

PATRONES DE LLUVIA CON REDES NEURONALES

Zamarripa Topete José de Jesús
Universidad Autónoma de Baja California
Facultad de Ingeniería, Arquitectura y Diseño
Transpeninsular Ensenada-Tijuana Número 3917. Colonia Playitas. Ensenada, Baja California C.P. 22860
Tel. y Fax: (646) 174 43 44 ext 64317
jesuszamarripa@uabc.edu.mx

RESUMEN.

En este trabajo se emplearon redes neuronales para obtener patrones de lluvia. El lugar de estudio es Santo Tomás Baja California México desde 1948 a 2008. Por tener un clima mediterráneo semiárido con lluvias invernales se toman 91 días a partir del 21 de diciembre de cada año. Puede llover desde 6 hasta 41 días por invierno. El día de lluvia es "1" y sin lluvia es "0". Los patrones se constituyen de 3 x 3 que consideran día y año. El sistema contiene una etapa de acondicionador de datos, ocho redes neuronales y un totalizador de patrones de lluvia. Se obtuvieron 294 patrones de lluvia, que se acomodaron en cuatro grupos: 1. Aislado, lluvias en días y años diferentes con 46.61%; 2. Horizontal, lluvias en días consecutivos y mismo año 35.328%; 3. Vertical, lluvias mismo día y años consecutivos con 4.556%; 4. Mixto, contiene los tres anteriores con 13.506%. Palabras Clave: redes neuronales, patrones de lluvia, clima mediterráneo.

ABSTRACT.

In this paper rainfall patterns are obtained with neural networks. The place of study is Santo Tomas Baja California Mexico from 1948 to 2008. By having a semi-arid Mediterranean climate with winter rains take 91 days from 21 December of each year. It can rain from 6 to 41 days per winter. The rainy day is "1" and no rain is "0". Patterns are 3 x 3 considering day and year. The system contains a data conditioning stage, eight neural networks and totalizer rainfall patterns. 294 rainfall patterns were obtained, which are accommodated in four groups: 1. Isolated, rains on different days and years with 46.61%; 2. Horizontal, rains on consecutive days and same year 35.328%; 3. Vertical, rains same day consecutive years with 4.556%; 4. Mixed, contains the previous three with 13.506%.

Keywords: neural networks, rainfall patterns, Mediterranean climate.

1. INTRODUCCIÓN

La lluvia es el resultado del proceso de la condensación del agua en la atmósfera. Se mide con el pluviómetro en milímetros de precipitación por día. El agua es necesaria en el desarrollo de los seres vivos. En muchos lugares la precipitación pluvial es la principal proveedora de líquido. En la actividad agrícola de temporal, la distribución y cantidad de lluvia, establecen el inicio y fin del período. En el clima semiárido son extremas las temperaturas y pocas las precipitaciones [1].

En Baja California México se tiene un clima mediterráneo con veranos secos e inviernos lluviosos. El temporal de lluvias es por las tormentas extratropicales provenientes de las regiones subárticas del norte del Océano Pacífico. La trayectoria de las precipitaciones a Baja California es determinada por el gran centro semipermanente de alta presión atmosférica del Pacífico nororiental y los vientos de la corriente de chorro de la troposfera, estas condiciones también dependen del clima terrestre en donde interaccionan la litosfera, hidrosfera, criósfera, atmósfera y la biosfera, con fenómenos naturales y actividades humanas. En el verano, el centro de alta presión se traslada al norte, desviando el paso de las lluvias de Baja California al noroeste del continente. En invierno la alta presión se mueve al sur para permitir que las tormentas lleguen a la península, pero sí el centro anticiclónico se instala al oeste de Baja California la corriente de chorro direcciona las lluvias a los estados del noroeste de Estados Unidos y se genera sequía en la región [2].

Las redes neuronales se basan en el funcionamiento de las redes neuronales biológicas. La unidad mínima de funcionamiento es la neurona artificial "j", las entradas son x_1, x_i , cada una se multiplica por su respectivo peso w_{j1}, w_{ji} , que resulta x_1w_{j1}, x_iw_{ji} . En el interior de la neurona se suman las multiplicaciones $x_1w_{j1} + x_2w_{j2} + \dots + x_iw_{ji}$, es $\sum x_iw_{ij}$. En la siguiente etapa se tiene la función de activación $f()$, cuya entrada es la suma $f(\sum x_iw_{ij})$. En este trabajo es la función sigmoidea $f() = 1/(1 + e^{(\sum x_iw_{ij})})$. La salida de la neurona y_j es el resultado de la función $y_j = f()$. La figura 1 presenta la neurona [3].

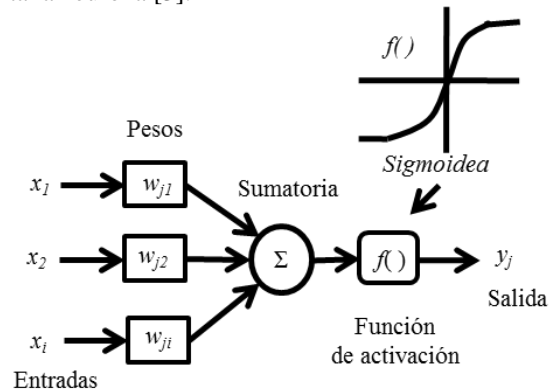


Figura 1. Neurona artificial.

Las redes neuronales se constituyen de la interconexión de neuronas en capas. Las neuronas que reciben los datos son las de la capa de entrada, las neuronas internas se configuran en capas ocultas y las neuronas que entregan el resultado son las de la capa de salida. Las aplicaciones de las redes neuronales son en diversos ámbitos como el procesamiento de imágenes, análisis de información [4] y la predicción como en los siguientes trabajos.

Se emplearon redes neuronales para predecir la lluvia diaria en el valle de la parte baja del río Yangtze, con las variables de la lluvia del día previo, gradientes de temperatura, diferencias de presiones atmosféricas por localidad, velocidad de los vientos y la transferencia regional del vapor de agua. Obtuvieron mejores resultados que otro modelo de predicción y regresión [5].

En la predicción mensual de las lluvias del Monzón en Sri Lanka con redes neuronales, consideraron las variaciones climáticas producidas por el fenómeno de la oscilación sureste del niño (ENSO) con buenos resultados [6].

En Malasia utilizaron redes neuronales para la predicción de lluvia con la finalidad de prevenir las rápidas inundaciones, probaron varias arquitecturas de redes para mejor desempeño con ruido y datos meteorológicos inestables, la red multicapa mostró mejores resultados [7].

Se usaron las redes neuronales en Turquía para estimar valores perdidos o limitados en las predicciones de las precipitaciones mensuales [8].

En China realizaron una red neuronal Bayesiana basada en la regresión de mínimos cuadrados parciales con la finalidad de predecir la lluvia, probaron con varias configuraciones y tipos de entrenamientos hasta que los resultados se acercaron a las precipitaciones reales [9].

Para el suroeste de China se propuso un modelo no paramétrico de regresión basado en los K-vecinos-cercanos (K-nn) y redes neuronales para la predicción de lluvias, que resultó una herramienta versátil y poderosa para procesar la información de las precipitaciones [10].

En otra región de China se aplicó un modelo híbrido de redes neuronales con wavelet soportado por una máquina de regresión de vectores para predecir las series de tiempo de lluvia mensual, el modelo mostró ser una buena alternativa para procesar la información meteorológica compleja requerida para las predicciones [11].

Las lluvias intensas y las inundaciones en Indonesia hace de la predicción de las precipitaciones sea de principal importancia, se propone un sistema con lógica difusa y redes neuronales soportado en la máquina de vectores, da buenos resultados en la

predicción de un año, pero en la predicción del año siguiente no es tan acertada y concluyen que se requieren más datos meteorológicos para mejorar la predicción [12].

En este trabajo se propone el emplear las redes neuronales para obtener patrones de lluvia con un nuevo enfoque que relaciona días y años en arreglos de 3 x 3.

2. DESARROLLO

2.1. Datos del estudio.

El lugar del estudio es Santo Tomás (116.4069 O, 31.5519 N, 160 m), Municipio de Ensenada, Baja California, México. Mostrado en la figura 2. Lugar de gran importancia en la industria vitivinícola ubicado en la Antigua Ruta del Vino. Tiene productoras de vino instaladas desde 1888, con más de 20 variedades de vid. Por las condiciones climatológicas se produce también aceite de oliva [13].

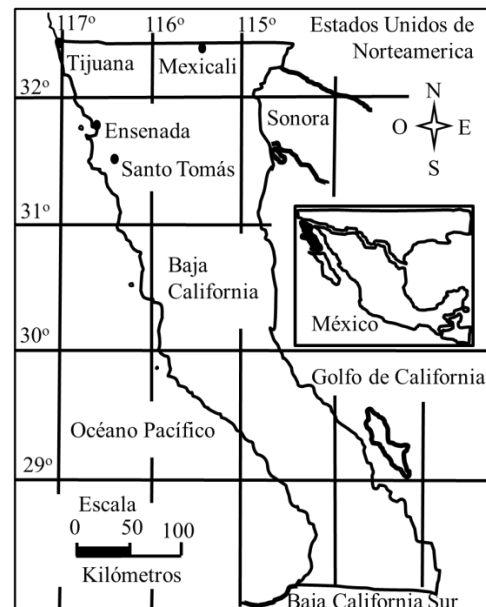


Figura 2. Ubicación del lugar del estudio Santo Tomás, B. C.

Para este estudio se tienen datos diarios de lluvia desde enero de 1948 a diciembre de 2008 [14].

2.2. Formato de los datos del estudio.

Para este trabajo solo se toman los días del invierno 21 de diciembre al 21 o 20 de marzo (por los años bisiestos) para completar 91 días. Se denominan los días consecutivamente comenzado el 21 de diciembre (día 1) hasta el 20 o 21 de marzo (día 91).

Como el invierno es de diciembre (1948) a marzo del siguiente año (1949), se asigna el año en el que comienza el invierno (1948). Son 60 años de estudio de 1948 a 2007.

Interesa el día que llueve, por lo tanto la magnitud de lluvia se convierte en "1" y los días que no llovió son "0", resultando información binaria.

El lugar de estudio Santo Tomás tiene un clima mediterráneo semiárido, los días de lluvia en la temporada son desde 6 días años 1960, 1964, 1971 y 2001, hasta 33 días en 1972, 37 días en 1968 y 41 días en 1977. La figura 3 los muestra.

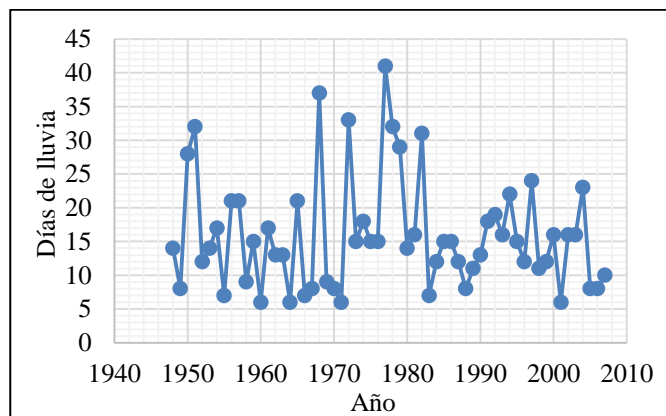


Figura 3. Cantidad de días de lluvia por año.

La distribución de los días que llueve puede ser del día 1 al día 91 en los 60 años (1948 a 2007), como ejemplo llovió el día 2 del año 1949. La figura 4 los presenta.

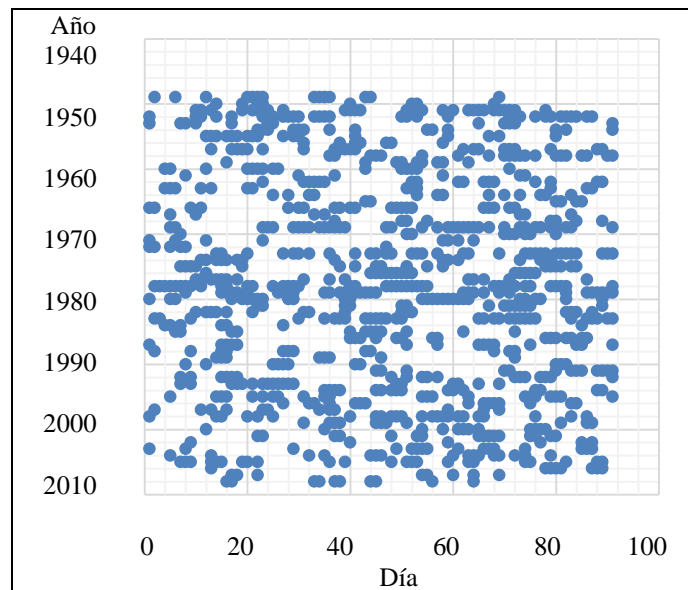


Figura 4. Distribución de los días de lluvia por año.

2.3. Patrones de lluvia.

Los patrones buscados son arreglos de 3 x 3 que relacionan $Día$ y $Año$ en $Dato_{(Día, Año)}$ de la forma que muestra la figura 5.

$Año_{(n-1)}$	$Dato_{(m-1, n-1)}$	$Dato_{(m, n-1)}$	$Dato_{(m+1, n-1)}$
$Año_{(n)}$	$Dato_{(m-1, n)}$	$Dato_{(m, n)}$	$Dato_{(m+1, n)}$
$Año_{(n+1)}$	$Dato_{(m-1, n+1)}$	$Dato_{(m, n+1)}$	$Dato_{(m+1, n+1)}$
	$Día_{(m-1)}$	$Día_{(m)}$	$Día_{(m+1)}$

Figura 5. Patrón de los $Datos_{(m, n)}$ con $Día_{(m)}$ y $Año_{(n)}$.

El estudio comprende 91 $Días$ ($m=91$) y 60 $Años$ ($n=60$). Como ejemplo se tiene el $Día$ 9 ($m=9$) del $Año$ 1975 ($n=1975$), los días que llovieron (se representa con "1") son $Dato_{(m-1=8, n=1975)}$, $Dato_{(m=9, n=1975)}$ y $Dato_{(m+1=10, n=1975)}$, los días restantes no llovió (son "0"). Se muestra en la figura 6.

$Año:$			
$n-1 = 1974$	$Dato_{(8,1974)}=0$	$Dato_{(9,1974)}=0$	$Dato_{(10,1974)}=0$
$n = 1975$	$Dato_{(8,1975)}=1$	$Dato_{(9,1975)}=1$	$Dato_{(10,1975)}=1$
$n+1 = 1976$	$Dato_{(8,1976)}=0$	$Dato_{(9,1976)}=0$	$Dato_{(10,1976)}=0$
$Día:$	$m-1 = 8$	$m = 9$	$m+1 = 10$

Figura 6. Patrón de lluvia para $Día_{(m)}=9$ y $Año_{(n)}=1975$.

Los posibles patrones de lluvia son 511 y se presentan en la figura 7.

1	0	0
0	0	0
0	0	0

A

1	1	1
1	1	1
1	1	1

Figura 7. Los posibles patrones de lluvia.

2.4. La red neuronal.

La red neuronal que se empleó en este trabajo contiene 9 neuronas en la Capa de Entrada (Ne1 a Ne9), una Capa Oculta con 10 neuronas (Ne10 a Ne19) y en la Capa de Salida con 9 neuronas (Ne20 a Ne28).

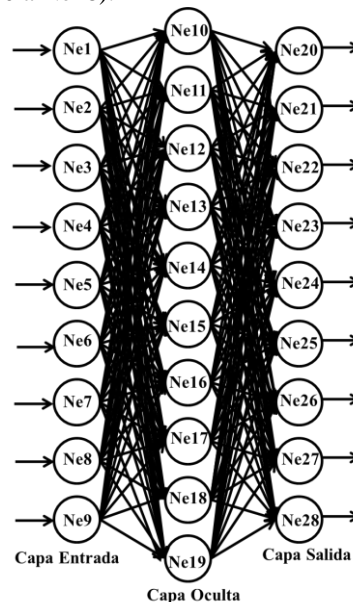


Figura 8. La red neuronal.

Las entradas de la red neuronal son binarias (día que llovió "1" o día que no llovió "0"). Las salidas son también binarias y la red entrega un código del patrón que identificó.

Para facilidad de entrenamiento de la red neuronal se optó por varias redes (8), cada red identifica 64 patrones de los 511 posibles.

Para el entrenamiento de las redes neuronales se empleó el de retropropagación supervisado con tolerancia de 0.1, razón de entrenamiento de 0.45 y el termino de momentum 0.9 [15].

2.5. El sistema con redes neuronales.

El sistema se integra de tres secciones: el acondicionador de datos, las redes neuronales y el totalizador de patrones de lluvia. Se muestran en la figura 9. El sistema y las redes neuronales se programaron en C++ [16].

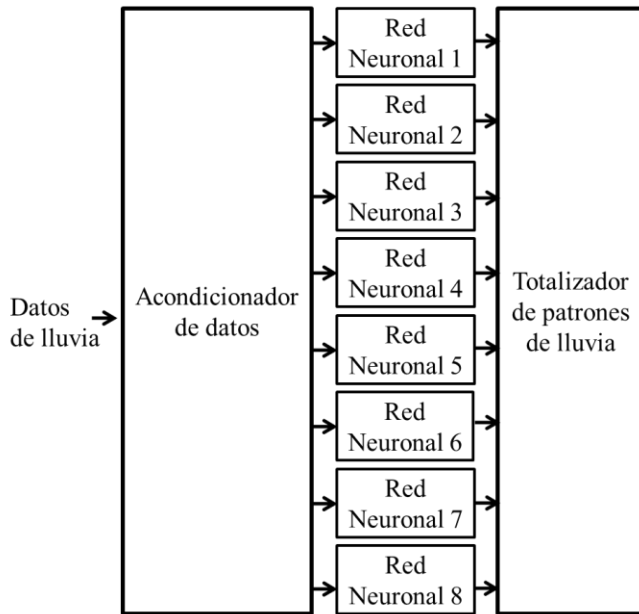


Figura 9. El sistema con redes neuronales.

La etapa de acondicionador de datos recibe los datos de la lluvia (días con precipitación, cantidad). Quita los encabezados como información del mes. Deja solo los días de interés para este estudio 21 de diciembre al 20 o 21 de marzo (depende de que sea o no año bisiesto), los renombra (21 de diciembre a día 1). Las magnitudes de lluvia las convierte a "1" (5.5 a 1), los días que no llovió les pone "0". Distribuye la información a las 8 redes neuronales de la etapa siguiente.

Las redes neuronales identifican el patrón de lluvia de la información de la etapa anterior (acondicionador de datos) cada red identifica 64 patrones, con las 8 redes se cubren los 511

patrones posibles. Al identificar un patrón de lluvia la red genera un código en binario que entrega a la siguiente etapa.

La etapa de totalizador de patrones de lluvia, recibe los códigos binarios de las redes neuronales y les asigna un nombre (000000001 es el Patrón1). A demás suma los patrones iguales para determinar cuántos se presentaron en los datos analizados.

3. RESULTADOS

De 511 patrones posibles solo se encontraron 294 patrones de lluvia (Patrón1 a Patrón294). Con frecuencias desde 1 (Patrón61) hasta 173 (Patrón4), la figura 10 los presenta. La suma de todas las frecuencias es de 3,776.

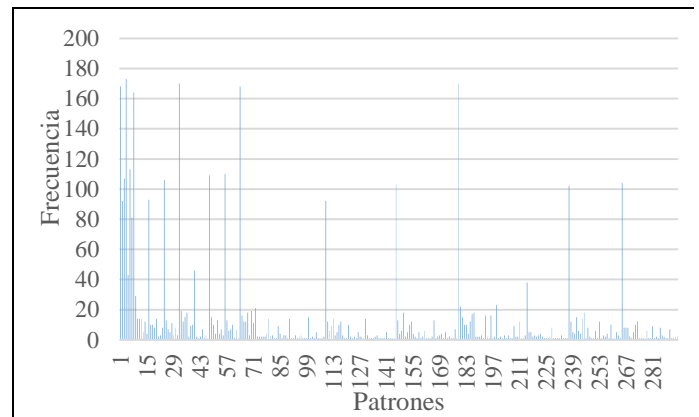


Figura 10. Frecuencia de los patrones de lluvia.

En la representación gráfica del patrón, los días que llovieron son "1" y los días sin lluvia son "0". Se agruparon los patrones obtenidos de la siguiente forma:

- Aislado: en el $Dato_{(m=Día, n=Año)}$ los días (m) y los años (n) son diferentes, ejemplo $Dato_{(65,1952)}$ y $Dato_{(67,1954)}$.
- Horizontal: los días son contiguos y los años iguales, $Dato_{(64,1956)}$ y $Dato_{(65,1956)}$. Puede contener 1 o 2 días aislados.
- Vertical: días iguales y los años son contiguos, $Dato_{(79,1961)}$ y $Dato_{(79,1962)}$. Puede contener 1 o 2 días aislados.
- Mixto: puede tener Horizontal $Dato_{(68,1975)}$ $Dato_{(69,1975)}$, Vertical $Dato_{(70,1976)}$ $Dato_{(70,1977)}$ y Aislado $Dato_{(68,1977)}$, con sus posibles combinaciones.

La figura 11 los presenta.

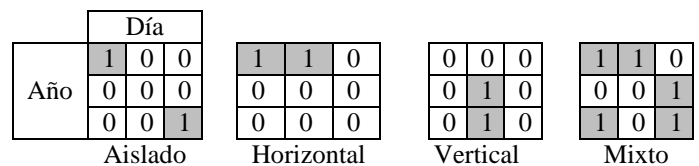


Figura 11. Tipos de patrones de lluvia.

La tabla 1 contiene las agrupaciones de los patrones, muestra el primer patrón hasta el último del grupo, los tipos de patrones que se presentaron, la cantidad de patrones y el porcentaje:

- Aislado: patrones de 1 a 4 días de lluvia.
- Horizontal: patrones de 2 a 3 días con 1 o 2 días aislados.
- Vertical: patrones 2 a 3 días con 1 o 2 días aislados.
- Mixto: patrones horizontal de 2 a 3 días, patrones verticales de 2 a 3 días y aislado 1 a 2 días.

Tabla 1. Grupos de patrones.

		Patrones:	Cantidad:	%
Aislado:				
Patrón1	Patrón226			
1 0 0	0 0 1	54	1,760	46.61
0 0 0	0 1 0			
0 0 0	1 0 1			
Horizontal:				
Patrón3	Patrón244			
1 1 0	1 1 1	57	1,334	35.328
0 0 0	0 0 0			
0 0 0	0 1 1			
Vertical:				
Patrón9	Patrón97			
1 0 0	1 0 0	32	172	4.556
1 0 0	1 0 1			
0 0 0	1 0 0			
Mixto:				
Patrón169	Patrón284			
0 0 1	1 0 1	151	510	13.506
0 0 1	1 1 0			
1 1 0	1 1 1			

4. CONCLUSIONES

Con ocho redes neuronales se pueden entrenar rápidamente al ser pocos los vectores de entrenamiento y al integrarlas en la solución se pueden obtener los patrones de lluvia.

El patrón que se presentó más frecuentemente fue el Aislado (lluvias en días y años diferentes) con 46.61 %, lo que es coherente con el clima mediterráneo semiárido del lugar de estudio (Santo Tomás, Baja California, México). Con este tipo de clima es propicio para cultivar la vid y los olivos, por consecuencia se tiene la industria vitivinicultora más importante del país y en forma emergente los productos del olivo.

El segundo patrón en más recurrencia es el Horizontal (llueve dos o tres días seguidos en el mismo año) con 35.328 %. Esto

es por el tamaño de la tormenta y su desplazamiento sobre la zona (los vientos).

El patrón Vertical con 4.556 % es cuando llueve el mismo día en dos o tres años consecutivos, ejemplo: llueve día 53 año 1961, llueve día 53 año 1962 y también llueve el día 53 año 1963.

En los patrones Mixtos (13.506 %) resalta que todos contienen Horizontales y Verticales, pero son pocos los Aislados.

Como hallazgo sí se suman el patrón Vertical (4.556 %) con el patrón Mixto (por que contiene verticales con 13.506 %) resulta en un 18.062 %, que es un porcentaje que se puede considerar en el comportamiento Vertical, esto llama la atención porque entre una tormenta y otra existen 356 o 366 (año bisiesto) días. En determinado día de años diferentes se dan condiciones climatológicas similares para que la precipitación ocurra.

Este trabajo con la identificación de patrones de lluvia es una herramienta más con otro enfoque para el estudio del complejo tema de las precipitaciones.

Los trabajos futuros pueden incluir patrones más grandes como de 4x4 así como considerar la cantidad de lluvia que caiga por día. Las redes neuronales pueden ser una alternativa viable para la obtención y análisis de los patrones de lluvia.

4.1. Referencias.

- [1] J. A. Ruiz, G. Díaz, S. D. Guzmán, G. Medina, M. M. Silva. Estadísticas climatológicas básicas del estado de Baja California (Período 1961-2003). Libro Técnico Núm. 1. Cd. Obregón, Sonora, México, INIFAP-CIRNO, 2006, pp. 22-25.
- [2] S. Reyes. Las sequías en Baja California. TODO@CICESE, jueves 5 de marzo de 2015, número 105. Sección de Ciencia y Tecnología. Ensenada, Baja California, México, 2015, [en línea], disponible: <http://TODO@CICESE%20-%20La%20gaceta%20electr%F3nica.html>. Sitio visitado el 30 de marzo de 2015.
- [3] B. Martín del Brío, A. Sanz. Redes Neuronales y Sistemas Borrosos, México. Alfaomega Ra-Ma, 2007, pp. 13-21.
- [4] J. A. Freeman, D. M. Skapura. Redes neuronales, algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación. Wilmington, DL, USA, Addison-Wesley Iberoamericana y Ediciones Díaz de Santos, 1993, pp. 1-9.
- [5] J. Wang, C. Miao, Z. Yin, W. Wei, Y. Zhao, Y. Wu. The application of artificial neural network on forecast of meiuyu rainfall at Lower Yangtze River Valley. Natural Computation (ICNC), 2010 Sixth International Conference on, Volume: 4. IEEE, Aug. 2010, pp. 1887-1891.
- [6] H. R. K. Nagahamulla, U. R. Ratnayake, A. Ratnaweera. Monsoon rainfall forecasting in Sri Lanka using artificial neural networks. Industrial and Information Systems (ICIIS), 2011 6th IEEE International Conference on, 16-19 Aug. 2011. pp. 305-309.
- [7] I. I. A. Rahman, N. M. A. Alias. Rainfall forecasting using an artificial neural network model to prevent flash floods. High Capacity Optical Networks and Enabling Technologies (HONET), 19-21 Dec. 2011. pp. 323-328.
- [8] D. Taylan, D. Kucukyaman. Artificial neural networks for precipitation prediction: A case study on Egridir. Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA), 2011 International Symposium on, 15-18 June 2011. pp. 310-314.

- [9] X. Pan, J. Wu. Bayesian Neural Network Ensemble Model Based on Partial Least Squares Regression and Its Application in Rainfall Forecasting. Computational Sciences and Optimization, 2009. CSO 2009. International Joint Conference on, vol. 2. 24-26 April 2009. pp. 49-52.
- [10] J. Wu. A Novel Artificial Neural Network Ensemble Model Based on K-Nearest Neighbor Nonparametric Estimation of Regression Function and Its Application for Rainfall Forecasting. Computational Sciences and Optimization, 2009. CSO 2009. International Joint Conference on, vol. 2. 24-26 April 2009. pp. 44-48.
- [11] L. Wang, J. Wu. Application of Hybrid RBF Neural Network Ensemble Model Based on Wavelet Support Vector Machine Regression in Rainfall Time Series Forecasting. Computational Sciences and Optimization (CSO), 2012 Fifth International Joint Conference on. 23-26 June 2012. pp. 867-871.
- [12] I. N. Harun, M. S. Pallu, A. Achmad. A New Approach of Expert System for Rainfall Prediction Based on Data Series. International Journal of Engineering Research and Applications (IJERA). Vol. 3, Issue 2. March April 2013. pp. 1805-1809.
- [13] Antigua Ruta del Vino. Observatorio Turístico de Baja California. Colegio de la Frontera Norte (COLEF) – SECTURE, [en línea], disponible: <http://www.observaturbc.org/node/22299>. Sitio visitado el 25 de abril de 2015.
- [14] T. Cavazos, E. G. Pavía, I. Villanueva. Base de Datos Climáticos del Noroeste de México. PEACC-BC. Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada (CICESE), [en línea], disponible: <http://peacbc.cicese.mx/datosclim/graficabc.php?seccion=nacional&idestacion=2065>. Sitio visitado el 25 de febrero de 2015.
- [15] J. Rogers, Object-Oriented Neural Networks in C++, San Diego, CA. USA, Academic Press, 1997, pp. 83-124.
- [16] T. Masters, Practical Neural Network Recipes in C++, San Diego, CA. USA, Academic Press, 1993, pp. 77-116.