

ILUMATE

Volúmen

11

Noviembre 2019

Distribución de Latinoamérica en crecimiento económico bajo los mapas de redes neuronales

Distribution of Latin America in economic growth under neural network maps.

Alexis Barrios¹

alexneighbor@gmail.com

Instituto de Investigaciones en Ciencia y Tecnología- Universidad La Salle, La Paz-Bolivia

Omar Castro²

oicastro38@gmail.com

Instituto de Investigaciones en Ciencia y Tecnología- Universidad La Salle, La Paz- Bolivia

Resumen

Este estudio pretende analizar la realidad socio-económica de Latinoamérica utilizando redes neuronales artificiales con una herramienta de programación Matlab. El objetivo del presente analizar el comportamiento económico, mediante la calificación de índices económicos en países Latinoamericanos. La metodología empleada es diseño no experimental exploratorio, la red neuronal utilizada es de aprendizaje no supervisado y lleva el nombre de mapa auto-organizado de Kohonen. De esta forma, la red neuronal con los datos económicos introducidos, a medida que se intensifica el entrenamiento, el aprendizaje se incrementa, y obtiene la clasificación de índices económicos. Los

1 Estudiante de la Carrera de Ing. de Sistemas, Universidad La Salle

2 Estudiante de la Carrera de Ing. de Sistemas, Universidad La Salle y profesor de computación

16

resultados obtenidos tienen importancia pues ayudan a entender el ritmo económico en la última década de 29 países, entre los que destacan: Argentina, México y Brasil, aclarando que son los más ricos. Conocer la distribución de Bolivia en el mapa junto a Paraguay, Ecuador es significativo pues comparten una deuda pública y PIB parecidos. Venezuela, Belice aparecen junto a Haití, comparten Pib parecidos.

Palabras Clave:

Latinoamerica, crecimiento económico, Kohonen

Abstract

This study aims to analyze the socio-economic reality of Latin America using artificial neural networks with a Matlab programming tool. The objective of the present is to analyze the economic behavior, by means of the classification of economic indexes in Latin American countries. The methodology used is exploratory non-experimental design, the neural network used is unsupervised learning and is called Kohonen's self-organized map. In this way, the neural network with the economic data introduced, as training intensifies, learning increases, and obtains the classification of economic indices. The results obtained are important because they help to understand the economic pace in the last decade of 29 countries, among which are: Argentina, Mexico and Brazil, clarifying that they are the richest. Knowing the distribution of Bolivia on the map with Paraguay, Ecuador is significant because they share a similar public debt and GDP. Venezuela, Belize appear alongside Haiti, share similar Pibs.

Keywords: Latin America, economic growth, kohonen

1.- Introducción.

La tecnología ha ido avanzando en sus disciplinas como también en la Inteligencia

Artificial, el Aprendizaje de Máquina ha ido desarrollando algoritmos de reconocimientos de patrones para clasificación y predicción de los datos.

Para el presente estudio se utilizó la red neuronal Mapa auto-organizado de Kohonen, que puede ser de gran utilidad en el campo exploratorio de los datos, debido a que son sistemas capaces de realizar análisis de clústeres, representar densidades de probabilidad y proyectar un espacio de alta dimensión sobre otro de menor dimensión.

La temática es la representación gráfica en forma de la función de vecindad para mostrar la topología de los datos con índices económicos de Latinoamérica. Esto se hará con el objetivo de dar una perspectiva económica de América Latina y mostrar el algoritmo de mapa auto-organizativo de las Redes Neuronales con todo tipo de datos.

Se han elaborado 3 mapas auto-organizados: SOM, Sammon y Neural Gas, que usan un algoritmo de aprendizaje no supervisado, que logra distribuir los datos parecidos como único objetivo, para mostrar la organización de los datos por su magnitud.

1.2.- Definición del problema.

Con la presente investigación se pretende obtener el panorama económico en Latinoamérica durando la última década, en el transcurso de 2005-2019 bajo la metodología SOM, Sammon y Neural Gas.

Para ello, se consideró 7 variables de los países en Latinoamérica, con su concepto:

-El PIB (producto interno bruto), que es el valor de mercado de los bienes y servicios de un país.

-La Renta per cápita, que es la relación entre la renta de un país y su población.

-Ingreso Nacional, que constituye el Producto Nacional Bruto, valor de bienes y servicios generados por una nación.

-Tasa de inflación: índice de incremento sostenido en el nivel de precios de Bienes y Servicios.

-Tasa de desempleo, que expresa el nivel de desocupación entre la población económicamente activa.

-Volumen de endeudamiento; como la relación entre la deuda pública de un país y su PIB

-El PIB del año 2015 entre estos países.

Los datos estadísticos para el presente análisis fueron extraídos del Banco Mundial: (Mundial, 2019), datos que fueron tomados en cuenta para el estudio.

1.3. Objetivos.

Se pretenden los siguientes objetivos:

-Aplicar métodos de aprendizaje no supervisado y saber interpretarlos.

-Definir los países de mayor y menor crecimiento antes y después de la década.

-Definir la posición de Bolivia en las proyecciones.

2. Referentes Conceptuales

2.1. Mapas de Redes Neuronales

“Existen evidencias que demuestran que en el cerebro (Sánchez, 2012), hay neuronas que se organizan en muchas zonas, de forma que las informaciones captadas del entorno a través de los órganos sensoriales se representan internamente en forma de mapas bidimensionales. Por ejemplo, en el sistema visual se han detectado mapas del espacio visual en zonas del córtex (capa externa del cerebro), también en el sistema auditivo se detecta una organización según la frecuencia a la que cada neurona alcanza mayor respuesta (organización tonotópica)” (Pelaez, 2012, pág. 3)

Entonces para el caso de nuestros métodos, se ha usado esta evidencia cerebral para organizar los datos en tiempo real de cualquier índole, el mapa SOM usaría esta disposición para crear un mapa auto-organizado.

El mapa SOM (Kohonen, 1984):

“Es un modelo de red denominado mapas auto-organizados o SOM (Self-Organizing Maps). Esta red no tendría tendencia a ninguna salida objetivo y es llamada red auto-organizada porque debe descubrir rasgos comunes, regularidades, correlaciones o categorías en los datos de entrada, e incorporarlos a su estructura interna de conexiones. Se dice, por tanto, que sus neuronas deben auto-organizarse en función de los estímulos(datos) procedentes del exterior. Un modelo SOM está compuesto por dos capas de neuronas. La capa de entrada (formada por N neuronas, una por cada variable de entrada) se encarga de recibir y transmitir a la capa de salida la información procedente del exterior. La capa de salida (formada por M neuronas) es la encargada de procesar la información y formar el mapa de rasgos”. (p.3).

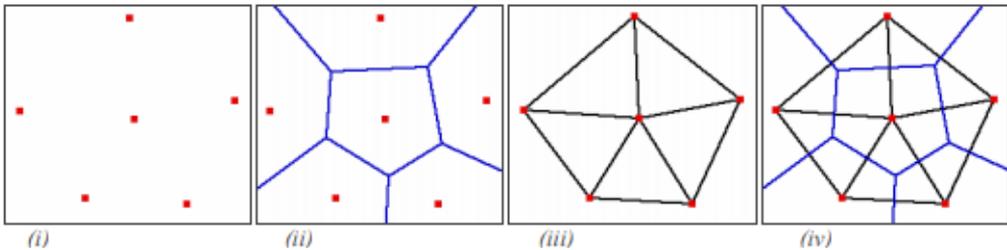
Con el fin de facilitar la comprensión del algoritmo Growing Gas Neural (Holmstrom, 2002). En primer lugar, la agrupación, cuyo objetivo es localizar grupos de elementos de datos similares y, a veces, encontrar el número de grupos o para agrupar elementos de datos en un número predefinido de grupos de la mejor manera posible. La cuantización vectorial (VQ) es el proceso de cuantificación de entrada n-dimensional vectores a un conjunto limitado de vectores de salida n-dimensionales denominados vectores de código. El conjunto de posibles vectores de código se denomina libro de códigos.

El libro de códigos es generalmente generado al agrupar un conjunto dado de vectores de entrenamiento (llamado conjunto de entrenamiento). El libro de códigos se utiliza

para cuantificar vectores de entrada. Por el bien del argumento, supongamos que existen cinco vectores en R^2 como se muestra en Figura 1 (i) y que nos referimos a estos vectores como nodos. El diagrama de Voronoi tiene la propiedad de que para cada nodo cada punto en la región alrededor de ese nodo está más cerca a ese nodo que a cualquiera de los otros nodos. La triangulación de Delaunay es el gráfico donde los nodos con un borde Voronoi común están conectados por un borde (ver Fig. 1 (iii)). Alternativamente, se puede definir como una triangulación de los nodos con la propiedad adicional que, para cada triángulo de la triangulación, el círculo de ese triángulo no contiene ningún otro nodo. Estos dos datos están muy relacionados.

Se ha encontrado que las estructuras están entre las estructuras de datos más útiles del campo de la geometría computacional.

Figura. 1(i) 6 nodos en R^2 . (ii) El diagrama Voronoi. (iii) La triangulación Delaunay.



Fuente: Master Thesis

(iv) Ambos la triangulación Delaunay y el diagrama Voronoi.

El algoritmo Growing Gas Neural, publicado por Fritzke(1995), es un algoritmo de agrupamiento incremental no supervisado. Dada alguna distribución de entrada en R^n , GNG crea incrementalmente un gráfico, o red de nodos, donde cada nodo en el gráfico tiene una posición en R^n . GNG puede ser utilizado para Cuantización de vectores mediante la búsqueda de los vectores de código en

grupos. En GNG, estos vectores de código están representados por los vectores de referencia (la posición) de los nodos GNG. También se puede utilizar para encontrar estructuras topológicas que reflejen estrechamente la Estructura de la distribución de entrada. GNG es un algoritmo adaptativo en el sentido de que, si la distribución de entrada cambia lentamente con el tiempo, GNG puede adaptarse, es decir mueve los nodos para cubrir la nueva distribución.

El mapeo de Sammon (Monleon, 2018) o la proyección de Sammon es un algoritmo que trata de visualizar un conjunto de datos de alta dimensionalidad en un mapa de baja dimensionalidad al tratar de preservar la estructura de distancias entre puntos en el espacio de alta dimensión en la proyección de menor dimensión. Es particularmente adecuado para su uso en el análisis de datos exploratorios. Sammon genera una imagen (la proyección de Sammon) con la finalidad de poder ofrecer cierta información sobre los datos desde un punto de vista visual. El método fue propuesto por John W. Sammon en 1969. Se considera un enfoque no lineal, ya que el mapeo no se puede presentar como una combinación lineal de las variables originales como posibles en técnicas como el análisis de componentes principales, lo que también hace que sea más difícil de usar para aplicarlo a clasificación.(p.15)

3.- Referentes conceptuales

3.1.-Qué es una red neuronal

Las redes neuronales son modelos artificiales (Perdomo, 1998) de las redes neuronales biológicas. Están constituidas por innumerables unidades procesadoras, llamadas neuronas, las cuales se interconectan a través de conexiones.

“En esencia las redes neuronales son capaces de realizar dos tareas diferentes: el reconocimiento de patrones y la síntesis funcional. Aunque parecen tener la misma capacidad de cómputo que una máquina de Turing no se debe esperar

que una red neuronal realice tareas que ya tienen una solución algorítmica buena, por ejemplo, invertir una matriz. El reconocimiento de patrones, implica la clasificación de información según ciertas características”. (p.2-3).

3.2.-Tipos de redes neuronales

Existen diferentes tipos de redes neuronales (Tepán, 2013), a continuación, se describen las principales:

Perceptrón. – Es la red más antigua que se conoce hasta hoy, fue desarrollada en 1943. Este tipo de red consiste en sumar las señales de entrada y multiplicar por los valores de pesos escogidos aleatoriamente; este valor es comparado con un patrón para determinar si la neurona es activada o no, si el valor comparado es mayor, la salida es 1, caso contrario es 0.

Adaline. – Este tipo de red neuronal es muy parecida al Perceptrón, pero utiliza otra función de transferencia, una de tipo lineal. El gran aporte de esta red es que sirvió de base para el desarrollo de nuevos algoritmos. “El elemento de procesamiento realiza la suma de los productos de los valores de entrada y de pesos, y aplica una función de salida para obtener un único valor de salida, el cual debido a su función de transferencia lineal será +1 si la sumatoria es positiva o -1 si la salida de la sumatoria es negativa”.

Perceptrón Multicapa. – Es una red muy antigua que utiliza aprendizaje no supervisado y la que en mayores aplicaciones se ha utilizado; el MultiLayer Perceptrón MLP, está formado por una capa de entrada, al menos una capa oculta y una capa de salida. Este tipo de redes usan para su entrenamiento propagación hacia atrás, conocido como retro propagación del error o regla delta generalizada. Como se menciona, las principales características de esta red son:

- Se trata de una estructura altamente no lineal.
- Presenta tolerancia a fallos.
- Es capaz de establecer una relación entre dos conjuntos de datos.

3.3.-Aplicaciones en la economía

Sin pretender, por motivos obvios, hacer un survey (Torre, 1997) de las aplicaciones de las Redes Neuronales dentro del campo económico, sino solo un breve resumen, decir que se están utilizando fundamentalmente en una doble dirección: predicción y clasificación, siendo respectivamente el perceptrón multicapa y los mapas auto-organizativos, los tipos de Redes más utilizadas para estos propósitos. Comenzando con las cuestiones relativas a los problemas de predicción de magnitudes económicas, casi todos los trabajos, se centran en los mercados financieros: tipos de interés, tipos de cambio, índices bursátiles de distintos países.

Creemos que existen al menos tres motivos, por los cuales, se están utilizando estos modelos frente a otro tipo de metodologías como pueden ser los modelos ARIMA.

El primer motivo surge del hecho de que, en las primeras simulaciones efectuadas, la metodología de las Redes se mostraba superior a las series temporales clásicas, cuando estas series no tenían un fuerte componente estacionario; se pensó que eso mismo podría ocurrir con los mercados financieros. Así mismo, las Redes Neuronales permiten trabajar en principio más cómodamente con modelos multiperiodo y multivariable, sin tener que preocuparse de problemas como la multi-colinealidad, ni tener la necesidad de especificar previamente el tipo de relación funcional entre variables. Para terminar, en los modelos de Redes se pueden introducir fácilmente indicadores

tanto chartistas como fundamentales. (Pág. 1-2)

4. Metodología

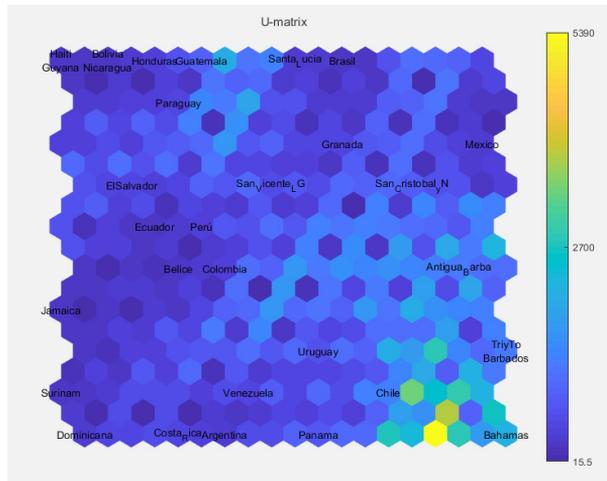
La metodología empleada es diseño no experimental exploratorio, la red neuronal utilizada se llama mapa auto-organizado de Kohonen.

5. Resultados

Para analizar los datos, se ha establecido que la red neuronal identifique a los países con mejor economía con un color naranja y a Bolivia con color verde.

- Mejores Países en economía
- Bolivia Ubicación (En el gráfico)

1.-Figura SOM 10X10 de países 2005

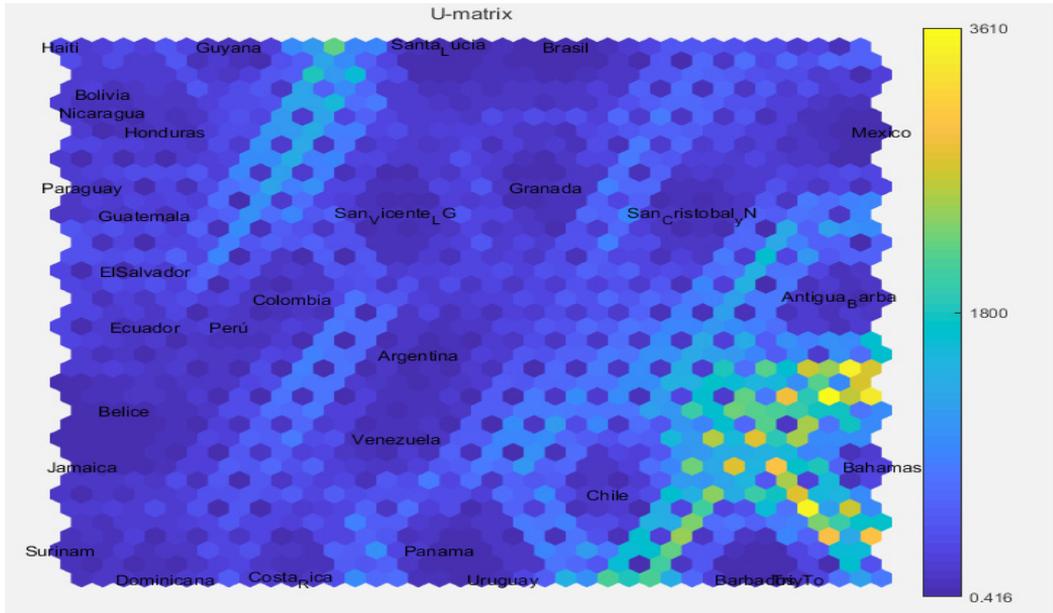


Fuente: Elaboración Propia con datos del (Banco Mundial, 2019)

Explicación de la Gráfica: Se evalúa principalmente según el PIB las zonas azules corresponden a valores bajos y las zonas amarillas/grises a valores altos. Observamos

por lo tanto que para la variable en la parte inferior derecha hay mucho más PIB (Chile, Bahamas). La dimensión es de 19x19 neuronas y la neurona última es la más alta.

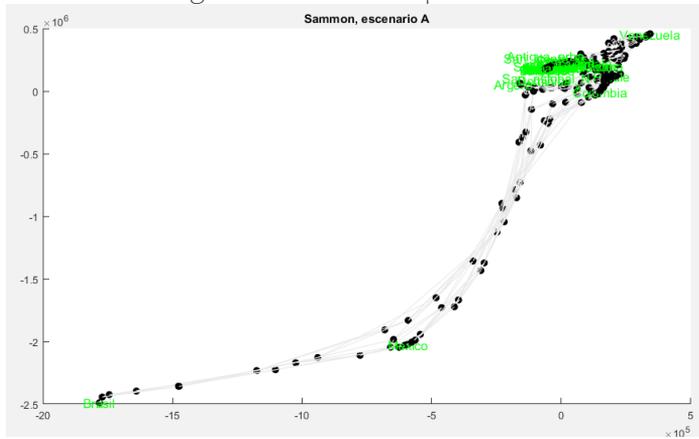
2.-Figura SOM 20x20 2005



Fuente: Elaboración Propia con datos del (Banco Mundial, 2019)

Explicación de la gráfica: Las zonas azules corresponden a valores bajos y las zonas amarillas/grises a valores altos. La variable predominante es la Renta per cápita. Barbados y Trinidad y Tobago tiene el más alto valor. A la región opuesta tenemos a Haití con el puesto más bajo. Esta red neuronal, no realiza un análisis muy preciso.

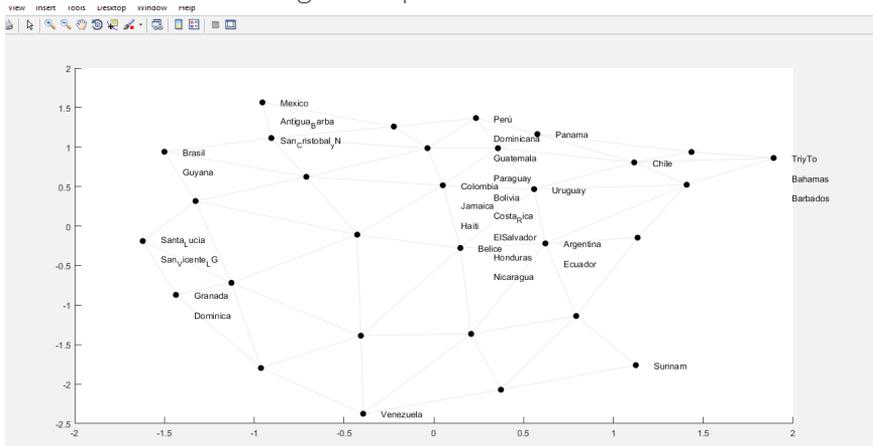
3.-Figure Sammon 1 de países 2005



Fuente: Elaboración Propia con datos del (Banco Mundial, 2019)

Explicación de la gráfica: Este mapa distribuye a partir de los datos preponderando el PIB, Brasil y México están primero.

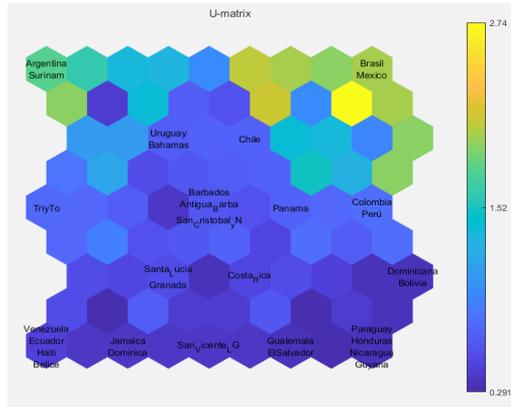
4.- Figura Mapa Neural Gas 2005



Fuente: Elaboración Propia con datos del (Banco Mundial, 2019)

Explicación de la gráfica: Este mapa distribuye a partir de los datos de manera expansiva, preponderando el PIB.

5. Figura 1. SOM con grilla de 5x5 países 2019



Fuente: Elaboración Propia con datos del (Banco Mundial, 2019)

Explicación de la gráfica: Las zonas azules corresponden a valores bajos y las zonas amarillas/grises a valores altos. La variable predominante es el Volúmen de endeudamiento. Brasil y México tiene el más alto valor.

El gráfico genera 15 clúster

Tabla No. 1 Resultados de neuronas cercanas (vecinos) según mapa SOM

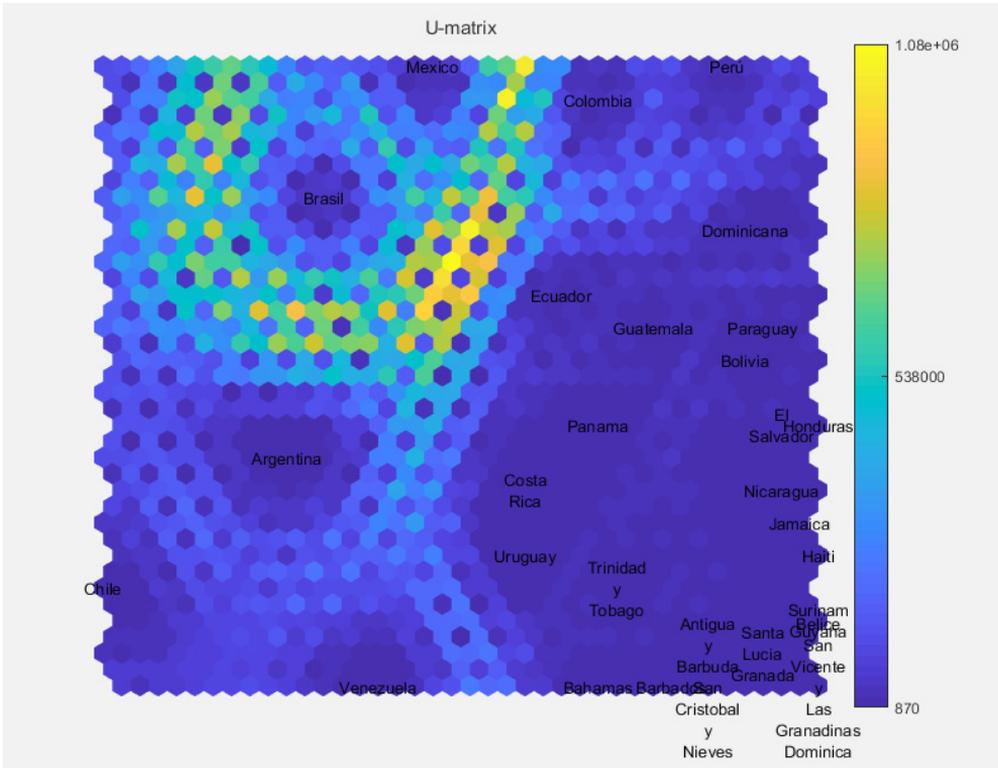
CASO I(2019)		CASO II(2005)	
Clúster	Vecinos próximos	Clúster	Vecinos Próximos
Brasil	México	'Brasil'	'Santa_Lucia'
Colombia	Peru	'San_Vicente_LG'	
Argentina	Surinam	'Guatemala'	'Paraguay', 'Bolivia', 'Honduras', 'Nicaragua', 'Haiti' , 'Guyana'

Guatemala		'Granada'	
Dominicana	Bolivia	'Argentina'	'Venezuela'
Panamá		'Dominicana'	'Surinam'
El Salvador		'Colombia'	'Perú','Jamaica','Belice'
Costa Rica	Uruguay	'Mexico'	'San_Cristobal'
Honduras	Trinidad y Tobago, Nicaragua	'Costa_Rica'	
Bahamas	Surinam, Guyana, Barbados, Belice, Santa Lucía, Antigua y Barbuda, Granada, San Cristóbal y Nieves, San Vicente y Las Granadinas y Dominica.	'Ecuador'	
	Chile	'Antigua_Barba'	
Jamaica	Haití Venezuela Ecuador	'TriyTo'	'Bahamas','Barbados'
		'Chile'	

Fuente: Elaboración Propia en base a los resultados de la herramienta utilizada, con Matlab, y datos del (Banco Mundial, 2019)

Explicación de la tabla: Resultados de neuronas cercanas según el mapa SOM

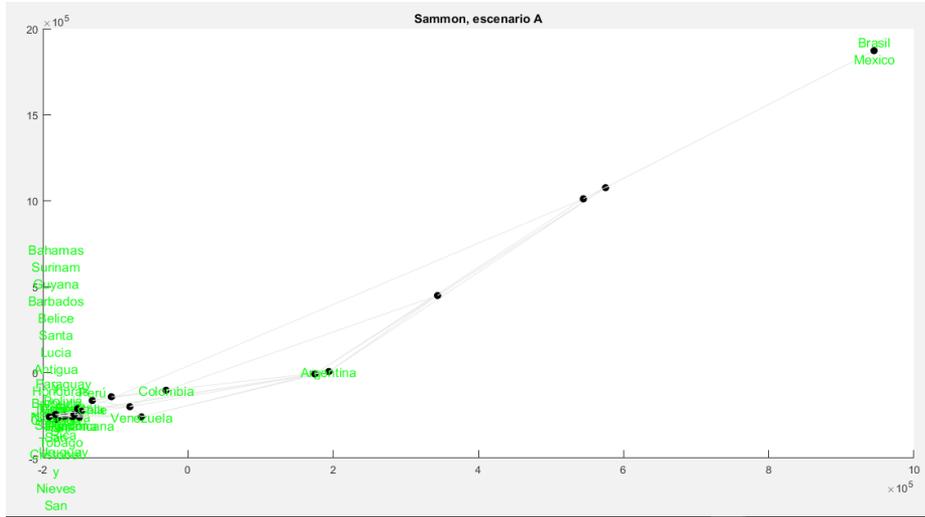
Gráfica 6. SOM Grilla 20x20 países 2019



Fuente: Elaboración Propia con datos del (Banco Mundial, 2019)

Explicación de la gráfica: Las zonas azules corresponden a valores bajos y las zonas amarillas/grises a valores altos. La variable predominante es la Renta per cápita. Barbados y Trinidad y Tobago tiene el más alto valor. A la región opuesta tenemos a Haití con el puesto más bajo.

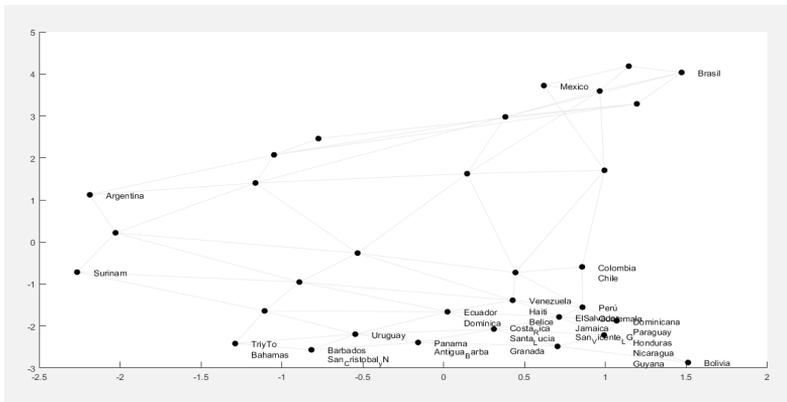
7.- Figura Mapa SAMMON 2 de países 2019



Fuente: Elaboración Propia con datos del (Banco Mundial, 2019)

Explicación de la gráfica: Este mapa distribuye a partir de los datos preponderando el Ingreso Nacional.

8.- Figura Mapa Neural Gas 2019



Fuente: Elaboración Propia con datos del (Banco Mundial, 2019)

Explicación de la gráfica: Este mapa distribuye a partir de los datos de manera expansiva, preponderando el Ingreso Nacional. Si bien Bolivia tiene un ingreso Nacional importante, sus ingresos son insuficientes, en proporción a sus gastos, lo que establece una economía aún débil.

6.-Conclusiones.

DATOS MAPAS SOM

Grilla	Ajuste	2005			2019		
		Cluster	Error de cuantización	Error Topológico	Cluster	Error de cuantización	Error Topológico
5x5	300x1000	15	528.235	0	15	528.235	0
10x10	300x1000	28	207.111	0	14	16350.141	0
20x20	300x10000	30	21.349	0	29	1821.269	0

- Se observa una brecha entre las regiones Centroamérica y Sudamérica en cuanto a sus economías, pocos países de Centroamérica están junto a países sudamericanos.
- Los países que más han crecido económicamente en 2019 fueron: Brasil, México y Argentina. Aquellos que de lo contrario no han crecido tanto, son: San Vicente, Granada y San Cristóbal.
- En la gestión 2005 los que más han aumentado su economía: Santa Lucía, Brasil, Granada, San Cristóbal, México y Barbados. Los de menos crecimiento son: Jamaica, Surinam y Rep. Dominicana.
- Bolivia en 2005 hasta 2019, ha tenido un importante crecimiento económico después del Perú.
- Los países que han crecido lentamente en la región, fueron Nicaragua, Honduras y Guatemala. Luego en 2019 se encuentran Paraguay y el Salvador.

32 Referencias

- Banco Mundial, B. (2019). Banco Mundial.
- Cepal. (2018). Perspectivas económicas de America Latina 2018.
- B. Fritzke,(1995) "A growing neural gas network learns topologies," Advances in Neural Information Processing Systems, no. 7, pp. 625-632, 1995.
- Holmstrom, J. (2002). Growing Neural Gas. Experiments with GNG, GNG with utility and supervised GNG. Uppsala.
- Kohonen. (1984). Mapas Autororganizados. Estados Unidos: xxxx.
- Marín, J. M. (2010). Los mapas auto-organizados de Kohonen. Madrid.
- Monleon, T. (2018). Machine Learning Algorithms applied to Biosciences I. Barcelona.
- Mundial, b. (28 de junio de 2019). Datos de Libre Acceso del Banco Mundial. Obtenido de Acceso abierto y gratuito a datos sobre el desarrollo en el mundo: <https://datos.bancomundial.org/>
- Pelaez. (2012). Aprendizaje no supervisado y en Algoritmo Wake Sleep. Mexico: Universidad Tecnológica de Mixteca.
- Perdomo, I. J. (1998). Curso Básico de Redes Neuronales. Colombia.
- Sánchez, N. P. (2012). Tesis: Aprendizaje no supervisado y el algoritmo Wake-Sleep en RN. Huajapán de León.
- Tepán, E. C. (2013). Estudio de los principales tipos de redes neuronales y las herramientas para su aplicación. Cuenca.
- Torre, A. A. (1997). Aplicación de las Redes Neuronales en Economía. Burgos.

Artículo recibido: 29-06-2019

Artículo Aceptado: 04-10-2019