



---

---

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE YUCATÁN**

**FACULTAD DE INGENIERÍA**

**UNIDAD DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN**

**MODELACIÓN DE LA CONCENTRACIÓN DE  
NITRATOS EN EL AGUA SUBTERRÁNEA DE LA  
ZONA METROPOLITANA DE MÉRIDA, YUCATÁN,  
USANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES**

**TESIS**

**PRESENTADA POR:**

**I.A. INGRID KARINA HIDALGO OLAN**

**EN OPCIÓN AL GRADO DE**

**MAESTRA EN INGENIERÍA**

**OPCIÓN AMBIENTAL**

**MÉRIDA, YUCATÁN, MÉXICO**

**2018**



# AUTORIZACIÓN DE IMPRESIÓN

Aunque este trabajo hubiere servido para el Examen de Grado y hubiera sido aprobado por el sínodo, sólo el autor es responsable de las doctrinas emitidas en él

## **AGRADECIMIENTOS**

Agradezco al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología, CONACYT por la beca que me fue otorgada durante la realización de mis estudios de Maestría.

Agradezco a la Coordinación de Estudios de Posgrado en el área de Ingeniería Ambiental de la Universidad Autónoma de Yucatán.

## RESUMEN

En la presente tesis se estimó la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea de la Zona Metropolitana de Mérida (ZMM), Yucatán, como resultado de las actividades humanas, aplicando un modelo matemático inspirado en el comportamiento biológico de las neuronas: las Redes Neuronales Artificiales (RNA's).

Las RNA's, inspiradas en cómo el sistema nervioso biológico procesa la información, basándose en la neurona como elemento fundamental, constituyen una herramienta con la capacidad de reconocer patrones no lineales que incluyen eventos extremos, por ejemplo, alteraciones en la calidad del agua subterránea sin un determinado patrón de ocurrencia. En concreto, la predicción de la calidad del agua representa un amplio campo de investigación.

En la ZMM, conformada por los Municipios de Conkal, Kanasín, Mérida, Ucu y Umán, el acuífero es altamente vulnerable a la contaminación y es receptor del agua de desecho que se genera en la zona. Como consecuencia, se encuentra sujeto a un impacto negativo cada vez más intenso y los  $\text{NO}_3^-$  exceden el límite permisible para la salud humana de 10 mg N- $\text{NO}_3^-$ /l en algunas zonas. En el presente estudio, se identificaron dos principales fuentes de contaminación: el agua residual doméstica, pues en esta región se utiliza como método de saneamiento más común las fosas sépticas, las cuales representan únicamente un pretratamiento, y el agua residual de granjas porcinas, debido a su alto contenido de nitrógeno y materia orgánica de difícil digestión, así como a un tratamiento de insuficiente a inexistente de las mismas.

Para llevar a cabo la modelación, se efectuaron interpolaciones a toda la ZMM de la concentración de  $\text{NO}_3^-$  utilizando Sistemas de Información Geográfica (SIG), se calculó la carga de las fuentes contaminantes previamente mencionadas y se realizó la correlación entre ambos. Después se codificó y entrenó la RNA con los datos seleccionados y ésta se validó. Los resultados arrojados por la RNA se interpolaron nuevamente a la ZMM utilizando SIG. Se obtuvo un mejor resultado utilizando los

valores arrojados por la RNA con dos neuronas de entrada (carga doméstica y porcina), obteniéndose un valor de  $R$  igual a 0.78.

Finalmente, se calculó el crecimiento poblacional al año 2030 para estimar la concentración de  $\text{NO}_3^-$  aplicando la RNA resultante e interpolando los resultados a la ZMM utilizando SIG. La RNA estimó el incremento de la concentración de contaminantes resultando en que, si permanecen los procesos de tratamiento ineficientes de las aguas residuales, para el año 2030 se alcanzarán valores mayores a 20 mg N- $\text{NO}_3^-/\text{l}$  (valor por encima del límite permisible para la salud humana), particularmente en la zona central-occidente del Municipio de Mérida, así como en una parte considerable del Municipio de Umán. Adicionalmente, se elaboraron propuestas para mitigar la contaminación del agua.

## ABSTRACT

In the present thesis, the concentration of  $\text{NO}_3^-$  in the groundwater of the Metropolitan Area of Merida (MAM), Yucatan, was estimated as a result of the human activities, applying a mathematical model inspired by the biological behavior of neurons: the Artificial Neural Networks (ANN).

The ANN, inspired by how the biological nervous system processes information and based on the neuron as a fundamental element, are a mathematical tool with the ability to recognize non-linear patterns that include extreme events as, for example, alterations in groundwater quality without a certain pattern. In particular, the prediction of groundwater quality represents a broad field of research.

In the MAM, constituted by the Municipalities of Conkal, Kanasin, Merida, Ucu and Uman, the aquifer is highly vulnerable to pollution and is the recipient of the generated wastewater in the area. As a result, it is subject to an increasingly negative impact and the concentration of  $\text{NO}_3^-$  exceeds the standard limit for human health of 10 mg N- $\text{NO}_3^-$ /l in some areas. In this study, two main sources of pollution were identified: i) domestic wastewater, since septic tanks (which represent merely a pretreatment) are used as the most common sanitation method in the region, and ii) porcine wastewater, due to its high content of nitrogen and slowly degradable organic matter, as well as to a treatment from insufficient to non-existent.

To carry out the modeling, interpolations of the  $\text{NO}_3^-$  concentration to all the MAM were performed using Geographic Information System (GIS), the load of the previously mentioned pollutant sources was calculated and the correlation between them was evaluated. Then, the ANN was coded and trained with the selected data and afterwards validated. The values yielded by the ANN were again interpolated to the MAM using GIS. A better result was accomplished using the values yielded by the RNA with two input neurons (domestic and porcine load), obtaining a value of R equal to 0.78.

Finally, the population growth for the year 2030 was calculated in order to estimate the concentration of  $\text{NO}_3^-$  applying the resulting RNA and interpolating its results to

the MAM using SIG. The RNA estimated an increase in the concentration of pollutants resulting in, if the wastewater treatment processes were to remain insufficient, by the year 2030 concentrations above 20 mg N-NO<sub>3</sub>/l (higher than the standard limit for human health) will be reached, particularly in the central-western area of the Municipality of Merida, as well as in a significant part of the Municipality of Uman. In addition, proposals to mitigate the groundwater pollution were made.

# CONTENIDO

|   |    |
|---|----|
| CAPÍTULO I .....  | 1  |
| INTRODUCCIÓN .....  | 1  |
| 1.1. Objetivo General .....   | 2  |
| 1.2. Objetivos específicos .....  | 2  |
| CAPÍTULO II .....   | 4  |
| MARCO TEÓRICO.....  | 4  |
| 2.1. Área de estudio .....  | 4  |
| 2.2. Calidad del agua subterránea en el Estado de Yucatán .....                           | 5  |
| 2.3. Fuentes de NO <sub>3</sub> <sup>-</sup> en el agua subterránea .....                 | 6  |
| 2.4. Redes Neuronales Artificiales .....  | 11 |
| 2.4.1. Estructura y funcionamiento de una Red Neuronal Artificial .....                   | 11 |
| 2.4.2. Aplicaciones de las RNA's en la modelación ambiental.....                          | 14 |
| 2.4.3. Aplicaciones de las RNA's en hidroinformática .....                                | 14 |
| 2.4.3.1. Aplicaciones de las RNA's en la modelación de NO <sub>3</sub> <sup>-</sup> ..... | 16 |
| CAPÍTULO III .....  | 18 |
| METODOLOGÍA.....  | 18 |
| 3.1. Recopilación de Datos .....  | 18 |
| 3.2. Análisis Estadísticos.....   | 20 |
| 3.2.1. Interpolación en Sistemas de Información Geográfica .....                          | 20 |
| 3.2.2. Análisis Estadístico de Correlación .....  | 21 |
| 3.3. Implementación de las RNA.....   | 23 |
| 3.3.1. Codificación de la RNA.....  | 23 |
| 3.3.2. Entrenamiento de la RNA .....  | 24 |
| 3.3.3. Validación de la RNA.....  | 25 |
| 3.3.4. Análisis e Interpretación de los Resultados .....                                  | 25 |
| CAPÍTULO IV .....   | 27 |
| RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....   | 27 |

|  |    |
|--|----|
| 4.1. Ubicación y población de las granjas porcinas de la ZMM.....  | 27 |
| 4.2. Población sin tratamiento de agua residual por AGEB de la ZMM.....  | 30 |
| 4.3. Resultados de la Interpolación en Sistemas de Información Geográfica .  | 33 |
| 4.4. Resultados de los Análisis Estadísticos de Correlación .....  | 35 |
| 4.5. Implementación de las RNA's .....   | 36 |
| 4.5.1. Resultados del Entrenamiento de las RNA's .....   | 37 |
| 4.5.2. Interpolación en Sistemas de Información Geográfica con los<br>Resultados de las Mejores RNA's .....  | 38 |
| 4.5.2.1. Resultados de la Interpolación IDW, con la RNA con la neurona de<br>entrada carga del agua residual doméstica .....                                 | 39 |
| 4.5.2.2. Resultados de la Interpolación IDW con la RNA con las neuronas de<br>entrada carga del agua residual doméstica y carga del agua residual porcina. . | 39 |
| 4.5.2.3. Evaluación del desempeño de las mejores RNA's .....   | 41 |
| 4.5.1. Resultados de la Validación de las RNA's.....   | 42 |
| 4.6. Estimación de la concentración de $\text{NO}_3^-$ en la ZMM para el año 2030.....   | 43 |
| 4.6.1 Incremento de la contaminación del agua subterránea como consecuencia<br>de las actividades humanas en la ZMM .....                                    | 45 |
| 4.6.2 Estrategias de mitigación .....  | 45 |
| CAPÍTULO V .....   | 48 |
| CONCLUSIONES.....  | 48 |
| 5.1. Recomendaciones.....  | 49 |
| CAPÍTULO VI .....  | 51 |
| REFERENCIAS.....   | 51 |

## ÍNDICE DE TABLAS

|  |    |
|--|----|
| Tabla 1. Características típicas del agua residual de granjas porcinas.....  | 8  |
| Tabla 2. Total de nitrógeno aplicado por cultivo en cada municipio, .....  | 9  |
| Tabla 3. Principales entradas de nitrógeno (kg) .....  | 10 |
| Tabla 4. Aplicaciones de las RNA en la Hidroinformática (Obregón et al. 2004)...   | 15 |
| Tabla 5. Agua residual generada por tamaño de granja (Drucker et al., 2003). ....  | 28 |
| Tabla 6. Promedio de DQO (g/l) por estrato de granja (Garzón y Buelna, 2014)..   | 28 |
| Tabla 7. Carga de contaminante (kg DQO/d) y producción.....  | 29 |
| Tabla 8. Datos estadísticos de la carga de kg DQO/d por granja en la ZMM.....  | 30 |
| Tabla 9. Datos estadísticos de la carga de DQO/d por AGEB en la ZMM. ....  | 32 |
| Tabla 10. Correlación del agua residual doméstica y porcina con la concentración de $\text{NO}_3^-$ en el agua subterránea de la ZMM ..... | 35 |
| Tabla 11. RNA's codificadas según la función de activación.....  | 37 |
| Tabla 12. Valores de R y MSE resultantes del entrenamiento de las diferentes topologías de RNA's implementadas. ....                       | 38 |
| Tabla 13. Correlación de los datos estimados por la RNA y los experimentales, generados en mapas de iso-concentración.....                 | 41 |
| Tabla 14. Datos estadísticos de la concentración de $\text{N-NO}_3^-$ .....  | 44 |

## ÍNDICE DE FIGURAS

|  |    |
|--|----|
| Figura 1. Zona Metropolitana de Mérida .....   | 4  |
| Figura 2. Carga y transformación de Nitrógeno en el suelo .....  | 7  |
| Figura 3. Porcentaje de agua residual sin tratamiento (incluye tratamiento primario) y con tratamiento secundario en la ZMM y el municipio de Progreso (Hoogesteijn et al. 2012) ..... | 9  |
| Figura 4. Topología de una RNA (Obregón 2002).....   | 12 |
| Figura 5. Esquema de la metodología.....   | 18 |
| Figura 6. Correlaciones estimadas según las fuentes de $\text{NO}_3^-$ en la ZMM .....   | 22 |
| Figura 7. Topología general de RNA utilizada en el presente estudio.....   | 24 |

|   |    |
|---|----|
| Figura 8. Población de granjas porcinas en el año 2016 en la ZMM.....   | 27 |
| Figura 9. Población de 1995 por AGEB a) con fosa séptica y b) sin tratamiento en la ZMM .....   | 31 |
| Figura 10. Población de 2010 por AGEB a) con fosa séptica y b) sin tratamiento en la ZMM .....  | 31 |
| Figura 11. Porcentaje de viviendas sin tratamiento por municipio para el año 2010 en la ZMM .....   | 32 |
| Figura 12. Concentración de N-NO <sub>3</sub> <sup>-</sup> en la ZMM en 1995 para a) puntos de muestreo b) mapa IDW de la zona de muestreo y c) mapa IDW extendido a la ZMM. ....   | 34 |
| Figura 13. Concentración de N-NO <sub>3</sub> <sup>-</sup> en la ZMM en 2010 para a) puntos de muestreo b) mapa IDW .....   | 34 |
| Figura 14. Concentración de N-NO <sub>3</sub> <sup>-</sup> en la ZMM en 2010 para a) valores de la RNA con una neurona de entrada, b) mapa IDW y c) mapa IDW extendido.....         | 40 |
| Figura 15. Concentración de N-NO <sub>3</sub> <sup>-</sup> en la ZMM en 2010 para a) valores de la RNA con dos neuronas de entrada, .....   | 40 |
| Figura 16. Concentración de N-NO <sub>3</sub> <sup>-</sup> en la ZMM en 1995 para a) valores de la RNA con una neurona de entrada, b) mapa IDW.....                                 | 42 |
| Figura 17. Concentración de N-NO <sub>3</sub> <sup>-</sup> en la ZMM en el año 2030 para a) valores de la RNA con una neurona de entrada, b) mapa IDW y c) mapa IDW extendido. .... | 44 |
| Figura 18. Concentración de N-NO <sub>3</sub> <sup>-</sup> en la ZMM a) año 2010 datos experimentales, b) año 2010 RNA con dos neuronas y c) año 2030 RNA con una neurona .....     | 45 |

# CAPÍTULO I

## INTRODUCCIÓN

El agua es un recurso indispensable para la supervivencia de los seres humanos y la vida en el planeta. Así, en México, el estado debe garantizar el derecho de toda persona a tener acceso a agua de buena calidad.

Sin embargo, las diversas actividades humanas que se llevan a cabo diariamente afectan las diferentes fuentes de este recurso con que cuenta la población. En el Estado de Yucatán, el problema es complejo debido a que el agua para consumo humano se extrae de un acuífero kárstico. Debido a sus características geológicas, los procesos de atenuación de los contaminantes (retención, mineralización, adsorción, etc.) son nulos o poco eficientes y la vulnerabilidad a la contaminación de estos acuíferos es mayor; principalmente con respecto a los desechos generados por las actividades humanas que no están debidamente planificadas en la superficie del terreno o se disponen inadecuadamente, afectando la calidad del agua subterránea (Aguilar-Duarte *et al.* 2016).

Asimismo, la importancia del agua subterránea es incuestionable ya que este recurso hídrico proporciona más de la mitad del agua para el abastecimiento humano (Pérez y Pacheco 2004). En el caso del Estado de Yucatán, el acuífero representa la única fuente de agua disponible, ya que no se encuentran corrientes superficiales (ríos, lagos) en la región.

No obstante, es frecuente no tomar en cuenta que, para una administración ambientalmente segura, la mejor práctica es proteger este recurso de la contaminación, porque la descontaminación de un acuífero suele ser un proceso muy largo, costoso y a veces prácticamente irreversible o irrealizable (Pérez y Pacheco 2004).

El área de estudio de la presente investigación se sitúa en la Zona Metropolitana de Mérida (ZMM), Yucatán, donde se encuentra la ciudad de Mérida, capital del estado. Es una región muy importante para el desarrollo económico y social de Yucatán,

porque en ésta se localizan los comercios y empresas que generan la mayor parte de los empleos. Como producto de la continua urbanización, el agua subterránea en esta región se encuentra sujeta a un considerable impacto negativo cada vez más intenso.

Por otra parte, en estudios anteriores, se ha identificado a los nitratos ( $\text{NO}_3^-$ ) como el agente contaminante que más comúnmente afecta la calidad del agua subterránea (Rivett *et al.* 2008). Según la Norma Oficial Mexicana NOM-127-SSA1-1994, que establece los límites permisibles de calidad del agua para consumo humano, se declara un límite para los nitratos de 45 mg/l (Secretaría de Salud, 2000). En el estudio realizado por Rojas *et al.* (2015), se monitoreó entre el 2012 y 2013 la concentración de nitratos en los 4 sistemas de suministro de agua potable de la JAPAY que abastecen al municipio de Mérida, obteniendo concentraciones superiores a dicho límite (45 mg/l) en el 11% de las muestras recolectadas.

En el presente estudio, se propone implementar una Red Neuronal Artificial (RNA) para realizar estimaciones de las concentraciones de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea del municipio de Mérida y su zona metropolitana, a partir de las principales fuentes de contaminación del acuífero identificadas. Estas son: agua residual doméstica y agua residual de granjas porcinas. Actualmente, para el estado de Yucatán, no hay estudios relacionados con la problemática de la calidad del agua utilizando este tipo de modelos.

### **1.1.Objetivo General**

Estimar la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea de la ZMM, como resultado de las actividades antropogénicas, mediante la implementación de RNA's.

### **1.2.Objetivos específicos**

- Analizar los datos de estudios anteriores de la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea de la ZMM usando mapas en Sistemas de Información Geográfica (SIG).

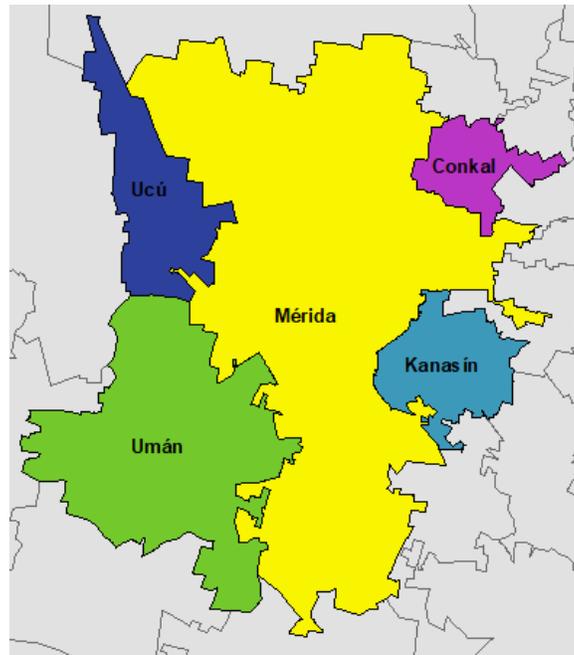
- Identificar en mapas de SIG la ubicación y magnitud de las fuentes de contaminación doméstica y porcina.
- Analizar utilizando métodos estadísticos la relación entre la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea del área de estudio y los residuos antropogénicos que más impactan el acuífero (agua residual doméstica y granjas porcinas).
- Evaluar el desempeño de las RNA para la predicción de los niveles de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea del área de estudio, a partir de los datos seleccionados durante los análisis estadísticos.
- Estimar a futuro los niveles de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea del área de estudio, con base en el crecimiento de las fuentes de contaminación, y proponer estrategias de mitigación.

## CAPÍTULO II

### MARCO TEÓRICO

#### 2.1. Área de estudio

La ZMM se conforma por los municipios de Conkal, Kanasín, Mérida, Ucú y Umán (SEDESOL *et al.* 2012), como se muestra en la Figura 1.



*Figura 1. Zona Metropolitana de Mérida*

El municipio de Conkal se localiza entre los paralelos  $21^{\circ} 02'$  y  $21^{\circ} 08'$  latitud norte y los meridianos  $89^{\circ} 29'$  y  $89^{\circ} 35'$  longitud oeste. Limita al norte con el municipio de Chicxulub Pueblo; al sur con el municipio de Mérida y Tixpéhual; al este con los municipios de Yaxkukul, Mocoehá y Tixkokob; y al oeste con el municipio de Mérida. Su superficie es de 57.48 kilómetros cuadrados, representa el 0.132 por ciento del total estatal y el 0.002 por ciento del nacional. Tiene una población de 9,143 habitantes (H. Ayuntamiento de Conkal, 2012).

El municipio de Kanasín se localiza entre los paralelos  $20^{\circ} 53''$  y  $20^{\circ} 59''$  de latitud norte y los meridianos  $89^{\circ} 28''$  y  $89^{\circ} 35''$  de longitud oeste. Colinda con los siguientes municipios: al norte con Mérida, al sur con Timucuy y Acanceh, al este con Tixpéhual

y al oeste con Mérida, ocupa una superficie de 72.81 km<sup>2</sup>.y tiene 78,709 habitantes (H. Ayuntamiento de Kanasín., 2012).

El municipio de Mérida se localiza entre los paralelos 20° 45' y 21° 15' de latitud norte y los meridianos 89° 30' y 89° 45' de longitud oeste. Limita al norte con los municipios de Progreso y Chicxulub; al sur con los de Abalá, Tecoh y Timucuy; al este con los de Conkal, Kanasín y Tixpéhuil y al oeste con los de Ucú y Umán. Su superficie es de 858.41 km<sup>2</sup>, que representa el 2 por ciento del territorio estatal y el 0.04 por ciento del territorio nacional. Y tiene una población de 830,732 habitantes (Gobierno del estado de Yucatán, 2017).

El municipio de Ucú Se localiza entre los meridianos 89° 44' y 89° 51' de longitud oeste y los paralelos 20° 58' y 21° 10' de latitud norte. Limita al norte con Progreso, al sur con Umán, al este con Mérida, al oeste con Hunucmá. ocupa una superficie de 192.89 km<sup>2</sup>.y su población es de 3,469 habitantes (H. Ayuntamiento de Ucú, 2012).

El municipio de Umán está situado en las siguientes coordenadas: al norte a los 20°53", al sur a los 20°39" de latitud norte, al este 89°41", 89°45" de longitud oeste. Colinda con los siguientes municipios: al norte con Ucú - Mérida, al este con Mérida - Abalá, al sur con Abalá - Kopomá y al oeste con Kopomá - Chocholá - Samahil – Hunucmá. Su extensión territorial es de 234.30 km<sup>2</sup>.y tiene una población de 50,993 habitantes (H. Ayuntamiento de Umán, 2012).

## **2.2.Calidad del agua subterránea en el Estado de Yucatán**

En cuanto al estado de Yucatán se refiere, debido a su naturaleza kárstica no se encuentran corrientes superficiales (ríos, lagos), ya que el acuífero posee una alta conductividad hidráulica que depende, entre otras cosas, de la permeabilidad de las rocas que forman el subsuelo y el grado de fracturamiento, el cual aumenta según la disolución de la roca carbonatada por la acidez del agua de lluvia (fenómeno de carstificación). Debido a estas características, y aunado a una baja profundidad del nivel freático y escasez de suelo filtrante en la superficie, el acuífero de Yucatán es altamente vulnerable a la contaminación (Villasuso y Méndez, 2000).

Respecto a la disponibilidad del agua, esta es mayor que la demanda prevista a largo plazo, ya que sólo se explota el 6% del agua disponible, sin embargo, su calidad es cuestionable ya que también es receptora del agua de desecho que se genera en el estado (Díaz *et al.* 2014).

Pacheco *et al.* (2004) evaluaron la calidad química y bacteriológica del agua subterránea del estado de Yucatán, como resultado, los constituyentes químicos que mostraron concentraciones que excedieron el límite permisible fueron: los cloruros, la dureza total, los nitratos y el sodio.

Por lo que se refiere a la contaminación por  $\text{NO}_3^-$  en Yucatán, Pérez y Pacheco (2004) determinaron y realizaron el mapa de distribución de la concentración de este contaminante en el agua subterránea de los municipios del estado de Yucatán, los resultados mostraron que, de los 106 municipios estudiados, 21 superaron el límite permisible de 45 mg/l, destacando el municipio de Kopomá con 224.63 mg/l; lo cual puede deberse al aumento del uso de fertilizantes nitrogenados comerciales en la agricultura y al retorno de desechos derivados de la explotación pecuaria u otras fuentes al suelo.

Torres *et al.* (2014) evaluaron el riesgo de contaminación del agua subterránea mediante el mapa de riesgo de dos regiones hidrogeológicas en Yucatán. Como resultado, la peligrosidad fue mayor para los municipios de Mérida, Progreso y Dzidzantún, representando un riesgo muy alto de contaminación para el acuífero. Cabe destacar que los municipios de Mérida y Progreso son los que presentan mayor grado de desarrollo poblacional, económico e industrial en el estado. Y los niveles de peligrosidad en función del número de sitios potencialmente generadores de residuos peligrosos se clasificaron como alto para el municipio Progreso (157) y muy alto para Mérida (1882) (Torres *et al.* 2014).

### **2.3.Fuentes de $\text{NO}_3^-$ en el agua subterránea**

La presencia de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea puede tener diversos orígenes relacionados con actividades humanas como la agricultura y la disposición de los desechos de humanos y de animales (Pacheco *et al.* 2004).

A continuación, en la Figura 2 se presenta un esquema que conceptualiza la carga de nitrógeno sobre el terreno, su transformación en el suelo y el destino y transporte del  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea (Almasri y Kaluarachchi 2005):

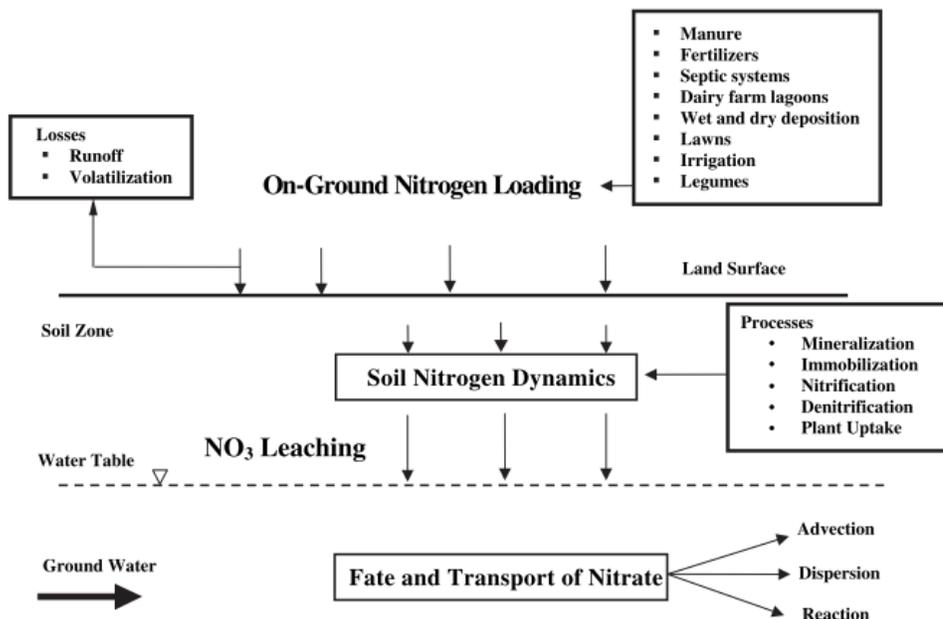


Figura 2. Carga y transformación de Nitrógeno en el suelo (Almasri y Kaluarachchi, 2005)

De acuerdo con la literatura consultada se identificaron las actividades antropogénicas que causan mayor impacto en la zona de estudio, estas se describen a continuación.

Una de las actividades identificadas es la porcicultura, práctica que ha tenido un fuerte crecimiento en México en los últimos años. La producción intensiva de carne de cerdo ha provocado impactos severos en el ambiente por la acumulación de desechos sólidos sin tratar y por la contaminación de diferentes cuerpos de agua, donde son descargadas sus aguas residuales (Cervantes *et al.* 2007).

Con relación a la actividad agropecuaria, en el año 2010 se localizaban en el territorio de Mérida un total de 26 granjas porcinas y 22 avícolas (SEDUMA, 2010). Como se puede observar en la Tabla 1, las granjas porcinas representan una considerable fuente de contaminación para el agua subterránea de la zona, debido

a la naturaleza del agua residual producida (alto contenido de nitrógeno y materia orgánica de difícil digestión, así como a un tratamiento de insuficiente a inexistente de las mismas en la totalidad de los casos (Drucker *et al.* 2003) (Méndez *et al.* 2009).

*Tabla 1. Características típicas del agua residual de granjas porcinas*

|   | <b>Cervantes <i>et al.</i><br/>2007</b> | <b>Drucker <i>et al.</i><br/>2004</b> | <b>Coma y Bonet<br/>2004</b> |
|---|---|---------------------------------------|------------------------------|
| <b>pH</b>                                 | 6.5 – 7.5                               | -                                     | -                            |
| <b>DQO-total (g/l)</b>                    | 6 – 50                                  | -                                     | 47                           |
| <b>DQO soluble (g/l)</b>                  | 4.2 - 21.8                              |                                       | -                            |
| <b>N-total (g/l)</b>                      | 2.1 – 4.8                               | 1.3 - 2.8                             | 7.6                          |
| <b>N orgánico (g/l)</b>                   | -                                       | -                                     | 1.9                          |
| <b>N-NH<sub>4</sub><sup>+</sup> (g/l)</b> | 1.2 - 3.3                               | -                                     | 5.7                          |
| <b>Sólidos totales (g/l)</b>              | 8.5 - 53.9                              | -                                     | -                            |
| <b>SST (g/l)</b>                          | 8.2 – 42.5                              | 15.1 -33.6                            | -                            |
| <b>SSV (g/l)</b>                          | 2.5 – 31.9                              | -                                     | -                            |
| <b>DBO (g/l)</b>                          | -                                       | 6.3 - 14                              | 25                           |

Asimismo, la agricultura es una actividad de gran impacto, ocasionado por el uso de fertilizantes. La aplicación de agroquímicos en los cultivos puede causar la contaminación de los acuíferos, especialmente aquellos con una capa freática superficial y cubiertos por suelos delgados, tal es el caso del estado de Yucatán (González *et al.* 2014), donde se localiza el área de estudio. Aunado a esta particularidad, el NO<sub>3</sub><sup>-</sup> no se fija en las partículas del suelo y por lo tanto es susceptible a la lixiviación. Este proceso puede causar la contaminación del agua subterránea creando con ello graves problemas de salud (González *et al.* 2014). En la Tabla 2 se observa la cantidad de nitrógeno aplicado según cada tipo de cultivo por cada municipio en la ZMM.

Otra fuente de NO<sub>3</sub><sup>-</sup> identificada son los efluentes domésticos, los cuales pueden tener tratamiento en una planta, tratamiento primario a través de una fosa séptica, o pueden no tener tratamiento alguno infiltrándose directamente al suelo.

Tabla 2. Total de nitrógeno aplicado por cultivo en cada municipio, (González et al. 2014)

| Cultivo           | Días de cultivo | Nitrógeno aplicado (kg) |         |         |          |       |         |
|-------------------|-----------------|-------------------------|---------|---------|----------|-------|---------|
|                   |                 | Conkal                  | Kanasín | Mérida  | Progreso | Ucú   | Umán    |
| Calabacita        | 120             | 0                       | 5,150   | 5,150   | 0        | 2,884 | 1,442   |
| Pepino            | 68              | 0                       | 979     | 2,326   | 73       | 1,591 | 673     |
| Tomate rojo       | 140             | 871                     | 1,586   | 3,700   | 212      | 793   | 2,246   |
| Chile habanero    | 150             | 1,332                   | 2,070   | 6,382   | 0        | 0     | 1,725   |
| Sandía            | 90              | 86                      | 399     | 456     | 17       | 0     | 399     |
| Maíz              | 110             | 2,800                   | 8,400   | 89,600  | 2,240    | 4,480 | 98,000  |
| <b>Total (kg)</b> |                 | 5,089                   | 18,584  | 107,614 | 2,542    | 9,748 | 104,485 |

En la zona de estudio la gran mayoría de las viviendas carecen de un sistema de drenaje sanitario que conduzca los efluentes a una planta de tratamiento y, en su defecto, utilizan como método de saneamiento más común las fosas sépticas (en un porcentaje mayor al 80%) (ver Figura 3) (Hoogesteijn *et al.* 2012). Debido a un pobre diseño e insuficiente mantenimiento, estos sistemas descargan prácticamente sin tratamiento las aguas residuales domésticas a una profundidad muy cercana al nivel freático, por lo que el tránsito de los efluentes hacia el acuífero es casi inmediato (Méndez *et al.* 2007).

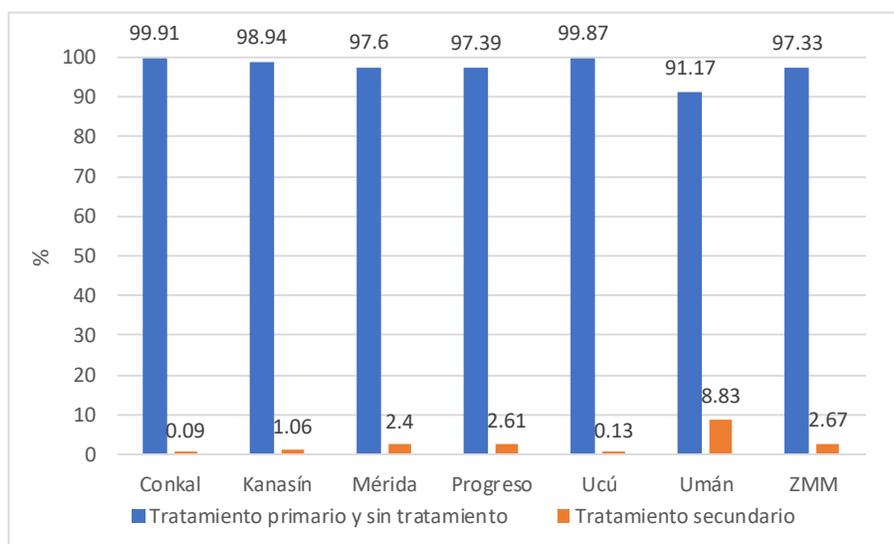


Figura 3. Porcentaje de agua residual sin tratamiento (incluye tratamiento primario) y con tratamiento secundario en la ZMM y el municipio de Progreso (Hoogesteijn et al. 2012)

Según Hoogesteijn *et al.* (2012), un sistema de saneamiento adecuado es aquel donde el sanitario está conectado a un sistema de redes cloacales que llegan a una planta de tratamiento. La falta de acceso en el hogar a un sistema de saneamiento conduce al fecalismo abierto, y la carencia de sistemas de tratamiento de agua conduce a la construcción de fosas sépticas o sumideros que a veces no cumplen con las condiciones necesarias para proteger el ambiente y el acuífero en el caso particular de Yucatán.

Muchos problemas de salud están relacionados con la ausencia o inadecuado saneamiento. La excreta humana es altamente peligrosa, ya que causa la mayoría de las enfermedades que se transmiten por el agua. El aspecto más importante del saneamiento es que el ser humano no tenga contacto con las excretas y que la disposición de éstas no contamine el agua, pues, de lo contrario, ésta se convierte en el principal vehículo de contagio humano (Hoogesteijn *et al.* 2012).

Un problema que conllevan las fosas sépticas es que requieren de limpiezas periódicas. Este trabajo por lo general se realiza con motobombas que succionan la materia fecal a un camión que las transporta al sitio de disposición final. Las personas relacionadas con estas operaciones corren un gran riesgo, y los camiones que se desplazan por la ciudad a veces registran fugas o derrames que contaminan el ambiente e, incluso, puede ocurrir que la descarga ocurra en sitios inadecuados contaminando el ambiente. Esta dinámica impone una carga de enorme riesgo para el ambiente y la salud humana (Hoogesteijn *et al.* 2012).

Como se observa en la Tabla 3, las principales fuentes de nitrógeno al agua subterránea de la ZMM son los efluentes de la porcicultura y el agua residual doméstica, por lo que el presente estudio se enfoca en este tipo de efluentes.

*Tabla 3. Principales entradas de nitrógeno (kg) en tres municipios del área de estudio (Rojas et al. 2015)*

| <b>Municipio</b> | <b>Agricultura</b> | <b>Porcicultura</b> | <b>Avicultura</b> | <b>Fosas sépticas</b> | <b>Residuos sólidos</b> |
|------------------|--------------------|---------------------|-------------------|-----------------------|-------------------------|
| <b>Mérida</b>    | 319,937            | 12,463,728          | 348,976           | 3,738,294             | 2,141,198               |
| <b>Umán</b>      | 146,839            | 2,675,633           | 755,420           | 229,469               | 131,434                 |
| <b>Kanasín</b>   | 187,297            | 1,743,569           | 1,813,246         | 354,191               | 202,871                 |

## **2.4.Redes Neuronales Artificiales**

Las RNA's constituyen una herramienta que se ha aplicado en las últimas décadas en distintos campos del conocimiento (desde la robótica a la psicología) con buenos resultados (Obregón *et al.* 2004). Entre sus principales ventajas está la capacidad de reconocer patrones no lineales que incluyen eventos extremos, por ejemplo, alteraciones en la calidad del agua sin un determinado patrón de ocurrencia (López *et al.* 2015).

Este instrumento es un modelo de procesamiento de la información y una herramienta de reconocimiento de patrones inspirada en cómo el sistema nervioso biológico procesa la información (Almasri y Kaluarachchi, 2005). Así, las RNA's intentan ser una emulación inteligente del comportamiento de estos sistemas biológicos, en donde los sistemas nerviosos se basan en la neurona como elemento fundamental (Obregón *et al.* 2004).

### **2.4.1. Estructura y funcionamiento de una Red Neuronal Artificial**

En cuanto a su estructura, las RNA's son interconexiones de elementos de procesamiento simples llamados neuronas que tienen la capacidad de identificar la relación entre las respuestas de entrada y salida de patrones dados (Almasri y Kaluarachchi, 2005).

En este reconocimiento de patrones, las RNA's superan las dificultades de las técnicas basadas en la física utilizadas para simular características complejas de diferentes relaciones. Como tal, las RNA's son una poderosa herramienta para representar las relaciones subyacentes que gobiernan los patrones de respuesta de entrada - salida para diferentes problemas físicos (Almasri y Kaluarachchi, 2005).

Obregón *et al.* (2004) destacan entre las principales características de las RNA's que son un modelo con múltiples parámetros, el cual es capaz de reproducir complejas relaciones no lineales, cuyo proceso de calibración (entrenamiento) requiere de gran cantidad de información, siendo el modelo resultante veloz y que puede ser utilizado donde los modelos físicos resultan inadecuados o donde pueda complementarlos (Obregón *et al.* 2004).

Con respecto a su arreglo, en general una RNA consta de tres capas. La primera es la capa de entrada que recibe la entrada y la procesa en la capa oculta. Los nodos de la capa oculta mejoran la capacidad de la RNA para modelar relaciones complejas (Almasri y Kaluarachchi, 2005).

En la Figura 4 se muestra el diagrama esquemático de una RNA con una capa de entrada que recibe los datos a procesar  $X_i$ , unos pesos de conexión entre las capas (sinapsis)  $\omega_{ij}$  y  $c_{ij}$ , una capa oculta que recibe las entradas ponderadas y produce las salidas  $h_{ij}$  las cuales a su vez son escaladas por los pesos  $c_{ij}$  para entrar como una sumatoria a la capa de salida. Se tiene adicionalmente  $u$  como un umbral,  $Y$  como la salida simulada,  $\sigma(s)$  como la función de activación correspondiente a la función sigmoideal  $\sigma(s) = (1+e^{-s})^{-1}$  que toma valores entre 0 y 1, y finalmente  $s$  como la sumatoria ponderada de las entradas a la neurona de salida  $S = (c_1h_1 + c_2h_2 + c_3h_3) + u$  (Obregón *et al.* 2004).

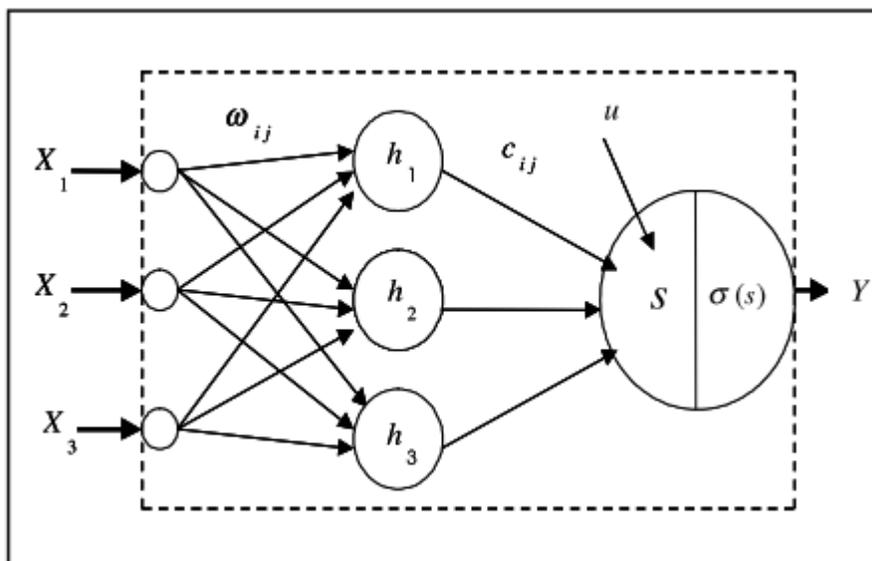


Figura 4. Topología de una RNA (Obregón 2002)

En cuanto al entrenamiento de la red, su objetivo es encontrar los pesos ( $\omega_{ij}$ ,  $c_{ij}$ ) para que lo simulado por la red se parezca a lo observado (por ejemplo, caudales simulados y observados) (Obregón *et al.* 2004).

A su vez, la cantidad de nodos ocultos depende del número de patrones de entrenamiento, la cantidad de ruido de datos y la complejidad de la función que la RNA aproxima.

Por otra parte, la capa de salida representa la salida prevista de la RNA. Cada neurona oculta o de salida está asociada a una función de activación para limitar la amplitud de la salida de la neurona, dependiendo del nivel de actividad en su entrada (Almasri y Kaluarachchi, 2005).

Para el presente estudio se propone la implementación de una topología de RNA denominada Perceptrón multicapa (PMC). Este modelo está formado por neuronas ordenadas en una capa de entrada,  $k$  capas ocultas y una capa de salida. En Hidrología se ha experimentado que una capa oculta es generalmente suficiente para estructurar una red neuronal (Obregón *et al.* 2004). Cada neurona se encuentra conectada con todas las neuronas en la capa siguiente. Dichas conexiones están caracterizadas por un coeficiente llamado “peso”, que refleja el grado de importancia de la conexión en la red neuronal. Asimismo, cada capa se encuentra asociada a una función de activación, que proporciona la relación no-lineal entre los variables de entrada y salida. El valor de salida para la neurona  $i$  ( $x_i$ ) en la capa  $k$  está dado por la siguiente ecuación (Svozil *et al.* 1997):

$$x_i = f(\gamma_i) = f\left(\sum_j \omega_{ij}x_j + b_i\right)$$

Donde  $x_j$  es la señal transferida por la neurona  $j$  en la capa precedente,  $\omega_{ij}$  el peso de la conexión entre las neuronas  $i$  y  $j$ ,  $b_i$  el coeficiente “bias” (umbral) y  $f(\gamma_i)$  la función de activación (por ejemplo, una función sigmoide). El proceso de entrenamiento de las redes neuronales consiste entonces en ajustar los coeficientes  $\omega_{ij}$  y  $b_i$  para minimizar una función de error  $E$ , calculada como la suma del cuadrado de las diferencias entre los valores de salida de la red ( $y_l$ ) y los datos objetivo ( $d_l$ ) (valores medidos), como se describe a continuación (Svozil *et al.* 1997):

$$E = \frac{1}{2} \sum_l (y_l - d_l)^2$$

#### **2.4.2. Aplicaciones de las RNA's en la modelación ambiental**

Como se ha mencionado, las RNA tienen múltiples aplicaciones en diversos campos. En relación con aplicaciones en el medio ambiente, García *et al.* (2010) plantea el uso de las RNA como un método alternativo para predecir el transporte de contaminantes, respecto a métodos existentes, como son las Diferencias Finitas y Elemento Finito, mismos que exigen bastante información y son complejos en su calibración (García *et al.* 2010).

El uso de esta herramienta se ha incrementado en los últimos años principalmente en el área ambiental realizando el pronóstico de concentraciones de O<sub>3</sub>, PM<sub>10</sub> y PM<sub>2.5</sub>, SO<sub>2</sub>, NO<sub>3</sub>; evaluando la calidad del agua subterránea considerando diversos parámetros fisicoquímicos; y prediciendo la distribución de NO<sub>3</sub><sup>-</sup> en dicha agua; así como en Hidráulica, prediciendo porosidades, permeabilidades, conductividades hidráulicas en suelos, y fluctuaciones del nivel superficial de lagos (García *et al.* 2010).

En concreto, la predicción de la calidad del agua representa un amplio campo de investigación en el cual los autores enfocan sus trabajos alrededor de diferentes subtemas específicos (López *et al.* 2015).

#### **2.4.3. Aplicaciones de las RNA's en hidroinformática**

Debido a la capacidad de las RNA's para manejar con éxito los problemas físicos a gran escala, estas han encontrado uso en una amplia gama de aplicaciones hidrológicas (Almasri y Kaluarachchi, 2005).

En los últimos años, el campo de la Inteligencia Artificial (IA) ha introducido algoritmos y técnicas de predicción que cuentan con la capacidad de estimar las condiciones futuras de un cuerpo de agua con base en el análisis de los datos que han sido recolectados en el pasado (López *et al.* 2015).

Entre esta amplia gama de aplicaciones hidrológicas, se utilizan las RNA's fundamentalmente para problemas de predicción de lluvias, caudales, transformación lluvia-escorrentía, optimización en el proceso de planeamiento, gestión y monitoreo de aguas superficiales y subterráneas. La ventaja principal en

la aplicación de esta herramienta en Hidrología es la posibilidad, como se ha mencionado, de mapear relaciones no lineales (Obregón *et al.* 2004).

A continuación, en la Tabla 4 se presentan las aplicaciones que tienen las RNA en el campo de la hidroinformática.

*Tabla 4. Aplicaciones de las RNA en la Hidroinformática (Obregón et al. 2004).*

| <b>Tema</b>                                 | <b>Autores</b>  |
|---|---|
| Pronóstico de caudales                      | Mohammad (2002), Gopakumar (2002), Sivapragasam (2002), Tawfik (2002), Morid (2002), Doan (2002), Birikundavyi (2002) |
| Relación lluvia - escorrentía               | Varoonchotikul (2002), Tokar (2000)   |
| Monitoreo de aguas subterráneas             | Birkinshaw (2002), Fanni (2002)   |
| Modelos de calidad del agua                 | Bowden (2002), Chen (2002)  |
| Estimación de precipitación                 | Burian (2001), Durrans (2000), Silverman (2000)   |
| Control de sistemas de recursos hidráulicos | Dibike (2002)   |
| Modelos hidrodinámicos                      | Namin (2002), Wright (2002)   |
| Ingeniería de costas                        | Tao (2002)  |
| Irrigación                                  | Munir (2002)  |

Para ilustrar mejor una de estas aplicaciones se describe el modelo de RNA utilizado en el trabajo de García *et al.* (2010), el cual es un ejemplo del uso de las RNA's aplicadas al área de transporte de contaminantes en aguas subterráneas, donde se muestra un modelo de RNA del tipo de retropropagación en multicapas para cada clase textural de las doce consideradas por el Departamento de Agricultura de los Estados Unidos, que predice la movilidad de elementos disueltos no reactivos en materiales saturados, homogéneos e isotrópicos por efecto de los fenómenos de advección, dispersión mecánica y difusión molecular en una dimensión, entrenados y evaluados con la ecuación de advección – dispersión. De acuerdo con los resultados obtenidos, se comprobó que las RNA son una herramienta útil en el área ambiental, de bajos requerimientos computacionales y con la suficiente eficiencia

para estimar el transporte de contaminantes en medios porosos saturados, homogéneos e isotrópicos (García *et al.* 2010).

Asimismo, la investigación de Obregón *et al.* (2004), permite estimar de manera adecuada los caudales para un mes dado a partir de la información de lluvias y caudales de los seis meses anteriores. Este caso en especial permite verificar la utilidad de las RNA's para pronosticar los procesos lluvia - escorrentía en cuencas no lineales y que gran parte de los modelos físicamente basados e implementados en zonas con escasa información hidrométrica fallan en representar (Obregón *et al.* 2004).

Por otra parte, He y He (2008) realizaron un trabajo en el cual se aplicó una red neuronal con una conexión de alimentación *hacia adelante* y un entrenamiento con propagación *hacia atrás* (en aprendizaje supervisado), para predecir parámetros biológicos como el indicador de bacteria fecal, coliformes totales, coliformes fecales y enterococo, a partir de parámetros fisicoquímicos como el pH, la temperatura, la conductividad, la turbidez y el oxígeno disuelto. El dominio de aplicación de este enfoque son las aguas para uso recreacional en las zonas costeras de San Diego, USA.

#### **2.4.3.1. Aplicaciones de las RNA's en la modelación de $\text{NO}_3^-$**

De igual modo, el  $\text{NO}_3^-$  es otro parámetro indicador que se puede predecir. Este es el contaminante encontrado más comúnmente en acuíferos poco profundos, debido tanto a fuentes puntuales como no puntuales, y es la principal especie de nitrógeno que se pierde en los suelos por lixiviación debido a su alta movilidad (Almasri y Kaluarachchi, 2005).

Existen muchas dificultades fundamentales asociadas con el desarrollo de modelos distribuidos de destino y transporte de este contaminante en el suelo y el agua subterránea. Las dificultades principales son (Almasri y Kaluarachchi, 2005):

- (1) los modelos necesitan enorme cantidad de datos, que generalmente son difíciles y costosos de obtener.

- (2) el desarrollo de estos modelos requiere una caracterización detallada del área de estudio que incluya los procesos físicos, químicos y biológicos cuando dichos procesos no se conocen completamente.
- (3) estos modelos a menudo usan una discretización espacial y temporal fina que requiere recursos computacionales sustanciales para simular múltiples escenarios.

Para superar estas dificultades algunos investigadores han utilizado con éxito las RNA's. Por ejemplo: Wang *et al.* (2006), en cuyo estudio se simularon los patrones de contaminación por  $\text{NO}_3^-$  del agua subterránea derivados de la agricultura. Para ello desarrolló una red neuronal de propagación hacia atrás (BPNN) para simular la distribución espacial de las concentraciones de  $\text{NO}_3\text{-N}$  en aguas subterráneas con información sobre el uso del suelo y propiedades hidrogeológicas específicas, en el condado de Huantai, una región dominada por la agricultura. El resultado mostró que el BPNN basado en SIG simuló la concentración de  $\text{NO}_3\text{-N}$  de agua subterránea de manera eficiente y capturó la tendencia general de los patrones de contaminación por  $\text{NO}_3^-$  en las aguas subterráneas (Wang *et al.* 2006).

A su vez, en el estudio de Yesilnacar *et al.* (2008) se presenta un modelo de RNA que predice la concentración de  $\text{NO}_3^-$ , en las aguas subterráneas de Harran Plain. Las muestras de 24 pozos de observación se analizaron mensualmente durante 1 año. En la predicción de  $\text{NO}_3^-$  basada en RNA se usaron parámetros fácilmente medibles, como temperatura, conductividad eléctrica, nivel de agua subterránea y pH como parámetros de entrada. Como resultado el número óptimo de neuronas se determinó como 25. El modelo siguió los datos experimentales muy de cerca ( $R = 0,93$ ). Por lo tanto, es posible administrar los recursos de agua subterránea de una forma más económica y fácil con la aplicación del modelo propuesto (Yesilnacar *et al.* 2008).

## CAPÍTULO III

### METODOLOGÍA

En la Figura 5 se presenta un esquema de la metodología con los pasos requeridos para la realización de la presente investigación.

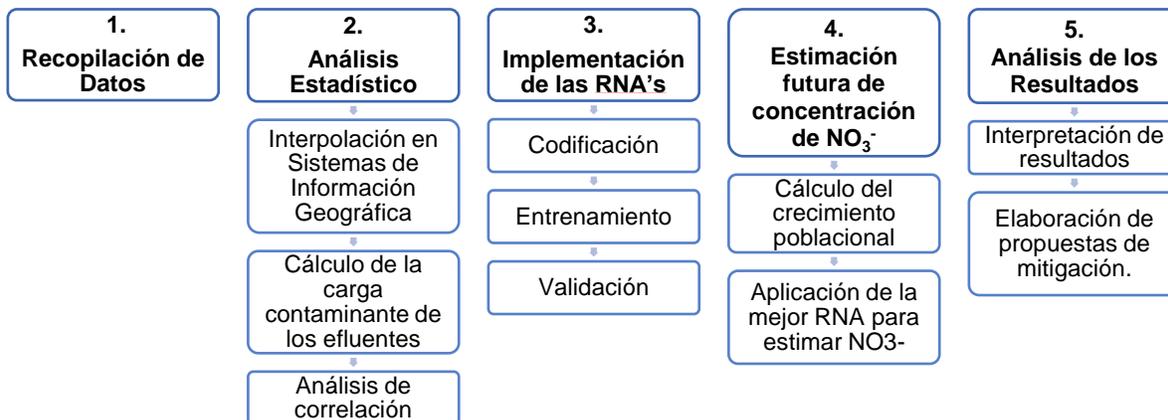


Figura 5. Esquema de la metodología.

#### 3.1. Recopilación de Datos

Este paso consistió en la selección y recopilación de los datos utilizados para la implementación de la RNA que se desarrolló. A continuación se describen las metodologías empleadas en la determinación de los datos, así como los estudios de donde se extrajeron.

- Monitoreos de la concentración de NO<sub>3</sub><sup>-</sup> en el agua subterránea realizados en la zona de estudio.
  - British Geological Survey (1995).  
Este muestreo de campo inició en abril de 1991 y terminó en 1993. Involucró un muestreo hidroquímico trimestral, donde las muestras tomadas a los pozos en los 2 a 3 m. superiores del acuífero saturado generalmente reflejaron los efectos más recientes de la recarga urbana, mientras que muestras de sitios más profundos (agua de las zonas intermedia e inferior, de 18 a 38 metros bajo el nivel del suelo)

comprenden una mezcla de aguas de las partes media e inferior de la zona de agua dulce. (British Geological Survey, 1995).

- Pacheco *et al.* (2013).

Este muestreo se realizó de septiembre a noviembre de 2009 y de abril a mayo y octubre a noviembre de 2010. Se tomaron las muestras en todos los municipios de la ZMM (Pacheco *et al.*, 2013).

Se efectuó la interpolación de los valores medidos en estos puntos de muestreo en un SIG para crear una superficie ráster con estimaciones realizadas para todas sus celdas, como se explica en la sección 3.2.1

- Grado de impacto de las fuentes de contaminación por  $\text{NO}_3^-$  en el área de estudio:
  - Carga de contaminantes del agua residual de granjas porcinas al acuífero.
    - La ubicación y población de las granjas en el año 2016, proporcionados por la SAGARPA.
    - Composición del agua residual porcina, según el estudio de Garzón y Buelna (2014), donde se caracterizó el agua residual según los parámetros Demanda Química de Oxígeno (DQO) y Sólidos Suspendidos Totales (SST).
    - Producción de agua residual por cada Unidad de Producción Animal (UPA) en granjas de diferentes tamaños en el estado de Yucatán (Drucker *et al.* 2003).
  - Carga de contaminantes del agua residual doméstica al acuífero.
    - Datos del Censo de Población y Vivienda 2010 (INEGI 2010) y del Censo de Población y Vivienda 1995 (INEGI 1995), para conocer a nivel de Área Geoestadística Básica (AGEB)<sup>1</sup> la población total y el número de viviendas según la disponibilidad

---

<sup>1</sup> Área Geoestadística Básica, o AGEB, es un área geográfica ocupada por un conjunto de manzanas perfectamente delimitadas por calles, avenidas, andadores o cualquier otro rasgo de fácil identificación en el terreno y cuyo uso del suelo sea principalmente habitacional, industrial, de servicios, comercial, etcétera (INEGI 2010).

y tipo de drenaje, tomando en cuenta la siguiente clasificación:  
i) drenaje conectado a la red pública, ii) drenaje conectado a fosa séptica, iii) drenaje conectado a una barranca o grieta y iv) sin drenaje.

- Producción de agua residual por habitante por día, tomado de Méndez *et al.* (2007).

Estudio de Castillo *et al.* (2011), donde se presenta la caracterización del agua residual de las fosas sépticas en Mérida, Yucatán, según los parámetros DQO, SST y nitrógeno, entre otros.

## 3.2. Análisis Estadísticos

En este paso se llevó a cabo la generación de mapas de iso-concentración de  $\text{NO}_3^-$  (salida de la RNA) en el agua subterránea de la zona de estudio (ver sección 3.2.1), Para seleccionar los datos que se ingresaron a la red, se determinó el nivel de correlación entre la concentración de  $\text{NO}_3^-$  y las cargas de contaminación al acuífero (entradas de la RNA), calculadas como se describe en la sección 3.2.2.

### 3.2.1. Interpolación en Sistemas de Información Geográfica

Se generaron mapas de iso-concentración de  $\text{NO}_3^-$  correspondientes a dos periodos de tiempo diferentes, 1995 y 2010, utilizando los datos de los monitoreos mencionados en la sección 3.1 y el software ArcGIS, mediante el método geoestadístico de interpolación espacial “Distancia Inversa Ponderada” (IDW, por sus siglas en inglés) utilizado por Rojas *et al.* (2015).

La interpolación espacial es el proceso de utilizar puntos con valores conocidos para estimar valores desconocidos en otros puntos. Uno de los métodos ampliamente usados es el IDW. En este método, los puntos de muestreo se ponderan durante la interpolación de tal manera que la influencia de un punto en relación con otros disminuye con la distancia desde el punto desconocido que se desea crear. La

ponderación es asignada a los puntos de muestreo mediante la utilización de un coeficiente de ponderación que controla cómo la influencia de la ponderación decae mientras la distancia hacia el punto nuevo se incrementa (QGIS 2018).

El propósito de dicha interpolación, como se ha indicado, fue obtener las líneas de iso-concentración en el área de estudio, las cuales además son útiles para evaluar la evolución de la contaminación.

Posteriormente, a partir de los mapas generados, se extrajeron los puntos relacionados con la distribución de las granjas porcinas localizadas en el área de estudio, y con la distribución de la población que cuenta con fosas sépticas y sin tratamiento de agua residual, como se describe en la sección 3.2.2.

### **3.2.2. Análisis Estadístico de Correlación**

Mediante un análisis de regresión lineal, utilizando el software Matlab, se determinó la correlación de los niveles de  $\text{NO}_3^-$  estimados en los mapas de iso-concentración con la carga al acuífero (calculada como kg DQO/d) de las principales fuentes de contaminación (agua residual doméstica y agua residual porcina) presentes en la zona de estudio. En la *Figura 6* se muestran los pares de correlación estimados. La carga al acuífero con respecto al agua residual porcícola se calculó conforme al flujo de agua residual (l/d) producida en cada granja presente en los datos proporcionados por la SAGARPA para el año 2016 (ver sección 3.1). Para calcular el flujo de agua residual, en primer lugar, se clasificaron las granjas conforme a su tamaño en pequeñas, medianas, grandes y mega granjas, según el número de UPA equivalente, siguiendo la metodología descrita en Méndez *et al.* (2009) en donde las UPA se calculan multiplicando la población total por un factor de 200 kg si corresponde a una granja de pie de cría, por un factor de 15 kg si es una granja de destete y por un factor de 80 kg si es una granja de engorda. Una vez obtenidas las UPA y la correspondiente clasificación de cada granja, se calcularon los litros diarios de agua residual producidos según los datos presentados en Drucker *et al.* (2003). Posteriormente, se determinó el porcentaje del agua residual que no es tratada, según lo establecido en Drucker *et al.* (2003). Finalmente, considerando los parámetros de caracterización presentados en Garzón y Buelna (2014), se obtuvo

como resultado los kg de DQO/d producidos en cada granja. Por otro lado, la concentración de  $\text{NO}_3^-$  con la que se relacionó la carga producida por cada granja se tomó de los valores predichos en el análisis IDW para el periodo 2010, que se describe en la sección 3.2.1.

Asimismo, se determinó la correlación entre la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea y la carga ocasionada por la población que no cuenta con un adecuado sistema de saneamiento de agua residual, a partir de los datos por AGEB proporcionados por el INEGI (ver sección 3.1). Para estimar la población que no cuenta con un sistema de saneamiento adecuado en cada una de las AGEB de la ZMM se utilizó la siguiente ecuación:

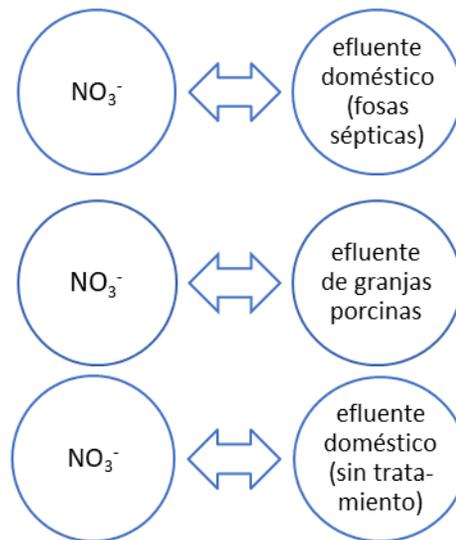


Figura 6. Correlaciones estimadas según las fuentes de  $\text{NO}_3^-$  en la ZMM

$$\left( \frac{\text{Población total}}{\text{Viviendas habitadas}} \right) (\text{Viviendas sin sistema de tratamiento})$$

La relación se calculó para los periodos 1995 y 2010 según dos categorías: i) población en viviendas que cuentan con drenaje conectado a fosa séptica y ii) población en viviendas que cuentan con drenaje conectado a fosa séptica, barranca o grieta y sin drenaje (parámetros *sin tratamiento*). Posteriormente, los valores obtenidos se multiplicaron considerando un factor de 150 l/hab/d (Méndez *et al.*, 2007), para calcular el agua residual producida en cada AGEB (l/d). Finalmente,

considerando los parámetros de caracterización presentados en Castillo *et al.* (2011), se obtuvo como resultado los kg de DQO/d producidos en cada AGEB. Por otro lado, la concentración de  $\text{NO}_3^-$  que se correlacionó con cada AGEB se tomó de los valores predichos en el análisis IDW, descrito en la sección 3.2.1, correspondiente a los periodos 1995 y 2010.

### **3.3. Implementación de las RNA**

En esta sección, se llevó a cabo el desarrollo de una RNA que sirvió para estimar la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea de la zona de estudio (salida de la RNA), a partir de la carga al acuífero del agua residual doméstica y porcina (entradas de la RNA). Los pasos para llevar a cabo la implementación son: i) codificación de la RNA, ii) entrenamiento de la RNA y iii) validación de la RNA.

#### **3.3.1. Codificación de la RNA**

Utilizando el software Matlab y su herramienta *Neural Network Toolbox*, se codificaron diferentes topologías de la RNA Perceptrón Multicapa (PMC) (ver sección 2.4.1). La topología general de las RNA's codificadas se presenta en la Figura 7.

Como se observa en la Figura 7, las neuronas de entrada corresponden a la carga al acuífero por agua residual doméstica y la carga al acuífero por el agua residual porcícola, determinadas como se indica en la sección 3.2.2, con sus respectivas coordenadas geográficas. En la capa de salida se tiene una neurona que corresponde a las concentraciones de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea.

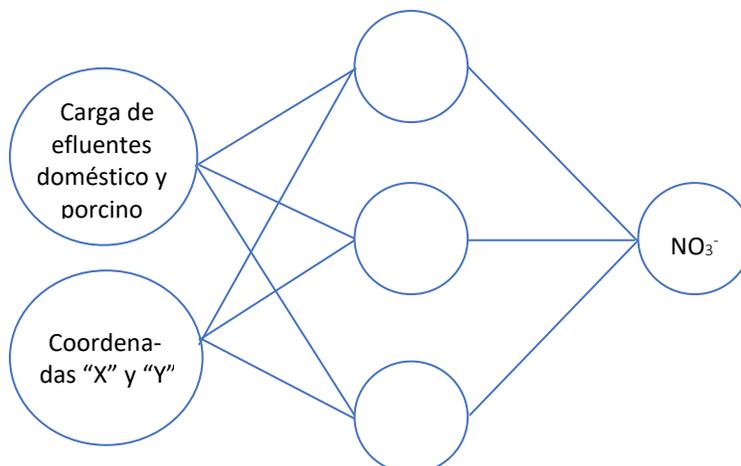


Figura 7. Topología general de RNA utilizada en el presente estudio.

### 3.3.2. Entrenamiento de la RNA

Utilizando el software Matlab y su herramienta *Neural Network Toolbox*, se llevó a cabo el entrenamiento de las diferentes topologías de RNA's codificadas en el paso anterior (sección 3.3.1).

Durante el proceso de entrenamiento, se utilizaron como datos objetivo (salida) la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea de la zona de estudio obtenida a partir de la interpolación IDW con los datos de monitoreo correspondientes al periodo 2010 (ver sección 3.2.1). De manera correspondiente, como datos de entrada se utilizaron la carga al acuífero derivada del agua residual doméstica y de la porcicultura para el mismo periodo (ver sección 3.2.2) con sus respectivas coordenadas. La razón por la que este periodo fue seleccionado para el proceso de entrenamiento es que en él se encontró la mayor cantidad de datos disponibles, favoreciendo así la posibilidad de obtener una RNA con un buen desempeño.

Para evaluar el desempeño de las RNA's después del proceso de entrenamiento, se utilizaron los indicadores estadísticos coeficiente de correlación de Pearson ( $R$ ) y error cuadrático medio ( $ECM$ ). Estos indicadores se determinan como se muestra en las siguientes ecuaciones:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} ; \quad ECM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2$$

La RNA que arrojó el mejor resultado se seleccionó para el paso de validación. Asimismo, las predicciones arrojadas por dicha RNA con relación a las concentraciones de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea de la zona de estudio, se alimentaron al software ArcGIS para generar los mapas de iso-concentración correspondientes, utilizando el método IDW.

### 3.3.3. Validación de la RNA

Como se mencionó anteriormente, la RNA que presentó el mejor resultado después del proceso de entrenamiento se seleccionó para su validación, esta vez utilizando los datos de concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea (salida) y la carga del agua residual doméstica (entrada) obtenidos para el periodo de 1995 (ver secciones 3.2.1 y 3.2.2), por medio del software Matlab.

Al igual que durante el proceso de entrenamiento, para evaluar el desempeño de la RNA a validar, se utilizaron los indicadores estadísticos *R* y *ECM*. Adicionalmente, a partir de las predicciones hechas por la RNA validada, se generaron los mapas de iso-concentración correspondientes, con relación a la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en la zona de estudio, utilizando el método IDW y el software ArcGIS.

### 3.3.4. Análisis e Interpretación de los Resultados

Con el objetivo de evaluar el impacto futuro en la calidad del agua subterránea, si se mantienen las condiciones actuales de tratamiento y disposición inadecuada del agua residual que se vierte al acuífero, se realizaron estimaciones hacia 20 años (2030) utilizando la RNA desarrollada.

En el caso de la variable de entrada relacionada con la carga ocasionada por el agua residual doméstica se consideraron datos del INEGI con relación a una tasa de crecimiento anual de 1.8% al realizar las predicciones (INEGI 2010).

El crecimiento de la población se calculó conforme al método geométrico, cuya ecuación es la siguiente (Ospina, 1981):

$$N_t = N_0(1 + r)^t$$

Donde:

$N_t$  y  $N_0$  = Población al inicio y al final del período.

$t$  = Tiempo en años, entre  $N_0$  y  $N_t$

$r$  = Tasa de crecimiento observado en el período, la cual puede medirse a partir de una tasa promedio anual de crecimiento constante del período.

Las predicciones arrojadas por la RNA con relación a las concentraciones de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea de la zona de estudio se alimentaron al software ArcGIS para generar los mapas de iso-concentración correspondientes, utilizando el método IDW.

Finalmente, con base en los resultados y las conclusiones obtenidos de este análisis, se propusieron estrategias de mitigación para evitar impactos negativos en la calidad del agua subterránea.

## CAPÍTULO IV

### RESULTADOS Y DISCUSIÓN

A continuación se presentan los resultados obtenidos en el presente estudio conforme a la metodología descrita anteriormente. En primer lugar, se muestran los mapas en SIG donde se identifican la ubicación y magnitud de las fuentes de contaminación doméstica y porcina de la ZMM. Posteriormente, se presentan los mapas resultantes del análisis de interpolación IDW de la concentración de  $\text{NO}_3^-$  presente en el agua subterránea. Consecutivamente, se presenta el análisis de correlación entre las variables consideradas como fuentes contaminantes y la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea. Posteriormente, se presentan los resultados del proceso de entrenamiento de las diferentes topologías de RNA's propuestas, así como una validación tentativa de la RNA entrenada, usando datos de monitoreos independientes para ambos casos. Finalmente, se expone el resultado de la proyección de la contaminación en el agua subterránea a 20 años (2030), utilizando la RNA desarrollada.

#### 4.1. Ubicación y población de las granjas porcinas de la ZMM

Los datos recopilados con relación a la ubicación y población total de las granjas porcinas en la ZMM para el año 2016 (SAGARPA) se muestran en la Figura 8.

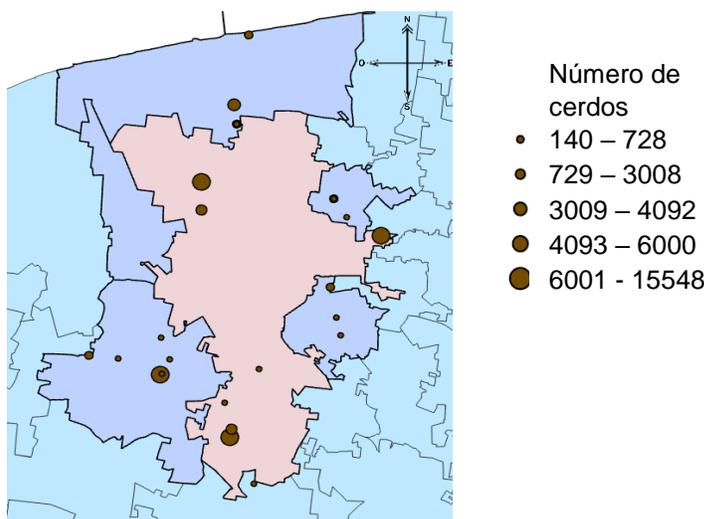


Figura 8. Población de granjas porcinas en el año 2016 en la ZMM.

El municipio con mayor número de granjas de gran tamaño (5 en total), es decir clasificación Grande y Mega según UPA (ver sección 3.2.2), es el municipio de Mérida. A su vez, el municipio de Umán cuenta con una granja de tamaño Mega. Por otro lado, el municipio de Ucú es el único de la ZMM que no cuenta con ninguna granja.

Asimismo, se calculó el volumen de agua residual producida diariamente en las granjas que se presentan en la Figura 8, tomando los datos presentados por Drucker *et al.* (2003), el cual reporta diferentes cantidades según el estrato de la granja, como se muestra en la Tabla 5.

*Tabla 5. Agua residual generada por tamaño de granja (Drucker et al., 2003).*

| <b>Datos de Drucker (2003)</b> |                       | <b>Cálculo del flujo de agua residual</b> |                  |
|--------------------------------|-----------------------|---|------------------|
| <b>Estrato</b>                 | <b>litros diarios</b> | <b>l/granja/día</b>                       | <b>l/upa/día</b> |
| Pequeña                        | 2,243,498             | 10,435                                    | 46               |
| Mediana                        | 772,418               | 24,138                                    | 24               |
| Grande                         | 2,704,616             | 77,275                                    | 28               |
| Mega                           | 11,040,197            | 380,696                                   | 25               |

En primer lugar, para las 25 granjas del presente estudio se calculó la UPA equivalente (como se describe en la sección 3.2.2). Una vez obtenidas las UPA, se calculó el volumen de agua residual conforme al estrato y los valores de flujo resultantes del estudio de Drucker (2013) (Tabla 5). Posteriormente, se calculó la DQO producida al día en cada granja, basándose en los promedios presentados por Garzón y Buelna (2014) que se pueden observar en la Tabla 6, nuevamente conforme al estrato de las granjas (grandes, medianas y pequeñas). Para la clasificación mega se tomó el valor correspondiente a la clasificación grande, ya que en el estudio de Garzón y Buelna ésta primera no se consideró.

*Tabla 6. Promedio de DQO (g/l) por estrato de granja (Garzón y Buelna, 2014).*

| <b>Estrato</b>   | <b>Medianas</b> | <b>Pequeñas</b> | <b>Grandes</b> |
|------------------|-----------------|-----------------|----------------|
| <b>DQO (g/l)</b> | 21.016          | 9.397           | 37.404         |

Usando estos valores, se calculó el aporte de DQO al día para las granjas de la ZMM. Los resultados se muestran en la Tabla 7, junto con los correspondientes a la producción de agua residual (flujo).

*Tabla 7. Carga de contaminante (kg DQO/d) y producción de agua residual (l/d) por granja en la ZMM.*

| <b>Nombre de la granja</b> | <b>DQO (kg/d)</b> | <b>Flujo (l/d)</b> |
|----------------------------|-------------------|--------------------|
| Tebacal                    | 34.8              | 3864               |
| I.T.A. 2                   | 134.1             | 14,904             |
| Maria Asuncion             | 150.7             | 16,744             |
| Uady                       | 168.1             | 18,676             |
| Dogre                      | 173.9             | 19,320             |
| Las Palomas                | 202.0             | 22,448             |
| San Mauro                  | 235.2             | 26,128             |
| Union                      | 156.0             | 17,328             |
| San Isidro                 | 157.7             | 17,520             |
| Tahonal                    | 210.0             | 23,328             |
| San Jose li                | 279.5             | 31,056             |
| Batzan                     | 314.5             | 34,944             |
| La Ponderosa               | 124.6             | 13,841             |
| San Pedro                  | 149.5             | 16,615             |
| El Porvenir                | 1,008.0           | 48,000             |
| Santa Maria Rosas          | 406.4             | 19,354             |
| La Candelaria              | 3,537.4           | 168,448            |
| San Gerardo                | 4,414.7           | 210,224            |
| San Fco. Texan             | 4,812.2           | 229,152            |
| Santa Cruz                 | 2,587.2           | 123,200            |
| La Pilarcita               | 2,822.4           | 134,400            |
| San Manuel                 | 8,103.0           | 219,000            |
| San Antonio                | 20,425.9          | 552,050            |
| La Escondida               | 8,880.0           | 240,000            |
| Santa Maria                | 28,763.8          | 777,400            |

En la Tabla 8 se presentan datos estadísticos con relación a la carga de kg DQO/d, calculados a partir de los resultados presentados en la Tabla 7. Se obtuvo un valor promedio por granja de 4,229.1 kg DQO/d, con un máximo de 28,764 kg/d, lo que representa un impacto significativo al acuífero.

*Tabla 8. Datos estadísticos de la carga de kg DQO/d por granja en la ZMM.*

| <b>kg DQO/d por granja</b> |         |
|----------------------------|---------|
| Máximo                     | 28,764  |
| Mínimo                     | 34.78   |
| Promedio                   | 4,229.1 |
| Desviación estándar        | 7,590.4 |

#### **4.2. Población sin tratamiento de agua residual por AGEB de la ZMM**

Como se describe en la sección 3.2.2, en primer lugar, se calculó la población por AGEB de la ZMM (INEGI 1995 y 2010) que no cuenta con tratamiento para el agua residual doméstica según dos parámetros: con fosa séptica y sin tratamiento (fosa séptica, barranca o grieta y sin drenaje). Los resultados se presentan en la Figura 9 y Figura 10, respectivamente.

Como se observa en la Figura 9 y la Figura 10, en el periodo del año 1995 a 2010 la mancha urbana incrementó, siendo el aumento de la población uno de los factores que contribuye a ello. Este fenómeno es más notable en el municipio de Mérida, lo que ocasiona que se genere una mayor descarga de contaminantes, resultando en el aumento de las concentraciones de éstos en el suelo y en el agua subterránea. Asimismo, se observa que de los años 1995 a 2010 acrecentó el uso de fosas sépticas por los habitantes de las AGEB, disminuyendo la población sin tratamiento.

En el resto de los municipios de la ZMM el escenario no mejora, ya que el porcentaje de viviendas sin tratamiento alguno en las AGEB es mayor, como puede verse en la Figura 11, correspondiente al año 2010.

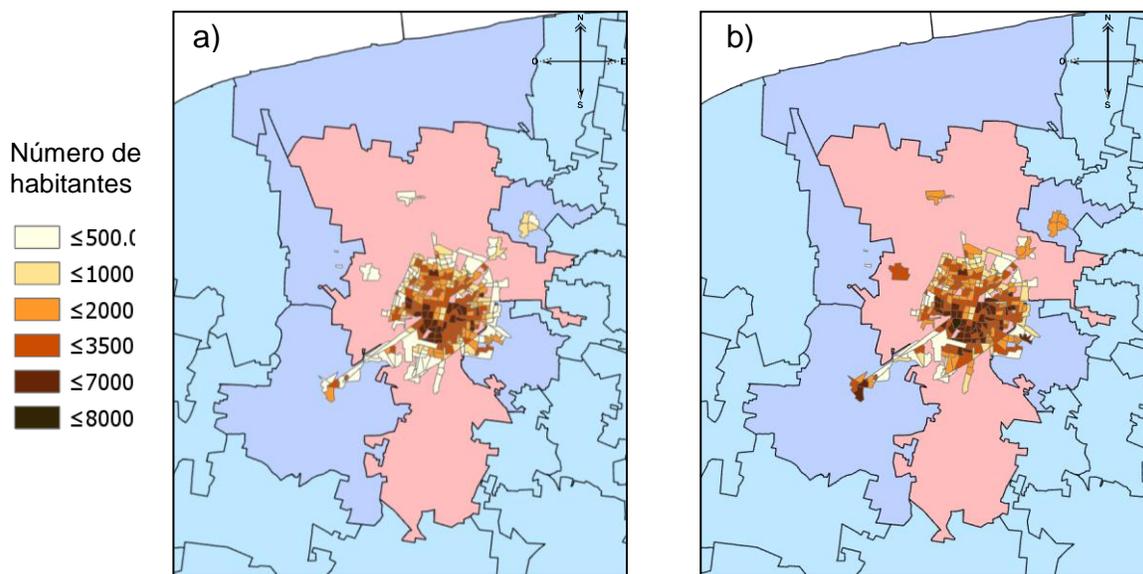


Figura 9. Población de 1995 por AGEB a) con fosa séptica y b) sin tratamiento en la ZMM

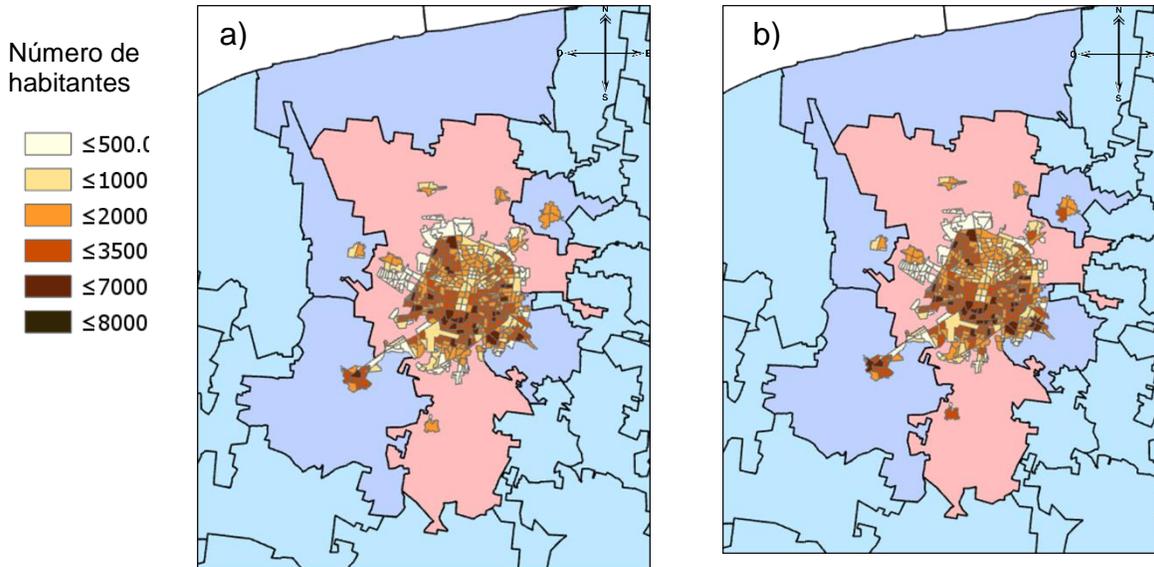


Figura 10. Población de 2010 por AGEB a) con fosa séptica y b) sin tratamiento en la ZMM

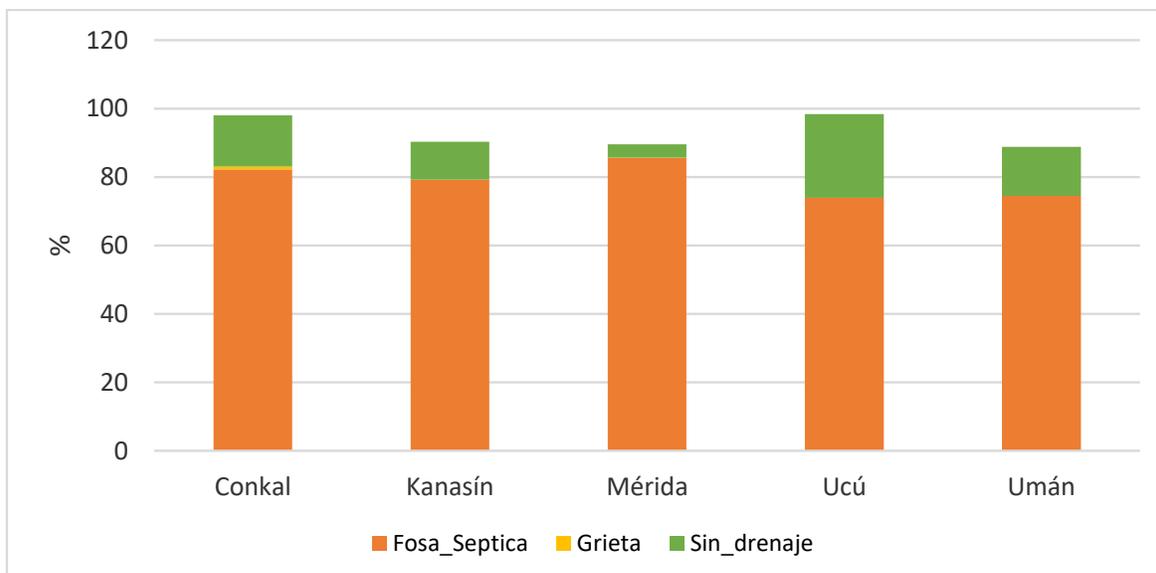


Figura 11. Porcentaje de viviendas sin tratamiento por municipio para el año 2010 en la ZMM

Posteriormente, a partir de los datos de población por AGEB, se calculó la producción de agua residual doméstica, utilizando un valor de 150 l/hab/d (Méndez *et al.*, 2007). Finalmente, se calculó la carga de contaminante (kg DQO/d) del agua residual doméstica considerando un valor promedio de DQO igual a 0.219 g DQO/l por habitante (Castillo *et al.*, 2011). Los datos estadísticos resultantes se presentan en la Tabla 9. En promedio se obtuvo 49.86 kg DQO/d por AGEB con un valor máximo de 216.5 kg DQO/d para la variable *sin tratamiento*, y un promedio de 46.76 kg DQO/d con un máximo de 209.68 kg DQO/d para la variable *fosas sépticas*. Comparando estos valores con el agua residual porcina, la carga contaminante promedio del segundo es mucho más elevada, con un valor de 4,229.1 kg DQO/d, aunque el área de descarga del agua residual doméstica es mucho mayor.

Tabla 9. Datos estadísticos de la carga de DQO/d por AGEB en la ZMM.

|                     | kg DQO/d por AGEB |                |
|---------------------|-------------------|----------------|
|                     | Sin tratamiento   | Fosas sépticas |
| Máximo              | 216.54            | 209.68         |
| Mínimo              | 0                 | 0              |
| Promedio            | 49.86             | 46.76          |
| Desviación estándar | 40.55             | 38.84          |

### **4.3.Resultados de la Interpolación en Sistemas de Información Geográfica**

En la Figura 12 y Figura 13 se presentan se presentan los puntos de muestreo, junto con los resultados correspondientes a la interpolación IDW en SIG, con relación a la concentración de  $\text{NO}_3^-$  para los periodos 1995 (en la zona de muestreo y extendido a toda la ZMM) y 2010, respectivamente.

En la Figura 12a) se observa que para el periodo de 1995, el monitoreo se realizó únicamente en la ciudad de Mérida, ubicada en el municipio del mismo nombre. Como se mencionó anteriormente, en el estudio de British Geological Survey (1995) se tomaron muestras de diferentes pozos a diferentes profundidades, lo cual tuvo un efecto en las concentraciones del contaminante. En éste se sitúan muchos puntos de muy diferente concentración, observándose puntos con muy alta concentración cercanos a puntos con muy baja. Es importante destacar que en ese estudio aunque se adoptaron precauciones para evitar pérdidas por volatilización (las muestras se mantuvieron frías y se almacenaron en botellas de vidrio herméticas), el retraso entre la recolección de muestras y el análisis inevitablemente habría causado una pérdida significativa de muestra. En cuanto a la evaluación de la calidad y la fiabilidad de los datos, la correlación de  $\text{NO}_3^-$  y K no mostró una correlación 1:1, indicando un probable error sistemático (British Geological Survey, 1995).

Por otro lado, el monitoreo del periodo 2010 tuvo puntos de muestreo en todos los municipios de la ZMM y el municipio de Progreso, como se observa en la Figura 13a). Es notable la contaminación en la zona del mapa donde está ubicada la ciudad de Mérida, así como en zonas de los municipios de Kanasín y Umán, los cuales son municipios que presentaron mayor carga de N aplicado a los cultivos, como se muestra en la Tabla 2.

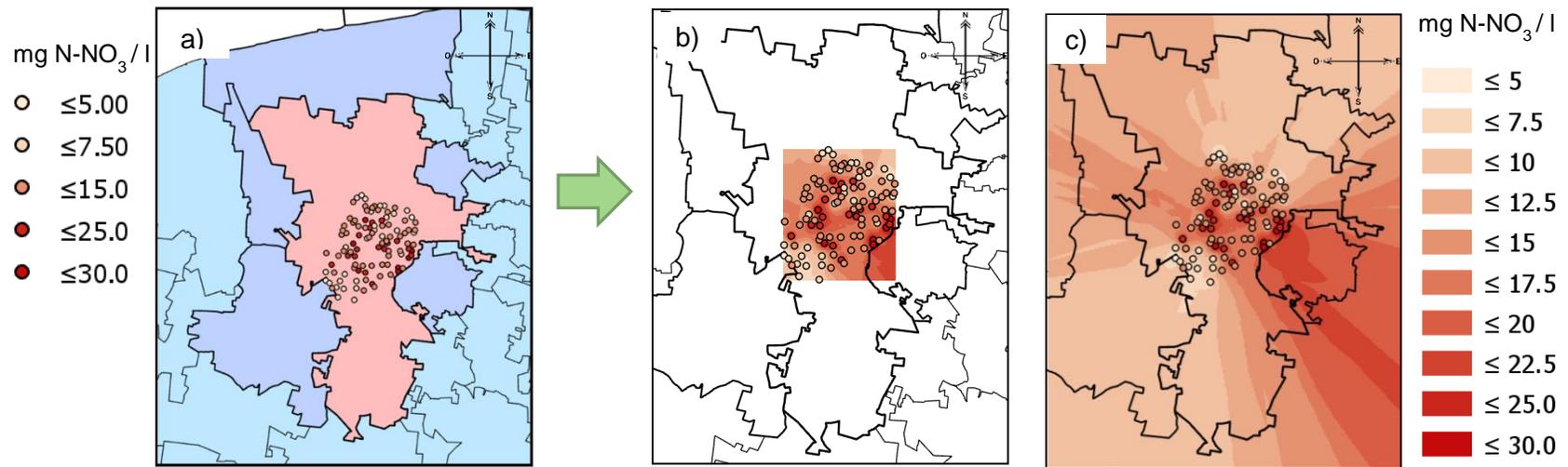


Figura 12. Concentración de N-NO<sub>3</sub><sup>-</sup> en la ZMM en 1995 para a) puntos de muestreo b) mapa IDW de la zona de muestreo y c) mapa IDW extendido a la ZMM.

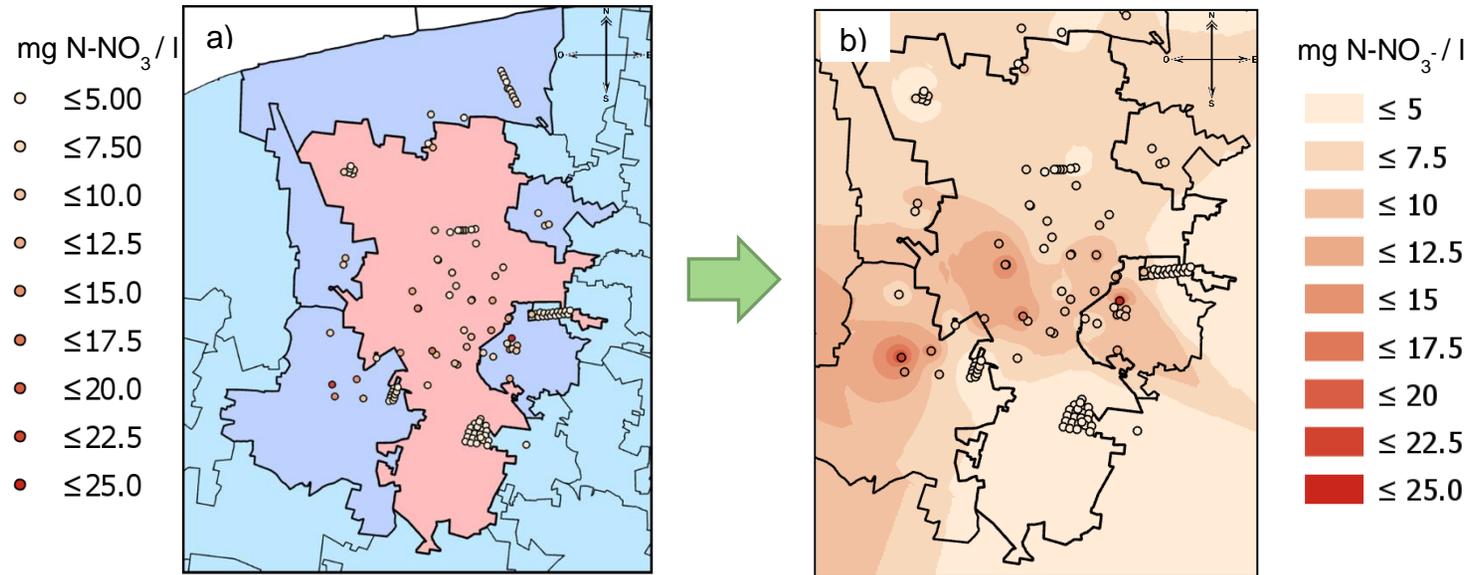


Figura 13. Concentración de N-NO<sub>3</sub><sup>-</sup> en la ZMM en 2010 para a) puntos de muestreo b) mapa IDW

Comparando ambos monitoreos, se observa que las concentraciones de  $\text{NO}_3^-$  en 1995 son mayores a las de 2010. Este contraste se debe posiblemente a que en 1995 existían más pozos aún en funcionamiento (abiertos), haciendo más probable muestrear cerca de fuentes de contaminación, lo que derivó en concentraciones más altas arrojadas por la interpolación IDW de manera general para toda la zona.

Durante la época lluviosa aumenta la concentración de  $\text{NO}_3^-$  debido a la cantidad de sedimentos que son transportados por escorrentía (Comisión de cuenca del lago de Cuitzeo 2011), sin embargo en estos estudios Pacheco *et al.* (2013) resultó con menor nivel a pesar de que el muestreo se realizó en época de lluvias.

#### 4.4. Resultados de los Análisis Estadísticos de Correlación

Se calculó la correlación de la concentración de  $\text{N-NO}_3^-$  en el agua subterránea de la ZMM con las siguientes variables:

1. La carga (kg DQO/d) del agua residual doméstica de la población que cuenta con fosa séptica en su vivienda por AGEB.
2. La carga (kg DQO/d) del agua residual doméstica de la población “sin tratamiento” (fosa séptica, población con drenaje conectado a barranca o grieta y población sin drenaje) en su vivienda por AGEB.
3. La carga (kg DQO/d) del agua residual porcícola con respecto al agua residual total que se genera en cada granja.

Los valores obtenidos se presentan en la Tabla 10.

*Tabla 10. Correlación del agua residual doméstica y porcina con la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea de la ZMM*

| Correlación de $\text{NO}_3^-$ con    | Carga del agua residual de las fosas sépticas | Carga del agua residual sin tratamiento | Carga del agua residual porcina |
|---------------------------------------|---|---|---------------------------------|
| Valor <i>R</i>                        | 0.21  | 0.23                                    | -0.40                           |
| Valor <i>P</i><br>( $\alpha = 0.05$ ) | 5.96E-07                                      | 6.09E-08                                | 0.083                           |

La correlación entre la carga de kg DQO/d de la población que cuenta con fosas sépticas como tratamiento en sus viviendas y la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea es estadísticamente significativa con un valor  $R$  de 0.21.

La correlación de la carga de kg DQO/d de la población sin tratamiento en sus viviendas con la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea es estadísticamente significativa con un coeficiente  $R$  de 0.23.

La correlación entre la carga de kg DQO/d del agua residual porcícola y la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea es de -0.43. No es estadísticamente significativa, por lo que no se puede concluir que la correlación es diferente de cero.

Como era de esperarse para variables con una débil correlación lineal, los valores obtenidos de  $R$  fueron bajos. Sin embargo, el análisis anterior sirvió para seleccionar a la variable relacionada con la carga del agua residual doméstica sin tratamiento, la cual arrojó un valor de  $R$  mayor que la variable relacionada con las fosas sépticas, como neurona de entrada para el entrenamiento de las RNA's. Por otro lado, aunque la correlación obtenida para la carga del agua residual porcina no fue significativa, se consideró probar una RNA adicional que incluyera dicha variable como segunda neurona de entrada (junto con la relacionada con el agua residual doméstica sin tratamiento), esperando que una mayor área de puntos geográficos pudiera dar un mejor resultado en la interpolación IDW, realizada a partir de los puntos arrojados por la red. Los resultados se describen en la sección 4.5.

#### 4.5. Implementación de las RNA's

Para la implementación de diferentes topologías de RNA's se probaron, además de diferente número de neuronas en la capa oculta, dos funciones de activación disponibles en el software Matlab: *logsig* y *tansig*. La función *logsig* consiste en una función logarítmica sigmoidea, mientras que la función *tansig* se refiere a una tangente sigmoidea. Las ecuaciones correspondientes a las funciones *logsig* y *tansig* se presentan a continuación:

$$\textit{logsig}: \frac{1}{(1+e^{-n})}, \quad \textit{tansig}: \frac{2}{(1+e^{-2n})-1}$$

Se codificaron los diferentes grupos de RNA's, según la función de activación, que se presentan en la Tabla 11.

*Tabla 11. RNA's codificadas según la función de activación.*

| <b>Función de activación</b> | <b>Carga de agua residual doméstica</b> | <b>Carga del agua residual doméstica y porcina</b> |
|------------------------------|---|--|
| <i>logsig</i>                | A1                                      | B1   |
| <i>tansig</i>                | A2                                      | B2   |

En total se implementaron 40 topologías diferentes, considerando que se varió el número de neuronas de la capa oculta de las RNA's de 5 a 50, en intervalos de 5 neuronas.

#### **4.5.1. Resultados del Entrenamiento de las RNA's**

Utilizando los datos generados para el periodo 2010, se realizaron tres corridas (tres entrenamientos) de cada una de las topologías implementadas y se obtuvo el promedio de los valores de  $R$  y  $MSE$  arrojados. Como datos de entrada, se utilizaron para las topologías A1 y A2 (ver Tabla 11) datos de la carga del agua residual doméstica, con sus respectivas coordenadas. Para las topologías B1 y B2 (ver Tabla 11), además de la carga del agua residual doméstica, se utilizó como segunda neurona de entrada datos de la carga del agua residual porcina, con sus respectivas coordenadas. En ambos casos, como datos de salida se obtuvieron los niveles de concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el área de estudio correspondientes. En la Tabla 12 se muestran los promedios resultantes para  $R$  y  $MSE$  de la correlación entre los datos de concentración de  $\text{NO}_3^-$  arrojados por las RNA's (datos salida) y los datos de concentración de  $\text{NO}_3^-$  obtenidos a partir de los datos experimentales (datos objetivo), los cuales se presentan en la Figura 13.

Tabla 12. Valores de  $R$  y  $MSE$  resultantes del entrenamiento de las diferentes topologías de RNA's implementadas.

| Función             | <i>logsig</i>           |      |                                     |      | <i>tansig</i>           |      |                                     |      |
|---------------------|-------------------------|------|-------------------------------------|------|-------------------------|------|-------------------------------------|------|
|                     | agua residual doméstica |      | agua residual doméstica con porcina |      | agua residual doméstica |      | agua residual doméstica con porcina |      |
| Variable de entrada | R                       | MSE  | R                                   | MSE  | R                       | MSE  | R                                   | MSE  |
| Neuronas            | R                       | MSE  | R                                   | MSE  | R                       | MSE  | R                                   | MSE  |
| 5                   | 0.84                    | 1.73 | 0.71                                | 4.57 | 0.84                    | 1.80 | 0.80                                | 2.26 |
| 10                  | 0.90                    | 1.16 | 0.81                                | 2.09 | 0.88                    | 1.34 | 0.80                                | 2.29 |
| 15                  | 0.84                    | 1.69 | 0.84                                | 1.80 | 0.89                    | 1.20 | 0.84                                | 1.80 |
| 20                  | 0.89                    | 1.53 | 0.78                                | 2.53 | 0.92                    | 0.93 | 0.78                                | 2.40 |
| 25                  | 0.92                    | 0.93 | 0.83                                | 1.99 | 0.92                    | 0.93 | 0.80                                | 2.41 |
| 30                  | 0.94                    | 0.69 | 0.90                                | 1.24 | 0.91                    | 1.03 | 0.78                                | 2.69 |
| 35                  | 0.90                    | 1.14 | 0.83                                | 2.14 | 0.90                    | 1.22 | 0.89                                | 1.29 |
| 40                  | 0.93                    | 0.86 | 0.82                                | 2.03 | 0.88                    | 1.49 | 0.82                                | 3.16 |
| 45                  | 0.92                    | 0.97 | 0.91                                | 1.04 | 0.90                    | 1.26 | 0.77                                | 3.50 |
| 50                  | 0.88                    | 1.50 | 0.86                                | 1.72 | 0.93                    | 0.86 | 0.86                                | 2.02 |

La función de activación que arrojó un mejor resultado en ambos casos fue *logsig*, ya que la función *tansig* presentó una menor correlación entre los datos resultantes de la RNA y los datos experimentales (datos objetivo). Para la RNA con una entrada (agua residual doméstica) el número de neuronas ocultas óptimo fue de 30, mientras que para la RNA con dos entradas (agua residual doméstica y porcina) fue de 45. En general, la RNA con una entrada (agua residual doméstica) resultó con un mayor valor de  $R$  que la RNA con dos entradas (agua residual doméstica y porcina).

#### 4.5.2. Interpolación en Sistemas de Información Geográfica con los Resultados de las Mejores RNA's

A partir de los resultados arrojados por las RNA's con mejor desempeño para la concentración de  $\text{NO}_3^-$ , se generaron mapas de iso-concentración, utilizando nuevamente el método IDW en el software ArcGIS.

Posteriormente, utilizando el software Matlab, se calculó el valor de correlación  $R$  entre los datos de los mapas de iso-concentración obtenidos a partir de las

estimaciones de las RNA's, con los datos de los mapas de iso-concentración obtenidos a partir de las mediciones experimentales (Figura 12 y Figura 13).

#### 4.5.2.1. Resultados de la Interpolación IDW, con la RNA con la neurona de entrada carga del agua residual doméstica

A partir de los datos resultantes de la RNA con una neurona de entrada, los cuales se presentan en la Figura 14a), se elaboraron los mapas de iso-concentración. La Figura 14b) representa el mapa de iso-concentración para la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en la extensión geográfica limitada por los puntos arrojados por la red (localización de las AGEBs), y la Figura 14c) representa la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el área geográfica extendida a toda la zona de estudio. Como puede observarse en la Figura 14b) y la Figura 14c), debido a las concentraciones elevadas de  $\text{NO}_3^-$  arrojadas por la RNA para el área urbana del municipio de Umán, las cuales se estiman a partir de los datos de la carga del agua residual doméstica, en el mapa resultante se predice una concentración más elevada en esa zona de lo que se observa en la Figura 14b) (obtenida a partir de los datos experimentales).

#### 4.5.2.2. Resultados de la Interpolación IDW con la RNA con las neuronas de entrada carga del agua residual doméstica y carga del agua residual porcina.

A partir de los datos resultantes de la RNA con dos neuronas de entrada, los cuales se presentan en la Figura 15a), se elaboró el mapa de iso-concentración que se muestra en la Figura 15b). Como puede observarse, la presencia de puntos en una mayor área geográfica ayuda a una mejor predicción en el mapa de iso-concentración, al verse reducidos los altos niveles en la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el municipio de Umán.

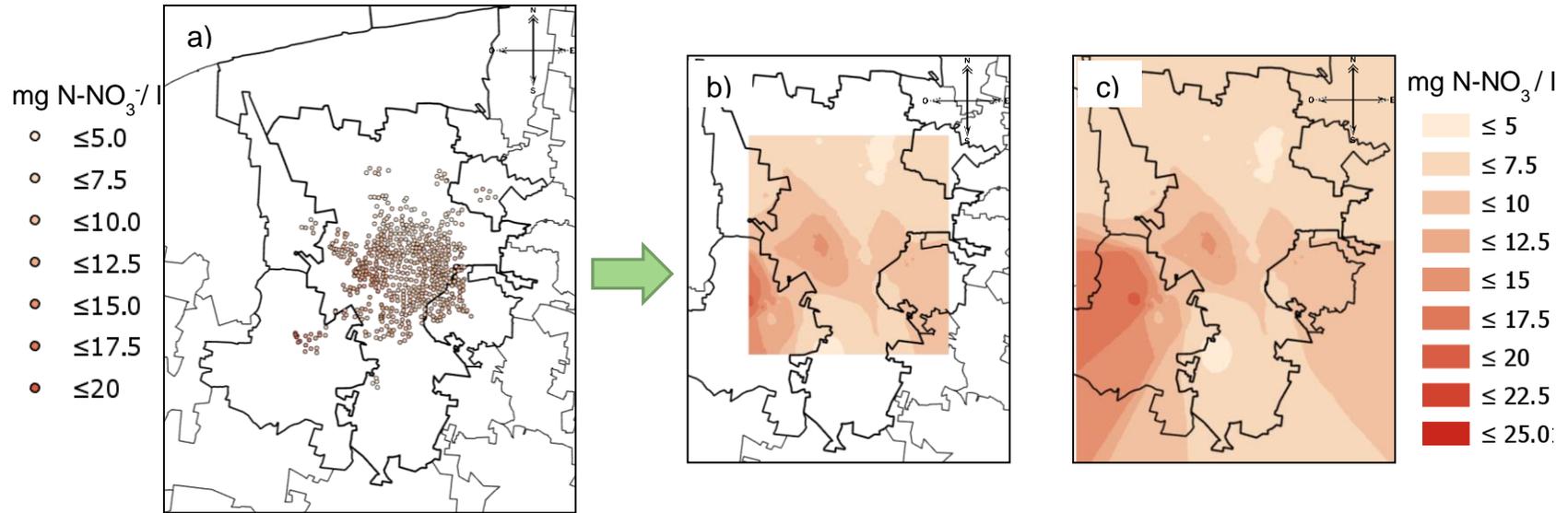


Figura 14. Concentración de N-NO<sub>3</sub><sup>-</sup> en la ZMM en 2010 para a) valores de la RNA con una neurona de entrada, b) mapa IDW y c) mapa IDW extendido

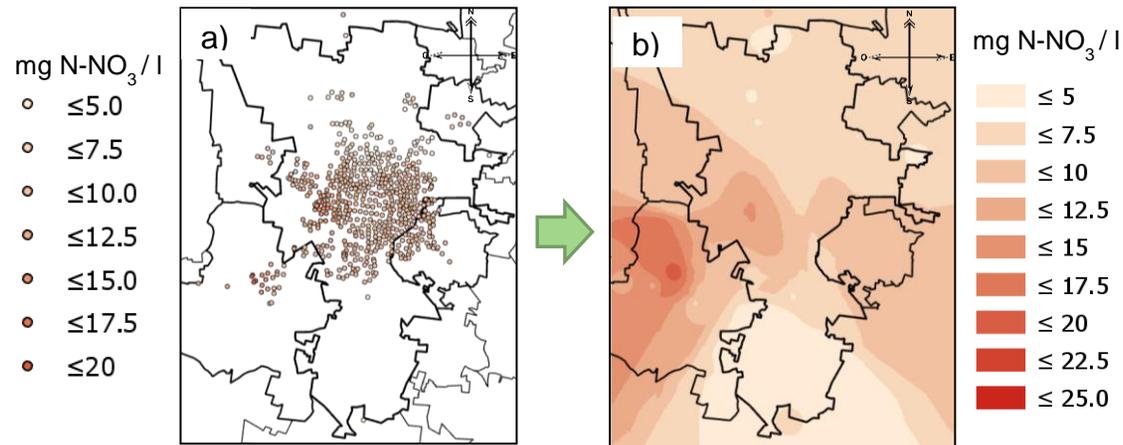


Figura 15. Concentración de N-NO<sub>3</sub><sup>-</sup> en la ZMM en 2010 para a) valores de la RNA con dos neuronas de entrada, b) mapa IDW.

#### 4.5.2.3. Evaluación del desempeño de las mejores RNA's

En la Tabla 13 se presentan los valores de correlación  $R$  entre los datos de los mapas de iso-concentración obtenidos a partir de las estimaciones de las mejores RNA's, con una (Figura 14c)) y dos neuronas de entrada (Figura 15b)), con los datos de los mapas de iso-concentración obtenidos a partir de las mediciones experimentales (Figura 13; **Error! No se encuentra el origen de la referencia.b**)).

*Tabla 13. Correlación de los datos estimados por la RNA y los experimentales, generados en mapas de iso-concentración*

|                         | <b>RNA con una neurona<br/>(agua residual<br/>doméstico)</b> | <b>RNA con dos neuronas<br/>(agua residual doméstica y<br/>porcina)</b> |
|-------------------------|--|---|
| <b><math>R</math></b>   | 0.74   | 0.78  |
| <b><math>MSE</math></b> | 6.88   | 4.65  |

A pesar de que durante el proceso de entrenamiento, la RNA que arrojó un mejor resultado ( $R = 0.94$ , ver Tabla 12) fue la que utilizó como neurona de entrada únicamente la carga del agua residual doméstica, en la Tabla 13 se observa que al generar los mapas de iso-concentración, se obtiene un mejor resultado utilizando los valores arrojados por la RNA con dos neuronas de entrada (carga del agua residual doméstica y porcina), obteniéndose un valor de  $R$  igual a 0.74, en comparación con 0.78 obtenido para la RNA con sólo una neurona de entrada (carga del agua residual doméstica). Lo anterior demuestra que al tener una mayor área geográfica de puntos para la interpolación por el método IDW, se obtiene una mejor predicción en el mapa de iso-concentración. Sin embargo, dado que no se cuenta con datos de la localización y tamaño de las granjas porcinas en el periodo 1995, la RNA que se utilizó para el análisis de validación es la que tiene únicamente como neurona de entrada la carga del agua residual doméstica. Lo mismo sucede para la predicción a futuro (2030), ya que no se cuenta con alguna proyección de la localización y tamaño de las granjas porcinas para el año en cuestión.

De dichos resultados se concluye que, para las estimaciones a futuro, es mejor utilizar la RNA con las neuronas de entrada carga del agua residual doméstica.

### 4.5.3. Resultados de la Validación de las RNA's

Utilizando los datos generados para el periodo 1995, se llevó a cabo un análisis de validación de la RNA que obtuvo el mejor resultado después del proceso de entrenamiento ( $R = 0.94$ , ver Tabla 12). Como neurona de entrada de la RNA se utilizaron los datos de la carga del agua residual doméstica, con sus respectivas coordenadas. Como neurona de salida se obtuvieron datos de la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el área de estudio. Los resultados obtenidos se presentan en la Figura 16a). Posteriormente, a partir de los datos arrojados por la red se generó el mapa de iso-concentración correspondiente, el cual se muestra en la Figura 16b), utilizando nuevamente el método IDW.

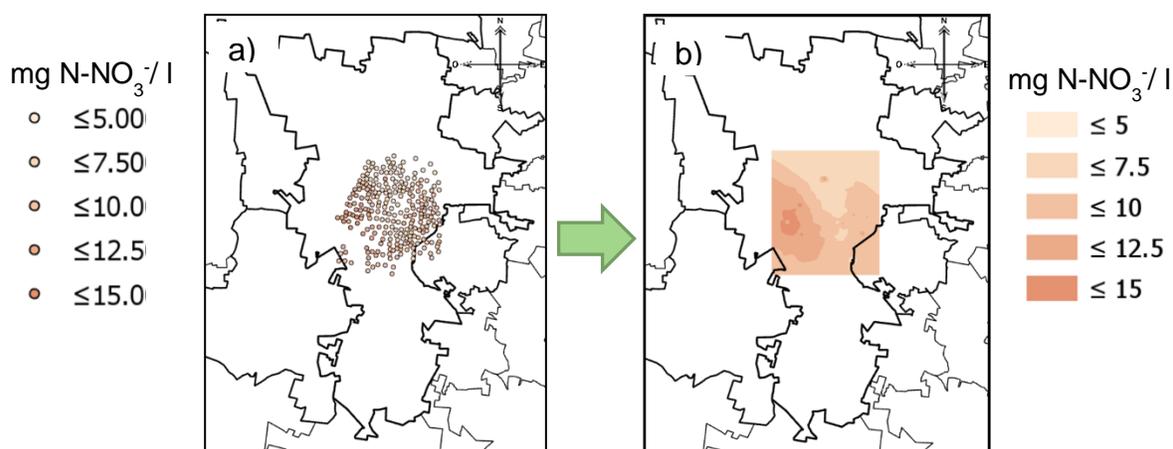


Figura 16. Concentración de  $\text{N-NO}_3^-$  en la ZMM en 1995 para a) valores de la RNA con una neurona de entrada, b) mapa IDW.

Finalmente, se determinó la correlación entre los niveles de  $\text{NO}_3^-$  del mapa de iso-concentración obtenido a partir de las estimaciones de la RNA (Figura 16b)) con los datos del mapa de iso-concentración obtenido a partir de los datos experimentales (Figura 12b)), consiguiendo un valor de  $R$  igual a 0.2314 y un  $MSE$  igual a 72.4283. La baja correlación obtenida se debe al hecho de que, al haber una menor población en la ZMM en el año de 1995, los niveles de  $\text{NO}_3^-$  predichos por la RNA son menores a los del periodo 2010. Sin embargo, como puede verse al comparar la Figura 12 con la Figura 13, los datos experimentales reflejan una mayor contaminación para el periodo 1995 que para el periodo 2010. Como se discutió en la sección 4.3, lo anterior puede deberse a las diferencias significativas en los puntos de muestreo para ambos periodos, ya que el estudio realizado por British Geological Survey

(1995) consideró únicamente la zona urbana del municipio de Mérida, teniendo acceso a más puntos de monitoreo en dicha área (posiblemente por el mayor número de pozos aún en funcionamiento en la década de los 90's) que el estudio realizado por Pacheco *et al.* (2013), pero con una menor extensión geográfica, derivando en un monitoreo puntual de las fuentes contaminantes que no representa el panorama global de toda la zona.

#### **4.6. Estimación de la concentración de $\text{NO}_3^-$ en la ZMM para el año 2030**

En primer lugar, utilizando el software Matlab, se estimó la población para el año 2030 conforme al método geométrico IDW descrito en la sección 3.3.3 y con los datos resultantes se calcularon los kg DQO/d de la carga del agua residual doméstica para cada AGEBA. A continuación, la matriz de datos de la carga del agua residual doméstica se ingresó a la RNA seleccionada posterior al proceso de entrenamiento ( $R = 0.94$ , ver Tabla 12), junto con sus coordenadas X y Y correspondientes, obteniéndose la predicción de la concentración de  $\text{NO}_3^-$  para el año en cuestión (Figura 17a)).

Posteriormente, los datos de la concentración de  $\text{NO}_3^-$  obtenidos de la RNA se ingresaron al software ArcGis y se generaron los mapas de iso-concentración utilizando el método IDW, tanto para el área de muestreo como para el área extendida a la zona de estudio, tal como se muestra en la Figura 17b) y Figura 17c), respectivamente. En la Figura 17c) se observa que la mayor concentración de  $\text{NO}_3^-$  se encuentra en la región oeste del municipio de Mérida y en el municipio de Umán. Se observan zonas con gran concentración de contaminación en los mismos puntos debido a que en el estudio no se consideraron los procesos de transporte propios de los contaminantes en el agua.

Asimismo, en la Tabla 14 se describen los resultados estadísticos de los niveles de concentración de  $\text{NO}_3^-$  presentados en la Figura 17. La concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el año 2030 va desde 2.44 mg/l hasta 34.49 mg/, con un promedio de 8.64 mg/l, según la predicción de la RNA conforme a la estimación de la carga del agua residual doméstica (kg DQO/d) en cada AGEBA para el año 2030.

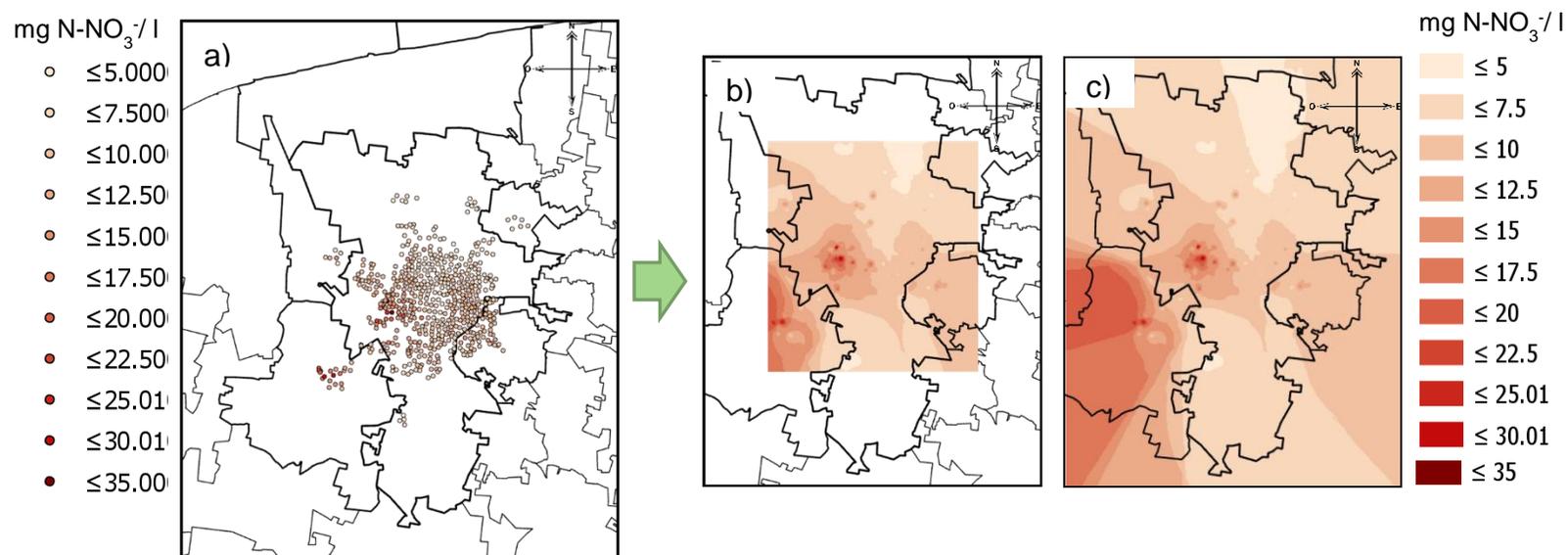


Figura 17. Concentración de N-NO<sub>3</sub><sup>-</sup> en la ZMM en el año 2030 para a) valores de la RNA con una neurona de entrada, b) mapa IDW y c) mapa IDW extendido.

Tabla 14. Datos estadísticos de la concentración de N-NO<sub>3</sub><sup>-</sup> para el año 2030

| Estadístico         | mg N-NO <sub>3</sub> <sup>-</sup> /l |
|---------------------|--------------------------------------|
| máximo              | 34.49                                |
| mínimo              | 2.44                                 |
| promedio            | 8.64                                 |
| desviación estándar | 3.25                                 |

#### 4.6.1 Incremento de la contaminación del agua subterránea como consecuencia de las actividades humanas en la ZMM

Como resultado del crecimiento poblacional y con ello el incremento de las actividades humanas en la ZMM, las predicciones de la RNA comprobaron la relación entre la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea con las principales fuentes contaminantes, evidenciando el incremento de la concentración de contaminantes en el futuro, como se observa en la comparación presentada en la Figura 18. Es decir que, de continuar la tendencia de malas prácticas en relación a procesos de tratamiento ineficientes, para el año 2030 se alcanzarían valores por encima de los 20 mg N- $\text{NO}_3^-$ /l en la zona central-occidente del municipio de Mérida, así como en una parte considerable del municipio de Umán (Figura 18c)). Este valor está muy por encima del límite permisible para la salud humana igual a 10 mg N- $\text{NO}_3^-$ /l (Secretaría de Salud, 2000), representando un serio problema de contaminación.

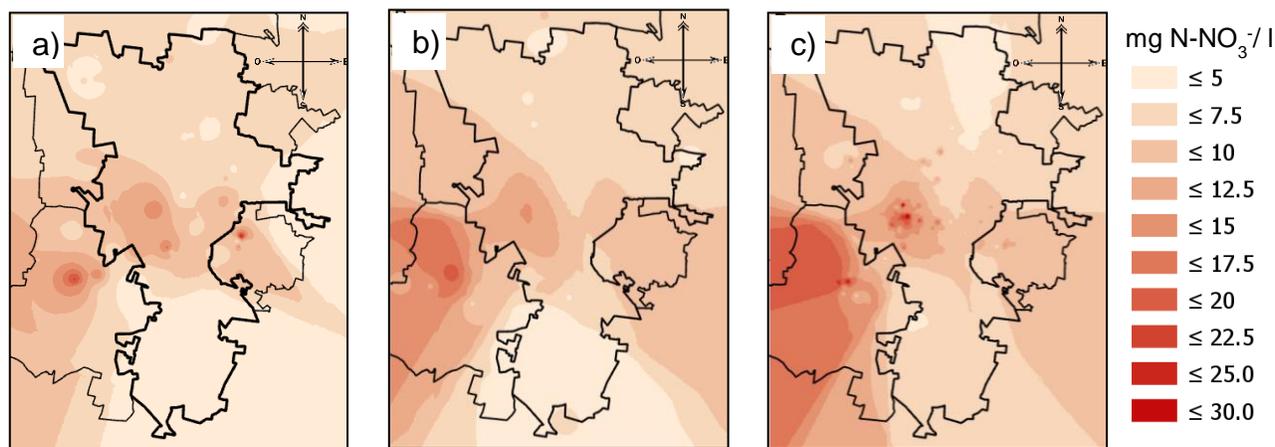


Figura 18. Concentración de N- $\text{NO}_3^-$  en la ZMM a) año 2010 datos experimentales, b) año 2010 RNA con dos neuronas y c) año 2030 RNA con una neurona

#### 4.6.2 Estrategias de mitigación

Para mitigar el problema de contaminación por  $\text{NO}_3^-$  del agua subterránea de la ZMM en un futuro, se proponen las siguientes estrategias:

- En cuanto a las granjas, se encontró que con base a los Ordenamientos Ecológicos estatales y según las características ecológicas del suelo, las actividades agropecuarias incompatibles en el municipio de Mérida son las granjas avícolas, porcícolas y la ganadería extensiva y semiextensiva (H. Ayuntamiento de Mérida 2017). Por lo cual se propone reubicar las granjas del municipio a zonas menos vulnerables o en su defecto, no permitir la instalación de nuevas granjas en la zona.
- Asimismo, se propone monitorear el funcionamiento de las PTAR en granjas grandes y mega, ya que son las que generan mayor contaminación, así como proporcionar apoyos financieros a las granjas pequeñas y medianas para la instalación de sistemas de tratamiento adecuados.
- Utilizar los desechos humanos y animales para la producción de energías renovables a través del establecimiento de plantas de biogás para reciclar el estiércol y que éste no contamine el agua.
- En cuanto al tratamiento de aguas residuales se propone optimizar los procesos. Una tecnología que ha resultado efectiva es la fitorremediación. Por ejemplo, la utilización de sistemas de humedales artificiales alcanzó reducciones en DQO entre 93 y 97%, DBO 97-98%, N Kjeldahl 97%, 100% de N amoniacal y más de 90% de fósforo total en aguas negras y grises de una propiedad rural (Lutterbeck *et al.* 2017). En agua residual porcina se han reportado eficiencias de remoción de N de 87.7-97.9% para  $\text{NH}_4^+\text{-N}$  y 85.4-96.1% para N total (Luo *et al.* 2018).
- Otra propuesta es concientizar a productores y trabajadores de granjas a través de la educación ambiental, para fomentar buenas prácticas del uso del agua y cuidado del suelo. Así como a la población en general acerca de la importancia para la salud del cuidado de los mantos acuíferos.
- Propiciar la colocación de baños ecológicos (baños sanitarios secos) en los municipios donde no se cuenta con sistemas de tratamiento de agua residual. En el área urbana sustituir las fosas sépticas, letrinas o sumideros por sistemas de tratamiento alternativos.

- Realizar monitoreos periódicos de la calidad del agua subterránea para mantener una vigilancia de su calidad e identificar las fuentes de contaminantes (agua residual doméstica, granjas, industria, relleno sanitario).
- Restaurar en lo posible en las áreas urbanas la cobertura vegetal y de suelo a través de la reforestación.
- Disminuir el consumo de carne por la población reduciendo así los impactos al acuífero que derivan de la ganadería (FAO, 2009).
- Disminuir el crecimiento poblacional por medio de programas de planificación familiar, pues el crecimiento de la población conlleva el aumento de los impactos ambientales (Oudman, 2013) (SEMARNAT, 2010)
- Regular el problema de dispersión de crecimiento de la ciudad para que en el futuro ésta tenga un crecimiento más ordenado.

## CAPÍTULO V

### CONCLUSIONES

El principal objetivo de esta tesis fue estimar la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea de la ZMM, como resultado del impacto de las actividades humanas, mediante la implementación de RNA's, lo cual se logró satisfactoriamente, obteniéndose las siguientes conclusiones:

1. Los datos experimentales reportan mayor contaminación en el monitoreo de 1995 que en el de 2010, lo cual se atribuye a la desigualdad en la extensión del área de los monitoreos. Así como a la existencia de un mayor número de pozos abiertos y en funcionamiento en la década de los 90's. Por lo tanto, los estudios no se consideran compatibles en conjunto para el análisis de la evolución de la contaminación en la ZMM.
2. El municipio de Mérida, al ser el principal motor económico del Estado de Yucatán, es el que concentra el mayor número de granjas de gran tamaño, así como la mayor densidad de población; por lo que ocasiona el mayor impacto al acuífero.
3. Conforme a los valores promedio calculados de la carga contaminante procedente de granjas porcinas, se comprueba el gran impacto que representa esta industria en la ZMM. Sin embargo no se puede desestimar el impacto del agua residual doméstica, pues éstos abarcan una superficie geográfica extensa y, de acuerdo con el análisis de regresión lineal realizado, se advierte que es el que más se relaciona de manera directa con la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea de la ZMM.
4. Las RNA's demostraron ser un excelente instrumento para aplicar en estudios de SIG, así como para la predicción de fenómenos no lineales relacionados con la contaminación del acuífero, pues se logró un alto nivel de correlación ( $R > 0.9$  para el proceso de entrenamiento) en la predicción de la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea de la ZMM. Sin embargo, debido a la baja compatibilidad de los monitoreos disponibles (1995 y 2010)

para la ZMM con relación a la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea, los datos correspondientes al periodo de 1995 no fueron adecuados para la validación.

5. Para el año 2030, acorde a la RNA desarrollada para la predicción de la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en el agua subterránea de la ZMM, se estima que, de continuar las malas prácticas en los procesos de tratamiento ineficientes de las aguas residuales producidas, se alcanzarán valores por encima de los 20 mg N- $\text{NO}_3^-$ /l, siendo el límite permisible para la salud humana 10 mg N- $\text{NO}_3^-$ /l, en la zona central-occidente del municipio de Mérida, así como en una parte considerable del municipio de Umán. Por lo tanto, se recomienda adoptar las estrategias de mitigación expuestas en el presente estudio, en especial las referentes a la carga contaminante generada por el agua residual doméstica.

### **5.1. Recomendaciones**

Para la realización de estudios futuros se presentan las siguientes recomendaciones:

1. Tomar en cuenta más fuentes de contaminantes, por ejemplo: residuos de fertilizantes usados en la agricultura, lixiviados de rellenos sanitarios y tiraderos a cielo abierto, residuos de granjas avícolas, así como efluentes de PTAR y del proceso de nixtamalización.
2. Considerar dentro de la estructura de la red neuronal los factores que afectan el transporte de los contaminantes tales como: la dirección de los flujos del agua subterránea y procesos como la advección, dispersión y difusión.
3. En cuanto al agua residual porcina, es recomendable ingresar a la RNA valores promedios medidos de cada granja, incluyendo además de la DQO, parámetros como sólidos suspendidos totales y nitrógeno del agua residual.
4. Es muy recomendable realizar monitoreos periódicos de la concentración de  $\text{NO}_3^-$  en la ZMM para poder, además de llevar un control de la contaminación,

alimentar con datos de diferentes periodos en el tiempo las RNA's y obtener así predicciones más exactas.

## CAPÍTULO VI

### REFERENCIAS

- Aguilar-Duarte Y., Bautista F., Mendoza M., Frausto O., Ihl T., Delgado C. (2016). IVAKY: Índice de la Vulnerabilidad del Acuífero Kárstico Yucateco a la Contaminación. *Revista Mexicana de Ingeniería Química*, 15(3), 913-933.
- Almasri M. N., Kaluarachchi J. J. (2005). Modular neural networks to predict the nitrate distribution in ground water using the on-ground nitrogen loading and recharge data. *Environmental Modelling & Software*, 851-871.
- British Geological Survey. (1995). Impact of urbanisation on groundwater in Merida, Mexico: Final report.
- Castillo B. E. R., Lizama S. C. E., Méndez N. R. I., García S. J., Espadas S. A., Pat C. R. (2011). Tratamiento de efluentes de fosas sépticas por el proceso de lodos activados. *Ingeniería–Revista Académica de la Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma de Yucatán*, 15(3), 157-165.
- Cervantes F., Saldívar J., Yescas F. (2007). Estrategias para el aprovechamiento de desechos porcinos en la agricultura. *Revista latinoamericana de recursos naturales*, 3(1), 3-12.
- Comisión de Cuenca del Lago de Cuitzeo. (2011). Resultados del monitoreo de la calidad del agua del lago de Cuitzeo.
- Drucker A. G., Escalante S. R., Gómez G. V., Magaña R. S. (2003). La industria porcina en Yucatán: Un análisis de la generación de las aguas residuales. *Revista Latinoamericana de Economía*, 34(105), 105-124.
- FAO. (2009). La larga sombra del ganado. Problemas ambientales y opciones. Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación, Roma.
- García I., Rodríguez J. G., López F., Tenorio Y. M. (2010). Transporte de Contaminantes en Aguas Subterráneas mediante Redes Neuronales Artificiales. *Información tecnológica*, 21(5), 79-86.
- Garzón Z. M. A., Buelna G. (2014). Caracterización de aguas residuales porcinas y su tratamiento por diferentes procesos en México. *Rev. Int. Contam. Ambie*, 65-79.
- Gobierno del estado de Yucatán. (2017). Mérida. Disponible en: [http://www.yucatan.gob.mx/estado/ver\\_municipio.php?id=50](http://www.yucatan.gob.mx/estado/ver_municipio.php?id=50) Recuperado el 1 de noviembre de 2017.
- González H. R., Martínez S. E., Pacheco A. J., Cabrera S. A. (2014). Leaching and dilution of fertilizers in the Yucatan karstic aquifer. *Environmental Earth Science*, 72, 2879-2886.

- H. Ayuntamiento de Conkal. (2012). Yucatán Gobierno del Estado. Disponible en: [http://www.yucatan.gob.mx/estado/ver\\_municipio.php?id=13](http://www.yucatan.gob.mx/estado/ver_municipio.php?id=13) Recuperado el 1 de noviembre de 2017.
- H. Ayuntamiento de Kanasín. (2012). Yucatán Gobierno del estado. Disponible en: [http://www.yucatan.gob.mx/estado/ver\\_municipio.php?id=41](http://www.yucatan.gob.mx/estado/ver_municipio.php?id=41) Recuperado el 1 de noviembre de 2017.
- H. Ayuntamiento de Mérida. (2017). Programa Municipal de Desarrollo Urbano de Mérida. Mérida, Yucatán.
- H. Ayuntamiento de Ucú. (2012). Yucatán Gobierno del Estado. Disponible en: [http://www.yucatan.gob.mx/estado/ver\\_municipio.php?id=100](http://www.yucatan.gob.mx/estado/ver_municipio.php?id=100) Recuperado el 1 de noviembre de 2017.
- H. Ayuntamiento de Umán. (2012). Yucatán Gobierno del Estado. Disponible en: [http://www.yucatan.gob.mx/estado/ver\\_municipio.php?id=101](http://www.yucatan.gob.mx/estado/ver_municipio.php?id=101) Recuperado el 1 de noviembre de 2017.
- He L.-M., He Z.-L. (2008). Water quality prediction of marine recreational beaches receiving watershed baseflow and stormwater runoff in southern California, USA. *Water Research*, 2563-2573.
- Hoogesteijn R. A., Febles P. J. L., Méndez G. R. M. (2012). 25. Aguas residuales tratadas. En *Indicadores de Desarrollo Zona Metropolitana de Mérida Reporte 2012*, Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del I.P.N.
- INEGI. (1995). Viviendas particulares habitadas según disponibilidad y tipo de drenaje. *Conteo de Población y Vivienda 1995. Enumeración. Tabulados básicos*, México.
- INEGI. (2010). Viviendas particulares habitadas según disponibilidad de drenaje y lugar de desalojo. *Censo de Población y Vivienda 2010: Tabulados del Cuestionario Básico*, México.
- López I. D., Figueroa A., Corrales J. C. (2015). Un mapeo sistemático sobre predicción de calidad del agua mediante técnicas de inteligencia computacional. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 35-52.
- Luo P., Liu F., Zhang S., Li H., Yao R., Jiang Q., Wu J. (2018). Nitrogen removal and recovery from lagoon-pretreated swine wastewater by constructed wetlands under sustainable plant harvesting management. *Bioresource Technology*, 258, 247-254.
- Lutterbeck C., Kist L., Lopez D., Zerwes F., Machado E. (2017). Life cycle assessment of integrated wastewater treatment systems with constructed wetlands in rural areas. *Journal of Cleaner Production*, 527-536.
- Méndez N. R., Guijón Y. A., Quintal F. C., Osorio R. H. (2007). Determinación de la tasa de acumulación de lodos en fosas sépticas de la ciudad de Mérida Yucatán. *Ingeniería*, 55-64.

- Méndez N. R., Castillo B. E. R., Vázquez B. E., Magaña P. A. H. (2009). Manejo sanitario de granjas porcinas y avícolas en Yucatán, Ediciones de la Universidad Autónoma de Yucatán, Mérida, México.
- Obregón N., Fragala F., Prada L. F. (2004). Redes neuronales artificiales en hidroinformática. *Seminario Internacional La Hidroinformática en la Gestión Integrada de los Recursos Hídricos*, 1-5.
- Oudman F. (2013). Can classic population environment theories describe environmental impacts of population decline? Utrecht University.
- Pacheco A. J., Cabrera S. A., Molina Ch. M., Torres D. M. C., Vázquez M. J., Coronado P. V. (2013). Reserva hidrogeológica para el abastecimiento de agua con calidad para la Zona Metropolitana de Mérida, Yucatán. Reporte final. Mérida: Universidad Autónoma de Yucatán.
- Pacheco A. J., Cabrera S. A., Pérez C. R. (2004). Diagnóstico de la calidad del agua subterránea en los sistemas municipales de abastecimiento en el Estado de Yucatán, México. *Ingeniería*, 8(2), 165-179.
- Pérez C. R., Pacheco A. J. (2004). Vulnerabilidad del agua subterránea a la contaminación por nitratos en el estado de Yucatán. *Ingeniería Revista Académica*, 8(001), 33-42.
- QGIS. (2018). Análisis Espacial (Interpolación) Documentación para QGIS 2.8 Disponible en: [https://docs.qgis.org/2.8/es/docs/gentle\\_gis\\_introduction/spatial\\_analysis\\_in\\_terpolation.html](https://docs.qgis.org/2.8/es/docs/gentle_gis_introduction/spatial_analysis_in_terpolation.html)
- Rivett M. O., Buss S. R., Morgan P., Smith J. W. N., Bement C. D. (2008). Nitrate attenuation in groundwater: a review of biogeochemical controlling processes. *Water Research*, 42(16), 4215-4232.
- Rojas F. A. Y., Pacheco A. J. G., Esteller A. M. V., Cabrera S. A., y Camargo V. M. A. (2015). Spatial distribution of nitrate health risk associated with groundwater use as drinking water in Merida, Mexico. *Applied Geography*, 65, 49-57.
- Secretaría de Salud. (2000). Modificación a la Norma Oficial Mexicana NOM-127-SSA1-1994, Salud ambiental. Agua para uso y consumo humano. Límites permisibles de calidad y tratamientos a que debe someterse el agua para su potabilización. D.F., México: Diario Oficial de la Federación.
- SEDESOL, CONAPO, INEGI. (2012). Delimitación de las Zonas Metropolitanas de México 2010. Disponible en: [http://internet.contenidos.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod\\_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/geografia/publicaciones/delimex10/multi\\_archivo/702825003884/DZM20101.pdf](http://internet.contenidos.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/geografia/publicaciones/delimex10/multi_archivo/702825003884/DZM20101.pdf).
- SEDUMA. (2010). Zona Metropolitana de Mérida. Mérida, Yucatán: Secretaría de Desarrollo Urbano y Medio Ambiente Gobierno del Estado de Yucatán.

- SEMARNAT. (2010). Compendio de Estadísticas Ambientales 2010. Disponible en: [http://aplicaciones.semarnat.gob.mx/estadisticas/compendio2010/10.100.13.5\\_8080/ibi\\_apps/WFServlet1bdcb.html](http://aplicaciones.semarnat.gob.mx/estadisticas/compendio2010/10.100.13.5_8080/ibi_apps/WFServlet1bdcb.html)
- Svozil D., Kvasnicka V., Pospichal J. (1997). Introduction to multi-layer feed-forward neural networks. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 39, 43-62.
- Torres D. M. C., Basulto S. Y. Y., Cortés E. J., García U. K., Koh S. A., Puerto R. F., Pacheco A. J. G. (2014). Evaluación de la vulnerabilidad y el riesgo de contaminación del agua subterránea en Yucatán. *Ecosistemas y Recursos Agropecuarios*, 1(3), 189-203.
- Villasuso M., Méndez R. (2000). A Conceptual Model of the Aquifer of the Yucatan Peninsula. En *Population, Development, and Environment on the Yucatan Peninsula*, Lutz W., Prieto L., Sanderson W., International Institute for Applied Systems Analysis, Laxenburg, Austria, 120-139.
- Wang M. X., Liu G. D., Wu W. L., Bao Y. H., Liu W. N. (2006). Prediction of agriculture derived groundwater nitrate distribution in North China Plain with GIS - based BPNN. *Environ Geol*, 637-644.
- Yesilnacar M. I., Sahinkaya E., Naz M., Ozkaya B. (2008). Neural network prediction of nitrate in groundwater of Harran Plain, Turkey. *Environ Geol*, 19-25.