

CARTOGRAFÍAS SEMÁNTICAS MEDIANTE REDES NEURONALES: LOS MAPAS AUTO-ORGANIZADOS (SOM) COMO REPRESENTACIÓN DE PATRONES Y CAMPOS

SEMANTIC MAPPING THOUGH NEURAL NETWORKS: THE SELF-ORGANIZING MAPS (SOM) AS REPRESENTATION OF PATTERNS AND FIELDS

Francisco Javier Abarca Álvarez,
Fernando Osuna Pérez

doi: 10.4995/ega.2013.1692

Las ciencias de la Inteligencia Artificial proporcionan técnicas para la comprensión y caracterización de las coherencias y de los patrones que constituyen la realidad. Entre ellas destacan las redes neuronales artificiales y concretamente los Mapas Auto-organizados (SOM) por su capacidad de cartografiar la realidad, representando sus objetivos distribuidos estructurados bidimensionalmente, a partir únicamente de sus propiedades. Se generan así toda una serie de relaciones topológicas que permiten a su vez la agrupación y caracterización de la realidad. En la investigación se exploran estas representaciones como método válido de obtención de información e interpretación de la realidad. Como experimentación se implementan tales técnicas para la comprensión de diversos tejidos residenciales ejemplares, obteniéndose un agrupamiento tipológico que permite caracterizar las formas urbanas a partir de sus variables definidoras.

Palabras clave: Cartografía semántica; Mapa Auto-organizado; SOM; Patrón; Estructura

The Science of Artificial Intelligence provides us with techniques to improve our understanding and characterization of the coherences and patterns which constitute reality. Among these, artificial neural networks and more specifically Self Organizing Maps (SOM) stand out because of their ability to map reality in such a way that their objectives are represented distributed and structured two-dimensionally, with their properties as a single starting point. In this way an entire series of topological relations is generated, which in their turn enable the grouping and characterization of reality. In this research these representations are explored as a valid method to obtain information and to interpret reality. By means of experimentation this kind of methods are implemented to further understanding of diverse exemplary residential fabrics, while obtaining a typological grouping which enables the characterization of urban forms starting from their defining variables.

Keywords: Semantic mapping; Self-Organizing Maps; SOM; Pattern; Structure



Introducción a los conceptos de campo y patrón

Un campo representa una variación sobre una parte del espacio, denotando la idea de proceso y de continua transformación o como describe Stan Allen, son conjuntos de forma flexible y constituidos por partes pequeñas y basadas en las relaciones y no tanto en la figura 1. Un campo es un dispositivo espacial que «expresa la identidad del grupo», teniendo en cuenta que tal identidad es lo que «el grupo debe defender contra las amenazas externas e internas para que el lenguaje de la identidad conserve su sentido» 2. Los campos no solo manifiestan las formas cambiantes del espacio, sino que también representarán las transformaciones de sus habitantes; a la vez que transforman la realidad, son rostro presente y de las transformaciones futuras, ya que en ellos se pueden observar sus formas incipientes.

Los campos y sus patrones, son útiles para la comprensión de la realidad y la incertidumbre. Estos instrumentos nos ayudarán a gestionar la variabilidad de la realidad ya que serán modos de interacción válidos entre un usuario y el entorno. Podremos utilizar el lenguaje propio y característico de estos dispositivos para generar nuevos campos o variaciones de los existentes, que transformen la realidad pero sin necesidad de intervenir directamente en ella. Se genera así un instrumento que crea condiciones y tendencia para que el entorno se transforme.

La arquitectura y el urbanismo en general se encuentran con una materia prima transformada muy sensiblemente en las últimas décadas. Precisamos unos instrumentos acordes y adecuados a las complejidades y diversidades de la realidad, mediante una visión

eminente reticular 3. Debemos integrar conceptos que van desde lo social, lo económico, lo funcional, lo ambiental, hasta lo formal y espacial. En la ciudad tienden a producirse situaciones de complejidad organizada, con gran número de variables interrelacionadas en un todo 4, produciéndose incluso en situaciones simples 5. Esta complejidad es entendida como aquello que está tejido en conjunto, y no únicamente como un fenómeno cuantitativo, sino también como incertidumbres e indeterminaciones 6. En ese sentido para Christopher Alexander, referente sobre el concepto de *pattern*, la finalidad del diseño no es tan solo crear objetos individuales sino crear procesos genéticos 7.

Redes neuronales y la representación de patrones

Existe una tecnología procedente de las Ciencias de la Inteligencia Artificial que tiene la capacidad de generar cartografías que representan una estructura organizada en patrones. Es lo que se vino a llamar Mapa Auto-organizado (Self Organizing Map –SOM–) 8, que es un tipo de red neuronal artificial con aprendizaje no supervisado y competitivo. Las redes neuronales artificiales, de forma muy simplificada, tratan de reproducir propiedades conocidas de los sistemas nerviosos de los animales, concretamente en lo referente a la respuesta a estímulos, mediante el aprendizaje. Éste se realiza de forma no controlada o inducida, no requiriendo por tanto participación alguna del usuario en esa fase. Así la red neuronal de Kohonen se obtiene una auto-organización en patrones a partir únicamente de los datos de entrada, o propiedades, de la realidad, manifestándose las relacio-

Introduction of the concepts of field and pattern

A field represents a variation on a part of space, denoting the idea of process and of continuing transformation, or as Stan Allen describes it: they are sets of flexible forms, made up of smaller parts and based on the relations rather than the figure 1. A field is a spatial device which "expresses the identity of the group", taking into account the fact that this identity has to be "defended by the group against external and internal threats in order to preserve the meaning of the language of the group" 2. Not only do they display the changing forms of the space, these fields also represent the transformations of their inhabitants while transforming reality themselves, they are therefore the face of present and future transformations since their incipient forms can be observed within themselves.

Fields and their patterns are useful for a better understanding of reality and uncertainty. These instruments will help us to manage the variables of reality, given that they are valid ways of interaction between a user and his environment. We will be able to use the typical, intrinsic language of these devices to generate new fields or variations of the existing fields which transform reality, but without the need to directly interfere in it. In this way a tool is generated that creates the conditions as well as a tendency for the environment to transform itself.

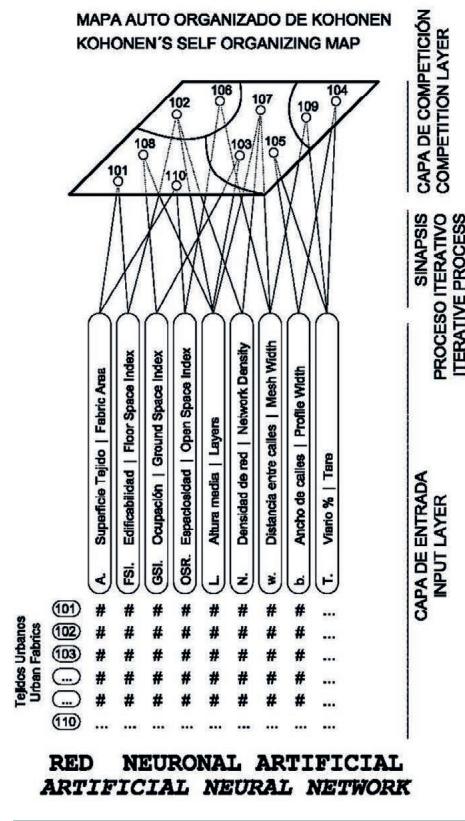
Architecture and urban planning in general deal with a raw material which has transformed appreciably over the last decades. Let us therefore define a set of appropriate and adequate tools for the complexities and diversities that exist within reality through a strongly reticular vision 3. We need to integrate different concepts ranging from the social, economic, functional, environmental spheres to formal and spatial factors. In the city, situations of organized complexity tend to emerge with a great number of interrelated variables in a whole 4, which even emerge in simple situations 5. "Complexity" here is understood as that which is woven in its entirety, and not considered as just a quantitative phenomenon, but also as uncertainties and indecisiveness 6. In this regard, for Christopher Alexander, considered a reference as far as the *pattern* is concerned, the purpose of the design is not only to create individual objects, but to create genetic processes 7.



Neural networks and the representation of patterns

There exists a technology, which originally came from the Artificial Intelligence Sciences, which has the capacity to generate maps which represent a structure organized in patterns. This was eventually called Self Organizing Map (SOM) [8](#), which is a type of artificial neural network with unsupervised and competitive learning. In a very simplified format the artificial neural networks try to reproduce known properties of the nervous systems in animals, more specifically their response to stimuli through learning. This is carried out in an uncontrolled or uninduced way and therefore no participation of the user is required in this phase. In this way Kohonen's neural network obtains a self-organization in patterns with the entry data or properties of the reality as its only starting point, while neighbourhood relations and grouping of the objects manifest themselves through a topological structure (Fig.1). Thus, the brain will be able to form topological maps of the information received from the exterior. The usefulness of the SOMs in the organization and representation of patterns has been demonstrated for disciplines such as sounds, language, early diagnosis of disease and even for the discovery of hidden patterns in social situations.

On the other hand, the black box structure of this type of models is known [9](#), which explains why sometimes it proves to be impossible to understand what occurs in the interior of the Neural Network, even though the positive performance of these models has been demonstrated through simulation of the neural networks by means of statistical models of multiple regression, discriminant analysis and logistical regression in the prediction and classification [10](#). While the black box issue might be real, the structures are easily verifiable through the results, thereby achieving maps which improve our understanding of reality. The Self-Organizing Maps are useful to generate prototypes of knowledge, enabling the discovery of patterns and trends in the data [11](#). For this purpose they are used for instance in research on processes of self-organization [12, 13](#), on optimization [14](#), or on the integration of the Neural Networks into the GIS systems [15](#). In Urban planning they have been used for



nes de vecindad y agrupamiento de los objetos mediante una estructura topológica (Fig. 1). El cerebro tendrá así la capacidad de formar mapas topológicos de las informaciones recibidas del exterior. Se ha demostrado la utilidad de los SOM para organizar y representar patrones de organización en diversas disciplinas, desde trabajos de interpretación de sonidos, lenguaje, diagnóstico precoz de enfermedades, hasta el descubrimiento de patrones ocultos en situaciones sociales.

Por otro lado, es conocida la estructura de caja negra de este tipo de modelos 9, lo que explica que a veces no se pueda alcanzar a entender lo que ocurre en el interior de la Red Neuronal, aunque ha quedado demostrado el rendimiento positivo de estos modelos mediante simulación de las redes neuronales con modelos estadísticos de regresión múltiple, análisis discriminante y regresión logística en la predicción y clasificación 10. Si bien el problema de caja negra puede

1. Diagram of a neural network type Self-Organizing Map (SOM).
Source: Prepared by the authors on the basis of the basic diagram of neural network by Kohonen, 1989.

ser real, las estructuras son fácilmente corroborables en los resultados, obteniéndose unas cartografías que mejoran la comprensión de la realidad.

Los Mapas Auto-organizados son útiles para generar prototipos de conocimiento al descubrir patrones y tendencias en los datos **11**, utilizando-se para ello por ejemplo en las investigaciones sobre procesos de auto organización **12, 13**; sobre optimización **14**, o sobre la integración de las Redes Neuronales con los sistemas GIS **15**. En urbanismo se ha usado para la caracterización del Urban Sprawl **16**, para la determinación de patrones de las transformaciones urbanas de las ciudades europeas **17** o para la caracterización de los tejidos de un centro histórico mediante la identificación de tipologías **18, 19** (Fig. 2).

Creación de cartografías semánticas mediante redes neuronales tipo SOM

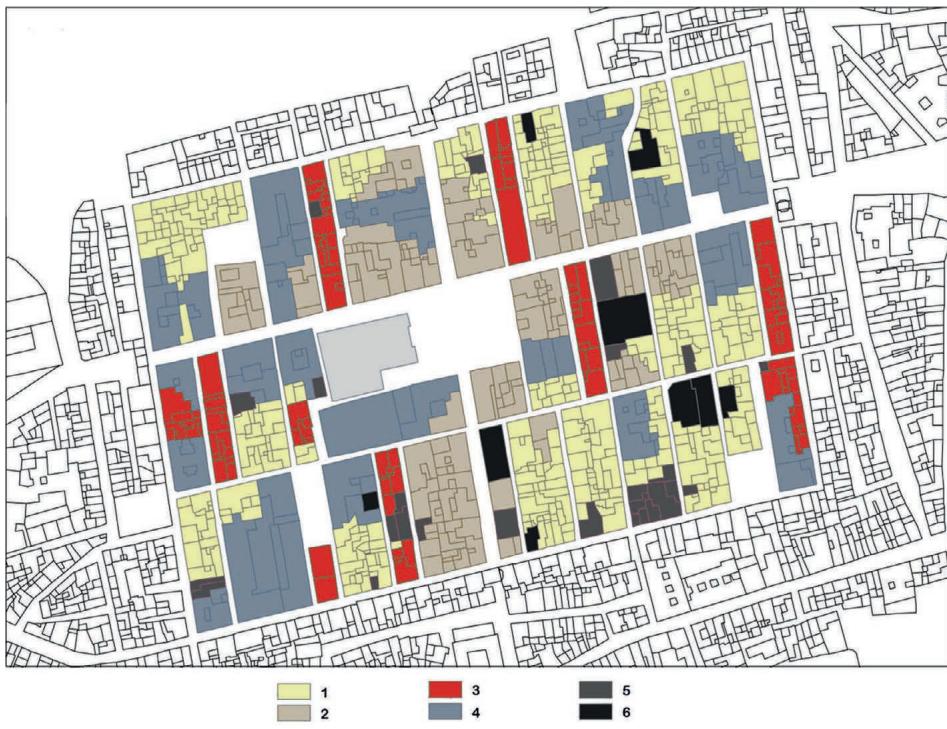
El objetivo principal del proceso metodológico que se propone es el descubrimiento heurístico que se genera durante la determinación del mapa SOM. Los objetos arquitectónicos se relacionarán entre sí en base a coherencias asociativas, conformando patrones entre los conceptos que se investiguen. Para alcanzar los objetivos de la investigación se plantea utilizar un proceso que tenga las siguientes características:

1. No depender de calibrados artificiosos entre las variables. Difícilmente pueden ser calibradas variables radicalmente dispares, como cuestiones formales o sociales.
 2. Ser insensible a variables que no aportan estructura ni orden a la globalidad. La técnica utilizada



2. Cartografía tipo Mapa Auto-organizado (SOM) que representa la caracterización tipológica del tejido del centro histórico de Santa Fe (Granada).
Fuente: Abarca-Alvarez, 2011.

2. Mapping type Self-Organizing Map (SOM) which represents the typological characterization of the fabric of the historic centre of Santa Fe (Granada).
Source: Abarca-Alvarez 2011.



2

debe discriminar y suprimir las variables sin influencia.

Los Mapas Auto-organizados de Kohonen cumplen con ambos requerimientos por lo que se estima, a priori, oportuna su experimentación.

Aplicaremos la red neuronal de la siguiente forma: los datos de múltiples variables que cualifican los objetos arquitectónicos o urbanos (edificabilidad, superficie de parcela, ocupación, usos, rentas, etc.) conforman las entradas de la red neuronal, para pasar tales objetos a situarse autónomamente en el mapa bidimensional, teniendo por contiguos los que topológicamente son más afines y más alejados con los que menos similitudes presentan sus variables. Esta característica singulariza a las Redes Neuronales tipo SOM: La posición de cada objeto en el mapa se relaciona con la

posición de otros elementos, aportando información topológica. Hay que tener presente que las posiciones absolutas de los objetos en el mapa auto-organizado, no aportan información alguna.

Con carácter general para la obtención de una cartografía semántica tipo SOM seguiremos el siguiente proceso:

1. Selección del ámbito de estudio. Deberá ser lo suficientemente amplio para que puedan surgir agrupamientos y estructura entre los objetos del estudio. Una vez realizado el Mapa Auto-organizado, se verificará que se producen tales patrones.
2. Determinación de los objetos de estudio. Podrán ser lugares, barrios, parcelas, manzanas, edificios, etc., en general cualquier entidad de la que se pueda obtener valores para las variables.

the characterization of Urban Sprawl [16](#), to determine the patterns of urban transformations of European cities [17](#) or for the characterization of the fabrics of a historic centre through identification of the typologies [18, 19](#) (Fig. 2).

Creation of semantic mapping through neural networks of the SOM type

The main objective of the proposed methodological process is the heuristic discovery which is generated during the determination of the SOM. The architectural objects will relate to each other on the basis of associative coherences, which comprise patterns between the concepts investigated. In order to achieve the objectives of the research, a process with the following characteristics is suggested:

1. It cannot depend on contrived calibrations between the different variables. Radically different concepts, such as formal or social questions, can hardly be calibrated.
2. It must be oblivious to values or concepts which supply neither structure nor order to the whole. The method used must discriminate and delete those variables that are not influential.

The Self-Organizing Maps of Kohonen comply with both requirements and their applicability is therefore a priori considered justified.

The neural network will be applied as follows: the data from multiple variables which refer to architectural or urban objects (development potential, plot surface, occupation, uses, revenues, etc.) form the entries of the neural network, whereby such objects are passed on to be located autonomously on the two-dimensional map, adjacent to those elements that are topologically related and further removed from those objects whose variables show fewer similarities. This feature singles out the Neural Networks of the SOM type: The position of every object on the map is related to the positions of other elements, and thus conveying topological information. One has to bear in mind that the absolute positions of the objects on the self-organizing map do not provide any information whatsoever.

Generally, to obtain semantic mapping of the SOM type we will follow the process presented below:

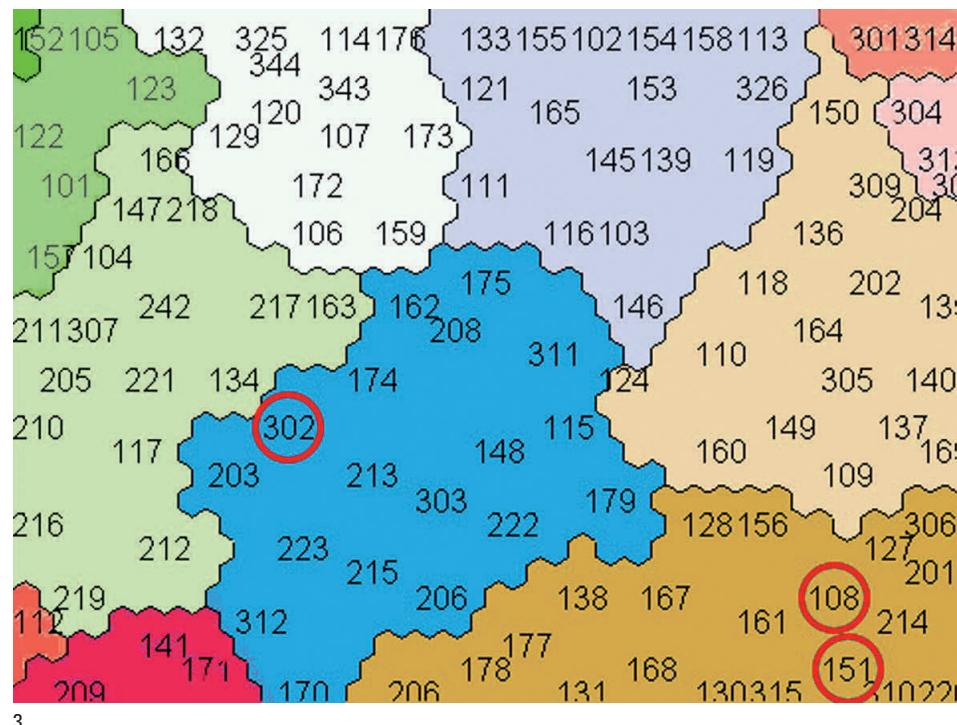
1. Selection of the scope of the study. It has to be wide enough in order to facilitate groupings and structure between the objects of the study. As soon as the SOM has been elaborated, the emergence of these patterns has to be verified.
 2. Determination of the objects of the study. These can be places, neighbourhoods, plots, blocks, buildings, etc., in general any entity from which values for the variables can be obtained.
 3. Selection of the numerically quantitative variables.. The certainty we might have about the relevance of any of the variables taking part is immaterial, since the process of the neural network itself will blot out those elements which are not interrelated with the rest. Any concept of whatever type can be a variable within the system, whether morphological, economical, social, etc.. as long as it can be attributed or determined for every object of the study.
 4. Generation of the Self-Organizing Map by means of the heuristic and iterative process proposed by Teuvo Kohonen (Fig. 3) and organization of patterns or groups through the WARD method of clustering (or Method of Minimal Variance), for the grouping of the objects and mapping.
 5. Obtainment of the thematic or consistent mono-variant maps in a graphic of every variable, where the topological relations between the different objects can be observed as well as the value of this variable for every object (Fig. 4).
 6. Interpretation of the results obtained through the reading of maps of SOM-WARD-Cluster pattern regions and the thematic or mono-variant maps obtained. In this phase, one can extract the primary conclusions, noting cause-effect relations and, moreover, one can observe the variables contemplated which are not interrelated. In order to note these situations in detail, statistical approximations of the processed and interpreted data are relied upon (Fig. 5).
 7. The incorporation of the patterns to the SOM generates the semantic SOM we were looking for, completed through the representation of every object of the study in its respective part of the semantic map (Fig 6.).

3. Representación del Mapa Auto-organizado representando la estructura topológica de los tejidos analizados, y las agrupaciones de los mismos. Cada número representa la posición de cada barrio estudiado.

Fuente: Elaboración propia.

3. Representation of the Self-Organizing map representing the topological structure of the analyzed fabrics and their groupings. Every number represents the position of every neighbourhood investigated.

Source: Compiled by the authors.

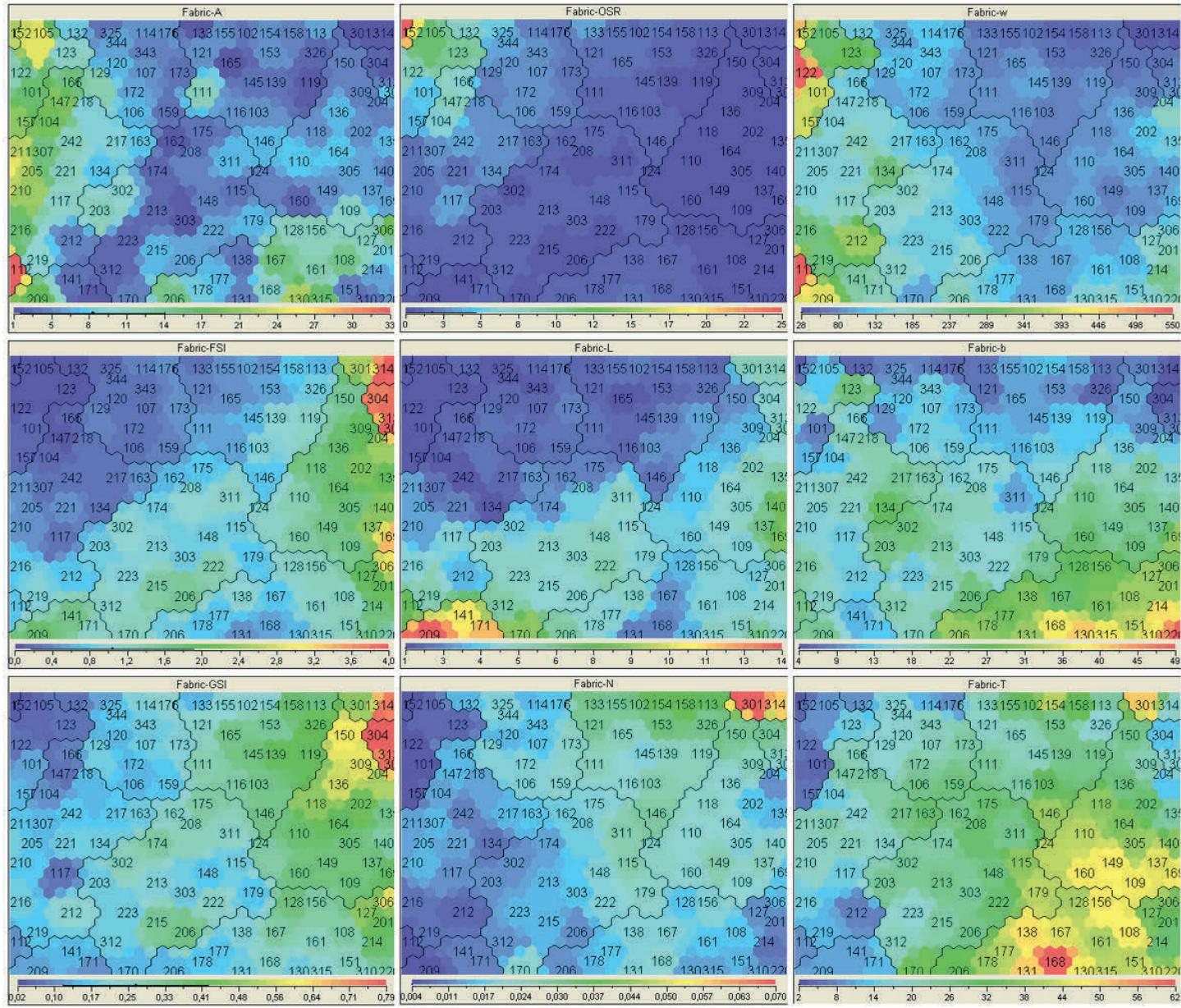


3. Selección de variables cuantificables numéricamente. Será indiferente la certeza que podamos tener sobre la relevancia de cada una de las variables que se hacen intervenir, ya que el propio proceso de la red neuronal expurgará las que no se interrelacionan con las demás. Podrán ser variables del sistema conceptos de cualquier tipo, ya sean morfológicos, económicos, sociales, etc., siempre que se puedan atribuir o determinar para cada objeto del estudio.
 4. Generación del Mapa Auto-organizado mediante el proceso heurístico e iterativo propuesto por Teuvo Kohonen (Fig. 3) y organización de patrones o grupos mediante el método WARD de clusterización (o Método de Varianza Mínima), para la agrupación de los objetos en la cartografía.
 5. Obtención de las cartografías temáticas o monovariantes consistentes en un gráfico de cada variable, donde se pueden observar las relaciones topológicas entre los distintos objetos y a la vez el valor de esa variable para cada objeto (Fig. 4).
 6. Interpretación de los resultados obtenidos mediante la superposición de las cartografías de los patrones SOM-WARD-Clúster y de las cartografías temáticas obtenidas. En esta fase se pueden extraer las primeras conclusiones, advirtiéndose relaciones de causa-efecto o detectando variables que no se interrelacionan. Para advertir pormenorizadamente estas situaciones se recurre a aproximaciones estadísticas de los datos procesados (Fig. 5).
 7. La incorporación de los patrones al SOM genera la cartografía semántica SOM que buscábamos, completándose mediante la representación de cada objeto de estudio en la parte del mapa semántico que le corresponda (Fig. 6).



4. Mapas monotemáticos donde se representan las principales variables que han intervenido en la generación del Mapa Auto-organizado (SOM).
Fuente: Elaboración propia.

4. Monothematic maps where the principal variables which have contributed to the generation of the Self-Organizing Map (SOM) are represented.
Source: Compiled by the authors.



4

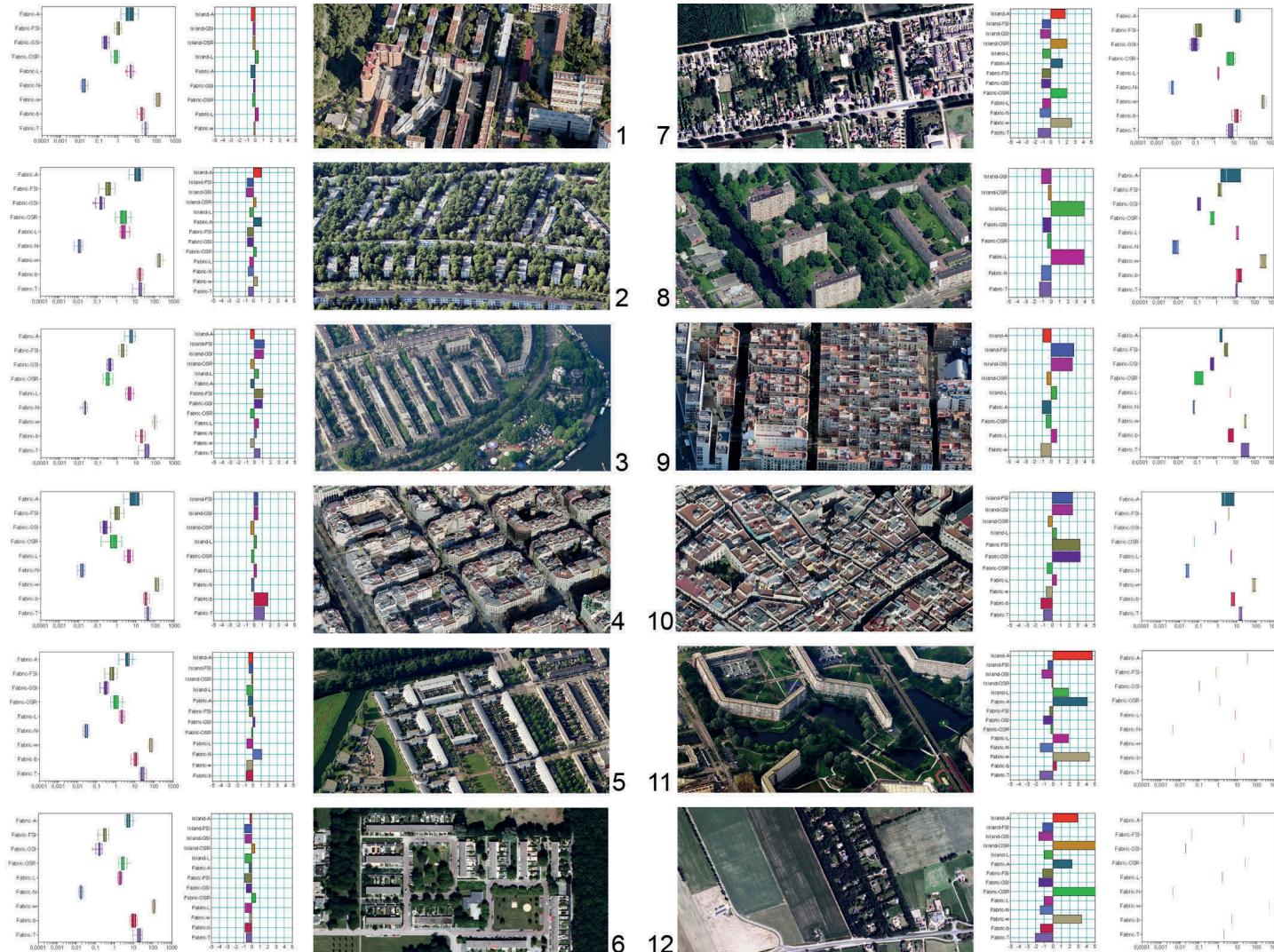
Un caso de estudio: Cartografía semántica SOM de tejidos y barrios ejemplares

La experimentación que a modo de caso de estudio se realiza, trata de encontrar coherencias y estructuras pre-

sentes en urbanismos y tejidos de diferente procedencia. Para ello se operará con una lógica que trasciende, lo particular y lo local, en pos de determinados principios de diseño y funcionamiento comunes, es decir, se generará una red con parámetros convencionalmente usados para la definición de la forma

A case study: Semantic mapping SOM of exemplary fabrics and neighbourhoods

The experimentation carried out by means of a case study, tries to find coherence and structure in urban ordinances and weave of different origins. For this purpose logic is applied that transcends the specific and the local,



5

towards certain principles of common design and operation. In other words, a network is generated with conventionally used parameters for the definition of the urban form (height, width of roads or blocks, developing potential, occupation, etc.) in an attempt to discover the relations between the different variables in a heuristic way.

As opposed to other types of modus operandi which use only two or sometimes three variables, a comparative method is proposed, which includes different fabrics and the simultaneous use of multiple variables through an iterative and heuristic process. The

5. Representación esquemática de todas las tipologías de tejido halladas mediante red neuronal del tipo Mapa Auto-organizado (SOM). Se representan los datos estadísticos obtenidos: Dispensión de datos de la tipología respecto a la media general y distribución de valores de la tipología. Asimismo se muestra una imagen representativa de cada tipología de uno de los barrios que ha intervenido en el patrón (véase listado extendido en Figura 6).

Fuente: Imagen aérea: web Bing Maps (recuperado 9/2010); gráficos: elaboración propia.

5. Schematic representation of all the fabric typologies discovered by means of neural network of the SOM type. Represented are the statistical data obtained: Dispersion of data of the typology compared to the general average and distribution of values of the typology. Furthermore a representative image is shown of every typology in one of the neighbourhoods that was involved in the pattern in one of the neighbourhoods (see extended list in Figure 6).

Source: Aerial image: web Bing Maps (recovered 9/2010); graphics: compiled by the authors.



urbana (altura, anchura de viarios o manzanas, edificabilidad, ocupación, etc.) para tratar de encontrar alcanzar de forma heurística las relaciones entre las diferentes variables.

Frente a otro tipo de propuestas de trabajo y análisis que utilizan tan solo dos o a veces tres variables, se plantea un método de comparación de los diferentes tejidos y la utilización simultánea de múltiples variables, mediante un proceso iterativo y heurístico. Se pretende obtener una ordenación y agrupación topológica de los distintos entornos analizados, siendo extraída esa información únicamente de las variables que aportan información acerca de la forma de cada uno de los tejidos.

Se aplicará el método que se propone a una selección de tejidos residenciales representativos de diversas ciudades de los Países Bajos, Berlín y Barcelona, de las que se conocen suficientes datos y parámetros recogidos en *Spacematrix: Space, Density and Urban Form* de Meta Berghauser-Pont y Per Haupt **20**.

Los parámetros que usaremos (que podrían ampliarse con otros) son de forma resumida los siguientes:

- Superficie de Tejido (A: Base Land Area).
- Edificabilidad (FSI: Floor Space Index).
- Ocupación (GSI: Ground Space Index). Relación entre el espacio construido y no construido.
- Relación de espacio Público (OSR: Open Space Index). Relación entre el espacio no construido y la Superficie Total edificada.
- Altura media (L: Layers). Altura media de las edificaciones.
- Densidad de red (N: Network Density). Concentración de red en la Superficie de Tejido.

- Amplitud de malla (w: mesh width). Distancia media entre los ejes viarios.
- Calibre de malla (b: profile width). Anchura media del viario.
- Tara (T: Tare). Relación entre la superficie del viario y el total de la Superficie de Tejido.

Los resultados obtenidos, mediante la gestión de todos los parámetros en la red neuronal, serán sensiblemente mejores que los alcanzados con el uso de un número limitado de variables para todos los tejidos –tal y como proponen Berghauser-Pont y Haupt–. Se puede observar cómo tres barrios definidos por Berghauser-Pont y Haupt como semejantes **21**, pueden ser englobados en dos patrones diferentes mediante nuestra cartografía SOM (Fig.3). Las diferencias entre ellos se pueden visualizar atendiendo a la configuración de los patios peatonales en los casos de Berlage Plan Zuid 1 y de Peperklip, cuando en Besos la organización se realiza mediante bloques lineales abiertos (ver imágenes correspondientes en la Fig. 5).

En nuestra investigación, en una primera fase se obtiene, como resultado del estudio multivariable de todos los parámetros, una representación bidimensional o cartografía, en la que se muestran todos los tejidos organizados según las propiedades topológicas resultantes del proceso heurístico. Se han determinado doce patrones arquitectónicos o grupos morfológicos, presentando cada uno de ellos una posición única en el mapa SOM, con relaciones topológicas singulares con el resto de los grupos y tejidos. Es posible observar que los tejidos se agrupan según sus propiedades y coherencias entre las variables que los definen. Asimismo

objective is to obtain a topological organization and grouping of the different environments under analysis, with this information coming exclusively from the variables that provide information about the form of every single one of the fabrics.

The proposed method will be applied to a selection of fabric, representative of cities in The Netherlands, Berlin and Barcelona about which sufficient data and parameters are known, which are compiled in *Spacematrix: Space, Density and Urban Form* by Meta Berghauser-Pont and Per Haupt **20**.

The parameters that we will use (and which can be extended to include others) are, in summarized form, the following:

- Fabric surface (A: Base Land Area).
- Development potential (FSI: Floor Space Index).
- Occupation (GSI: Ground Space Index). Relation between built-up space and unbuilt space.
- Relation of Public space (OSR: Open Space Index). Relation between unbuilt space and the Total built-up Surface.
- Average height (L: Layers). Average height of the buildings.
- Network Density (N: Network Density). Network concentration in the Fabric surface.
- Mesh width (w: mesh width). Average distance between the roads.
- Profile width (b: profile width). Average width of the road.
- Tare (T: Tare). Relation between the surface of the road and the total Surface of the Fabric.

The results obtained, by the management of every parameter of the neural network, will be noticeably than those achieved through the use of a limited number of variables for each fabric –as proposed by Berghauser-Pont and Haupt–. The three neighbourhoods, defined by Berghauser-Ponnt and Haupt as similar to each other **21**, can be encompassed in two different patterns through our SOM map (fig. 3). The differences amongst them can be shown paying attention to the shaping of the pedestrian patios in cases such as Berlage Plan Zuid 1 and Peperklip, while the organization is made through linear blocks at Besos (see fig. 5).

In our investigation, as a result of the multivariable study of all the parameters, a two-

dimensional representation or map is obtained at an early stage, in which all the fabrics are shown, organized in accordance with their topological properties resulting from the heuristic process. Twelve architectural patterns or morphological groups have been determined, whereby each of them takes up a unique position on the SOM, maintaining singular topological relations with the rest of the groups and fabrics. It is possible to note the fabrics grouping together according to their properties and the coherences between the variables that define them. Furthermore, through a statistical analysis of the resulting groupings (Fig. 5) we obtain information, properties and characteristics that are typical and sometimes exclusive for the group or the pattern of urban fabrics.

Conclusions

This research tries to showcase a method that allows the expert user as well as the beginner to obtain mapping results that represent coherences and structures of reality in a meaningful way. It allows us to access information derived from a series of data of which the internal laws and constitutions would be very hard to manage and comprehend because of the level of abstraction of its postulates or because of the enormity of its number. In this way the semantic maps obtained through the use of Neural Networks, and more specifically through Self-Organizing Maps or SOMs, constitute a valuable tool for the investigation and understanding of the fields of architecture and urban planning, especially when initial complexities might pose a challenge for the user. These maps are a starting point from where a profound interpretation of reality can proceed.

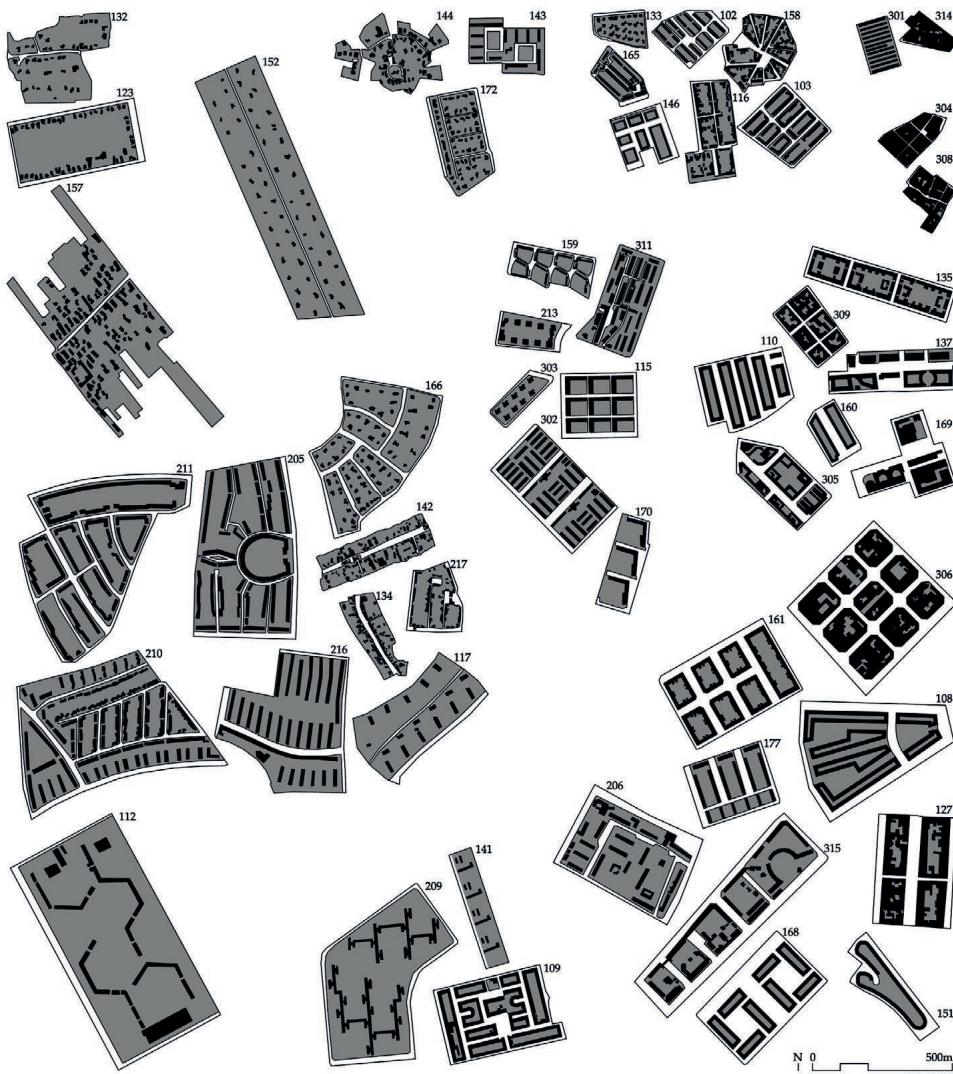
The case study presented above, in which a substantial number of exemplary urban models are being investigated, allows us to approach the typologies of urban fabric from a new perspective, noting the extremely high sensitivity of the habitat towards small variations in its constitutional parameters or being able to understand that the classic use of only two or three variables are not sufficient to unequivocally characterize any urban fabric. ■

6. Mapa Auto-organizado (SOM) en el que se representan algunos de los barrios más representativos de los estudiados.

Fuente: Elaboración propia a partir esquemas de Berghauer Pont y Haupt, 2010.

6. Self-Organizing Map (SOM) in which some of the study's most representative neighbourhoods are shown.

Source: Compiled by the authors on the basis of schemes by Berghauer Pont and Haupt, 2010.



[1] MONTBAU

- 311.- Montbau (Barcelona)
- 115.- Buurt Negen (Amsterdam)
- 159.- Troelstraalan (Amsterdam)
- 170.- Wildernbuurt (Amsterdam)
- 213.- Rauchstrasse (Berlin)
- 205.- Besos (Barcelona)
- 303.- Borrell I Solier (Barcelona)

[2] ONKEL-TOM-SIEDLUNG

- 210.- Onkel-Tom-Siedlungen I (Berlin)
- 117.- De Berg Zuid (Amersfoort)
- 134.- IJlst (Wymbritseradeel)
- 142.- Molenaarsgraaf (Graafstroom)
- 166.- Wageningen-Hoog (Wageningen)
- 205.- Hufeisensiedlung -Britz- (Berlin)
- 211.- Onkel-Tom-Siedlungen II (Berlin)
- 216.- Siemensstadt (Berlin)
- 217.- Staaken (Berlin)

[3] BERLAGE PLAN ZUID

- 110.- Berlage Plan Zuid 3 (Amsterdam)
- 135.- Java Island (Amsterdam)
- 137.- Knsn Island (Amsterdam)
- 160.- Vaillantlaan (La Haya)
- 169.- Weena (Rotterdam)
- 305.- Congres (Barcelona)
- 309.- Gracia (Barcelona)

[4] ENSANCHE BARCELONA

- 306.- Ensanche (Barcelona)
- 108.- Berlage Plan Zuid 1 (Amsterdam)
- 127.- Grachtengordel (Amsterdam)
- 151.- Peperklip (Rotterdam)
- 161.- Venserpolder (Amsterdam)
- 168.- Watergraafsmeer 2 (Amsterdam)
- 177.- Zuidwest Kwadrant (Amsterdam)
- 206.- Karl-Marx-Allee 2 (Berlin)
- 315.- Vila Olimpica (Barcelona)

[5] NIEUW SLOLEN

- 146.- Nieuw Sloten (Amsterdam)
- 102.- Amsteldorp 1 (Amsterdam)
- 103.- Amsteldorp 2 (Amsterdam)
- 116.- Colijnsplaat (Noord-Beveland)
- 133.- Huisduinen (Den Helder)
- 158.- Stevensvweert (Maasgouw)
- 165.- Vreewijk (Rotterdam)

[6] NAGALE

- 143.- Nagale (Noordoostpolder)
- 144.- Niehove (Groningen)
- 172.- Wolveschans (Leek)

[7] EMMER-ERFSCHIEDENVEEN

- 123.- Emmer-Erfcheidenveen (Emmen)
- 132.- Hoog Soeren (Apeldoorn)
- 157.- Staphorst (Staphorst)

[8] LANGSWATER

- 141.- Langswater (Amsterdam)
- 109.- Berlage Plan Zuid 2 (Amsterdam)
- 209.- Märkisches Viertel (Berlin)

[9] BARCELONETA

- 301.- Barceloneta (Barcelona)
- 314.- Ríbera (Barcelona)

[10] BARRIO GÓTICO

- 308.- Barrio Gótico (Barcelona)
- 304.- Ciutat Vella (Barcelona)

[11] BIJLMER OUD

- 112.- Bijlmer Oud (Amsterdam)

[12] ROSENGAARDE

- 152.- Rosengaarde (Dalfsen)



mediante un análisis estadístico de estas agrupaciones resultantes (Fig. 5) obtenemos información, propiedades y características que son propias y a veces exclusivas del grupo o patrón de tejidos urbanos.

Conclusiones

Esta investigación trata de poner en valor una técnica que permite, tanto al usuario experto como al novel, resultados cartográficos que representan de forma útil coherencias y estructuras de la realidad. Permite acceder a información surgida desde una serie de datos, que bien por lo abstracto de sus supuestos o bien por lo ingente de su número, harían muy difícil su gestión y comprensión de sus leyes de constitución. De este modo las cartografías semánticas que se obtienen mediante el uso de Redes Neuronales y más concretamente mediante los Mapas Auto-organizados o SOM, suponen una herramienta valiosa para la investigación y comprensión en el campo de la arquitectura y el urbanismo, especialmente donde la complejidad inicial constituye un reto para el usuario. Estas cartografías son un punto desde donde de iniciar la interpretación profunda de la realidad.

El caso de estudio presentado, en el que se estudian un buen número de modelos urbanos ejemplares, permite aproximarnos desde una nueva perspectiva a las tipologías de los tejidos urbanos, observando la altísima sensibilidad de los hábitat a pequeñas variaciones en los parámetros que los constituyen o alcanzando a comprender que el uso clásico de únicamente dos o tres variables no son suficientes para caracterizar inequívocamente a cualquier tejido urbano. ■

NOTAS

- 1 / ALLEN, S., 2009. From object to field: Field conditions in architecture and urbanism. En: S. Allen, ed., 2009. *Practice: Architecture, technique + representation*, Nueva York: Routledge, p. 150.
- 2 / AUGÉ, M., 2000. Los no lugares. Espacios del anonimato. Una antropología de la sobremodernidad (5^a ed.). Barcelona: Gedisa, p. 51. [Nonlieux. Introduction à une anthropologie de la surmodernité. Seuil: Edition de Seuil. 1992].
- 3 / DUPUY, G., 1991. L'Urbanisme des Réseaux. Théories et méthodes. Paris: Armand Colin.
- 4 / JACOBS, J., 1961. The death and life of great American cities. Nueva York: Random House.
- 5 / GOLDENFELD, N. y KADANOFF L. P., 1999. Simple lessons from complexity. *Science*, 284(5411), pp. 87–89.
- 6 / PRECEDO LEDO, A., 2004. Nuevas realidades territoriales para el siglo XXI: desarrollo local, identidad territorial y ciudad difusa, Volumen 10. Madrid: Síntesis.
- 7 / ALEXANDER, C., 1971. El medio ambiente. En: C. Alexander, ed. 1971. *La estructura del medio ambiente*. Barcelona: Tusquets, p. 95.
- 8 / KOHONEN, T., 1989. Self-organizing semantic maps. *Biological cybernetics* 61(4), pp. 241–254.
- 9 / CHERKASSKY, V. S. y FRIEDMAN J. H., 1994. From Statics to Neural Networks: Theory and Pattern Recognition Applications. Berlin: Springer.
- 10 / PITARQUE, A., ROY J. F. y RUIZ J. C., 1998. Redes neuronales vs modelos estadísticos: Simulaciones sobre tareas de predicción y clasificación. *Psicológica* 19, pp. 387–400.
- 11 / WEISS, S. M. y INDURKHYA, N., 1998. Predictive Data Mining: A Practical Guide. San Francisco: Morgan Kaufmann.
- 12 / WHITE, R. y ENGELEN G., 1993. Cellular-automata and fractal urban form a cellular modeling approach to the evolution of urban land use patterns. *Environment and Planning A*, 25(8), pp. 1175–1199.
- 13 / IRWIN, E. G. y GEOGHEGAN, J., 2001. Theory, data, methods: Developing spatially explicit economic models of land use change. *Agriculture Ecosystems and Environment*, 85(1-3), pp. 7–23.
- 14 / OPENSHAW, S. y ABRAHART, R. J., 2000. Geocomputation. Londres y Nueva York: Taylor and Francis.
- 15 / WU, F., 1998. An experiment on the generic polycentricity of urban growth in a cellular automatic city. *Environment and Planning B Planning and Design* 25(5), pp. 731–752.
- 16 / DIAPPI, L., BOLCHIM, P. y BUSCEMA, M., 2004. Improved Understanding of Urban Sprawl Using Neural Networks. Dordrecht: Springer.
- 17 / HAGEN ZANKER, A. y TIMMERMANS, H. J. P., 2009. A metric of compactness of urban change illustrated to 22 european countries. En: Hagen Zanker, A. y Timmermans, H. J. P. eds, 2009. *European Information Society: Taking Geoinformation Science One Step further*, 181–200.
- 18 / Abarca-Alvarez, F. J. y Fernández Avidad, A., 2010. Generation of Downtown Planning-Ordinances using Self Organizing Maps. En: *Design & Decision Support Systems 2010 International Conference*. Eindhoven: Tue Eindhoven.
- 19 / ABARCA-ALVAREZ, F. J. 2011. Identificación de patrones para la ordenación urbanística mediante redes neuronales. Hacia la Ordenanza-Red. *Serie Geográfica*. 17, pp. 45-60. Disponible en <http://hdl.handle.net/10481/18495>.
- 20 / BERGHAUSER PONT, M. y HAUPP, P., 2010. Spacematrix: Space, Density and Urban Form. Rotterdam: Nai Publishers.
- 21 / BERGHAUSER PONT y HAUPP (2010) definen los tejidos urbanos con similar Edificabilidad (FSI), Ocupación (GSI) y Densidad de Red (N), como semejantes. Berlage Plan Zuid 1[108] presenta FSI=1.28, GSI=0.30 y N=0.017/m; Besos [302] presenta FSI=1.11, GSI=0.26 y N=0.011/m y Peperklip [151] presenta FSI=1.28, GSI=0.26 y N=0.014/m. De este modo para estos autores estos tres tejidos tienen similares características.

NOTES

- 1 / ALLEN, S., 2009. From object to field: Field conditions in architecture and urbanism. In: S. Allen, ed., 2009. *Practice: Architecture, technique + representation*, New York: Routledge, p. 150.
- 2 / AUGÉ, M., 2000. Los no lugares. Espacios del anonimato. Una antropología de la sobremodernidad (5^a ed.). Barcelona: Gedisa, p. 51. [Nonlieux. Introduction à une anthropologie de la surmodernité. Seuil: Edition de Seuil. 1992].
- 3 / DUPUY, G., 1991. L'Urbanisme des Réseaux. Théories et méthodes. Paris: Armand Colin.
- 4 / JACOBS, J., 1961. The death and life of great American cities. New York: Random House.
- 5 / GOLDENFELD, N. and KADANOFF L. P., 1999. Simple lessons from complexity. *Science*, 284(5411), pp. 87–89.
- 6 / PRECEDO LEDO, A., 2004. Nuevas realidades territoriales para el siglo XXI: desarrollo local, identidad territorial y ciudad difusa, Vol. 10. Madrid: Síntesis.
- 7 / ALEXANDER, C., 1971. El medio ambiente. In: C. Alexander, ed. 1971. *La estructura del medio ambiente*. Barcelona: Tusquets, p. 95.
- 8 / KOHONEN, T., 1989. Self-organizing semantic maps. *Biological cybernetics* 61(4), pp. 241–254.
- 9 / CHERKASSKY, V. S. and FRIEDMAN J. H., 1994. From Statics to Neural Networks: Theory and Pattern Recognition Applications. Berlin: Springer.
- 10 / PITARQUE, A., ROY J. F. and RUIZ J. C., 1998. Redes neuronales vs modelos estadísticos: Simulaciones sobre tareas de predicción y clasificación. *Psicológica* 19, pp. 387–400.
- 11 / WEISS, S. M. and INDURKHYA, N., 1998. Predictive Data Mining: A Practical Guide. San Francisco: Morgan Kaufmann.
- 12 / WHITE, R. and ENGELEN G., 1993. Cellular-automata and fractal urban form a cellular modeling approach to the evolution of urban land use patterns. *Environment and Planning A*, 25(8), pp. 1175–1199.
- 13 / IRWIN, E. G. and GEOGHEGAN, J., 2001. Theory, data, methods: Developing spatially explicit economic models of land use change. *Agriculture Ecosystems and Environment*, 85(1-3), pp. 7–23.
- 14 / OPENSHAW, S. and ABRAHART, R. J., 2000. Geocomputation. London and New York: Taylor and Francis.
- 15 / WU, F., 1998. An experiment on the generic polycentricity of urban growth in a cellular automatic city. *Environment and Planning B Planning and Design* 25(5), pp. 731–752.
- 16 / DIAPPI, L., BOLCHIM, P. and BUSCEMA, M., 2004. Improved Understanding of Urban Sprawl Using Neural Networks. Dordrecht: Springer.
- 17 / HAGEN ZANKER, A. and TIMMERMANS, H. J. P., 2009. A metric of compactness of urban change illustrated to 22 european countries. In: Hagen Zanker, A. and Timmermans, H. J. P. eds, 2009. *European Information Society: Taking Geoinformation Science One Step further*, 181–200.
- 18 / ABARCA-ALVAREZ, F. J. and FERNÁNDEZ AVIAD, A., 2010. Generation of Downtown Planning-Ordinances using Self Organizing Maps. In: *Design & Decision Support Systems 2010 International Conference*. Eindhoven: Tue Eindhoven.
- 19 / ABARCA-ALVAREZ, F. J. 2011. Identificación de patrones para la ordenación urbanística mediante redes neuronales. Hacia la Ordenanza-Red. *Serie Geográfica*. 17, pp. 45-60. Available at <http://hdl.handle.net/10481/18495>.
- 20 / BERGHAUSER PONT, M. and HAUPP, P., 2010. Spacematrix: Space, Density and Urban Form. Rotterdam: Nai Publishers.
- 21 / BERGHAUSER PONT and HAUPP (2010) define urban fabrics with a similar building potential (FSI), Occupation (GSI) and Network Density (N), as similar. Berlage Plan Zuid 1[108] presents FSI=1.28, GSI=0.30 and N=0.017/m; Besos [302] presents FSI=1.11, GSI=0.26 and N=0.011/m and Peperklip [151] presents FSI=1.28, GSI=0.26 and N=0.014/m. In this way, for these authors these three urban fabrics show similar characteristics.