

# REUNIÓN SIRGAS 2013

Instituto Geográfico Nacional Tommy Guardia  
Ciudad de Panamá, Panamá  
Octubre 24-26



## Transformación de sistemas de referencia aplicando redes neuronales artificiales con aplicación en catastros Primeros Resultados

Romero R.<sup>1,2</sup> & Tierra A.<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Grupo de Investigaciones en Tecnologías Espaciales – Universidad de las Fuerzas Armadas. Sangolquí – Ecuador  
artierra@espe.edu.ec

<sup>2</sup> Instituto Geográfico Militar. Quito – Ecuador  
ricardo.romero@mail.igm.gob.ec

### RESUMEN.

Las redes neuronales artificiales han sido aplicadas ampliamente en problemas relacionados con clasificación, regresiones estadísticas y aproximación de funciones no lineales, entre las más usadas, esta técnica también ha incursionado en las geociencias como por ejemplo en temas de clasificación de imágenes satelitales, predicciones meteorológicas y atmosféricas, interpolación y modelamiento espaciales, por citar algunos, mientras que en el área de geodesia su aplicación ha sido poco estudiada.

En este caso de estudio se presenta los resultados de la aplicación de dos diferentes topologías de redes neuronales artificiales para la transformación de coordenadas entre diferentes sistemas geodésicos de referencia (desde PSAD56 a SIRGAS95), con la finalidad de asegurar que las diferencias y distorsiones entre las coordenadas calculadas y observadas sean mínimas, de tal manera que la precisión de los cálculos sean compatibles con escalas cartográficas grandes, como por ejemplo catastros inmobiliarios urbanos o rurales, cartografía temática de detalle, entre otras.

Se emplearon 2 tipos de redes neuronales artificiales, la primera fue una red unidireccional con algoritmo de retropropagación (feedforward) y también una red de base radial (Radial Basis Function). Los mejores resultados del entrenamiento y validación de las redes neuronales, fueron precisamente las obtenidas por la red de base radial, logrando alcanzar diferencias menores a 0,38 m en posición. Por lo cual es evidente que se podría transformar coordenadas para cartografía de escala menor a 1: 1500.

En conclusión, la técnica de redes neuronales artificiales aplicada en la transformación de coordenadas dio buenos resultados con los niveles de precisión requeridos para escalas de detalle, por lo tanto es importante considerar estos resultados para fines de planificación territorial urbana, rural y además, se puede continuar con su estudio para buscar aplicaciones en investigación en las ciencias geodésicas.

### GENERALIDADES.

Con el advenimiento de las técnicas de posicionamiento satelital, específicamente la tecnología GPS, la información y levantamientos que se realizaron con referencia a un datum topocéntrico en épocas pasadas, ha determinado la necesidad de establecer metodologías para compatibilizar la geoinformación originada en datum topocéntrico, así como también la generada en un datum geocéntrico, debido a sus diferencias en la realización y densificación.

En el caso de Ecuador, específicamente en municipios o gobernaciones, parte de la información geoespacial se encuentra referida al sistema PSAD56, lo cual ocasiona problemas con las aplicaciones modernas de geoposicionamiento que están referidas a WGS84, además que la Red GNSS de Monitoreo Continuo del Ecuador (REGME) genera soluciones en SIRGAS.

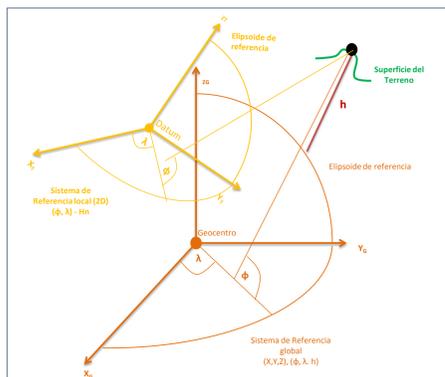


Figura 1. Diferencias entre un sistema global y un local  
Fuente: Instituto Geográfico Agustín Codazzi - 2004

### METODOLOGÍA.

En la presente investigación se desarrollaron 2 tipos diferentes de redes. En primer lugar se utilizó una red multicapa unidireccional (feedforward), la cual utiliza el algoritmo de retropropagación como función de aprendizaje y la optimización de Levenberg-Marquardt, es una red ampliamente utilizada para aproximación de funciones, además que consta de una capa de entrada donde ingresan los datos, una capa oculta donde se procesa la información con una función de activación "sigmoidea tangente hiperbólica" (generalmente) y, por último una capa de salida con una función lineal.

El segundo caso fue una red con función de base radial (Radial basis function), esta red actúa de forma similar a la anterior, con la diferencia que la función de activación de la capa oculta es una función de base radial, en donde interviene la distancia normal entre el centro de la neurona oculta y la neurona de entrada para activar la función de activación, en las siguientes figuras se demuestra la topología de ambas redes empleadas.

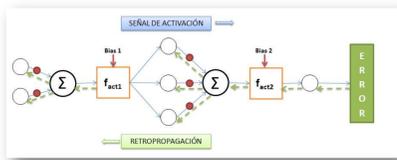


Figura 3. Funcionamiento de una Red Neuronal Multicapa

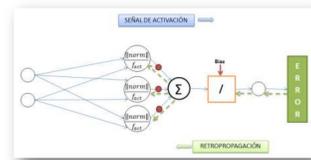


Figura 4. Funcionamiento de una Red de Base Radial

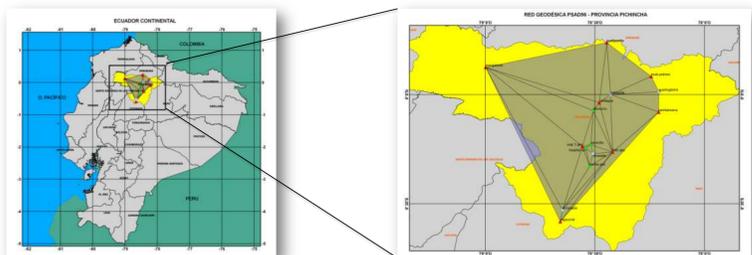
Salida de la RNA. (Ec, 01)  
Error de la salida. (Ec, 02)  
Error de la RNA. (Ec, 03)

Salida de la RNA. (Ec, 04)  
Error de la salida. (Ec, 05)  
Error de la RNA. (Ec, 06)

Para el aprendizaje de una RNA es necesario contar con 3 tipos de datos que utilizarán para los siguientes parámetros:

- ✓ **Entrenamiento:** se presenta el conjunto de entrada a la RNA para que determine los parámetros libres de la red, hasta aproximarse a la salida deseada
- ✓ **Validación:** estos datos servirán para que la red aprenda a generalizar, es decir, evitar "memorizar" los datos de entrada, de esta forma se garantiza que los parámetros libres de la red se adapten a los cambios del entorno.
- ✓ **Test:** estos datos no intervienen en el entrenamiento y sirven para comprobar el aprendizaje de la red.

### UBICACIÓN PROYECTO.



### RESULTADOS.

#### 1. Red Neuronal Artificial Multicapa

Los resultados con este tipo de red no se acercaron a los planteamientos requeridos de precisión, alcanzando diferencias en el conjunto de datos de test, mayores a las distorsiones que tienen intrínsecamente en la red geodésica clásica. Como se observa a continuación.

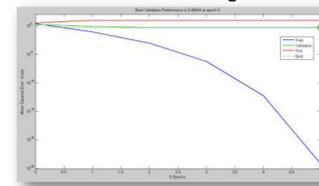


Figura 4. Rendimiento del entrenamiento de la RNAM

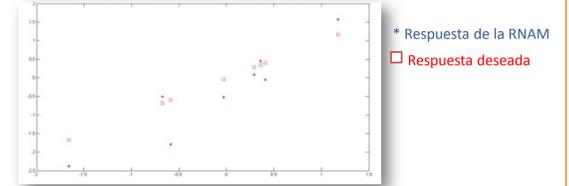


Figura 5. Comportamiento de la respuesta de la RNAM

#### 2. Red Neuronal Artificial de Base Radial

Los resultados que se obtuvieron con el entrenamiento de esta red fueron absolutamente satisfactorios por el motivo que lograron ajustarse los puntos del conjunto de test con la respuesta que se esperaba, es decir, las diferencias entre la respuesta de la RNA-RBF y los valores deseados fueron a niveles submétricos, además que el entrenamiento, así como su comportamiento fueron absolutamente contrarios a los generados por la RNAM. A continuación se detallan las generalidades de la RNA-RBF.

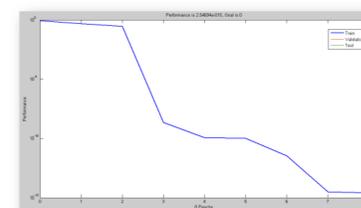


Figura 6. Rendimiento del entrenamiento de la RBF

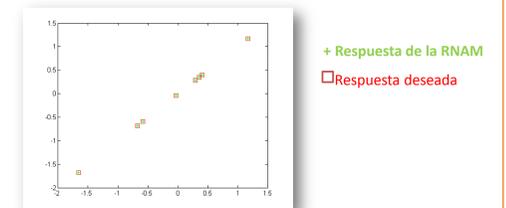


Figura 7. Comportamiento de la respuesta de la RBF

#### 3. Comparación de datos

Tabla 1. Coordenadas calculadas con la RNA-RBF

| Latitud (deg) | Longitud (deg) |
|---------------|----------------|
| 0,00020       | -78,42842      |
| 0,01317       | -78,20779      |
| -0,27041      | -78,50888      |
| -0,52863      | -78,64807      |

Tabla 2. Coordenadas Observadas

| Latitud (deg) | Longitud (deg) |
|---------------|----------------|
| 0,00021       | -78,42843      |
| 0,01318       | -78,20779      |
| -0,27040      | -78,50888      |
| -0,52864      | -78,64807      |

Tabla 3. Estadísticas Principales

| Parámetro     | Valor   |
|---------------|---------|
| Máximo        | 0,38 m  |
| Mínimo        | 0,11 m  |
| Media         | 0,28 m  |
| Desviación E. | ±0,12 m |

ESCALA APROXIMADA 1:1500\*

\* ESCALA = MÁXIMO / 0,0003m

### CONCLUSIONES.

- ✓ Se ha realizado la transformación entre sistemas de referencia clásico y moderno, utilizando coordenadas geodésicas en lugar de coordenadas cartesianas, por el hecho de no tener datos de altura elipsooidal en un sistema clásico.
- ✓ La técnica de redes neuronales artificiales puede ser aplicada como una metodología de transformación entre sistemas de referencia debido a su naturaleza no lineal, lo cual permite modelar de mejor las distorsiones de las redes geodésicas clásicas.
- ✓ La RNA-RBF presentó mejores resultados que la RNAM, alcanzando niveles submétricos en este caso, por lo tanto se puede admitir el proceso de aprendizaje de la RBF, por otro lado se recomienda analizar el comportamiento de la RNAM para mejorar sus capacidades de aprendizaje.
- ✓ Según los resultados presentados la escala aproximada en la que tendría alcance esta metodología es a 1:1500, por lo tanto se puede aplicar a cartografía de detalle como es el caso de los catastros.