



CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN GEOGRAFÍA Y GEOMÁTICA  
"ING. JORGE L. TAMAYO", A.C.

CentroGeo

Centro Público de Investigación CONACYT

Redes Neuronales Celulares, una alternativa para el análisis y  
modelado espacial de conectividad

## TESIS

Que para obtener el grado de Doctor en Geomática

Presenta

Juan Manuel Núñez Hernández

Director de tesis  
*Dra. Alejandra López Caloca*

Jurado  
*Dr. Manuel Ordorica Mellado*  
*Dr. Sergio Fernando López Caloca*

Codirector de tesis  
*Dra. Carmen Reyes Guerrero*

Examinador externo  
*Dr. Felipe Omar Tapia Silva*

Ciudad de México, FEBRERO, 2017

# Resumen

Dentro de la Geomática, el Análisis Espacial juega un papel fundamental en la generación de conocimiento acerca de los fenómenos y procesos geográficos que ocurren en el mundo real, cubriendo un amplio espectro de herramientas de análisis y modelado espacial que permiten entender las interacciones que se suceden en el territorio. En los últimos años, el interés del Análisis Espacial se ha enfocado en la aplicación de los Sistemas de Información Geográfica, la Percepción Remota, y los Sistemas de Navegación por Satélite para buscar resolver problemas y preguntas que combinan procesos humanos y naturales bajo un enfoque territorial. Debido a que el territorio es una síntesis de los dominios hombre-naturaleza, el Análisis Espacial a menudo es incorporado en la solución de algunos de los problemas más importantes y algunos de los temas de investigación más actuales.

En este trabajo se presentan los resultados de una investigación que tuvo como objetivo el desarrollo de un grupo de elementos de diseño que permitiera evaluar el uso de las Redes Neuronales Celulares (RNC) como una alternativa de modelado de conectividad en el contexto del Análisis Espacial. Para ello se aplicó un marco analítico para identificar las características de estas redes a la conectividad en relación a una misma familia de modelos en donde los fenómenos geográficos se conceptualizan como sistemas complejos y la conectividad refleja una forma básica de interacción entre elementos individuales y su entorno. Como resultado de la investigación se pudieron identificar una serie de ventajas de diseño definidas por: (i) su sentido inherentemente espacial, simple y computacionalmente eficiente; (ii) la definición de su atención a cómo los elementos individuales actúan con sus vecinos inmediatos y estos a su vez con el entorno; (iii) su referencia como modelos apropiados para el estudio de sistemas complejos; y (iv) la posibilidad de involucrar dos tipos de problemas, los referidos a la estructura (patrón de conectividad) y a la dinámica (flujos).

Finalmente, se realizó un análisis de los resultados obtenidos de una serie de experimentos para evaluar el enfoque propuesto en referencia al análisis de patrones espaciales en ambientes urbanos, identificándose algunas aportaciones y limitaciones acerca de las capacidades de las RNC en el procesamiento de información geoespacial. Específicamente se presenta una aplicación que permite demostrar cómo las RNC pueden ser empleadas en la segmentación de la superficie impermeable en ambientes urbanos, mediante una propuesta que integra el contenido de información espectral y geométrica de imágenes satelitales. El enfoque propuesto permite guiar a una RNC en la tarea de segmentación, exclusivamente en términos de conectividad local entre píxeles activados por una función lineal de un umbral determinado. Esta propiedad es aprovechada para identificar regiones homogéneas que permiten cuantificar la magnitud, la ubicación, la geometría, y el patrón espacial de las superficies impermeables, una variable importante para una serie de cuestiones y temas en ciencias ambientales centrales para el cambio ambiental global y las interacciones hombre-ambiente. No obstante y aunque este enfoque fue probado sólo para el caso de reconocimiento y formación de patrones espaciales, puede ser posible plantear la simulación del comportamiento sobre algunos fenómenos en el espacio geográfico, dentro de las limitaciones de su estructura.

Con amor para Gaby y Diego...

# Agradecimientos

Deseo agradecer al CentroGeo por darme la oportunidad de formarme por igual en labores de investigación, vinculación con la sociedad y formación de capital humano. Soy afortunado y espero poder retribuirle a esta institución un poco de lo mucho que me ha dado.

Agradezco en particular a la Dra. Alejandra López Caloca por su labor como directora de tesis, pero sobre todo por su amistad y compañía a lo largo de estos años. De igual manera a la Dra. Carmen Reyes, un sincero reconocimiento por la oportunidad de iniciarme primero en el CentroGeo y posteriormente en el posgrado. Muchas gracias a ambas por las enseñanzas, sugerencias e ideas sobre este trabajo.

Al resto de la comunidad en el CentroGeo, a mis compañeros de piso y en general a todas las personas que han estado alrededor de este trabajo... gracias totales.

Al Dr. Omar Tapia un profundo agradecimiento por todo el tiempo dedicado a la revisión de este trabajo de tesis y junto al resto de los miembros de mi jurado, el Dr. Manuel Ordorica y el Dr. Fernando López, gracias por todas y cada una de sus contribuciones.

Agradecer a toda mi familia por su apoyo y compañía. A Gaby y a Diego por todo su amor, paciencia y comprensión. Somos una piña.

Quiero hacer un particular reconocimiento al Dr. Chapela, quien desde su llegada a la dirección del CentroGeo, dio cabal seguimiento a mi trabajo hasta llegar a este momento. Finalmente a Yosu y Alejandro, muchas gracias por el apoyo y las porras todos estos años.

# Contenido

	Pág.
<b>Resumen</b>	ii
<b>Agradecimientos</b>	iv
<b>Contenido</b>	v
<b>Capítulo 1. Introducción</b>	1
1.1. Antecedentes	1
1.2. Planteamiento del problema y objetivos de la investigación	2
1.3. Justificación	5
1.4. Alcances y limitaciones	7
1.5. Organización del trabajo	8
<b>Capítulo 2. Conectividad y enfoque territorial</b>	11
2.1. Nociones generales sobre el territorio	11
2.2. La conectividad como elemento de aproximación al enfoque territorial	14
2.2.1. Elementos de la teoría de sistemas al enfoque territorial	14
2.2.2. El pensamiento sistémico acerca de la conectividad	15
2.3. Modelado de sistemas	18
2.3.1. Modelos conceptuales	20
2.3.2. Captura del comportamiento complejo de los sistemas	23
2.3.3. Modelos de simulación	26
2.4. Discusión	27
	v

<b>Capítulo 3. La conectividad en los modelos de interacción espacial</b>	<b>29</b>
3.1. Una perspectiva teórica-metodológica del Análisis Espacial	29
3.2. Modelado de interacciones espaciales	33
3.3. Redes Neuronales Artificiales como modelos de interacción espacial	40
3.3.1. Nociones básicas y componentes fundamentales	41
3.3.2. Taxonomía de las Redes Neuronales y su aplicación en Análisis Espacial	45
3.4. Autómatas Celulares como modelos de interacción basados en el individuo	48
3.4.1. El Autómata Celular	49
3.4.2. Modelos de Autómata Celular en Análisis Espacial	52
3.5. Discusión	54
<b>Capítulo 4. Ciencia de la redes</b>	<b>59</b>
4.1. Nociones sobre el análisis y modelado mediante redes	59
4.2. La naturaleza de las redes	61
4.2.1. Modelos de redes complejas	64
4.2.2. Medidas básicas para el estudio de las redes	67
4.3. Estructura y dinámica entre redes regulares y aleatorias	69
4.4. Discusión	76
<b>Capítulo 5. Redes Neuronales Celulares</b>	<b>79</b>
5.1. Origen	79
5.2. Definición	81
5.3. Clasificación	85
5.4. Áreas de aplicación	89
5.5. Síntesis	92

<b>Capítulo 6. Redes Neuronales Celulares, una alternativa para el análisis y modelado espacial de conectividad</b>	<b>95</b>
6.1. La conectividad en relación con algunos modelos espaciales	95
6.2. Características de las Redes Neuronales Celulares	97
6.3. Aporte de las Redes Neuronales Celulares a la conectividad	101
6.3.1. Ventajas de diseño de las Redes Neuronales Celulares	101
6.3.2. Propuesta para el diseño de Redes Neuronales Celulares	104
6.3.3. Elementos de diseño para un enfoque de conectividad	106
6.3.4. Aspectos generales de las Redes Neuronales Celulares en Análisis Espacial	109
6.4. Aplicaciones prácticas con datos de imágenes satelitales	112
6.5. Breve discusión sobre el modelado de conectividad con enfoque territorial	116
<b>Capítulo 7. Conclusiones</b>	<b>121</b>
<b>Lista de figuras</b>	<b>125</b>
<b>Referencias</b>	<b>127</b>

# Capítulo 1

## Introducción

---

### 1.1. Antecedentes

El Análisis Espacial desempeña un papel importante en la generación de conocimiento acerca de los fenómenos y procesos geográficos que ocurren en el mundo real, cubriendo un amplio espectro de herramientas de análisis y modelado de las relaciones que se suceden en el espacio. Es por tanto, un marco de conocimiento para el desarrollo de la teoría espacial así como un enfoque de modelado para el estudio de fenómenos y procesos en el espacio geográfico.

Orientado hacia la toma de decisiones espaciales, es una herramienta de naturaleza práctica que ha impulsado el desarrollo de una gran diversidad de aplicaciones en las ciencias económicas, ambientales y de salud (Fischer y Getis, 2010). Algunos ejemplos de aplicación del Análisis Espacial en relación al territorio son la deforestación de los bosques, la seguridad pública, el crecimiento de las ciudades, el manejo pesquero, la segregación social, la conservación del capital natural, la provisión de alimentos, la movilidad urbana y la gestión del patrimonio cultural, entre otros.

Actualmente, nuevos enfoques conceptuales y metodológicos provenientes de otras disciplinas están teniendo lugar dentro del Análisis Espacial para explorar estos fenómenos y procesos geográficos como sistemas complejos (O'Sullivan, 2014). Algunos de los paradigmas actualmente empleados son los métodos para el análisis de series temporales mediante técnicas de regresión y modelos bayesianos; los métodos para el reconocimiento de patrones mediante máquinas de aprendizaje y otros métodos computacionales que emplean técnicas como las redes neuronales artificiales o la lógica

difusa; los métodos para la optimización a través de técnicas de recocido simulado y algoritmos genéticos; el modelado basado en el individuo para la simulación geoespacial mediante autómatas celulares y modelos basados en agentes; y modelos espacio-temporales provenientes de la ciencia de las redes para el modelado de sistemas dinámicos no lineales (Brunsdon y Singleton, 2015). En un contexto amplio, todos estos enfoques reflejan en mayor o menor medida, una nueva visión de la teoría de sistemas —teoría de la complejidad— que ha desplazado la preocupación por los fenómenos y procesos geográficos hacia su estudio como sistemas complejos de la realidad.

## **1.2. Planteamiento del problema y objetivos de la investigación**

En la solución a problemas en los dominios humano y natural, la posibilidad de abordar el enfoque territorial permite tratar como sistemas los fenómenos geográficos de nuestro interés asociado a las interacciones que los seres humanos establecen entre ellos y su entorno o medio ambiente. Aunque la interacción en referencia al territorio desempeña un papel central dentro del Análisis Espacial, es un concepto demasiado abstracto y difícil de abordar, por lo que múltiples modelos han sido propuestas (Morrissey, 2015; Haggett, 2001; Pooler, 1994; Wilson, 1971). No obstante, el resultado de todas las interacciones sociales, ambientales, económicas y culturales que definen a un territorio, se suceden en el espacio geográfico. Por lo que en este trabajo se explora la conectividad como una relación espacial que permite representar la estructura y el comportamiento de ciertos fenómenos y procesos. Los que a su vez, crean patrones que pueden ser capturados mediante enfoques alternativos de análisis y modelado espacial en relación a los sistemas complejos.

Algunos de estos modelos ya reportados en la literatura y que representan un nuevo enfoque en Análisis Espacial para el modelado de los sistemas complejos, tales como como Autómatas Celulares, Modelos Basados en Agentes, Redes Neuronales y Algoritmos Evolutivos, han sido inspirados en analogía con procesos biológicos (de Smith, 2014). En este trabajo, particularmente se aborda el marco de conocimiento de las Redes Neuronales Celulares, una arquitectura inspirada tanto de las Redes Neuronales como de los Autómatas Celulares en donde, en general, el estado de cada celda y por lo tanto su salida, sólo dependen de la entrada y la salida de sus celdas

vecinas, además del estado inicial de la red (Roska y Paziienza, 2009). De forma similar a cómo los Autómatas Celulares o Redes Neuronales han sido empleados en el ámbito del Análisis Espacial. Estas redes pueden ampliar su uso a problemas que impliquen la interacción local con medioambiente en el dominio geoespacial, lo que permite la posibilidad de incorporar información del entorno exterior que se presenta a la red en forma de patrones de entrada. Ya que durante la ejecución del modelo, estos sistemas reciben entradas desde el entorno, calculan las salidas y las transfieren de nuevo al entorno a partir de un proceso iterativo basado en la búsqueda de reglas de conectividad local para el procesamiento global de la información en relación a una tarea específica.

Las Redes Neuronales Celulares planteadas originalmente, en el ámbito de circuitos eléctricos, por Chua y Yang (1988) heredaron tanto la funcionalidad y aplicabilidad de los Autómatas Celulares para capturar comportamientos complejos mediante conexiones exclusivamente locales, así como la capacidad de adaptación de las Redes Neuronales para interactuar con otras entidades en el entorno que pueden inducir cambios en su comportamiento (Khouzam, 2014). Con excepción de muy pocas aplicaciones en las que estos modelos han sido empelados para llevar a cabo tareas de procesamiento digital de imágenes satelitales de radar (Lepage *et al.*, 2000) y multiespectrales (Gazi *et al.*, 2014; Sarhan *et al.*, 2011), las Redes Neuronales Celulares escasamente han sido empleadas en el dominio geoespacial. Pero en particular, hasta donde se pudo investigar no existe en la literatura especializada de Análisis Espacial un tratamiento formal para el uso de Redes Neuronales Celulares dentro de este marco de conocimiento.

Con el fin de abordar las limitaciones anteriores y definir los bloques de construcción de un puente entre la literatura sobre las Redes Neuronales Celulares y los conceptos, métodos y aplicaciones del Análisis Espacial, los siguientes problemas de investigación guiaron el desarrollo del trabajo:

- ¿Qué opciones existen para el modelado de conectividad dentro del Análisis Espacial?
- ¿Cuáles son las principales características de las Redes Neuronales Celulares en relación a otros modelos de conectividad en Análisis Espacial?

- ¿Qué tipos de problemas, en el ámbito del Análisis Espacial, pueden ser abordados a partir de sus características?
- ¿Qué aspectos de modelado deberían tomarse en cuenta para desarrollar aplicaciones en el contexto de Análisis Espacial?

Estos problemas proporcionan el enfoque para el estudio de los aportes de las Redes Neuronales Celulares al marco de conocimiento de la conectividad dentro de un ámbito acotado de Análisis Espacial para ayudar a la solución de problemas mediante el análisis de patrones espaciales. En donde la solución al problema planteado, radica justamente en la posibilidad de presentar un enfoque alternativo que complemente a una misma familia de modelos ya empleados por el Análisis Espacial en el análisis de patrones espaciales. Modelos en los que, en general, se acepta que el estudio de fenómenos geográficos caracterizados por la relación espacial de conectividad refleja una forma básica de interacción entre elementos individuales y su entorno. Interacciones entre partes componentes, que se adaptan bien a la aplicación de modelos de simulación utilizando la teoría de los sistemas complejos (Murayama y Thapa, 2011).

En este sentido, el principal objetivo, es desarrollar los elementos de diseño de un enfoque de modelado que permitan introducir a las Redes Neuronales Celulares como un modelo de procesamiento de información basado en la teoría de los sistemas complejos que puede ser acoplado para desarrollar modelos que puedan usarse para estudiar los aspectos de conectividad en relación a ciertos fenómenos geográficos.

De acuerdo con el objetivo principal, los objetivos específicos de esta investigación son:

- Estudiar los principales formalismos y dominios de conocimiento relacionados a la conectividad espacial
- Describir las principales características de las Redes Neuronales Celulares dentro del Análisis Espacial
- Identificar ciertas aplicaciones en referencia al Análisis Espacial que puedan ser abordadas de manera eficiente mediante Redes Neuronales Celulares

El impacto de este estudio está en la aplicación de un modelo que permita avanzar en el análisis y modelado de conectividad aprovechando la utilidad y la eficacia de las Redes Neuronales Celulares para abordar como sistemas complejos ciertos fenómenos geográficos.

### **1.3. Justificación**

Actualmente, la sostenibilidad es uno de los principales temas de interés entre los investigadores y planificadores, donde el Análisis Espacial está concebido como una importante herramienta de ayuda para la toma de decisiones (Coenen *et al.*, 2012). Por otra parte, la sostenibilidad puede referirse al uso de los servicios ecosistémicos deseados, sin una disminución a largo plazo de la biodiversidad que apoya el uso futuro de los ecosistemas (De Groot *et al.*, 2010). En este sentido, los servicios ecosistémicos son un concepto importante para relacionar el funcionamiento de los ecosistemas con el bienestar humano. En donde la atención a las posibles relaciones espaciales entre cuales procesos o componentes de los ecosistemas proveen servicios ecosistémicos y quienes son los beneficiarios de esos servicios, permite vincular de manera más efectiva el funcionamiento de los ecosistemas con el bienestar humano, lo que permite ampliar significativamente la toma de decisiones para la gestión sostenible de los recursos naturales (Fisher *et al.*, 2009).

En este sentido, el análisis y el modelado espacial, son ya herramientas indispensables en temas que, como en el caso de los servicios ecosistémicos, implican la interacción entre procesos humanos y naturales. Con aplicaciones en una amplia gama de preocupaciones ambientales para la sociedad, el Análisis Espacial emplea diversos enfoques teórico-metodológicos que pueden implicar desde la medición de distancia sobre un mapa, la cuantificación de la correlación espacial para el establecimiento de asociaciones entre variables, hasta complejos procedimientos de simulación basados en poderosas computadoras. Al mismo tiempo, todos estos enfoques están siendo beneficiados por una disponibilidad, sin precedentes, de datos a escalas espaciales y temporales de múltiples aspectos geográficos obtenidos mediante diversas fuentes, como por ejemplo la Percepción Remota, los Sistemas de Posicionamiento Global, el *Crowdsourcing* Espacial, entre otros.

En este contexto, el desarrollo de técnicas de análisis y modelado espacial para una mejor comprensión de los fenómenos del mundo real, ha estado experimentando un incremento en el desarrollo de aplicaciones en múltiples temas de interés en la interfaz naturaleza-sociedad. Algunos de los modelos que han recibido mucha atención dentro de la comunidad del Análisis Espacial para la comprensión de la complejidad de los fenómenos geográficos en ambos dominios, son los Autómatas Celulares y los Modelos Basados en Agentes, en los que diferentes procesos se pueden explicar a partir de las interacciones locales en un vecindario (Clarke, 2014). En particular, los Autómatas Celulares han sido empleados en la planeación urbana para simular el crecimiento de las ciudades sobre su medio ambiente, concebido como un sistema de auto-organización en el que ciertas interacciones locales pueden producir una forma urbana macroscópica que refleja su estructura y comportamiento (Batty, 2008), aunque no siempre con un mismo enfoque metodológico (O'Sullivan y Torrens, 2000). Estos, junto con otros modelos complejos, capaces de un comportamiento altamente organizado, son ejemplos de herramientas de Análisis Espacial con potencial para entender, desde diversos enfoques, la complejidad de las interacciones humano-naturaleza (Brunsdon y Singleton, 2015).

Por otro lado, en la descripción de los sistemas ecológicos, las redes han sido útiles descriptores de la composición de interacciones entre múltiples elementos. Actualmente, la ciencia de las redes proporciona un marco conceptual para entender cómo los cambios en el medio ambiente afectan a las interacciones entre especies y la dinámica de los ecosistemas a través del análisis de redes (Barabási, 2016). Este pensamiento, puede proporcionar un medio por el cual evaluar cuestiones clave como la forma en la que ciertas prácticas de manejo agrícola, por ejemplo, pueden reducir la totalidad del servicio de polinización dentro de una comunidad (Tylianakis *et al.*, 2008). En este sentido, las redes son una importante referencia que ha permitido encontrar generalidades entre, aparentemente diferentes sistemas, que a pesar de su naturaleza dispar, pueden tener procesos similares que actúan sobre su arquitectura dando lugar a funciones específicas (Barabási, 2014).

Por estas razones, es que se considera pertinente reflexionar sobre el aporte de las Redes Neuronales Celulares a la conectividad dentro del ámbito del Análisis Espacial. Ya

que al presentarlas como un enfoque alternativo para el análisis de patrones espaciales, se expanden las posibilidades de emplearlo en el desarrollo de múltiples aplicaciones y estudios empíricos en la interfaz naturaleza-sociedad, como por ejemplo, los servicios ecosistémicos. Los beneficios de este enfoque, consisten en ampliar las posibilidades de aplicación de un modelo que comparte muchas similitudes con algunos de los enfoques empleados en Análisis Espacial para el estudio de ciertos fenómenos geográficos, que en conjunto pueden agruparse bajo características comunes de interacción espacial mediante conectividad entre elementos individuales.

#### **1.4. Alcances y limitaciones**

Aun cuando las Redes Neuronales Celulares han sido raramente empleadas en el dominio geoespacial, este trabajo pretende ampliar su uso al ámbito del Análisis Espacial como una herramienta que mediante la propiedad de conectividad local proporciona una alternativa para encontrar reglas que permitan el análisis espacial de patrones. Se trata de complementar un flujo de ideas en torno a la conectividad, entre campos aparentemente poco relacionados.

Para ello, se emplea el marco de conocimiento del Análisis Espacial sobre conectividad, con el fin de proponer elementos de diseño metodológico que permitan incluir a las Redes Neuronales Celulares dentro de una misma familia de modelos, en donde los fenómenos geográficos se conceptualizan como sistemas complejos y la conectividad refleja una forma básica de interacción entre elementos individuales y su entorno. Dicho enfoque de modelado se evalúa mediante un par de aplicaciones considerando el enfoque propuesto en referencia al análisis de patrones espaciales en ambientes urbanos. En donde la adopción de los elementos de diseño propuestos, permiten incorporar ciertos aspectos de modelado que deben tomarse en cuenta para el desarrollo de aplicaciones. Se trata de una visión amplia que tiene como propósito inicial explorar las capacidades de las Redes Neuronales Celulares en el procesamiento de información geoespacial, en donde la conectividad acotada al ámbito local pueda ser una relación que nos permita caminar hacia una mejor comprensión de los fenómenos y procesos geográficos.

## 1.5. Organización del trabajo

La figura 1.1 muestra mediante un esquema conceptual la estructura de la tesis por capítulos. Este primer capítulo ofrece el contexto que da origen al problema de investigación, definido por la posibilidad de proponer un enfoque alternativo que permita el uso de la Redes Neuronales Celulares para abordar problemas geográficos en el ámbito del Análisis Espacial. En este capítulo se plantea el problema mediante el establecimiento las preguntas y los objetivos que persiguen esta investigación. La justificación del estudio, sus alcances y limitaciones, así como también la organización del trabajo.

El capítulo 2 introduce el concepto de conectividad dentro del enfoque territorial como un concepto más definido, que permite describir formas específicas de interacción en relación con el modelado de sistemas. Si bien, la conectividad no posee una definición inequívoca y su uso es empleado en varios dominios de conocimiento, su abordaje suele comprender tanto la existencia de un “enlace” como la de un “flujo” que pueden referirse a la capacidad de crear vínculos para configurar conexiones que permitan formas específicas de interacción espacial. Formas en donde la interacción espacial puede referirse a los intercambios materiales o inmateriales entre pares de localización, o bien a las conexiones locales expresadas como la influencia de la localización definida en un vecindario.

A partir de la revisión del estado del arte de diversos enfoques conceptuales y metodológicos provenientes de otras disciplinas que están teniendo lugar dentro del Análisis Espacial para explorar fenómenos y procesos geográficos como sistemas complejos. En los siguientes capítulos, se desarrolla un marco analítico para identificar el aporte de las Redes Neuronales Celulares a la conectividad dentro del ámbito del Análisis Espacial. El capítulo 3, se presenta una visión general teórica y metodológica del Análisis Espacial en relación con el uso de la conectividad dentro de los modelos de interacción espacial. Los casos particulares de Redes Neuronales y Automatas Celulares son presentados como modelos de interacción espacial en relación a su alta conectividad y como modelos basados en individuos que al operar en un nivel elemental pueden conducir a la aparición de estructuras espaciales complejas.

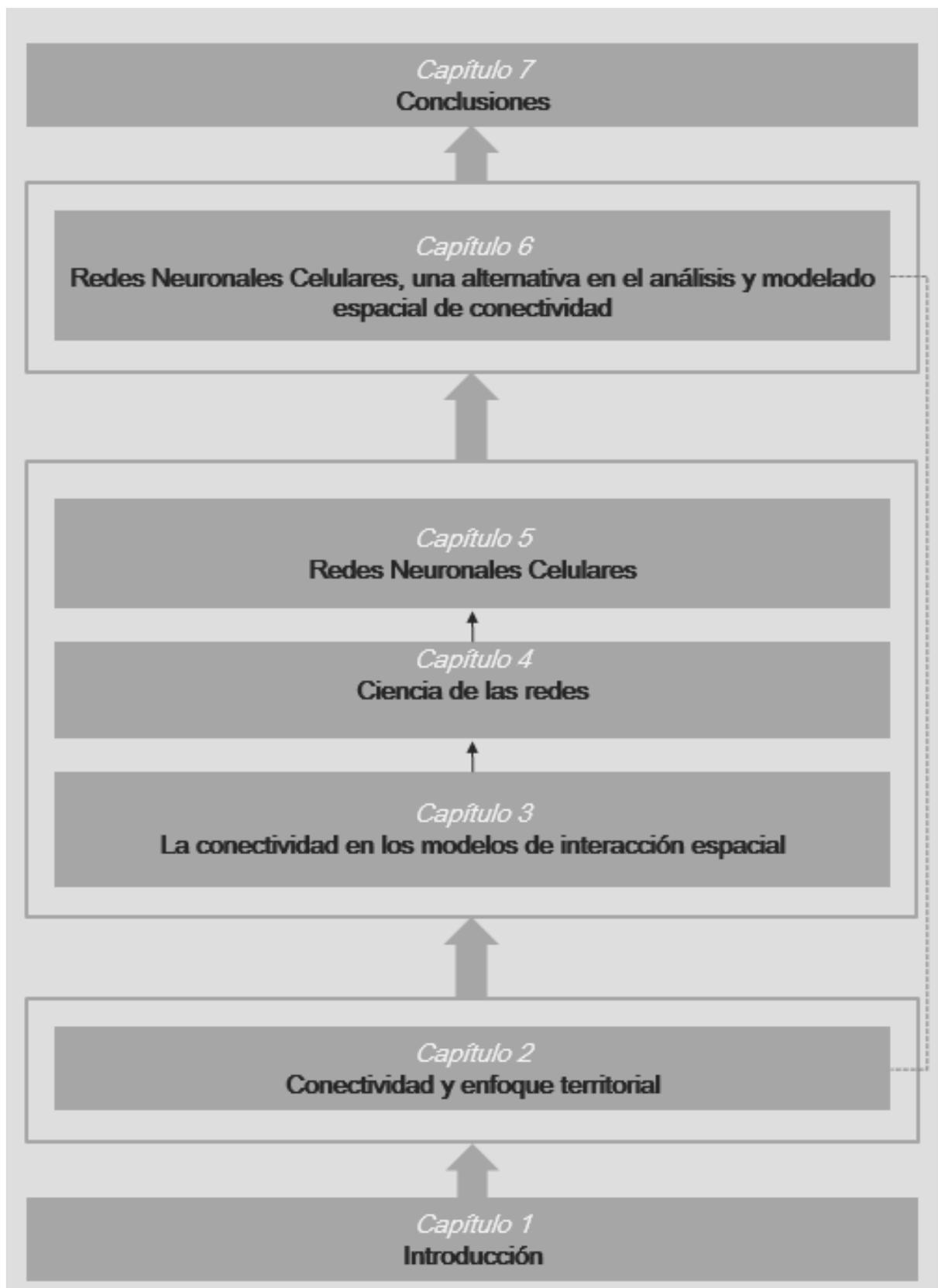


Figura 1.1. Esquema conceptual del trabajo de tesis

El capítulo 4, explora el marco de la ciencia de las redes con ayuda de la teoría de grafos, con el fin de obtener información sobre los modelos espaciales de redes complejas en relación al estudio de sus características de estructura definidas por su conectividad local y a las posibilidades dinámicas que esa estructura le otorga. En específico, se describe cómo las estructuras completamente regulares pueden dar lugar a diversas funciones asociadas a la no linealidad de los nodos. En el capítulo 5 se describe el funcionamiento de las Redes Neuronales Celulares como un modelo con potencial para ser empleado en el análisis de datos de Percepción Remota. En este contexto, se describe una tipología de redes que puede ser empleada para el reconocimiento y formación de patrones espaciales.

Por su parte, en el capítulo 6 se presenta un enfoque de modelado que identifica ciertas propiedades de las Redes Neuronales Celulares en el análisis y modelado espacial de conectividad. En la primera parte de la propuesta, se presenta la integración de las Redes Neuronales Celulares dentro del Análisis Espacial en relación tanto a Autómatas Celulares y Redes Neuronales, así como a los modelos de Redes Complejas. Donde se identifican algunas ventajas y desventajas en relación a todos estos modelos, que permiten plantear una serie de elementos de diseño que complementan a una misma familia de modelos empleados para el análisis de patrones espaciales. Posteriormente, se identifican algunas áreas potenciales de aplicación dentro del Análisis Espacial, en donde las Redes Neuronales Celulares se pueden emplear para obtener información sobre el patrón espacial de ciertos objetos y características de los ambientes urbanos mediante el análisis espacial de imágenes. Por último, en el capítulo 7 se exponen brevemente algunos elementos puntuales que permiten ofrecer conclusiones generales acerca de este trabajo.

# Capítulo 2

## Conectividad y enfoque territorial

---

### 2.1 Nociones generales sobre el territorio

El territorio, en la tradición de las ciencias sociales, es un concepto que abarca el desarrollo de las relaciones que los seres humanos establecen en diversos ámbitos como el social, cultural, ambiental, político, económico, entre otros. Por otro lado, como concepto geográfico, “el territorio ayuda en la interpretación y comprensión de todas estas relaciones en su vínculo con la dimensión espacial” (Llanos-Hernández, 2010, p. 208). Así, el territorio es más que una porción delimitada del paisaje geográfico, es un espacio construido socialmente en relación con su entorno. Por tanto, el territorio es en primera instancia un concepto relacional en espacio y tiempo producto de las acciones de las sociedades humanas con el ambiente.

En este sentido, el territorio se puede explicar a partir de las relaciones establecidas entre los seres humanos y de estos con su entorno en referencia con una determinada espacio-temporalidad; por ejemplo, la movilidad urbana, el ejercicio electoral, la producción de alimentos, etc. De ahí que cuando se designa un territorio, en lo teórico o en lo práctico, siempre se asume, aun de manera implícita, la existencia de un espacio geográfico, pero también la de un sujeto individual o colectivo que ejerce un conjunto de relaciones por las

que dicho espacio va adquiriendo formas, estructuras, patrones y procesos que lo caracterizan en diferentes niveles y ámbitos de observación. Por lo tanto, su configuración es determinada por los procesos mediante los cuales los individuos lo transforman e inciden en él.

Así, un mismo territorio, pueden coexistir muchos sujetos individuales o colectivos que ejerzan diferentes grados de dominio territorial. Lo que con frecuencia y de forma muy diferenciada permite distinguir entre territorio y territorialidad. En donde la territorialidad se entiende como el grado de influencia que tiene determinado sujeto individual o social en cierto espacio geográfico, así como el conjunto de prácticas y sus expresiones materiales y simbólicas, capaces de garantizar la apropiación y permanencia de un territorio (Montañez, 2001). Estos sujetos que ejercen territorialidades pueden ser caracterizados como individuos, grupos sociales, grupos étnicos o religiosos, empresas, corporativos transnacionales, países, etc. Donde las territorialidades se crean, recrean y transforman históricamente en procesos de territorialización o desterritorialización, impulsados a través de mecanismos de consenso o conflicto que descifran un espacio geográfico (Veltz, 1999). Mientras que las relaciones y procesos son características del territorio que repercuten en su configuración a la hora que se ejerce la territorialidad en espacio y tiempo. Desde esta perspectiva, la estructuración y la organización del territorio dependen del conjunto de relaciones y procesos que lo configuran (Montoya-Arango, 2009).

De este modo, considerando el territorio como un referente conceptual y metodológico permite explicar desde un punto de vista mucho más amplio e integrador las transformaciones del espacio geográfico a partir de la comprensión y explicación de las interacciones entre los seres humanos y de estos con su entorno. Para muchas disciplinas, —cuyas contribuciones individuales han sido valiosas para el entendimiento de los procesos territoriales— territorio y espacio tienen que ver con el espacio interpretativo referido al espacio conceptual o metodológico de los científicos, ecólogos, planificadores, sociólogos, urbanistas, tomadores de decisión, actores sociales, empresarios, etc. Así, además de ser un concepto teórico, “el territorio se constituye en un objeto metodológico que se abre al concurso de las diversas disciplinas y con

flexibilidad se adapta a las nuevas condiciones en las que la globalización sitúa al espacio como una dimensión que adquiere la misma preponderancia de la dimensión temporal” (Llanos-Hernández, 2010, p. 219). De esta manera, el territorio es un concepto metodológico común a varias disciplinas, en donde las diferentes visiones que se construyen de él permiten tener una aproximación más integrada del mismo.

Dentro de esta visión, el territorio es el elemento en común de muchas disciplinas dedicadas al estudio de lo que en él ocurre. Así este enfoque territorial otorga un referente específico común que permite establecer un puente entre los demandantes sociales — muchas veces actores locales— y los grupos de especialistas en el abordaje de una problemática. Por consiguiente, el enfoque territorial permite una visión compartida e incluyente para la solución de problemas, por ejemplo:

En los prototipos de investigación desarrollados en el CentroGeo, se ha hecho explícito el papel de esta visión territorial y, en la mayoría, se ha constituido como el ámbito articulador del estudio, reflexión y representación de los procesos, estructuras y funciones que se presentan en el espacio geográfico (modelado espacial).

(Parás, 2008, p. 91)

Para los actores sociales locales de cualquier lugar, el territorio contiene de manera natural la identificación de sus problemáticas, pues es en él donde dichos actores se relacionan con su entorno. Se trata de conocimiento explícito, muchas veces no formal, sobre la ocurrencia de fenómenos naturales y sociales, enmarcado a través de historias en espacio y tiempo. Por su parte, en el caso de los grupos de especialistas, y específicamente para los allegados en Geomática, el tema no resulta nada trivial, ya que normalmente y a diferencia de los especialistas en la temática y los actores sociales, pueden llegar a ser totalmente ajenos tanto a la temática como al lugar. No obstante, para ellos, el abordaje de la problemática continúa transcurriendo en un nivel de representación de los modelos de conocimiento de todos los involucrados, mediante el uso de enfoques, metodologías y procedimientos de Análisis Espacial enmarcados en la investigación geográfica y el uso de tecnologías de información geoespacial con un enfoque científico aplicado al territorio.

## **2. 2 La conectividad como elemento de aproximación al enfoque territorial**

Con respecto de la visión sobre el enfoque territorial de la sección anterior, las siguientes secciones de este capítulo abordan desde el pensamiento sistémico el concepto de conectividad como elemento de aproximación al enfoque territorial, principalmente en relación al uso de los servicios ecosistémicos —transferencias que los seres humanos reciben de la naturaleza— principalmente en el ámbito urbano.

### **2.2.1. Elementos de la teoría de sistemas al enfoque territorial**

Desde su constitución, el CentroGeo ha buscado mantener alianzas con diversas instituciones mediante proyectos de vinculación que responden a temas fundamentales de la agenda nacional: seguridad pública, preservación de zonas de alta biodiversidad, crecimiento urbano ordenado, etc. La gran mayoría de las soluciones propuestas presentan un denominador común: el enfoque territorial orientado hacia los problemas relacionados con medio ambiente, aspectos sociales y económicos; y con ello, una visión espacial a la gestión pública, la formulación de políticas y la toma de decisiones. Muchas veces los resultados de estos proyectos constituyen la faceta más visible de este enfoque territorial, de tal manera que en este proceso de intercambio con algunos actores de la sociedad se establecen puentes conceptuales que realimentan la investigación. Frecuentemente, en muchas de estas soluciones, en donde el territorio es concebido como un concepto relacional producto de las interacciones entre los seres humanos y de estos con su entorno, los problemas espaciales a tener en cuenta son modelados desde la perspectiva de teoría de sistemas, ya que desde esta visión un modelo puede considerarse como una estructura relacional abstracta análoga a un cierto aspecto de un sistema o a una situación empíricamente observada (Reyes, 2005). El territorio como un sistema abierto, en donde las interacciones no sólo se presentan dentro, sino también fuera de él. Con respecto a la visión sistémica en el proceso de modelado, Reyes expone:

The definition of the overall geospatial modeling and analysis approach is a key factor in the success of system modeling. At this stage the identification of theoretical frameworks and the concomitant methodologies becomes necessary... An exercise, focused on business geographics, will follow a different approach from one focused on environmental issues. For example, a Spatial Analysis Modeling focus, together with a Territorial Planning Structure could be adopted for a specific project.

(Reyes, 2005, p. 89)

Así, al adoptar la visión sistémica de modelado dentro del enfoque territorial, acordamos tratar como sistemas los fenómenos espacio-temporales de nuestro interés, asociados a las relaciones que los seres humanos establecen entre ellos y su entorno en el espacio geográfico. Bajo el enfoque territorial, no solo interesan los componentes sociales, económicos, políticos, ecológicos, entre otros; sino que también son de gran importancia las interacciones entre estos. Así este enfoque basado en la integración de procesos tanto espaciales como temporales, puede expresarse a diferentes escalas, proyectando por tanto diferentes rasgos y patrones que caracterizan una situación territorial específica a propósito de la interacción entre procesos sociales, económicos ecológicos, políticos y culturales.

La importancia del enfoque territorial radica en la posibilidad que tienen los especialistas para construir historias sobre el territorio a partir de temas como la planeación urbana, el desarrollo rural sustentable, la conservación de la diversidad biológica, etc. “Algunos de estos enfoques nacieron con la Agenda XXI<sup>1</sup> en relación con aspectos sociales, económicos, políticos y ecológicos, entre otros” (López-Caloca, 2011, p. 61). Así el enfoque territorial implica la visión sistémica de modelado a los problemas observados en el territorio a partir del conocimiento de los expertos, en conjunción con un enfoque científico adecuado para abordar la solución a un problema, en donde el análisis y el modelado espacial a menudo serán de utilidad para abordar una problemática a través de un enfoque de sistemas.

### **2.2.2. El pensamiento sistémico acerca de la conectividad**

La conectividad en su dimensión espacial es una propiedad que surge de las interacciones complejas entre las características de la estructura del paisaje (tamaño, forma, composición, etc.) y el comportamiento del movimiento (Goodwin, 2003; Merriam, 1995, 1984). Por ello, la conectividad ecológica se entiende desde la perspectiva de los procesos de fragmentación de hábitats (deforestación, extensión agrícola y ganadera,

---

<sup>1</sup> Es un programa de la Organización de las Naciones Unidas para promover el desarrollo sostenible. Suscrito durante la celebración de la Conferencia de las Naciones Unidas sobre el Medio Ambiente y el Desarrollo, celebrada en Rio de Janeiro, en 1992. La Agenda define una estrategia global que se lleva a la práctica de manera local y que implica a todos los aspectos de una comunidad: sociales, culturales, económicos, ambientales y territoriales.

urbanización, etc.) como la capacidad del territorio para permitir los movimientos de los organismos (conectividad biótica) y el desplazamiento en los flujos de agua de nutrientes y suelo (conectividad abiótica), cada uno de los cuales influye en la prestación de los diferentes servicios de los ecosistemas (Mitchell *et al.* 2013; Fischer y Lindenmayer, 2007; Taylor *et al.*, 1993).

La conectividad ecológica referida a la movilidad de los animales, es uno de los componentes más críticos para el estudio de la dispersión animal, la permanencia de su población y el consecuente mantenimiento de varias funciones ecológicas, por lo que su evaluación en ciertas especies puede ser considerada un indicador de la calidad total de todo un territorio (Brodie *et al.*, 2015; Ng *et al.*, 2013). De la misma manera, la conectividad hidrológica, entendida como el transporte a través del agua de materia, energía y organismos dentro o entre los elementos del ciclo hidrológico, es considerada como una propiedad ecológica que mantiene la integridad y la salud de todo el sistema hidrológico (Freeman *et al.*, 2007; Pringle, 2006).

Por su parte, la conectividad urbana es un concepto que suele usarse para interpretar la morfología de las ciudades, es decir, para el análisis de los patrones y la estructura de los sistemas espaciales que configuran lo urbano (Hillier, 2007). En donde la conectividad está referida al hecho de que diferentes puntos geográficos se encuentren unidos o enlazados, de manera que se pueden establecer entre ellos relaciones de movilidad, en referencia a las personas y de accesibilidad, en referencia a los lugares (Santos y Ganges y de las Rivas, 2008). En donde, movilidad y accesibilidad son conceptos empleados para la discusión acerca de la sustentabilidad en las ciudades (Banister, 2008; Bertolini *et al.*, 2005).

De esta manera, asociada a una gran diversidad de procesos, la explicación espacial del concepto de conectividad puede ser muy amplia. Es por ello que este trabajo se ha propuesto explorar diversos enfoques metodológicos de análisis espacial, en relación a la conectividad, que permitan reconocer, describir, cuantificar y correlacionar consistentemente patrones espaciales con el propósito de obtener información que pueda

ser utilizada en última instancia para ayudar a la solución de problemas en el espacio geográfico.

En su dimensión ecológica, la conectividad es un elemento fundamental de análisis que al igual que otros conceptos como el de diversidad biológica refieren a la teoría de la información, una propuesta teórica sobre la comunicación presentada originalmente por Shannon y Weaver (1949), cuyo planteamiento fue recuperado por la teoría general de sistemas (von Bertalanffy, 1968). Probablemente el origen del concepto y su posterior aplicación a muchas otras disciplinas esté asociada a la noción primaria de sistema planteada por von Bertalanffy, 1968, p. 55: "*A system can be defined as a complex of interacting elements*", en donde la interacción implica la relación entre los diferentes elementos del sistema y es determinada por la vinculación o el grado de conexión que hay entre ellos. Así, sobre la relación conectividad-sistema podemos citar:

By considering "connection" together with "what is connected" expands the theoretical premise into the concept of "system".

(Mason, 2005, p. 70)

Jordan (1969), en un estudio exhaustivo sobre la definición de "sistema", llegó a la conclusión de que "las únicas cosas que deben ser comunes a todos los sistemas son las entidades y las conexiones identificables entre ellos". De tal modo, la mayoría de las definiciones sobre sistema parecen incluir la referencia, directa o indirectamente, a las entidades conectadas (François, 2004).

Desde esta perspectiva, la relación de conectividad en referencia a las interacciones es clave para los sistemas, ya que permite incorporar la complejidad de las situaciones en las que las potenciales interacciones de un sistema han de ser representadas mediante esta relación. Así, el modelado bajo el enfoque de sistemas, además de permitir diferentes niveles de estructuración de la situación observada y la selección de elementos o agentes que intervienen, debe tener en cuenta las interacciones que se derivan de los patrones de comportamiento, ya sea de forma estática o dinámica (Reyes, 2005).

De esta forma, la idea de conectividad es central en el pensamiento sistémico, ya que, de un modo teórico implica que hay cosas en el mundo sostenidas por una red de conexiones, cuya naturaleza es capaz de unir dos o más entidades para transmitir un efecto a través del sistema durante un determinado periodo de tiempo (Mason, 2005). Así, la conectividad dentro del enfoque de sistemas puede ser vista como una propiedad que permite establecer una relación entre las entidades, para describir formas específicas de interacción. En este sentido, al construir un modelo para la representación de un sistema, la conectividad puede ayudar durante el proceso de modelado a poner atención a las potenciales interacciones de la situación real que se observa desde la perspectiva sistémica.

### **2.3 Modelado de sistemas**

En el ámbito científico, los modelos corresponden a las representaciones simplificadas del mundo que se desarrollan con el propósito de explorar los aspectos de la realidad que nos rodea. Por lo que, “en muchas ocasiones los modelos corresponden a la representación de una situación observada empíricamente producto de la curiosidad científica por resolver un problema específico” (Reyes, 2005, p. 71). También, a menudo resulta útil tener en cuenta los problemas espaciales de nuestro interés a través de un enfoque territorial basado en la teoría de sistemas, por lo que el énfasis sobre modelado, en esta sección, se trasladará hacia el modelado de sistemas.

De particular interés, bajo este enfoque, son los modelos de sistemas y fenómenos espacio-temporales del mundo real que permiten desde el Análisis Espacial representar, analizar, comprender y modelar procesos sociales y naturales que interactúan en el territorio, a partir de un concepto común a ambos: la conectividad, como una propiedad que permite simplificar la complejidad de dichas interacciones. Si bien, el modelado de sistemas es un término muy amplio que incluye varias técnicas y enfoques para describir un sistema y estudiar su comportamiento, en los diferentes campos de aplicación o sobre los distintos enfoques de la teoría de sistemas el concepto puede definirse como:

a simplified representation of a system under study, which can be used to explore, to understand better or to predict the behaviour of the system it represents.

(O’Sullivan y Perry, 2013, p. 3)

en donde una visión de los sistemas en general puede expresarse como:

a set of interacting elements that form an integrated whole and could have interactions with the outer world via inputs and outputs.

(Khouzam, 2014, p. 45)

Al respecto de estas definiciones, resulta de interés para este trabajo la relación entre la “representación simplificada” y la propiedad de “interacción” de los elementos del sistema entre ellos y el entorno, en relación con la conectividad como un concepto más definido para describir formas específicas de interacción, en particular las interacciones espaciales con relación a los procesos territoriales, en donde la conectividad intenta representar la organización espacial de los sistemas a tratar.

Reyes (2005, p. 73) afirma que “en el diseño de sistemas, el modelado está implícito”. Por lo que, al abordar un problema espacial desde el enfoque territorial basado en la teoría de sistemas, la conectividad, una propiedad altamente relacionada con las interacciones, puede ser de ayuda en la solución de problemas geoespaciales en el ámbito de nuestra actividad. Para ello, la autora advierte que el proceso de modelado o la construcción de un modelo, consiste en la representación del sistema o situación que se observa en términos de un modelo conceptual que describe su estructura genérica (*ibíd.*).

Por consiguiente a nivel conceptual, muchos sistemas pueden ser definidos con mucha precisión mediante modelos matemáticos de ecuaciones diferenciales o de diferencias, donde las variables son los elementos y las relaciones se definen por las operaciones matemáticas en las variables. Otras veces, el modelado se realiza a través de ontologías que definen los elementos de un sistema dentro de una conceptualización dada del mundo, en la que dichas entidades se conectan entre sí a través de relaciones que determinan el funcionamiento del sistema. De forma más general, se recurre al uso de analogías o metáforas aplicadas en diferentes dominios de conocimiento. Donde la base es la inclusión de características de comportamiento complejo que se han convertido en una parte integral dentro del modelado de sistemas. Todos estos paradigmas, enfoques y marcos de modelado, tienen su origen en el trabajo de von Bertalanffy (1968) para

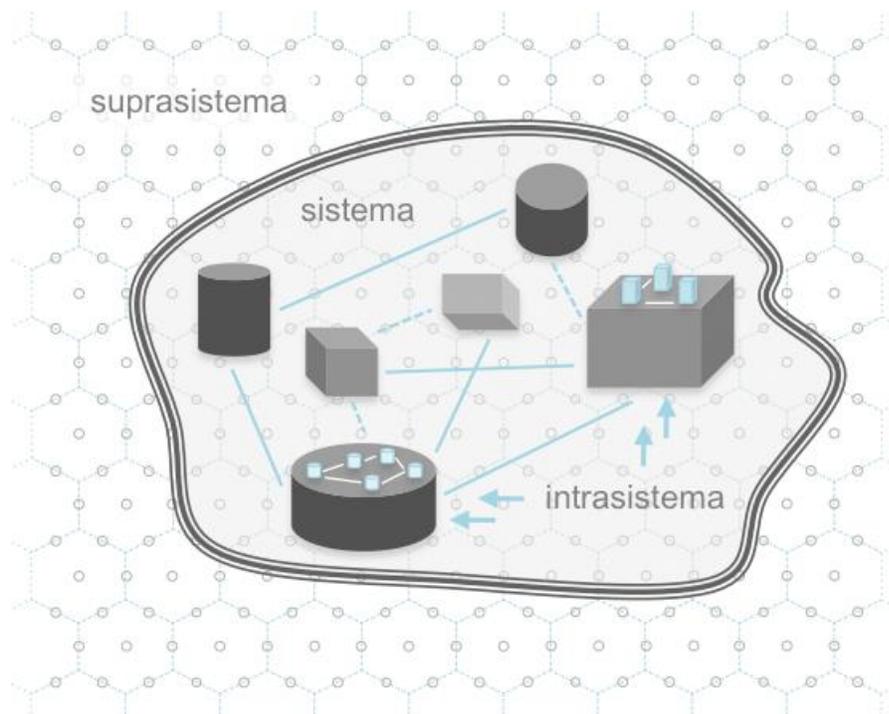
integrar una serie de enfoques con el fin de investigar sistemas, incluyendo distintos modelos conceptuales, métodos matemáticos y puntos de vista generales.

### **2.3.1. Modelos conceptuales**

El primer paso en el proceso de modelado de sistemas es el desarrollo de un modelo conceptual, ya que, al acercarse al fenómeno de estudio desde una perspectiva teórica particular, esta traerá una variedad de conceptos abstractos que informarán acerca de los elementos del sistema y sus características (O'Sullivan y Perry, 2013). Así, por ejemplo, en el ámbito del modelado cartográfico el enfoque de la teoría de sistemas proporciona un enfoque holístico, que es crucial en la formalización de los conocimientos derivados de la observación empírica. (Reyes, 2005).

El principio básico detrás del análisis de sistemas es que los problemas o sistemas se pueden descomponer en simples subsistemas, que a su vez pueden subdividirse hasta alcanzar un nivel en donde las partes componentes pueden ser tratadas como primarias (figura 2.1). Bajo este paradigma los sistemas son vistos en tres niveles: el sistema como una "estructura integral", donde el papel o la función de las partes se considera dentro del conjunto; el intrasistema, que se ocupa de los subsistemas o grupos de subsistemas; y el suprasistema, que hace explícito el hecho de que cada sistema está contenido en un sistema más amplio llamado entorno o contexto (*ibíd.*). Por tanto, se trata de una visión determinista que muestra que un sistema es abierto y que forma parte de algo más grande.

Esta perspectiva en la que no hay un solo sistema y su entorno, sino una multitud de sistemas evolucionando simultáneamente, parcialmente en interacción, parcialmente en autonomía, es también una noción central en la cibernética, ya que cuando la acción de un sistema produce un cambio en el ambiente, y ese cambio se manifiesta en el sistema como información o retroalimentación, permite que el sistema se adapte a las nuevas condiciones, haciendo que el sistema cambie su comportamiento (Wiener, 1950). Por tanto, el foco no está puesto exclusivamente en los componentes elementales, sino también en las relaciones entre los componentes, los conjuntos de componentes y los niveles establecidos (Wilson, 1981).

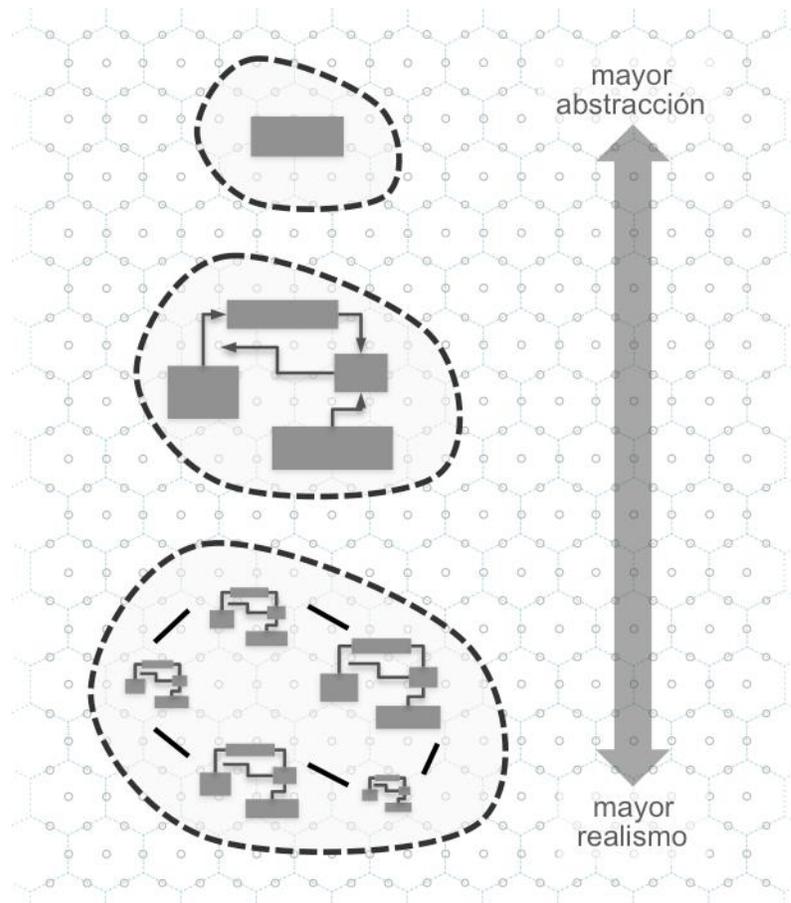


**Figura 2.1.** Representación del paradigma de sistemas visto en tres niveles: sistema, intrasistema y suprasistema. Basado en Reyes (2005, p. 72)

No obstante, si bien es fácil decir que un fenómeno puede ser dividido en componentes, la selección de los mismos no es tarea fácil, pues en la mayoría de los sistemas no todos los componentes interactúan entre sí, por lo que la manera en la que las interacciones entre componentes estén organizadas definirá la estructura del sistema (O'Sullivan y Perry, 2013). Uno de los muchos campos del paradigma original de la teoría general de sistemas (von Bertalanffy, 1968), el análisis de sistemas, propone un método por el cual se simplifica un fenómeno o sistema del mundo real, rompiendo sistemáticamente en elementos generales más manejables que proporcionan una descripción simplificada del fenómeno que representa el modelo conceptual (figura 2.2).

Por lo tanto, para cualquier opción en el proceso de análisis de sistemas, el modelo conceptual de un sistema del mundo real constará de los siguientes elementos: (i) los componentes, asociados a las distintas partes o entidades que conforman el sistema; (ii) las variables de estado, que involucran las medidas o atributos a nivel de componentes o de todo el sistema que permiten describir el estado general del sistema en un punto particular en el espacio o momento en el tiempo; (iii) los procesos o mecanismos por los

cuales el sistema y sus componentes cambian de estado a través del tiempo; y (iv) las interacciones entre los componentes del sistema (O'Sullivan y Perry, 2013).



**Figura 2.2.** El proceso de análisis de sistemas. Basado en O'Sullivan y Perry (2013, p. 5)

Según lo expuesto, la conectividad puede ser vista como un concepto que describe de forma más específica las potenciales interacciones de un sistema. Dentro de la teoría de sistemas, la conectividad refiere a las relaciones entre las partes que componen un sistema, así como a la relación entre el sistema y su entorno (Laszlo, 2003). Sin embargo, dichos sistemas no solo son estáticos, sino que pueden ser dinámicos y evolucionar en el tiempo; lo anterior significa que la conectividad de sus elementos no está determinada o fija, sino que puede cambiar en función de la interacción del sistema con otros sistemas y con su entorno (Heylighen y Joslyn, 1995; von Bertalanffy, 1968).

Es importante tener en cuenta que estas relaciones van cambiando, mientras que algunas ocasiones juegan un papel central, en otras su rol es menos importante o puede

no existir. Así, el modelado bajo el enfoque de sistemas además de permitir diferentes niveles de estructuración de la situación observada y la selección de elementos o agentes que intervienen, debe tener en cuenta las interacciones que derivan en los patrones de comportamiento, ya sea de forma estática o dinámica (Reyes, 2005). De esta manera, la selección de componentes y el establecimiento de interacciones entre ellos tendrán un impacto en el comportamiento y estructura del sistema. Por ello, el análisis de sistemas puede ser estático y aclarar la estructura interna del sistema referido a un momento en el tiempo o dinámico, para tratar de obtener información sobre su comportamiento.

### **2.3.2. Captura del comportamiento complejo de los sistemas**

Hasta ahora hemos visto que un sistema es un conjunto de elementos fundamentales unidos entre sí por conexiones específicas. De esta manera, dichos sistemas pueden ser abiertos o cerrados y cambiar en el tiempo. Donde la mayoría de los sistemas están abiertos y una de sus principales peculiaridades es que interactúan con otros sistemas fuera de sí mismos. Esta interacción tiene dos componentes: las entradas al sistema desde el exterior y las salidas del sistema hacia el medio ambiente, que definen respectivamente el interior y el exterior del sistema, lo que a su vez nos permite distinguir entre el propio sistema y su entorno (Heylighen, 1989).

Con respecto a la totalidad de un sistema, ya hemos visto como las partes se consideran subsistemas, y el conjunto de ellas es visto como un suprasistema, donde al mirar más de cerca el entorno, se verá que también consiste de un sistema en interacción. Estas interacciones mutuas de los componentes del sistema de alguna manera los conectan en un todo. Y es debido a que interactúan que algo más se añade al sistema en términos de comportamiento. Igualmente, los sistemas complejos se caracterizan por múltiples no linealidades y retroalimentaciones, en donde la no linealidad se presenta cuando los efectos de un fenómeno no son proporcionales a sus causas, de tal manera que una retroalimentación positiva se distingue cuando los efectos son más grandes que las causas, mientras que es negativa en caso contrario (Heylighen, 2008).

Si estas partes no interactuaran, el todo no sería más que la suma de sus componentes; si, por el contrario, el todo es literalmente más que la suma de las partes, entonces el

comportamiento del sistema da paso a la emergencia (Khouzam, 2014). Así, un sistema exhibe emergencia cuando existen exposiciones “emergentes” coherentes a nivel macro, que surgen de forma dinámica a partir de las interacciones entre las partes en el nivel micro (De Wolf y Holvoet, 2004). En donde, el concepto de emergente se emplea como un término general para designar el resultado del proceso de emergencia en términos de propiedades, comportamiento, estructura, patrones, etc. En tanto que el nivel macro considera al sistema en su conjunto, mientras que el micro lo hace desde el punto de vista de las entidades individuales que componen el sistema.

Es así que, bajo el enfoque general de los sistemas complejos, el comportamiento emergente de un sistema no se puede entender o predecir mirando las partes del sistema. Por ello en su modelado es imprescindible centrarse en el entendimiento de las interacciones entre las partes del sistema, con el fin de comprender el comportamiento complejo emergente. Este comportamiento es frecuentemente originado por un fenómeno en el que las interacciones locales entre los elementos del sistema pueden escalar hasta alcanzar efectos en todo el sistema. Como ejemplo de emergencia podemos mencionar el fenómeno de autoorganización, el cual puede ser definido como el “proceso dinámico y adaptable por el cual los sistemas adquieren y mantienen la estructura a sí mismos, sin un control externo” (De Wolf y Holvoet, 2004, p. 7). En donde al tratarse de un proceso, la adaptabilidad implica que el sistema sea capaz de exhibir una gran variedad de comportamientos cada vez más tendientes hacia el orden. Mientras que la estructura puede ser espacial, temporal o funcional; en tanto que no exista un control externo, referido como la ausencia de dirección, manipulación, interferencia, presiones o participación desde afuera del sistema. Esto no excluye la entrada de datos desde fuera del sistema, siempre y cuando estas entradas no proporcionen instrucciones sobre el funcionamiento del mismo, es decir, el sistema es autónomo (Haken, 2006; Kauffman, 1992). De esta manera, en los sistemas complejos, la autoorganización es la creación de orden espontáneamente más complejo, sin influencia externa o plan interno que lo guíe (Mitchell, 2006).

Surgido como un concepto de la cibernética en los años 40 (Ashby, 1962), la autoorganización ha sido abordada desde dos tradiciones científicas. La primera se

desarrolla a partir de los años 70 bajo la idea de físicos y químicos que estudiaban las transiciones de fase y otros fenómenos de orden espontáneo de moléculas y partículas, incluidos los trabajos de Prigogine y Stengers (1984) sobre autoorganización de “estructuras disipativas” y la “sinérgica” desarrolla por Haken (2006). A partir de los años 80 ambos enfoques se fueron relacionando a la investigación de sistemas complejos con una visión principalmente cuantitativa, desde la tradición matemática de la dinámica no lineal y el caos. La segunda tradición, bajo los sistemas complejos adaptativos, también surgida en los 80, está orientada desde las raíces cibernéticas del concepto, donde su enfoque está más arraigado en la simulación por computadora (Mitchell, 2006); con mayor inspiración en la biología y las ciencias sociales que en la física y la química. Esta segunda tradición científica, ha sido denominada como las ciencias de la complejidad, desarrollada principalmente a partir de los trabajos del Instituto Santa Fe.

No obstante sus diferencias, ambas tradiciones se refieren tanto a la producción de formas y el comportamiento de los sistemas que tienen una complejidad irreducible, como a la aproximación matemática necesaria para modelar dichos procesos en ambientes computacionales. En este sentido un sistema complejo es típicamente modelado como una colección de agentes que interactúan en representación de componentes tan diversos como las empresas, las personas, los animales, los automóviles, las células o las moléculas, es decir, sistemas individuales que actúan sobre su entorno en respuesta a los acontecimientos que experimentan. Donde en muchos de esos casos, la estructura resultante puede ser modelada como una red, con interacciones estabilizadas que funcionan como enlaces que conectan los agentes (Heylighen, 2008).

Así, los sistemas complejos se autoorganizan a través de la interacción de sus partes en redes complejas. Esta perspectiva que aboga por una visión sistémica de los fenómenos, centrada en las relaciones entre elementos o agentes de un sistema, es sumamente importante en la teoría de la complejidad, la cual podemos decir que se centra en las interacciones entre elementos de un sistema que permiten, por una parte, la aparición de una estructura y por la otra, el proceso de cambio, donde el comportamiento complejo es visto como el resultado de las interacciones entre muchos componentes, un proceso que ocurre de abajo hacia arriba sobre la base de las conexiones locales de cada uno de

sus elementos. Este proceso ha sido observado como responsable de los patrones y la ordenada disposición tanto del mundo natural como de los dominios de la mente, la sociedad y la cultura (*ibíd.*). Por esta razón, la teoría de la complejidad ofrece una manera de unir todos estos fenómenos en el territorio desde una perspectiva sistémica en la que la conectividad nos permita contextualizar, agregar y materializar las interacciones a ciertos modelos de redes que nos permitan pensar acerca de los fenómenos espaciales de nuestro interés.

### **2.3.3. Modelos de simulación**

Cuando las interacciones que rigen el comportamiento de un sistema son capturadas en un modelo de computadora o un modelo de simulación, este puede ser utilizado para explorar cómo el sistema cambia cuando se alteran sus suposiciones acerca de cómo funciona o las condiciones en que se establece (O'Sullivan y Perry, 2013).

El punto clave a tener en cuenta es que los sistemas no lineales, debido a su estructura, son a menudo más convenientes de analizar mediante modelos de simulación por computadora que con métodos matemáticos más tradicionales, por lo que cada vez más la simulación por computadora reemplaza el desarrollo de modelos analíticos en la medida en la que el modelado de sistemas se hace más grande, más integrado y más complejo (O'Sullivan, 2014). Con respecto de los alcances de la simulación por computadora de sistemas complejos, podemos decir que:

El estudio de sistemas complejos, y el manejo de información juegan actualmente un papel fundamental en el entendimiento de fenómenos no-lineales a cualquier escala. En esta dirección, indudablemente, la teoría de la computación juega un rol indispensable para describir, a través de un procedimiento efectivo, un fenómeno en particular. La manera de procesar dicha información y la complejidad derivada de ello son objetos de estudio, y también lo es ahora la forma en que hemos cambiado la manera de ver los sistemas complejos para considerarlos como modelos de computación por sí mismos. En otras palabras, el estudio de la complejidad resulta bidireccional: Por un lado, el estudio de la complejidad de un modelo de computación como objeto de estudio y, por el otro, el estudio de un sistema complejo como modelo de computación. Nos hemos convertido de observadores a programadores de sistemas complejos, haciéndolos procesar información.

(Martinez *et al.*, 2011, p. xi)

Esto hace de la simulación una herramienta esencial para la comprensión y el estudio del comportamiento del sistema, y bajo la teoría de las ciencias computacionales muchos sistemas complejos han sido estudiados bajo la representación de una red en la que los nodos representan las partes del sistema y los enlaces representan las interacciones (Heylighen, 2008; Strogatz, 2001).

## **2.4 Discusión**

En este capítulo, ciertas nociones sobre el territorio, permiten concebirlo como un concepto espacio-temporal, producto de las interacciones entre los seres humanos y de estos con su entorno. En donde relaciones y procesos, principalmente, son algunas de sus características que repercuten en su configuración. De igual forma, el territorio también ha sido abordado como un objeto metodológico común a varias disciplinas, en donde las diferentes visiones que de él se construyen permiten tener una aproximación más integrada del mismo. Por lo tanto, el enfoque territorial ofrece un ámbito de referencia espacialmente explícito en el que se articulan procesos sociales y ambientales.

En referencia al territorio, como el enfoque propuesto para la comprensión de las relaciones espaciales que los seres humanos establecen en diversos ámbitos como el social, cultural, ambiental, político, económico, entre otros. La conectividad, como una relación espacial, permite representar procesos que a su vez crean patrones que pueden ser capturados mediante modelos que simulen el comportamiento de los sistemas complejos, no sólo para fines de análisis y reconocimiento, sino incluso también para simular su formación. Modelos en donde la conectividad refleja una forma básica de interacción entre elementos individuales y su entorno, lo que les permite trazar de forma ascendente patrones espaciales relevantes a nivel global.

En un contexto en el que muchas áreas científicas y tecnológicas hacen posible el acceso y el procesamiento de una mayor cantidad de información, el análisis de patrones espaciales juega un papel integrador debido a su habilidad para identificar objetos y relaciones en la creciente corriente de datos geoespaciales. Sin los avances en el reconocimiento y el análisis espacial de patrones, no sería posible darle sentido a la enorme cantidad de datos originados por una amplia gama de satélites, plataformas de

imágenes aéreas, drones, etc., con los cuales dar cuenta de una conceptualización más adecuada acerca de fenómenos y procesos que se desarrollan sobre múltiples escalas de espacio y tiempo. En donde, la aproximación al análisis y modelado de sistemas mediante algunos paradigmas de las ciencias espaciales puede brindar la posibilidad de simular, con la ayuda de la conectividad, el comportamiento de los fenómenos espaciales en el territorio.

En síntesis, el empleo del enfoque territorial sobre la conectividad con relación al modelado de sistemas, se plantea no como un ejercicio para la predicción de fenómenos geográficos, sino como apenas un aporte para pensar en un contexto más amplio, el papel que la conectividad puede tener para abordar un concepto tan abstracto y general como el de las interacciones espaciales en relación al territorio. En este sentido, la importancia de abordar el concepto de la conectividad en relación al enfoque territorial tiene que ver con el acoplamiento de nuevos marcos de conocimiento para la aplicación de modelos de simulación por computadora que permitan abordar no solo el reconocimiento, sino también la formación de patrones de ciertos fenómenos geográficos cuyo comportamiento pueda ser representado mediante la teoría de los sistemas complejos.

# Capítulo 3

## La conectividad en los modelos de interacción espacial

---

### 3.1. Una perspectiva teórica–metodológica del Análisis Espacial

En un sentido general, el Análisis Espacial es descrito como un método para el análisis de los datos espaciales, mientras que en un sentido mucho más amplio incluye diversos enfoques para revelar y clarificar estructuras, procesos, relaciones, patrones, etc., de los fenómenos espaciales que ocurren en la superficie terrestre (Murayama y Thapa, 2011). Por tanto, se puede decir que el principal valor del Análisis Espacial proviene de su capacidad para producir conocimiento acerca de los fenómenos espaciales que ocurren en el mundo real. Con respecto a su papel en el desarrollo de la Geomática desde el CentroGeo, se puede decir que:

El Análisis Espacial ha ofrecido a la Geomática las bases para la integración de la información y el conocimiento geoespacial, que permiten analizar, identificar patrones, modelar procesos y las relaciones que se dan en el espacio geográfico.

(Parás, 2008, pp. 70-71)

Para algunos autores como Johnston (1994), el Análisis Espacial se define como los procedimientos cuantitativos empleados en el análisis de localización, en una alusión directa al estudio de la disposición espacial de los fenómenos. Para DeMers (1997), por ejemplo, el Análisis Espacial conjunta una gran variedad de operaciones y conceptos que incluyen mediciones de distancia y conectividad, caracterización de la vecindad, sobreposición geométrica, modelado cartográfico, etc. Mientras que para Clarke (1997), identifica un número de “propiedades geográficas” de los fenómenos, incluyendo tamaño, distribución, patrón, contigüidad, vecindad, forma, escala y orientación, preguntado ¿cómo pueden las variaciones en estas propiedades ser descritas y analizadas? Por su parte, Fotheringham *et al.* (2000), observa al Análisis Espacial como un campo de pruebas robusto para confrontar ideas sobre los procesos espaciales. Con relación a la Geomática, López-Caloca (2011) lo refiere como el conjunto de conocimientos, metodologías y procedimientos que se utilizan en el estudio y la investigación geográfica con un enfoque científico. Finalmente Goodchild y Longley (2014), lo definen como un enfoque científico que permite a las Ciencias de la Información Geográfica abordar temas fundamentales relacionados con la información espacial y la utilización de Sistemas de Información Geográfica. Bajo este conjunto de definiciones, es posible observar que el Análisis Espacial es tanto un marco conceptual para el desarrollo de la teoría espacial, como un enfoque metodológico para razonar acerca de fenómenos y procesos en el espacio geográfico.

Por otra parte, la historia del Análisis Espacial desde una perspectiva teórica, puede enmarcarse dentro de cuatro disciplinas del pensamiento geográfico contemporáneo (Murayama y Thapa, 2011). La primera corriente es la llamada Revolución Cuantitativa de la Geografía, que proponía un marco que se alejaba de los pensamientos descriptivos mediante la búsqueda de orden, regularidad, dirección, linealidad, etc., en los patrones espaciales aplicados a una amplia gama de temas como la teoría de los lugares centrales, la regionalización, análisis de redes, difusión espacial, comportamiento espacial, mapeo mental y sistemas urbanos (Berry, 1968).

La segunda corriente, es la denominada Ciencia Regional, la cual mira los fenómenos socioeconómicos dentro de un contexto regional en un esfuerzo por aclarar los mecanismos espaciales asociados a dichos fenómenos y desarrollar teorías asociadas (Isard, 1956). De esta manera, el desarrollo de la Ciencia Regional ha estado acompañado por el desarrollo de un sinnúmero de métodos de cuantificación y modelos teóricos acerca del análisis de la localización, la predicción de flujos en movimiento, la teoría de juegos y el desarrollo de modelos de gravedad, potenciales y de interacción espacial aplicados en temas regionales y urbanos de la economía regional, la economía urbana, la ciencia del transporte, las ciencias ambientales, las ciencias políticas, la geografía social y económica, así como la teoría de la planificación (Fischer y Nijkamp, 2014).

La tercera corriente, se refiere a la Estadística Espacial, formalizada principalmente a partir del trabajo de Ripley (1981) quien publicó una explicación exhaustiva sobre la estadística espacial en torno al muestreo espacial, patrones de distribución, la interpolación y la extrapolación espacial, la regresión espacial, etc. Un referente importante es la econometría espacial desarrollada por Anselin (1988), para el estudio de los fenómenos económicos espaciales. Otro, es el desarrollo de la Geoestadística (Isaaks y Srivastava, 1989), que emplea métodos de análisis estadístico, teoría de probabilidades, etc., para investigar las leyes y los mecanismos de los fenómenos espaciales que se producen cerca o en la superficie terrestre, mediante el desarrollo de técnicas como el método de Kriging.

Finalmente, la cuarta corriente denominada Geometría Computacional que involucra tanto la geometría topológica (combinación de relaciones de conectividad o inclusión) como la geometría cuantitativa (atributos geométricos como coordenadas del punto, la longitud de los segmentos de línea, el área de figuras planas, etc.). Donde su objetivo es el desarrollo de algoritmos de naturaleza geométrica para el procesamiento de información en un tiempo de cálculo corto en problemas como los diagramas de Voronoi, la triangulación de Delaunay, el diseño de redes óptimas, la ruta más corta, la envoltura convexa, etc. (De Berg *et al.*, 2000).

Como resultado de esta diversidad de enfoques, el Análisis Espacial ha experimentado un notable desarrollo en términos de la teoría, los métodos y las aplicaciones que ofrecen una serie de ventajas en relación al manejo de los datos espaciales, su manipulación, visualización y modelado para encontrar patrones y entender procesos mediante el uso de relaciones espaciales (Murayama y Thapa, 2011). Permitiendo así que una amplia gama de investigadores, analistas, tomadores de decisiones y en general la sociedad, se beneficien de este enfoque científico.

Así, a lo largo de las últimas décadas el Análisis Espacial ha establecido dos áreas principales de investigación: el análisis de datos y el modelado espacial (Banerjee *et al.*, 2015; Fischer y Getis, 1997). Donde el análisis de datos incluye el desarrollo de nuevos procedimientos para la identificación de las características de datos disponibles, cada vez más frecuente en cantidades masivas, junto con pruebas de hipótesis acerca de patrones y relaciones; mientras que el modelado espacial busca darle sentido a los patrones y relaciones entre variables con el propósito de entender el comportamiento de los fenómenos espaciales.

Así, diversos enfoques aplicados al análisis y modelado del espacio geográfico materializan las capacidades y aptitudes del Análisis Espacial para acoplar e integrar marcos de conocimiento procedentes de diferentes campos de investigación, junto con el conocimiento y el manejo de la información que aportan las diversas disciplinas geoespaciales en torno de diversas temáticas ambientales, económicas y sociales. No obstante estas diferencias, las líneas que separan estos enfoques no son claras y están directamente relacionadas con la expansión del uso de métodos de Análisis Espacial que reflejen la importancia de la ubicación y la interacción espacial en los diferentes marcos teóricos de modelado (Fischer, 2006).

Así, la representación de estas características dentro de un modelo, depende de la capacidad de análisis de la realidad a través de diversos niveles y grados de abstracción. Y donde la teoría general de sistemas aporta criterios para el diagnóstico, la descripción y el análisis; mientras que la cibernética, juega un papel

fundamental en la comprensión de los procesos de comportamiento, interacción, retroalimentación, control y comunicación en los diferentes niveles de abstracción de los sistemas en cuestión (Parás, 2008).

Como es posible observar en los diferentes enfoques de análisis y modelado, un elemento común es la incorporación de los principios de la organización espacial que describen la forma de la interacción en el espacio. Así, el enfoque de modelado cartográfico implementado mediante un sistema de información geográfica permite: (i) el análisis de entidades mediante el empleo de sus relaciones espaciales definidas comúnmente en espacios euclidianos, topológicos o matriciales; (ii) un modelo estadístico para probar la relevancia de la relación entre algunas de las variables empleadas o estimar la información que falta mediante la inversión del mismo; y (iii) un modelo de simulación para conocer el comportamiento complejo basado en reglas locales de interacción. En todos estos casos, se trata de una aproximación conceptual necesaria para comprender, explicar y simular mediante diferentes formas de interacción espacial, la organización de los lugares o la emergencia de ciertos fenómenos o procesos bajo estudio.

### **3.2. Modelado de interacciones espaciales**

La interacción espacial está estrechamente relacionada con el principio de autocorrelación espacial, sobre el cual se sustenta la primera Ley de la Geografía:

Everything is related to everything else, but near things are more related than distant things

Tobler (1970)

en donde los conceptos “cerca” y “relación”, constituyen una parte importante del núcleo de análisis y el modelado espacial (Miller, 2004). Asimismo Getis (1991), establece de forma general, que todos los modelos de interacción espacial son casos especiales de un modelo de autocorrelación espacial, definida como la propiedad de un conjunto de datos que situados en el espacio geográfico muestran un patrón de organización (Upton y Fingleton, 1985). Así, Miller (2004) define la interacción

espacial, es decir, el movimiento de las personas, material o información entre al menos dos ubicaciones geográficas, como un tipo más estricto de asociación. Por tanto, la interacción espacial es un aspecto fundamental a considerar en la organización del espacio geográfico, así como también es parte fundamental del análisis y el modelado espacial. En relación a esta importancia:

The concept of spatial interactions is the core of the spatial analysis approach...spatial interactions reflect relations of complementarity and/or competition between the locations and act as a driving force in the transformation and the dynamics of spatial systems

(Sanders, 2013, p. 70-71)

Dentro del Análisis Espacial, la interacción espacial al igual que la autocorrelación, reconoce los efectos de la heterogeneidad espacial entre pares de localización, a menudo basada en la proximidad para su modelado (Fotheringham, 1983). En este sentido, el estudio de la interacción espacial se ha incluido en temas como el transporte, la migración, el traslado de materias primas, la difusión de enfermedades e ideas, incluso la trasmisión de conocimiento en la que se agrega un cierto canal de preferencia (Haynes y Fotheringham, 1984). De igual manera, el análisis de las interacciones locales mediante el uso de estructuras espaciales como la vecindad, ha sido empleado por medio de la aplicación de estadísticas espaciales desagregadas como, por ejemplo, los indicadores locales de asociación espacial (Anselin, 1995) o la regresión geográficamente ponderada (Brunsdon *et al.*, 1996).

Dentro de los modelos de interacción espacial, ésta puede tomar diversas formas y referirse a intercambios materiales o inmateriales entre pares de localización con la misma posibilidad de ser transmisor o receptor; considerar cierto canal de preferencia para que algunos lugares se tomen como transmisores, mientras que otros cumplen con la función de receptores; o bien, referirse a interacciones espaciales de carácter local expresadas como la influencia de la localización definida en un vecindario. En general, estas formas específicas de interacción, pueden constituir una guía para la elección de un tipo de formalización sistémica dentro del Análisis Espacial, donde la selección de las formas específicas de interacción y los

niveles de observación, pueden ser empleados para tratar de explicar por qué algunos flujos son más o menos significativos entre ciertos pares de localización, o bien, por qué representan una restricción (por ejemplo, con respecto al movimiento), o por qué se establecen como elemento explicativo de las consecuencias sobre la organización y la dinámica del sistema en el espacio.

En Análisis Espacial, las relaciones espaciales materializan las interacciones que pueden establecer múltiples elementos en el espacio, en donde las relaciones implican acción y reacción, de los elementos que ocupan una posición en el espacio que los separa y los contiene. Históricamente los mapas representan el mejor ejemplo de cómo los geógrafos no han estado usualmente interesados en el estudio de entidades aisladas, sino que, por el contrario, emplean los mapas para representar las relaciones espaciales más relevantes, tales como la distancia, la contigüidad, la conectividad y la forma (Reyes, 1986).

Dentro del Análisis Espacial, un espacio geográfico es susceptible de permitir la obtención de atributos y relaciones espaciales que emergen a su vez de las propiedades, tanto del espacio, como de una clase muy variada de objetos que en principio queremos representar, pero que de alguna manera también deseamos que puedan soportar el análisis y facilitar su modelado (Theobald, 2001). Respecto a las relaciones espaciales, en términos generales, se puede decir que son aquellas que se pueden determinar de un objeto con respecto de otro, es decir, otorgan información a partir de la posición de los objetos. Donde con frecuencia, las relaciones espaciales están determinadas en forma binaria; sin embargo, es posible que se comprendan mejor cuando se definen con respecto a la posición de un objeto de referencia, la vecindad. Así, cuando se lleva a cabo una descripción explícita de un entorno específico, esta representa las propiedades y relaciones espaciales entre los objetos que pertenecen al contexto geográfico.

Ahora bien, aunque existen diferentes enfoques formales en la definición de relaciones espaciales de acuerdo con (Peuquet 1984; Egenhofer y Franzosa 1991;

Chen *et al.* 2001), desde la perspectiva de Nystuen (1963), el Análisis Espacial identifica tres relaciones fundamentales del espacio geográfico: distancia, conectividad y dirección. A partir de ello, en la literatura especializada principalmente en relación con el desarrollo de los Sistemas de Información Geográfica, se reconocen tres relaciones espaciales: topológicas, proximales y direccionales (Jones, 2014).

En este contexto, las relaciones espaciales topológicas son aquellas que generalmente se suceden entre objetos adyacentes o vecinos (DeMers, 1997). Donde su formalización se ha investigado desde mediados de los años 80 sobre la base de la topología de conjunto de puntos (Egenhofer, 1989). En estos modelos, las relaciones topológicas entre entidades se definen a partir de las intersecciones del interior, el exterior y la frontera de cada entidad; donde el exterior de cualquiera de estas entidades se puede representar mediante su complemento (Chen *et al.*, 2001). Estas nociones topológicas que incluyen los conceptos de continuidad, cierre, interior y límite, se definen en términos de relaciones de vecindad. Algunos de los resultados de esta formalización son los llamados modelos 4-intersección y 9-intersección, el primero subconjunto del segundo (Egenhofer y Herring, 1991). Tanto las relaciones espaciales proximales, que describen alguna distancia entre características geográficas, así como las relaciones direccionales, que describen arriba-abajo y direcciones cardinales entre dichas características (Theobald, 2001), son relaciones espaciales que a menudo permiten extender la gama de posibilidades para atender la relación espacial de conectividad entre objetos espaciales (Miller y Wentz, 2003).

Así, en las relaciones proximales, el elemento fundamental también es el vecindario (Couclelis, 1997). Definido por las relaciones de proximidad entre objetos espaciales, donde la cercanía depende a su vez tanto de la adyacencia espacial, como de la influencia funcional (Takeyama, 1996). De esta forma, el vecindario de una ubicación se entiende como todos aquellos lugares o posiciones que pueden influir en ella, ya sea a través de la proximidad o de las relaciones funcionales. Como es posible observar, los modelos proximales son útiles porque permiten vecindarios no

contiguos sobre la base de las relaciones de influencia entre los objetos, permitiendo con ello, la integración de relaciones espaciales y funcionales de fenómenos complejos (O'Sullivan y Torrens, 2000).

Por otra parte en la geografía física, la importancia de las relaciones de dirección está bien reconocida con respecto a cuestiones como la captura de las interacciones de la materia o energía, debido al viento o al agua. Por ejemplo, la dirección del viento es fundamental en el análisis y la predicción de la dispersión de plumas de contaminación del aire de fuentes puntuales y no puntuales (Hruba *et al.*, 2001), o bien, el tratamiento de la conectividad y la dinámica de la escorrentía en cuencas heterogéneas (Phillips *et al.*, 2011).

De esta manera, en referencia al establecimiento de relaciones espaciales, es probable que la posición sea el atributo o propiedad espacial de mayor interés. Donde la posición de un objeto en el espacio geográfico, en principio, está asociada con la dicotomía espacio absoluto *vs.* espacio relativo. Por un lado, en el espacio absoluto la existencia no depende de nada existente en él; es decir, propiedades y relaciones de los objetos son la consecuencia de estar ubicados en un espacio absoluto con origen arbitrario. Por el otro, el espacio relativo sólo existe en la medida en la que primero se definen las propiedades y relaciones espaciales de los objetos (Galton, 2000).

Con lo anterior es posible distinguir que, para una representación mediante entidades subsumidas en un modelo de espacio absoluto, las relaciones espaciales que podrán ser descritas de manera primaria, estarán sin duda asociadas a las propiedades del espacio, por ejemplo, distancia y dirección. Mientras que, para modelos de espacio relativo las entidades descritas podrán definir relaciones espaciales en función de su capacidad para establecer cierta interacción, por ejemplo, conexión, agrupación, asociación, etc. De esta manera, mientras que en un modelo de espacio absoluto la definición de relaciones espaciales entre entidades depende de las propiedades de ubicación en ese espacio, la definición de relaciones espaciales en un modelo de

espacio relativo, depende de las propiedades de vinculación entre entidades en una situación específica.

Por otro lado, en el caso de la relación espacial de conectividad, como aquella que permite la interacción mediante la creación de enlaces, la capacidad de enlace está asociada a la existencia y propiedades de dichos enlaces, tales como el alcance del flujo o la fuerza del vínculo establecido. Así, la conectividad se refiere tanto a la capacidad de enlace, como a la existencia de la conexión, es decir, cuando un enlace tiene asociado un flujo, forma una conexión. En ese sentido, en algunas ocasiones lo importante es la cantidad y calidad del flujo, lo que es relevante para describir la interacción, pero en algunos otros casos, también es importante el número de conexiones disponibles, es decir, su arreglo y estructura.

En general, la relación espacial de conectividad hace referencia a la capacidad de crear enlaces para configurar conexiones que permiten la interacción (Morales, 2013). De esta manera, las conexiones se utilizan para permitir y facilitar la interacción de forma tal que entre ellas pueda fluir algo material o inmaterial, como agua, energía, vehículos, ideas, etc. A diferencia de la relación espacial de proximidad entre dos entidades, la conectividad sí implica necesariamente una interacción entre dichas entidades, que puede depender o no, del grado de separación entre ellas. Se trata, como hemos visto, de una relación topológica que puede en algunos casos organizar el espacio de interacción, pudiendo tener efecto sobre las otras propiedades espaciales como la distancia o la dirección. Así, la conectividad permite y facilita la interacción organizada, ya que la optimiza a través de canales específicos (conexiones) cuando toma la forma de flujos.

Mientras que, en algunas situaciones la conectividad se presenta como la representación única para la interacción entre entidades, en algunos otros casos puede implicar a otras relaciones espaciales, no siendo tan obvia su importancia. Si por ejemplo, dos procesos de interacción son coincidentemente adyacentes, no necesariamente tienen que implicar conectividad; no obstante, dicha interacción,

dentro de un entorno dinámico, podría generar eventos emergentes de orden superior que podrían ser explicados a partir de la propiedad de conectividad. Por ejemplo, interacciones locales capaces de generar comportamientos y estructuras complejas en el espacio y el tiempo, podrían ser suficientes para explicar en alguna medida, fenómenos geográficos tan elaborados como un ecosistema o una economía (Miller, 2004). De la misma manera, un proceso específico de interacción que implique una propiedad de conexión, puede hacer referencia a otras relaciones espaciales o no, dependiendo del contexto en el que se sucedan.

En este sentido, es importante reflexionar en torno a la manera en la que las relaciones espaciales son conceptualizadas dentro de los diferentes enfoques de Análisis Espacial. Como resultado, las interacciones espaciales adquieren diversas formas, operan en varios niveles y su análisis conduce hacia diferentes formalizaciones. En cualquier caso, atender el problema a un nivel conceptual, puede mejorar la comprensión acerca del papel que juega la conectividad dentro de un problema específico de modelado de interacciones espaciales.

El desarrollo de modelos de interacción espacial es uno de los grandes logros intelectuales y, al mismo tiempo, tal vez la contribución más útil del Análisis Espacial a la literatura de las ciencias sociales (Fischer, 2009). Así, los modelos de interacción espacial describen y predicen flujos espaciales de personas, mercancías, información, etc., entre lugares de origen y destino específicos mediante el uso de información sobre la separación espacial entre ellos. Donde diferentes modelos han sido empleados para esta tarea, entre los que se encuentran los modelos gravitatorios, la maximización de la entropía y las redes neuronales (Fischer y Reggiani, 2004).

El caso de las Redes Neuronales (RN), —modelos matemáticos que se componen de un grupo interconectado de neuronas artificiales, que procesa información utilizando un enfoque conexionista de computación—, son un ejemplo bien conocido de estructuras complejas capaces de comportamiento altamente organizado,

resultado de la operación en paralelo de un gran número de neuronas interconectadas. En estos modelos, cuando las interacciones a nivel micro se restringen a los elementos vecinos, el sistema resultante, intrínsecamente espacial, producirá en condiciones adecuadas a nivel macro la organización espacial. Otra clase de modelos de sistemas complejos que incorporan este principio, son los Autómatas Celulares (AC), capaces de la generación de patrones espaciales macro-escala en un espacio cuadrículado a través de la operación paralela de reglas de micro-escala que incluyen vecinos locales.

En las siguientes secciones, se presentan los principales aspectos de estos dos modelos de interacción espacial en relación a la conectividad que opera en un nivel elemental y que a veces pueden conducir a la aparición de estructuras espaciales complejas. En estos modelos, el comportamiento de los sistemas complejos es el resultado a nivel macro-escala de interacciones simples entre los componentes del sistema a nivel micro.

### **3.3. Redes Neuronales Artificiales como modelos de interacción espacial**

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA) se desarrollaron inicialmente durante la década de 1960 en un intento por simular la actividad de la red neuronal del cerebro mediante sistemas de inteligencia artificial por computadora. En general, las RNA han sido herramientas exitosas en tareas de aprendizaje (Anthony y Bartlett, 2009) o reconocimiento de patrones (Bishop, 2005), además de por sus capacidades predictivas (Zhang, 2004). En el ámbito de la geografía regional, el modelado de interacciones espaciales se emplea para tratar de replicar los flujos con el fin de comprender mejor los factores que afectan a estos flujos, así como para desarrollar métodos que permitan a los analistas y planificadores pronosticar flujos futuros en temas como la migración, el transporte, las telecomunicaciones, etc. (Fischer, 2013; Fischer, 2006; Openshaw, 1993).

Sin duda, las Redes Neuronales representan la más reciente innovación en el diseño de modelos de interacción espacial, aunque la gama de aplicaciones potenciales en

otras áreas aún es grande (Fischer, 2006). Destacando entre las áreas clave de aplicación a problemas espaciales están: (i) el análisis de imágenes para la detección de patrones mediante diferentes arquitecturas de redes neuronales; (ii) los problemas de optimización para determinación de ruta más corta a través de Redes Neuronales supervisadas; y (iii) el modelado de elección a través de arquitecturas de redes neuronales supervisadas. En todas ellas, las RNA pueden ser desarrolladas para replicar las funciones descriptivas y predictivas de procedimientos matemáticos y estadísticos sobre cualquier complejidad, a menudo con el mejor nivel de rendimiento y precisión (Cheng *et al.*, 2014).

### 3.3.1. Nociones básicas y componentes fundamentales

Formalmente, una RNA puede ser vista como un sistema dinámico con la topología de un grafo dirigido (Hecht–Nielsen, 1990). En donde los nodos del grafo se denominan unidades de procesamiento y los enlaces dirigidos mediante canales de señal unidireccional se denominan conexiones. Se trata de un modelo matemático inspirado en la estructura de las redes neuronales biológicas y en cómo estas procesan información<sup>1</sup>. De esta forma, las conexiones indican la dirección y el sentido en el cual la información es procesada, y los principios en los que se basa dicho procesamiento, permiten pensar en las RNA como sistemas paralelos, distribuidos y adaptativos<sup>2</sup>. Típicamente, las RNA están formadas por unidades individuales conectadas entre sí, dispuestas en capas. En estos arreglos, hay una primera capa de entrada que recibe la información y una capa de salida que transmite información procesada. En medio de estas dos pueden existir una o varias

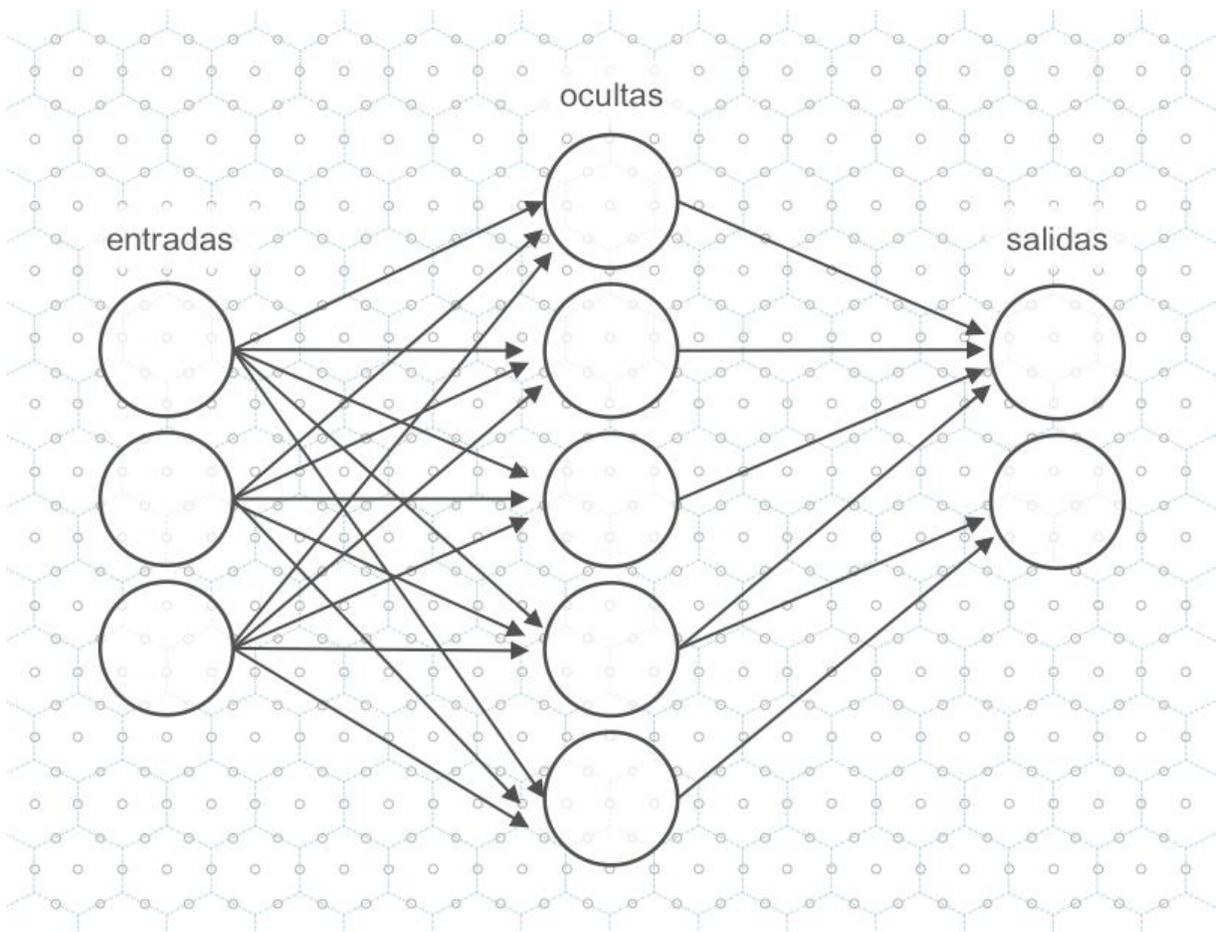
---

<sup>1</sup> Una neurona es una célula biológica que procesa información, la cual está compuesta de un cuerpo celular o soma, y dos tipos de ramificaciones: el axón y las dendritas. Mediante las uniones entre dendritas y axones se transmiten señales eléctricas que se propagan a todo el cerebro, dando lugar a una serie de fenómenos dinámicos, entre los que se encuentran la motricidad de los músculos, el reconocimiento de imágenes y sonido, el lenguaje, el pensamiento y la conciencia (Jain *et al.*, 1996, pp. 33-34).

<sup>2</sup> La investigación acerca de las RNA puede dividirse en tres periodos de actividad. El primero inaugurado en la década de 1940, con el desarrollo del modelo McCulloch-Pitts de una neurona (McCulloch y Pitts, 1943). El segundo periodo se produjo en la década de 1960 con el trabajo de Rosenblatt (1962) sobre el teorema de convergencia del perceptrón, y el de Minsky y Papert (1969), que mostraba sus limitaciones. El tercer periodo se inicia en la década de 1980 con la propuesta del modelo de Hopfield (1982), un algoritmo de aprendizaje para un perceptrón multicapa con retroalimentación.

capas ocultas sobre las cuales se establecen, mediante conexiones, las relaciones entre la entrada y la salida (figura 3.1).

Así, los elementos de procesamiento de la capa de entrada asumen los valores de un patrón de entrada representado como un vector que es la entrada a la red. Mientras que la capa intermedia oculta, consiste en elementos de procesamiento que reciben y transmiten las señales de entrada y envían copias de sus señales de salida a otros procesadores y al mundo exterior a través de conexiones de salida.



**Figura 3.1.** Red neuronal simple con una sola capa oculta. Tomada de Looney (1997, p. 84).  
En la figura los círculos indican los elementos de procesamiento, y las flechas la dirección del flujo de la señal.

Estos procesadores de la capa intermedia están conectados a unidades que forman la capa de salida, haciendo que la información de la red esté disponible hacia el

medio ambiente externo. De esta forma, cada interconexión entre elementos de procesamiento actúa como una ruta de comunicación, donde los valores numéricos se pasan a lo largo de estas interconexiones de un procesador a otro, mientras son ponderados por las fuerzas de conexión que se asocian con cada interconexión, estos pesos, se ajustan durante el entrenamiento para generar la red neural final. Así, el procesamiento realizado por la red en la transformación del patrón de entrada, depende del conjunto de conexiones en donde los pesos son vistos como aquellos que codifican el conocimiento del sistema. Estos pesos se denominan parámetros de conexión y determinan el comportamiento de la Red Neuronal.

Por su parte, las unidades de la capa de entrada son establecidas por el entorno o el usuario, las unidades intermedias en la capa oculta, ayudan en el cálculo de la red, y las unidades de la capa de salida se calculan empleando las otras unidades y los pesos de conexión que entrega la salida calculada para el entorno o el usuario. De esta manera, las redes neuronales pueden actualizar sus pesos opcionalmente a través de un proceso llamado aprendizaje o entrenamiento, con el fin de adaptarse a un conjunto de pares de entrada–salida o para reflejar la similitud en los datos de entrada, dependiendo del tipo de aprendizaje (Khouzam, 2014).

De esta manera, los tres componentes fundamentales de una red neuronal son:

- Las características de los nodos, es decir, las propiedades de las unidades de procesamiento
- La topología de la red, definida por el patrón de conexiones entre los elementos de procesamiento, también conocido como arquitectura de la red
- Los métodos para determinar los pesos de las conexiones, también llamadas reglas de aprendizaje o algoritmos de aprendizaje automático, entrenamiento de la red o estimación de parámetros

Donde las unidades de procesamiento son fundamentales para el funcionamiento de cualquier Red Neuronal, ya que estos elementos procesan entradas desde otras unidades y envía su salida (activación) a otras unidades. Las entradas y salidas de los elementos de procesamiento pueden ser discretas, y por lo general, tomar valores de  $\{0, 1\}$  o  $\{-1, 0, 1\}$ , o pueden ser continuas, asumiendo los valores  $[0, 1]$  o  $[-1, +1]$  (Fischer, 2006). De esta manera, el funcionamiento básico de un elemento de procesamiento es el cálculo de su señal de activación o de salida, la cual implica la aplicación de una función conocida como función de transferencia, que a su vez realiza la tarea de integración de la activación de las unidades directamente conectadas al elemento de procesamiento en cuestión, además de los pesos correspondientes para esas conexiones, reduciendo de este modo los argumentos a un sólo valor (Fischer, 1998).

Por su parte la topología de la red, se centra en el patrón de conexiones entre los elementos de proceso y la propagación de datos. En cuanto al patrón de conexión una distinción importante se puede hacer entre las Redes Neuronales *Feedforward* (RNF) y las Redes Neuronales Recurrentes (RNR). Así, una RNR se distingue de una RNF ya que contiene ciclos, es decir, conexiones de realimentación (Jain *et al.*, 1996). De esta manera los datos no sólo se alimentan hacia delante sino también hacia atrás desde la salida de las unidades de entrada, lo que le otorga a las RNR una gran capacidad de aprendizaje y rendimiento. En contraste con las RNF, donde el cálculo no está únicamente definido por la estructura de interconexión, la dimensión temporal debe ser considerada, ya que la salida de un elemento de procesamiento se realimenta al mismo elemento, generando un cálculo recursivo que se puede detener después de un cierto número de pasos (Fischer, 2006).

Con lo anterior es posible observar que las propiedades de aprendizaje son una importante característica distintiva de las diferentes Redes Neuronales, por lo que del aprendizaje es conveniente distinguir dos tipos de situaciones, por un lado, el aprendizaje supervisado donde un conjunto de patrones de entrada con salidas deseadas está disponible y es empleado como un conjunto de entrenamiento; y por

el otro el aprendizaje sin supervisión, donde no existe una salida asociada con la entrada y se espera que la red agrupe patrones dependiendo de alguna similitud intrínseca de los patrones de entrada (Jain *et al.*, 1996). De esta manera, existe una amplia variedad de algoritmos de aprendizaje, para resolver ambos problemas de aprendizaje, que han sido diseñados para arquitecturas de red específicas. Muchos algoritmos de aprendizaje —en especial los de aprendizaje supervisado en RNF— tienen sus raíces en los algoritmos de minimización de la función y se pueden clasificar como algoritmos de búsqueda local o global. Donde los algoritmos de aprendizaje se denominan locales, si los cálculos necesarios para actualizar cada peso de una Red Neuronal se pueden realizar utilizando la información disponible localmente para la estimación de ese peso.

En resumen, la selección en cuanto a su capacidad computacional, su propiedad de retroalimentación, entrenamiento y otras propiedades asociadas a la asignación de su tarea, puede ser una labor complicada (Jacobsson, 2005). Es decir, las RNA, aunque basadas en una analogía biológica acerca de cómo funciona el intercambio de señales en el cerebro, no reproducen exactamente ese comportamiento, por lo que el diseño computacional de Redes Neuronales no es para un propósito general, en el sentido amplio de la expresión, sino para el abordaje de problemas particulares

### **3.3.2. Taxonomía de las Redes Neuronales y su aplicación en Análisis Espacial**

Las Redes Neuronales son uno de los componentes más sofisticados del análisis y el modelado espacial (Fischer, 2006). Pueden ser vistos en primer lugar, como extensiones lineales de modelos estadísticos convencionales aplicables a dos dominios principales: en primer lugar como aproximadores universales en el estudio de la interacción espacial (Fischer, 2013; Thill y Mozolin, 2000), la regresión espacial (Fischer, 2009) y el análisis de series espacio-tiempo (Ramírez-Quintana *et al.*, 2012); y en segundo lugar, como reconocedores de patrones y clasificadores en ambientes ricos en datos (Egmont-Petersen *et al.*, 2002).

Junto a las máquinas de soporte vectorial, las Redes Neuronales son actualmente dos de los métodos más populares de aprendizaje automático no paramétrico, y muchas de ellas se han adaptado con éxito a trabajar con datos espacio-temporales debido a su capacidad innata para modelar relaciones no lineales complejas (Cheng *et al.*, 2014). En contraste con los métodos de regresión, las Redes Neuronales no hacen suposiciones sobre la forma o atributos de distribución de las variables utilizadas, por lo que pueden ser vistas como modelos no paramétricos que ofrecen buenas predicciones debido a su alto entrenamiento con datos (Black, 1995).

Desde la década de 1990, las Redes Neuronales son ampliamente utilizadas en diferentes temas de las ciencias ambientales (Hsieh, 2009). En particular la Percepción Remota ha facilitado en gran medida la capacidad para monitorear el medio ambiente y observar el sistema terrestre. Mediante el uso de diferentes sensores y regiones del espectro electromagnético, permite medir indirectamente un gran número de variables en el aire, la tierra y el agua (Elachi y van Zyl, 2006). Por ejemplo, temperaturas de la superficie, precipitación, superficie impermeable, cobertura vegetal, clorofila en el océano, hielo marino, biomasa aérea, etc., son variables que pueden ser estimadas mediante el uso de algunas Redes Neuronales.

Específicamente, algunas de estas variables de distribución geográfica, han sido estimadas a partir de RNA que emplean interacciones de vecindad para su cálculo. Por ejemplo, el sistema automatizado para la estimación de precipitación a partir del uso de imágenes satelitales denominado PERSIANN (*Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Networks*), que emplea procedimientos de clasificación de una Red Neuronal para calcular una estimación de la intensidad de lluvia global en píxeles de  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$  a partir de las imágenes infrarrojas de la temperatura de brillo proporcionadas por los satélites geoestacionarios GOES-8, GOES-10, GMS-5, Metsat-6, y Metsat-7 (Sorooshian *et al.*, 2000). El algoritmo utiliza la temperatura de brillo de los píxeles y las texturas de temperatura de sus vecinos como entradas a una RNR no supervisada de tipo Mapa Auto-organizado, cuya configuración es un espacio regular de dos dimensiones que

emplea una función de vecindad para preservar las propiedades topológicas del espacio de entrada (Hong *et al.*, 2004).

Pero sin duda, “las Redes Neuronales de Retro-propagación han sido caballos de batalla de gran importancia en el Análisis Espacial” (Fischer, 2006, p. 93). La retro-propagación es una técnica que proporciona un procedimiento computacionalmente eficiente para la evaluación de los derivados de la función de rendimiento de la red con respecto a los parámetros de la red, y corresponde a una propagación de errores hacia atrás a través de la red (Rumelhart *et al.*, 1986). Esta técnica se emplea principalmente en RNF de múltiples capas, denominado *Multi Layer Perceptron* (MLP). Se trata de una red supervisada, que ha sido empleada como aproximación universal a los modelos de interacción espacial en relación a la especificación de sus funciones de activación para la solución de problemas específicos de optimización no lineal, entre ubicaciones geográficas de origen y destino (Fischer, 2013).

En suma, las Redes Neuronales Artificiales son métodos empleados para estimar interacciones espaciales entre localizaciones mediante el uso de datos geográficos. Los modelos más empleados son las RNF, con relación a los algoritmos de retro-propagación empleados para aprender y realizar funciones de reconocimiento de patrones. No obstante, algunos modelos de RNR que permiten modificar de manera adaptativa los pesos de conexión de una red de unidades que interactúan localmente en respuesta a las excitaciones de entrada y de acuerdo con sus vecinos, han sido también empleados para estimar variables de distribución geográfica. Ahora bien, algunas de las deficiencias de estas redes entrenadas es que son esencialmente un tipo de modelo de caja negra, en la que el modelador y los usuarios desconocen lo que sucede adentro (Fischer, 2006; Silverman y Dracup, 2000). Por lo que la aplicación de Redes Neuronales metodológica y técnicamente correctas a la configuración del mundo real, es fundamental para hacer avances en la comprensión empírica en un amplio espectro de campos de aplicación en Análisis Espacial y Ciencias Ambientales, así como de especialistas en Percepción Remota interesados en emplearlas en estos campos.

### **3.4. Autómatas Celulares como modelos de interacción basados en el individuo**

En la práctica actual del Análisis Espacial, la Geocomputación, es un paradigma computacionalmente intensivo y a gran escala, en el que las mejoras en la disponibilidad de datos y el aumento de la memoria y velocidad de cómputo, abren nuevas formas de trabajar con información geográfica (Fischer y Leung, 2001; Openshaw y Abrahart, 2000). La Geocomputación suele emplearse para referirse a una amplia gama de métodos empleados en Análisis Espacial, en donde los recursos computacionales son fundamentales para la ejecución de las técnicas empleadas (de Smith, 2014).

El desarrollo de modelos y técnicas geo-computacionales, así como el éxito en su aplicación a una variedad de problemas, tales como la minería de datos, el reconocimiento de patrones, la optimización, la simulación y el modelado de la interacción espacial, está impulsado por cuatro principales aspectos: (i) la creciente complejidad de los sistemas espaciales abordados; (ii) la necesidad por desarrollar nuevas formas para la manipulación de cada vez mayores cantidades de información, (iii) la disponibilidad de tecnologías computacionales (inteligencia) para proporcionar nuevos, más eficientes y robustos algoritmos aplicables a muchas áreas del Análisis Espacial; y (iv) la evolución de la computación de alto rendimiento.

En este contexto de la Geocomputación, dos de los modelos que han hecho grandes contribuciones al Análisis Espacial en las dos últimas décadas son los Autómatas Celulares (AC) y los Modelos Basados en Agentes (MBA). Ambos enfoques, representan dos de los marcos más simples posibles para demostrar el comportamiento de los sistemas complejos, basados en la interacción de elementos individuales que cuando se combinan en espacio y tiempo, dan lugar a formas de comportamiento agregado imposibles de alcanzar mediante otras formas de modelado (Clarke, 2014).

Aunque ambos modelos han sido denominados “métodos de modelado basados en el individuo” dentro del ámbito de las ciencias ambientales —debido a que modelan

con un enfoque de abajo hacia arriba el comportamiento asociado a un sistema (Grimm y Railsback, 2013)—, cada uno tiene sus propias cualidades y dominios de aplicación específicos. Los AC se prefieren cuando el espacio geográfico se puede representar en la forma de un *grid*, como los pixeles en una imagen de satélite. Sobre todo, se emplean cuando los modelos de estado y probabilidades de transición son conocidos y estables. Por lo que han sido empleados en procesos de cambio de uso de suelo y crecimiento urbano, así como en temas de planificación urbana y regional (O’Sullivan y Torrens, 2000; Couclelis, 1997), además del procesamiento de imágenes, y el reconocimiento de patrones (Wongthanavasut y Tangvoraphonkchai, 2007; Rosin, 2006). Por otro lado, los MBA son superiores cuando la base del modelo es una unidad de conducta, tales como una persona, un hogar, un vehículo, etc., y cuando el proceso de modelado consiste en interacciones con el tiempo entre uno o más de estos tipos de agentes que producen una forma espacial, como el uso de la tierra, la elección de cultivos, o el tipo de hábitat (An, 2012). En general, ambas formas de modelado se diferencian por el hecho de que en los AC los individuos permanecen en su lugar e interactúan sólo con sus vecinos. En un AC las celdas siempre son idénticas, mientras que en un MBA, los individuos podrían ocupar sólo algunas pocas celdas y más de un tipo distinto de individuo podría estar presente en dicha malla (Clarke, 2014).

Ahora bien, en este trabajo el interés está por los AC, como aquellos sistemas dinámicos discretos espacio-temporales basadas en reglas locales de conectividad sobre una estructura regular. Por lo que en las siguientes subsecciones se desarrollan los alcances de estos modelos de AC dentro del Análisis Espacial.

#### **3.4.1. El Autómata Celular**

Los AC tienen su origen en los campos de las matemáticas y la computación a través de los esfuerzos pioneros de von Neumann y Burks (1966) mientras estudiaban sistemas autorreproductores. Sin embargo, la aplicación del Juego de la Vida de Conway (1970) los popularizó dentro de la comunidad científica, resultando en

diversas aplicaciones en la Física, Biología, Química (Wolfram, 2002, 1983) y la Geografía (Tobler, 1979).

Los Autómatas Celulares pueden describirse como sistemas dinámicos discretos y no lineales, que consisten de un arreglo regular de celdas en donde cada una de ellas está en un estado que depende de los estados anteriores de las celdas vecinas en cada paso del tiempo a través de una regla de transición (Wolfram 1983). Se trata de una clase de sistemas matemáticos espacial y temporalmente discretos que se caracterizan por la interacción local y evolución dinámica síncrona, ya que cada celda calcula su propio estado basado en el estado actual de sus celdas vecinas (Ilachinski, 2001). Formalmente los AC pueden definirse como:

$$CA = (G, S, N, F)$$

en donde,  $CA$  es el modelo que representa al autómata,  $G$  es el arreglo dimensional de una o más dimensiones,  $S$  es el conjunto finito de estados discretos,  $N$  representa las celdas del vecindario, y  $F$  es la función de transición que determina cómo el estado actual de una celda va a cambiar con el próximo cambio de tiempo.

Los AC han sido el foco de una gran atención en los últimos años debido a su capacidad para generar una amplia gama de patrones muy complejos del comportamiento de conjuntos de reglas subyacentes relativamente simples (Wolfram, 2002). Por otra parte, parecen capturar muchas características esenciales del comportamiento cooperativo de auto-organización compleja observada en sistemas reales (Cotsaftis, 2009). De esta manera, muchas de sus propiedades básicas han sido exploradas mediante investigaciones a profundidad en relación con la vida artificial, el caos, la emergencia, fractales, dinámica no lineal y la auto-organización (Ilachinski 2001).

Por ejemplo, con respecto a su comportamiento dinámico, dependiente exclusivamente de las celdas inmediatamente adyacentes como vecinas dentro de

un arreglo regular, se puede observar de acuerdo con Wolfram (1983), una estructura jerárquica de cuatro clases cualitativas identificadas como: Clase-1, que evolucionan en un corto periodo de tiempo a un estado homogéneo único; Clase-2, donde se pueden alcanzar estados finales estables que exhiben periodicidad en el tiempo; Clase-3, con comportamiento caótico no periódico; y la Clase 4, con un comportamiento altamente complejo. De igual manera, los AC que emplean elementos espaciales discretos (celdas o *raster*), están sometidos a interacciones locales determinísticas o estocásticas —no deterministas— (Grassberger, 1984).

En donde, para autómatas deterministas, las interacciones locales se actualizan con la ayuda de funciones de transición que operan de manera tal que, para una configuración dada en el vecindario, un cambio específico en el estado de la celda central se observa en la siguiente iteración (White y Engelen, 1993). Por otra parte, los autómatas estocásticos son menos restrictivos al permitir que el estado de la celda central para la siguiente iteración, dada una configuración específica de vecindario, pueda ser seleccionado de una gama de posibles resultados (Hopcroft, 2007). Así, las funciones de transición que se utilizan para definir todas estas interacciones locales se dividen en tres grandes categorías: (i) funciones totalísticas, que dependen de la suma o promedio de los valores de las celdas en el vecindario; (ii) funciones semitotalísticas, que dependen tanto del estado de la celda central como de la suma de los vecinos; y (iii) funciones no-totalísticas, cuyos valores de las celdas cambian de acuerdo con la posición de los otros valores de celda en el vecindario (Wolfram, 1983).

Este enfoque de abajo hacia arriba para la construcción de reglas de transición, asume un conocimiento *a priori* de los fenómenos en relación con el surgimiento de patrones emergentes basados en la interacción de componentes en el nivel local, lo que permite explorar múltiples fenómenos y procesos como la generación de patrones en relación con la interacción de elementos proximales. Una idea estrechamente relacionada con la Ley de la Geografía de Tobler, la cual sugiere que las interacciones espaciales entre entidades cercanas implican más que una simple

relación geográfica, ya que procesos y estructuras geográficas complejas pueden surgir de las interacciones locales (Miller, 2004).

### **3.4.2. Modelos de Autómata Celular en Análisis Espacial**

Desde que los AC fueron propuestos por Tobler (1979) como un enfoque de modelado adecuado para representar el cambio espacio-temporal, han encontrado un amplio uso en el modelado espacial de procesos ambientales como el cambio de uso del suelo (Verburg *et al.*, 2004); la difusión de contaminantes (Guariso y Maniezzo, 1992); procesos físicos tales como deslizamientos de tierra (Lai y Dragicevic, 2011) y avalanchas de nieve (Barpi *et al.*, 2007); procesos ecológicos como la propagación de incendios forestales (Yassemi *et al.*, 2008); el funcionamiento del ecosistema basado en relaciones de presa-depredador (Camara *et al.*, 1996); y la dinámica de los animales marinos (Vabø y Nøttestad, 1997). Finalmente, y de manera reciente los AC se han empleado para el procesamiento de imágenes, así como para el reconocimiento y generación de patrones (Wongthanavasuu y Tangvoraphonkchai, 2007; Rosin, 2006).

Pero sin duda, donde más profundamente se han aplicado diferentes modelos de AC para simular la complejidad de los procesos geográficos es en el ámbito urbano (Coullelis, 1989; Batty y Xie 1994; Itami, 1994). Donde simular el crecimiento urbano mediante AC, permite la representación del espacio y el tiempo en términos discretos, lo que resulta atractivo para el modelado espacio-temporal en Análisis Espacial, ya que permite la representación dinámica de un proceso geográfico mediante el uso de datos espaciales que de otra manera proporcionaría únicamente representaciones estáticas, de dichos procesos (Benenson y Torrens 2004; Batty y Torrens, 2005).

En consecuencia su aplicación se ha vuelto cada vez más popular, procurando así, su compatibilidad directa con el manejo de Sistemas de Información Geográfica, su capacidad para hacer uso de datos geoespaciales y el desarrollo de programas de *software* para su aplicación (Sleuth, USGS; Dinamica EGO, CRS; Metronamica,

RIKS). Lo que ha permitido generar, con reglas simples de interacción, formas muy complejas de patrones que evolucionan de manera discreta a través de la aplicación de factores limitantes, como radios de crecimiento, restricciones espaciales, capas externas, etc. (Kim y Batty, 2011). Por ejemplo, Ward *et al.* (2000) incorporan motores económicos, políticos y culturales macro-escala en un modelo basado en AC para estudiar cómo se mejora el funcionamiento de reglas generales de crecimiento definidas mediante el enfoque de abajo hacia arriba. Mientras que He *et al.* (2006), acoplan un modelo de abajo hacia arriba basado en AC con un modelo de arriba hacia abajo, basado en la dinámica del sistema para implementar un escenario de expansión urbana en Beijing, China. Por su parte Zhan *et al.* (2010), incluyen en el modelo de AC una capa de conocimiento geográfico que se asemeja, en cierto sentido, al conocimiento experto, para representar factores adicionales a considerar en las reglas de transición del modelo en la estimación del crecimiento de la población en áreas geográficas pequeñas.

Si bien es cierto que en todos estos modelos, la incorporación de un enfoque de arriba hacia abajo, permite simular patrones y procesos de expansión urbana espacial de una manera más realista. La selección de los métodos a menudo depende de la naturaleza del fenómeno y los objetivos del estudio, además de que al asumir un conocimiento *a priori* de los fenómenos, se está en contraste directo con el uso de reglas simples para dirigir las interacciones locales a intervalos de tiempo específicos, que ha demostrado que a medida que los estados de los elementos espaciales cambian, el sistema como un todo evoluciona y da lugar a patrones emergentes y al comportamiento de auto-organización (Holland, 2006; Lansing, 2003).

En términos generales, es posible decir que el paradigma de AC, como un enfoque de modelado de abajo hacia arriba, se ha utilizado ampliamente para estudiar el comportamiento macroscópico de muchos de estos procesos naturales complejos debido a su sencilla teoría computacional (Rasmussen y Hamilton, 2012; Bertelle *et al.*, 2009). Su aplicación al ámbito geográfico se adapta bien a los sistemas de

modelado complejo porque los fenómenos abordados son en sí mismos inherentemente espaciales, dependientes del tiempo, y exhiben una complejidad en la formación de patrones resultante de interacciones locales de los componentes del sistema. Aunque los conceptos clave en la formalización de los AC clásicos basados en un enfoque de abajo hacia arriba se han ampliado para desarrollar modelos basados en AC que incorporan información externa que permitan, por ejemplo, mejorar la capacidad de un modelo de AC para representar la complejidad de la expansión urbana influenciada por factores humanos y naturales a diferentes escalas (Benenson y Torrens, 2004; O'Sullivan y Torrens; 2000). En todos los casos, las entidades modeladas son celdas que permanecen estáticas, mientras que los procesos que abordan se mueven en el espacio geográfico, a través o por medio de ellos, sin interacción con el entorno durante el procesamiento (Clarke, 2014)

### **3.5. Discusión**

Resultado de su propio desarrollo a través del tiempo, el Análisis Espacial ha sido impulsado por el manejo de datos y dirigido por la construcción de modelos hacia el análisis de patrones espaciales y el entendimiento de procesos geográficos. Ya sea como marco conceptual o enfoque metodológico, abraza una amplia gama de teorías y métodos que pueden producir un inmenso horizonte de aplicaciones acerca de los fenómenos y procesos espaciales que ocurren en el mundo real. El análisis y modelado espacial han estado siempre impulsados por las necesidades urgentes para resolver problemas complejos relacionados con los diferentes ámbitos de aplicación y relacionados con el impacto de las actividades humanas sobre el paisaje, la explotación de recursos y la transformación del medio ambiente debido a la dinámica natural y/o humana (Lasaponara *et al.*, 2014). Por lo que apoyar la toma de decisiones y facilitar avances en el conocimiento y uso de la información espacial, así como el análisis de datos y la formulación de modelos, son rasgos propios del Análisis Espacial.

En un sentido amplio, los métodos de análisis y modelado espacial ofrecen una visión general en relación con los principios de organización espacial, la forma de las

interacciones espaciales y su papel en la dinámica del espacio (Sanders, 2013). Actualmente, el análisis y modelado espacial cubren un gran espectro de aplicaciones que van desde el análisis de patrones espaciales estáticos, hasta el desarrollo de una perspectiva dinámica para la simulación de procesos espaciales. En donde la mayoría de las veces, todas requieren la combinación de conocimientos y habilidades en varios campos, tanto los que involucran el tema de la aplicación, como los asociados a los campos de la computación, la estadística, la física o la matemática, entre otros.

Algoritmos para la simulación espacial de estos procesos han surgido desde la Geocomputación, como una manera de abordar problemas que se resisten a las formas clásicas de Análisis Espacial (de Smith, 2014). Este paradigma, que en gran medida se basa en el poder de los datos y el cómputo para el análisis y modelado espacial, puede ser empleado para fomentar la comprensión de fenómenos espaciales en el territorio. Aunque existe una gran variedad de enfoques para dichas simulaciones, el enfoque de microescala o modelado de abajo hacia arriba —por ejemplo, Autómatas Celulares o Modelos Basados en Agentes— ha sido empleado para la simulación de objetos, que a menudo son llamados células o agentes, los cuales reflejan intrínsecamente la noción de cambio, a menudo traducida en patrones de movimiento y flujos que definen la estructura y la función del sistema (Benenson y Torrens, 2004). Caracterizado por el uso de unidades de representación individuales para el modelado, la captura de las interacciones mediante relaciones espaciales y su tratamiento dinámico, el diseño de herramientas de simulación de este tipo son un ejercicio más para poder pensar acerca de los procesos territoriales, que para tratar de predecirlos (Marceau y Benenson, 2011).

El énfasis en este capítulo está puesto en el papel de la conectividad dentro del Análisis Espacial, como una relación espacial que permite y facilita la interacción. A partir de lo cual, se abordan dos modelos de interacción espacial en relación a la conectividad que operan en un nivel elemental y que a veces pueden conducir a la aparición de estructuras espaciales complejas. Primero, las Redes Neuronales

Artificiales (RNA) un enfoque conexionista de computación que se emplea en el Análisis Espacial por sus propiedades de aprendizaje y capacidad para el procesamiento de información en tareas de reconocimiento de patrones y predicción. Segundo, los Autómatas Celulares (AC) otra clase de modelo conexionista en el que su comportamiento puede depender exclusivamente de conexiones locales; y que han sido usados también en el reconocimiento de patrones, pero que sin duda han encontrado su nicho más importante en la simulación del crecimiento urbano.

Las RNA son sistemas dinámicos en los que los valores de las unidades de procesamiento cambian con el tiempo y el estado de la red, está determinado por el estado anterior y las entradas de corriente del entorno, pudiendo ser discretas o continuas. Los AC son también sistemas dinámicos, pero espacio-temporalmente discretos y basados en reglas locales de conectividad sobre una estructura regular. Las RNA están conformadas por tres componentes fundamentales: los nodos o unidades de procesamiento encargados del cálculo de la señal de activación o de salida mediante una función de transferencia; la estructura de la red definida por el patrón de conexiones entre los elementos de procesamiento; y los métodos de aprendizaje para determinar los pesos de las conexiones. Por su parte los AC son definidos por su arreglo dimensional, el conjunto finito de estados discretos, el vecindario y la función de transición que determina los cambios de estado al paso del tiempo.

Mientras que las RNA han sido especialmente atractivas para la solución de problemas del mundo real dentro del Análisis Espacial en dos áreas principalmente: la regresión espacial dentro del campo de los métodos automáticos no paramétricos (Hsieh, 2009); y la asignación de tareas de reconocimiento para encontrar patrones de interés específico en entornos ricos en datos, gracias a sus capacidades de aprendizaje (Egmont-Petersen *et al.*, 2002). El mayor uso de los AC dentro del Análisis Espacial ha sido reportado en aplicaciones del ámbito urbano, donde la mayor cantidad de modelos de AC se han desarrollado con el propósito de simular patrones y procesos urbanos de manera muy realista. Sin embargo, como un modelo

exclusivamente de abajo hacia arriba, los AC han presentado problemas para representar fuerzas macro-escala que influyen en ciertos fenómenos urbanos, por lo que diferentes autores han optado por combinarlos con otros modelos (He *et al.*, 2006) o incluir *a priori*, capas de conocimiento (Zhan *et al.*, 2010).

En este contexto Li y Yeh (2002), desarrollaron un método para simular la evolución de múltiples usos de suelo en un ambiente de Sistemas de Información Geográfica integrando las capacidades de aprendizaje de la RNA para facilitar la calibración del modelo de AC. Este es el primero de varios trabajos en los que diferentes propiedades de las RNA se aprovechan para reducir significativamente el trabajo tedioso en la definición de valores de los parámetros, reglas de transición y estructuras de modelos como AC (Basse *et al.*, 2014; Almeida *et al.*, 2008). En todos estos casos, las RNA empleadas permiten ayudar a definir el potencial de transición de una celda de un modelo de AC mediante la calibración de las diversas fuerzas que impulsan el cambio, expresadas como variables espaciales, institucionales o restrictivas (Basse *et al.*, 2014; Zhan *et al.*, 2010; Ward *et al.*, 2000). Es decir, las RNA toman información del entorno con un enfoque de arriba hacia abajo y la procesan mediante reglas de aprendizaje para ponderar probabilidades con las cuales se alimenta un modelo de AC, lo que permite a una celda cambiar su estado y con ello, modelar de manera más realista los fenómenos de interés. No obstante, esta integración de RNA y AC está en oposición directa con el uso de reglas de transición de un modelo de AC con un enfoque de abajo hacia arriba en que el estado de una celda en un momento posterior depende exclusivamente de sus vecinos (Liu, 2008).

En conclusión, RNA y AC representan dos aproximaciones distintas para modelado de conectividad en Análisis Espacial, en la que la primera se diferencia de la segunda por su alta conectividad no local, y por el control de su funcionamiento de parte de los procesadores centrales. Ambos enfoques conexionistas con sus ventajas y desventajas, han sido empleados como modelos abstractos para explorar el mundo real, ya que pueden observar el entorno, aprender y distinguir patrones de

interés mediante el aprendizaje o tomar decisiones acertadas y razonables acerca del comportamiento local de ciertos fenómenos con el propósito de estudiarlos. Las RNA ofrecen buenos resultados cuando son entrenadas con datos del entorno y empleadas para resolver tareas específicas de predicción y reconocimiento de patrones. Los AC han sido foco de atención y modificaciones gracias a su capacidad para generar patrones complejos de comportamiento a partir, exclusivamente, de un conjunto de reglas locales sobre una estructura regular. Pero también, diversos esfuerzos han sido publicados para integrar propiedades de ambos métodos en la solución de problemas en el ambiente de Sistemas de Información Geográfica en los que mediante el uso de RNA, es posible especificar con un enfoque de arriba hacia abajo, reglas de transición a los modelos de AC para que operen en un enfoque de abajo hacia arriba.

# Capítulo 4

## Ciencia de las redes

---

### 4.1 Nociones sobre el análisis y modelado mediante redes

La ciencia de las redes es un intento de entender las redes emergentes en la naturaleza, la tecnología y la sociedad por medio de un conjunto unificado de herramientas y principios (Barabási, 2016). El gran interés por este campo de estudio durante la primera década de este nuevo siglo, se basa en el descubrimiento de que, a pesar de la evidente diversidad de sistemas complejos, la estructura y evolución de las redes detrás de cada sistema, son impulsados por un conjunto común de leyes y principios fundamentales (Barabási, 2014). De hecho, no fue casualidad que los sistemas complejos fueran explorados desde la perspectiva de redes complejas y que el interés de la ciencia de las redes fuera orientado hacia la investigación en sistemas complejos (Strogatz, 2001).

Analizar las propiedades de las redes reales mediante modelos, es el principal objetivo de la Ciencia de las redes. Desde esta perspectiva, una red es un objeto relativamente simple, que consta de sólo nodos y enlaces, cuyo verdadero desafío, es decidir dónde colocar los enlaces entre los nodos para reproducir la complejidad de un sistema real (Barabási, 2014). Así por ejemplo, el territorio definido como un sistema autoorganizado, puede ser modelado como un sistema complejo de agentes que en relación con su entorno ejercen su territorialidad en espacio-tiempo. Es decir, se organizan como un sistema e interactúan de forma acoplada en el espacio geográfico. El territorio desde esta perspectiva, es un sistema complejo de agentes ejerciendo la territorialidad en el espacio-tiempo, cuyas acciones pueden dar pie al surgimiento de una estructura que emerge de la autoorganización y que a menudo puede ser representada como una red a partir de los componentes espacio-temporales de dichos agentes.

De manera general, en estas redes los agentes interactúan más o menos al azar con cualesquiera otros agentes presentes en su vecindario, pero debido a la selección natural, algunas de estas interacciones serán preferentemente retenidas, ya que son sinérgicas en el sentido de Haken; donde tales interacciones, preferentemente así estabilizadas, pueden ser llamadas “lazos”, “relaciones” o “enlaces” (Heylighen, 2008). En específico un enlace, conecta dos agentes en el sentido de que los agentes vinculados preferentemente, interactúan entre sí. Es decir, los enlaces son las conexiones que permiten y facilitan la interacción, ya que cuando un agente está conectado a otro, la interacción entre ellos tiene lugar preferentemente a lo largo de una conexión capaz de transmitir un efecto a través del enlace.

De esta manera, un mínimo de dos cosas es condición para establecer una conexión mediante un enlace. Así, cuando estas conexiones se observan entre múltiples agentes, todos como un conjunto son sostenidos por una red de conexiones, es decir, esta capacidad para crear y mantener enlaces, a la que conocemos como conectividad, puede ser entendida como un principio fundamental de la organización establecida por el proceso de interacción. Al respecto podemos precisar que la interacción, es un proceso en el que por lo menos dos objetos se influyen mutuamente; mientras que la conectividad, es una relación asociada con la capacidad para crear y mantener vínculos. De forma tal, que al momento en que dos objetos se encuentran conectados, el proceso de interacción tiene lugar a lo largo de la conexión.

De este modo, los diferentes enlaces convierten el conjunto de agentes en una red y dentro de ésta los agentes pueden ahora ser vistos como nodos, donde diferentes enlaces los conectan. Pero como Strogatz (2001) señala, las redes son inherentemente difíciles de entender por posibles complicaciones de su complejidad en estructura y dinámica, su diversidad en nodos y conexiones, y su evolución producto de cambios en el tiempo; además de que todas las anteriores pueden influirse mutuamente, como por ejemplo que la evolución en el tiempo de una red afecte su topología. Lo anterior significa que, aunado a la estructura organizativa que percibimos en forma de grafo (vértices y aristas), resulta indispensable conocer sus características

dinámicas, incluida la que se puede producir durante la evolución temporal de dicha estructura, producto de los cambios en los nodos o en las conexiones de la red.

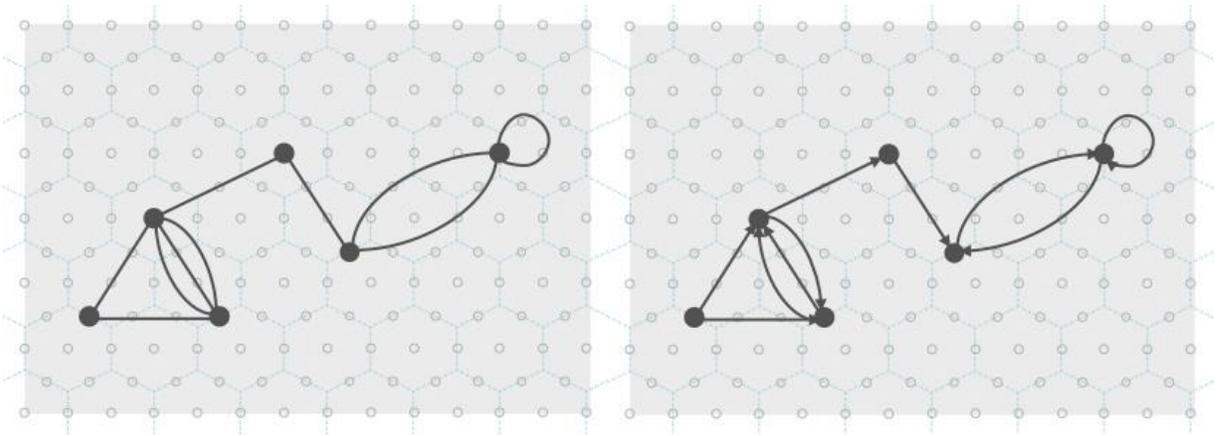
Así, los modelos de red abarcan una extensa variedad de herramientas matemáticas que permiten a los investigadores estudiar una amplia gama de procesos ligados a las interacciones en las redes (Bohan *et al.*, 2013). De todos los posibles modelos de red, una característica común a todos ellos, es la capacidad para representar el proceso de interacción mediante relaciones espaciales entre nodos y enlaces. Dado este principio de diseño mediante el cual, las interacciones son materializadas como relaciones espaciales, es posible explorar el tipo de propiedades que los diferentes modelos de redes exhiben.

#### **4.2 La naturaleza de las redes**

Las redes complejas, como por ejemplo Internet, pueden ser definidas de manera informal como una gran colección de nodos interconectados, generalmente tan grande, que es imposible entender o predecir su comportamiento final mirando el comportamiento individual de nodos y enlaces (Van Steen, 2010). En donde interconectado, significa que dos nodos pueden estar vinculados, por ejemplo, los nodos pueden ser el número de páginas de Internet y la interconexión puede estar definida por el acceso directo entre ellas.

En una red, el número de nodos o elementos se describen como  $v_1, v_2, \dots, v_N$ , en donde  $N$  es el número de total de nodos en la red, mientras que la conexión entre un nodo  $v_i$  y otro  $v_j$  se describe mediante la pareja ordenada  $(v_i, v_j)$ , en donde cada pareja ordenada tiene una conexión no dirigida, si para cada pareja  $(v_i, v_j)$  existe la pareja  $(v_j, v_i)$ ; de lo contrario la red es denominada dirigida. Por otra parte, todos los nodos que estén en conexión directa a un nodo  $v_i$  son definidos como su vecindario, y el número  $k_i$  de vecinos del nodo  $v_i$ , es decir, el número de conexiones directas, es denominado la conectividad de  $v_i$ . Donde finalmente, el promedio de estas conectividades es denominado la conectividad de la red (Agnarsson y Greenlaw, 2007).

Así mediante la definición formal de una red, es posible desarrollar modelos matemáticos que proporcionen una topología con propiedades estadísticas similares a la de las redes reales observadas y de ese modo, poder analizar su comportamiento (Boccaletti *et al.*, 2006). No obstante, en todos los casos, estas redes siguen siendo una gran cantidad de nodos entre los que existen conexiones, que pueden ser simétricas para el caso de una red no dirigida y asimétricas para una red dirigida. Es decir, en una red no dirigida, el nodo A está conectado al nodo B y viceversa, mientras que en una red dirigida, el nodo A está conectado al nodo B, pero no así en sentido contrario (figura 4.1).



**Figura 4.1.** Redes no dirigidas y dirigidas. Tomado de Agnarsson y Greenlaw (2007, p. 23)

Así como existe una diferencia en las conexiones, también es posible que no todos los nodos deban estar conectados unos con otros; pueden existir grupos de nodos que estén conectados entre sí, pero que no estén conectados con el resto de la red o inclusive, en algunos casos, los nodos pueden no tener conexiones, es decir, que se presentan nodos aislados. De esta manera es posible observar que una red no está exclusivamente determinada sólo por las conexiones, sino también por el conjunto de nodos que conforman un sistema, independientemente de que existan o no, conexiones entre ellos. Por lo tanto en una red, los nodos pueden tener la misma cantidad o no de enlaces, pudiendo ir desde redes regulares con la misma cantidad de enlaces como cadenas, mallas, látrices y redes completamente conectadas, hasta

redes completamente aleatorias, en donde la estructura de la red facilita su comportamiento dinámico, lo que en gran medida define los campos de estudio de las redes complejas: la estructura y la dinámica (Strogatz, 2001).

El primer campo de estudio, la estructura, está interesado en determinar las propiedades topológicas de la red, es decir, la manera en la que están conectados los nodos unos con otros, en donde una de las propiedades más importantes que caracterizan la estructura de una red compleja, es la distribución de sus vecinos (Albert y Barabási, 2002). Pero en una red, los nodos además de estar conectados también interactúan, y dichas interacciones, pueden dar lugar a comportamientos observables en función de su estructura y dinámica. Es por ello que una vez conocidas las propiedades estructurales de una red, también es importante estudiar sus propiedades dinámicas, luego de que se conozca de qué manera interactúan los nodos. Por tanto, el estudio de las redes complejas centrado de manera conjunta en la mecánica estadística de la topología y la dinámica de la red, sugiere que diversas estructuras ofrecen ciertas ventajas (Strogatz, 2001). A este respecto:

Most networks offer support for various dynamical processes, and often the topology plays a crucial role in determining the system's dynamical features.

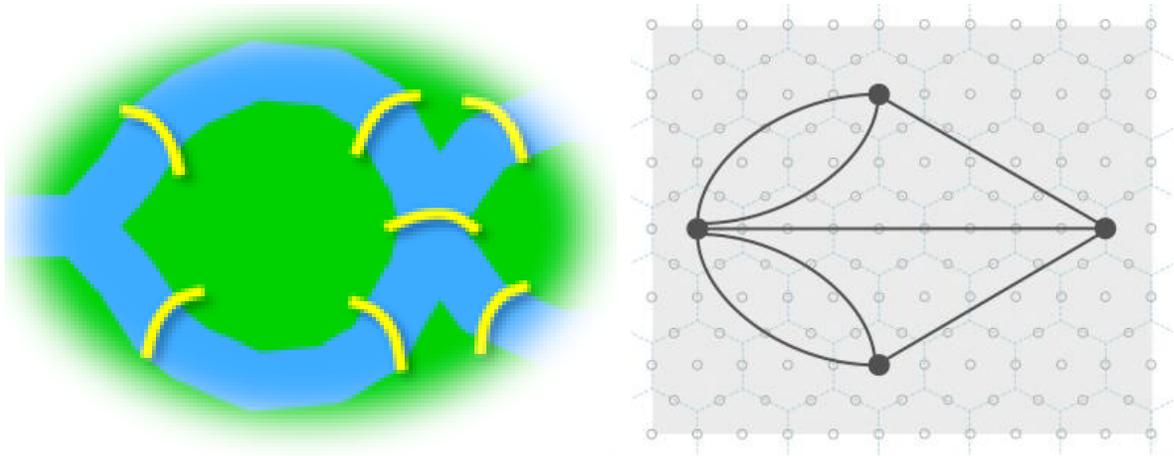
(Albert y Barabási, 2002, p. 48)

La mayor parte de las redes conocidas, confían para llevar a cabo su función en la conectividad, es decir, en la existencia de trayectorias entre pares de vértices (Newman, 2003). Por lo que de alguna manera, la estructura de la red juega un papel crucial en la determinación de la difusión de ideas, innovaciones o enfermedades, debido a que la estructura siempre afecta a la función; por ejemplo, la topología de las redes de amistad afecta la propagación enfermedades, evitando un contagio masivo (Strogatz, 2001). Así, el estudio de las redes complejas abarca el estudio tanto de la estructura como la dinámica, en donde la primera, afecta de forma significativa a la segunda, por lo que para entender el comportamiento dinámico de un sistema cuando se encuentra embebido en una red, es necesario conocer su arquitectura (*Ibid.*).

Mientras que el conocimiento de la estructura implica el conocimiento acerca del tipo de arreglo y la distribución de conexiones, la parte dinámica puede estar asociada con el aprendizaje. Es por ello que en muchos casos la estructura y la dinámica no pueden estudiarse por separado, o dicho de forma concisa, el estudio de la dinámica de una red necesariamente pasa por el conocimiento acerca de su estructura. Por ejemplo, para el análisis de la evolución de un virus informático, si la dinámica corre sobre redes regulares o aleatorias, existe un margen de acción bastante amplio en las posibilidades de detener la propagación del virus antes de que éste pueda convertirse en una infección controlada o en una pandemia (Pastor-Satorras y Vespignani, 2001). Por lo tanto, la propagación de información sobre determinadas estructuras de red implica necesariamente una relación con el diseño y la planificación de diversas y variadas estrategias.

#### **4.2.1. Modelos de redes complejas**

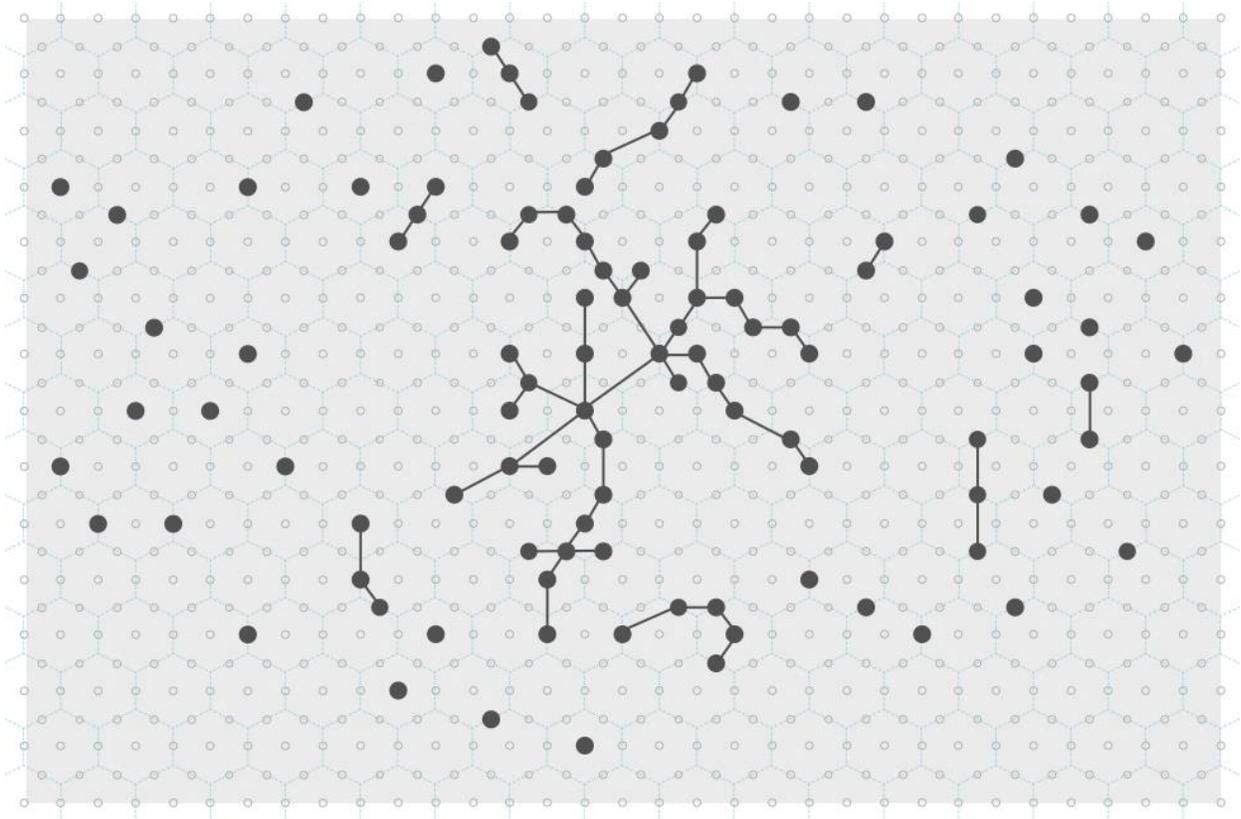
Las redes están presentes en todos lados, pero sus orígenes están situados en la teoría de grafos, surgida a partir de los trabajos de Leonhard Euler en el siglo XVIII, quien propuso por primera vez el uso de redes para estudiar y comprender el mundo que nos rodea. El problema que Euler se planteaba era saber si era posible encontrar un circuito que pasara por cada uno de los puentes de la antigua ciudad de Königsberg. Específicamente, el problema consistía en hacer un pase por los siete puentes sin pasar dos veces por alguno de ellos (figura 4.2, izquierda). En el problema son irrelevantes las posiciones exactas tanto de los puentes como de las islas y las orillas; así lo importante son el número de puentes y cómo éstos conectan las islas y las orillas. Es decir, el resultado no depende de las longitudes de los puentes ni de la distancia de uno y otro, sino de la propiedad topológica conocida como conectividad, la cual permite conocer qué puentes están conectados a qué islas y a qué orillas. De esta manera, cuando el problema es reducido al grafo mostrado en la figura 4.2 (derecha), se puede observar que el problema consta de un espacio con cuatro vértices interconectado por siete arcos. Donde, los vértices representan los cuatro componentes, las dos orillas y las dos islas, mientras que los siete arcos, representan los puentes.



**Figura 4.2.** Representación del problema de los siete puentes de Königsberg. A la izquierda vemos una representación del problema de los siete puentes de Königsberg y a la derecha la abstracción matemática del mismo en términos de nodos (regiones de tierra) conectados por enlaces (puentes). Tomado de Agnarsson y Greenlaw (2007, pp. 2-3)

Al final la respuesta fue negativa, pues no existe una ruta con estas características; sin embargo, para hallar esta solución Euler necesitó formalizar el problema en términos de un conjunto abstracto de nodos conectados entre sí por otro conjunto de enlaces, que caracterizan las regiones terrestres y las conexiones entre ellas, para posteriormente analizar las propiedades de estos conjuntos (Agnarsson y Greenlaw, 2007).

Años después y gracias al desarrollo de las teorías de la probabilidad y la estadística, una nueva vía de estudio en la teoría de grafos tuvo lugar de la mano del matemático Paul Erdős. Donde a partir del empleo de métodos probabilísticos fue posible estudiar por primera vez las propiedades de grafos arbitrariamente grandes, cambiando ligeramente el enfoque y adquiriendo una aproximación estadística (Erdős y Rényi, 1960). De esta manera, surgen los denominados grafos aleatorios o de Erdős-Rényi, como aquel que es generado por un proceso estocástico donde cada paso de dos nodos cualesquiera, se conectan con cierta probabilidad  $p$  (figura 4.3).



**Figura 4.3.** Proceso de formación de redes bajo el modelo Erdős-Renyi con un valor de  $p = 0.01$ .  
Tomado de Agnarsson y Greenlaw (2007, p. 74)

La teoría de grafos se centró inicialmente en las redes regulares, bajo la suposición implícita de que los patrones de interacción entre los elementos de un sistema podían ser representados por medio de una estructura regular al estilo de una malla o un grafo completamente conectado. Desde mediados del siglo pasado, las redes a gran escala sin aparentes principios de diseño, han sido descritas como redes aleatorias, surgiendo así el análisis de las redes complejas entre el estudio de redes regulares y las redes aleatorias (Strogatz, 2001).

Este enfoque adoptado por la ciencia de las redes para comprender los sistemas complejos, ha estado caracterizado por una naturaleza multidisciplinaria que enfrenta a diferentes disciplinas a las mismas tareas; mediante su enfoque en los datos para el estudio de las propiedades y el comportamiento de un sistema; además de su

naturaleza cuantitativa, matemática, y su alto valor computacional en el desarrollo de herramientas para comprender las propiedades de las redes reales (Barabási, 2014).

La importancia del estudio de las redes complejas para resolver problemas actuales está relacionada con la aparición de características similares en muchas áreas de conocimiento. A partir de dichas similitudes, muchos sistemas pueden ser descritos por medio de redes formadas por nodos conectados con enlaces, en las que junto a esa estructura organizativa en forma de grafo, es posible conocer la dinámica que se produce en el flujo de información a través de ellas, o incluso la dinámica que se puede producir en la evolución temporal de dicha estructura, que a menudo no es fija ni en el conjunto de nodos que interviene, ni en las conexiones que se producen entre ellos (Strogatz, 2001).

Durante la última década una gran cantidad de estudios empíricos acerca de las propiedades estructurales de las redes —así como en menor medida acerca de su dinámica— se han desarrollado en campos como la física, la biología, la sociología, la neurología, la economía, la ecología, etc., con un gran impacto científico y social (Barabási, 2014; Newman, 2003). Toda esta abundancia de redes diferentes en naturaleza y niveles de observación presenta un elemento en común, pues las arquitecturas de las redes emergentes en diversos ámbitos de la ciencia, la naturaleza y la tecnología, son similares entre sí, una consecuencia de ser gobernadas por los mismos principios de organización (Barabási, 2016). Esto permite identificar ciertas propiedades universales y diversas características de las redes que permiten formular modelos matemáticos para entender y explicar las propiedades estructurales y en algunos casos también las propiedades dinámicas de estas redes complejas.

#### **4.2.2. Medidas básicas para el estudio de las redes**

Una serie de medidas se han definido (distribución de grado, agrupación, tamaño de la red, etc.) como las más comunes para analizar las propiedades de las topologías de red (Feldt *et al.*, 2011). Aunque se han propuesto e investigado en las últimas décadas muchas medidas cuantitativas de redes complejas, hay cuatro conceptos que han

jugado un papel clave en la caracterización de la estructura de una red: el camino medio, el coeficiente de *clustering*, la distribución de grados y la matriz de adyacencia (Newman, 2003).

**Camino medio**  $L(N)$ . Es el camino mínimo entre dos nodos cualesquiera de una red, medido en saltos de nodo a nodo a través de enlaces, promediado a todos los pares de nodos de una red. Es una cantidad que caracteriza la distancia topológica a la que se encuentran, en promedio, cada uno de los nodos de una red de todos los demás. Donde el valor resultante depende de la cantidad de nodos  $N$  que tenga una red, y es una medida central a la hora de entender muchas redes complejas, pues conforme se ha ido recopilando mayor información acerca de redes complejas reales, se ha constatado que la longitud promedio de los caminos de la mayoría de ellas, es relativamente pequeña (Watts y Strogatz, 1998).

**Coefficiente de *clustering***  $C$ . Se refiere a la propiedad de agrupación de una red y se define como la proporción media de pares de vecinos de un nodo que también son vecinos entre sí. Este coeficiente entre 0 y 1, caracteriza la probabilidad que tienen los nodos conectados a un tercero de conectarse entre sí mismos. Si el *clustering* es alto, las posibilidades de conexión entre todos los nodos de una red son altas y sólo tomará el valor de 1 en el caso de que la red sea completa. Por ejemplo, Newman, Strogatz, y Watts realizaron en 2001 un ejercicio para calcular el coeficiente de agrupamiento de redes de directores de compañías (0.588), actores de cine (0.199) e investigadores científicos (0.088), en el que se mide la probabilidad de que dos personas que tienen un colaborador mutuo —en un negocio, una película o un artículo científico— sean también colaboradores el uno del otro (Newman *et al.*, 2001). Donde los resultados observados fueron por demás elocuentes, sobre todo si se considera que estos mecanismos de colaboración, dependen principalmente de factores de trabajo en estas diferentes comunidades. Para el caso de una red regular, el coeficiente de agrupamiento no depende del tamaño de la red, sino sólo de su topología. Así, este coeficiente se emplea para estimar la densidad de las conexiones locales entre nodos que comparten vecinos comunes más cercanos.

**Distribución de grado  $P(k)$ .** El grado  $k_i$  de un nodo  $i$  se define como el número total de sus conexiones, y probablemente sea la más simple y más usada característica individual de un nodo. Pues la distribución de grado caracteriza la probabilidad de que un nodo al azar escogido de la red tenga  $k$  enlaces. La forma de calcular esta cantidad es mediante un histograma en el que se grafican la cantidad de nodos con un enlace, con dos, con tres, etc. En general, las redes homogéneas tienden a tener la misma cantidad de enlaces por cada nodo, por ejemplo, las redes regulares en donde todos los nodos se conectan con el mismo número de vecinos; mientras que, las redes no homogéneas tienden a tener una distribución de nodos asimétrica.

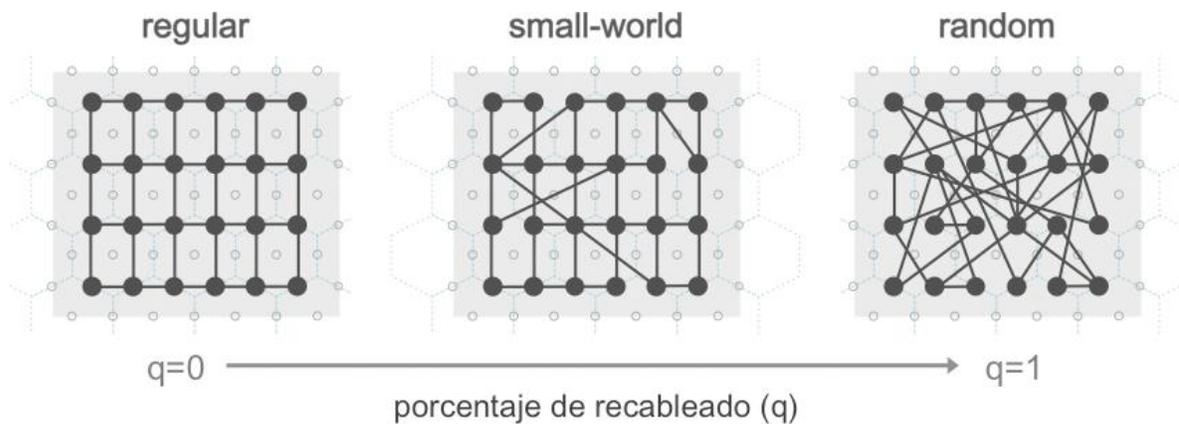
**Matriz de adyacencia  $A_{ij}$ .** Es una matriz que aglomera la relación de enlaces entre los nodos. Si la red tiene  $N$  nodos, la matriz de adyacencia será una matriz  $N \times N$  donde cada posición  $(i, j)$  de la matriz será, respectivamente, 1 si los nodos  $i$  y  $j$  comparten un enlace y 0 en caso contrario. Esta matriz engloba toda la información de la red, de tal forma que existe una relación biunívoca entre cualquier red y su matriz de adyacencia. El empleo de esta matriz puede indicar ¿cuán conectada entre sí está una red?, además de permitir calcular el número de caminos que unen a dos nodos cuando se estudian las potencias de la matriz (Agnarsson y Greenlaw, 2007).

De esta manera, mediante estas propiedades básicas, además de permitirnos comprender la estructura de una red compleja, es posible distinguir entre redes regulares y redes aleatorias como aquellos modelos matemáticos de red que proporcionan una topología con propiedades estadísticas similares a las de las redes reales observadas, obteniendo una herramienta mediante la cual es posible analizar el comportamiento general de estas redes.

#### **4.3 Estructura y dinámica entre redes regulares y aleatorias**

Aunque tanto las redes regulares como aleatorias son modelos útiles para representar la estructura y la dinámica de algunos sistemas, muchas redes reales se encuentran entre ambos extremos. Donde el modelo de mundo pequeño (*small-world*) desarrollado por Watts y Strogatz (1998) es un punto intermedio entre un arreglo

totalmente regular denominado látice y una red aleatoria de tipo Erdős-Rényi. Con el propósito de describir la transición de una red regular en una aleatoria y disponer de un modelo que mezcle las propiedades deseadas que tienen ambos modelos de red. Así, el modelo comienza con una red regular (con alto *clustering* y bajo camino medio) de la cual se seleccionan al azar enlaces con cierta probabilidad  $p$ , para reconectar uno de sus extremos con cualquiera de los otros nodos de la red. Este proceso denominado recableado (*rewiring*), se repite de tal forma que el número total de enlaces de la red se conserve, ya que si un nodo es recableado, perderá su enlace anterior a favor de uno nuevo (figura 4.4).



**Figura 4.4.** Transformación de una red regular en una aleatoria mediante recableado.  
Tomado de Feldt *et al.* (2011, p. 228)

De la figura 4.4 es fácil observar que para valores de  $p$  bajos, este efecto es irrelevante, mientras que si  $p$  es muy grande (cercano a uno), la red original queda aleatorizada y se convierte en una Erdős-Rényi. Este efecto de recableado, cuyo objetivo es tender puentes o atajos entre pares de nodos, permite disminuir el camino medio de la red, manteniendo un valor relativamente alto de agrupamiento, propiedades que fueron observadas por sus creadores en muchas redes naturales y tecnológicas en las que estos caminos más cortos (atajos) proporcionan canales de comunicación de alta velocidad entre las partes distantes del sistema, lo que facilita la propagación de procesos que requieren la coordinación global y el flujo de información (Watts y Strogatz, 1998).

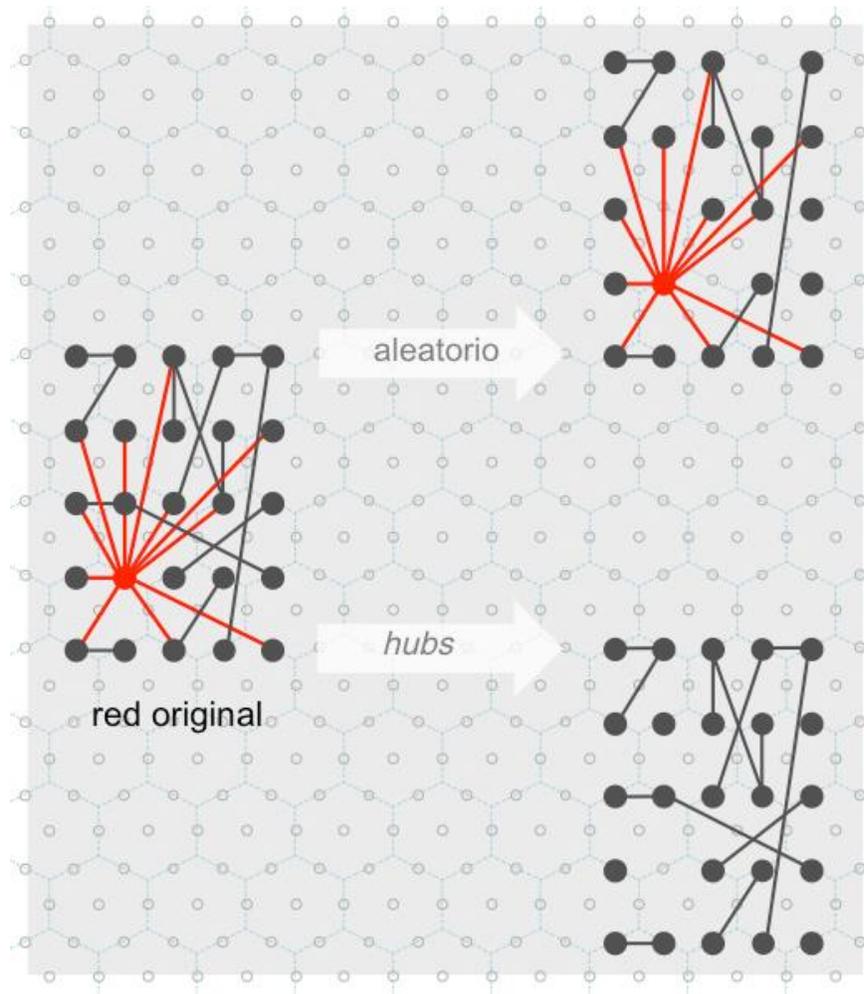
Algunas variantes al modelo original, en las que no se rompen las conexiones originales, sino que únicamente se añaden conexiones entre nodos lejanos, fueron propuestas como alternativas más sencillas, ya que al mantener las conexiones originales se evita la aparición de grupos aislados (Newman y Watts, 1999). El modelo de mundo pequeño, resultado del balance entre dos propiedades importantes de una red —el camino medio  $L(M)$  y el *clustering*  $C$ —, pueden ser vistos como redes homogéneas en la que todos los nodos tienen aproximadamente el mismo número de enlaces. En una red homogénea todos los nodos de la red tienen, en promedio, una cantidad de enlaces parecida. Ejemplos de redes de este tipo son tanto las redes regulares —donde todos los nodos tienen exactamente la misma cantidad de enlaces— como las redes aleatorias Erdős-Rényi —donde la mayoría de los nodos tienen una conectividad igual a la conectividad promedio, mientras que la cantidad de nodos altamente conectados es exponencialmente pequeña—. Por el contrario, en una red no homogénea existirá toda una jerarquía de nodos, es decir, las conexiones entre diferentes nodos no ocurren de manera igualitaria, por lo que algunos nodos están más conectados que otros (Strogatz, 2001).

Este principio de organización permitió a Barabási y Albert (1999), proponer un nuevo modelo denominado de libre escala, en el cual redes con una distribución de grado que siguen una ley de potencias tienen enlaces que están distribuidos de forma muy dispareja, en donde si bien es posible obtener un promedio, éste no es significativo, porque en ellas existen muchos nodos poco conectados, pero al mismo tiempo, una cantidad no despreciable de nodos están altamente conectados. Ahora bien, mientras que tanto las redes aleatorias como los modelos de mundo pequeño suponen probabilidades uniformes en el momento de la creación de nuevos enlaces, en las redes de escala libre ciertos nodos tienen mayor probabilidad de adquirir aún más enlaces mediante una conexión preferencial (Albert y Barabási, 2000).

En las redes reales ésta es una propiedad importante, ya que muchas de ellas son abiertas y tienen una dinámica que añade continuamente nuevos nodos a la red de manera diferenciada, una propiedad que aunque no es universal, sí es muy común

(Strogatz, 2001). De esta manera, mientras que tanto las redes aleatorias como de mundo pequeño son consideradas modelos estáticos, las redes de escala libre tienen una dinámica que permite añadir continuamente nuevos nodos a la red de manera preferencial (Barabási, 2016). Estas propiedades de crecimiento y conexión preferencial ofrecen a la arquitectura de la red libre de escala una ventaja funcional: su robustez frente a eliminaciones aleatorias debido a que unos cuantos nodos dominan su topología. No obstante, estos nodos altamente conectados denominados *hubs*, resultan por otro lado, altamente vulnerables ante ataques dirigidos (Albert y Barabási, 2000). Esta otra cara de la moneda, indica que la red es muy frágil debido a la naturaleza extremadamente no homogénea en su número de conexiones o distribución de grados (figura 4.5).

No obstante, si combinamos las propiedades de los modelos de mundo pequeño, asociadas a un proceso de navegación más rápido, con las propiedades de la red libre de escala caracterizada por la presencia de nodos altamente conectados, los mecanismos de propagación se pueden ver amplificados (Lacasa, 2012). Así, la descripción de procesos dinámicos embebidos en red es una parte fundamental en el estudio actual de las redes complejas que no ha hecho más que empezar (Friesz y Bernstein, 2016; Ukkusuri y Özbay 2013). Por lo que resulta necesario profundizar en las propiedades dinámicas para entender de qué forma emergen los comportamientos colectivos en sistemas complejos compuestos de muchos elementos. Actualmente uno de los principales desafíos es caracterizar las propiedades dinámicas de las redes complejas dado que conocemos su topología. La gama de posibles procesos para modelar es amplia y por ahora ya se ha explorado cómo es que la estructura de la red juega un papel crucial en la determinación de la difusión de ideas, innovaciones o virus informáticos (Valente, 1995); además del estudio del impacto de la agrupación de varios procesos, incluyendo juegos, la cooperación, el dilema del prisionero, los autómatas celulares y la sincronización (Lago-Fernández *et al.*, 2001).



**Figura 4.5.** Eliminaciones aleatorias y ataques dirigidos a una red libre de escala. Las redes libres de escala incluyen *hubs*, es decir, los nodos súperconectados que pueden tener un fuerte impacto en la dinámica global. Tomado de Feldt *et al.* (2011, p. 228)

Para avanzar, los diferentes campos han suprimido ciertas complicaciones además de destacar otras. Por ejemplo, para el estudio de la dinámica no lineal, se ha tendido simplemente a favorecer sistemas, geoméricamente regulares, casi idénticos y acoplados entre sí, sobre una arquitectura de red estática (Strogatz, 2001). De esta manera, modelar la dinámica en una topología fija es una opción legítima cuando las escalas de tiempo que describen la topología de la red y la dinámica de la red difieren ampliamente (Albert y Barabási, 2002). Un buen ejemplo, es la red de carreteras cuya modelación requiere resoluciones de tiempo en torno de horas o días, en comparación con los meses o años necesarios para observar cambios topológicos significativos en

su estructura. Es decir, los procesos que ocurren sobre la red no tienen influencia inmediata en su evolución topológica.

Una variedad de marcos de modelado se ha propuesto y utilizado en estudios de sistemas complejos, incluyendo modelos de sistemas dinámicos que describen procesos en un sistema de topología fija. Estos modelos de red normalmente asumen que las transformaciones topológicas son causadas por factores exógenos, y no por el proceso dinámico que ocurre en ellas (Sayama y Laramée, 2009). En este sentido, la difusión se ha estudiado en diferentes disciplinas con varios tipos de redes regulares (Chen *et al.*, 2014; Jackson y Rogers 2007; Kauffman, 1992). Por consiguiente, si se opta por una red regular, será posible conocer el impacto en la estructura que la complejidad de sistemas no lineales tiene en el comportamiento colectivo (Boccaletti *et al.*, 2006; Strogatz, 2001). Al respecto de los sistemas dinámicos podemos decir que son aquellos que presentan un cambio o evolución de su estado con el tiempo, y cuyo comportamiento de dicho estado se puede caracterizar determinando los límites del sistema, los elementos y sus relaciones; de esta forma se pueden elaborar modelos que buscan representar la estructura del mismo sistema.

La estrategia de modelado de un sistema dinámico comienza con la elección de un espacio de estados en el que las observaciones pueden ser representadas por varios parámetros. El modelo de un sistema dinámico consiste en el espacio de estado y un campo vectorial. Por una parte, el espacio de estado es un espacio geométrico —por ejemplo, el plano euclidiano o en general una variedad topológica— que expresa la situación experimental; mientras que, por otra, el campo vectorial representa las tendencias habituales de los estados cambiantes y es denominada la dinámica del modelo (Mainzer, 2007).

Para construir el modelo de un sistema dinámico es necesario tomar en cuenta las siguientes consideraciones: (i) el sistema tiene que estar conformado por un conjunto de elementos en interacción; (ii) el comportamiento del sistema se puede hacer explícito a través de diagramas causales, ya que permiten entender los procesos de

retroalimentación; y (iii) la posibilidad de variables exógenas y endógenas como un componente fuerte del modelo. En donde muchas veces para comprender un sistema dinámico, hay que entender la evolución de sus estados. Por esta razón, el modelado de los sistemas está enfocado a explicar los estados en un determinado tiempo y como estos se han venido observando, depende de muchos factores y de los mismos estados en un instante de tiempo anterior. Un sistema estable tiende, conforme transcurre el tiempo, a un punto u órbita que define la posición o la trayectoria hacia la cual un sistema tiende a evolucionar de acuerdo con su dimensión; así, un sistema inestable se escapa de esos atractores, mientras que un sistema caótico manifiesta ambos comportamientos (Strogatz, 1994). Donde, “dichos estados se interpretan como atractores asociados a puntos fijos, correspondientes al estado del sistema que permanece constante el tiempo, ciclo límite correspondiente a la órbita (periódica o cuasiperiódica), y caóticos correspondientes con una trayectoria errática que se pasea por siempre sin repetir” (Mainzer 2007, p. 259).

Una variedad de marcos de modelado se han propuesto y utilizado en estudios de sistemas complejos, incluyendo modelos de sistemas dinámicos que describen estas transiciones de estado en un sistema de topología fija (Sayama y Laramée, 2009). En este tipo de redes regulares con elementos idénticos, el comportamiento de cada nodo a largo plazo, asumiendo un sistema dinámico genérico, está dado ya sea por atractores de puntos fijos, ciclos límite o caóticos. Mientras que, como una estructura acoplada, su comportamiento en conjunto puede fijar un patrón estático si el sistema dinámico en cada nodo tiene puntos fijos estables sin la presencia de otros atractores. No obstante, si los nodos tienen interacciones en competencia o tienen un comportamiento oscilatorio o caótico, la formación de patrones espacio-temporales se puede observar (Strogatz, 2001). Es importante mencionar que, en este tipo de redes regulares además de la particularidad de nodos idénticos o no, la interacción entre los elementos está determinada exclusivamente por las conexiones entre nodos, pudiendo ser exclusivamente con los vecinos cercanos o totalmente conectados entre todos los nodos (*ibíd.*). Un ejemplo de red regular con estructura estática y elementos

idénticos conectados exclusivamente a sus vecinos cercanos es, como ya se había mencionado, el Autómata Celular.

#### **4.4 Discusión**

Al analizar nuestro entorno es posible percatarse de que estamos rodeados de sistemas compuestos por diferentes elementos que mantienen relaciones establecidas mediante ciertos criterios, pero al mismo tiempo, nosotros mismos también construimos mediante la tecnología interacciones con otros formando redes de comunicación, negocios, colaboración, etc., que se insertan dentro de redes más complejas como en los ámbitos económico y social. Recientemente ha sido posible comprobar, mediante la recopilación de grandes cantidades de datos y el aumento en la capacidad de procesamiento y cómputo, una serie de redes complejas en distintos ámbitos y dominios de conocimiento (Lacasa, 2012).

Asimismo, las redes complejas describen una amplia gama de sistemas en la naturaleza, la sociedad y la tecnología, por lo que se están desarrollando diversos ejemplos sobre redes sociales de amistad y de trabajo, redes de coautoría y colaboración científica, redes biológicas sobre conexiones neuronales en el cerebro, redes tróficas para representar las especies en un ecosistema, el desarrollo de modelos realistas de la World Wide Web, además de redes de infraestructura asociadas con redes eléctricas y transporte aéreo, entre muchas otras aplicaciones (Barabási, 2016). Todos estos ejemplos de redes complejas, así como el estudio de ciertas propiedades, permiten formular modelos matemáticos para entender y explicar las propiedades estructurales y en algunos casos también, las propiedades dinámicas de las redes complejas. Actualmente las redes, como herramientas de la ciencia de la complejidad, se han convertido en un área de investigación intensa en muchas disciplinas para el estudio de las interacciones complejas que se producen en el espacio y el tiempo. De esta manera, estudios de diferentes orígenes están descubriendo intereses comunes en el descubrimiento de las propiedades de las redes para el estudio de múltiples fenómenos.

Una característica interesante de todas estas redes, naturales, sociales y tecnológicas es que además de que están en todas partes y se parecen entre ellas, su estructura está de alguna forma gobernada por el espacio y la geografía, por lo que pueden ser empleadas para modelar situaciones del mundo real. Relación que en el caso del territorio puede ser explorada por el Análisis Espacial. Donde durante muchos años, el modelado de estos procesos y sistemas se ha realizado bajo la suposición implícita de que los patrones de interacción entre los elementos de un sistema podían ser representados por medio de una estructura regular. Pero desde su introducción en 1959, el modelo de red aleatoria abrió el enfoque matemático de las redes complejas. Surgidas a medio camino entre las redes completamente regulares y las redes totalmente aleatorias, las redes de pequeño mundo (Watts y Strogatz, 1998), vinieron a completar un enfoque de redes que ha permitido abordar problemas acerca del comportamiento de sistemas, bajo la idea de que todas estas arquitecturas son ventajosas, por ejemplo, en sincronización, transiciones de fase, aprendizaje, procesos difusivos, etc.

De esta manera, estos tipos de modelos de redes son una importante referencia, ya que permiten explorar ciertas propiedades que exhiben las redes reales (Barabási, 2016). Lo anterior, en referencia a que las redes de aspecto puramente aleatorias, no representan redes reales, ya que en realidad se sospecha la existencia de un profundo orden detrás de la mayoría de los sistemas complejos (Barabási, 2014). No obstante, su importancia en el estudio de estas redes es observar algunas propiedades que sí pueden exhibir los sistemas reales. Es decir, al observar una cierta propiedad en una red, es importante cuestionarse si esa propiedad es cuenta del azar o de un orden más profundo, lo que permite avanzar en el conocimiento de redes reales, los fenómenos y procesos detrás de ellos. La mayoría de las redes facilitan, mediante la conectividad, la transferencia de flujos a través de sus enlaces, por lo que, para comprender estos fenómenos debemos entender cómo la topología de la red afecta a estos procesos. Así, el estudio de fenómenos territoriales bajo el enfoque de la ciencia de las redes, permite observar mediante diferentes modelos cómo ciertas ventajas están presentes en modelos de redes con diferente topología. Donde, los pasos a seguir consideran la

medición de algunas propiedades básicas de la red, el desarrollo de un modelo matemático que proporcione una topología con propiedades estadísticas similares a las redes reales que se desean modelar y, finalmente, la aplicación de diversas herramientas para analizar el comportamiento en dichas redes.

Desde el enfoque de modelado, la teoría de grafos permite la representación de una red mediante un conjunto de muchas partes que interactúan entre sí; mientras que la relación espacial de conectividad, permite materializar las partes por medio de conexiones, en donde cada parte tiene su propia estructura interna y está encargada de llevar a cabo una función específica, de modo que lo que ocurra a una parte del sistema afecta de manera altamente no lineal a todo el sistema, el cual puede presentar comportamientos emergentes. Así, dentro de la ciencia de las redes, el modelo consiste en un conjunto de nodos y un conjunto de relaciones que se rigen por ciertos principios de organización, entre los que se destacan: sistemas regulares no lineales, efecto de mundo pequeño y libre escala (Barabási, 2016).

Aunque es claro que muchas redes complejas de la vida real no son ni totalmente regulares, ni completamente aleatorias para entender estos principios de organización, es necesario distinguir entre unas y otras, ya sea tanto para conocer su estructura como para describir algunas de sus propiedades dinámicas. En general, mucho del trabajo en la ciencia de las redes se centra en la estructura de la red y cómo esto puede dar lugar a diversas funciones (Feldt *et al.*, 2011). Al tiempo que mucho del estudio de la complejidad, ha estado asociado a la no linealidad de los nodos dentro de topologías completamente regulares —cadenas, látices, cuadrículas o mallas, y grafos completamente conectados—, dejando por fuera la complejidad de las redes aleatorias (Strogatz, 2001). Por lo que un desafío actual en el estudio de las redes complejas, es la comprensión de sus propiedades dinámicas dado que conocemos su topología; en donde el estudio de algunos sistemas complejos, depende de la comprensión de algunas propiedades que las redes exhiben en relación a los sistemas reales que modelan.

# Capítulo 5

## Redes Neuronales Celulares

---

### 5.1 Origen

El concepto de Red Neuronal Celular (RNC) fue introducido originalmente por Chua y Yang (1988), por razones prácticas de la tecnología de microcircuitos con la idea de utilizar una gran variedad de circuitos dinámicos acoplados de forma no lineal para procesar grandes cantidades de información en tiempo real en respuesta a lo que, en los 80's, Hopfield había sugerido teóricamente como una Red Neuronal completamente conectada para dar cuenta de tareas sobre reconocimiento de patrones (Mainzer, 2005). A diferencia de la arquitectura globalmente conectada de la Red de Hopfield en la que el número de cables crece exponencialmente con el tamaño del arreglo, lo que la volvía impráctica para su implementación en microcircuitos, la RNC de Chua y Yang únicamente precisaba de interconexiones eléctricas dentro de un vecindario local, disminuyendo considerablemente el cableado del circuito.

The main idea behind the Cellular Neural Network paradigm is the local activity principle which asserts that no complex phenomena can arise in any homogeneous media without local activity. Obviously, local activity is a fundamental property in micro-electronics, where, e.g., vacuum tubes and later on transistors have been locally-active devices in the electronic circuits of radios, televisions, and computers.

(Maizner y Chua, 2013, p. 269)

En el modelo original de Chua y Yang (1988), cada celda de la RNC corresponde con un circuito analógico digital compuesto de un condensador lineal, una fuente de corriente y otra de voltaje, —ambas independientes—, dos resistencias lineales y dos fuentes de corriente controladas por voltaje mediante parámetros de acoplamiento. Donde el voltaje  $X_{ij}$  a través del condensador es el estado de la celda  $C(ij)$ , mientras que  $U_{ij}$  y  $Y_{ij}$  representan la entrada y la salida respectivamente.

Así, al establecer los parámetros de acoplamiento de la fuente de corriente controlada por voltaje, es posible controlar la fuerza de las interacciones entre celdas conectadas localmente. De esta manera, el voltaje de salida  $Y_{ij}$  es determinado por la resistencia  $R_y$  y la fuente de corriente controlada por voltaje  $I_{yx}$  que es el único elemento no lineal de la celda, el cual se caracteriza por la siguiente ecuación:

$$I_{yx} = \frac{1}{R_y} f(X_{ij}) \quad (5.1)$$

en donde  $f$  es la función característica de la fuente de corriente no lineal controlada, por voltaje, que se define como:

$$Y_{ij}(t) = f(X_{ij}(t)) = 0.5(|X_{ij}(t) + 1| - |X_{ij}(t) - 1|) \quad (5.2)$$

Mediante el uso de las leyes de Kirchhoff, la ecuación 5.2 de salida descrita mediante una ecuación lineal por partes, puede permitir describir el estado de una celda de la RNC mediante la siguiente ecuación diferencial no lineal:

$$\frac{\partial X_{ij}(t)}{\partial t} = -\frac{1}{R_x} X_{ij}(t) + \sum_{C(kl) \in N^r(ij)} A(i, j; k, l) Y_{kl}(t) + \sum_{C(kl) \in N^r(ij)} B(i, j; k, l) U_{kl}(t) + z_{ij} \quad (5.3)$$

en donde los índices  $k$  y  $l$  denotan una célula genérica perteneciente al vecindario de la célula en la posición  $C(i, j)$  limitada a una esfera de influencia  $N^r(ij)$  de radio  $r$

entero positivo.  $f$  asume la no linealidad y los parámetros de acoplamiento  $A_{ij,kl}$  denominado de retroalimentación y  $B_{ij,kl}$  denominado de control, están conectados desde la celda  $C(k, l)$  hasta la celda  $C(i, j)$ . Estos parámetros junto con el valor de sesgo  $z_{ij}$ , definen la plantilla de clonación de la RNC que puede ser expresada como  $\{A_{(ij,kl)}, B_{(ij,kl)}, z_{ij}\}$ , que representan el conjunto de coeficientes de acoplamiento de las celdas. Por consiguiente, el proceso llevado a cabo por el sistema sobre la celda de entrada está completamente definido por el conjunto de coeficientes en la plantilla de la RNC. Detalles completos acerca del modelo original pueden encontrarse en Chua y Yang (1988) y en Manganaro *et al.* (1999).

## 5.2 Definición

Con los años, se ha continuado desarrollando tanto la teoría fundamental de la RNC, como una gran variedad de aplicaciones en diversos campos de la ciencia y la tecnología moderna (Tetzlaff, 2002). De modo que sucesivas definiciones formales de la RNC se han agrupado dentro de un marco general en el campo de la teoría de circuitos y sistemas eléctricos y electrónicos en torno a un modelo estándar (Zarándy *et al.*, 2015). Una definición formal del modelo estándar de la RNC puede establecerse como:

A cellular neural network (CNN) is a high dimensional dynamic nonlinear circuit composed by locally coupled spatially recurrent circuit units called cells. The resulting net may have any architecture, including rectangular, hexagonal, toroidal, spherical and so on. The CNN is defined mathematically by four specifications: cell dynamics, synaptic law, boundary conditions, and initial conditions.

(Manganaro *et al.*, 1999, pp. 20-21)

en donde, la dinámica de la celda es definida por una ecuación de evolución, que involucra a los elementos constituyentes de la RNC, incluida una propia autorretroalimentación (Manganaro *et al.*, 1999, pp. 21-23).

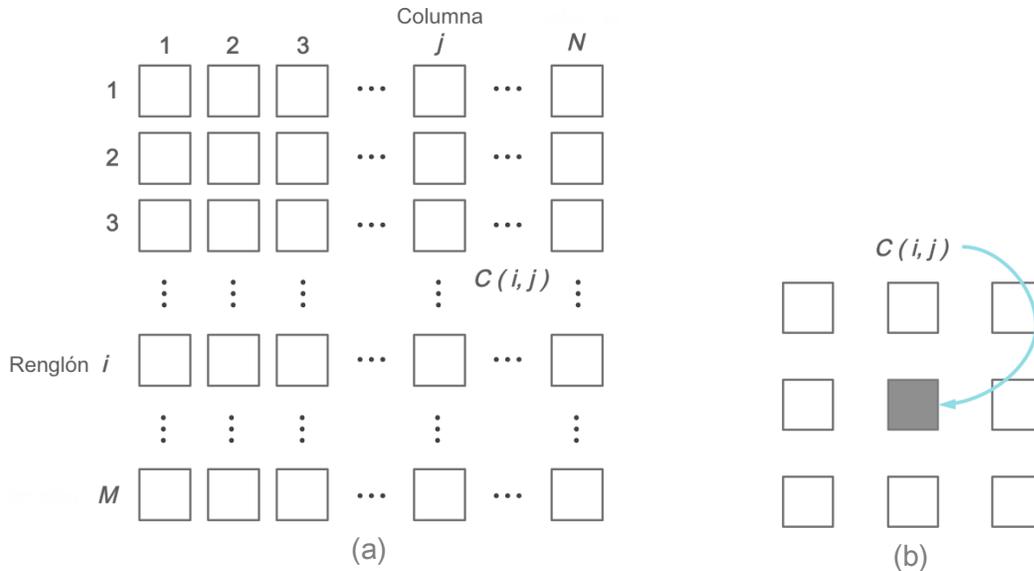
Una de las áreas del conocimiento en donde la RNC ha dado lugar a un gran avance, es la computación visual y la formación de patrones, principalmente dentro del

procesamiento digital de imágenes (Chua y Roska, 2002). Fundamentalmente dos propiedades hacen de las CNN un sistema de procesamiento con una dinámica espacio-temporal interna programable, que puede transformar una imagen bidimensional de entrada en una de salida, la primera, el carácter exclusivamente local de las conexiones entre celdas vecinas, y la segunda, su rápida implementación a partir de la definición de los parámetros que definen el funcionamiento de la red (Maizner y Chua, 2013).

En este contexto, una RNC se puede definir como un conjunto 2D o 3D de sistemas dinámicos no lineales, conectados localmente y denominados celdas, cuya dinámica está determinada por un conjunto de parámetros que controlan la fuerza de interconexión celular. Estos parámetros determinan el patrón de conexión, y se obtienen de las plantillas de clonación, que una vez determinadas definen el procesamiento de toda la estructura. Dicho conjunto de unidades idénticas regularmente espaciadas, denominadas celdas, originalmente se pueden comunicar directamente entre sí sólo por medio de sus vecinos más cercanos para permitir el procesamiento de información global, debido a la conexión remota alcanzada por otras celdas, de la misma manera en que fue planteada la idea por J. von Neumann (Mainzer, 2007) en la cual los fenómenos complejos y globales pueden surgir de las actividades locales dentro del paradigma original de Autómatas Celulares.

Para los efectos de procesamiento digital de imágenes, la arquitectura más común es un arreglo regular 2D, en la que cada unidad de procesamiento interactúa directamente sólo con celdas vecinas, definidas como una esfera de influencia. Donde una esfera de  $r = 1$  corresponde a un vecindario de  $3 \times 3$ , una esfera de  $r = 2$  a un vecindario de  $5 \times 5$  y así sucesivamente. En general, para cualquier celda que no se encuentre en condición de frontera, el número de celdas que conforman su vecindario será  $(2r + 1)^2$  en relación al radio de la esfera. Para su implementación, sobre el arreglo rectangular de  $M \times N$  celdas  $C(i, j)$  con coordenadas cartesianas  $(i, j)$ , donde  $i = 1, 2, \dots, M$  y  $j = 1, 2, \dots, N$  (figura 5.1a) cada celda tiene una entrada, un estado y una salida, que interactúan exclusivamente con las celdas dentro de su vecindario de radio  $r$ . En

general, para las aplicaciones sobre procesamiento de imágenes, un vecindario de radio  $r = 1$  (figura 5.1b) es comúnmente empleado y en la mayoría de los casos los valores de las plantillas de clonación no dependen de la posición de la celda, es decir, son únicas durante todo el proceso, por lo que se denominan plantillas de clonación de espacio invariante (Aydogan, 2012).



**Figura 5.1.** Arreglo de una CNN estándar (a) y vecindarios de  $3 \times 3$  (b). Referencia en Mainzer (2007, p. 262)

Por lo tanto, para una arquitectura como ésta (figura 5.1), las contribuciones de los parámetros de acoplamiento de la salida (retroalimentación) y de la entrada (control) pueden reducirse a dos matrices de  $3 \times 3$  que se denominan de retroalimentación  $A$  y de control  $B$ . Por lo tanto, cada RNC se define únicamente por la plantilla de clonación formada por las matrices  $A$  y  $B$ , y el valor de sesgo  $z$ ; los cuales consisten en un conjunto de  $[(3 \times 3) + (3 \times 3) + 1] = 19$  números reales que determinan su dinámica. Con respecto a la computación visual, la tripleta  $\{A_{(ij,kl)}, B_{(ij,kl)}, z_{ij}\}$  que se puede simplificar como  $\{A, B, z\}$  con sus 19 números reales, pueden ser considerados como una instrucción macro para la RNC sobre la manera de transformar una imagen de entrada en una imagen de salida (Mainzer, 2007). Ya que en general, el estado de cada celda, y por lo tanto su comportamiento, sólo depende de la entrada y la salida

de sus células vecinas, y del estado inicial de la red (Roska y Paziienza, 2009). Puesto que los números reales son incontables, hay un número infinito de plantillas de clonación matemáticamente tratables para la RNC (Chua y Roska, 2002). Al respecto de la variación sobre los valores de conexión de las diferentes plantillas matriciales de clonación, es decir, la matriz de pesos de interacción, una RNC puede presentar un gran número de dinámicas (Gilli *et al.*, 2002).

De manera sintética para esta arquitectura definida, la interacción entre la matriz de retroalimentación  $A$  y la de control  $B$ , con la salida y el estado inicial, respectivamente, pueden escribirse de la siguiente manera:

$$\dot{X}_{ij} = -X_{ij} + A \otimes Y_{ij} + B \otimes U_{ij} + z \quad (5.4)$$

en donde  $\otimes$  se refiere a la multiplicación punto por punto, denominada convolución espacial (Aydogan, 2012).  $U_{ij}$ ,  $X_{ij}$  y  $Y_{ij}$  son la entrada, el estado y la salida de la celda respectivamente, mientras que  $z$  es el término de sesgo que, junto con las matrices de retroalimentación y control definen la plantilla matricial de clonación. Así el comportamiento dinámico de la RNC de espacio invariante está determinado por un arreglo dimensional con un vecindario  $r = 1$ , conformado por 9 coeficientes de realimentación, 9 coeficientes de control y un valor de sesgo, cuya determinación puede ayudar a resolver tareas generales y comunes, o específicas y acotadas, a ciertas condiciones iniciales, en las que, como sistema dinámico, es posible evaluar las condiciones donde una RNC converge a un punto de equilibrio estable.

En general, podemos decir que una RNC es un modelo que procesa señales en tiempo continuo con números reales como valores de interacción. Estrechamente relacionado con los modelos de Autómatas Celulares, en particular y como lo demuestran Chua *et al.* (2006), todos los Autómatas Celulares binarios de cualquier dimensión espacial son un caso especial de una RNC con el mismo tamaño de vecindad.

Este modelo continuo de RNC de una sola capa corresponde con el modelo original, pero también es posible emplear arreglos de RNC para formar una multicapa u operar en tiempo discreto (Chua y Roska, 1993). El modelo original de la RNC de una sola capa permite describir fenómenos gracias a la alta cantidad de elementos que permiten el procesamiento de información de forma paralela<sup>1</sup> y continua a gran escala, todo ello a partir de un modelo cuyo mayor éxito radica en la simplicidad de su arquitectura. No obstante, la RNC multicapa permite construir una serie de elementos arreglados en capas, lo que hace posible que cada una de éstas opere persiguiendo un objetivo en particular, donde el resultado final consistirá de la suma de los resultados obtenidos. La generalización se consigue mediante el empleo de distintas variables de estado en cada celda, en lugar de una sola. Con este arreglo, es posible aumentar la eficiencia de solución y la cantidad de fenómenos a resolver.

### 5.3 Clasificación

Cada tipo de RNC definida mediante los parámetros de la tripleta  $\{A, B, z\}$ , independientemente de la localización de la celda en la red, permite definir una serie de clases de redes, operables a partir de un moderado conocimiento matemático. Desde el punto de vista de procesamiento de información dentro del procesamiento digital de imágenes, la adecuada configuración de estos parámetros determina el tipo de operación que se realiza sobre una imagen de entrada, para obtener una imagen de salida, asumiendo un estado inicial. Así para la realización de una determinada operación, el diseño de las plantillas puede realizarse de manera directa expresando dicha operación en términos de reglas dinámicas locales, de modo que los coeficientes puedan ser derivados analíticamente o también mediante técnicas de aprendizaje (Zarándy, 1999). Sea cual sea el método, debe quedar claro que cada conjunto de plantillas, determina el tipo de procesamiento que la RNC va a ejecutar.

---

<sup>1</sup>En el dominio de la computación, el cómputo paralelo significa que cada unidad en el modelo puede calcular su activación sin esperar el cálculo de otras unidades. Se trata de una forma de cómputo en la que muchas instrucciones se ejecutan simultáneamente —en paralelo— con el fin de multiplicar la potencia de cálculo. Una condición mínima para referirse a un modelo como paralelo es que, al menos en alguna fase del modelo, las unidades calculen sus activaciones sin esperar el cálculo de otras unidades, como es el caso de los autómatas celulares (Khouzam, 2014, p. 75).

De esta manera, las clases de RNC con relevancia práctica en el procesamiento de imágenes, donde la tripleta  $\{A, B, z\}$  de espacio invariante es considerada una instrucción macro sobre la manera de transformar una imagen de entrada en una imagen de salida son: la clase  $\{0, B, z\}$  cero-retroalimentación, la clase  $\{A, 0, z\}$  cero-entrada (autónoma), y la clase  $\{A^0, B, z\}$  desacoplada. En donde los pesos de retroalimentación de la RNC son excitatorios (inhibidores, en contrasentido) si y sólo si son positivos (negativo, en contrasentido). Recordando que, un peso es excitatorio debido a que hace que la función sea más positiva, aumentando así su salida (Chua y Roska, 2002). Por lo tanto, tenemos que, una RNC pertenece a la clase cero-retroalimentación, si y sólo si, todos los elementos de la matriz de retroalimentación son cero. La clase  $\{0, B, z\}$  se describe por:

$$\dot{X}_{ij} = -X_{ij} + B \otimes U_{ij} + z \quad (5.5)$$

Mientras que una RNC de la clase cero-entrada (autónoma) existe, si y sólo si, todos los elementos de la matriz de control son cero. La clase  $\{A, 0, z\}$  se describe por:

$$\dot{X}_{ij} = -X_{ij} + A \otimes Y_{ij} + z \quad (5.6)$$

Finalmente, la clase desacoplada existe, sí y solo si,  $a_{ij} = 0$  excepto para  $i = j$ . La clase  $\{A^0, B, z\}$  es descrita por el escalar de una Ecuación Diferencial Ordinaria la cual no está acoplada a sus vecinos:

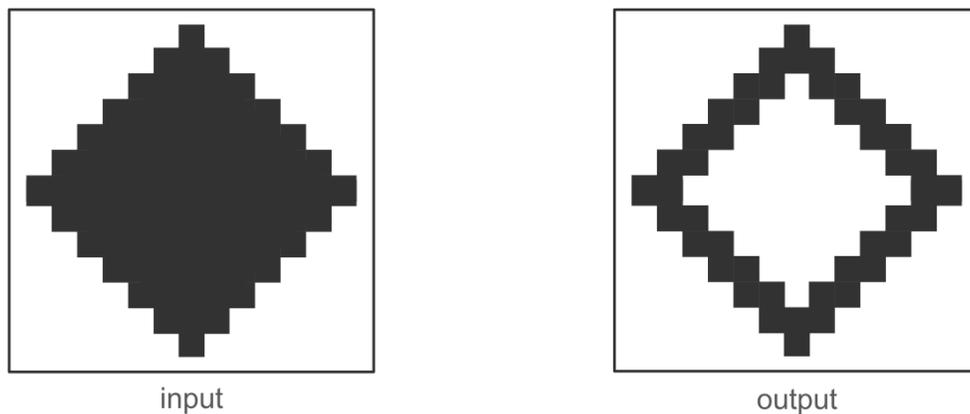
$$\dot{X}_{ij} = -X_{ij} + a_{00} \otimes Y_{ij} + B \otimes U_{ij} + z \quad (5.7)$$

Un ejemplo ampliamente empleado dentro del campo del cómputo visual es el modelo CNN de cero-retroalimentación, es decir, una plantilla sin retroalimentación diseñada para detectar bordes en imágenes blanco y negro a partir de la siguiente plantilla de clonación (figura 5.2):

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad z = \boxed{-1}$$

**Figura 5.2.** Plantilla de clonación EDGE CNN. Referencia en Mainzer (2007, p. 263)

en donde la entrada es una imagen binaria estática de píxeles negros y el estado inicial es arbitrario, por ejemplo, cero. Así, el resultado de esta RNC es una imagen binaria que muestra todos los bordes en negro (figura 5.3).



**Figura 5.3.** Imagen de entrada y salida para la EDGE CNN. Referencia en Mainzer (2007, p. 264)

Esta plantilla EDGE CNN está diseñada para funcionar correctamente sólo para imágenes de entrada binaria, ya que las reglas locales que generan la imagen de borde expresan que los píxeles negros que tienen al menos un vecino blanco componen el borde del objeto.

Así como la clase de RNC cero-retroalimentación es empleada para la detección de bordes en imágenes binarias, la clase autónoma puede explicar cómo surgen patrones, evolucionan y a veces convergen a un equilibrio por procesos de difusión-reacción, donde la formación de patrones comienza con un patrón inicial uniforme en un equilibrio inestable que es perturbado por pequeños desplazamientos al azar (Mainzer, 2007). Algunas ecuaciones diferenciales parciales de reacción-difusión no

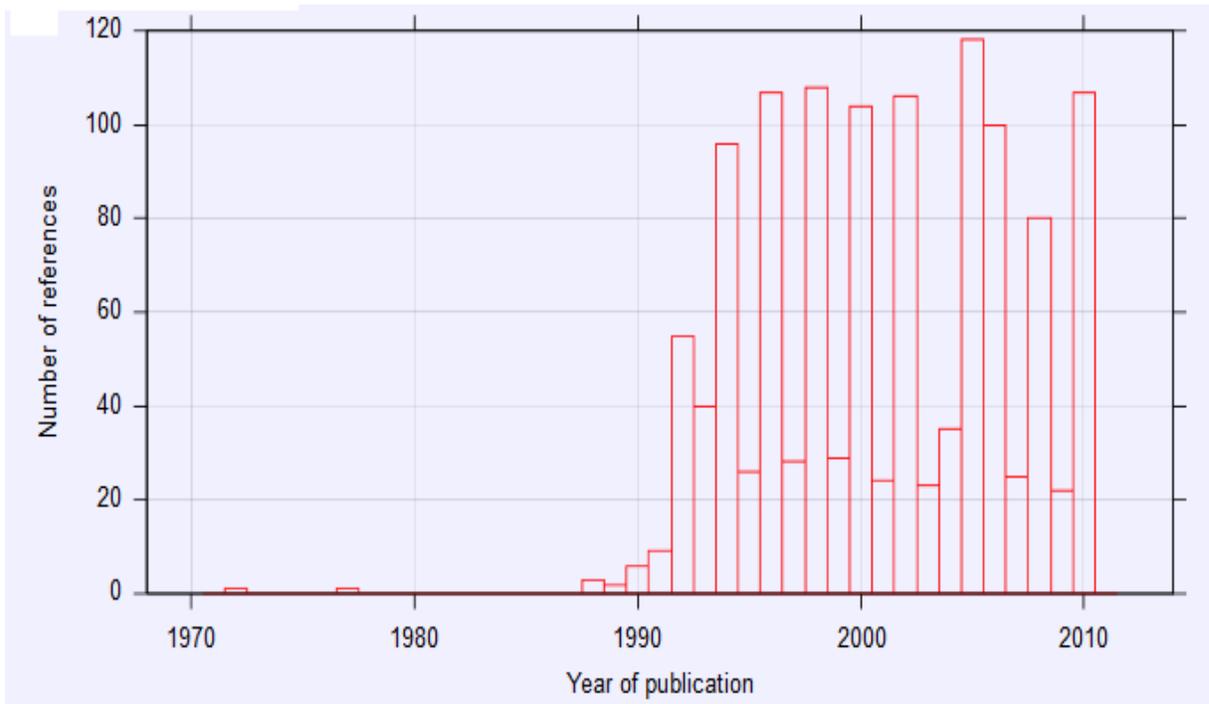
lineales muestran patrones de autoorganización, y el concepto de reacción-difusión se ha formalizado dentro de la RNC con el fin de reproducir un comportamiento similar en este tipo de redes, en ejemplos como ondas viajeras, patrones de Turing, ondas espirales, morfogénesis, etc. (Manganaro *et al.*, 1999).

Por su parte, cada clase de RNC desacoplada con entradas binarias estáticas es completamente estable en el sentido de que cualquier solución converge a un punto de equilibrio. Salvo algunos casos extremos, la solución de salida de estado estacionario se puede calcular explícitamente por una fórmula algebraica sin resolver las ecuaciones diferenciales asociadas. Este tipo de CNN estable ha sido la más empleada dentro de las aplicaciones de CNN a lo largo del tiempo dentro del procesamiento digital de imágenes, principalmente asociadas a detección de bordes, segmentación de forma, restauración de imágenes a color y movimiento (Ramírez-Quintana *et al.*, 2012; Egmont-Petersen *et al.*, 2002).

Finalmente, y como complemento a la clase de RNC desacoplada, la clase  $\{A, B, z\}$  acoplada ofrece mayores aplicaciones, ya que en una RNC acoplada existen conexiones de las salidas de las celdas que rodean a una celda en el centro, por lo que al menos un elemento de ocho posibles de la matriz de retroalimentación  $A$  tampoco es cero, lo que le permite acoplarse con el entorno, pudiendo incorporar información acerca del mismo durante el procesamiento (Mainzer, 2007). De esta manera, el ambiente influye en la celda a través de la capa de estado inicial, y la celda influye en su entorno a partir de la salida. Si los pesos que determinan esta conexión son lineales, este tipo de RNC se puede emplear para la propagación de patrones binarios, la detección de huecos, la detección de objetos conectados, etc. (*ibíd.*). No obstante, si se incluyen dentro de esta clase plantillas no lineales para modelar la conexión, el análisis se vuelve más complejo y un inmenso potencial para desarrollar aplicaciones prácticas de todo tipo de transiciones de fase y atractores de la dinámica no lineal, permiten simular trayectorias o desplazamientos afectados por el entorno (Mainzer y Chua, 2013).

#### 5.4 Áreas de aplicación

Desde su introducción, las RNC han atraído la atención de la comunidad científica en torno a un variado grupo de campos de aplicación, en donde el *International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications* (CNNA), realizado de manera bianual desde 1990, se ha convertido en el principal foro para presentar y discutir nuevas contribuciones y avances en la tecnología basada en la dinámica de este tipo de redes. Esta situación se ve reflejada en la distribución de publicaciones sobre RNC a lo largo de los años, en donde es posible observar que en los años sin *Workshop* el número de publicaciones promedio por año es apenas de 25, mientras que en los años con *Workshop* el promedio es de alrededor de 100 publicaciones (figura 5.4).



**Figura 5.4.** Distribución de publicaciones de CNN por año. Tomado de Pazienza (2010)

De un total de 1255 publicaciones recopiladas desde principios de la década de 1970, 759 corresponden a *proceedings* y el resto son principalmente artículos, reportes técnicos y tesis (Pazienza, 2010). Actualmente esta tecnología es conocida también como *Cellular Nanoscale Networks* o simplemente tecnología CNN, cuyo ámbito tiene importancia en los campos de la electrónica y circuitos, cómputo visual, procesamiento

digital de imágenes, reconocimiento de patrones, etc., y está madurando hasta el grado de convertirse en una nueva área de estudio sobre la teoría general de la no linealidad, además de ser una nueva referencia en la neurocomputación, la mecatrónica y la inteligencia artificial (Maizner y Chua, 2013).

En una revisión de literatura sobre el uso de la RNC como una tecnología basada en computadora para el procesamiento automático, manipulación e interpretación de información visual, las principales aplicaciones se concentran en la segmentación de imágenes como una ayuda para el diagnóstico médico. Por ejemplo, Selvathi *et al.* (2010) implementaron un enfoque para la segmentación de tumores cerebrales en Imágenes por Resonancia Magnética (IRM). Mientras que, Rouhi *et al.* (2015) emplearon una RNC para la segmentación de tumores benignos y malignos en relación al cáncer de mama, a partir de mamografías. Otras tareas de procesamiento digital de imágenes en relación al uso de la RNC en el diagnóstico médico existen en relación a la detección del contorno y áreas de cáncer de pulmón con imágenes de rayos X.

Muchas de estas aplicaciones tienen grandes similitudes con las tareas de procesamiento de imágenes satelitales, donde el diseño de aplicaciones específicas para la determinación de umbrales, la detección de bordes y la segmentación de regiones, está asociado a las tareas de análisis de patrones espaciales en ambientes de Sistemas de Información Geográfica y Percepción Remota ricos en datos. En donde la conectividad entre píxeles en un vecindario, puede ser un concepto empleado en el establecimiento de límites para la definición de objetos o en la definición de áreas en una imagen. Por ejemplo, en el área de sensores remotos ópticos, la detección de objetos resulta ser uno de los problemas fundamentales, pero a la vez difíciles de resolver en el campo del análisis de imágenes aéreas y de satélite, ya que juegan un papel importante para una amplia gama de aplicaciones (Cheng y Han, 2016). Debido a que las imágenes satelitales están caracterizadas por un alto contenido de información mezclada con mucho ruido, los resultados, por ejemplo, de detección de bordes son difíciles de obtener usando algoritmos de detección tradicionales mediante operadores basados en filtros como Roberts, Prewitt, Sobel y Canny, así como

mediante el empleo de nuevas estrategias y métodos como la morfología matemática (Kaur y Garg, 2011) o la transformación de Hough (Xi y Zhang, 2012).

Algunos modelos de RNC han sido empleados en imágenes de Percepción Remota, específicamente (Gazi *et al.*, 2014; Arun y Katiyar, 2013; Sarhan *et al.*, 2011; Lepage *et al.*, 2000). Con excepción de Arun y Katiyar (2013), quienes plantean el uso de la RNC como un método auxiliar para la detección de objetos durante el registro geométrico de imágenes satelitales. El resto de los trabajos, está exclusivamente orientado a la extracción de rasgos lineales a partir de métodos similares para la detección de bordes. Específicamente, Gazi *et al.* (2014) y Lepage *et al.* (2000) emplean una RNC de clase desacoplada para describir rasgos lineales en imágenes satelitales ópticas y de radar respectivamente. Sarhan *et al.* (2011) por su parte, emplean una RNC con plantillas matriciales de clonación de diferente tamaño para segmentación de caminos en una imagen óptica.

Otra de las áreas de aplicación dentro del procesamiento de imágenes es la detección de movimiento para determinar rutas de movimiento y navegación de robots móviles dentro de un entorno con obstáculos, en donde al procesamiento de imágenes se le añade la interacción dinámica con el entorno mediante la posibilidad de adquirir información de un sensor en cada celda, proporcionándole al sistema características únicas de acoplamiento que pueden ser procesadas de manera masiva en paralelo y en un muy corto tiempo (Gavrilit *et al.*, 2009).

En este tipo de aplicaciones, un robot móvil colocado dentro de un espacio regular— con obstáculos estáticos—, tiene que tomar el camino más corto hacia el objetivo en relación con el entorno a fin de evitar los obstáculos situados entre la posición de inicio y la de destino (Gavrilit *et al.*, 2006). Donde las posiciones de inicio y destino, junto con los obstáculos del entorno, están identificadas en imágenes capturadas en tonos de grises que permiten transferir la información a una RNC discreta para simular computacionalmente trayectorias de movimiento en las que se supone que, las posiciones de inicio y destino del robot se identifican mediante un sólo pixel y cada

obstáculo está representado por al menos un pixel con un valor fijo. A continuación, la simulación es capaz de detectar los posibles casos de caminos libres sin obstáculos desde el inicio hasta la posición de destino y se detendrá tras determinar la trayectoria óptima entre las posiciones de inicio y destino (Gavrilit *et al.*, 2011).

## 5.5 Síntesis

Desde su aparición (Chua y Yang, 1988), la RNC —un sistema de procesamiento de información híbrido— ha sido formalizada y agrupada dentro de un marco general común en el campo de la teoría de circuitos y sistemas eléctricos y electrónicos (Zarándy *et al.*, 2015). A pesar de que su principal campo de aplicación está en el desarrollo e implementación de dispositivos nanoelectrónicos. El procesamiento digital de imágenes (Chua y Roska, 2002), se mantiene como un campo de aplicación fértil debido al hecho de que ofrece un buen compromiso entre la simplicidad y la versatilidad, además de su facilidad para implementarlo técnicamente dentro del ámbito computacional. En este campo la RNC ha encontrado aplicación en diversas áreas, principalmente en Medicina, pero escasamente en Percepción Remota como se reporta en la revisión de la literatura en la sección de aplicaciones.

Las cuatro clases de Redes Neuronales Celulares presentadas —redes cero-retroalimentación, redes autónomas, redes desacopladas y redes acopladas— parecen particularmente atractivas para resolver problemas de Análisis Espacial del mundo real. Se trata pues, de una serie de herramientas matemáticas no lineales extremadamente ricas y valiosas para el análisis de patrones espaciales en diferentes entornos del mundo real, con el potencial de hacer avances fundamentales en la comprensión empírica a través de un amplio espectro de campos de aplicación en Análisis Espacial. En este sentido, las RNC podrían aplicarse para resolver problemas en relación a varias tareas del Análisis Espacial como el reconocimiento de patrones, la predicción, y la optimización, entre otros, basados en las propiedades locales de la conectividad.

En todas las RNC, su definición y funcionamiento se ha descrito cuando es empleada en el procesamiento de información, además de la descripción de las principales clases de RNC, caracterizadas por las diferentes variaciones en la configuración de parámetros de las plantillas matriciales de clonación para describir su comportamiento, cuando son empleadas en tareas de procesamiento digital de imágenes. Desde su conceptualización original, la RNC fue concebida como un modelo particular de las Redes Neuronales (RN), por lo que, al poseer las primeras, algunas de las características de las segundas, su aplicación en tareas de procesamiento digital de imágenes y reconocimiento de patrones es naturalmente compartida. De esta manera, en una RNC la unidad básica de procesamiento es la celda y su comportamiento transitorio, es el que hace posible la extracción de una variedad de características a partir de una imagen para resolver diversos problemas en procesamiento digital de imágenes. En general, dentro del procesamiento digital de imágenes como estado inicial se considera la imagen original, que evoluciona en el tiempo de tal manera que el resultado de la tarea asignada mediante los parámetros que determinan las plantillas matriciales de clonación, se obtienen al final. Esta estructura, es similar a la encontrada en los Automatas Celulares (AC), en donde cualquier celda esta originalmente conectada sólo a un número limitado de celdas vecinas.

Ciertamente, la RNC es una arquitectura para el procesamiento de información que comparten algunas características tanto de AC, como de las RN (Manganaro *et al.*, 1999). Los AC son modelos bien conocidos, tanto en la física y la biología desde principios de la década de 1940, así como en la geografía y la computación desde principios de la década de 1980. Mientras que las RN, fueron implementadas durante la década de 1950 y empleadas de forma masiva en muchos campos a partir también de la década de 1980. Por su parte, la RNC es uno de los más recientes modelos celulares planteados originalmente dentro del ámbito de la electrónica a principios de la década de 1990 y aplicados al procesamiento digital de imágenes desde principios del año 2000. Tanto AC y RN han sido empleadas dentro del dominio geoespacial para ayudar a resolver problemas geográficos en relación al reconocimiento y la formación de patrones. De igual modo, las RNC han sido formalizadas y empleadas dentro del

procesamiento digital de imágenes, resultando atractiva por su rápida implementación a partir de la definición de los parámetros que definen la red y por su alta velocidad de cálculo computacional. Sin embargo, y a diferencia de los AC y las RN, no han sido reportadas aún, aplicaciones dentro del Análisis Espacial en relación a problemas geográficos. Únicamente, se ha reportado de manera incipiente su aplicación para llevar a cabo tareas de procesamiento digital de imágenes en Percepción Remota, principalmente en relación a la detección de bordes.

Finalmente, las RNC se observan como una herramienta con un amplio potencial en la realización de tareas específicas de análisis de patrones espaciales en diversas áreas de estudio y a partir de diversos recursos de información. En donde en todas ellas, las propiedades de conectividad restringidas localmente, permiten llevar a cabo de manera más eficiente la realización de una tarea de carácter global. Múltiples ejemplos se han revisado y en ellos, es de resaltar las ventajas de velocidad de procesamiento, versatilidad de programación y facilidad en la implementación que presentan las RNC en comparación con otros métodos ya reportados en la literatura.

# Capítulo 6

## Redes Neuronales Celulares, una alternativa para el análisis y modelado espacial de conectividad

---

### 6. 1. La conectividad en relación con algunos modelos espaciales

El Análisis Espacial refiere al enfoque científico-tecnológico que permite examinar las relaciones que se suceden en el espacio geográfico y utilizarlas para describir los fenómenos y la dinámica de los procesos del mundo real. En general, las relaciones espaciales son las características que se pueden determinar de un objeto con respecto de otro, relaciones de distancia, proximidad, contigüidad, conectividad y orientación entre otras.

Las relaciones espaciales son un concepto de amplio uso dentro del Análisis Espacial, que empleado, por ejemplo, para indicar interacciones entre elementos espaciales individuales a cualquier escala, puede permitir el estudio de fenómenos aparentemente diferentes, empleando un mismo enfoque conceptual y metodológico. Específicamente la relación espacial de conectividad, refiere a la capacidad de crear enlaces para configurar conexiones que permitan formas específicas de interacción; “en donde las interacciones se realizan preferentemente a través del espacio ocupado por la conexión en lugar del resto del espacio”. (Morales, 2013, p.94). Formas en donde la interacción espacial pueda referirse a intercambios materiales o inmateriales entre pares de localización, con la misma posibilidad de ser transmisor o receptor; considerar

cierto canal de preferencia para que algunos lugares se tomen como transmisores mientras que otros cumplen con la función de receptores; o, finalmente, referirse a interacciones espaciales locales expresadas como la influencia de la localización definida en un vecindario.

De forma general, la conectividad ha sido descrita como un concepto espacial que surge de las interacciones complejas entre la estructura y el comportamiento del movimiento (Goodwin, 2003; Merriam, 1995). Por ello, la conectividad refiere tanto a la capacidad de enlace como a la existencia de la conexión. Por lo que la reflexión acerca de la manera en la que la conectividad es conceptualizada y formalizada dentro del Análisis Espacial, puede ser importante para ayudar a la comprensión de algunas interacciones complejas que los seres humanos establecen entre ellos y su medio ambiente.

En los capítulos anteriores se ha revisado, dentro del marco de conocimiento del Análisis Espacial, el estado del arte de una serie de modelos centrados en la interacción espacial que emplean a la conectividad como una relación espacial que permite representar la estructura y el comportamiento de ciertos fenómenos y procesos. Métodos adecuados para abordar la interacción espacial desde el enfoque de conectividad que han pasado a primer plano en años recientes, debido principalmente a su enfoque individual de abajo hacia arriba en el que interacciones de un nivel micro restringidas a elementos vecinos pueden dar paso a un comportamiento organizado a nivel macro, y en el que su naturaleza intrínsecamente espacial permite explorar procesos mediante la construcción de simulaciones (Marceau y Benenson, 2011). En este sentido, las Redes Neuronales Celulares (RNC) en relación con Autómatas Celulares (AC), Redes Neuronales Artificiales (RNA), así como algunos ejemplos espaciales de Redes Complejas (RC), pueden ser referidos como miembros de una misma familia de modelos de Análisis Espacial, en la que los fenómenos geográficos se conceptualizan como sistemas complejos y en donde la conectividad refleja una serie de propiedades que pueden ser empleadas para abordar el análisis y modelado de patrones espaciales.

## 6. 2. Características de las Redes Neuronales Celulares

En relación a la conectividad las RNC comparten algunas propiedades con el resto de los modelos descritos en los capítulos anteriores. Estas redes implican la interacción con información proveniente del entorno exterior, ya que “durante la ejecución el sistema recibe entradas del medioambiente, calcula las salidas y las transmite de nuevo al entorno” (Khouzam, 2014, p.90). El AC es una arquitectura computacional altamente paralela; y aunque muchos circuitos neuronales vivos se asemejan a esta arquitectura, las neuronas no funcionan en un modelo lógico simple: son dispositivos analógicos. Las RNC tienen ambas propiedades: unidades celulares que expresan elementos dinámicos de tiempo continuo no lineal colocados en un arreglo regular. Así junto los AC, las RNC son modelos celulares de conectividad local entre celdas que posibilitan procesar información sin la ayuda de un procesador centralizado, permitiendo el procesamiento de información en paralelo a gran escala. No obstante, la principal diferencia entre ellos es su capacidad para interactuar con el entorno, situación que aumenta notablemente el espectro del diseño de aplicaciones y funcionalidad (Toffoli y Margolus, 1987).

De esta forma, las RNC poseen un mayor acoplamiento que los AC, el cual es definido por la interacción con las condiciones del entorno en su vecindario, lo que permite su empleo en algunas tareas temporales. Aunque en ambos modelos, las celdas ejecutan programas sencillos, la población de elementos puede mostrar un rango interesante de comportamientos complejos a partir de la interacción con su vecindario (Khouzam, 2014). Este comportamiento complejo se observa de manera ascendente a partir del comportamiento individual de los elementos con sus vecinos inmediatos, mediante el seguimiento de reglas simples y la interacción entre ellos.

Por su parte, las RNA reciben una entrada y la transforman a través de una serie de capas ocultas. Cada capa oculta está formada por un conjunto de neuronas, donde cada neurona está totalmente conectada a todas las neuronas de la capa anterior, y donde las neuronas en una sola capa funcionan de forma totalmente independiente y no comparten ninguna conexión. En este sentido, las RNA son más adaptables e

interactivas con el entorno, pero no son celulares, ya que por lo general presentan una alta conectividad global. De hecho, la mayoría de las RNA no comparte la propiedad de conectividad local que sí presentan tanto AC como RNC. En la RNA denominada *Multi Layer Perceptron*, no existen conexiones entre los elementos de una misma capa, ni conexiones de retroalimentación que puedan interactuar con el entorno en las capas ocultas. Así, las principales diferencias de las RNC con el resto de las RNA, radican en el carácter local de sus interacciones (Chua y Yang, 1988), la adecuación de su formulación para incluir interacciones no lineales (Roska y Chua, 1992), así como su capacidad intrínseca para la secuencia de operaciones (Chua *et al.*, 1992).

Finalmente, las RNC difieren de las RNA en el papel que juegan los pesos asignados a las conexiones. En la mayoría de las RNA, los pesos de las conexiones se emplean para mantener información acerca de la realimentación del sistema o sobre el estado anterior del mismo; mientras que en las RNC, los pesos de las interacciones entre celdas, se utilizan para determinar el comportamiento del sistema (Khouzam, 2014). En una RNA el proceso de aprendizaje modifica los pesos de las conexiones de la red para dar respuesta a una información de entrada y así resolver el problema para el cual fue entrenada; mientras que en una RNC los pesos de las interacciones entre celdas, no almacenan ningún modelo previamente aprendido, sino que únicamente representan el esquema de conexiones adecuado para realizar una tarea específica.

Por otra parte, el aprendizaje en un AC es muy limitado en comparación con las RNA, sobre todo porque las conexiones de los AC no tienen pesos (*ibíd.*). En este sentido las RNC son más adaptables que los AC, aunque su capacidad de adaptación se limita a la formación de las plantillas de clonación que definen la interconexión con las celdas vecinas. En el caso de las RNC, la elección de la plantilla matricial de clonación, permite la programación del modelo, es decir, se refiere al ajuste del modelo en su comportamiento para que cumpla con una tarea específica. Por lo que en los modelos de RNC esta programación puede implicar que durante la ejecución, la interacción con el exterior en su vecindario permita al sistema recibir entradas, calcular las salidas y enviarlas de nuevo al exterior.

Lo anterior, a diferencia del modelo de AC original, en donde la entrada para el modelo son los estados iniciales de las celdas, y el sistema funciona de forma autónoma sin interacción con el mundo exterior. Pues, aunque algunos modelos de AC han sido programados para interactuar con el entorno (Basse *et al.*, 2014; Zhan *et al.*, 2010; Ward *et al.*, 2000), éstos se contraponen con el enfoque de abajo hacia arriba, que sí se mantiene de parte de las RNC, lo que permite una interacción con el entorno, definido por el vecindario, lo que les otorga una pequeña ventaja con respecto de los AC. Así, las RNC que heredaron parcialmente la capacidad de adaptación de las RNA, pero que también heredaron la funcionalidad y aplicabilidad de los AC, pueden emplearse en tareas que requieran la interacción con el entorno; aunque también son adecuadas para la simulación de patrones en ausencia de interacción con el mismo. De forma tal que, para ambos casos, la instrucción precisa de la tarea a realizar está definida exclusivamente por la plantilla matricial de clonación, lo que le otorga a las RNC ciertas ventajas de implementación con respecto de algunos AC.

Finalmente, y con respecto de los dos modelos más populares que han sido desarrollados por la ciencia de las redes para identificar y simular procesos particulares que conducen a la aparición de propiedades que resultan ser extremadamente comunes en diversas redes del mundo real: redes de mundo pequeño (Watts y Strogatz, 1998) y redes libres de escala (Barabási y Albert, 1999). Aunque con una dimensión bastante limitada y fragmentada del uso de estas RC en Análisis Espacial (Ducruet y Beauguitte, 2014), las RNC comparten algunas características con las redes de mundo pequeño, las cuales se encuentran definidas entre redes totalmente regulares y redes completamente aleatorias. Donde en una red regular, todos los nodos tienen el mismo número de vecinos cercanos y, por lo tanto, un alto coeficiente de agrupamiento. Por su parte en las redes de mundo pequeño mundo, aunque el número de conexiones locales se mantiene alto, un pequeño número de conexiones aleatorias son introducidas para acortar la distancia entre nodos lejanos. Finalmente, las redes aleatorias carecen de una gran cantidad de conexiones locales, lo que les otorga un coeficiente de agrupamiento pequeño.

En el caso del Análisis Espacial, la mayoría de las investigaciones en teoría de grafos y análisis de redes en general se han centrado principalmente en redes regulares y aleatorias. En particular la conectividad local, asociada a una red regular, está relacionada con el aprendizaje, la evolución o la auto-organización (Barabasi, 2016; Strogatz, 2001). Por lo que no es de sorprender que gran parte del trabajo sobre sistemas complejos tenga como objetivo identificar y explicar las propiedades emergentes autoorganizadoras, presentes en estructuras regulares (Mitchell, 2009).

Tales propiedades llamadas emergentes, surgen de las interacciones relativamente simples entre entidades individuales que colectivamente, forman comportamientos más complejos, una propiedad que también está presente en los AC empelados para modelar la geografía urbana (Batty, 2008). Así uno de las cualidades de los modelos de RC desarrollados por Watts y Strogatz (1998) y Barabási y Albert (1999) es la de incorporar una serie de medidas y métodos de análisis relacionados con los campos de la minería de datos y la estadística para manejar conjuntos de datos a gran escala que permitan mediante la investigación empírica, analizar propiedades de estructura y evolución en los modelos de redes que se observan en muchos sistemas reales.

En síntesis, en las RNC se reconocen propiedades de conectividad presentes en las RNA, los AC y las RC. De las RNA su capacidad de conexión con el ambiente externo que facilita su aprendizaje; de los AC su conectividad entre neuronas exclusivamente local; mientras que de las RC la posibilidad de observa ciertas propiedades presentes en algunos sistemas reales a partir de su patrón de conectividad. También, al tratarse de procesadores de información análogos capaces de ser implementados en hardware e integrados a un sistema, son considerablemente más rápidos en ciertas aplicaciones que implican el modelado no lineal, aunque con una menor precisión que los procesadores digitales, para muchas aplicaciones, las variaciones de ruido y proceso son lo suficientemente pequeñas como para no afectar perceptualmente una gran variedad de propósitos de ingeniería, manteniendo la estabilidad y manteniendo el rango dinámico dentro de límites bien diseñados (Roska *et al.*, 2002).

Otras propiedades inherentes a su arquitectura como su fácil manejo en el diseño y la posibilidad de abordar algunos fenómenos complejos no lineales en el espacio, así como la velocidad de cálculo, son algunas de las características que hacen atractivas a las CNN para ser empleadas en resolver problemas espaciales.

### **6. 3. Aporte de las Redes Neuronales Celulares a la conectividad**

La conectividad es una propiedad fundamental de objetos y sistemas, en donde a pesar del formalismo de sus diferentes dominios de conocimiento, el concepto de conectividad es un gran parte equivalente y enlaza estos dominios de conocimiento. En la revisión de esta tesis, la contribución propone vincular los modelos de varias teorías como la Complejidad, el Análisis Espacial y la Ciencia de las Redes en forma coherente hacia el territorio. A partir de la revisión de literatura realizada en los capítulos anteriores e identificando algunas propiedades básicas de la conectividad, se sugiere que las RNC proporcionan un marco de propiedades fundamentales que aportan al Análisis Espacial un enfoque de análisis y modelado espacial de conectividad para el estudio de los dominios humano y natural en el contexto del territorio.

#### **6.3.1. Ventajas de diseño de las Redes Neuronales Celulares**

A partir de algunas propiedades básicas de conectividad se identificaron una serie de características de las RNC que permiten ilustrar como este tipo de redes pueden ser consideradas una alternativa para el análisis y modelado espacial para abordar problemas en la frontera del Análisis Espacial en relación con la exploración del comportamiento y la dinámica de los sistemas complejos. Para ello, se identificó el aporte de las Redes Neuronales Celulares a la conectividad dentro del ámbito del Análisis Espacial, en relación a esta familia de modelos en donde los fenómenos geográficos se conceptualizan como sistemas complejos (O'Sullivan, 2014), y la conectividad refleja una forma básica de interacción entre elementos individuales y su entorno. De esta manera, se identificaron una serie de ventajas de diseño definidas por:

- I. Su sentido inherentemente espacial, simple y computacionalmente eficiente, capaz de representar una amplia gama de patrones y situaciones
- II. La definición de su atención a cómo los elementos individuales actúan con sus vecinos inmediatos, y a los patrones que pueden surgir de ello
- III. Su referencia como modelos apropiados para el estudio de sistemas complejos (Mainzer y Chua, 2013)
- IV. La posibilidad de que su análisis permita involucrar dos tipos de problemas, los referidos a la estructura (patrón de conectividad) y a la dinámica (flujos)

En las RNC, su naturaleza espacialmente explícita, hace referencia a un espacio proximal del que es posible distinguir para cada uno de los elementos —además del lugar que ocupa, como parte de una estructura espacial global—, la situación que describe su ubicación con respecto de otras ubicaciones (Couclelis, 1997). Esta propiedad permite dar cabida al concepto de vecindad, definido en este caso por la relación de proximidad y cercanía entre elementos espaciales. Una propiedad totalmente acorde con los desarrollos tanto de AC como de RNA que emplean datos provenientes de Percepción Remota y Sistemas de Información Geográfica en donde una celda *raster*, también conocida en procesamiento digital de imágenes como pixel, es la mínima unidad de información que permite integrar datos (Hengl, 2006; DeMers, 2001). De esta manera, tanto AC como RNA empleados como base para el modelado en Análisis Espacial, tienen un enorme potencial para el reconocimiento de objetos geográficos basados en el análisis de vecindad de píxeles (Clarke, 2014; O’Sullivan, 2014).

Este enfoque proximal permite construir explícitamente un conjunto de relaciones entre entidades individuales reconociendo que algunas de ellas —las de carácter local— suelen ser más importantes que otras, dependiendo del dominio del problema y de la clase particular de fenómeno de interés que se aborde. Así, de las interacciones

locales entre unidades individuales pueden emerger procesos complejos en espacio y tiempo (Miller, 2004). De esta forma, las RNC son un tipo de red en donde las interacciones locales entre entidades, definidas por una vecindad, pueden formar colectivamente una estructura compleja. En relación al patrón de conectividad definida por una vecindad, las RNC permiten observar estructuras globales que emerjan de las interacciones puramente locales. Situación que se vuelve atractiva desde la perspectiva de la auto-organización, en donde es posible abordar fenómenos en los que la organización del sistema no está organizada centralmente, sino que surge de circunstancias locales. Este es el caso, por ejemplo, de los principios de los AC aplicados al modelado espacial de la mancha urbana (Batty, 2008) o bien, la definición de segmentos que se generan por un criterio de intensidad de píxeles en una o más dimensiones (Olmez y Dokur, 2004).

Muchas de las ideas acerca de cómo estructuras globales pueden emerger de las interacciones locales entre unidades individuales, están arraigadas en la teoría de la complejidad. Mitchell (2009, p. 13) definió recientemente a los sistemas complejos como “un sistema en el que redes de componentes individuales sin control central y con reglas de operación simples dan lugar a complejos comportamientos colectivos, procesamiento sofisticado de la información y adaptación vía aprendizaje o evolución”. Con lo que se puede observar, que esto, es precisamente lo que el enfoque de RNC permite hacer. Es decir, “la idea principal detrás del paradigma de las RNC, es el principio de actividad local, que afirma que en un medio homogéneo ningún fenómeno complejo puede surgir sin actividad local” (Mainzer y Chua, 2013, p. 269).

En este caso, el medio homogéneo se refiere a un arreglo regular en donde el vecindario se extiende a las celdas más próximas, lo que lo reduce a una red regular de elementos idénticos que se asumen como una arquitectura estática, en el que su comportamiento dinámico a largo plazo, está dado por puntos fijos estables, ciclos límite o atractores caóticos (Strogatz, 2001). Este comportamiento, compartido de origen con los AC, depende exclusivamente de las celdas inmediatamente adyacentes como vecinas dentro de un arreglo regular, lo que permite observar de acuerdo con

Wolfram (1983), la estructura jerárquica de cuatro clases cualitativas, descritas en el capítulo 3, cuyo rango de comportamiento abarca desde un estado homogéneo único hasta un comportamiento altamente complejo. Este comportamiento dinámico, exclusivo de las interacciones locales, ha sido descrito en referencia a las ideas bien entendidas acerca de la complejidad dentro de la ciencia de las redes en el modelo de redes de mundo pequeño, exploradas en el capítulo 4 en referencia a la conectividad (Watts y Strogatz, 1998).

Todas estas características pueden combinarse dentro del Análisis Espacial en una perspectiva de pensamiento en red, donde los fenómenos geográficos se conceptualizan como sistemas complejos y la conectividad refleja, una forma básica de interacción entre elementos individuales y su entorno. Aunque el uso de métodos específicos de Redes Neuronales Celulares ha estado, en gran medida, alejado del Análisis Espacial, la revisión llevada a cabo en este trabajo permite presentar una serie de ventajas y desventajas para exponer el potencial de las Redes Neuronales Celulares dentro del Análisis Espacial, en áreas de aplicación orientadas hacia el reconocimiento y la simulación de patrones acerca de fenómenos geográficos que pueden ser conceptualizados como sistemas complejos.

### **6.3.2. Propuesta para el diseño de Redes Neuronales Celulares en Análisis Espacial**

El objetivo de esta sección es introducir una propuesta para la implementación de RNC, como un enfoque para el modelado de conectividad en Análisis Espacial, con el fin de complementar el análisis y modelado de fenómenos geográficos mediante una misma familia de modelos, ya empleados por el Análisis Espacial para abordar problemas en el dominio geoespacial y en donde la conectividad refleja una forma básica de interacción entre elementos individuales y su entorno.

Ahora bien, ¿por qué es necesario introducir un enfoque de modelado? y ¿cuáles son los principales bloques de construcción que conforman el diseño propuesto? La respuesta a ambas preguntas está asociada, por una parte, a la oportunidad para abordar de manera compartida el estudio de las RNC desde el análisis y el modelado

espacial de fenómenos geográficos utilizando los principios de los sistemas complejos, la teoría de los AC y las RN en relación a la ciencia de las redes, y por la otra, la posibilidad de generar aplicaciones en el ámbito del Análisis Espacial que demuestren el potencial de este enfoque de análisis y modelado de conectividad para encontrar reglas de interacción local que resuelvan problemas globales, no sólo para el reconocimiento y la formación de patrones, sino incluso también para plantear la simulación del comportamiento sobre algunos fenómenos en el espacio geográfico.

La propuesta sobre el diseño e implementación de RNC que se presenta en este trabajo, se puede dividir en dos grandes partes: la primera, en la definición de los elementos de diseño necesarios para implementar el enfoque, y la segunda, la descripción de las propiedades de las RNC en relación a la conectividad y a los problemas que se pueden abordar bajo este enfoque. Ambas partes son dependientes la una de la otra, ya que mientras la descripción de las características propias del modelo permite representarlo en relación a AC y a RN, la definición de los métodos, permite definir el entorno de modelado en donde las aplicaciones pueden ser conceptualizadas. De esta manera, el marco propuesto incluye algunos principios de diseño para desarrollar aplicaciones. Así, este trabajo avanza en el análisis y el modelado espacial de conectividad bajo el enfoque de sistemas, aprovechando las propiedades de conectividad local, la posibilidad de interacción con el entorno durante la ejecución del algoritmo, la facilidad en la implantación computacional, así como en la disminución de tiempo de ejecución de las RNC. Por lo tanto, el impacto de esta propuesta se concentra en la posibilidad de desarrollar aplicaciones para el reconocimiento y la formación de patrones de conectividad local que permitan el análisis y modelado de fenómenos geográficos de complejidad creciente dentro del Análisis Espacial. Se trata en resumen, de enunciar un enfoque de modelado que permita construir un puente (tanto conceptual como empírico) entre las características propias de las RNC y el Análisis Espacial, de tal manera que las ventajas de diseño identificadas, permitan hacer una transición tersa hacia el territorio y su estudio de los dominios humano y natural.

### 6.3.3. Elementos de diseño para un enfoque de conectividad

De la misma forma en la que han sido reportadas en la literatura diferentes definiciones formales de los sistemas autómatas geográficos (Benson y Torrens, 2004), así como en general, de los sistemas multiagente (Langlois, 2013), se han utilizado como base para proponer cuatro elementos de diseño que en conjunto describen tanto las características, como el funcionamiento de un modelo de RNC:

$$RNC \approx (D, R, C, T)$$

En donde  $D$  es el **arreglo dimensional** referido como el espacio con particiones formadas por un conjunto de celdas en las que cada una de ellas está acoplada únicamente a sus celdas adyacentes;  $R$  es la **vecindad** definida como un conjunto finito de celdas en la cercanía de cada celda central; la **configuración**  $C$ , determina un comportamiento como respuesta del sistema a un estado inicial y una secuencia de entradas, con una secuencia de estados y salidas; y donde, el **tiempo**  $T$  se incorpora de una manera continua o discreta. Algunos detalles respecto de estos componentes, se describen a continuación:

**El arreglo dimensional.** Se refiere al espacio discreto para la representación de la zona de estudio del fenómeno geográfico. Aunque es posible definir arreglos de cualquier dimensión, para los efectos de este trabajo, su uso se limita a matrices de dos dimensiones definidas como un espacio adyacente discreto, en donde las celdas de contorno de cualquier arreglo dimensional simplemente no son procesadas. Esta situación corresponde al contexto de imágenes digitales en las que la condición de contorno no es crítica (Galton, 2000).

Es decir, la información geoespacial proveniente de Percepción Remota sobre el registro, a partir de píxeles de la radiación emitida o reflejada por la Tierra mediante espectrómetros, altímetros, espacio-mapas, fotografía aérea o video, permite la recopilación de información acerca del territorio a resoluciones tanto espaciales, como temporales, que pueden tomar el papel de diferentes arreglos dimensionales. Por

ejemplo la arquitectura de las RNC hace la suposición explícita de que las entradas de las redes puedan ser matrices de dos dimensiones, lo que permite codificar ciertas propiedades de estructura que permiten que el procesamiento de información sea más eficiente de implementar, además de reducir enormemente la cantidad de parámetros en la red sin perder el aprendizaje presente en las Redes Neuronales completamente conectadas. Esta arquitectura, permite prestar atención a los métodos utilizados para el análisis de datos de Percepción Remota. Tradicionalmente en este contexto, se emplean imágenes binarias, o en niveles de grises, en relación con la intensidad de la imagen que en el caso de recursos provenientes de Percepción Remota, éstas podrían contener diferentes significados de información asociadas con diferentes áreas de interés y aplicación.

**La vecindad.** Aunque en términos geográficos hay una gran variedad de maneras en las que la vecindad se puede expresar, tradicionalmente en el uso de RNC la vecindad está definida por el sentido espacial del término adyacencia. Así, para un arreglo de dos dimensiones, es posible definir vecindades que evalúan las características de una determinada celda teniendo en cuenta los valores de sus vecinos. De esta manera, en una RNC con una vecindad de 3 x 3, la plantilla de clonación también se verá reducida a dos matrices de 3 x 3, en donde éstas definen a su vez, el tamaño de la ventana de interacción con el entorno. Aunque sin duda, otros tamaños de vecindad han sido explorados en distintos campos de aplicación de las RNC (Roska y Paziienza, 2009). En este caso, se atiende el uso de ventanas más pequeñas como recomendación en referencia a la teoría de filtrado y estadísticas focales dentro de la Percepción Remota y el Análisis Espacial respectivamente, en donde por lo general, se emplean vecindarios pequeños para el análisis de modelos urbanos (Herold *et al.*, 2005).

**La configuración.** Se trata de uno de los elementos más importantes de las RNC, ya que permite especificar la evolución de la red con el objetivo de caracterizar correctamente su comportamiento. Para ello, los parámetros de las plantillas matriciales de clonación determinan el tipo de operación que se realiza sobre una imagen de entrada, para obtener una imagen de salida, asumiendo un estado inicial.

Además, con ello se determina el tipo de procesamiento que la RNC va a ejecutar, en términos discretos. De esta manera, la correcta configuración de parámetros de las plantillas de clonación nos permite hacer operativa la representación del fenómeno o proceso modelado.

Por ejemplo, en procesamiento de imágenes y aplicaciones de reconocimiento de patrones, algunos problemas son linealmente no separables, por lo que a veces son necesarias varias RNC para resolver el problema (Maizner, 2007). Es decir, no todas las tareas pueden ser implementadas por una única plantilla matricial de clonación y, por lo tanto, es necesaria la aplicación de varias plantillas. De esta manera, es posible abordar la solución a un problema mediante la construcción de diferentes plantillas de clonación para que realicen de mejor manera una tarea específica. Así pues, la configuración de múltiples RNC permite construir una serie de elementos arreglados en capas, que hacen posible que cada una de éstas opere persiguiendo un objetivo en particular, en donde el resultado final consistirá en la integración de los resultados obtenidos. La generalización se consigue mediante el empleo de distintas variables de estado en cada celda, en lugar de una sola. Con esta configuración, es posible aumentar tanto la eficiencia de solución como la cantidad de problemas a resolver. Es así que, debido a la simplicidad de su arquitectura celular, la configuración de las RNC permite además de la separabilidad, otras características como la facilidad de implementación tanto en *software* como en *hardware*, la alta velocidad en el procesamiento de información, así como su capacidad de aprendizaje (Khouzam, 2014).

En resumen, la configuración de las Redes Neuronales Celulares mediante los parámetros de las plantillas matriciales de clonación —las cuales pueden ser no lineales—, detalla las interacciones entre cada celda y sus celdas vecinas, así como con el entorno, si es el caso, en términos de sus entradas, estados y variables de salida, en donde para un espacio invariante las planillas de clonación serán matrices con números reales. De esta forma, una adecuada configuración permitirá simulaciones de fenómenos o procesos cuya tarea será la búsqueda de patrones de

conectividad local en el dominio geoespacial, debido a que estas redes operan sobre la base de un espacio discreto seguido por el modelado de las interacciones locales y la adhesión potencial de la interacción con el entorno en intervalos regulares de tiempo.

**El tiempo.** Debido a su naturaleza analógica, las RNC permiten el procesamiento de información en tiempo real; es decir, los nodos que conforman a la red, aceptan y generan señales analógicas en tiempo continuo con números reales como valores de interacción (Maizner, 2007). Así, para modelar fenómenos y procesos geoespaciales, es necesario definir el continuo temporal como una secuencia de intervalos de tiempo discretos, pues de esta manera, los modelos de simulación geoespacial se pueden adaptar fácilmente a dinámicas en tiempo real cercano (Nagel *et al.*, 1999). De este modo, la resolución temporal se refiere al período de tiempo en el mundo real que cada paso de tiempo representa dentro del modelo. En donde por lo general, el número de pasos de tiempo requeridos es la extensión temporal necesaria para cumplir los objetivos de la investigación, la que a su vez depende de las características del sistema en estudio.

#### **6.3.4. Aspectos generales de las Redes Neuronales Celulares en Análisis Espacial**

Tras la declaración de Río sobre el Medio Ambiente y el Desarrollo hace más de veinte años, el interés por las ciencias ambientales ha sido un estimulante permanente para el desarrollo de nuevas y mejores formas de analizar los datos espaciales. “Los temas ambientales se han convertido en un área de estudio con gran empuje en campos como la ecología, las ciencias de la Tierra, la economía, la planificación urbana, etc.” (Fischer y Getis, 2010 p.1). En donde el análisis y modelado de datos espaciales es relevante y cubren una amplia gama de escalas geográficas, desde lo global y regional hasta lo local. Si bien, muchos de los modelos que integran procesos naturales ya han alcanzado una gran madurez, aquellos que buscan combinar procesos naturales y humanos todavía están en pleno desarrollo, por lo que representan una oportunidad para el Análisis Espacial en los ámbitos de investigación y solución de problemas actuales (Goodchild, 2009).

Es pertinente mencionar que la frontera actual en el Análisis Espacial está en la interfaz entre los procesos sociales y naturales, por lo que es en el territorio, donde se encuentran algunos de los problemas más importantes, así como algunos de los temas de investigación más interesantes de este campo de estudio. Por esta razón, es importante ser consciente de los diferentes paradigmas y enfoques que subyacen, así como de los diversos modelos de Análisis Espacial que pueden ser empleados en esta tarea. En este sentido, las RNC complementan a una familia de modelos empleados en Análisis Espacial para el análisis de patrones espaciales que emergen como un comportamiento agregado a consecuencia de un gran número de interacciones individuales. Modelos en los que en general, se acepta que el estudio de fenómenos geográficos, puede estar guiado por la conectividad, una relación espacial que puede reflejar una forma básica de interacción entre elementos individuales y su entorno. Así, las RNC son un tipo de modelo que destaca la perspectiva de sistemas con énfasis en las representaciones espacio-temporales de objetos de modelado individual. Al tiempo que constituyen, una perspectiva de modelado alternativa que permite representar el sistema al nivel más alto posible de desagregación y estudiar la aparición ascendente de patrones y relaciones de comportamiento e interacciones en relación a la conectividad a nivel individual.

Este tipo de modelo, aplicado al Análisis Espacial, sugiere que las interacciones simples entre entidades adyacentes pueden conducir a patrones complejos a niveles agregados. Patrones que permiten describir la distribución espacial de los fenómenos geográficos como resultado de reglas de conectividad local, que operan a nivel global. Lo anterior, es un enfoque que argumenta que las reglas locales pueden crear patrones complejos mediante la ejecución de modelos basados en interacciones entre elementos individuales; interacciones que son descritas, mediante la relación espacial de conectividad.

Dentro del Análisis Espacial, el análisis de patrones, ocupa una gran parte de la investigación acerca de fenómenos geográficos y su comportamiento. Así, durante el

proceso de generación de conocimiento, la posibilidad de solución a un problema dentro del Análisis Espacial existirá mientras la búsqueda de patrones persista; dicha búsqueda puede estar asociada a diferentes combinaciones que abarcan, entre otros, el reconocimiento y la simulación.

En ese sentido, los elementos de diseño propuestos para el funcionamiento de un modelo de RNC, permiten plantear un aproximación para la solución a problemas espaciales mediante el reconocimiento de patrones a partir del uso de una herramienta de análisis que permite ejemplificar cómo a partir de un sistema de procesamiento de información basado exclusivamente en conexiones locales, es posible la solución a problemas específicos asociados con la relación espacial de conectividad. Las características descritas de las RNC permiten pensar en ellas, como una herramienta de Análisis Espacial útil para llevar a cabo tareas de análisis de patrones espaciales en diferentes dominios y para diferentes propósitos. Algunas de las tareas en relación con el análisis de imágenes que las RNC pueden realizar al igual que las RNA y los AC son, por ejemplo, la eliminación de ruido, la detección de bordes, la restauración, el realce, la segmentación, la extracción de características y el reconocimiento de patrones; mientras que en relación a la simulación de patrones, las RNC pueden realizar la tarea de detección de movimiento.

En resumen, al considerar los elementos de diseño propuestos, las RNC al igual que RNA y AC, se pueden aplicar con éxito en una variedad de diversas áreas en el Análisis Espacial para resolver problemas de reconocimiento, simulación y pronóstico de patrones espaciales en dominios de aplicación como el análisis de imágenes y la detección de movimiento. El enfoque propuesto a partir de la definición de cuatro componentes: arreglo dimensional, vecindad, configuración y tiempo, permite abordar de manera compartida el estudio de las RNC, desde el análisis y el modelado espacial de fenómenos geográficos utilizando los principios de los sistemas complejos, la teoría de los AC y las RN en relación a la Ciencia de las Redes. Lo que complementa a una misma familia de modelos y posibilita la generación de aplicaciones en el ámbito del Análisis Espacial que demuestren el potencial de este enfoque de análisis y modelado

de conectividad, para encontrar reglas de interacción local que resuelvan problemas globales, no sólo para el reconocimiento y la formación de patrones, sino incluso también, para plantear la simulación del comportamiento sobre algunos fenómenos en el espacio geográfico.

#### **6. 4. Aplicaciones prácticas con datos de imágenes satelitales**

El enfoque metodológico propuesto en este trabajo, es aplicado para desarrollar dos aplicaciones relacionadas con el Análisis Espacial de imágenes (Nuñez, 2015 a y b). El primer trabajo aborda la detección de bordes en el contexto urbano a partir del uso de imágenes de muy alta resolución espacial del satélite WorldView-3. En donde el uso de RNC, posibilita la correcta delineación y segmentación de objetos relacionados con los ambientes urbanos como edificios automóviles, mobiliario urbano, etc. En el caso particular de los edificios, su correcta identificación es importante debido a que a partir de esta tarea es posible la generación de información para el análisis de las zonas urbanas en relación a la demanda y la oferta de múltiples servicios ecosistémicos urbanos a una escala detallada.

El trabajo evalúa los resultados de la detección de bordes de una imagen satelital de muy alta resolución espacial mediante la implementación de dos estrategias distintas. En ambos casos el enfoque de modelado es el mismo en cuanto al arreglo dimensional, tamaño del vecindario y la secuencia de tiempo. Pero, para el caso de la configuración, se implementó una RNC de una sola capa de tipo desacoplada; mientras que en el segundo caso, múltiples capas RCN de tipo autónomo y desacoplado se combinan. El análisis de los resultados se lleva a cabo mediante una serie de estadísticos que permiten evaluar la tarea de detección de bordes, como aquel que es definido como la frontera conectada entre dos regiones diferentes que definen diferentes objetos.

De esta manera parámetros como el porcentaje de pixeles conectados o la Relación Señal a Ruido de Pico fueron evaluados. Los resultados obtenidos, evalúan correctamente la tarea de detección de bordes de todos los cambios bruscos en la

intensidad de una imagen que definen un objeto y el mayor número de regiones conectadas que describen cambios. La introducción de una RNC de múltiples capas permite llevar a cabo una mejor tarea de detección de bordes que el resto de los métodos evaluados, incluida la red de una sola capa implementada. Como un trabajo futuro, los diseños de plantillas para esta tarea pueden ser considerados por algoritmos de optimización inteligentes como algoritmo de recocido simulado, la optimización de enjambre de partículas y algoritmo genético, entre otros, que pueden ser incorporados al enfoque metodológico propuesto.

Por otra parte, el segundo trabajo presenta una aplicación que permite demostrar cómo las RNC pueden ser empleadas en la segmentación de la superficie urbana, mediante una propuesta que integra el contenido de información espectral y geométrica de las imágenes, con el enfoque metodológico propuesto para guiar a una RNC en la tarea de segmentación, exclusivamente en términos de conectividad local entre píxeles activados por una función lineal de un umbral determinado.

Aquí, la impermeabilidad es uno de los factores determinantes en el suministro de servicios ecosistémicos, ya que permite distinguir entre lugares de alta oferta como parques y bosques urbanos de zonas con una estructura densa de construcción. En los últimos años, la superficie impermeable ha surgido no sólo como un indicador del grado de urbanización, sino también como un indicador importante de la calidad ambiental (Weng, 2012). En ambientes urbanos, su correcta estimación es importante para la evaluación de muchos servicios esenciales de los ecosistemas, como la producción de alimentos, hábitat para las plantas y la regulación del microclima.

En este sentido, la propuesta presentada en este segundo trabajo, integra dos componentes: (i) la determinación de un índice de la composición biofísica de los ambientes urbanos a partir del uso de todo el contenido espectral de las imágenes, y (ii) la implementación de una RNC activada mediante una función lineal que permite separar mejor las superficies impermeables de los suelos desnudos. Para esta aplicación se emplearon datos de la ciudad de Mérida en Yucatán para probar el

modelo, donde los resultados obtenidos siguieren una ligera mejora en la segmentación de la superficie impermeable, que sin embargo puede ser significativa en la estimación de otros atributos urbanos.

Ambas publicaciones están asociadas con el uso de las propiedades de conectividad local de las RNC para resolver tareas específicas sobre detección de bordes y segmentación. Mientras que la detección de bordes en el primer trabajo se asocia con el uso de diferentes plantillas de clonación que definen la tarea, en el segundo, la detección de zonas urbanas impermeables depende casi exclusivamente de la función de activación lineal del umbral. En ambos casos, los ejemplos están desarrollados a partir del enfoque metodológico propuesto en temas de interés del Análisis Espacial en ambientes urbanos.

En una y otra aplicación, la conectividad es la relación espacial que permite resolver la tarea asignada a la RNC. En el primer caso, la propiedad de conectividad local, permite que las diferentes configuraciones de las plantillas matriciales de clonación evaluadas, desempeñen un mejor papel en la selección de los píxeles que definen el borde a diferencia de otras aproximaciones tradicionalmente empleadas en el procesamiento digital de imágenes. Para ambos casos de estudio, bordes lineales y curvos, el modelo estadístico empleado para la evaluación de los resultados de segmentación, mostró mejores resultados, principalmente en relación al número de píxeles conectados que definen el borde, lo que puede interpretarse como una propiedad de la conectividad local. En el segundo caso, esa misma propiedad de conectividad local, es aprovechada para configurar una RNC que permite identificar regiones homogéneas que permiten cuantificar la magnitud, la ubicación, la geometría, y el patrón espacial de las superficies impermeables, una variable importante para una serie de cuestiones y temas en ciencias ambientales centrales para el cambio ambiental global y las interacciones hombre-ambiente.

Un aspecto importante y también común en ambos ejercicios, fue su implantación computacional accesible, así como un tiempo de ejecución pequeño. Lo que permite

pensar en un sinnúmero de problemas y preguntas que pueden ser abordadas mediante la aplicación de este tipo de modelos. Aunque es evidente que, en estas dos primeras aplicaciones con datos experimentales, la implementación del enfoque metodológico propuesto, está centrada en aplicaciones en donde la tarea sobre búsqueda de patrones extrae información únicamente de las celdas de entrada del modelo, en donde la interacción para llevar a cabo la tarea de reconocimiento de patrones está acotada al vecindario limitando la interacción con el entorno. Es posible que las RNC puedan ser aplicadas para intentar resolver problemas, mediante la implementación de aplicaciones, en las que los objetos que ocupan un espacio cambian a través del tiempo, y el registro de esos cambios se vuelve el objeto de estudio. En particular, es posible que se pueda abordar problemas de formación de patrones espaciales, en el mismo sentido en el que son empleados para desarrollar modelos específicos que posibilitan la determinación de rutas dentro de un entorno con obstáculos. Una aproximación que permite a las RNC simular, en un arreglo regular, el movimiento de objetos dentro de un espacio con obstáculos fijos.

Los resultados experimentales obtenidos, demuestran la eficacia y pertinencia de las RNC en el ámbito específico del análisis de datos de percepción Remota. En particular las aplicaciones resultado de este trabajo, desarrollan una serie de simulaciones mediante el uso de imágenes satelitales multiespectrales para la detección de bordes y la segmentación de ambientes urbanos en relación a la cuantificación de objetos y superficie urbana como dos variables importantes para el análisis y el modelado espacial de los procesos de urbanización<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup> Ambas aplicaciones describen una serie de experimentos prácticos, cuyo propósito es mostrar la utilidad y el uso del enfoque de modelado introducido anteriormente, cuando es aplicado al análisis de datos de Percepción Remota. El *software* MATLAB e Image Processing Toolbox™ junto con las librerías MATCNN (Karacs *et al.*, 2010) fueron empleados para implementar los modelos de Redes Neuronales Celulares propuestos, así como para generar los resultados de la simulación.

### **Publicación a.**

Núñez, J. M. (2015). *Edge detection for Very High Resolution Satellite Imagery based on Cellular Neural Network*. *Advances in Pattern Recognition*, vol. 96, Special issue in **Research in Computing Science**; CIC-IPN, pp: 55 -64.<sup>2</sup>

Disponible en: [http://www.rcs.cic.ipn.mx/rcs/2015\\_96/](http://www.rcs.cic.ipn.mx/rcs/2015_96/)

### **Publicación b.**

Núñez, J. M. (2015). *Segmentation of Urban Impervious Surface Using Cellular Neural Networks*. *CIARP 2015, Lecture Notes in Computer Science 9423*, pp. 509–516.<sup>3</sup>

Disponible en: [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-25751-8\\_61](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-25751-8_61)

## **6. 5. Breve discusión sobre el modelado de conectividad con enfoque territorial**

La Geomática aborda problemas generalmente desde un marco teórico-metodológico asociado al Análisis Espacial con un enfoque territorial. Es decir, en la propuesta de solución a problemas desde la Geomática, muchas veces el Análisis Espacial aporta el modelo y el territorio el enfoque. Mientras que el Análisis Espacial habla acerca del modelado y del análisis de las relaciones que se dan en el espacio, relaciones de proximidad, adyacencia, conectividad, etc.; el territorio es el ámbito de las interacciones que los seres humanos establecen en el espacio geográfico en relación con procesos sociales, ambientales, económicos, políticos y culturales, entre otros. Por tanto, al procurar la solución de un problema en el ámbito de la Geomática, es necesario abordar el análisis y modelado espacial de ciertas relaciones complejas sobre fenómenos y procesos considerados importantes en la configuración espacial del territorio.

---

<sup>2</sup> Una versión de esta publicación fue presentada en el *Posgraduate Students' Meeting* de la *Mexican Conference on Pattern Recognition* (MCPR 2015-PSM) en junio de 2015 y publicada posteriormente en un número especial de la revista *Research in Computing Science*.

<sup>3</sup> Este capítulo fue aceptado para su publicación en: Pardo, A., & Kittler, J. (Eds.). (2015). *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications: 20th Iberoamerican Congress, CIARP 2015, Montevideo, Uruguay, November 9-12, 2015, Proceedings* (Vol. 9423). Springer. (Capítulo reproducido con el permiso del editor. License Number: 3887170973470.)

Y es que, actualmente, diversos enfoques conceptuales y metodológicos provenientes de otras disciplinas están teniendo lugar dentro del Análisis Espacial para explorar estos fenómenos y procesos geográficos como sistemas complejos. En la revisión el estado del arte, algunos de los modelos ya reportados son: Autómatas Celulares, Modelos Basados en Agentes, Redes Neuronales y Algoritmos Evolutivos (de Smith, 2014), así como Redes Complejas (Ducruet y Beauguitte, 2014).

En este sentido, este trabajo abordó la complejidad sobre las interacciones espacialmente agregadas que se establecen en relación a fenómenos y procesos que integran el territorio desde el Análisis Espacial. Partiendo de la revisión de los diferentes dominios de conocimiento en los que la conectividad está presente como una propiedad espacial que se refiere a la capacidad de crear enlaces para configurar conexiones que permitan formas específicas de interacción. Formas en donde la interacción espacial pueda referirse a los Intercambios materiales o inmateriales entre pares de localización, o bien, a las conexiones locales expresadas como la influencia de la localización definida en un vecindario.

Así la conectividad que comprende tanto la existencia de un “enlace” como de un “flujo”, con respecto al territorio permite abordar una perspectiva de modelado de sistemas como aquella en la que a menudo resulta útil tener en cuenta los problemas espaciales, a través de un enfoque territorial que considere la dinámica de abajo hacia arriba de la teoría de los sistemas complejos para entender y explicar las interacciones que permitan encontrar reglas de conectividad local, con el fin de resolver problemas globales mediante la observación de un mayor orden espacial y patrones más agregados. Se trata de un enfoque que permite poner atención a las cosas más cercanas para tratar de obtener medidas locales.

En este trabajo diferentes modelos en relación con la conectividad fueron estudiados en el marco del Análisis Espacial, la Ciencia de la Redes y la Complejidad. Para ello se desarrolló un marco analítico para identificar el aporte de las RNC a la conectividad dentro del ámbito del Análisis Espacial, en relación a esta familia de modelos en donde

los fenómenos geográficos se conceptualizan como sistemas complejos (O'Sullivan, 2014), y la conectividad refleja una forma básica de interacción entre elementos individuales y su entorno.

Se discutió acerca de cómo las RNC en relación a los otros modelos estudiados, proporcionan formas de explorar el espacio en relación con la obtención de reglas locales que permiten no solo el reconocimiento, sino también la formación de patrones en relación con procesos y fenómenos geoespaciales. Como resultado de la investigación se pudieron identificar una serie de ventajas de diseño definidas por: (i) su sentido inherentemente espacial, simple y computacionalmente eficiente; (ii) la definición de su atención a cómo los elementos individuales actúan con sus vecinos inmediatos y estos a su vez con el entorno; (iii) su referencia como modelos apropiados para el estudio de sistemas complejos; y (iv) la posibilidad de involucrar dos tipos de problemas, los referidos a la estructura (patrón de conectividad) y a la dinámica (flujos).

A partir de lo anterior, se desarrollaron dos aplicaciones para el análisis de datos de percepción Remota basadas en el uso de RNC que incorporan propiedades de conectividad local sobre una estructura regular para resolver problemas en relación al reconocimiento de patrones espaciales en ambientes urbanos. Los algoritmos implementados han sido capaces de realizar tareas de reconocimiento de patrones en imágenes satelitales con un alto nivel de ruido de fondo. Además, las aplicaciones sugieren que las RNC se pueden implementar de manera relativamente sencilla. Lo anterior implica una mínima interacción de parte del usuario para la definición del arreglo dimensional en el que se sucede la simulación, la vecindad que permite acotar las interacciones locales, la configuración de la red para la selección de pesos asociada con la tarea a llevar a cabo y el lapso de tiempo en el que la simulación se ejecuta y permita a la red obtener una solución.

Esto proporciona elementos para la construcción de un enfoque de modelado que complementa a una misma familia de modelos que pueden ser empleadas para abordar problemas de análisis de patrones espaciales desde un enfoque territorial en

el que la conectividad es vista como una relación espacial que permite representar la estructura y el comportamiento de ciertos fenómenos y procesos en el espacio geográfico. Así, estas redes son un complemento en el uso de modelos basados en reglas locales de conectividad, para el procesamiento global de la información en relación a una tarea específica. Así, las aplicaciones desarrolladas (Nuñez, 2015 a y b) se constituyen como un primer esfuerzo y una buena base para explorar como las RNC constituyen una alternativa para el análisis y modelado espacial de fenómenos y procesos territoriales.

En este sentido, los resultados reportados puedan ayudar a dar visibilidad acerca de cómo estas redes pueden ser empleadas en la representación, el análisis y el modelado de conectividad local con enfoque territorial. En particular, estas contribuciones se consideran primordiales para el desarrollo de posibles nuevos modelos en áreas como la planeación al interior de las ciudades, en donde la dinámica espacio-temporal de los procesos involucra interacciones locales de los dominios humano y natural. Un ejemplo clave de este nexo, entre las personas y la naturaleza dentro de las ciudades, son los servicios ecosistémicos urbanos (Elmqvist *et al.*, 2015). Los cuales se producen y consumen en el contexto de sistemas sociales, ecológicos, económicos y tecnológicos autónomos pero interactuantes entre sí, por lo que la comprensión de cómo estos sistemas influyen en la disponibilidad de servicios ecosistémicos es crucial para la planificación urbana (Gomez-Baggethun y Barton, 2013).

La mayoría de los servicios ecosistémicos consumidos en las ciudades son generados por ecosistemas, a menudo ubicados a grandes distancias fuera de las propias ciudades (Deutsch y Folke, 2005). No obstante, los propios ecosistemas urbanos pueden proporcionar una amplia gama de servicios ecosistémicos que se caracterizan por una alta intensidad en la demanda debido a un gran número de beneficios económicos, ambientales y sociales asociados con el suministro local de alimentos (McPhearson *et al.*, 2014), la regulación interna del microclima e inundaciones (Pataki

*et al.*, 2011), así como el secuestro y almacenamiento de carbono por parte de los espacios verdes al interior de las ciudades (Strohbach y Haase, 2012).

En este contexto, la investigación reciente sobre los SEU, ha puesto de relieve la importancia de un enfoque de conectividad espacial para entender de mejor manera las interacciones entre los ecosistemas y sus beneficiarios más cercanos (Bagstad *et al.*, 2013; Mitchell *et al.*, 2013). En donde la comprensión adecuada de los efectos espaciales de la conectividad local, es clave para que los planificadores de la ciudad diseñen estrategias apropiadas que aseguren un suministro estable de servicios ecosistémicos dentro de las ciudades (McPhearson *et al.*, 2014).

Esta mirada a la conectividad espacial desde el marco de los servicios ecosistémicos urbanos, tiene un profundo sentido de vinculación con el enfoque de modelado propuesto, ya que permite la posibilidad de observar propiedades locales de sistemas reales y estudiarlos mediante este tipo de modelos que se adaptan bien a la teoría de los sistemas complejos y en donde la conectividad refleja una forma básica de interacción entre elementos individuales y su entorno, lo que permite el análisis y modelado de patrones espacialmente agregados.

# Capítulo 7

## Conclusiones

---

Actualmente, una de las múltiples aplicaciones del Análisis Espacial es su uso como herramienta de ayuda en la planificación y la toma de decisiones para el desarrollo sostenible, dado el interés entre tomadores de decisión e investigadores interesados en temas que vinculan aspectos naturales y humanos. En atención al desarrollo sostenible, diversos esfuerzos se están realizando para tratar de entender problemas en todo el mundo acerca de las implicaciones —para las sociedades humanas— de la deforestación de los bosques, el crecimiento de las ciudades, la producción de alimentos y la pérdida de recursos hídricos. Lo anterior, dentro de un contexto territorial, en el que los problemas y preguntas abordados buscan combinar procesos, resultado de las interacciones que los seres humanos establecen entre ellos y su ambiente, permite al Análisis Espacial proveer enfoques de modelado para razonar acerca de estos fenómenos y procesos que ocurren en el espacio geográfico, con el propósito de ayudar a una mejor toma de decisiones.

En este trabajo se ha abordado la conectividad, como un concepto dentro del Análisis Espacial que permite representar como una relación espacial, ciertos fenómenos y procesos, que a su vez crean patrones que pueden ser capturados mediante un enfoque de modelado que complementa a una misma familia de modelos que en general se adaptan bien a la exploración del comportamiento de los sistemas complejos bajo un enfoque territorial.

De esta manera, algunos elementos de diseño fueron propuestos en este trabajo para incluir como alternativa a las Redes Neuronales Celulares en la solución de problemas y preguntas de Análisis Espacial, en relación a temas que combinan procesos humanos y naturales. Este tipo de redes —modelos espacialmente explícitos de conectividad local para el procesamiento de información—, fueron estudiadas en correspondencia tanto con Redes Neuronales como con Autómatas Celulares; así como con el marco de ciencia de las redes para integrarlas en una familia de modelos que reflejan una forma básica de interacción entre elementos individuales y su entorno.

Así con la ventaja de una estructura regular y la posibilidad de interacción con el entorno, manteniendo un enfoque de abajo hacia arriba, se identificaron cuatro elementos de diseño (arreglo dimensional, vecindad, configuración y tiempo) para incorporar los aspectos de modelado que deben tomarse en cuenta para desarrollar aplicaciones relacionadas con el Análisis Espacial. Específicamente se desarrollaron dos aplicaciones con datos de imágenes satelitales para la detección de bordes y la segmentación de superficie impermeable para la obtención de información en ambientes urbanos.

No obstante y aunque este enfoque fue probado sólo para el caso de reconocimiento y formación de patrones espaciales, puede ser posible plantear la simulación del comportamiento sobre algunos fenómenos en el espacio geográfico, dentro de las limitaciones de su estructura. Lo anterior permite pensar en que estas redes pueden significar posibles líneas de investigación en relación a la simulación de movimientos a partir de considerar las conexiones locales de su estructura regular, su capacidad de aprendizaje otorgada por el almacenamiento de información y su posibilidad de operar en tiempo real debido a su naturaleza analógica. En este sentido, el futuro próximo, será posible explorar una aproximación, en analogía a la simulación de robots móviles sobre un entorno con obstáculos, mediante el enfoque propuesto para la simulación de movimientos de jaguares sobre un ambiente antrópico (de la Torre *et al.*, 2015 a y b), para la ubicación de señalética.

Con todo este trabajo, se identificaron algunos elementos puntuales que permiten ofrecer conclusiones generales acerca de este trabajo:

- Dentro del Análisis Espacial, la conectividad referida como una propiedad con la capacidad de crear enlaces para configurar conexiones, permite formas específicas de interacción espacial que son empleadas por diferentes modelos para explorar ciertos fenómenos geográficos.
- La manera en la que la conectividad es conceptualizada y formalizada dentro de las Redes Neuronales Celulares, puede ser importante para ayudar a la comprensión de algunos fenómenos geográficos sensibles a las interacciones locales.
- En relación al análisis y modelado espacial, tres son las características de las Redes Neuronales Celulares que permiten integrarla a una misma familia de modelos que pueden ser empleadas para abordar problemas y preguntas bajo un enfoque territorial, desde el ámbito del Análisis Espacial: (i) su naturaleza espacialmente explícita que le permite no sólo el reconocimiento, sino también la simulación de patrones; (ii) su estructura regular con la cual es posible abordar el comportamiento de ciertos fenómenos geográficos conservando un mismo patrón de conectividad; y (iii) la interacción con el entorno, relacionada con la capacidad de aprendizaje que le permite definir una serie de parámetros que guían su comportamiento en la resolución de una tarea específica.
- En las Redes Neuronales Celulares, la conectividad local definida en una vecindad, permite a los elementos que controlan su configuración producir un comportamiento específico en un tiempo determinado. Uno en el que la interacción entre elementos individuales, el entorno y la retroalimentación pueden capturar la complejidad y ofrecer la posibilidad de identificar elementos explicativos sobre el comportamiento emergente de ciertos fenómenos en el territorio.

- El aporte de las Redes Neuronales Celulares a la conectividad, complementa una familia de modelos y posibilita la generación de mayores aplicaciones en el ámbito del Análisis Espacial, demostrando el potencial de este enfoque de análisis y modelado para encontrar reglas de interacción local que resuelvan problemas globales.
- Con respecto a los resultados obtenidos se pudo comprobar que el patrón de conectividad entre píxeles en un vecindario, puede ser una propiedad empleada en el establecimiento de límites para la definición de objetos o en la definición de áreas en relación al espacio geográfico. Un aspecto importante y común en ambos resultados, fue su implantación computacional accesible, así como un tiempo de ejecución pequeño.
- En el primer caso, la propiedad de conectividad local, permite que las diferentes configuraciones de las plantillas matriciales de clonación evaluadas, desempeñen un mejor papel en la selección de los píxeles que definen el borde, principalmente en relación al número de píxeles conectados que lo definen. Mientras que en el segundo caso, esa misma propiedad permite identificar regiones homogéneas para cuantificar la magnitud, la ubicación, la geometría, y el patrón espacial de las superficies impermeables, una variable importante para una serie de cuestiones y temas en ciencias ambientales centrales para el cambio ambiental global y las interacciones hombre-naturaleza

# Lista de figuras

	Pág.
1.1. Esquema conceptual del trabajo de tesis	9
2.1. Representación del paradigma de sistemas visto en tres niveles: sistema, intrasistema y suprasistema. Basado en Reyes (2005, p. 72)	21
2.2. El proceso de análisis de sistemas. Basado en O'Sullivan y Perry (2013, p. 5)	22
3.1. Red neuronal simple con una sola capa oculta. Tomada de Looney (1997, p. 84)	42
4.1. Redes no dirigidas y dirigidas. Tomado de Agnarsson y Greenlaw (2007, p. 23)	62
4.2. Representación del problema de los siete puentes de Königsberg. A la izquierda vemos una representación del problema de los siete puentes de Königsberg, y a la derecha la abstracción matemática del mismo en términos de nodos (regiones de tierra) conectados por enlaces (puentes). Tomado de Agnarsson y Greenlaw (2007, pp. 2-3)	65
4.3. Proceso de formación de redes bajo el modelo Erdős-Rényi con un valor de $p=0.01$ . Tomado de Agnarsson y Greenlaw (2007, p. 74)	66

4.4	Transformación de una red regular en una aleatoria mediante recableado. Tomado de Feldt <i>et al.</i> (2011, p. 228)	70
4.5	Eliminaciones aleatorias y ataques dirigidos a una red de escala libre. Las redes libres de escala incluyen <i>hubs</i> , es decir, los nodos súper-conectados que pueden tener un fuerte impacto en la dinámica global. Tomado de Feldt <i>et al.</i> (2011, p.228)	73
5.1.	Arreglo de una CNN estándar (a) y vecindario de 3 x 3 (b). Referencia en Mainzer (2007, p. 262)	83
5.2.	Plantilla de clonación EDGE CNN. Referencia en Mainzer (2007, p. 263)	87
5.3.	Imagen de entrada y salida para la EDGE CNN. Referencia en Mainzer (2007, p. 264)	87
5.4.	Distribución de publicaciones CNN por año. Tomado de Pazienza (2010)	89

# Referencias

- Agnarsson, G., & Greenlaw, R. (2007). *Graph Theory: Modeling, applications, and algorithms*. Prentice-Hall, Inc. 446 p.
- Albert, R., J., H., & Barabási, A. L. (2000). Error and attack tolerance of complex networks. *nature*, 406(6794), 378-382.
- Albert, R., J., H., & Barabási, A. L. (2002). Statistical mechanics of complex networks. *Reviews of modern physics*, 74(1), 54 pp.
- Almeida, C. M., Gleriani, J. M., Castejon, E. F., & Soares-Filho, B. S. (2008). Using neural networks and cellular automata for modelling intra-urban land-use dynamics. *International Journal of Geographical Information Science*, 22(9), 943-963.
- An, L. (2012). Modeling human decisions in coupled human and natural systems: review of agent-based models. *Ecological Modelling*, 229, 25-36.
- Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: methods and models* (Vol. 4). Springer Science & Business Media. 284 p.
- Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association—LISA. *Geographical analysis*, 27(2), 93-115.
- Anthony, M., & Bartlett, P. L. (2009). *Neural network learning: Theoretical foundations*. cambridge university press.
- Arun, P. V., & Katiyar, S. K. (2013). Cellular neural network–based hybrid approach toward automatic image registration. *Journal of Applied Remote Sensing*, 7(1), 073533-073533.
- Ashby, W. R. (1962). "Principles of the self-organizing system," in *Principles of SelfOrganization: Transactions of the University of Illinois Symposium*, H. Von Foerster and G. W. Zopf, Jr. (eds.), Pergamon Press: London, UK, pp. 255-278.
- Aydogan, D. (2012). CNNEDGE POT: CNN based edge detection of 2D near surface potential field data. *Computers & Geosciences*, 46, 1-8.
- Bagstad, K. J., Johnson, G. W., Voigt, B., & Villa, F. (2013). Spatial dynamics of ecosystem service flows: a comprehensive approach to quantifying actual services. *Ecosystem Services*, 4, 117-125.

- Banerjee, S., Carlin, B. P., & Gelfand, A. E. (2015). Hierarchical modeling and analysis for spatial data. Crc Press. 562 p.
- Banister, D. (2008). The sustainable mobility paradigm. *Transport policy*, 15(2), 73-80.
- Barabási, A. L. (2016). *Network science*. Cambridge University Press. 456 p.
- Barabási A. L. and Albert R. (1999). Emergence of scaling in random networks. *Science*, 286(5439): 509-512.
- Barabási, A. L. (2014). *Linked: the new science of networks science of networks*. Perseus Basic Books. Cambridge, Massachusetts. 280 p.
- Barpi, F., Borri-Brunetto, M., & Veneri, L. D. (2007). Cellular-automata model for dense-snow avalanches. *Journal of Cold Regions Engineering*, 21(4), 121-140.
- Basse, R. M., Omrani, H., Charif, O., Gerber, P., & Bódis, K. (2014). Land use changes modelling using advanced methods: cellular automata and artificial neural networks. The spatial and explicit representation of land cover dynamics at the cross-border region scale. *Applied Geography*, 53, 160-171.
- Batty, M., & Torrens, P. M. (2005). Modelling and prediction in a complex world. *Futures*, 37(7), 745-766.
- Batty, M. (2008). Fifty years of urban modeling: Macro-statics to micro-dynamics. In *The dynamics of complex urban systems* (pp. 1-20). Physica-Verlag HD.
- Batty, M., & Xie, Y. (1994). From cells to cities. *Environment and planning B: Planning and design*, 21(7), S31-S48.
- Benenson, I. & Torrens, P.M. (2004). A minimal prototype for integrating GIS and geographic simulation through Geographic Automata Systems. In *GeoDynamics*, P. Atkinson, G. Foody, S. Darby, F. Wu (Eds.) Florida: CRC Press, pp. 347-369.
- Berry, B. J. L. (1968). Approaches to regional analysis: a synthesis. *Spatial Analysis, A reader in Statistical Geography*. Berry b. J. L. & Marble D. F. (Eds.). Prentice Hall.
- Bertelle, C., Duchamp, G. H. E., and Kadri-Dahmani, H. (2009). *Complex systems and self-organization modelling*. Springer, Berlin. 236 p.
- Bertolini, L., Le Clercq, F., & Kapoen, L. (2005). Sustainable accessibility: a conceptual framework to integrate transport and land use plan-making. Two test-applications in the Netherlands and a reflection on the way forward. *Transport policy*, 12(3), 207-220.

- Bishop, C. M. (2005). *Neural networks for pattern recognition*. Oxford university press. 413 p.
- Black, W. R. (1995). Spatial interaction modeling using artificial neural networks. *Journal of Transport Geography*, 3(3), 159-166.
- Boccaletti, S., Latora, V., Moreno, Y., Chavez, M., & Hwang, D. U. (2006). Complex networks: Structure and dynamics. *Physics reports*, 424(4), 175-308.
- Bohan, D.A., Raybould, A., Mulder, C., Woodward, G., Tamaddoni-Nezhad, A., Bluthgen, N., Pocock, M.J.O., Muggleton, S.M., Evans, D.M., Astegiano, J., Massol, F., Loeuille, N., Petit, S., Macfadyen, S. (2013). Networking agroecology: integrating the diversity of agroecosystem interactions. *Adv. Ecol. Res.* 49, 1–67.
- Brodie, J. F., Giordano, A. J., Dickson, B., Hebblewhite, M., Bernard, H., Mohd-Azlan, J., ... & Ambu, L. (2015). Evaluating multispecies landscape connectivity in a threatened tropical mammal community. *Conservation Biology*, 29(1), 122-132.
- Brunsdon, C., & Singleton, A. (Eds.). (2015). *Geocomputation: A Practical Primer*. SAGE Publications Ltd. 392 p.
- Brunsdon, C., Fotheringham, A. S., & Charlton, M. E. (1996). Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity. *Geographical analysis*, 28(4), 281-298.
- Camara, A.S., F. Ferreira and P. Castro. (1996). Spatial simulation modeling. In: Fischer, M.M., H.J. Scholten and D. Unwin (Eds.). *Spatial Analytical Perspectives on GIS, GISDATA 4*. Taylor&Francis, London. pp. 201-212.
- Chen, J., C., Li, Zhilin Li & C., Gold. (2001) A Voronoi-based 9-intersection model for spatial relations. *International Journal of Geographical Information Science*, 15(3)201-220.
- Chen, G., Wang, X., & Li, X. (2014). *Fundamentals of complex networks: models, structures and dynamics*. John Wiley & Sons. 366 p.
- Cheng, T., Haworth, J., Anbaroglu, B., Tanaksaranond, G., & Wang, J. (2014). Spatiotemporal data mining. In *Handbook of Regional Science* (pp. 1173-1193). Springer Berlin Heidelberg.
- Cheng, G., & Han, J. (2016). A survey on object detection in optical remote sensing images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 117, 11-28.

- Chua, L. O., & Roska, T. (1993). The CNN paradigm. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*, 40(3), 147-156.
- Chua, L. O., & Roska, T. (2002). *Cellular neural networks and visual computing: foundations and applications*. 396 p. Cambridge University Press.
- Chua, L. O., & Yang, L. (1988). Cellular neural networks: Theory. *Circuits and Systems, IEEE Transactions on*, 35(10), 1257-1272.
- Chua, L. O., Roska, T., Venetianer, P. L., & Zarándy, Á. (1992). Some novel capabilities of CNN: Game of life and examples of multipath algorithms. In *Cellular Neural Networks and their Applications, 1992. CNNA-92 Proceedings., Second International Workshop on* (pp. 276-281). IEEE.
- Clarke, K. C. (1997). *Getting started with geographic information systems (Vol. 3)*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall. 353 p.
- Clarke, K. C. (2014). Cellular Automata and Agent-Based Models. In *Handbook of Regional Science; Fischer, M.M., Nijkamp, P. (Eds)*. Springer: Berlin, Germany. pp. 1217-1233. Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Coenen, L., Benneworth, P., & Truffer, B. (2012). Toward a spatial perspective on sustainability transitions. *Research policy*, 41(6), 968-979.
- Conway, J. (1970). The game of life. *Scientific American*, 223(4), 4 p.
- Cotsaftis, M. (2009). A Passage to Complex Systems. In C. Bertelle, G. H. E. Duchamp and H. Kadri-Dahmani (Eds.), pp. 3-19. *Complex systems and self-organization modelling*. Springer, Berlin.
- Couclelis, H. (1989). Macrostructure and microbehavior in a metropolitan area. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 16(2), 141-154.
- Couclelis, H. (1997) From cellular automata to urban models: new principles for model development and implementation. *Environment and Planning B: Planning & Design*, 24,165-174.
- De Berg, M., Van Kreveld, M., Overmars, M., & Schwarzkopf, O. C. (2000). Computational geometry. In *Computational geometry* (pp. 1-17). Springer Berlin Heidelberg.

- De Groot, R. S., Alkemade, R., Braat, L., Hein, L., & Willemen, L. (2010). Challenges in integrating the concept of ecosystem services and values in landscape planning, management and decision making. *Ecological complexity*, 7(3), 260-272.
- de la Torre, J. A., Núñez, J. M., & Medellín, R. A. (2017). Spatial requirements of jaguars and pumas in Southern Mexico. *Mammalian Biology*. 84, 52-60.
- de la Torre, J. A., Núñez, J. M., & Medellín, R. A. (2016). Habitat availability and connectivity for jaguars (*Panthera onca*) in the Southern Mayan Forest: Conservation priorities for a fragmented landscape. *Biological Conservation*, 206, 270-282.
- de Smith, M. (2014) *Geospatial Analysis and Geocomputation: Concepts and Modeling Tools*. In *Handbook of Regional Science*. M. M. Fischer & P. Nijkamp (Eds.). pp.1123-1136. Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- DeMers, M. N. (1997). *Fundamentals of Geographic Information Systems*. John Wiley and Sons. 486 p. ISBN: 0471142840.
- DeMers, M. N. (2001). *GIS Modeling in Raster*. GIS & Remote Sensing. Wiley, West Sussex, England, 208 p.
- De Wolf, T., & Holvoet, T. (2004). Emergence versus self-organisation: Different concepts but promising when combined. In *International Workshop on Engineering Self-Organising Applications* (pp. 1-15). Springer Berlin Heidelberg.
- Deutsch, L., & Folke, C. (2005). Ecosystem subsidies to Swedish food consumption from 1962 to 1994. *Ecosystems*, 8(5), 512-528.
- Ducruet, C., & Beauguitte, L. (2014). Spatial science and network science: Review and outcomes of a complex relationship. *Networks and Spatial Economics*, 14(3-4), 297-316.
- Elachi, C. and van Zyl, J. (2006). *Introduction To The Physics and Techniques of Remote Sensing*, 2nd edn. Hoboken, NJ: Wiley-Interscience. 552 p.
- Egenhofer, M. J. (1989) A formal definition of binary topological relationships. *Lectures notes in Computer Science*. 367:457-472.
- Egenhofer, M. J., & J. R., Herring. (1991) A mathematical framework for the definition of topological relationships. In *Proceedings of the Fourth International Symposium on Spatial Data Handling*, International Geographical Union, Zurich. 10 p.

- Egenhofer, M. J., R. D. Franzosa. (1991). Point-set topological relations. *International Journal of Geographical Information Systems* 5:161–74.
- Egmont-Petersen, M., de Ridder, D., & Handels, H. (2002). Image processing with neural networks—a review. *Pattern recognition*, 35(10), 2279-2301.
- Elmqvist, T., Setälä, H., Handel, S. N., van der Ploeg, S., Aronson, J., Blignaut, J. N., ... & de Groot, R. (2015). Benefits of restoring ecosystem services in urban areas. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 14, 101-108.
- Erdős, P. & Rényi, A. (1960). On the evolution of random graphs. *Publ. Math. Inst. Hung. Acad. Sci.* 5, 17–61.
- Feldt, S., Bonifazi, P., & Cossart, R. (2011). Dissecting functional connectivity of neuronal microcircuits: experimental and theoretical insights. *Trends in neurosciences*, 34(5), 225-236.
- Fischer, M. M. (2009). Principles of Neural Spatial Interaction Modeling. In *Tool Kits in Regional Science* (pp. 199-214). Springer Berlin Heidelberg.
- Fisher, B., Turner, R. K., & Morling, P. (2009). Defining and classifying ecosystem services for decision making. *Ecological economics*, 68(3), 643-653.
- Fischer M.M. & Leung Y. (eds.). (2001). *GeoComputational Modelling: Techniques and Applications*, Springer, Berlin, Heidelberg, New York. 275 p.
- Fischer, M. M., & Reggiani, A. (2004). Spatial interaction models: From the gravity to the neural network approach. *Contributions to Economic Analysis*, 266, 317-346.
- Fischer M.M. (1998): Computational neural networks – a new paradigm for spatial analysis, *Environment and Planning A* 30 (10), 1873-1891.
- Fischer, M. M. (2013). Neural Spatial Interaction Models: Network Training, Model Complexity and Generalization Performance. In *International Conference on Computational Science and Its Applications* (pp. 1-16). Springer Berlin Heidelberg.
- Fischer, J., & Lindenmayer, D. B. (2007). Landscape modification and habitat fragmentation: a synthesis. *Global ecology and biogeography*, 16(3), 265-280.
- Fischer, M. & Nijkamp, P. (Eds.). (2014). *Handbook of Regional Science*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 1732 pp.

- Fischer, M. M. (2006). *Spatial analysis and geocomputation: selected essays*. Springer Science & Business Media. 336 p.
- Fischer, M. M., & Getis, A. (Eds.). (1997). *Recent Developments in Spatial Analysis: Spatial Statistics, Behavioural Modelling, and Computational Intelligence*. Springer Science & Business Media.
- Fischer, M. M., & Getis, A. (Eds.). (2010). *Handbook of applied spatial analysis: software tools, methods and applications*. Springer Science & Business Media. 811 p.
- Fotheringham, A. S. (1983). A new set of spatial-interaction models: the theory of competing destinations. *Environment and Planning A*, 15(1), 15-36.
- Fotheringham, A. S., Brunson, C., & Charlton, M. (2000). *Quantitative geography: perspectives on spatial data analysis*. Sage Publications. 270 p. ISBN:0761959475.
- François, C. (Ed.). (2004). *International encyclopedia of systems and cybernetics*. Walter de Gruyter. 423 p.
- Freeman M.C., Pringle C.M. & Jackson C.R. (2007). Hydrologic connectivity and the contributions of stream headwaters to ecological integrity at regional scales. *Journal of the American Water Resources Association*, 43, 5–14.
- Friesz, T. L., & Bernstein, D. (2016). *Foundations of Network Optimization and Games*. Springer. 504 p.
- Galton A. (2000) *Qualitative Spatial Change*, Oxford, Oxford University Press. 409 p.
- Gavrilut, I., Tepelea, L., & Gacsádi, A. (2011). CNN processing techniques for image-based path planning of a mobile robot. In *WSEAS 15th International Conference on Systems* (pp. 259-263).
- Gavrilut, I., Tiponut, V., & Gacsadi, A. (2006). Path planning of mobile robots by using cellular neural networks. In *2006 10th International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications*.
- Gavrilut, I., Tiponut, V., & Gacsadi, A. (2009). Mobile Robot Navigation based on CNN Images Processing—An Experimental Setup. *Wseas Transactions on systems*, ISSN, 1109-2777. (Vol. 8, pp. 947-956).

- Gazi, O. B., Belal, M., & Abdel-Galil, H. (2014). Edge detection in satellite image using cellular neural network, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 5(10), 61–70.
- Getis, A. (1991). Spatial interaction and spatial autocorrelation: A cross-product approach. *Environment and Planning A*. 23:1269–77.
- Gilli, M., Roska, T., Chua, L. O., & Civalieri, P. P. (2002). CNN dynamics represents a broader class than PDEs. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 12(10), 2051-2068.
- Goodwin, B. J. (2003). Is landscape connectivity a dependent or independent variable?. *Landscape ecology*, 18(7), 687-699.
- Gómez-Baggethun, E., & Barton, D. N. (2013). Classifying and valuing ecosystem services for urban planning. *Ecological Economics*, 86, 235-245.
- Goodchild, M. F. (2009). Geographic information systems and science: today and tomorrow. *Annals of GIS*, 15(1), 3-9.
- Goodchild, M. F., & Longley, P. A. (2014). The practice of geographic information science. In *Handbook of Regional Science*; Fischer, M.M., Nijkamp, P. (Eds). Springer: Berlin, Germany. pp. 1107-1122.
- Grassberger, P. (1984). Chaos and diffusion in deterministic cellular automata. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 10(1), 52-58.
- Grimm, V., & Railsback, S. F. (2013). *Individual-based modeling and ecology*. Princeton university press. 428 p.
- Guariso, G., and Maniezzo, V. (1992). Air quality simulation through cellular automata. *Environmental Software*, 7 (3), 131-141.
- Haggett, P. (2001). *Geography: a global synthesis*. Pearson Education. 864p.
- Haken, H. (2006). *Information and self-organization: A macroscopic approach to complex systems*, Springer Science & Business Media. 257 p.
- Haynes, K. E., & Fotheringham, A. S. (1984). *Gravity and spatial interaction models (Vol. 2)*. Beverly Hills: Sage publications.
- He, C., Okada, N., Zhang, Q., Shi, P., & Zhang, J. (2006). Modeling urban expansion scenarios by coupling cellular automata model and system dynamic model in Beijing, China. *Applied Geography*, 26(3), 323-345.

- Hecht-Nielsen, R. (1990), *Neurocomputing*, Addison-Wesley, Reading, MA. 433 p.
- Hengl, T. (2006). Finding the right pixel size. *Computers & Geosciences*, 32(9), 1283-1298.
- Herold, M., Couclelis, H., & Clarke, K. C. (2005). The role of spatial metrics in the analysis and modeling of urban land use change. *Computers, Environment and Urban Systems*, 29(4), 369-399.
- Heylighen, F. (1989). Self-organization, emergence and the architecture of complexity. *Proceedings of the 1st European Conference on System Science (AFCET, Paris)*, 23–32.
- Heylighen, F. (2008). Complexity and self-organization. In M. J. Bates & M. N. Maack (Eds.), *Encyclopedia of library and information sciences*, Vol. 2 (pp. 1215–1224). Oxford: Taylor & Francis.
- Heylighen, Francis & Cliff Joslyn (1995), *Systems Theory*, in *The Cambridge Dictionary of Philosophy*, ed. Robert Audi, Cambridge: Cambridge University Press, pp. 898-899.
- Hillier, B. (2007). *Space is the machine: a configurational theory of architecture*. Cambridge University Press. 355 p.
- Holland, J.H. (2006). Studying complex adaptive systems. *J. Syst. Sci. Complexity* 19(1), 1–8.
- Hong, Y., Hsu, K. L., Sorooshian, S. and Gao, X. G. (2004). Precipitation estimation from remotely sensed imagery using an artificial neural network cloud classification system. *Journal of Applied Meteorology*, 43(12), 1834–52.
- Hopcroft, J.E. (2007). *Introduction to Automata Theory, Languages, and Computation*. Pearson/Addison Wesley, Boston. 525 p.
- Hopfield, J. J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proc. of the national academy of sciences*, 79(8), 2554-2558.
- Hruba, F., E. Fabianova, K. Koppova, and J. J. Vandenberg. (2001) Childhood respiratory symptoms, hospital admissions, and long-term exposure to airborne particulate matter. *Journal of Exposure Analysis and Environmental Epidemiology* 11:33–40.
- Hsieh, W. W. (2009). *Machine learning methods in the environmental sciences: Neural networks and kernels*. Cambridge university press. 349 p.
- Ilachinski, A. (2001). *Cellular Automata: A Discrete Universe*. World Scientific, Singapore; River Edge, NJ. 808 p.

- Isaaks, E., Srivastava, R.M. (1989). *An Introduction to Applied Geostatistics*. Oxford University Press, New York, NY 561pp.
- Isard, W. (1956). *Location and space-economy*. New York: Wiley.
- Itami, R. M. (1994). Simulating spatial dynamics: cellular automata theory. *Landscape and urban planning*, 30(1), 27-47.
- Jackson, M. O., & Rogers, B. W. (2007). Relating network structure to diffusion properties through stochastic dominance. *The BE Journal of Theoretical Economics*, 7, 1-13.
- Jacobsson, H. (2005). Rule Extraction from Recurrent Neural Networks: A Taxonomy and Review. *Neural Computation*, 17(6), 1223-1263.
- Jain, A. K., Mao, J., & Mohiuddin, K. M. (1996). Artificial neural networks: A tutorial. *Computer*, (3), 31-44.
- Johnston, R. J. (1994). Spatial Analysis. In R. J. Johnston, D. Gregory and D. M. Smith (Eds). *The Dictionary of Human Geography*. Oxford: Blackwell. 577 p.
- Jones, C. B. (2014). *Geographical information systems and computer cartography*. Routledge. 326 p.
- Jordan N. 1969. Themes in speculative psychology: some thinking about 'system'. In *Systems Thinking* (Vol. 2, 1981), Emery FE (ed.). Penguin: London.
- Karacs, K., Cserey, G. Y., Zarandy, A., Szolgay, P., Rekeczky, C. S., Kek, L., Szabó, V., Paziienza, & Roska, T. (2010). T.: Software Library for Cellular Wave Computing Engines in an era of kilo-processor chips, Version 3.1. Cellular Sensory and Wave Computing Laboratory of the Computer and Automation Research Inst., Hungarian Academy of Sciences and the Jedlik Laboratories of the Pazmany P. Catholic University, Tech. Rep.
- Kauffman, S. A. (1992). *The origins of order: Self organization and selection in evolution*. Oxford University Press, USA. 709 p.
- Kaur, B., & Garg, A. (2011, April). Mathematical morphological edge detection for remote sensing images. In *Electronics Computer Technology (ICECT), 2011 3rd International Conference on* (Vol. 5, pp. 324-327). IEEE.
- Khouzam, B. (2014). *Neural networks as cellular computing models for temporal sequence processing*. Doctoral dissertation. Supélec, France. 241 p.

- Kim, D., & Batty, M. (2011). Calibrating Cellular Automata Models for Simulating Urban Growth: Comparative Analysis of SLEUTH and Metronamica. Centre for Advanced Spatial Analysis, Paper, 176 pp.
- Lacasa, L. (2012). Redes, Interacciones, Emergencia. En *Perspectivas de la Física para el Siglo XXI* (Miramontes, O. & K. Volk editores). Coplt Arxives. México, D.F. 20 pp.
- Lai, T., & Dragičević, S. (2011). Development of an urban landslide cellular automata model: a case study of North Vancouver, Canada. *Earth Science Informatics*, 4(2), 69-80.
- Lago-Fernández, L. F., Sánchez-Montañés, M. A., & Corbacho, F. (2001). A biologically inspired visual system for an autonomous robot. *Neurocomputing*, 38, 1385-1391.
- Langlois, P. (2013) *Simulation of Complex Systems in GIS*, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, NJ, USA. 305 p. Doi: 10.1002/9781118557761.
- Lasaponara, R., Murgante, B., Masini, N., Ge, Y., & Asche, H. (2014). Advance in geocomputation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 26, 429-431.
- Laszlo, Ervin (2003), *The Connectivity Hypothesis: Foundations of an Integral Science of Quantum, Cosmos, Life, and Consciousness*, State University of New York Press.
- Lepage, R., Rouhana, R. G., St-Onge, B., Noumeir, R., & Desjardins, R. (2000). Cellular neural network for automated detection of geological lineaments on radarsat images. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 38(3), 1224-1233.
- Li, X., & Yeh, A. G. O. (2002). Neural-network-based cellular automata for simulating multiple land use changes using GIS. *International Journal of Geographical Information Science*, 16(4), 323-343.
- Liu, X., Li, X., Liu, L., He, J., & Ai, B. (2008). A bottom-up approach to discover transition rules of cellular automata using ant intelligence. *International Journal of Geographical Information Science*, 22(11-12), 1247-1269.
- Llanos-Hernández, L. (2010). El concepto del territorio y la investigación en las ciencias sociales. *Agricultura, sociedad y desarrollo*, 7(3), 207-220.
- Looney, C. G. (1997). *Pattern recognition using neural networks: theory and algorithms for engineers and scientists*. Oxford University Press, Inc. 458 p.

- López-Caloca, F. (2011). Un Aporte Teórico: El Prototipo Geomático. Tesis Doctoral, Centro de Investigación en Geografía y Geomática "Ing. J.L. Tamayo" A.C., México. 195 p.
- McPhearson, T., Hamstead, Z. A., & Kremer, P. (2014). Urban ecosystem services for resilience planning and management in New York City. *Ambio*, 43(4), 502-515.
- Mainzer, K. (2005): Symmetry and complexity in dynamical systems. *European Review Academia Europaea* 13 2, 29–48.
- Mainzer, K. (2007). Thinking in complexity: The computational dynamics of matter, mind, and mankind. Springer Science & Business Media. 456 p.
- Mainzer, K., & L.O. Chua. (2013). Local Activity Principle: The Cause of Complexity and Symmetry Breaking. Imperial College Press, London, 456 p.
- Manganaro, G., Arena, P., & Fortuna, L. (1999). Cellular Neural Networks: Chaos, Complexity and VLSI Processing (Vol. 1). 273 p. Springer Science & Business Media.
- Marceau, D. J., & Benenson, I. (Eds.). (2011). Advanced Geo-Simulation Models. Bentham Science Publishers. 145 p. Doi:10.2174/97816080522261110101.
- Mason, G. L. (2005). Connectivity as a basis for a systems modelling ontology. *Systems Research and Behavioral Science*, 22(1), 69-80.
- McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5(4), 115-133.
- Merriam G. (1984). Connectivity: a fundamental ecological characteristic of landscape pattern. In: Brandt J. and Agger P. (eds), *Proceedings of the First International Seminar on Methodology in Landscape Ecological Research and Planning (Vol. I)*, pp. 5–15. Roskilde Universitetsforlag GeuRuc, Roskilde, Denmark.
- Merriam, G. (1995). Movement in spatially divided populations: responses to landscape structure. *Landscape approaches in mammalian ecology and conservation*. University of Minnesota Press, Minneapolis, pp. 64-77.
- Miller, H. J. (2004). Tobler's first law and spatial analysis. *Annals of the Association of American Geographers*, 94(2), 284-289.
- Miller, H. J., & E. A. Wentz. (2003) Representation and Spatial Analysis in Geographic Information Systems. *Annals of the Association of American Geographers*, 93(3):574-594.

- Minsky, M., & Papert, S. (1969). *Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry*. MIT Press. Cambridge, Mass. 292 p.
- Mitchell, M. (2006). Complex systems: Network thinking. *Artificial Intelligence*, 170(18), 1194-1212.
- Mitchell, M. (2009). *Complexity: A guided tour*. Oxford University Press. 349 p.
- Mitchell, M. G., Bennett, E. M., & Gonzalez, A. (2013). Linking landscape connectivity and ecosystem service provision: current knowledge and research gaps. *Ecosystems*, 16(5), 894-908.
- Montañez G., G. (2001). Razón y pasión del espacio y el territorio. En: *Espacios y territorios. Red de estudios de espacio y territorio*. Universidad Nacional de Colombia, Bogotá. pp. 15-32.
- Montoya, Arango, V. (2009). *Espacio e identidad: sobre el sentido de lugar y la idea de la territorialidad*. Cátedra Abierta. Universidad, Cultura y Sociedad, pp. 79-91.
- Morales, M. L. M: (2013). *The definition of a minimum set of spatial relations*. Tesis Doctoral. Posgrado de Geografía. UNAM, México. 165 p.
- Morrissey, K. (2015). *Spatial Interaction Models*. In *Geocomputation: A Practical Primer*. C. Brunsdon & A. Singleton (Eds.). pp. 221-232. SAGE Publications Ltd.
- Murayama, Y., & Thapa, R. B. (Eds.). (2011). *Spatial analysis and modeling in geographical transformation process: GIS-based applications (Vol. 100)*. Springer Science & Business Media. 302 p. doi: 10.1007/978-94-007-0671-2.
- Nagel, K., Beckman, R. J., & Barrett, C. L. (1999). *TRANSIMS for Urban Planning*. Los Alamos, NM: LA-UR 984389, Los Alamos National Laboratory.
- Newman, M. E. (2003). The structure and function of complex networks. *SIAM review*, 45(2), 167-256.
- Newman, M. E., & Watts, D. J. (1999). Renormalization group analysis of the small-world network model. *Physics Letters A*, 263(4), 341-346.
- Newman, M. E., Strogatz, S. H., & Watts, D. J. (2001). Random graphs with arbitrary degree distributions and their applications. *Physical review E*, 64(2), 026118.

- Ng, C. N., Xie, Y. J., & Yu, X. J. (2013). Integrating landscape connectivity into the evaluation of ecosystem services for biodiversity conservation and its implications for landscape planning. *Applied Geography*, 42, 1-12.
- Núñez, J. M. (2015a). Edge detection for Very High Resolution Satellite Imagery based on Cellular Neural Network. *Advances in Pattern Recognition*, vol. 96, Special issue in *Research in Computing Science*; CIC-IPN, pp: 55 -64.
- Núñez, J. M. (2015b). Segmentation of Urban Impervious Surface Using Cellular Neural Networks. *CIARP 2015, Lecture Notes in Computer Science 9423*, pp. 509–516.
- Nystuen, J. D. (1963). Identification of some fundamental spatial concepts. *Papers of the Michigan Academy of Science Arts and Letters* 48:373–84. Reprinted 1968 in *Spatial analysis: A reader in statistical geography*, ed. B. J. L. Berry and D. F. Marble, 35–41. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Olmez, T., & Dokur, Z. (2004). Segmentation of remote-sensing images by artificial neural networks. In *Signal Processing and Communications Applications Conference, 2004. Proceedings of the IEEE 12th* (pp. 84-86). IEEE.
- Openshaw S. 1993. Modelling spatial interaction using a neural net, in Fischer M.M. and Nijkamp P. (eds.) *Geographic Information Systems, Spatial Modelling, and Policy Evaluation*, Springer, Berlin, 147–64.
- Openshaw S. & Abrahart R.J. (eds.) (2000): *GeoComputation*, Taylor & Francis, London. 428 p.
- O'Sullivan, D., & Perry, G. L. (2013). *Spatial simulation: exploring pattern and process*. John Wiley & Sons. 305 p.
- O'Sullivan, D., and P.M. Torrens. (2000). Cellular models of urban systems. In *Theory and Practical Issues on Cellular Automata* (pp. 108-116). Springer London.
- O'Sullivan D. 2014. *Spatial Network Analysis*. In *Handbook of Regional Science*; Fischer, M.M., Nijkamp, P. (Eds). Springer: Berlin, Germany. pp. 1253-1273.
- Parás, M. (2008). *Aportes al Desarrollo Científico de la Geomática: Un Enfoque de Conocimiento Transdisciplinario*. Tesis Doctoral. Centro de Investigación en Geografía y Geomática “Ing. Jorge L. Tamayo” A.C., México. 119 p.

- Pardo, A., & Kittler, J. (Eds.). (2015). Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications: 20th Iberoamerican Congress, CIARP 2015, Montevideo, Uruguay, November 9-12, 2015, Proceedings (Vol. 9423). Springer.
- Pastor-Satorras, R., & Vespignani, A. (2001). Epidemic spreading in scale-free networks. *Physical review letters*, 86(14), 3200.
- Pataki, D. E., Carreiro, M. M., Cherrier, J., Grulke, N. E., Jennings, V., Pincetl, S., ... & Zipperer, W. C. (2011). Coupling biogeochemical cycles in urban environments: ecosystem services, green solutions, and misconceptions. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 9(1), 27-36.
- Pazienza, G. E. (2010). Cellular Neural/Nonlinear Networks. The Collection of Computer Science Bibliographies. Accesada en Diciembre de 2016.  
<http://iinwww.ira.uka.de/bibliography/Theory/CNN.html>
- Peuquet, D. J. (1984). A conceptual framework and comparison of spatial data models. *Cartographica*, 21:66–113.
- Phillips, R. W., Spence, C., & Pomeroy, J. W. (2011). Connectivity and runoff dynamics in heterogeneous basins. *Hydrological Processes*, 25(19), 3061-3075.
- Pooler, J. (1994). An extended family of spatial interaction models. *Progress in Human Geography*, 18(1), 17-39.
- Prigogine, I. & Stengers, I. (1984). "Order out of Chaos : Man's New Dialogue with Nature.," New York : Bentam.
- Pringle, C.M. (2006). Hydrologic Connectivity: A Neglected Dimension of Conservation Biology. In: *Connectivity Conservation*, K. Crooks, and M. Sanjayan (Editors). Cambridge University Press, New York, pp. 233-254.
- Ramírez-Quintana, J. A., Chacon-Murguia, M. I., & Chacon-Hinojos, J. F. (2012). Artificial neural image processing applications: a survey. *Engineering Letters*, 20(1), 68.
- Rasmussen, R., and Hamilton, G. (2012). An approximate bayesian computation approach for estimating parameters of complex environmental processes in a cellular automata. *Environmental Modelling and Software*, 29 (1), 1-10.
- Reyes, C. (1986). Neighborhood Models: An alternative for the modeling of spatial structures. Ph. D. Thesis, Simon Fraser University. Canada. 221p.

- Reyes, C. (2005). Cybercartography from a Modelling Perspective. In *Cybercartography: Theory and Practice*, Vol. 4 in *Modern Cartography Series*. D.R.F. Taylor (Ed.). pp. 63-97. Amsterdam: Elsevier B.V.
- Ripley, B. (1981). *Spatial statistics*. Chichester: New York Wiley. 252 p.
- Rosenblatt, F. (1962). *Principles of neurodynamics. Perceptrons and the theory of brain*. Spartan Books. NY. 616 p.
- Rosin, P.L. (2006). Training cellular automata for image processing. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(7), 2076-2087.
- Roska, T., & Chua, L. O. (1992). Cellular neural networks with non-linear and delay-type template elements and non-uniform grids. *International Journal of Circuit Theory and Applications*, 20(5), 469-481.
- Roska, T., & Paziienza, G. E. (2009). Cellular neural network. *Scholarpedia*, 4(12), 1519.
- Roska, T., Zarandy, A., & Rekeczky, C. (2002). Cellular neural networks. In *The Circuits and Filters Handbook, Second Edition*. CRC Press.
- Rouhi, R., Jafari, M., Kasaei, S., & Keshavarzian, P. (2015). Benign and malignant breast tumors classification based on region growing and CNN segmentation. *Expert Systems with Applications*, 42(3), 990-1002.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1985). Learning internal representations by error propagation (No. ICS-8506). California Univ San Diego La Jolla Inst for Cognitive Science. 45 p.
- Sanders, L. (Ed.). (2013). *Models in Spatial Analysis*. John Wiley & Sons. 319 p.
- Santos y Ganges, L., & Rivas Sanz, J. L. D. L. (2008). Ciudades con atributos: conectividad, accesibilidad y movilidad. *Ciudades*, 11, 13 -32.
- Sarhan, E., Khalifa, E., & Nabil, A. M. (2011). Road extraction framework by using cellular neural network from remote sensing images. 2011 International Conference on Image Information Processing (ICIIP), pp. 1-5. Himachal Pradesh.  
doi:10.1109/ICIIP.2011.6108892
- Sayama, H., & Laramée, C. (2009). Generative network automata: A generalized framework for modeling adaptive network dynamics using graph rewritings. In *Adaptive Networks* (pp. 311-332). Springer Berlin Heidelberg.

- Selvathi, D., Selvaraj, H., & Selvi, S. T. (2010). Hybrid approach for brain tumor segmentation in magnetic resonance images using cellular neural networks and optimization techniques. *International Journal of Computational Intelligence and Applications*, 9(01), 17-31.
- Shannon, C. E., & Weaver, W. (1949). *The mathematical theory of communication*. University of Illinois press. 117 p.
- Silverman, D., & Dracup, J. A. (2000). Long Range Precipitation Prediction in California: A Look Inside the “Black Box” of a Trained Network. In *Artificial Neural Networks in Hydrology* (pp. 311-329). Springer Netherlands.
- Sorooshian, S., Hsu, K. L., Gao, X. et al. (2000). Evaluation of PERSIANN system satellite-based estimates of tropical rainfall. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 81(9), 2035–46.
- Strogatz, S. H. (1994). *Nonlinear dynamics and Chaos: with applications to physics, biology, chemistry, and engineering*. Perseus, New York. 513 p.
- Strogatz, S. H. (2001). Exploring complex networks. *Nature*, 410(6825), 268-276.
- Strohbach, M. W., & Haase, D. (2012). Above-ground carbon storage by urban trees in Leipzig, Germany: Analysis of patterns in a European city. *Landscape and Urban Planning*, 104(1), 95-104.
- Takeyama M. (1996). *Geo-algebra: a mathematical approach to integrating spatial modeling and GIS*. PhD dissertation, University of California, Santa Barbara.
- Taylor, P. D., Fahrig, L., Henein, K., & Merriam, G. (1993). Connectivity is a vital element of landscape structure. *Oikos*, 571-573.
- Tetzlaff, R. (Ed.). (2002). *Cellular neural networks and their applications*. 671 p. World scientific.
- Theobald, D.M. (2001) Topology revisited: Representing spatial relations. *International Journal of Geographical Information Science* 15(8):689-705.
- Thill, J. C., & Mozolin, M. (2000). Feedforward neural networks for spatial interaction: Are they trustworthy forecasting tools?. In *Spatial Economic Science* (pp. 355-381). Springer Berlin Heidelberg.
- Tobler, W. R. (1970). A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic Geography* 46: 234–40.

- Tobler, W. R. (1979). Cellular geography. In *Philosophy in geography* (pp. 379-386). Springer Netherlands.
- Toffoli, T., & Margolus, N. (1987). *Cellular automata machines: a new environment for modeling*. MIT press.
- Tylianakis, J. M., Didham, R. K., Bascompte, J., & Wardle, D. A. (2008). Global change and species interactions in terrestrial ecosystems. *Ecology letters*, 11(12), 1351-1363.
- Ukkusuri, S.V. & Özbay, K. M.A. (2013). *Advances in Dynamic Network Modeling in Complex Transportation Systems*. Springer Publishers. 316 p.
- Upton, G., & Fingleton, B. (1985). *Spatial data analysis by example. Volume 1: Point pattern and quantitative data*. John Wiley & Sons Ltd.
- Vabø, R., & Nøttestad, L. (1997). An individual based model of fish school reactions: Predicting antipredator behaviour as observed in nature. *Fisheries oceanography*, 6(3), 155-171.
- Valente, T. W. (1995). Network models of the diffusion of innovations. *Computational & Mathematical Organization Theory*, 2(2), 163-164.
- Van Steen, M. (2010). *Graph theory and complex networks. An introduction*. 285p.
- Veltz, P. (1999). *Mundialización, Ciudades y Territorios*. Barcelona, Ariel Geografía. 252 p.
- Verburg, P. H., Schot, P. P., Dijst, M. J., & Veldkamp, A. (2004). Land use change modelling: current practice and research priorities. *GeoJournal*, 61(4), 309-324.
- Von Bertalanffy, L. (1968). *General systems theory: Foundations, development, applications*. New York: Braziller. 295 p.
- Von Neumann, J., & Burks, A. W. (1966). Theory of self-reproducing automata. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(1), 3-14.
- Ward, D. P., Murray, A. T., & Phinn, S. R. (2000). A stochastically constrained cellular model of urban growth. *Computers, Environment and Urban Systems*, 24(6), 539-558.
- Watts, D. J., & Strogatz, S. H. (1998). Collective dynamics of 'small-world' networks. *nature*, 393(6684), 440-442.
- Weng, Q. (2012). Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods, and trends. *Remote Sensing of Environment*, 117, 34-49.

- White, R., & Engelen, G. (1993). Cellular automata and fractal urban form: a cellular modelling approach to the evolution of urban land-use patterns. *Environment and planning A*, 25(8), 1175-1199.
- Wiener, N. (1950) *The Human Use of Human Beings, Cybernetics and Society*, Avon Books. 288 p.
- Wilson, A. G. (1971). A family of spatial interaction models, and associated developments. *Environment and Planning A*, 3(1), 1-32.
- Wilson, A. G. 1981. *Geography and the Environment Systems Analytical Methods*. Chichester: John Wiley & Sons, Ltd. 297 p.
- Wolfram, S. (1983). Statistical mechanics of cellular automata. *Reviews of modern physics*, 55(3), 601- 644.
- Wolfram, S. (2002). *A new kind of science (Vol. 5)*. Champaign: Wolfram media.
- Wongthanavas, S., & Tangvoraphonkchai, V. (2007). Cellular Automata-Based Algorithm and its Application in Medical Image Processing. *Image Processing, ICIP 2007. IEEE International Conference on, 2007*, pp. 41-44.
- Xi, J., & Zhang, J. Z. (2012). Edge detection from remote sensing images based on Canny operator and Hough transform. In *Advances in Computer Science and Engineering* (pp. 807-814). Springer Berlin Heidelberg
- Yassemi, S., Dragičević, S., & Schmidt, M. (2008). Design and implementation of an integrated GIS-based cellular automata model to characterize forest fire behaviour. *Ecological Modelling*, 210(1), 71-84.
- Zarándy, Á. (1999). The art of CNN template design. *International Journal of Circuit Theory and Applications*, 27(1), 5-23.
- Zarándy, Á., Rekeczky, C., Szolgay, P., & Chua, L. O. (2015, May). Overview of CNN research: 25 years history and the current trends. In *2015 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)* (pp. 401-404). IEEE.
- Zhan, F. B., Tapia Silva, F. O., & Santillana, M. (2010). Estimating small-area population growth using geographic-knowledge-guided cellular automata. *International Journal of Remote Sensing*, 31(21), 5689-5707.
- Zhang, G. P. (Ed.). (2004). *Neural networks in business forecasting*. IGI Global. 296 p.