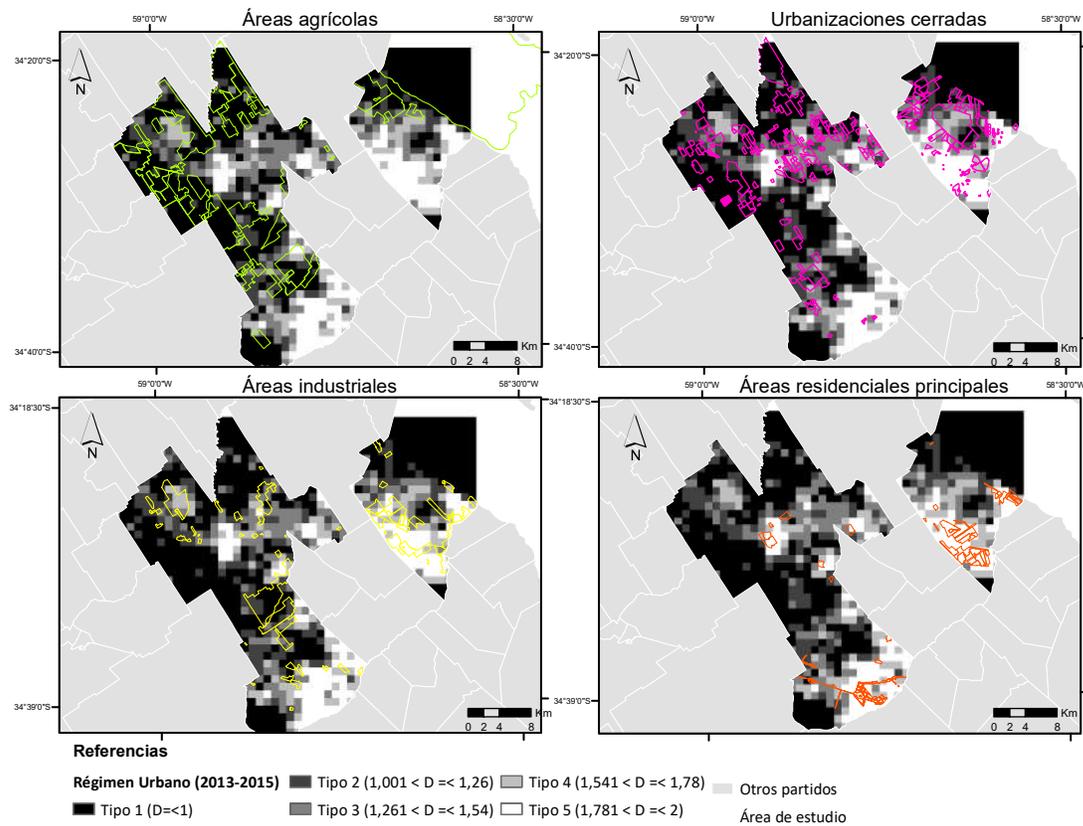


Fig. 16: Mapas de los diferentes usos de Suelo y los valores de D.

Respecto del uso Residencial se ha optado por hacer una subdivisión ya que se encuentran centros históricos residenciales de alta densidad y otros nuevos cuya densidad es media y baja.

Por ello, se han calculado los D promedio para cada subclase y los estadísticos indican que en Moreno el promedio de D para el uso residencial de alta densidad es de 1,80 (Des. Est.= 0,17), en Pilar es de 1,72 (Desv. Est.= 0,26) y en Tigre es de 1,91 (Desv. Est.= 0,04). Según el promedio de D y sus desvíos estándar tanto Moreno como Tigre presentan regímenes urbanos *Consolidados compactos* y homogéneos. En el caso de Pilar se observa que aun presenta un régimen urbano de *Rápido crecimiento y de consolidación metastásica*.

En cuanto al uso residencial de densidad media y baja se encuentra que en Moreno el promedio de D es de 1,54 (Des. Est.= 0,36), en Pilar es de 1,23 (Desv. Est.= 0,46) y en Tigre es de 1,38 (Desv. Est.= 0,44). De acuerdo a los regímenes de referencia, este uso de suelo en Moreno se encuentra en *Rápido crecimiento y consolidación metastásica* a diferencia de Pilar y Tigre que presentan un *Crecimiento metastásico*.

Teniendo en cuenta el grado de control que se podría ejercer sobre las regiones, los partidos de Pilar y Moreno presentan comportamientos incontrolables sobre los que la administración local debiera focalizar para optimizar la distribución de recursos y equipamientos en el territorio.

Los usos residenciales, pero de tipo privado, como las Urbanizaciones cerradas presentan los siguientes valores promedio de D: para Moreno 1,17 (Des. Est.= 0,19), en Pilar es de 0,87 (Desv. Est.= 0,56) y en Tigre es de 1,28 (Desv. Est.= 0,36). Según estos resultados se puede inferir que las urbanizaciones cerradas localizadas en Moreno presentan un régimen urbano de *Área construida dispersa* homogéneo. Cabe mencionar que la mayoría de los emprendimientos localizados en Moreno son de tipo barrio cerrado que en promedio tienen 0,096km² superficie construida o impermeabilizada.

En los casos de Pilar y Tigre, se encuentran que predominan clubes de campo y megaemprendimientos que ofrecen grandes predios para habitar y practicar múltiples actividades al aire libre. Esta característica explica que presenten un régimen urbano *Construido disperso* aunque heterogéneo en Pilar y *Crecimiento metastásico* en Tigre. Esta situación también es consistente con la bibliografía consultada que plantea que hacia inicios del 2000 se modificaron las propuestas inmobiliarias ofreciendo departamentos dentro de algunos de los emprendimientos, ello ocasiona nuevas situaciones de compactación de la configuración de las urbanizaciones cerradas. Del análisis de área construida o impermeabilizada se encuentra que en Pilar el promedio por emprendimiento es 0,082 km², en tanto que en Tigre es de 0,18 km².

Respecto al uso industrial se encuentra que en Moreno el promedio de D es de 1,16 (Des. Est.= 0,35), en Pilar es de 1,15 (Desv. Est.= 0,43) y en Tigre es de 1,70 (Desv. Est.= 0,36). En el caso de Moreno y Pilar se puede inferir que la zona presenta el régimen urbano *Áreas construidas dispersas*. Cabe señalar que la capa utilizada es la zona proyectada y habilitada para tal actividad, lo cual no quiere decir que actualmente se encuentre ocupada. A diferencia de estos dos partidos Tigre se encuentra en el régimen *Rápido crecimiento y consolidación metastásica* aunque por el valor de dispersión se infiere que varias zonas son consolidadas y compactas. Del análisis de área impermeabilizada en zonas industriales se encuentra que en Tigre, el promedio de superficie construida por polígono habilitado para tal actividad es de 0,5 km². En tanto que en Pilar y Moreno es de 0,14 km² y 0,13km², respectivamente. Como se ha mencionado en la introducción de los tres partidos el que más actividades industriales presenta es Tigre, a diferencia de Moreno que presenta unas pocas industrias y comercios mayoristas dispersos a lo largo de las vías de comunicación.

El uso agrícolas presenta los siguientes valores promedio de D: en el caso de Moreno 0,87 (Des. Est.= 0,44), en Pilar 0,63 (Desv. Est.= 0,43) y en Tigre 0,30 (Desv. Est.= 0,45). Si bien los tres partidos presentan áreas agrícolas, en estas zonas prevalece el régimen urbano *Pequeñas construcciones aisladas*. Los valores permiten inferir que las áreas agrícolas de Moreno presentan un mayor grado de impermeabilización y por ende de compactación. Ello es coherente con los datos de los censos y lo publicado por el propio municipio que promueven las actividades primarias y particularmente las que se realizan bajo cubierta como la floricultura. En el caso de Pilar ocurre algo similar ya que también presenta actividades agropecuarias bajo cubierta. Esto último, resulta interesante al evaluar las superficies impermeabilizadas, en el caso de Moreno se calcula un promedio de 0,07km² y en Pilar 0,03km² por predio habilitado para ese uso. Si bien, los invernáculos

impermeabilizan el suelo, en su mayoría presentan una estructura de madera y su cobertura es de polietileno por lo que son temporarias y pueden moverse o ser desmantelados.

En este último bloque se evaluará la variación de los valores de Dimensión fractal por año, por uso de suelo y por partido. En la figura 17 se presenta el mapa de variación de D en el área de estudio.

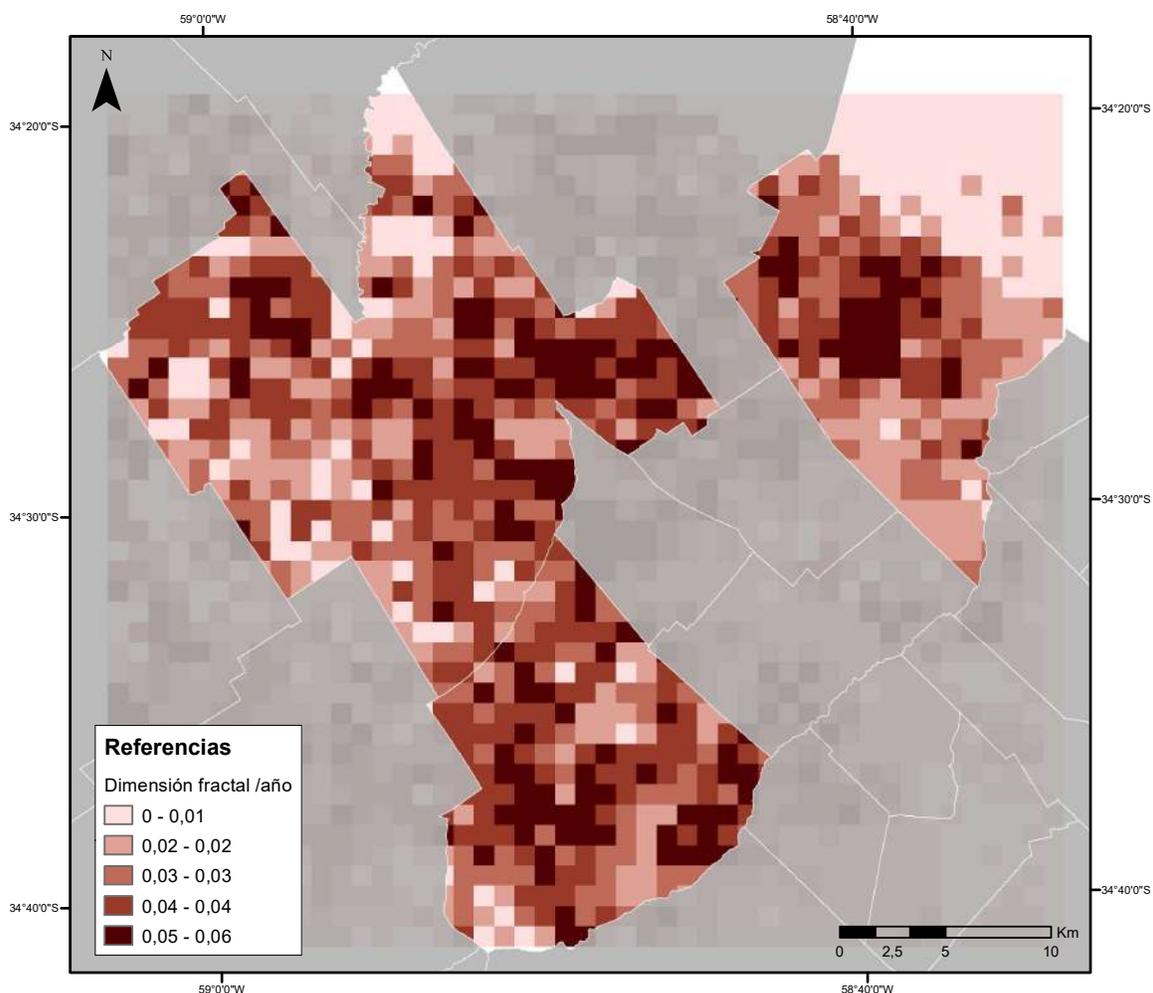


Fig. 17: Mapa de variación de D entre 1985 y 2015.

En los tres partidos el promedio de la variación de D global por año es similar: 0,027D/año en Tigre, luego 0,028 D/año en Pilar y por último 0,032 D/año en Moreno. Sin embargo, el municipio de Pilar presenta un valor de desvío estándar de 0,014, que indica una mayor heterogeneidad. Es decir que globalmente el partido que más ha variado en los últimos 30 años es Moreno.

A continuación se presenta un gráfico a fin de realizar una rápida lectura del cambio de D según los usos del suelo por partido (Fig. 18).

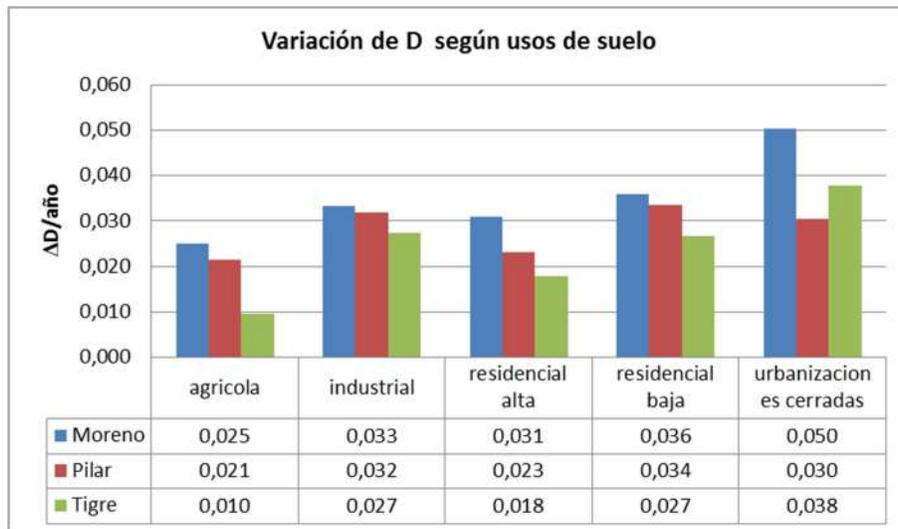


Fig. 18: Urbanizaciones cerradas y dimensión fractal.

Según los resultados, las urbanizaciones cerradas presentan un mayor dinamismo aunque en el partido de Pilar esa variación es la menor. Esto es coherente con los registros oficiales que indican que en la zona hay emprendimientos anteriores a 1980 (algunos de los más conocidos son: San Sebastián, Pilar del Este, Carmel Country Club, Barrio Amancay, San Francisco Club de campo y Barrio la Retama). En tanto que los que presentan una mayor variación de D se encuentran en el partido de Tigre (entre los más renombrados: Nordelta, Barrio Santa Teresa, la Comarca).

El segundo uso del suelo con gran dinamismo es la categoría Residencial de densidad media y baja que ha pasado del régimen *Áreas construidas dispersas* al *Rápido crecimiento y consolidación metastásica* principalmente en el partido de Moreno y luego en Pilar.

En el caso de las industrias si bien los tres partidos presentan incrementos de D, el que menos aumenta es Tigre dado que alcanza la consolidación y se densifica en varias zonas dentro de las zonas habilitadas para tal actividad tal como sugiere Vicente (2007).

Por último las áreas agrícolas y las áreas residenciales no presentan grandes variaciones. En el primero de los casos indica algún grado de protección local de los productores y en el otro el proceso final de compactación y densificación de sus principales centros urbanos.

Estos últimos datos permiten identificar donde se localizan las urbanizaciones más antiguas y los últimos emprendimientos materializados en una región tan dinámica y heterogénea.

6 Evaluación de la vulnerabilidad de las urbanizaciones periurbanas

Desde el punto de vista de las ciencias sociales y ambientales se puede definir a la vulnerabilidad como debilidad frente a las amenazas y ausencia de capacidad de resistencia. También como la incapacidad de recuperación después de la ocurrencia de un desastre, es decir la falta de resiliencia (Suárez & Calello, 2012).

En este último apartado se analiza la vulnerabilidad frente a la amenaza de la inundación y la graduación de la misma según variables ambientales como: la presencia de actividades industriales, presencia de basurales y cobertura de servicios básicos. El producto del análisis multicriterio permite espacializar principalmente las zonas no aptas para residir y a su vez identificar cuál o cuáles son los tipos de urbanizaciones que han avanzado sobre dicha zona.

Aquí cabe realizar una aclaración respecto a factores de riesgo para poblaciones aledañas por la presencia de producciones agrícolas previamente descritas.

En los tres partidos la aplicación de productos fitosanitarios se realiza con mochila de pulverización, en general sin motor (CNA, 2002; CHFPBA, 2005). Según la bibliografía consultada (Magdalena et al., 2011; Ramos et al., 2010, Querejeta et al., 2012) sobre el alcance de la deriva a causa del uso de las mochilas, en cultivos (a campo y bajo invernáculo) durante y luego de una aplicación, se encuentra que estos no representan un riesgo para los pobladores locales. Los resultados de Magdalena y otros (2011) indicaron que la deriva con trazadores fluorescentes fue de 8m. Otras experiencias con productos fitosanitarios en cultivos a campo indican que la deriva variaba entre el 0,03% y el 5% de lo aplicado y decaía rápidamente en función de la distancia del borde del cultivo (10m). Por otro lado, el porcentaje de deriva de aplicación de agroquímicos desde el interior de los invernáculos fue inferior al de los cultivos a campo, sin encontrar valores significativos a más de 4m de distancia (Ramos et al, 2010, Querejeta et al, 2012). Asimismo, se ha analizado la exposición laboral directa (Flores et al., 2011 y 2013; Berenstein et al., 2014) y los resultados indican que el momento de mayor riesgo es durante la manipulación de productos concentrados en la etapa de la mezcla de la solución a aplicar según los tipos de formulación y tipos de envase y no durante la aplicación de los fitosanitarios.

Por estas características de producción localizadas en Moreno, Pilar y Tigre, donde no se registran monocultivos o cultivos extensivos, no se han incluido factores de riesgo asociados a las actividades agrícolas como los remanentes de productos fitosanitarios.

La aplicación del análisis multicriterio en partidos más externos de la RMBA como Cañuelas, Navarro, Exaltación de la Cruz, Mercedes, La Matanza y Pte. Perón, donde se ya se registran denuncias por fumigaciones en áreas urbanas y afectado específicamente a escuelas (Barsky et al, 2016), deberá contemplar factores de riesgo representados según variables espaciales como alcance de deriva de agroquímicos.

6.1 Metodología

6.1.1 Indicadores de Vulnerabilidad

La espacialización de la vulnerabilidad se determina aplicando la técnica de análisis multicriterio de suma lineal ponderada. La selección de sitios aptos para habitar se basa en el cumplimiento de las siguientes características: territorio no inundable con disponibilidad de servicios como redes de agua potable, cloaca, energía eléctrica y gas y alejados de industrias y basurales.

Siguiendo la bibliografía consultada (Gómez Delgado y Barredo Cano, 2006; De Pietri et al, 2011; Sowmya et al, 2015) se seleccionan los criterios, se indica la función de pertenencia más adecuada, se ponderan los factores y se aplica la Suma Lineal Ponderada para evaluar los sitios más adecuados para habitar. Los criterios a considerar son:

Criterios de habitabilidad:

- ✓ Hogares con agua de red
- ✓ Hogares con sistema de eliminación de excretas por red
- ✓ Hogares con gas natural por red

La fuente de información de los indicadores de hogares a nivel de radio censal es el INDEC (2010). Luego, la capa vectorial de radios censales (Ministerio de Economía de la Pcia. de Buenos Aires) de los tres partidos se combina con los datos de porcentaje de hogares que tienen acceso a las redes de agua, cloaca y gas natural, respectivamente.

Criterio de amenaza ambiental:

- ✓ Distancia a industrias: La construcción de esta capa se realiza utilizando los polígonos de parques industriales provistos por el geoservicio en línea del Ministerio de Gobierno de la Provincia de Buenos Aires. Luego, se calculan múltiples anillos de distancias o áreas buffer (0 a 500m, 501m a 700m, 701m-900m, 901m-1100m, 1101m-1300m, 1301m-1500m, mayor a 1501m).
- ✓ Distancia a basurales: La capa provista por Miño (2012) considera basurales, chatarreras, ex basurales, rellenos y tosqueras verificados y fue obtenidas siguiendo técnicas de teledetección. Luego, se calcula sobre ellos múltiples anillos de distancias (0m – 1000 m y 1001 – 5000 m).

Criterio de restricción:

- ✓ Zona inundable: En la zona de Pilar se utiliza la capa provista por Reyna (2007) que resulta del modelado hidrodinámico realizado con los máximos niveles hidrométricos registrados por una crecida producto de una precipitación con

período de retorno de 100 años (Reyna et al, 2007). En el caso de Moreno y Tigre se infiere el valle de inundación a partir de los registros periodísticos²⁷ que indican barrios que se inundaron en 2014 y 2015 y las cotas de nivel provistas por el IGN. Para cubrir los barrios afectados de Moreno se toma la cota de 18,75m en tanto que para Tigre se opta por la de 15m.

A continuación se describen las condiciones y las funciones de pertenencia:

Riesgo para la salud por consumo de agua no potable: Teniendo en cuenta que la aptitud residencial es proporcional a la provisión de agua se toma el valor de porcentaje de hogares con acceso a agua por red pública de 0% a 100% como valor estandarizado. En base a ese valor se procede a la rasterización de la capa (celdas de 30m x 30m)

Riesgo para la salud por contaminación del suelo, aguas superficiales y subterráneas: en este caso se considera que la aptitud residencial es proporcional a la conexión de los hogares a las redes cloacales para la recolección, conducción y tratamiento de las excretas domiciliarias. Se toma el porcentaje de hogares que cuentan con dicho servicio por radio y se los adopta como valores estandarizado. En base a ese valor se procede a la rasterización de la capa (celdas de 30m x 30m).

Riesgo para la salud por contaminación de ambientes cerrados: se considera que la aptitud residencial es proporcional al uso de combustibles limpios para la calefacción y cocción con artefactos controlados por técnicos en los hogares. Se toma el porcentaje de hogares que cuentan con el servicio de gas natural por red por radio y se los adopta como valores estandarizado. En base a ese valor se procede a la rasterización de la capa (celdas de 30m x 30m).

Riesgo para la salud por contaminación de suelos, agua aire y proliferación de vectores: se considera que la proximidad a basurales clandestinos generan riesgos para la salud porque allí se desechan residuos sólidos urbanos (RSU) e industriales que luego se queman o quedan expuestos a cielo abierto. Por ello, se adopta la recomendación de la Ley 13.592 de gestión de RSU que indica una distancia mínima de 1000m para la extracción de aguas subterráneas. Es decir que, se reclasifican los rangos de distancias: 0 - 1000m = 0 (aptitud nula) y mayor a 1000m = 100 (máxima aptitud).

Riesgo para la salud por contaminación ambiental y exposición a sustancias peligrosas: el nivel de riesgo se establece de forma proporcional a la distancia a los establecimientos industriales. Se considera que a menos de 500 metros de distancia de un parque industrial la zona no es apta para residir. A partir de ese umbral se establecen rangos de aptitud: 10, 20, 30, 40, 50 y 100, según los anillos calculados.

²⁷ <http://anred.org/spip.php?article8782> ; <http://www.redeco.com.ar/nacional/masdelpais/16560-nuevamente-inundaciones-en-moreno>

Riesgo debido a las inundaciones por desborde de ríos y anegamientos: Este criterio tiene el carácter de restricción por lo que adopta valores binarios: 1= zona inundable o anegable, 0=no inundable o anegable.

Las variables se jerarquizan según el método de Saaty (1977) cuya escala de medida es de tipo continuo y adopta los siguientes valores: 9 extremadamente importante, 7 muy importante, 5 importante, 3 moderadamente importante y 1 igual. Luego se construye la matriz con los criterios en filas y columnas, una diagonal con valores de 1 y en cada celda el peso relativo de comparación.

En este estudio resultan más importantes las variables que impactan negativamente en el ambiente (distancia a industrias y basurales) que las de tipo residencial (cobertura de servicios de red de agua, cloaca y gas natural). La ponderación de los criterios y la evaluación de la arbitrariedad de los mismos (razón de consistencia, RC) se realizan siguiendo las recomendaciones de Gómez Delgado y Barredo Cano (2005).

La razón de consistencia se calcula siguiendo $RC=ci/ri$

donde:

$$ci=(\lambda_{max}-n)/(n-1)$$

ri es el índice de consistencia de una matriz recíproca generada aleatoriamente a partir de una escala de 1 a 9, con juicios de valor recíprocos y diagonal 1, el valor para n=5 es de 1,12 (Saaty, 1977).

Según las recomendaciones, si el valor de RC es inferior a 0,1 se aceptan los valores de ponderaciones establecidos.

Luego de definir las ponderaciones para cada criterio se aplica la suma lineal ponderada siguiendo la siguiente ecuación:

$$r_i = \sum_{i=1}^n (w_i * e_{ij})$$

donde:

r_i : es la capacidad del terreno para el uso residencial

w_j : es la ponderación o peso de la variable j

e_{ij} : es el valor estandarizado de la variable j

n el total de variables involucradas en el modelo

Los valores de r más altos representan los sitios con mayor aptitud de habitabilidad según criterios ambientales y residenciales. La delimitación de los sectores con diferentes grados de aptitud se realiza aplicando el método de media geométrica.

Finalmente se multiplica por el criterio de restricción de área con recurrencia de precipitaciones de 100 años al mapa final para obtener las *zonas no aptas*.

6.2 Resultados

6.2.1 Análisis de la vulnerabilidad

La selección de criterios y su ponderación para la determinación de sitios con aptitud residencial resultaron consistentes, el valor del índice de consistencia (CI) fue de 0,008 y la razón de consistencia (RC=0,07) fue menor al valor recomendado (0,1).

Tabla 7: Matriz de comparaciones de a pares: asignación de preferencias de un factor sobre otro

Criterios/ Indicadores	Red de Agua	Red Cloacal	Red de Gas	Industrias	Basurales	Peso relativo (eigen vector)
Red de Agua	1,0					0,13
Red Cloacal	1,0	1,0				0,13
Red de Gas	0,2	0,2	1,0			0,03
Industrias	3,0	3,0	9,0	1,0		0,35
Basurales	3,0	3,0	9,0	1,0	1,0	0,35

En la figura 19 se observan los criterios ambientales y residenciales según las estandarizaciones descriptas.

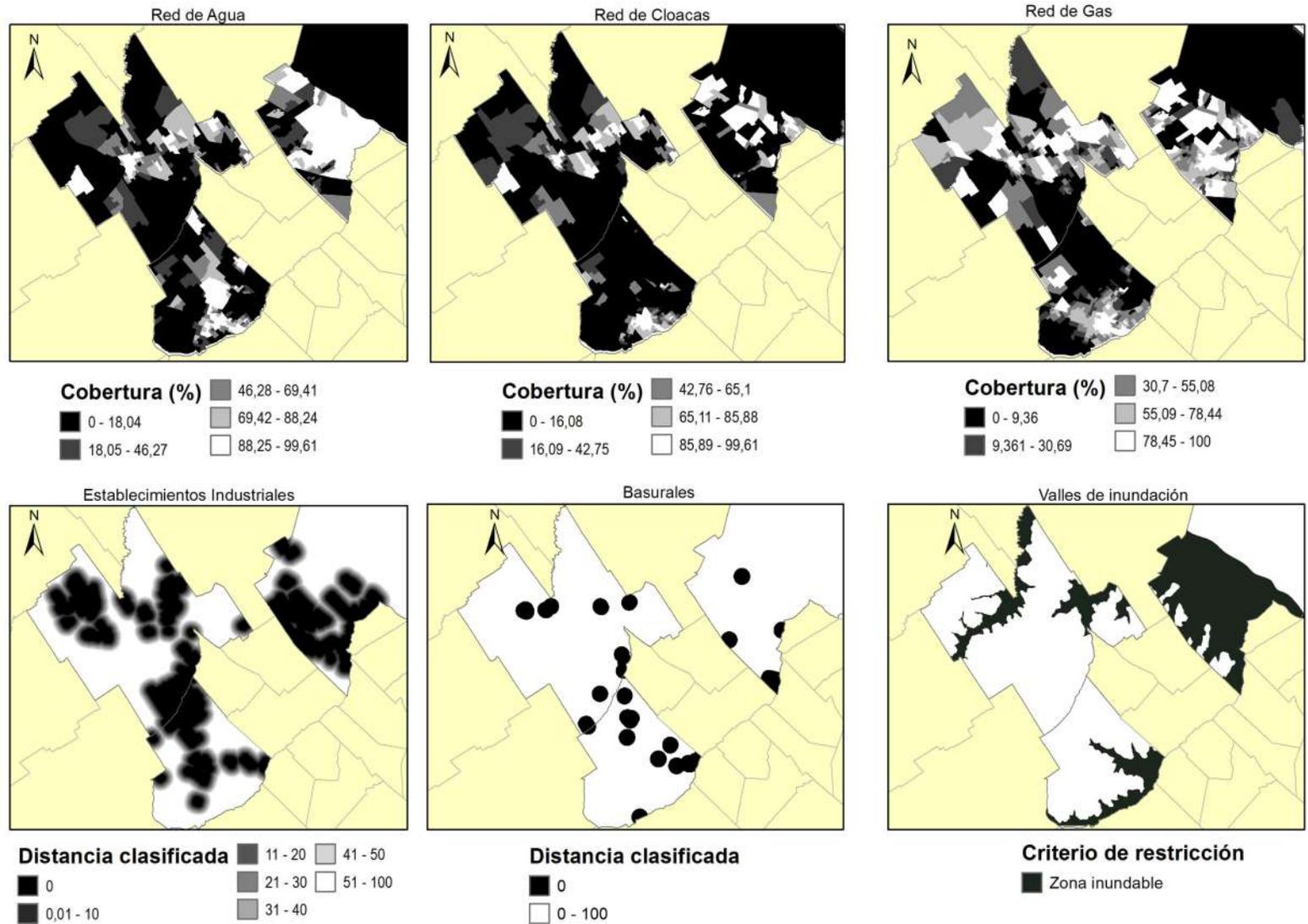
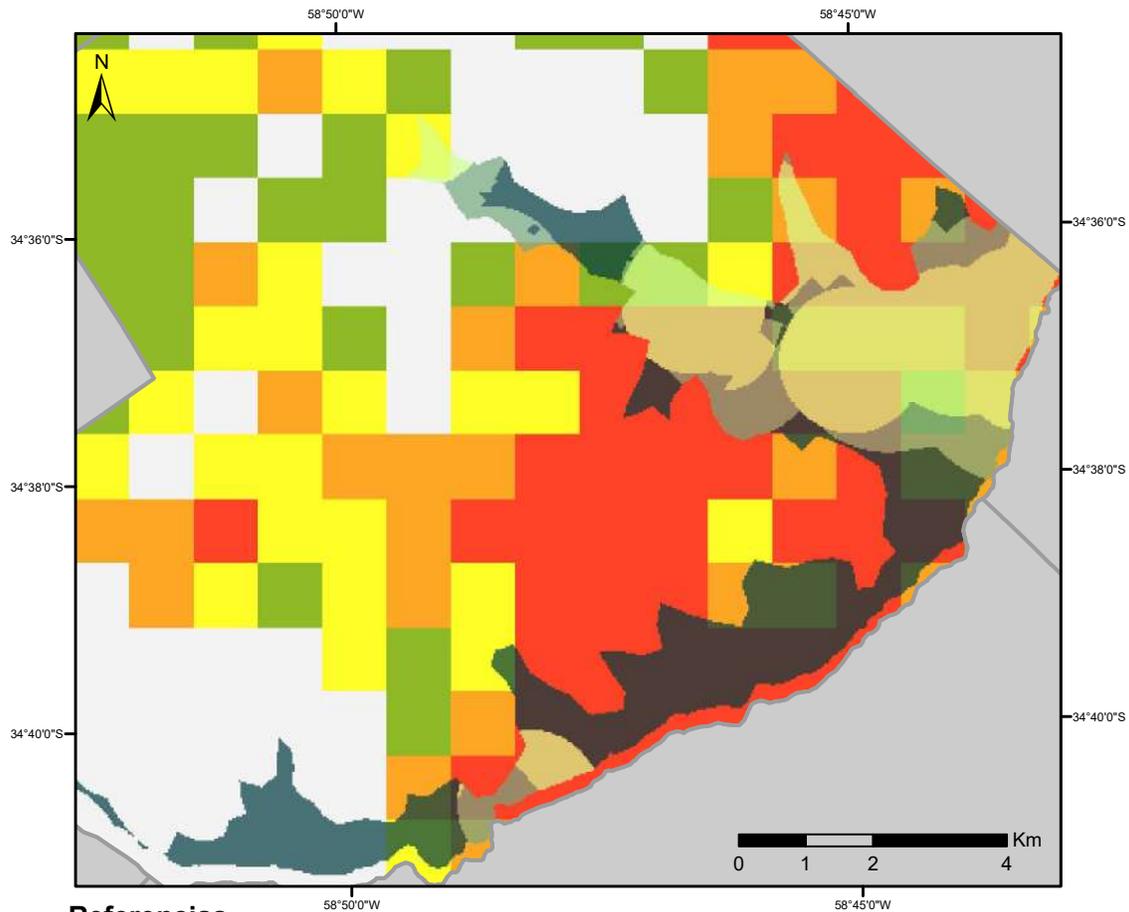


Fig. 19: Criterios residenciales y ambientales: a) Hogares con red de agua, b) Hogares con red cloacal, c) Hogares con red de gas natural, d) Distancia a establecimientos industriales, e) Distancia a basurales, f) Áreas inundables.

Las capas vectoriales originales fueron proyectadas al sistema UTM 21 S datum WGS84 y los geoprocursos (cálculos de áreas de influencia, conversión a matriz y reclasificación) fueron realizados con el entorno ArcGIS10.0.

En las figuras 20 a 22 se presentan los mapas con los resultados de la suma lineal ponderada y la multiplicación de la restricción áreas inundables.



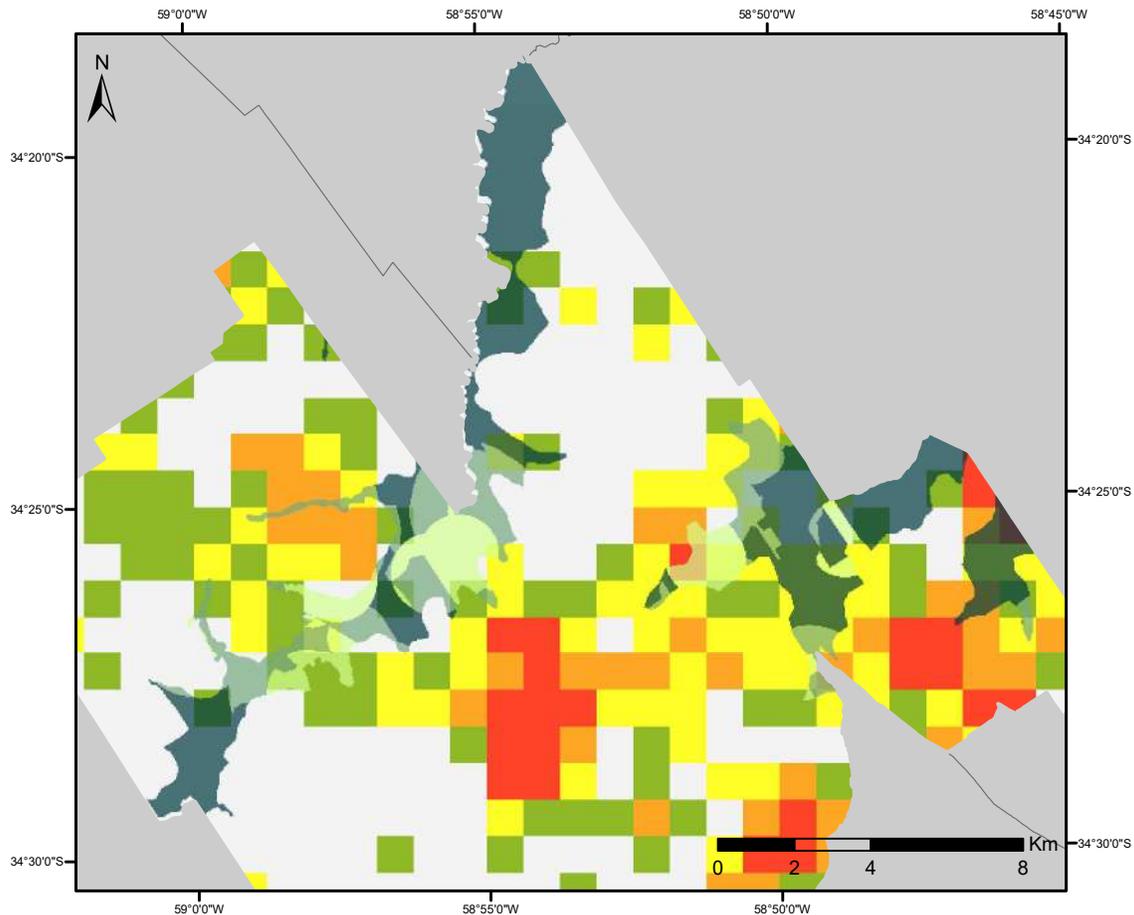
Referencias

Zonas de riesgo		Regímenes urbanos 2013-2015 (D)
 Alta	 Tipo 1 ($0 < D \leq 1$)	 Tipo 3 ($1,27 < D \leq 1,54$)
 Media	 Tipo 2 ($1,01 < D \leq 1,26$)	 Tipo 4 ($1,55 < D \leq 1,78$)
 Baja		 Tipo 5 ($1,79 < D \leq 2$)

Fig. 20: Zonas no aptas para residir de Moreno y regímenes urbanos del 2013 -2015.

El mapa presenta solo la zona no apta para residir principalmente debido a la amenaza de inundación representada con la curva de 18,75 m, dicha zona cubre un total de 33,89km² del territorio. Dentro de la zona no apta se categoriza el nivel de riesgo según los demás criterios contemplados por el método, la subzona de alto de riesgo representa el 39,22% de la superficie no apta.

En esa subzona se detectan zonas con el régimen urbano de *Rápido crecimiento y consolidación metastásica* y que corresponden principalmente al uso Residencial de densidad media y baja. Del análisis de cambios de D por trienio (ver anexo 9) se encuentra que dichas urbanizaciones son posteriores al período 1995 – 1997 y en la actualidad son de difícil control y por ende previsión frente a eventos como las inundaciones.



Referencias

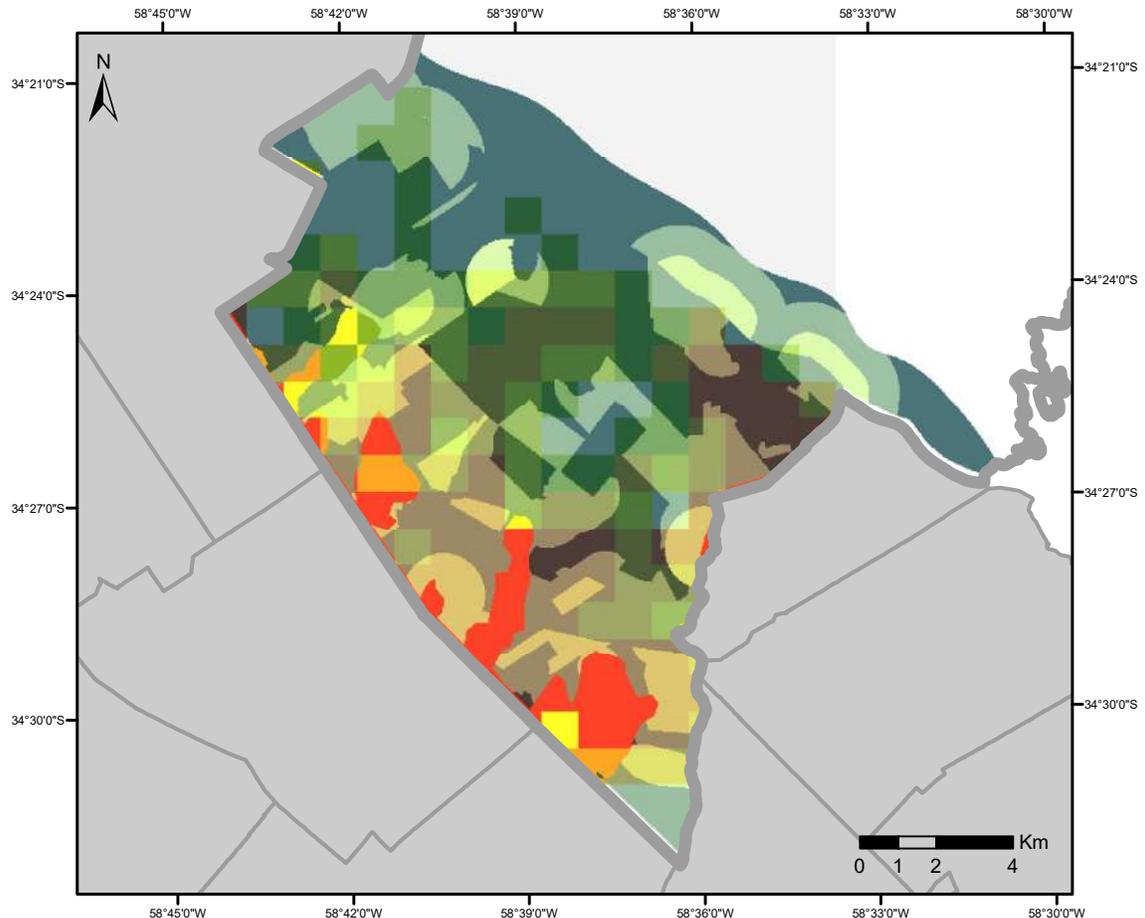
Zonas de riesgo		Regímenes urbanos 2013-2015 (D)	Tipo 3 (1,27 < D =< 1,54)
Alta	Tipo 1 (0 < D =< 1)	Tipo 4 (1,55 < D =< 1,78)	
Media	Tipo 2 (1,01 < D =< 1,26)	Tipo 5 (1,79 < D =< 2)	
Baja			

Fig. 21: Zonas no aptas para residir de Pilar y regímenes urbanos del 2013 -2015.

En el caso de Pilar la zona no apta para residir cubre un total de 54,8 km². La subzona con el nivel de riesgo más alto representa el 17,78% de esa superficie.

En esa subzona se detectan urbanizaciones con regímenes *Áreas construidas Dispersas* y en *Crecimiento Metastásico*. El uso de suelo que predomina en este sector es el Agrícola (7,8% de la zona no apta) sin embargo, los usos residenciales de media y baja y las urbanizaciones cerradas también se ven afectadas. Dadas las configuraciones vistas

anteriormente se puede inferir que en el primero de ellos hay población que ofrece poca resistencia a los eventos como las inundaciones. Del análisis de cambios de D por trienio (ver anexo 9) se encuentra que esas zonas construidas son posteriores al período 2004-2006 y en la actualidad son posibles de controlar y prevenir en caso de las inundaciones.



Referencias

Zonas de riesgo Regímenes urbanos 2013-2015 (D)		
 Tipo 3 (1,27 < D =< 1,54)	 Tipo 1 (0 < D =< 1)	 Tipo 4 (1,55 < D =< 1,78)
 Alta	 Tipo 2 (1,01 < D =< 1,26)	 Tipo 5 (1,79 < D =< 2)
 Media		
 Baja		

Fig. 22: Zonas no aptas para residir de Tigre y regímenes urbanos del 2013 -2015.

En el caso de Tigre la zona no apta cubre prácticamente todo el territorio continental (134km²) pero la subzona con el nivel de riesgo más alto representa el 14,71% de la superficie.

En esa subzona se detectan todos los tipos de regímenes urbanos por lo que en situación de desastre se verán más afectada la población que cuente con menos recursos para resistir. De todos los usos el residencial de densidad media y baja es el que presenta la mayor superficie expuesta (4% respecto del total de zona no apta).

En este contexto de amenaza constante se encuentra que las urbanizaciones cerradas y clubes de campo de Pilar y Tigre han ocupado espacios que antes eran relegados. La modificación del ambiente (cambio en los cursos de agua, elevación de cotas, desecación de humedales, etc.) por parte de dichos emprendimientos acentúa la vulnerabilidad de los otros usos residenciales y más antiguos.

7 Comentarios finales

La obtención de las firmas espectrales de una imagen hiperespectral como EO1 Hyperion ha permitido identificar a las diferentes coberturas presentes en ambientes tan modificados como las áreas periurbanas pero con una limitante ya que solo se encontró una imagen del 2004. En este sentido la conformación de una biblioteca espectral de campo más actual e integral, dada la diversidad de materiales que componen los ambientes antropizados, puede ser una línea de trabajo a explorar.

El procesamiento de imágenes en línea utilizando la plataforma de Google Earth Engine (GEE), ha resultado ser precisa según los estadísticos de validación. El empleo de GEE no solo pone a disposición más de treinta años de imágenes de las misiones Landsat 5 y 8, ortorectificadas y calibradas a diferentes escalas, sino que a su vez permite generar nuevos productos diseñando modelos de procesamiento automatizado y cuyos resultados son compatibles con entornos de SIG. Cabe destacar la versatilidad de ambos entornos que permiten integrar información vectorial auxiliar histórica que ha sido de gran utilidad para discriminar patrones de entrenamiento con existencia anterior a la captura de la imagen hiperespectral.

Según los métodos de clasificación empleados se obtiene que, en 30 años los partidos estudiados presentan un aumento global de la superficie impermeabilidad considerable (13 veces para Moreno, 19 veces para Pilar y 5 veces para Tigre). Estos datos son coherentes con lo descrito por numerosos autores y se puede decir que la secuencia histórica permite identificar claramente los momentos en que ha ocurrido dicha expansión.

El cálculo de la dimensión fractal y luego la caracterización de las áreas según regímenes de entropía asociado a regímenes urbanos permite visualizar el grado de compactación desigual en los tres partidos a lo largo de los 30 años.

En los tres partidos se obtiene que, hacia 1985 presentaban mayoritariamente pequeñas construcciones aisladas coincidentes con la localización de usos de suelo de tipo agrícola e incluso vacíos dado su carácter de bajos inundables. Luego en la década del '90 las construcciones avanzan rápidamente sobre las áreas inundables ya que a finales de esa época la región presentaba más vías de comunicación con los principales centros urbanos del país (régimen Tipo 4). En la actualidad solo el partido de Pilar aún conserva grandes áreas con pequeñas construcciones aisladas. Por el contrario, tanto Tigre como Moreno presentan en la actualidad un alto porcentaje de zonas *Compactas y consolidadas* - Tipo 5- (29% y 27%, respectivamente) y otras tantas en *Rápido crecimiento y consolidación metastásica* -Tipo 4- (21% y 19%, respectivamente). Por otro lado, el régimen de Tipo 3 (aún controlable), desde finales de la misma década y hasta la actualidad presenta una proporción mayor al 10% en los partidos estudiados. En esas zonas es donde los gobiernos locales debieran priorizar los esfuerzos por planificar la expansión urbana inminente.

Por otro lado la caracterización de los usos del suelo, dispuestos en las normas reguladoras del espacio, según los valores de la dimensión fractal (D) ha indicado el grado de compactación o régimen urbano según uso y según partido. De esta forma se ha presentado una potencial indicador cuantitativo para diferenciar por ejemplo el predominio del cultivo bajo cubierta en el partido de Moreno respecto del de Pilar. Algo similar ocurre con las zonas industriales, ya que en Tigre presentan un mayor valor de D, es decir más compacto, respecto de los otros. Finalmente con las urbanizaciones cerradas ocurre algo similar, las urbanizaciones cerradas localizadas en Moreno y Pilar presentan un régimen urbano de *Área construida dispersa*, en el primer caso homogéneo y en el segundo heterogéneo. A diferencia de esos partidos, en el caso de Tigre se encuentra que presentan un régimen de *Crecimiento metastásico* (mayor valor de D) acorde a una mayor compactación y aglomeración.

El análisis de las zonas no aptas para el uso residencial se presenta como una propuesta que integra técnicas de procesamiento de imágenes satelitales y SIG para la evaluación de la vulnerabilidad frente a inundaciones y situaciones de contaminación ocasionados por la distancia a basurales, la distancia a industrias, la falta de servicios básicos como cloacas agua y gas.

La mayor ventaja de aplicar la evaluación multicriterio con herramientas de SIG, es la posibilidad de incorporar datos/criterios, plantear modelos o escenarios y obtener un instrumento sintético que identifique áreas que cumplan el objetivo planteado y los proyecte en el espacio. En este sentido el modelo obtenido permite detectar rápidamente las áreas con mayor riesgo de inundación y menor grado de aptitud por la presencia de amenazas ambientales, principalmente.

Por otro lado, los mapas con graduación de aptitud residencial constituyen una herramienta útil para los organismos de gestión en la promoción de áreas aptas para el desarrollo urbano y prever medidas frente a los riesgos de habitar en zonas inundables. Asimismo, la herramienta permitió identificar los tipos de usos de suelo predominantes en las zonas con mayor riesgo, tanto en Moreno como en Pilar se trata principalmente de áreas residenciales de media y baja densidad.

A pesar de las ventajas de síntesis del análisis multicriterio, su aplicación en áreas periurbanas exige proponer modelos multicriterio y multiobjetivo que permitan identificar áreas con aptitud para el desarrollo residencial, industrial y el agrícola sin que ello genere nuevos conflictos económicos y ambientales.

8 Bibliografía

Adams, J. B.; Smith, M. O.; Johnson, P. E. "Spectral mixture modeling: a new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 site," *J. Geophys. Res.*, vol. 91, pp. 8098–8112, 1986.

Alfasi, N. & Portugali, J. Planning just-in-time versus planning just-in-case. *Cities* 21, pp. 29–39 (2004).

Alsina, G.; Catenazzi, A.(coords.)Diagnóstico preliminar ambiental de Moreno (2002) Universidad Nacional de General Sarmiento. ISBN 987-9300-46-7

Angel, S., Sheppard, S.C., Civco, D.L., Buckley, R., Chabaeva, A., Gitlin, L., Kraley, A., Parent, J., Perlin, M., 2005. The dynamics of global urban expansion. World Bank, Transport and Urban Development Department, Washington, D.C.

Angiuli, E. & Trianni, G. Urban Mapping in Landsat Images Based on Normalized Difference Spectral Vector. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 11, 661–665 (2014). <http://dx.doi.org/10.1109/LGRS.2013.2274327>.

Barbier, J. L; Respighi, E.; Etchichury, L.; Moscardini, O.; Zaballa, C.; González, S.; Torchia, N.; Pallares, U.; Clrembeaux, C.; Manchiola, J. I.; Fernández, S.; Ferrari, C.; Bonadé, A.; Tomasini, D.; Bottino G.; García, A.; Martorell, A.; Bruno, P.; Remes, S. (2012). Documento País 2012 Riesgo de desastres en la Argentina Octubre de 2012. Disponible en: http://www.ar.undp.org/content/argentina/es/home/library/environment_energy/DocPaís2012.html

Barsky, A.; Flores, A. P.; Rivarola y Benítez, M.; Cassano, D. "Capítulo IV: La Fragmentación de la institucionalidad estatal y los Conflictos por el Rociado con Agroquímicos en Instituciones escolares de la Región Metropolitana de Buenos Aires" en Dr. Mariano Jäger (Compilador) *Gobernabilidad, Percepción, Control y Efectos del uso de agroquímicos en la Región Metropolitana de Buenos Aires. Presunta contaminación por el uso inadecuado de agroquímicos.* Universidad Nacional de La Matanza. pags. 105-176. 2016. ISBN: 978-987-1635-66-5

Base de datos geográfica, Instituto Geográfico Nacional (IGN) Ministerio de Defensa Presidencia de la Nación. Disponible en: <http://www.ign.gob.ar/sig>

Batty, M. & Xie, Y. Longley, P. *Fractal cities: geometry of form and function.* Academic Press. (1994)

Beck, R. (2003). *EO-1 User Guide v. 2.3.* Department of Geography University of Cincinnati.

Benediktsson, J. A.; Palmason, J. A.; Sveinsson, J. R. Classification of hyperspectral data from urban areas based on extended morphological profiles., *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.43, no.3, pp. 480,491. (2005)

Benencia, R.; Quaranta, G. "Transformaciones en la estructura, la producción y la mano de obra en la actividad agropecuaria en torno a la Ciudad de Buenos Aires. Buenos Aires. Formulación de lineamientos estratégicos para el territorio metropolitano de Buenos Aires". Subsecretaría de Urbanismo y Vivienda del Ministerio de Infraestructura, Vivienda y Servicios Públicos Dirección 120 Provincial de Ordenamiento Urbano y Territorial Provincia de Buenos Aires. 2005

Berenstein, G.; Hughes, E. A.; March, M.; Rojic, G.; Zalts, A.; Montserrat. J. M. Pesticide exposure during the manipulation of concentrated mixtures at small horticultural and floricultural production units in Argentina: the formulation effect. *Sci. Total Environ.* 472, 509-516. 2014

Benza, M.; Weeks, J.R.; Stow, D.A.; López-Carr, D.; Clarke, K.C. A pattern-based definition of urban context using remote sensing and GIS. *Remote Sensing of Environment* Volume 183, 15 September 2016, Pages 250-264. ISSN - 0034-4257
<http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2016.06.011>

Bioucas-Dias, J.M.; Plaza, A.; Dobigeon, N.; Parente, M.; Qian Du; Gader, P.; Chanussot, J., "Hyperspectral Unmixing Overview: Geometrical, Statistical, and Sparse Regression-Based Approaches," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol.5, no.2, pp.354, 379. (2012)

Bioucas-Dias, J. "A variable splitting augmented Lagrangian approach to linear spectral unmixing," in *Proc. 1st IEEE Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*, Grenoble, France, Aug. 26–28, 2009, pp. 1–4.

Boardman, J. W.; Kruse, F.A.; Green, R.O. "Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data," in *Proc. JPL Airborne Earth Science Workshop*, 1995, pp. 23–26.

Breiman, L.; Friedman, J.; Stone, C. J.; Olshen, R.A. *Classification and Regression Trees. The Wadsworth and Brooks-Cole statistics-probability series Wadsworth statistics/probability series.* Taylor & Francis. 1984. ISBN 0412048418, 9780412048418
368 pages

Breiman, L. Random Forests. *Machine Learning*, 45, 5–32, 2001 c 2001 Kluwer Academic Publishers. Manufactured in The Netherlands.

Burges, C.J.C. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition. *Data Mining and Knowledge Discovery*. June 1998, Volume 2, Issue 2, pp 121–167

Buzai G. D.; Baxendale, C. A. Análisis Socioespacial con Sistemas de Información Geográfica. Perspectiva científica. Temáticas de Base raster- Tomo I. (2011) Lugar Editorial S.A. ISBN: 978 -950-892-385-1

Cabrera, C. PROVINCIA DE BUENOS AIRES CONSEJO FEDERAL DE INVERSIONES PROYECTO "ATLAS DEL CONURBANO BONAERENSE" Expte. No 13.370 - Alcance 08 As 01. Informe Final 2014. 2014. disponible en:
<http://biblioteca.cfi.org.ar/wp-content/uploads/sites/2/2014/01/informe-final.pdf>

Carballo, C. T. Buenos Aires y Urbanización cerrada: nuevas formas de apropiación y fragmentación del espacio urbano en Latinoamérica: países abiertos, ciudades cerradas. Cabrales Barajas, L. F. (coord.) Universidad de Guadalajara (UNESCO).2002. ISBN 970-27-0194-5

Censo Hortiflorícola de la Provincia de Buenos Aires (2005). Disponible en <http://www.estadistica.ec.gba.gov.ar/dpe/Estadistica/chfba/censohort.htm>

Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas, Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (CNHPV-INDEC). Disponible en http://www.indec.gov.ar/nivel3_default.asp?id_tema_1=2&id_tema_2=41. Acceso el 15 de junio de 2016.

Chander,G.; Markham, B.L.; Helder, D.L. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors, Remote Sensing of Environment, Volume 113, Issue 5, 2009, Pages 893-903, ISSN 0034-4257, <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2009.01.007>.

Chan, T.-H.; Chi, C.-Y.; Huang, Y.-M.; Ma, W.-K. "A convex analysis-based minimum-volume enclosing simplex algorithm for hyperspectral unmixing," IEEE Trans. Signal Process., vol. 57, pp. 4418–4432, 2009.

Chang, C. I.; Du, Q. "Estimation of number of spectrally distinct signal sources in hyperspectral imagery," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 42, no. 3, pp. 608–619, 2004.

Chavez, P. S. (1996). Image-Based Atmospheric Corrections - Revisited and Improved, 62(9), 1025–1036.

Chuvieco, E. Fundamentos de la teledetección ambiental. Ed. Madrid Rialdp, 2º ed. 1990. 449 p. ISBN: 84-321-2680-2

Chuvieco, E. 2010. Teledetección Ambiental. La observación de la tierra desde el espacio. Editorial Planeta, S. A. Barcelona, España (Edición actualizada). 591 pp.

Congalton, R. G., K. Green. (2009) *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data Principles and Practices*. Taylor & Francis Group. Boca Raton.

Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL) (2012). *Población, territorio y desarrollo sostenible*, Santiago de Chile. Disponible en <http://www.cepal.org/celade/noticias/paginas/0/46070/2012-96-poblacion-web.pdf>

Craig, M.D. "Minimum-volume transforms for remotely sensed data," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 32, pp.542–552, 1994.

Crojethovich, A. D & Fernández, L. *Metabolismo y paisaje en Ecología Urbana*. Di Pace, M. y Caride Bartrons, H. (coords.) 1ra Ed. Los Polvorines, Universidad Nacional de General Sarmiento. 2012. ISBN 978-987-630-143-5

Crojethovich, A. M. & Barsky, A. *Ecología de los bordes urbanos en Ecología Urbana*. Di Pace, M. y Caride Bartrons, H. (coords.) 1ra Ed. Los Polvorines, Universidad Nacional de General Sarmiento. 2012. ISBN 978-987-630-143-5

De Pietri D, Dietrich, P, Mayo P, Carcagno A. Evaluación multicriterio de la exposición al riesgo ambiental mediante un sistema de información geográfica en Argentina. *Rev Panam Salud Publica*. 30(4):377–87 (2011)

Encarnaçãõ, S., Gaudiano, M., Santos, F.C., Tenedório, J.A., Pacheco, J.M. Fractal cartography of urban areas. *Sci. Rep.* 2, 527. (2012)

Estoque, R. C. & Murayama, Y. Classification and change detection of impermeable-up lands from Landsat-7ETM+ and Landsat-8 OLI/TIRS imageries: A comparative assessment of various spectral indices *Ecological Indicators* 56 (2015) 205–217. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.03.037>

Falconer, K. J. *Fractal geometry: mathematical foundations and applications*. John Wiley & Sons Inc. (2003)

Flores, A.P.; Berenstein, G.; Hughes, E.A.; Zalts, A.; Montserrat, J.M. Pesticide risk assessment in flower greenhouses in Argentina: the importance of manipulating concentrated products. *J. Hazard. Mater.* 189, 222–228, 2011.

Flores, A. P. 2013. Tesis de Doctorado: Determinación de la exposición a plaguicidas de los productores hortícolas y florícolas. Doctorado en Ciencia y Tecnología, Instituto de Ciencias, Universidad Nacional de General Sarmiento. Disponible en: http://www.ungs.edu.ar/ms_ungswp-content/uploads/2013/12/Tesis_Flores.pdf

Gamba, P. & Aldrichi, M. "SAR Data Classification of Urban Areas by Means of Segmentation Techniques and Ancillary Optical Data". IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing 5, pp. 1140–1148. (2012)

Gao, F.; Brown de Colstoun, E., Ma, R.; Weng, Q.; Masek, J. G.; Chen, J.; Pan, Y.; Song, C. Mapping impervious surface expansion using medium-resolution satellite image time series: a case study in the Yangtze River Delta, China, International Journal of Remote Sensing, 33:24, 7609-7628. (2012) <http://dx.doi.org/10.1080/01431161.2012.700424>

Gaudio, M. E. An entropical characterization for complex systems becoming out of control. Physica A 440 (2015) 185–199. doi <http://dx.doi.org/10.1016/j.physa.2015.08.023>

Girouard, G., Bannari, A., El Harti, A. and Desrochers, A., 2004. Validated Spectral Angle Mapper algorithm for geological mapping: comparative study between QuickBird and Landsat-TM, XX ISPRS Congress, Geo-Imagery Bridging Continents, Istanbul, Turkey

Gómez Delgado, M.; Barredo Cano, J. I Sistemas de Información Geográfica y evaluación multicriterio en la ordenación del territorio. 2° Ed - Mexico, D. F. alfaomega, 2006. 280p ISBN 970-15-1154-9

Gruninger, J, A. J. Ratkowski and M. L. Hoke. "The Sequential Maximum Angle Convex Cone (SMACC) Endmember Model". Proceedings SPIE, Algorithms for Multispectral and Hyper-spectral and Ultraspectral Imagery, Vol. 5425-1, Orlando FL, April, 2004. Disponible en http://geology.isu.edu/dml/ENVI_Tutorials/SMACC.pdf
<http://www.exelisvis.com/portals/0/pdfs/envi/SMACC.pdf>

Guindon, B., Zhang, Y., Dillabaugh, C., 2004. Landsat urban mapping based on a combined spectral–spatial methodology. Remote Sens. Environ. 92 (2), 218-232, <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2004.06.015>.

Guo, Y. & Zeng F. Atmospheric correction comparison of SPOT-5 image based on model FLAASH and model QUAC. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XXXIX-B7, 2012 XXII ISPRS Congress, 25 August – 01 September 2012, Melbourne, Australia. Disponible en <https://www.int-arch-photogramm-remote-sens-spatial-inf-sci.net/XXXIX-B7/7/2012/isprsarchives-XXXIX-B7-7-2012.pdf>

Ichoku, C., Karnieli, A. A review of mixture modelling techniques for sub-pixel land cover estimation. Remote Sensing Reviews13, pp. 161–186. (1996)

Harsanyi, J. C.; Chang, C.-I "Hyperspectral image classification and dimensionality reduction: An orthogonal subspace projection," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 32, no. 4, pp. 779–785, 1994.

Heinz, D.; Chang, C.-I. "Fully constrained least squares linear mixture analysis for material quantification in hyperspectral imagery," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 39, pp. 529–545, 2001.

Hohmann, P. & Altrogge, G. 1988. The use of SPOT and CIR aerial photography for urban planning. Institute for Photogrammetry and Engineering Surveys, University of Hannover, Nienburger Strasse 1, o 3000 Hannover, Fed. Rep. of Germany

ITT Visual Information Solutions (ITT VIS). Disponible en: <https://www.harrisgeospatial.com/docs/flaash.html>

Janoschka, M. Urbanizaciones privadas en Buenos Aires: ¿hacia un nuevo modelo de ciudad latinoamericana?, en *Latinoamérica: países abiertos, ciudades cerradas*. Cabrales Barajas, L. F. (coord.) Universidad de Guadalajara (UNESCO). 2002 ISBN 970-27-0194-5

Kamusoko, C. Importance of Remote Sensing and Land Change Modeling for Urbanization Studies in Urban Development in Asia and Africa: Geospatial Analysis of Metropolises (2017) *The Urban Book Series book series (UBS)* pp 3-10. Singapore. ISSN - 978-981-10-3241-7. doi.org/10.1007/978-981-10-3241-7_1

Kantakumar, L.N., Kumar, S.; Schneider, K. Spatiotemporal urban expansion in Pune metropolis, India using remote sensing. *Habitat International*. Volume 51, February 2016, Pages 11-22. ISSN - 0197-3975. <http://dx.doi.org/10.1016/j.habitatint.2015.10.007>

Keshav, N. & Mustard, J. F. "Spectral unmixing," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 19, no. 1, pp. 44–57, 2002.

Keshava, N.; Kerekes, J.; Manolakis, D.; Shaw, G. "An algorithm taxonomy for hyperspectral unmixing," in *Proc. SPIE AeroSense Conference on Algorithms for Multispectral and Hyperspectral Imagery VI*, vol. 4049, 2000, pp. 42–63.

Kralich, S. Sustitución incipiente de modos tradicionales de transporte urbano en la RMBA. En *Jornadas sobre la problemática Urbana*, Buenos Aires, Instituto Gino Germani (UBA), 1995

Kruse, F., Perry, S. & Caballero, A. 2002. Integrated multispectral and hyperspectral mineral mapping, Los Menucos, Rio Negro, Argentina. Part II: EO-1 Hyperion/AVIRIS comparisons and Landsat TM/ASTER extensions, 11th JPL Airborne Geoscience Workshop, 4-8 March 2002, Pasadena, CA. Jet Propulsion Laboratory.

Labrador García, M.; Évora Brondo, J. A.; Arbelo Pérez, M. Satélites de Teledetección para la gestión del territorio. Proyecto SATELMAC, Programa de Cooperación Transnacional Madeira – Azores - Canarias -2007-2013 (PCT-MAC). Ed. Consejería de Agricultura, Ganadería, Pesca y Aguas del Gobierno de Canarias. (2012) ISBN: 13:978-84-695-3276-8

Li, J.; Bioucas-Dias, J. "Minimum volume simplex analysis: A fast algorithm to unmix hyperspectral data," in Proc. IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Symp. (IGARSS), 2008, vol. 3, pp. 250–253.

Li, C. H.; Kuo, B. C.; Lin, C. T.; Huang, C. S. A Spatial–Contextual Support Vector Machine for Remotely Sensed Image Classification. IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing, Vol. 50, N° 3. (2012)

Liangrocapart, S. & Petrou, M. "Mixed pixels classification," in Proc. SPIE Image and Signal Process. Remote Sensing IV, vol. 3500, 1998, pp. 72–83.

Liang, S. Quantitative Remote Sensing of Land Surfaces. New York: John Wiley and Sons Inc., 2004 Disponible en <http://dlspac.com/spatialacademysitefiles/Library/quantitative%20remote%20sensing%20of%20land%20surface.pdf>

Lombardo, J. D.; Di Virgilio, M.; Fernández, L. La conformación del espacio urbano en un país emergente: el caso de cinco municipios en la Región Metropolitana de Buenos Aires. Estudios territoriales - Ciudad y Territorio, Ministerio de Fomento. Vol XXX (138). 2003

Luo, J.; Du, P.; Samat, A.; Xie, X. Annual Landsat analysis of urban growth of Nanjing City from 1980 to 2013, 2014 3rd International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications (EORSA), 2014, 357 - 361. DOI:10.1109/EORSA.2014.6927912. PDF.

Luo, W. et al., "A New Algorithm for Bilinear Spectral Unmixing of Hyperspectral Images Using Particle Swarm Optimization," in IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 9, no. 12, pp. 5776-5790, Dec. 2016. doi: 10.1109/JSTARS.2016.2602882

Magdalena, J.; Benitez Piccini, E. Di Prinzio, A., Behemer, S. Villaroel, L; Gabbanelli, M. Daga, G. Effects of volumen rate and spray pressure of an air assisted sprayer on pesticide distribution and drift on pear trees. Acta Horticulturae 909, 639-644, 2011

MacLachlan, A.; Biggs, E.; Roberts, G.; Boruff, B. Urban Growth Dynamics in Perth, Western Australia: Using Applied Remote Sensing for Sustainable Future Planning. Land 2017, 6(1), 9; doi:10.3390/land6010009

Marinoni, A.; Gamba, P. "On the effect of nonlinear mixing in hyperspectral images of human settlements," 2015 Joint Urban Remote Sensing Event (JURSE), Lausanne, 2015, pp. 1-4. doi: 10.1109/JURSE.2015.7120484

Martin L. R. G & Howarth, P. J. 1989. Change-detection accuracy assessment using SPOT multispectral imagery of the rural-urban fringe. Remote Sensing of Environment. 30, 1:55-66.

Masek, J.G.; Lindsay, F.E.; Goward, S. N. Dynamics of urban growth in the Washington DC metropolitan area, 1973–1996, from Landsat observations. *Int. J. Remote Sensing*, vol. 21, no.18, 3473–3486. (2000)

Mauro, G.; Favretto, A.; Hoàng, Duy Võ. Demographic Data and Remote Sensing to Monitor Urban Growth: The Ho Chi Minh City (Vietnam) Case Study. *Computational Science and Its Applications – ICCSA 2017: 17th International Conference*, Trieste, Italy, July 3-6, 2017

Miao, L.; Qi, H. “Endmember extraction from highly mixed data using minimum volume constrained nonnegative matrix factorization,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 45, no. 3, pp. 765–777, 2007.

Miller, C. “Small Cities from space: potential applications of remote sensing in urban environmental research and policy”/ *Environmental Science & Policy* 6 (2003) 129–137

Ministerio de Minería y Energía. Disponible en <http://datos.minem.gob.ar/informacion-socioeconomica-urbanizaciones-cerradas-wikimapia>

Miño, M. L. 2012. Tesis de Maestría CONAE- ASI - UNC: Detección de basurales, ex basurales, rellenos sanitarios, chatarreras y tosqueras en el Gran Buenos Aires, mediante Teledetección y SIG, uso de imágenes ópticas, térmicas y SAR. Disponible en: www2.famaf.unc.edu.ar/institucional/biblioteca/trabajos/640/16819.pdf

Nascimento, J. M. P.; Bioucas-Dias, J. M. “Vertex component analysis: A fast algorithm to unmix hyperspectral data,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 43, no. 4, pp. 898–910, 2005.

Nascimento, J.; Bioucas-Dias, J. M. “Hyperspectral unmixing based on mixtures of Dirichlet components,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 50, no. 3, pp. 863–878, Mar. 2011.

Registro Provincial de Urbanizaciones Cerradas, para Clubes de Campo y Barrios Cerrados en el ámbito del Ministerio de Gobierno de la Provincia de Buenos Aires. (Dec. 1727/02 y normas complementarias). Disponible en: <http://sig.gobierno.gba.gov.ar/urbasig/>

Patel, N. N.; Angiuli, E.; Gamba, P.; Gaughan, A.; Lisini, G.; Stevens, F. R.; Tatem, A. J.; Trianni, G. Multitemporal settlement and population mapping from Landsat using Google Earth Engine, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Volume 35, Part B, March 2015, Pages 199-208, ISSN 0303-2434, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2014.09.005>

Pesaresi, P. et al., "The global human settlement layer from landsat imagery," 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Beijing, 2016, pp. 7276-7279. doi: 10.1109/IGARSS.2016.7730897

Petropoulos,G.; Arvanitis, K.; Sigrimis, N. Hyperion hyperspectral imagery analysis combined with machine learning classifiers for land use/cover mapping. *Expert Systems with Applications* 39 (2012) 3800–3809

Picone, N. & Linares, S. Propuesta metodológica para la extracción y análisis de densidades urbanas mediante teledetección y SIG. Caso de estudio: ciudad de Tandil, Argentina *Revista Universitaria de Geografía / ISSN 0326-8373 / 2014, 23 (1-2), 77-96*

Potere, D., Schneider, A., Angel, S., Civco, D., 2009. Mapping urban areas on a global scale: which of the eight maps now available is more accurate? *Int. J. Remote Sens.* 30 (24), 6531–6558, <http://dx.doi.org/10.1080/01431160903121134>.

Querejeta, G. A.; Ramos, L. M.; Flores, A. P.; Hughes, E. A.; Zalts, A.; Montserrat. J.M. Environmental pesticide distribution in horticultural and floricultural periurban production units. *Chemosphere* 87, 566-572, 2012.

Ramos, L. M.; Querejeta, G. A.; Flores, A. P.; Hughes, E. A.; Zalts, A.; Montserrat. J. M. Potential Dermal Exposure in greenhouses for manual sprayers: analysis of the mix/load, application and re-entry stages. *Sci. Tot. Environ.* 408, 4062–4068, 2010.

Resultados Definitivos del Censo Nacional Agropecuario (2002). Secretaría de Agricultura, Ganadería, Pesca y Alimentos, Subsecretaría de Economía Agropecuaria, Dirección de Economía Agraria. Disponible en: http://www.indec.gob.ar/nivel4_default.asp?id_tema_1=3&id_tema_2=8&id_tema_3=87

Reyna, J.; Spalletti, P.; Brea, J. D. Riesgo de inundaciones en el Río Luján. *Lab. Hidráulica Inst. Nac. Agua B. Aires* (2007).

Richards, J. A. & Jia, X. *Remote Sensing Digital Image Analysis*, Springer- Verlag Berlin Heidelberg. (2006)

Ridd, M.K. & Liu, J. 1998. A Comparison of Four Algorithms for Change Detection in an Urban Environment. *Remote Sensing of Environment.* 63, 2: 95-100.

Rocha, J.; Tenedório, J. A.; Estanqueiro, R.; Sousa, P. M. Classificação de uso do solo urbano através da análise linear de mistura espectral com imagens de satélite. *Finisterra*, XLII, 83, pp. 47-62. (2007)

Saaty T.L. A scaling method for priorities in hierarchial structures. *Journal of Mathematical Psychology.* 1977; 15:234-81

Serpico, S.B.; Bruzzone, L.; Corsini, G.; Emery, W.J.; Gamba, P.; Garzelli, A.; Mercier, G.; Zerubia, J.; Acito, N.; Aiazzi, B.; Bovolo, F.; Dell’Acqua, F.; De Martino, M.; Diani, M.;

Krylov, V.; Lisini, G.; Marin, C.; Moser, G.; Voisin, A.; Zoppetti, C. Development and validation of multitemporal image analysis methodologies for multirisk monitoring of critical structures and infrastructures, Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2012 IEEE International , vol., no., pp.5506,5509, 22-27 July 2012. doi: 10.1109/IGARSS.2012.6352359

Schneider, A., 2012. Monitoring land cover change in urban and peri-urban areas using dense time stacks of Landsat satellite data and a data mining approach. *Remote Sens. Environ.* 124, 689–704, <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2012.06.006>.

Schneider, A., Woodcock, C.E., 2008. Compact, dispersed, fragmented, extensive? A comparison of urban growth in twenty-five global cities using remotely sensed data, pattern metrics and census information. *Urban Stud.* 45 (3), 659–692, <http://dx.doi.org/10.1177/0042098007087340>.

Shahtahmassebi, A.R.; Song, J.; Zheng, Q.; Blackburn, G.A.; Wang, K.; Huang, L.Y.; Pan, Y.; Moore, N.; Shahtahmassebi, G.; Sadrabadi Haghighi, R.; Deng, J. S. Remote sensing of impervious surface growth: A framework for quantifying urban expansion and re-densification mechanisms. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. Volume 46, April 2016, Pages 94-112 ISSN - 0303-2434. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2015.11.007>

Shen, G. Fractal dimension and fractal growth of urbanized areas. *International Journal of Geographical Information Science* 16, pp. 419–437 (2002).

Song, X.P.; Zexton, J.O.; Huang, C.; Channan, S.; Townshend, J.R. Characterizing the magnitude, timing and duration of urban growth from time series of Landsat-based estimates of impervious cover. *Remote Sensing of Environment* Volume 175, 15 March 2016, Pages 1-13. ISSN - 0034-4257. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.027>

Sowmya, K., John, C.M.; Shrivasthava, N. K. *Nat Hazards*. 75: 1271 (2015). doi:10.1007/s11069-014-1372-4

Suárez, F. M y Calello, T. *Ecología y Sociedad en Ecología Urbana*. Di Pace, M. y Caride Bartrons, H. (coords.) 1ra Ed. Los Polvorines, Universidad Nacional de General Sarmiento. 2012. ISBN 978-987-630-143-5

Svampa, M (2001), *Los que ganaron. La vida en los countries y barrios privados*, Ed. Biblos. Buenos Aires.

Tarabalka, Y.; Chanussot, J.; Benediktsson, J. A. Segmentation and classification of hyperspectral images using watershed transformation. *Pattern Recognition*, Volume 43, Issue 7, pp. 2367-2379. (2010)

Taubenböck, H.; Esch, T.; Felbier, A.; Wiesner, M.; Roth, A.; Dech, S. Monitoring urbanization in mega cities from space. *Remote Sens. Environ.* 117, 162–176, (2012) <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.09.015>.2014.

Torres, H (1993), El mapa social de buenos Aires (1940- 1990), Dirección de Investigaciones, Secretaría de Investigación y Postgrado, Facultad de Arquitectura, Diseño y Urbanismo, Universidad de Buenos Aires, Series Difusión N°3, Buenos Aires.

United Nations Population Division World Urbanization Prospects: The 2001 Revision.<http://www.un.org/esa/population/publications/wup2001/WUP2001report.htm>

Vicente, D. Industria Manufacturera Año 2007: Observatorio Pyme Regional Conurbano Bonaerense. 1a ed. Buenos Aires: Fundación Observatorio Pyme, Bononiae Libris. Universidad Nacional de San Martín. Universidad Nacional de Quilmes. Universidad Nacional de la Matanza, 2008. 250 p.; 30x21 cm. ISBN 978-987-24223-2-5

Vidal - Koppman, S. Nuevas fronteras intraurbanas: de los barrios cerrados a los pueblos privados. Buenos Aires. Cabrales Barajas, L. F. (coord.) Universidad de Guadalajara (UNESCO). 2002 ISBN 970-27-0194-5

Weng, Q. "Remote sensors for and sensing of urban areas: Current state and next decade," 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Beijing, 2016, pp. 1772-1773. doi: 10.1109/IGARSS.2016.7729454

Winter, M. E. "N-FINDR: An algorithm for fast autonomous spectral endmember determination in hyperspectral data," in *Proc. SPIE*, 1999, vol. 3753, pp. 266–277.

9 Anexos

9.1 Anexo 1: Cantidad de pixeles con más del 85% de pureza por endmember

Proceso	Área	Endmember	Pixeles con más del 85%
Spectral Hourglass Wizard	Entera	1	1708
		2	780
		3	36
PCA (12) + NFINDER+FCLSU PCA (12) + NFINDER+FCLSU	Moreno	0	1
		1	3
		2	10
		3	1
		4	1
		5	1
		6	7
		7	17
		8	213
		9	16
		10	1
	11	4	
	Tigre	0	18
		1	55
		2	1
		3	1
		4	7
		5	1
		6	227
		7	2
		8	1
		9	1
10		3	
11	8		

9.2 Anexo 2: Matrices de confusión de imágenes Landsat TM y OLI

1985

Overall Accuracy = (1309/1416) 92.4435%

Kappa Coefficient = 0.8068

Ground Truth (Pixels)				
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0	0	0	
impermeable [Red]	9	321	7	328
permeable [Red]		100	988	1088
Total	421	995	1416	

Ground Truth (Percent)				
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00	
impermeable [Red]	9	76.25	0.70	23.16
permeable [Red]		23.75	99.30	76.84
Total	100.00	100.00	100.00	100.00

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)	Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	9	2.13	23.75	7/328	impermeable [Red]	9	76.25	97.87	321/421
permeable [Red]		9.19	0.70	100/1088	le [Red]	99.30	90.81	988/995	988/1088

1986

Overall Accuracy = (1141/1284) 88.8629%

Kappa Coefficient = 0.6455

Ground Truth (Pixels)				
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0	0	0	
impermeable [Red]	7	176	22	198
permeable [Red]		121	965	1086
Total	297	987	1284	

Ground Truth (Percent)				
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00	
impermeable [Red]	7	59.26	2.23	15.42
permeable [Red]		40.74	97.77	84.58
Total	100.00	100.00	100.00	100.00

Class	Commission	Omission	Commission	Omission	Class	Prod. Acc.	User Acc.	Prod. Acc.	User Acc.

	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
impermeable [Red]	7	11.11	40.74	22/198
permeable [Red]		11.14	2.23	121/1086

	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
impermeable [Red]	7	59.26	88.89	176/297
permeable [Red]		97.77	88.86	965/987

1987

Overall Accuracy = (1164/1284) 90.6542%

Kappa Coefficient = 0.7061

Ground Truth (Pixels)				
Class	ROI:EVF:	LayerROI:EVF:	Layer	Total
Unclassified	0	0	0	
impermeable [Red]	1	192	15	207
permeable [Red]	105	972	1077	
Total	297	987	1284	

Ground Truth (Percent)				
Class	ROI:EVF:	LayerROI:EVF:	Layer	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00	
impermeable [Red]	1	64.65	1.52	16.12
permeable [Red]	35.35	98.48	83.88	
Total	100.00	100.00	100.00	

Class	Commission	Omission	Commission	Omission
	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
impermeable [Red]	1	7.25	35.35	15/207
permeable [Red]		9.75	1.52	105/1077

Class	Prod. Acc.	User Acc.	Prod. Acc.	User Acc.
	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
impermeable [Red]	1	64.65	92.75	192/297
permeable [Red]		98.48	90.25	972/987

1988

Kappa Coefficient = 0.6967

Ground Truth (Pixels)				
Class	ROI:EVF:	LayerROI:EVF:	Layer	Total
Unclassified	0	0	0	
impermeable [Red]	1	193	21	214
permeable [Red]	104	967	1071	
Total	297	988	1285	

Ground Truth (Percent)				
Class	ROI:EVF:	LayerROI:EVF:	Layer	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00	
impermeable [Red]	1	64.98	2.13	16.65
permeable [Red]	35.02	97.87	83.35	
Total	100.00	100.00	100.00	

Class	Commission	Omission	Commission	Omission
	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
impermeable [Red]	1	9.81	35.02	21/214

Class	Prod. Acc.	User Acc.	Prod. Acc.	User Acc.
	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
impermeable [Red]	1	64.98	90.19	193/297

permeable [Red] 9.71 2.13 104/1071 21/988

permeable [Red] 97.87 90.29 967/988 67/1071

1989

Overall Accuracy = (1143/1284) 89.0187%

Kappa Coefficient = 0.6409

Ground Truth (Pixels)				
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0	0	0	
impermeable [Red]	167	11	178	
permeable [Red]	130	976	1106	
Total	297	987	1284	

Ground Truth (Percent)				
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00	
impermeable [Red]	56.23	1.11	13.86	
permeable [Red]	43.77	98.89	86.14	
Total	100.00	100.00	100.00	

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)
impermeable [Red]	6.18	43.77	11/178	130/297
permeable [Red]	11.75	1.11	130/1106	11/987

Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	56.23	93.82	167/297	167/178
permeable [Red]	98.89	88.25	976/987	76/1106

1990

Overall Accuracy = (1161/1284) 90.4206%

Kappa Coefficient = 0.7127

Ground Truth (Pixels)				
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0	0	0	
impermeable [Red]	209	35	244	
permeable [Red]	88	952	1040	
Total	297	987	1284	

Ground Truth (Percent)				
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00	
impermeable [Red]	70.37	3.55	19.00	
permeable [Red]	29.63	96.45	81.00	
Total	100.00	100.00	100.00	

Class	Commission	Omission	Commission	Omission
-------	------------	----------	------------	----------

Class	Prod. Acc.	User Acc.	Prod. Acc.	User Acc.
-------	------------	-----------	------------	-----------

	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
impermeable [Red]	14.34	29.63	35/244	88/297
permeable [Red]	8.46	3.55	88/1040	35/987

	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
impermeable [Red]	70.37	85.66	209/297	209/244
permeable [Red]	96.45	91.54	952/987	52/1040

1991

Overall Accuracy = (1199/1284) 93.3801%

Kappa Coefficient = 0.8005

Ground Truth (Pixels)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye Total
Unclassified	0	0	0
impermeable [Red]	226	14	240
permeable [Red]	71	973	1044
Total	297	987	1284

Ground Truth (Percent)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00
impermeable [Red]	76.09	1.42	18.69
permeable [Red]	23.91	98.58	81.31
Total	100.00	100.00	100.00

Class	Commission	Omission	Commission	Omission
	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
impermeable [Red]	1	5.83	23.91	14/240
permeable [Red]	6.80	1.42	71/1044	14/987

Class	Prod. Acc.	User Acc.	Prod. Acc.	User Acc.
	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
impermeable [Red]	76.09	94.17	226/297	226/240
permeable [Red]	98.58	93.20	973/987	73/1044

1992

Overall Accuracy = (1184/1284) 92.2118%

Kappa Coefficient = 0.7607

Ground Truth (Pixels)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye Total
Unclassified	0	0	0
impermeable [Red]	211	14	225
permeable [Red]	86	973	1059
Total	297	987	1284

Ground Truth (Percent)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00
impermeable [Red]	71.04	1.42	17.52
permeable [Red]	28.96	98.58	82.48
Total	100.00	100.00	100.00

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)	Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	6.22	28.96	14/225	86/297	impermeable [Red]	71.04	93.78	211/297	211/225
permeable [Red]	8.12	1.42	86/1059	14/987	permeable [Red]	98.58	91.88	973/987	73/1059

1993

Overall Accuracy = (1281/1416) 90.4661%

Kappa Coefficient = 0.7530

Ground Truth (Pixels)				Ground Truth (Percent)					
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total	Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0	0	0		Unclassified	0.00	0.00	0.00	
impermeable [Red]	298	12	310		impermeable [Red]	70.78	1.21	21.89	
permeable [Red]	123	983	1106		permeable [Red]	29.22	98.79	78.11	
Total	421	995	1416		Total	100.00	100.00	100.00	

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)	Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	3.87	29.22	12/310	123/421	impermeable [Red]	70.78	96.13	298/421	298/310
permeable [Red]	11.12	1.21	123/1106	12/995	permeable [Red]	98.79	88.88	983/995	83/1106

1995

Overall Accuracy = (1213/1284) 94.4704%

Kappa Coefficient = 0.8342

Ground Truth (Pixels)				Ground Truth (Percent)					
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total	Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0	0	0		Unclassified	0.00	0.00	0.00	
impermeable [Red]	235	9	244		impermeable [Red]	79.12	0.91	19.00	
permeable [Red]	62	978	1040		permeable [Red]	20.88	99.09	81.00	
Total	297	987	1284		Total	100.00	100.00	100.00	

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)	Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	3.69	20.88	9/244	62/297	impermeable [Red]	79.12	96.31	235/297	235/244
permeable [Red]	5.96	0.91	62/1040	9/987	permeable [Red]	99.09	94.04	978/987	78/1040

1996

Overall Accuracy = (1300/1416) 91.8079%

Kappa Coefficient = 0.7889

Ground Truth (Pixels)				Ground Truth (Percent)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye Total	Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye Total
Unclassified	0	0	0	Unclassified	0.00	0.00	0.00
impermeable [Red]	311	6	317	impermeable [Red]	73.87	0.60	22.39
permeable [Red]	110	989	1099	permeable [Red]	26.13	99.40	77.61
Total	421	995	1416	Total	100.00	100.00	100.00

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)	Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	1	1.89	26.13	6/317 110/421	impermeable [Red]	1	73.87	98.11 311/421	311/317
permeable [Red]	10.01	0.60	110/1099	6/995	permeable [Red]	99.40	89.99	989/995	89/1099

1997

Overall Accuracy = (1294/1417) 91.3197%

Kappa Coefficient = 0.7780

Ground Truth (Pixels)				Ground Truth (Percent)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye Total	Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye Total
Unclassified	0	0	0	Unclassified	0.00	0.00	0.00
impermeable [Red]	1	313	15 328	impermeable [Red]	1	74.35	1.51 23.15
permeable [Red]	108	981	1089	permeable [Red]	25.65	98.49	76.85

Total	421	996	1417	Total	100.00	100.00	100.00
-------	-----	-----	------	-------	--------	--------	--------

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)	Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)		
impermeable [Red]	1	4.57	25.65	15/328	108/421	impermeable [Red]	1	74.35	95.43	313/421	313/328
permeable [Red]		9.92	1.51	108/1089	15/996	permeable [Red]		98.49	90.08	981/996	981/1089

1998

Overall Accuracy = (1399/1534) 91.1995%

Kappa Coefficient = 0.8088

Ground Truth (Pixels)				Ground Truth (Percent)					
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total	Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0	0	0		Unclassified	0.00	0.00	0.00	
impermeable [Red]	483	78	561		impermeable [Red]	89.44	7.85	36.57	
permeable [Red]		57	916	973	permeable [Red]		10.56	92.15	63.43
Total	540	994	1534		Total	100.00	100.00	100.00	

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)	Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)		
impermeable [Red]	3	13.90	10.56	78/561	57/540	impermeable [Red]	3	89.44	86.10	483/540	483/561
permeable [Red]		5.86	7.85	57/973	78/994	permeable [Red]		92.15	94.14	916/994	916/973

1999

Overall Accuracy = (1456/1533) 94.9772%

Kappa Coefficient = 0.8898

Ground Truth (Pixels)				Ground Truth (Percent)					
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total	Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0	0	0		Unclassified	0.00	0.00	0.00	
impermeable [Red]	500	37	537		impermeable [Red]	92.59	3.73	35.03	

permeable [Red]	40	956	996
Total	540	993	1533

permeable [Red]	7.41	96.27	64.97
Total	100.00	100.00	100.00

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)	Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	6.89	7.41	37/537	40/540	impermeable [Red]	92.59	93.11	500/540	500/537
permeable [Red]	4.02	3.73	40/996	37/993	permeable [Red]	96.27	95.98	956/993	956/996

2000

Overall Accuracy = (1418/1535) 92.3779%

Kappa Coefficient = 0.8305

Ground Truth (Pixels)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye Total
Unclassified	0	0	0
impermeable [Red]	465	42	507
permeable [Red]	75	953	1028
Total	540	995	1535

Ground Truth (Percent)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00
impermeable [Red]	86.11	4.22	33.03
permeable [Red]	13.89	95.78	66.97
Total	100.00	100.00	100.00

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)	Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	8.28	13.89	42/507	75/540	impermeable [Red]	86.11	91.72	465/540	465/507
permeable [Red]	7.30	4.22	75/1028	42/995	permeable [Red]	95.78	92.70	953/995	953/1028

2001

Overall Accuracy = (1329/1425) 93.2632%

Kappa Coefficient = 0.8589

Ground Truth (Pixels)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye Total
Unclassified	0	0	0
impermeable [Red]	512	68	580

Ground Truth (Percent)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00
impermeable [Red]	94.81	7.68	40.70

permeable [Red] 28 817 845
 Total 540 885 1425

permeable [Red] 5.19 92.32 59.30
 Total 100.00 100.00 100.00

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)	Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	11.72	5.19	68/580	28/540	impermeable [Red]	94.81	88.28	512/540	512/580
permeable [Red]	3.31	7.68	28/845	68/885	permeable [Red]	92.32	96.69	817/885	817/845

2002

Overall Accuracy = (1448/1535) 94.3322%

Kappa Coefficient = 0.8777

Ground Truth (Pixels)

Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0	0	0	
impermeable [Red]	516	63	579	
permeable [Green	24	932	956	
Total	540	995	1535	

Ground Truth (Percent)

Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00	
impermeable [Red]	95.56	6.33	37.72	
permeable [Green	4.44	93.67	62.28	
Total	100.00	100.00	100.00	

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)	Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	10.88	4.44	63/579	24/540	impermeable [Red]	95.56	89.12	516/540	516/579
permeable [Green	2.51	6.33	24/956	63/995	permeable [Green	93.67	97.49	932/995	932/956

2003

Overall Accuracy = (1480/1535) 96.4169%

Kappa Coefficient = 0.9205

Ground Truth (Pixels)

Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0	0	0	
impermeable [Red]	498	13	511	

Ground Truth (Percent)

Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00	
impermeable [Red]	92.22	1.31	33.29	

permeable [Green 42 982 1024
 Total 540 995 1535

permeable [Green 7.78 98.69 66.71
 Total 100.00 100.00 100.00

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)	Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	2.54	7.78	13/511	42/540	impermeable [Red]	92.22	97.46	498/540	498/511
permeable [Green]	4.10	1.31	42/1024	13/995	permeable [Green]	98.69	95.90	982/995	982/1024

2004

Overall Accuracy = (1404/1475) 95.1864%

Kappa Coefficient = 0.8905

Ground Truth (Pixels)

Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0	0	0	
impermeable [Red]	446	35	481	
permeable [Red]	36	958	994	
Total	482	993	1475	

Ground Truth (Percent)

Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00	
impermeable [Red]	92.53	3.52	32.61	
permeable [Red]	7.47	96.48	67.39	
Total	100.00	100.00	100.00	

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)	Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	7.28	7.47	35/481	36/482	impermeable [Red]	92.53	92.72	446/482	446/481
permeable [Red]	3.62	3.52	36/994	35/993	permeable [Red]	96.48	96.38	958/993	958/994

2005

Overall Accuracy = (1409/1478) 95.3315%

Kappa Coefficient = 0.8945

Ground Truth (Pixels)

Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0	0	0	

Ground Truth (Percent)

Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00	

impermeable [Red]	454	41	495
permeable [Red]	28	955	983
Total	482	996	1478

impermeable [Red]	94.19	4.12	33.49
permeable [Red]	5.81	95.88	66.51
Total	100.00	100.00	100.00

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)	Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	8.28	5.81	41/495	28/482	impermeable [Red]	94.19	91.72	454/482	454/495
permeable [Red]	2.85	4.12	28/983	41/996	permeable [Red]	95.88	97.15	955/996	955/983

2006

Overall Accuracy = (1420/1477) 96.1408%

Kappa Coefficient = 0.9111

Ground Truth (Pixels)				
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0	0	0	
impermeable [Red]	442	17	459	
permeable [Red]	40	978	1018	
Total	482	995	1477	

Ground Truth (Percent)				
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00	
impermeable [Red]	91.70	1.71	31.08	
permeable [Red]	8.30	98.29	68.92	
Total	100.00	100.00	100.00	

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)	Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	3.70	8.30	17/459	40/482	impermeable [Red]	91.70	96.30	442/482	442/459
permeable [Red]	3.93	1.71	40/1018	17/995	permeable [Red]	98.29	96.07	978/995	978/1018

2007

Overall Accuracy = (1345/1425) 94.3860%

Kappa Coefficient = 0.8825

Ground Truth (Pixels)

Ground Truth (Percent)

Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0	0	0	
impermeable [Red]	521	61	582	
permeable [Green]	19	824	843	
Total	540	885	1425	

Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00	
impermeable [Red]	96.48	6.89	40.84	
permeable [Green]	3.52	93.11	59.16	
Total	100.00	100.00	100.00	

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)
impermeable [Red]	10.48	3.52	61/582	19/540
permeable [Green]	2.25	6.89	19/843	61/885

Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	96.48	89.52	521/540	521/582
permeable [Green]	93.11	97.75	824/885	824/843

2008

Overall Accuracy = (1420/1477) 96.1408%

Kappa Coefficient = 0.9114

Ground Truth (Pixels)				
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0	0	0	
impermeable [Red]	445	20	465	
permeable [Red]	37	975	1012	
Total	482	995	1477	

Ground Truth (Percent)				
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00	
impermeable [Red]	92.32	2.01	31.48	
permeable [Red]	7.68	97.99	68.52	
Total	100.00	100.00	100.00	

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)
impermeable [Red]	4.30	7.68	20/465	37/482
permeable [Red]	3.66	2.01	37/1012	20/995

Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	92.32	95.70	445/482	445/465
permeable [Red]	97.99	96.34	975/995	975/1012

2009

Overall Accuracy = (1345/1425) 94.3860%

Kappa Coefficient = 0.8811

Ground Truth (Pixels)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF: Laye	Total
Unclassified	0	0	0
impermeable [Red]	504	44	548
permeable [Green]	36	841	877
Total	540	885	1425

Ground Truth (Percent)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF: Laye	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00
impermeable [Red]	93.33	4.97	38.46
permeable [Green]	6.67	95.03	61.54
Total	100.00	100.00	100.00

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)
impermeable [Red]	8.03	6.67	44/548	36/540
permeable [Green]	4.10	4.97	36/877	44/885

Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	93.33	91.97	504/540	504/548
permeable [Green]	95.03	95.90	841/885	841/877

2010

Overall Accuracy = (1408/1477) 95.3284%

Kappa Coefficient = 0.8934

Ground Truth (Pixels)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF: Laye	Total
Unclassified	0	0	0
impermeable [Red]	444	31	475
permeable [Red]	38	964	1002
Total	482	995	1477

Ground Truth (Percent)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF: Laye	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00
impermeable [Red]	92.12	3.12	32.16
permeable [Red]	7.88	96.88	67.84
Total	100.00	100.00	100.00

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)
impermeable [Red]	6.53	7.88	31/475	38/482
permeable [Red]	3.79	3.12	38/1002	31/995

Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	92.12	93.47	444/482	444/475
permeable [Red]	96.88	96.21	964/995	964/1002

2011

Overall Accuracy = (1384/1477) 93.7035%

Kappa Coefficient = 0.8566

Ground Truth (Pixels)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF: Laye	Total
Unclassified	0	0	0
impermeable [Red]	434	45	479
permeable [Red]	48	950	998
Total	482	995	1477

Ground Truth (Percent)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF: Laye	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00
impermeable [Red]	90.04	4.52	32.43
permeable [Red]	9.96	95.48	67.57
Total	100.00	100.00	100.00

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)
impermeable [Red]	9.39	9.96	45/479	48/482
permeable [Red]	4.81	4.52	48/998	45/995

Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	90.04	90.61	434/482	434/479
permeable [Red]	95.48	95.19	950/995	950/998

2013

Overall Accuracy = (1315/1425) 92.2807%

Kappa Coefficient = 0.8359

Ground Truth (Pixels)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF: Laye	Total
Unclassified	0	0	0
impermeable [Red]	484	54	538
permeable [Green]	56	831	887
Total	540	885	1425

Ground Truth (Percent)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF: Laye	Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00
impermeable [Red]	89.63	6.10	37.75
permeable [Green]	10.37	93.90	62.25
Total	100.00	100.00	100.00

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)
impermeable [Red]	10.04	10.37	54/538	56/540
permeable [Green]	6.31	6.10	56/887	54/885

Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	89.63	89.96	484/540	484/538
permeable [Green]	93.90	93.69	831/885	831/887

2014

Overall Accuracy = (1411/1535) 91.9218%

Kappa Coefficient = 0.8271

Ground Truth (Pixels)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye Total
Unclassified	0	0	0
impermeable [Red]	507	91	598
other [Green]	33	904	937
Total	540	995	1535

Ground Truth (Percent)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00
impermeable [Red]	93.89	9.15	38.96
other [Green]	6.11	90.85	61.04
Total	100.00	100.00	100.00

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)
impermeable [Red]	15.22	6.11	91/598	33/540
other [Green]	3.52	9.15	33/937	91/995

Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	93.89	84.78	507/540	507/598
other [Green]	90.85	96.48	904/995	904/937

2015

Overall Accuracy = (1448/1535) 94.3322%

Kappa Coefficient = 0.8753

Ground Truth (Pixels)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye Total
Unclassified	0	0	0
impermeable [Red]	492	39	531
permeable [Green]	48	956	1004
Total	540	995	1535

Ground Truth (Percent)			
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye Total
Unclassified	0.00	0.00	0.00
impermeable [Red]	91.11	3.92	34.59
permeable [Green]	8.89	96.08	65.41
Total	100.00	100.00	100.00

Class	Commission (Percent)	Omission (Percent)	Commission (Pixels)	Omission (Pixels)
impermeable [Red]	7.34	8.89	39/531	48/540
permeable [Green]	4.78	3.92	48/1004	39/995

Class	Prod. Acc. (Percent)	User Acc. (Percent)	Prod. Acc. (Pixels)	User Acc. (Pixels)
impermeable [Red]	91.11	92.66	492/540	92/531
permeable [Green]	96.08	95.22	956/995	956/1004

9.3 Anexo 3: Separabilidad entre las clases

Input File: ndsv_spot01052014

ROI Name: (Jeffries-Matusita, Transformed Divergence)

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=1) [White] 9108 points:

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=2) [White] 4302 points: (1.56706338 1.89003650)

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=3) [White] 5653 points: (1.99983825 2.00000000)

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=4) [White] 6980 points: (1.31154700 1.63379898)

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=2) [White] 4302 points:

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=1) [White] 9108 points: (1.56706338 1.89003650)

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=3) [White] 5653 points: (1.99999853 2.00000000)

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=4) [White] 6980 points: (1.14946584 1.46468910)

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=3) [White] 5653 points:

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=1) [White] 9108 points: (1.99983825 2.00000000)

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=2) [White] 4302 points: (1.99999853 2.00000000)

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=4) [White] 6980 points: (1.99999103 2.00000000)

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=4) [White] 6980 points:

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=1) [White] 9108 points: (1.31154700 1.63379898)

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=2) [White] 4302 points: (1.14946584 1.46468910)

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=3) [White] 5653 points: (1.99999103 2.00000000)

Pair Separation (least to most);

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=2) [White] 4302 points and EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=4) [White] 6980 points - 1.14946584

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=1) [White] 9108 points and EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=4) [White] 6980 points - 1.31154700

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=1) [White] 9108 points and EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=2) [White] 4302 points - 1.56706338

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=1) [White] 9108 points and EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=3) [White] 5653 points - 1.99983825

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=3) [White] 5653 points and EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=4) [White] 6980 points - 1.99999103

EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=2) [White] 4302 points and EVF: Layer: TS_to_envi_3.shp (name=3) [White] 5653 points - 1.99999853

9.4 Anexo 4: Matrices de confusión de imágenes SPOT

Fecha de la imagen: 05012014

Overall Accuracy = (11875/13011) 91.2689%

Kappa Coefficient = 0.8013

Ground Truth (Pixels)				Ground Truth (Percent)										
Class	ROI:EVF:	LayerROI:EVF:	Layer	Total	Class	ROI:EVF:	LayerROI:EVF:	Layer	Total	Class	Prod. Acc.	User Acc.	Prod. Acc.	User Acc.
	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)		(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)		(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
Unclassified	0	0	0		Unclassified	0.00	0.00	0.00		Unclassified	84.21	89.12	3668/4356	3668/4116
built [Red] 7	3668	448	4116		built [Red] 7	84.21	5.18	31.63		built [Red] 7	84.21	89.12	3668/4356	3668/4116
others [Green	688	8207	8895		others [Green	15.79	94.82	68.37		others [Green	94.82	92.27	8207/8655	8207/8895
Total	4356	8655	13011		Total	100.00	100.00	100.00						

Fecha de la imagen: 23122014

Overall Accuracy = (11381/12991) 87.6068%

Kappa Coefficient = 0.7276

Ground Truth (Pixels)				Ground Truth (Percent)										
Class	ROI:EVF:	LayerROI:EVF:	Layer	Total	Class	ROI:EVF:	LayerROI:EVF:	Layer	Total	Class	Prod. Acc.	User Acc.	Prod. Acc.	User Acc.
	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)		(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)		(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
Unclassified	0	0	0		Unclassified	0.00	0.00	0.00		Unclassified	85.65	79.11	3731/4356	3731/4716
built [Red] 2	3731	985	4716		built [Red] 2	85.65	11.41	36.30		built [Red] 2	85.65	79.11	3731/4356	3731/4716
others [Green	625	7650	8275		others [Green	14.35	88.59	63.70		others [Green	88.59	92.45	7650/8635	7650/8275
Total	4356	8635	12991		Total	100.00	100.00	100.00						

Fecha de la imagen: 29112013

Overall Accuracy = (10413/12744) 81.7090%

Kappa Coefficient = 0.6084

Ground Truth (Pixels)				Ground Truth (Percent)										
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total	Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total	Class	Prod. Acc.	User Acc.	Prod. Acc.	User Acc.
	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)		(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)		(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
Unclassified	0	0	0		Unclassified	0.00	0.00	0.00		Unclassified	0.00	0.00	0.00	
built [Red] 7	3474	1737	5211		built [Red] 7	85.40	20.02	40.89		built [Red] 7	85.40	66.67	3474/4068	3474/5211
others [Green	594	6939	7533		others [Green	14.60	79.98	59.11		others [Green	79.98	92.11	6939/8676	6939/7533
Total	4068	8676	12744		Total	100.00	100.00	100.00						

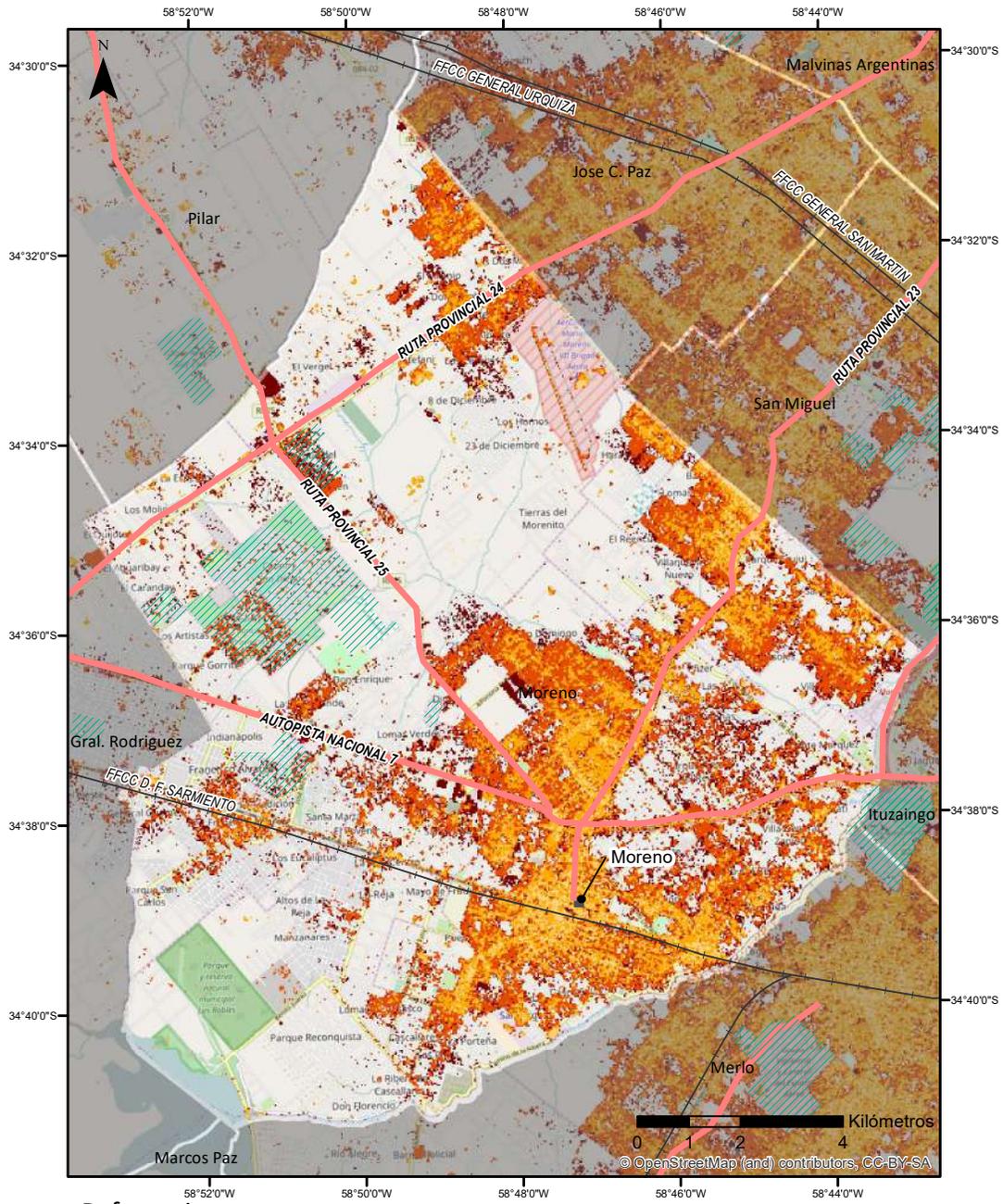
Fecha de la imagen: 09022012

Overall Accuracy = (11002/12800) 85.9531%

Kappa Coefficient = 0.6919

Ground Truth (Pixels)				Ground Truth (Percent)										
Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total	Class	ROI:EVF:	LayeROI:EVF:	Laye	Total	Class	Prod. Acc.	User Acc.	Prod. Acc.	User Acc.
	(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)		(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)		(Percent)	(Percent)	(Pixels)	(Pixels)
Unclassified	0	0	0		Unclassified	0.00	0.00	0.00		Unclassified	0.00	0.00	0.00	
built [Red] 1	3562	1292	4854		built [Red] 1	87.56	14.80	37.92		built [Red] 1	87.56	73.38	3562/4068	3562/4854
others [Green	506	7440	7946		others [Green	12.44	85.20	62.08		others [Green	85.20	93.63	7440/8732	7440/7946
Total	4068	8732	12800		Total	100.00	100.00	100.00						

9.5 Anexo 5: Mapa ampliado de Moreno

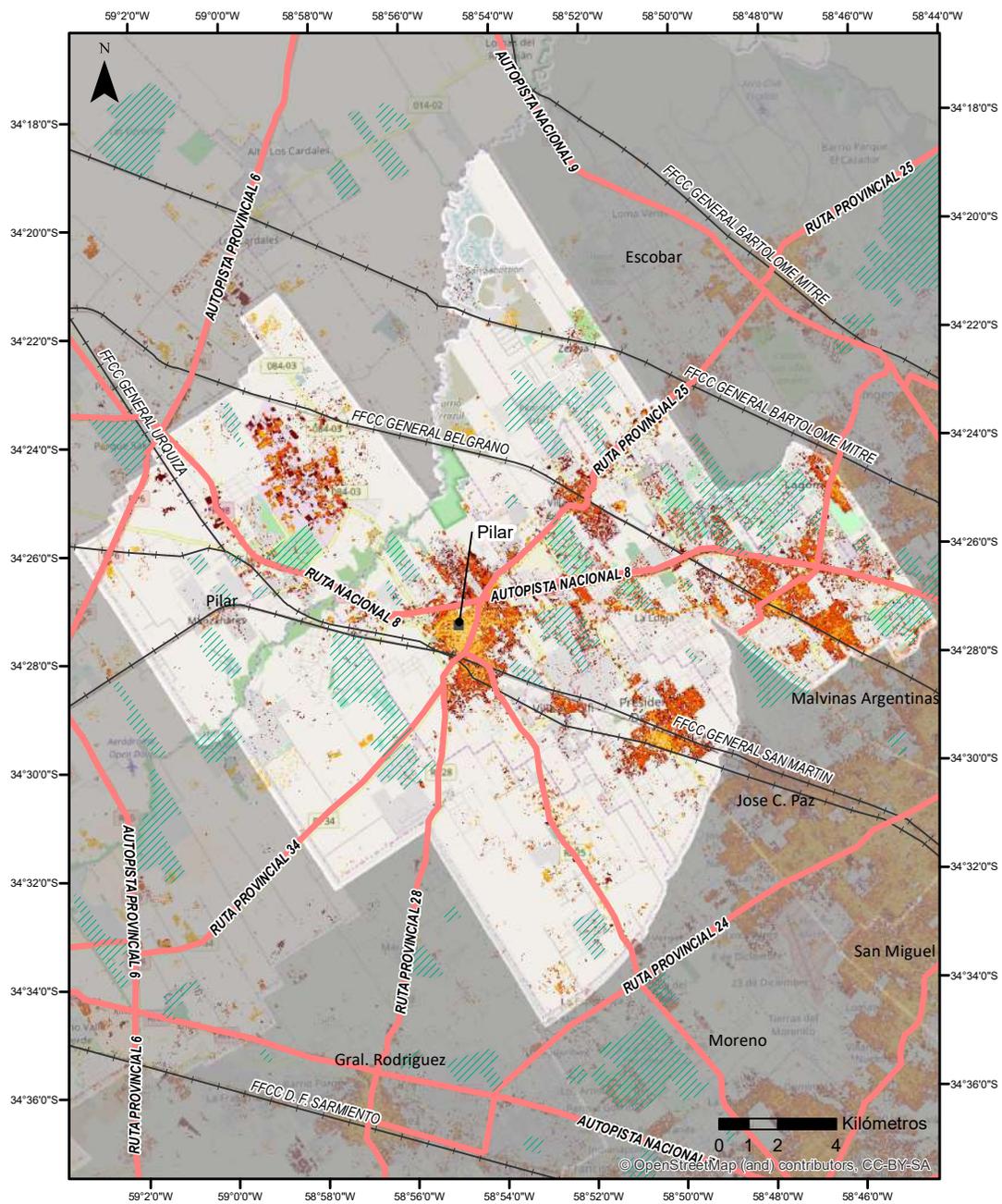


Referencias

Área impermeable por trienio	■ Casco histórico
1985-1987	—+— Red Ferroviaria
1995-1997	— Red Vial
2004-2006	▨ Urbanizaciones cerradas
2013-2015	■ Otros municipios
	□ Área de estudio

Fuente: Elaborado en base a información propia, IGN y el Min. de Gob. de la Prov de Bs. As.

9.6 Anexo 6: Mapa ampliado de Pilar

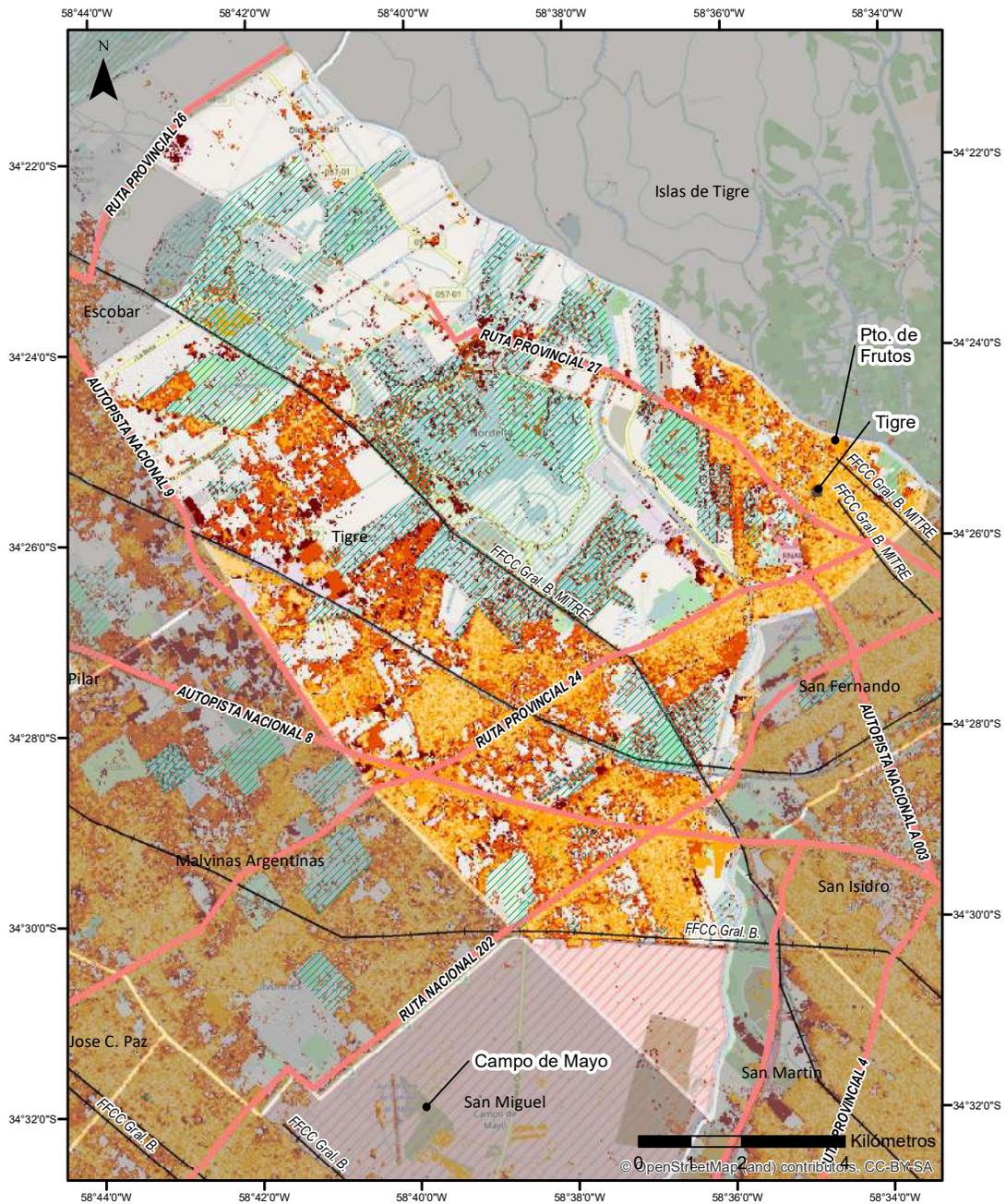


Referencias

Área impermeable por trienio	■ Casco histórico
1985-1987	Urbanizaciones cerradas
1995-1997	Red Vial
2004-2006	Red Ferroviaria
2013-2015	Otros municipios
	Área de estudio

Fuente: Elaborado en base a información propia, IGN y el Min. de Gob. de la Prov de Bs. As.

9.7 Anexo 7: Mapa ampliado de Tigre



Referencias

Área impermeable por trienio	■ Casco histórico
1985-1987	—+— Red Ferroviaria
1995-1997	— Red Vial
2004-2006	▨ Urbanizaciones cerradas
2013-2015	■ Otros municipios
	□ Área de estudio

Fuente: Elaborado en base a información propia, IGN y el Min. de Gob. de la Prov. de Bs. As.