

Determinación de lluvias críticas que activan deslizamientos empleando redes neuronales

D. P. Ortiz, J.C. Penagos & A. Lizcano
Universidad de los Andes, Bogotá D.C., Colombia

RESUMEN: La estabilidad de un talud se encuentra íntimamente relacionada con la presencia de agua dentro de la masa de suelo y la fluctuación del agua dentro de esta masa siendo la lluvia la principal fuente. La determinación de la lluvia crítica que activa un movimiento está relacionada con la intensidad y duración de la lluvia, con parámetros morfológicos y geomecánicos del material que conforma el talud, con el uso de este y la intervención humana. En este trabajo se presenta una red neuronal entrenada a partir de 51 deslizamientos ocurridos en Bogotá, la cual permite predecir valores de lluvias críticas que activan deslizamientos a partir de información básica y completa del talud proveniente de un reconocimiento geotécnico convencional del sitio. Los análisis con redes neuronales permiten tener respuestas rápidas, confiables y a bajo costo.

ABSTRACT: The slope stability is intimately related with the water presence into the soil mass and the fluctuation of the water inside this mass, the main source of this water is the rain. The determination of the critical rain that activates a movement it's related with the intensity and duration of the rain, with morphological and geomechanical parameters of the material, the use of to the slope and the human intervention. At this job we present a trained neural network, the training was done with 51 landslides happened in Bogotá, the network allows to predict critical rains that activate landslides using basic and complete information of the slope coming from a standard geotechnical recognition of the place. The analyses with neural networks allow to have quick, reliable answers and at low costo.

1 INTRODUCCION

Durante años, diferentes investigadores han asociado movimientos del terreno con el aumento en los niveles de lluvia debido a que esta produce una elevación en el nivel freático y, consecuentemente, un aumento del grado de saturación del material y por tanto una disminución de las fuerzas capilares que contribuyen a la estabilidad del talud.

Adicionalmente, el ingreso de agua puede ocasionar aumento en la presión de poros con una consecuente disminución en los esfuerzos efectivos y en la resistencia al corte. También es claro que una lluvia específica no necesariamente produce de manera directa e inmediata un incremento en el nivel piezométrico y consecuentemente condiciones desestabilizantes, Hoyos, P. (2001). Aún la misma lluvia crítica para un talud puede no ocasionar falla bajo otras condiciones naturales.

La determinación de la lluvia crítica que dispara un movimiento está relacionada con la intensidad y duración de la lluvia, con parámetros morfológicos y geomecánicos del material que conforma el talud, con el uso y manejo que se le dé al mismo y la posible intervención humana.

Actualmente una de las formas para aproximarse al estudio del problema de estabilidad de taludes es el método estadístico de aproximación o la aproximación por series de tiempo al cual pertenecen las redes neuronales.

Una red neuronal esta conformada por unidades de procesamiento que operan en paralelo (Kosko, B.), cada una de las cuales esta interconectada en un circuito y realiza una función simple, que consiste en la ponderación de cada una de sus entradas mediante un peso y posteriormente el procesamiento de estas salidas mediante una función de activación. Las redes neuronales son capaces de resolver problemas complejos ajustando los pesos de cada neurona a

través de los casos que se le dan como entrenamiento, Caycedo, M. (2002).

Para obtener los casos que permitieron realizar el entrenamiento de la red neuronal, se realizó un inventario de deslizamientos ocurridos en los últimos años en Bogotá, a cada uno de los cuales se le asocio una lluvia crítica empleando la metodología de umbrales.

El modelo propuesto permite simultáneamente involucrar tanto variables morfológicas y geomecánicas del talud como características meteorológicas y ambientales y de este modo aproximarse de una manera más confiable a la determinación de lluvias críticas que activan deslizamientos. Además permite su fácil uso e implementación.

2 REDES NEURONALES

2.1 Inspiración de la neurociencia

Las redes neuronales han crecido como parte de la investigación en inteligencia artificial (Hertz, J., Krogh, A. & Palmer, R.), intentando representar la tolerancia a las fallas y la capacidad de aprender de los sistemas neuronales biológicos por medio de la modelación de la estructura de más bajo nivel del cerebro.

2.2 Modelo artificial básico

De acuerdo con Caycedo, M. (2000), la captura de la esencia de los sistemas neuronales biológicos en una neurona artificial se caracteriza por (Figura 1):

- El conocimiento es obtenido por la red a través de aprendizaje.
- La red deriva su potencial de su estructura masiva y paralela y de su habilidad de aprender y generalizar.
- La neurona recibe un numero de entradas provenientes de los datos originales o de las salidas de otras neuronas de la red.
- Cada entrada llega a través de una conexión que tiene una fuerza o peso las cuales corresponden a la eficiencia entre las conexiones en las neuronas biológicas.
- La activación de la neurona esta compuesta por la suma ponderada de las entradas menos el umbral de cada neurona.
- La señal de activación se pasa a través de una función de activación que produce la salida de la neurona.

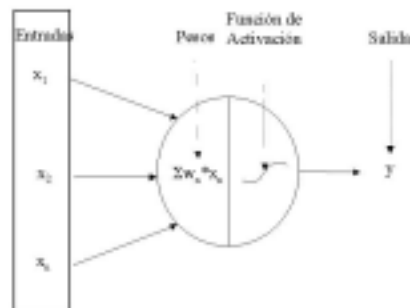


Figura 1. Modelo básico de una neurona artificial, Hertz, J., Krogh, A. & Palmer, R.

2.3 Clasificación de las redes neuronales

2.3.1 Por la forma de aprendizaje

2.3.1.1 Aprendizaje supervisado

Son aquellas que utilizan algoritmos de aprendizaje en los cuales los valores objetivos y salidas deseadas son conocidas y son dados durante el entrenamiento de las redes. De este modo la red puede ajustar los pesos de sus conexiones intentando igualar sus salidas con los valores objetivos. Después del entrenamiento la red neuronal es probada dándole únicamente valores de entrada, sin valores objetivo, y observando como las salidas se acercan a los valores objetivo correctos.

Tipos de redes de entrenamiento supervisado

- Perceptron: redes organizadas por capas y alimentadas hacia delante. En estas redes existen un conjunto de terminales de entrada cuya única función es alimentar datos al resto de la red; después de este conjunto pueden venir una o más capas intermedias de neuronas, seguidas por una capa final donde se lee el resultado de los cálculos (Figura 2).

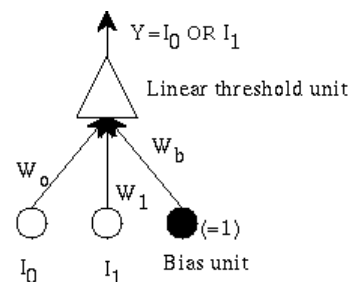


Figura 2. Ejemplo de una red neuronal tipo perceptron

- Perceptron multicapa (MLP): Son redes perceptron alimentadas hacia delante que cuentan una o más capas ocultas. Estas redes pueden modelar funciones de complejidad arbitraria dependiendo del numero de capas que tenga y el numero de neuronas

de cada capa. El número de entradas y salidas está definido por el tipo de problema (Figura 3).

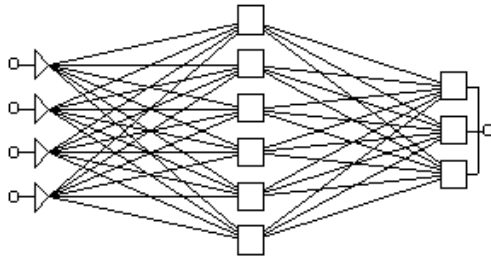


Figura 3. Ejemplo de una red del tipo perceptrón multicapa

- **Redes de funciones de base radial:** parten de la división del espacio en hiperesferas, la cual se caracteriza por tener un centro y un radio; en este tipo de redes las unidades responden (no linealmente) a la distancia de los puntos desde el centro representado por la unidad radial. La superficie de respuesta de una unidad radial simple es por tanto una función Gaussiana, con un pico en el centro y descendente en los extremos.

2.3.1.2 Aprendizaje no supervisado

En estos casos a la red neuronal no se le entregan las salidas durante el entrenamiento, sino que las redes ejecutan alguna clase de compresión de datos como reducción dimensional o agrupamiento para aprender.

2.3.2 Por la topología de la red

- **Alimentadas hacia adelante:** en estas redes las conexiones entre unidades no forman ciclos; usualmente producen respuestas a las entradas rápidamente. La mayoría de este tipo de redes puede ser entrenada empleando una variedad de métodos numéricos convencionales eficientes adicionales a los inventados por los investigadores de redes neuronales.
- **Alimentadas hacia atrás:** también llamadas recurrentes, existen ciclos en las conexiones, la red neuronal debe iterar por un tiempo potencialmente largo antes de producir una respuesta (Figura 4). Son usualmente más difíciles de entrenar que las redes alimentadas hacia adelante.

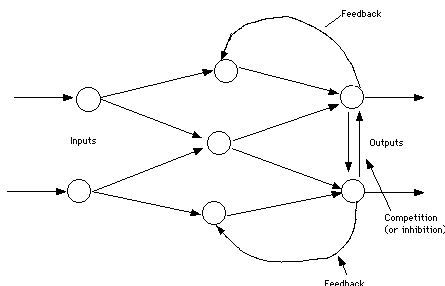


Figura 4. Ejemplo de una red neuronal alimentada hacia atrás.

2.3.3 Por el tipo de datos que aceptan

- **Catógicas:** Son aquellas que aceptan variables catógicas las cuales solo pueden tomar un número finito de posibles valores y usualmente hay varios casos que caen dentro de cada categoría. Las variables de este tipo pueden tener valores simbólicos que pueden ser codificados en números antes de ser entregados a la red.
- **Cuantitativas:** Aquellas que aceptan variables cuantitativas provenientes de mediciones numéricas de algún atributo, tal como la longitud en metros.

2.4 Algoritmo de entrenamiento

Cuando el algoritmo empleado para el aprendizaje representa muy bien el conjunto de casos empleados para el entrenamiento, pero no es capaz de extrapolar el conjunto de prueba es necesario emplear métodos que mejoren el desempeño de la red uno de los cuales es el de regularización, MATLAB Documentation.

En este método se modifica la función de desempeño, la cual se toma normalmente como la suma de los errores al cuadrado de la red del conjunto de entrenamiento, agregándole un término que consiste en el valor promedio de la suma de los cuadrados de los pesos y desviaciones de la red.

El empleo de esta función ocasiona que la red tenga pesos y desviaciones menores, y esto fuerza a la respuesta de la red a ser suavizada y de este modo evitar el sobreajuste.

Una forma aproximada al método de regularización consiste en un método Bayesiano en el cual los pesos y desviaciones son asumidos como variables aleatorias con distribuciones específicas; los parámetros de regularización están relacionados con varianzas desconocidas asociadas a esas distribuciones, los parámetros se pueden estimar con métodos estadísticos.

2.5 Funciones de desempeño

En las redes neuronales se emplea el criterio de superficie de error, en donde cada uno de los N pesos y umbrales de la red son tomados como una dimensión del espacio. La dimensión $N+1$ corresponde al error de la red. Para cualquier configuración posible de pesos, el error puede ser dibujado en la dimensión $N+1$ formando una superficie de error. El objetivo del entrenamiento de la red consiste en encontrar el punto más bajo en esta superficie multidimensional.

2.5.1 Suma de los errores al cuadrado (SSE)

Es una función de error que permite ajustar sucesivamente los pesos de las conexiones consiste en la suma al cuadrado de los errores obtenidos para cada caso, entendiéndose por error como la diferencia entre la salida esperada y la salida calculada.

$$E[w] = \frac{1}{2} \sum_{i\mu} (\zeta_i^\mu - o_i^\mu)^2 = \frac{1}{2} \sum_{i\mu} (\zeta_i^\mu - \sum w_{ik} \cdot \xi_k^\mu)^2 \quad (1)$$

Esta función mide el desempeño de la red, pero al involucrar la suma de los errores de todas las unidades, los valores finales de los SSE no se pueden comparar para diferentes conjuntos de datos que tengan diferentes tamaños.

2.5.2 Promedio de los errores al cuadrado (MSE)

Es igual a la suma de los errores al cuadrado sobre el número de registros, por tanto es independiente del número de casos empleados para el cálculo del error, por ende es una medida del error comparable para conjuntos de datos con diferente tamaño.

2.5.3 Precisión

Se expresa como la relación entre el número de registros clasificados correctamente entre el número total de registros. Se entiende por clasificación correcta cuando los valores clasificados o calculados caen en un rango cercano al valor esperado. Para el caso de problemas de predicción se entiende que un registro es clasificado correctamente si la salida calculada se encuentra en un rango de $\pm h$ el valor esperado.

2.5.4 Error porcentual

Es la relación entre el promedio de las salidas calculadas contra las esperadas menos 1.

3 FACTORES RELEVANTES Y ESTRUCTURA DE LA INFORMACION

De los factores involucrados en la estabilidad de taludes no todos tienen igual importancia ni afectan de igual manera la estabilidad del talud. Diferentes autores (Juang C. et al. 1992, Yamada, García, M. et al. 1998) han escogido algunos parámetros los cuales han considerado son los más relevantes:

Para el presente trabajo se escogieron los factores relevantes a partir de los propuestos por otros autores y teniendo en cuenta la información base con que se cuenta en Bogotá; adicionalmente los factores se seleccionaron teniendo en cuenta independencia unos de otros, es decir, que un factor no pueda ser

directamente obtenido de otros ya seleccionados (Tabla 1).

Tabla 1. Factores seleccionados para el análisis

CATEGORIA	FACTOR
1. MORFOMETRIA	I. Altura del talud
	II. Inclinação del talud
	III. Forma del perfil longitudinal
2. MATERIAL	IV. Tipo de material
	V. Formación del suelo
	VI. Consistencia del material
	VII. Condición de humedad
3. COBERTURA	VIII. Tipo de cobertura
4. ACCION ANTROPICA DENUDATIVA	IX. Tipo de acción

4 IDENTIFICACION DEL AREA DE ESTUDIO

Dentro de la variedad de amenazas a las que se encuentra expuesta Bogotá se encuentran los sismos, las inundaciones, los incendios forestales, y los deslizamientos; siendo estos últimos los causantes de la mayor cantidad de pérdidas en viviendas y vidas humanas.

4.1 Localización

Bogotá esta localizada geográficamente, entre 04° 28' y 04° 47' de latitud Norte y los 74° 06' y 74° 13' de longitud Oeste, en el sector oriental de la Sabana de Bogotá; la cual forma parte de la cordillera Oriental de los Andes en Colombia. Su altitud media es de 2600 m.s.n.m., con barrios que van desde los 2538 hasta los 3225 m.s.n.m.

4.2 Clima

De acuerdo con el estudio de Ingeocim Ltda & UPES. 1998, Bogotá tiene un clima frío, subhúmedo y con tendencia a la sequía hacia el sur y sur oeste del área urbana; presenta heladas y sus vientos son de baja intensidad. En la zona rural varía de frío a paramuno, este último en los cerros del sur y oriente de la ciudad.

La temperatura media multianual de Bogotá es de 14.8°C. La variación temporal de la temperatura media multianual es muy pequeña, inferior a 1°C.

La altura y la temperatura afectan la humedad relativa y esta guarda una estrecha relación con la precipitación, ya que los valores más altos (83%) se presentan en los meses lluviosos y los más bajos (75%) en los meses secos.

El brillo solar también guarda una estrecha relación con la precipitación. El número de horas del brillo solar alcanza sus valores más bajos en los me-

ses lluviosos y nublados en abril, mayo, junio, octubre y noviembre, entre 99 y 114 horas por mes.

La precipitación media multianual en Bogotá varía espacialmente, con valores de aproximadamente 600 mm/año en las zonas sur occidental y centro occidental y valores de más de 1400 mm/año en el costado oriental la cual se comporta bimodalmente con períodos húmedos en los meses de abril y mayo y octubre y noviembre.

En la zona urbana la precipitación disminuye desde los cerros de oriente y sur oriente hacia el occidente y sur occidente, este último donde alcanza los valores más bajos.

La mayor parte de la ciudad se encuentra en el intervalo de 700 y 1000 mm, pero al sur occidente en los sectores de Tunjuelito - Sierra Morena - Venecia y al sur de Bosa, la precipitación alcanza valores inferiores a 600 mm, constituyendo la zona más seca de la ciudad.

5 IDENTIFICACIÓN DE LLUVIAS CRÍTICAS

Para todos los eventos se buscó la estación pluviométrica más cercana (distancia menor a 3.000 m) y de esta se tomaron los datos de lluvias diarios antecedentes al evento. Con los registros históricos diarios de lluvias se construyeron curvas de masas desde 90 días anteriores al evento hasta el día de ocurrencia de este (Figura 5).

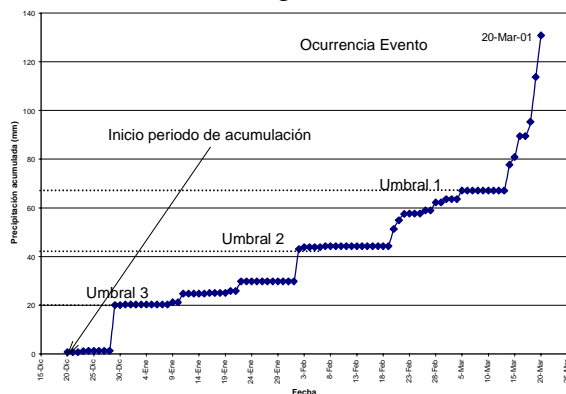


Figura 5. Curva de lluvia acumulada

Para cada evento, en las curvas de masas se determinó el umbral (período seco, Figura 5) y se obtuvo la duración crítica N que corresponde al primer umbral.

Para este periodo se acumularon las lluvias críticas a partir de la Ecuación 2 propuesta por Canuti, P. et al (1985), en la cual se involucran dos constantes λ y n la primera representa el efecto de disminución de la lluvia a medida que se alejan del día de ocurrencia del evento (esta constante involucra la permeabilidad del terreno y los coeficientes de infiltra-

ción, se tomó como 0.9), la segunda representa el numero de días de lluvia que anteceden al evento y que tienen influencia sobre el movimiento.

$$Q_i = \sum P_i * \lambda^{N-i} \quad (2)$$

6 ENTRENAMIENTO Y PRUEBA DE LA RED

Para el entrenamiento de la red, inicialmente se preprocesan las entradas, luego se pasan por la red a través del algoritmo de entrenamiento y posteriormente se evalúa el desempeño.

6.1 Preprocesamiento de las entradas

Los algoritmos de entrenamiento para las redes neuronales producen mejores resultados cuando las entradas a la red se presentan en el rango entre cero y uno; por tal razón se emplearon tres metodologías de preprocesamiento acorde con la estructura de los datos con el fin de llevar la información original de ser categórica o en un rango más amplio a valores entre cero y uno (Tabla 2).

Tabla 2. Métodos de ponderación de los elementos.

FACTOR	METODO
1. Altura del talud	FIS
2. Inclinação del talud	FIS
3. Forma del perfil longitudinal	MCP
4. Tipo de material	MCP
5. Formación del suelo	MCP
6. Consistencia del material	Directo
7. Condición de humedad	Directo
8. Tipo de cobertura	MCP - FIS
9. Tipo de acción antrópica	MCP

MCP: Método de comparación por pares.

FIS: Sistema de inferencia difuso.

Directo: a mayor valor mayor importancia.

6.1.1 Método de comparación por pares (MCP)

Cuando no es posible mediante un razonamiento simple o un modelo analítico establecer la importancia de un elemento dentro del análisis de estabilidad, se puede recurrir a un análisis estadístico y de comparación que permita establecer la importancia relativa de cada elemento, Juang, C. Et al (1992).

El MCP compara dos entradas a la vez contra su potencial relativo de falla con respecto a un factor o criterio particular. Si el potencial para una clase se juzga como mucho mayor que el de otra clase (mayor a un 10%), se asigna un puntaje de 1.0 a la clase mayor mientras que a la clase menor se le asigna un puntaje de 0.0. Si no es evidente cual de las clases es

mayor, a ambos factores se les asigna un puntaje de 0.5 (Tabla 3).

Tabla 3. Asignación de puntaje para cada nivel de importancia

Nivel de Importancia	Puntaje*	Puntaje**
A	1.0	1.00
B	0.8	0.75
C	0.6	0.50
D	0.4	0.25
E	0.2	-

* 5 categorías

** 4 categorías

6.1.2 Método de inferencia difusa (FIS)

Esta metodología (Zadeh, L. A. 1996) permite introducir el efecto de no linealidad, en la transformación de los valores al rango entre cero y uno, que es intrínseco al tipo de información que se maneja.

6.1.3 Método directo

En este caso se parte de un análisis geotécnico convencional en el cual se supone que a mayor valor de una propiedad más influencia tiene en la estabilidad.

6.2 Arquitectura de la red

En el presente trabajo se empleó una red neuronal alimentada hacia delante del tipo perceptron multicapa con dos capas, una oculta con cuatro neuronas y una de salida con una neurona, la red es alimentada por medio de nueve entradas que representan cada uno de los factores seleccionados. Las neuronas de la capa oculta tienen funciones de activación del tipo tangente y la neurona de la capa de salida tienen función de activación lineal (Figura 6).



Figura 6. Topología utilizada para el entrenamiento

7 RESULTADOS DEL ENTRENAMIENTO

El entrenamiento y prueba se realizó para diferentes combinaciones del conjunto de casos disponibles, con el fin de establecer cual de estos proporcionaba

el mejor desempeño, teniendo en cuenta que el algoritmo de aprendizaje no siempre toma todos los casos disponibles como validos para entrenamiento (Figura 7).

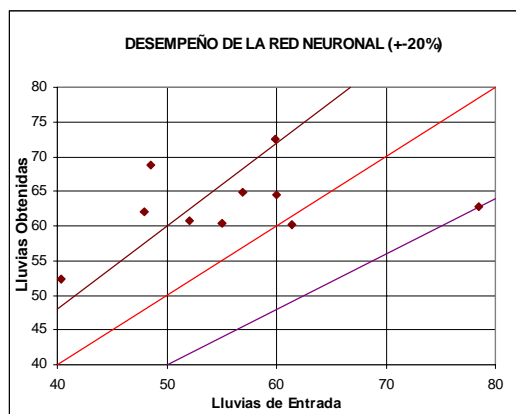


Figura 7. Desempeño de la red neuronal con bandas de error del 20%

8 CONCLUSIONES

Se inventariaron 51 deslizamientos ocurridos en Bogotá entre los años de 1995 y 2002, estos movimientos, según registros del DPAE, tuvieron como agente detonante la lluvia lo cual se verificó con los registros históricos de lluvias.

Con el fin de tener en cuenta el efecto del tiempo en la importancia de la lluvia que causa una disminución en el factor de seguridad, se empleó la Ecuación 2 la cual regula los valores totales de lluvia acumulada, obteniéndose una menor dispersión de los datos y un mayor ajuste de la red.

Las redes neuronales al igual que otros métodos estadísticos son capaces de extrapolar resultados y predecir nuevos valores dentro del rango de valores para los que fueron entrenados. Para los diferentes conjuntos de datos probado en el presente trabajo, se obtuvo una mayor precisión cuando todas las lluvias críticas del conjunto de prueba se localizaron dentro de los límites para los cuales se entrenó la red.

Para el presente trabajo se calculó una precisión del 70 % y un error porcentual promedio del 19%.

Una red neuronal del tipo “alimentada hacia adelante”, con 9 entradas, dos capas de neuronas (una oculta y una de salida), 4 neuronas en la capa oculta y una en la capa de salida, funciones de activación del tipo tangente en las neuronas de la capa oculta y una función lineal en la capa de salida, entrenada con un algoritmo de regularización bayesiana; es capaz de ajustarse satisfactoriamente a datos de entrenamiento (19% de error en el conjunto de prueba) que representan deslizamientos con el fin de obtener lluvias críticas.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Alaca, A. M, Efecto del agua subterránea en la estabilidad de taludes. Tesis de Grado. Universidad de los Andes. Colombia: Bogotá.
- Barón, C. A. 1998. Redes Neuronales en Ingeniería Civil. Tesis de Grado. Universidad de los Andes. Colombia: Bogotá.
- B Y C Cía Ltda. & DPAE. 1999. Estudio histórico de desastres en Santa Fe de Bogotá, D.C. en el quinquenio 1994-1998. Colombia: Bogotá.
- Canuti, P. Focardi, P. & Garzonio C. A., 1985. Correlation between rainfall and landslides. *Bulletin of the international association of Engineering Geology*. N.32. París.
- Castellanos, R. 1996. Lluvias Críticas en la Evaluación de Amenaza de Eventos de Remoción en Masa. Tesis de Grado. Universidad Nacional. Colombia: Bogotá.
- Castellanos, R. & González, A. Relaciones entre la lluvia anual y la lluvia crítica que dispara movimientos en masa. *IX jornadas geotécnicas de la ingeniería colombiana*. Bogotá.
- Caycedo, M. A. 2000. Redes Neuronales: una metodología para saber cuando y como utilizarlas. Tesis de grado. Universidad de los Andes. Colombia: Bogotá.
- Denness, B. 1982. Slope Stability- Are rainfall induced landslides predictable?. *Proceedings of the seventh southeast. Asian Geotechnical Conference*.
- DPAE. Diagnóstico No: 892, 761, 246, 251, 621, 744, 586, 889, 851, 855, 588, 740, 538, 1003, 1313, 572, 576, 1394, 759, 613, 578, 604, 603, 229, 1434, 1429, 969, 789, 921, 568, 1076, 921, 933, 790, 551, 698, 749, 1026, 924, 924, 1026, 775 y 808. Colombia: Bogotá.
- DPAE, JICA & OPAD. 2001. Estudio para la Prevención de Desastres en el área metropolitana de Bogotá. Colombia: Bogotá.
- Enoki, M. & Kokubu, A. A. 1999. Relation between slope stability and groundwater flow caused by rainfalls. *Proceedings of the international symposium on slope stability engineering. Slope stability Engineering*. Japan.
- Fukuoka, M. 1990. Landslides associated with rainfall. *Geotechnical engineering*. Vol II.
- García, M., Moya, J. & Cañón, J. 1998. *Manual de Estabilidad de Taludes. Geotecnia Vial*. Instituto Nacional de Vías. Ministerio de Transporte. Colombia: Bogotá.
- Geocin Ltda., Batemán ingeniería Ltda & DPAE. 1999. Estudio de riesgo por remoción en masa, evaluación de mitigación y diseños detallados de las obras recomendadas para estabilizar la ladera donde se encuentran los barrios Altos del Virrey y Moralba, Localidad de San Cristóbal. Colombia: Bogotá.
- Geocin Ltda., Batemán ingeniería Ltda. & DPAE. Estudio de Zonificación de riesgo por remoción en masa y recomendaciones de medidas de prevención y mitigación para el barrio Nueva Esperanza, localidad de Usme. Colombia: Bogotá.
- Geocin Ltda. & DPAE. 2001. Estudio de riesgo por remoción en masa en los barrios Malvinas y San Martín de Loba de la localidad de San Cristóbal. Colombia: Bogotá.
- Geological Society Engineering Group Working Party Report. 1990. Tropical Residual soils. *The quarterly journal of engineering Geology*. Vol 23. No.1.
- Hernandez, R. & Sánchez M. Neural Networks as a tool for damage identification based on changes in the structural vibration characteristics.
- Hertz, J., Krogh, A. & Palmer R. Introduction to theory of neural computation.
- Hidrogeocol Ltda. 2000. Investigaciones Hidrogeológicas en Santa Fe de Bogotá. Resumen Ejecutivo.
- Hidrogeología y Geotécnica Ltda. & DPAE. 2000. Estudio de zonificación de riesgos por remoción en masa en los barrios el Triángulo, Triángulo Alto y Corinto de la localidad de San Cristóbal. Colombia: Bogotá.
- Hidrotec Ltda. & UPES. 1998. Estudios y Diseños de Estabilidad de Taludes Control de Erosión y Manejo de Aguas para la Estabilización de San Martín de Porres. Colombia: Bogotá.
- Hidrotec Ltda. & UPES. 1998. Estudios y Diseños de Estabilidad de Taludes Control de Erosión y Manejo de Aguas para la Estabilización de Santa Cecilia. Colombia: Bogotá.
- Hoyos F. 2001. Precipitaciones y deslizamientos: Elementos hidrológicos e hidrogeológicos en el análisis de estabilidad de taludes. *III Simposio Panamericano de deslizamientos*.
- Ieh Grucón Ltda. & DPAE. 1999. Estudio por Remoción en Masa, Evaluación de Alternativas y Diseños de las Obras Para Estabilizar la Ladera de los Barrios el Pedregal, Barranquillita y San Juan de Usme. Colombia: Bogotá.
- Ingeniería y Geotécnica Ltda. & UPES. 1997. Estudio de Estabilidad en el sector Sur-Oriental de la Urbanización Zarazota - Providencia Alta. 1997. Colombia: Bogotá.
- Ingeniería e Hidrosistemas Ltda & UPES. 1997. Actualización Estudios Geológicos y Geotécnicos Barrios Granada Sur, Montebello, Padua, Villa Nataly y San Luis. Colombia: Bogotá.
- Ingeocim Ltda & UPES. 1998. Zonificación de riesgos por inestabilidad del terreno para diferentes localidades en la ciudad de Santafé de Bogotá. Informe de Hidrología. Colombia: Bogotá.
- Ingeocim Ltda & UPES. 1998. Zonificación por Inestabilidad del Terreno de Las Localidades de Ciudad Bolívar, Rafael Uribe Uribe, San Cristóbal, Santafé, Chapinero, Usaquén y Suba, de Santafé de Bogotá D.C. Estudio geomorfológico. Colombia: Bogotá.
- Ingeocim Ltda & UPES. 1998. Estudio y Diseño de Estabilidad Geotécnica, Control de Erosión y Manejo de Aguas para la Estabilización de Taludes - Sitio Corinto. Colombia: Bogotá.
- Ingeocim Ltda & UPES. 1998. Estudios y Diseños de Estabilidad Geotécnica, Control de Erosión y Manejo de Aguas para la Estabilización de Taludes - Sitio Manila y Gran Colombia. 199 Colombia: Bogotá.
- Ingeocim Ltda & UPES. 1998. Estudios y Diseños de Estabilidad Geotécnica, Control de Erosión y Manejo de Aguas para la Estabilización de Taludes-Informe Final Sitio la Paz Central. Colombia: Bogotá.
- Ingeocim Ltda & UPES. 1998. Estudios y Diseños de Estabilidad Geotécnica, Control de Erosión y Manejo de Aguas para la Estabilización de Taludes-Informe Final Sitio Altos del Pino. Colombia: Bogotá.
- Ingeocim Ltda & UPES. 1998. Estudios y Diseños de Estabilidad Geotécnica, Control de Erosión y Manejo de Aguas para la Estabilización de Taludes -Diagnóstico Sitio el Rocío. Colombia: Bogotá.
- Ingeocim Ltda & UPES. 1998. Estudios y Diseños de Estabilidad Geotécnica, Control de Erosión y Manejo de Aguas para la Estabilización de taludes - Informe FINAL Dorado Bajo. Colombia: Bogotá.
- Ingeocim Ltda & UPES. 1998. Estudios y Diseños de Estabilidad Geotécnica, Control de Erosión y Manejo de Aguas para la Estabilización de Taludes - Informe Final Sitio Manantial. Colombia: Bogotá.

- Innova Ingeniería Ltda. & DPAE. 1999. Estudio de Riesgo por remoción en masa, evaluación de alternativas de mitigación y diseños detallados de las obras recomendadas para estabilizar el sector Sur del Barrio el Dorado, localidad de Santa Fe. Colombia: Bogotá.
- Jiménez, J. 1998. Metodología para el análisis de amenaza por deslizamiento para la red vial nacional. Tesis de Grado. Universidad de los Andes. Colombia: Bogotá.
- Johnson, K.A. & Sitar, N. Hydrologic conditions to debris-flow initiation.
- Juang, C. H., Huang, X. H. & Elton, D. J., 1992. Modelling and analysis of non-random uncertainties – Fuzzy-set approach. *International Journal for numerical and analytical methods in geomechanics*. vol. 16, 335-350.
- Juang, C. H., Lee D. H. & Sheu C. Mapping slope failure potential using fuzzy sets. *Journal of geotechnical engineering*. Vol 118 No. 3.
- Kosko, B. Neural networks and fuzzy systems. Ed. Prentice Hall.
- Marín, L. 2001. Alerta temprana para deslizamientos causados por lluvias durante el Niño. *III Simposio Panamericano de deslizamientos*.
- MATLAB. Documentation
- Morgenstern, N. 1992. The evaluation of slope stability – a 25 year perspective. ASCE. Stability and performance of slope and embankments – II, Berkeley, California.
- Nguyen, T. & Walker, E. A. A first course in fuzzy logic. Second edition.
- Nawari, N. O. & Liang R. Fuzzy-based stability investigation of sliding rock masses. Slope stability Engineering.
- Penagos, J. C. & Jimenez, J. A. 1997. Bases para el estudio de los suelos estructurados. Tesis de Grado. Universidad Nacional de Colombia. Colombia.
- Rodríguez, J. A. & Parra, C. A. 2001. Evaluación detallada de amenaza por deslizamientos en las laderas de suelos arcillosos en Bogotá. *III Simposio Panamericano de deslizamientos*.
- Shuk, E. T. 1997. Aplicabilidad de la metodología de taludes naturales (MTN) para estudios regionales de zonificación geotécnica de inestabilidad de taludes, amenaza y riesgo. Taller sobre metodologías de zonificación. Ingeominas. Colombia.
- Suárez, J. Deslizamientos y estabilidad de taludes en zonas tropicales.
- Tapia, G., Porrazo, F. & Suaza D. 2001. Líneas de acción para calibración del modelo lluvia-remoción en masa-inundación. Colombia: Bogotá.
- Tea Ltda & UPES. 1998. Estudio Geotécnico, Evaluación de Alternativas de Mitigación y Diseños Detallados de las Obras Recomendadas para Estabilizar el Barrio Ramajal. 1998. Colombia: Bogotá.
- Technical Committee for Earthquake Geotechnical Engineering, Tc4, of The International Society For Soil Mechanics And Foundation Engineering. 1993. Manual for zonation on seismic geotechnical hazards. The Japanese Society of soil mechanics and foundation engineering.
- Togari A., Sugiyama, T., Nara, T. & Yamazaki, S. 1999. Analytical study on the slope stability during rainfall and the rainfall indexes. Proceedings of the international symposium on slope stability engineering. Slope stability Engineering. Japan.
- Tsaparas, I., Rahardjo, H., Toll, D. G. & Leong E. C. 2002. Controlling parameters for rainfall-induced landslides. *Computers and geotechnics*. 29 1-27.
- Sugii, T., Yamada, K & Uno, T. Evaluation of critical rainfall with logit model. Proceedings of slope stability.
- Ni, S. H., Lu, P. C. & Juang, C. H. A fuzzy neural network approach to evaluation of slope failure potential. *Microcomputers in civil Engineering*.
- Valettek, D. 1997. Análisis de susceptibilidad en taludes en diferentes condiciones de hidrología. Tesis de Grado. Universidad de los Andes. Colombia.
- Wang, C. H. 1999. Salient aspects of numerical analyses of rainfall induced slope instability. Proceedings of the international symposium on slope stability engineering. Slope stability Engineering. Japan.
- Zadeh, L. A. 1996. Fuzzy Logic = Computing with Words. *IEEE transactions on Fuzzy systems*. Vol 4, No. 2.
- <ftp://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ.html.zip>
- <http://www.sire.gov.co:8080/sire>
- www.statsoft.com/textbook/stneunet.html
- www.cs.tamu.edu/research/CFL/fuzzy.html