

## DETECCIÓN EN LÍNEA DE ONDA- $P$ EN SISMOGRAMAS 3-D UTILIZANDO REDES NEURONALES

Carlos Alzate, Germán Castellanos  
Grupo de Control y Procesamiento Digital de Señales  
Universidad Nacional de Colombia Sede Manizales  
canalza@epm.net.co

**Resumen-** Se desarrolla un detector en línea del tiempo de arribo de ondas  $P$  sobre registros electrónicos de tres componentes de eventos tectónicos. Se lleva a cabo la detección en línea de la onda- $p$  empleando RN, empleando dos diferentes formas: en la primera se sintetiza el detector de LRV, mientras en la segunda se desarrolla un clasificador estadístico con las respectivas clases (señal con onda- $p$  presente y señal con solo ruido presente). La detección se realiza empleando redes neuronales de tipo perceptrón multi-capa, en las cuales se aprovechan las siguientes cualidades: su capacidad de mapeo no lineal de entrada-salida, buena generalización, bajo costo computacional, entre otras. Las anteriores cualidades hacen que las RN sean apropiadas para el proceso de señales en tiempo real. Las entradas a la RN corresponden a datos normalizados del registro sísmico y las características que miden el grado de polarización de la onda. Los registros procesados se obtuvieron de la base de datos del instituto IRIS y de Ingeominas, y su análisis dan como resultado un mejor desempeño del sistema en la detección del tiempo de arribo, aunque no presenta una exactitud aceptable en la estimación del tiempo de arribo de la onda  $P$ .

**Palabras Clave** - Redes neuronales, perceptrón multi-capa, detección onda  $P$ .

### 1. Introducción

La detección de la onda- $p$  es referida a la tarea de detección de cambios abruptos, la cual consiste en identificar el instante del tiempo, en el que las propiedades del proceso cambian intempestivamente, considerando que antes y después del momento del cambio, las propiedades del proceso son invariantes en el tiempo. Tal planteamiento permite que la derivación formal de algoritmos de detección de cambios abruptos se realice dentro de la clase de métodos estadísticos de análisis de procesos aleatorios estacionarios [19], para los cuales se consideran dos modelos de procesos aleatorios: completamente independientes y los basados en modelos regresivos (AR). La prueba de hipótesis más empleada corresponde al logaritmo de relación de verosimilitud (LRV), de la cual se derivan los algoritmos analizados: la suma acumulativa (CUSUM), el LRV generalizado (GLRV),  $\chi^2$  CUSUM y CUSUM bilateral, entre otros [19]. Sin embargo, en caso de tener ruido no gaussiano a la entrada del detector, la función LRV tiene un carácter no lineal con la entrada y, prácticamente, es muy difícil hallar una expresión explícita con el vector de entrada, lo que dificulta la síntesis práctica del detector. Así, el detector basado en el LRV para ruido no gaussiano debe considerarse como un dispositivo con mapeo no lineal. Por cuanto las redes neuronales (RN) pueden aproximar una gran clase de mapeo no lineal, su aplicación se ha considerado en la detección de señales [3,18].

En el presente artículo se lleva a cabo la detección en línea de la onda- $p$  empleando RN, empleando dos diferentes formas: en la primera se sintetiza el detector de LRV, mientras en la segunda se desarrolla un clasificador estadístico con las respectivas clases (señal con onda- $p$  presente y señal con solo ruido presente). La detección en línea se realiza deslizando una ventana de  $N$  muestras a través de todo el registro sísmico de tres componentes. En cada instante de tiempo se obtienen las funciones de caracterización que corresponden a las entradas de la red neuronal, se realiza la propagación y se decide si en la ventana actual está el tiempo de arribo de la onda- $p$ .

**2. Detección en línea de onda-p utilizando redes neuronales**

*Detector de LRV.* La detección de señales implica decidir si una señal objetivo está presente o no, a partir de datos observados. Existen dos criterios comunes para el diseño e implementación de un detector de señales: El criterio de Bayes y el criterio de Neyman-Pearson. Ambos criterios dan como resultado el detector de LRV [3], el cual está compuesto de dos partes: la primera determina la LRV de la función densidad de probabilidad (fdp) en presencia de la señal objetivo y de la fdp en ausencia en la señal objetivo (ruido). La segunda parte determina la detección (salida del detector igual a uno) si la razón de verosimilitud es mayor que un umbral.

La detección de un cambio abrupto de la onda *p*, se puede simplificar al caso de análisis cuando se tiene un solo patrón dado  $s(k)$ ,  $1 \leq k \leq n$ , que representa el cambio abrupto más ruido blanco

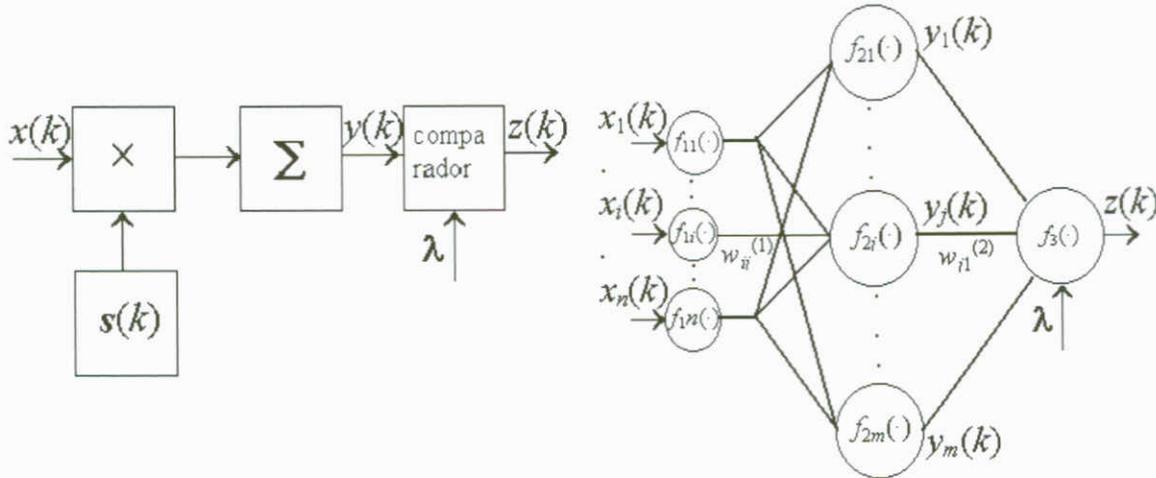


Figura 2

gaussiano  $r(k)$ ,  $1 \leq k \leq n$ , con media  $E[r(k)] = 0$  y varianza  $E[r^2(k)] = \sigma^2$ . El algoritmo de detección puede ser simplificado hasta el correlador que calcule el producto escalar de  $y$  con  $s$  [4]:

$$z(n) = (y, s) = \sum_{k=1}^n s(k)x(k) > \lambda_0,$$

Acordes con la estructura del correlador de la figura 1, se sugiere una red de tres capas con  $n$  neuronas en la capa de entrada,  $m$  neuronas en la capa oculta y función de transferencia  $f_1(\cdot)$  y una neurona como capa de salida con función de transferencia  $f_2(\cdot)$ . En principio, la estructura del detector secuencial descrito puede ser implementado con una red neuronal del tipo retropropagación (figura 2). Los pesos  $w_{ij}^{(1)}$ ,  $1 \leq i \leq n$  denotan la conexión entre la neurona  $i$  en la capa de entrada y la neurona  $j$  en la capa oculta; mientras  $y_j(k)$  y  $f_{2j}(k)$ ,  $1 \leq j \leq m$  corresponden a su salida y función de activación, respectivamente;  $w_{j1}^{(2)}$  denota la conexión entre la neurona  $j$  de la capa oculta y la neurona en la capa de salida. Se define respectivamente  $z(k)$ ,  $f_3(k)$  y  $\bar{a}$  como la salida, la función de activación, y el umbral para la neurona en la capa de salida. Sin embargo, en caso de tener ruido no Gaussiano a la entrada del detector, la función de verosimilitud tiene un carácter no lineal con la entrada y, prácticamente, es muy difícil hallar una expresión explícita con el vector de entrada, lo que dificulta la síntesis del detector. El detector basado en la relación de verosimilitud para ruido no Gaussiano, por tanto debe considerarse como un dispositivo con mapeo no lineal. Por cuanto las redes neuronales del tipo MLP pueden aproximar una gran clase de mapeo no lineal, su aplicación se ha considerado en la detección de señales [3,18]. En [3] se sugiere, la realización de la función de verosimilitud para señales de entrada con diferente fdp a la gaussiana, entrenando adecuadamente los pesos de la RN en orden a obtener el nivel de no linealidad requerido por el detector.

*Detector basado en la clasificación simple de eventos:* En este caso se desarrolla un clasificador estadístico con las respectivas clases (señal con onda-p presente y señal con solo ruido presente). La RN identifica la clase a la cual el patrón pertenece debido a su capacidad de extracción de características importantes a partir del conjunto de entrenamiento. La clasificación es una transformación que mapea los puntos intermedios obtenidos de la extracción de características a puntos correspondientes a cada clase en un espacio de decisión  $n$ -dimensional, donde  $n$  es el número de clases a reconocer. Bajo este esquema los perceptrones multicapa realizan reconocimiento de patrones debido a que poseen un sistema no supervisado para extracción de características (capas ocultas) y un sistema supervisado para clasificación (capa de salida).

### 3. Entrenamiento del sistema

#### 3.1 Funciones Características

Con el objeto de aumentar la efectividad del estimador durante la extracción de parámetros, se emplean las funciones características. Entre las más empleadas están las siguientes.

*Razón de energía.* En las señales sísmicas de tres componentes, se puede construir una función para detectar movimiento sísmico coherente en un plano bidimensional. La razón entre la energía en el plano horizontal y la energía total en el instante de tiempo  $i$  está dado:

$$ER = \frac{\sum_{n=i}^{i+N-1} (x_1(n)^2 + x_2(n)^2)}{\sum_{n=i}^{i+N-1} (x_1(n)^2 + x_2(n)^2 + x_3(n)^2)}, \quad (1)$$

donde  $x_1$ ,  $x_2$  y  $x_3$  son las tres componentes de la señal sísmica,  $N$  es el tamaño de la ventana.  $ER$  tiende a 1 si la mayoría de la energía sísmica está concentrada en el plano  $xy$ , y tiende a 0 si está concentrada en la componente vertical.

*Short Term Average/Long Term Average (STA/LTA).* Se calcula la razón entre el valor medio de la amplitud absoluta de dos ventanas de tiempo consecutivas, una corta (STA) y una larga (LTA) y se compara con un umbral predeterminado que declara la presencia del evento sísmico. La determinación del tamaño óptimo de las ventanas depende del contenido frecuencial del sismo [12]. Se considera una señal  $x$  con  $N$  muestras, con la que se construye una función característica dado por:

$$\kappa(i) = x(i)^2 + C_u(i)(x(i) - x(i-1))^2, \quad (2)$$

para  $i \geq 1$ , con  $C_x(i)$  como parámetro dependiente del tiempo. Se define a  $\kappa(0) = x(0)^2$ , y en forma recursiva los promedios sobre las ventanas cortas y largas se establecen como:

$$STA(i) = C_1 \kappa(i) + (1 - C_1)STA(i-1), \quad (3)$$

$$LTA(i) = C_2 \kappa(i) + (1 - C_2)LTA(i-1), \quad (4)$$

para  $i \geq 1$ , y valores iniciales  $STA(0) = LTA(0) = \kappa(0)$ . Los valores de las constantes  $C_1$  y  $C_2$  están entre 0 y 1, valores que se deben sintonizar en la práctica según la aplicación. La determinación del cambio es declarada como: