

## **EL USO DE REDES DE NEURONAS ARTIFICIALES EN ASPECTOS DE ANÁLISIS DE NIVELES DE PRODUCTIVIDAD DE CONSTRUCCIÓN**

### **THE USE OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN ASPECTS OF CONSTRUCTION PRODUCTIVITY LEVELS ANALISYS**

Por /By Julio Baeza, José González, Guillermo Salazar

#### ***Resumen***

Este artículo presenta algunos de los resultados que se han obtenido al aplicar Redes de Neuronas Artificiales (RNA) y Sistemas basados en conocimiento experto (SE), y tecnologías de Simulación de Eventos Discretos a diferentes aspectos involucrados en el análisis y estimación de la construcción. A continuación se presenta una breve introducción a algunos de los problemas que se presentan en el dominio en que se desarrolló este tema. Seguidamente se expone el tratamiento básico propuesto para aplicar la tecnología de RNA a la clasificación de tipos de ambientes constructivos, al análisis de factibilidad de métodos construcción y a la estimación de la tasa de productividad global, bajo circunstancias de variabilidad de ambientes constructivos. Este artículo finaliza indicando las áreas de desarrollo, extensiones y conclusiones.

***Palabras clave:*** Redes neuronales, ambiente constructivo, análisis de factibilidad, clasificación, estimación de niveles de productividad

#### ***Abstract***

This paper presents some of the results obtained in applying Artificial Neural Networks (ANN), Knowledge-Based Expert Systems (KBES), and Discrete Event Simulation technologies to different aspects of construction analysis and estimation. A brief introduction on the major problems in construction appraisal and analysis is presented. The basic approach proposed for applying Neural Networks technology to construction environment classification, construction methods feasibility analysis, and overall productivity rates estimation under circumstances of construction environment variability is then described. This paper concludes with an indication of areas for further development and conclusions.

***Keywords:*** : Artificial neural networks, construction environment, feasibility analysis, classification, productivity levels estimating.

## 1. INTRODUCCIÓN

Este trabajo fue desarrollado en el campo de la construcción subterránea, particularmente en lo referente a la parte de la excavación y colocación del soporte inicial de un túnel. Sin embargo, los resultados expuestos en este artículo pueden hacerse extensivos a otras áreas de la construcción (Baeza, 1998).

En mayor o menor grado, la construcción se lleva a cabo bajo condiciones de incertidumbre. Los mejores métodos utilizados para estimar costo y/o productividad disponible hoy, no pueden predecir las condiciones exactas bajo las que un proceso constructivo se desarrollará. La variabilidad en niveles de disponibilidad, calidad y cantidad de mano de obra, así como de materiales y equipo (los cuales se denominarán en este artículo como “ambiente constructivo”) en el que se desarrolla un proceso, tiene un impacto directo en el costo que será estimado. Bajo estas circunstancias, no es una tarea fácil el hacer predicciones exactas de los niveles de productividad globales (o tasas globales de avance) de dicho proceso.

Cuando las condiciones y las características físicas en las que se desarrollará la obra son similares a aquéllas de proyectos construidos en el pasado, o cuando las variaciones esperadas en el ambiente constructivo no son significativas, las estimaciones dadas por analistas de costos están razonablemente cerca de las tasas de productividad y precios reales (Liu, 1991). Si éste no es el caso, la complejidad y el número de combinaciones potenciales de posibles condiciones de trabajo y su magnitud a lo largo del desarrollo de la obra, puede ser tal que la experiencia pasada o los datos históricos no puedan ser suficientes para predecir de antemano la tasa global de avance de un proceso, con un nivel de exactitud aceptable (Baeza y Salazar, 1999).

Las siguientes técnicas se usan normalmente por predecir tasas de productividad y analizar procesos constructivos alternativos (Touran, 1989):

- a) Valoración utilizando a un especialista: Un estimador experto puede sopesar factores cuantitativos, así como cualitativos involucrados en el análisis de una alternativa de un proceso constructivo en particular. Factores tales como incertidumbre en la información acerca del ambiente constructivo, limitaciones en la disponibilidad de especialistas, y la fragmentación del conocimiento constructivo, pueden limitar grandemente el uso extensivo de esta técnica.
- b) Bases de datos históricos: Un banco de datos organizado y actualizado, con información sobre trabajos de construcción previos, provee de medios para realizar estimaciones rápidas. Sin embargo, no puede incluir en su totalidad factores tales como: la variabilidad de productividad, variabilidad en el ambiente, el efecto de la curva aprendizaje de la mano de obra, conocimiento constructivo (o experiencia) humano, etc.
- c) Modelos de simulaciones computacionales: Los simuladores computacionales son capaces de manejar las complejidades involucradas en un proceso constructivo en particular. Desde el punto de vista de la constructibilidad, estas técnicas pueden abarcar factores como, variabilidad de los niveles de productividad, el efecto de la curva de aprendizaje de los obreros, la simulación de la asignación dinámica (en tiempo real) de recursos a actividades en proceso, la incertidumbre, etc., entre otros aspectos. Los mayores obstáculos para su implantación práctica son: la dificultad misma que implica el elaborar un modelo de simulaciones, el requerimiento de tiempo necesario para que la técnica tenga una relación eficaz entre el tiempo de captura de los datos iniciales, el tiempo de elaboración de los modelos computacionales y el tiempo necesario para análisis de resultados (todo esto es denominado en este artículo como "costo computacional") (Baeza, 1998). Esto puede

generar como consecuencia que no se produzcan resultados de una manera práctica (Touran, 1989).

El problema en el que se concentra este artículo es estimar niveles de productividad y analizar procesos, cuando estos se realizan en un ambiente constructivo variable e incierto. Porciones particulares de este problema satisfacen los requisitos para la aplicación de soluciones computacionales basadas en tecnologías de Sistemas Expertos y Redes de Neuronas Artificiales, reunidas en un Sistema Híbrido (Kartam, Flood, Tongthong, 1995).

### **1.1 Sistemas Expertos**

Los Sistemas Expertos (SE), son programas de computadora que capturan el conocimiento de un experto e imitan sus procesos de razonamiento cuando resuelven los problemas en un determinado dominio. Los sistemas expertos son un sub-conjunto especial dentro de los sistemas basados en el conocimiento, que incorporan en la base del conocimiento del sistema, el conocimiento de un experto. Una definición formal de los sistemas expertos aceptada por muchos autores, es la aprobada por el Grupo Especialista en Sistemas Expertos de la Sociedad Británica de Ordenadores, que los define de la forma siguiente: "Un sistema experto es visto como la incorporación en un ordenador de un componente basado en el conocimiento, que se obtiene a partir de la pericia (conocimiento técnico) de un experto, de tal forma que el sistema pueda ofrecer asesoramiento inteligente o tomar una decisión inteligente sobre una función del proceso. Una característica adicional deseable, que muchos considerarían fundamental, es la capacidad del sistema si se le solicita, de justificar su propia línea de razonamiento de un modo directamente inteligible para el interrogador..." (Kung, 1993).

### **1.2 Redes de Neuronas Artificiales**

Las primeras redes neuronales nacieron en la década de los setenta como un intento de desarrollar sistemas que emulen algunas de las características más significativas del cerebro humano, lo que permite conseguir una sofisticada capacidad de procesamiento de información. De manera general, se puede decir que una red neuronal es una implantación en equipos o programas informáticos, de un sistema de procesamiento de datos que simula funciones elementales de la red nerviosa del cerebro humano, siendo capaz de identificar la información relevante de una ingente cantidad de datos, explicando el fenómeno o proceso que ha generado esos mismos datos. Este sistema de inteligencia artificial es capaz de adaptarse a nuevas situaciones, proporcionando soluciones que no formaron parte de su proceso de programación.

El uso de la computación neuronal ha resuelto problemas fundamentales en un gran número de sectores de actividad. Entre las aplicaciones más representativas destacan: La explotación de datos es un recurso esencial en las estrategias comerciales de las empresas (también conocida como Minería de Datos), concesión de préstamos hipotecarios, diagnóstico de los síntomas de una enfermedad a partir de los registros médicos de pacientes con dicha enfermedad, reconocimiento óptico de caracteres (OCR), monitoreo y control de procesos industriales, predicción de tendencias del mercado bursátil, etc.

Básicamente, una Red de Neuronas Artificiales (RNA) es un dispositivo (ya sea de software o de hardware), que emite una acción, por ejemplo: La emisión de un valor de predicción, ante la presencia de un conjunto de valores de entrada. Las redes neuronales operan sobre la base de reconocimiento de patrones (valores de entrada), y que pueden adquirir, almacenar y utilizar conocimiento experimental, obtenido a partir de ejemplos. Esta forma de adquirir el conocimiento es una de sus características más destacables: no se programa de forma directa como en los sistemas

expertos, sino que se adquiere a partir de ejemplos, por ajuste de parámetros de las neuronas artificiales mediante un algoritmo de aprendizaje. En cuanto al modo interno de trabajo, las redes neuronales son modelos matemáticos multivariantes (de muchas variables) que utilizan procedimientos iterativos.

Los modelos neuronales son similares o incluso en muchos casos idénticos a otros modelos matemáticos bien conocidos. Se suelen representar mediante gráficos (Figura 1), llamados en este contexto neuronas artificiales. Cada neurona realiza una función matemática. Las neuronas se interconectan entre ellas mediante conexiones. El paso siguiente es agrupar a dichas neuronas en capas, constituyendo una red neuronal. La primera capa sirve para la recepción de la información (datos) de entrada. La(s) capa(s) siguiente(s) sirve(n) para el procesamiento de la información que entra a la red. La última capa sirve para el cálculo de los resultados de las capas anteriores, que sirven para generación del resultado global de la red. Una determinada red neuronal está confeccionada y entrenada para llevar a cabo una labor específica. Finalmente, una o varias redes, más las interfaces con el entorno, conforman el sistema global RNA.

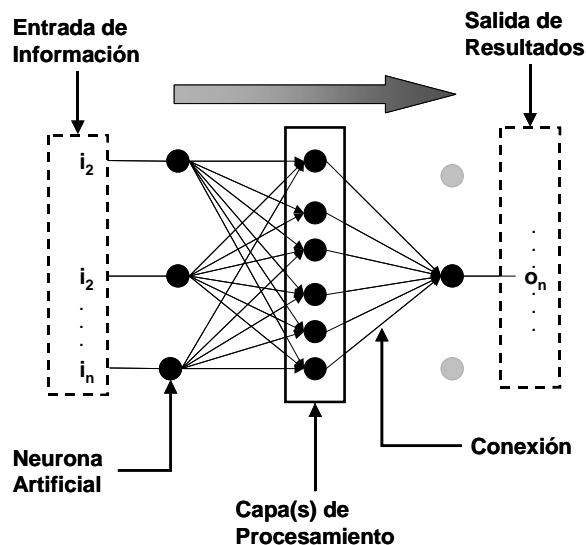


Figura 1. Diagrama Simplificado de una RNA (Redes de Neuronas Artificiales)

### 1.3 Sistemas Híbridos

Las redes neuronales se asemejan a los sistemas expertos en cuanto al objetivo de representar el conocimiento pero son radicalmente opuestos en cómo aspiran a conseguirlo. Como vemos, los sistemas expertos se acercan más al razonamiento deductivo “obtener reglas” y las redes neuronales al inductivo “aprendizaje mediante ejemplos”. La gestión empresarial utiliza frecuentemente ambos esquemas de razonamiento, por lo que ambas técnicas tienen cabida. Además, ambos modelos son perfectamente compatibles, de forma que se pueden integrar en un único sistema, al cual se le denomina sistema híbrido. Aunque la implementación puede ser más difícil, los sistemas híbridos son capaces de combinar la potencia de varios métodos.

## 2. METODOLOGIA

### 2.1 Descomposición del Problema

La estimación sobre el desarrollo de procesos sujetos a información incierta acerca del ambiente constructivo (tales como los de excavación y de apoyo inicial en construcción subterránea sujeta a incertidumbre geológica o tendido y compactación de bases para caminos carreteros, sujetos a incertidumbre climática), tiende a ser sobre-conservadora, lo cual es un ejemplo típico de los prejuicios cognitivos asociados al juicio humano bajo condiciones imprecisas. Sin embargo, un estimador experto puede asociar un método constructivo adecuado o preferente, dado un conjunto de condiciones/factores (con el requisito de que estos factores se mantengan uniformes durante el desarrollo del proceso a estimar), según su experiencia práctica. Pero dada la naturaleza heterogénea de la información de campo disponible, es difícil de estimar el desarrollo global de un método constructivo específico o de una combinación de métodos, para todas las condiciones presentes en la obra (Salazar, Einstein, 1986).

Por ejemplo, para realizar estimaciones de niveles de productividad en construcción subterránea, un experto requiere analizar todos los factores que puedan influir de manera directa o indirecta en la predicción resultante. Para ello, dicho experto requerirá de por lo menos uno de estos tipos de conocimiento: a) Comprensión sobre el medio ambiente en que se realizará la construcción (la propia geología); b) comprensión sobre la conveniencia, o pertinencia de un método constructivo en particular para un caso específico de la geología presentes en el túnel (en segmentos de la geología uniformes); y c) para un conjunto de casos de geología diferentes que pueden estar presentes en un túnel, el estimador sopesará el desempeño de todas las soluciones diferentes (o estrategias constructivas) propuestas para todos y cada uno de los segmentos geológicos. (ver Figura 2), (Baeza, Salazar, 1999).

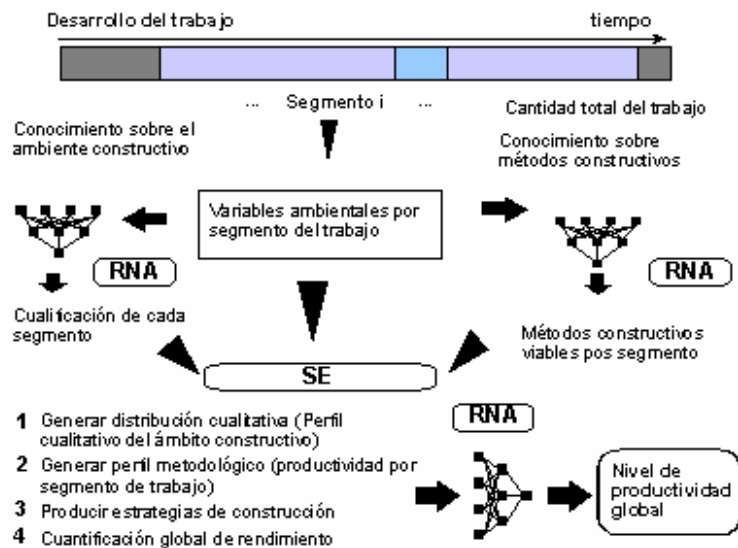
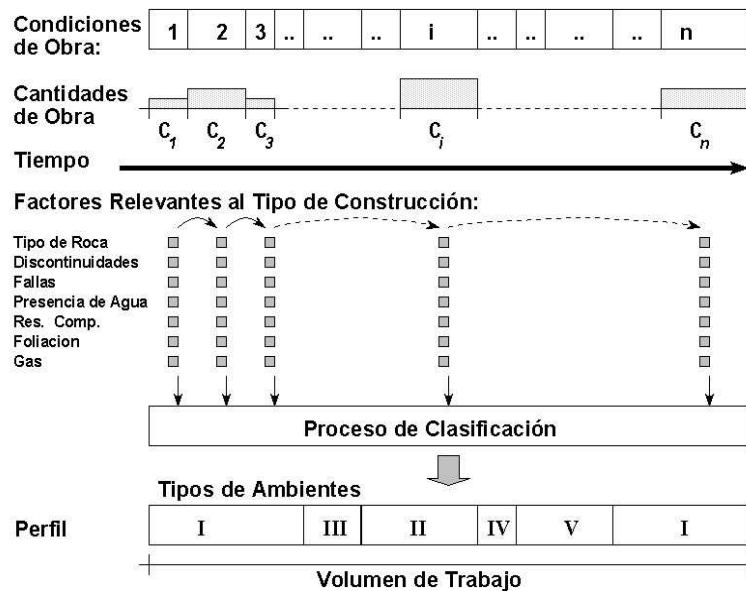


Figura 2. Descomposición del Problema

## 2.2 Análisis del Medio Físico de Construcción

Durante el desarrollo de un proceso constructivo, se pueden definir una serie de propiedades referentes al ambiente constructivo (en este artículo se les da el nombre de "*factores*" o "*parámetros*"), ya sea subjetivos e objetivos, que influyen de manera directa o indirecta sobre los niveles de productividad. Por ejemplo, para el proceso de excavación en roca, se pueden definir las propiedades de la masa rocosa en términos de varios parámetros (ya sea subjetivos e objetivos). El Modelo de Costo de Túneles (TCM, "Tunnel Cost Model" por sus siglas en inglés) (Einstein, Salazar, Kim, Ioannou, 1987; Baeza, 1998), es un modelo de simulación de procesos constructivos dirigido a problemas de estimación costos en la construcción subterránea. La importancia del TCM para este trabajo es que provee de una pauta para clasificación de condiciones constructivas, en términos de parámetros (factores), seleccionados en base a la relevancia y capacidad descriptiva (Figura 3).



**Figura 3. Proceso de Clasificación del Ambiente de Trabajo**

Los parámetros del modelo TCM que se seleccionaron para describir los ambientes rocosos en esta investigación, se muestran en Tabla 1.

**Tabla 1. Factores Descriptivos Seleccionados (Excavación en Ambientes Primariamente Rocosos)**

<b>Factor:</b>	<b>Posibles Valores:</b>
Tipo de Roca	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Shales;</li> <li>2. Calcitas y Dolomitas;</li> <li>3. Areniscas;</li> <li>4. Granitos, Dioritas, Quarzitas, Gneiss, Basaltos;</li> <li>5. Schist</li> </ol>
Foliación	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Ausencia de planos o capas débiles en la masa rocosa;</li> <li>2. Presencia de foliación.</li> </ol>
Presencia de Gas	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Gas no presente;</li> <li>2. Gas presente</li> </ol>
Fallas	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Roca sana (sin fallas);</li> <li>2. Fracturas llenas con material arcilloso;</li> <li>3. Fracturas llenas con material gravoso</li> </ol>
Discontinuidades	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Baja Designación Cualitativa de la Roca (RQD), con valores entre 0 y 30 cm;</li> <li>2. Mediana RQD, con valores de 30 a 70 cm;</li> <li>3. Alta RQD, con valores de 70 a 100 cm</li> </ol>
Intromisión de Agua	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Casi nula presencia de agua durante la excavación;</li> <li>2. Alta presencia de agua durante la excavación.</li> </ol>
Capacidad a la Compresión	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Baja, de 0 a 8000 psi;</li> <li>2. Mediana, de 8000 a 16000 psi;</li> <li>3. Alta, de 16000 a 32000 psi;</li> <li>4. Muy Alta, más de 32000 psi.</li> </ol>

Para estimar los niveles de avance con relación a los factores previamente mencionados, dichos factores fueron manejados en el contexto más comúnmente utilizado. Para este propósito debió de ser posible identificar las condiciones del ambiente constructivo (en este caso la geología) de manera inequívoca, en términos asociados con el desarrollo del proceso constructivo, por ejemplo, para clasificar un grupo de condiciones de obra como pertenecientes a un mismo tipo de ambiente, se tomaron en cuenta aspectos relacionados a los niveles de productividad que pueden ser posibles bajo diferentes conjuntos de factores, la conveniencia o dificultad de las operaciones de construcción bajo cada grupo de factores, etc. El ambiente constructivo se clasificó dentro de cinco tipos mutuamente excluyentes: a) Mejor, b) Bueno, c) Medio, d) Malo, y e) Pésimo (Baeza, 1998). Estos tipos de cualidad del ambiente corresponden a la calidad del medio físico en que se desarrollará el proceso, en términos asociados con factores de trabajabilidad, estabilidad, constructabilidad y excavabilidad.

No es tarea fácil el separar el proceso de Clasificación del ambiente constructivo, del análisis de método de construcción. Por ejemplo, una roca muy dura puede considerarse como "excelente" desde el punto de vista de estabilidad, si se usase una cimentación de mampostería, sin embargo, podría ser difícil de excavar, para el caso de zapatas de cimentación. De hecho, normalmente se realiza un análisis de factibilidad del método constructivo, en conjunto con el de las cualidades del ambiente constructivo. Para resolver cualquier ambigüedad, en este trabajo se supuso que las condiciones del ambiente constructivo generalmente pueden evaluarse utilizando sólo los factores que están presentes en él, independientemente del método constructivo que se tenga en mente. En otras palabras, que existen características ambientales universales que dirigen el juicio de un estimador experto (aunque el conocimiento requerido para realizar dicha generalización no puedan definirse claramente).

- Fuentes de valoración de las condiciones del ambiente: La literatura presenta los resultados de clasificaciones cualitativas de más de 145 casos de condiciones geológicas de roca (Salazar, 1983).

Estos casos fueron generados combinando los valores de los parámetros geológicos presentados en la Tabla 1, a un experto en construcción subterránea (junto con 13 métodos de la construcción, mostrados en la Tabla 2, que sirvieron para contextualizar al experto). El experto pudo clasificar dichos conjuntos de parámetros geológicos, bajo cada una de las cinco categorías mencionadas anteriormente. A algunos de estos conjuntos de parámetros les fueron asignadas dos o más categorías, dependiendo del método de construcción que se estaba analizando en ese momento. Hubo poca o ninguna explicación detrás de cada asignación de calidad.

Parte del trabajo realizado al respecto fue dirigido a identificar esas condiciones geológicas particulares que produjeron estas designaciones de calidad múltiple. La meta era establecer (basado en los resultados obtenidos del experto) una correspondencia uno a uno entre las condiciones geológicas y los conjuntos de parámetro geológicos. Fue posible generar seis casos diferentes de la valoración original (cada caso conteniendo los 145 conjuntos de parámetro originales), con solamente una designación de calidad: a) Un caso representa "valoración optimista" de la calidad; b) Otro caso representa "valoración pesimista"; c) Otro que representa la totalidad de la valoración original; (d) Tres casos que combinaron valores de los tres últimos casos mencionados.

- Redes Neuronales para Clasificación: Para probar cada caso de valoración, el Error Cuadrado Medio (MSE) obtenido durante el entrenamiento de una RNA (Redes de Neuronas Artificiales), utilizando un caso de valoración específico, se usó como un índice por medir la consistencia de dicho caso en particular. Los resultados originales del experto fueron incluidos en este análisis y sirvieron como un medio para comparar entre cada uno de los casos generados.

Se seleccionó un paradigma de red de neuronas artificiales, con un entrenamiento de retropropagación (*backpropagation*), con conectividad hacia adelante (*feedforward*) y con regla "delta" generalizada, para construir las RNA. Las redes fueron puestas a igual número de ciclos de entrenamiento, factor de momento y tasa de aprendizaje. Se utilizó una función de transferencia de tipo sigmoidea para todas las redes analizadas (Kung, 1993).

### 2.3 Análisis de Viabilidad de Métodos de Construcción

Un método de construcción factible se definió como una combinación del tipo de excavación y el método de apoyo inicial de las paredes recién excavadas que pueden aplicarse a un conjunto particular de condiciones geológicas. Para este trabajo, esta combinación se trató como una sola variable que puede tomar un valor binario (ya sea aplicable, o no-aplicable), para un ambiente rocoso dado. Este ambiente rocoso se describe con los parámetros geológicos que se presentaron previamente en Tabla 1. Cada serie de parámetros geológicos normalmente está asociado con varios métodos factibles que podrían aplicarse. Uno de los objetivos de esta investigación fue encontrar si había una relación congruente y generalizable (aunque no explícitamente descrita) hecha por el estimador, entre el juego individual de factores del ambiente (las condiciones del ambiente), y el método constructivo viable para ese tipo de condiciones.

- Fuentes de valoración: El análisis de viabilidad de métodos constructivos fue realizado por el mismo experto que proporcionó la información de clasificación de geología mencionado



anteriormente. La Tabla 2 presenta una descripción sumaria de los métodos constructivos estudiados en este trabajo.

**Tabla 1. Métodos Constructivos Estudiados**

#	Método	Descripción	Soporte Inicial	Espaciamiento del Soporte
1	J1-K21	Múltiple Drifts Drill & Blast	Steel Sets	Large
2	J2-K21	Heading-Bench Drill & Blast	Steel Sets	Medium
3	J2-K22	Heading-Bench Drill & Blast	Steel Sets	Small
4	J2-K31	Heading-Bench Drill & Blast	NATM	Large
5	J2-K32	Heading-Bench Drill & Blast	NATM	Medium
6	J2-K33	Heading-Bench Drill & Blast	NATM	Small
7	J3-K22	Full Face Drill & Blast	Steel Sets	Medium
8	J3-K32	Full Face Drill & Blast	NATM	Medium
9	J3-K33	Full Face Drill & Blast	NATM	Large
10	J3-K5	Full Face Drill & Blast	No Support	--
11	J5-K11	Full Face Tunnel Boring Machine	Precast Liners	Large
12	J5-K12	Full Face Tunnel Boring Machine	Precast Liners	Medium
13	J5-K5	Full Face Tunnel Boring Machine	No Support	--

- Construcción de RNA (Redes de Neuronas Artificiales): Para mantener el análisis tan simple como sea posible, se decidió desarrollar una sola red para analizar cada método constructivo de manera individual. Esto provee de una mayor modularidad para agregar nuevos casos de análisis para otros métodos constructivos (facilitando así el proceso de creación de una biblioteca de redes neuronales más extensa en el futuro).

Para construir estas redes neuronales, se decidió emplear el mismo paradigma que para la clasificación de geología: retropropagación, conectividad hacia adelante, regla de aprendizaje delta generalizada, fijadas al mismo número de ciclos de entrenamiento, el mismo factor de momentum, y tasa de aprendizaje. La razón de estas decisiones fue estrictamente práctica: el asegurar la compatibilidad entre estas redes, y las descritas en el apartado anterior.

## 2.4 Valoración Global de la Estrategia de Construcción

La tasa de productividad global en un proceso constructivo (conocida como OAR, "Overall Advance Rate" por sus siglas en inglés) básicamente es afectada por dos factores principales: el perfil de factores presentes a lo largo del desarrollo del proceso a realizar y el método constructivo empleado. Otros factores que directamente contribuyen afectando la tasa de productividad son: el escenario en que se desenvuelve el método constructivo, el número de cambios en las condiciones del ambiente (o variaciones en los factores), los ajustes en el método constructivo, la curva de aprendizaje de la mano de obra, las interrupciones en el desarrollo del trabajo, etc. (Einstein, Salazar, Kim y Ioannou, 1987). En esta investigación, los siguientes factores se seleccionaron por estimar la OAR: los escenarios constructivos, la tasa de cambios en las condiciones (el número de cambios en los conjuntos de factores) de desarrollo de un proceso, los tipos de cualidades referentes al ambiente constructivo que están presentes durante el desarrollo de un proceso, y la estrategia constructiva.

- Escenario Constructivo: Se estudiaron dos escenarios básicos: túneles de drenaje y túneles viales.
- Tasa de Cambio en las Cualidades del Ambiente: Este rubro fue representado por la tasa de cambios en las cualidades de la geología, la cual se definió como una variable no-dimensional que relaciona la totalidad de la longitud del túnel, con la longitud media de los segmentos

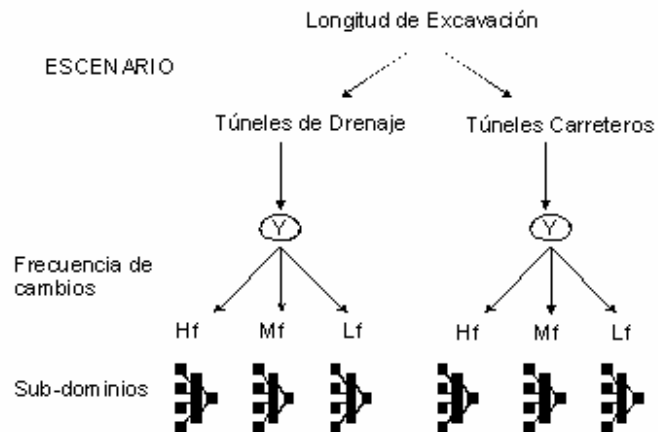
cuantitativos, que componen la totalidad del trabajo. En la investigación se definieron tres rangos principales de tasas de frecuencia: Frecuencia alta (Hf), que ocurre cuando la longitud media de los segmentos cualitativos es menor de 153 m (o 500 ft); Frecuencia Media (Mf), que ocurre cuando la longitud media de los segmentos cualitativos está comprendida entre 153 y 610 m (entre 500 y 2,000 ft); Frecuencia Baja (Lf), que ocurre cuando la longitud media de los segmentos cualitativos es mayor de 610m (mayor de 2,000 ft). Los valores para esta variable fueron proporcionados por estimadores especialistas en este campo, y pueden encontrarse en la literatura Baeza, 1998.

- **Perfil Cualitativo:** Es un vector unidimensional que describe la distribución de las cualidades del ambiente constructivo (en este caso, la clasificación de la geología), mediante el uso de porcentajes (%) de una cualidad del ambiente (geología) específico (GC), en toda la longitud del túnel: a) % de la "Mejor" Calidad Geológica, b) % de la Calidad Geológica "Buena", c) % de la Calidad Geológica "Media", d) % de la Calidad Geológica "Mala", e) % de la "Peor" Calidad Geológica (Baeza, Salazar, 1998).
- **Perfil Metodológico:** Es posible aplicar un sólo método constructivo para todas las condiciones de obra que podrían estar presentes a todo lo largo del desarrollo de un trabajo, así como utilizar métodos constructivos diferentes, dependiendo de cada condición, con el objetivo de mejorar la tasa de producción global de una actividad. Este tipo de cambios de métodos constructivos, de acuerdo a cada condición del ambiente, es conocido en la literatura como Vector de Decisiones (ESD, "*Excavation Support Decision*" por las siglas en inglés del concepto del cual fue tomado) (Baeza, Salazar, 1999). Puesto que es posible tener varios métodos constructivos aplicables para cada condición diferente, también es posible tener una diversidad de vectores ESD para analizar. Para esta investigación, un vector ESD representa la estrategia constructiva que maneja toda la geología en un proyecto particular. Una estrategia constructiva puede asociarse a su vez con otro arreglo unidimensional, donde cada uno de los elementos que lo componen mide la "conveniencia" de un método del constructivo específico empleado previamente en una clase geológica en particular. Este factor de conveniencia se obtuvo de tasas de excavación encontradas en la literatura, y es el resultado de dividir la tasa de excavación de un método constructivo en particular sobre la tasa de avance máxima posible, ambas para clase geológica específica. Los valores de éstos factores de conveniencia se encuentran comprendidos en el rango de 0 a 1. El arreglo resultante se le llama "Perfil Metodológico" en este trabajo.

Para simplificar la aplicación de las RNA desarrolladas para el análisis de estrategia de construcción, el dominio entero estudiado fue dividido en 6 sub-dominios. Estos sub-dominios se organizaron en un árbol de decisiones, como se muestra en la Figura 5 y comprende los dos escenarios y sus respectivas frecuencias de cambio en la geología. Una Red Neuronal que estima la tasa de avance global asociada con los perfiles geológicos y metodológicos, se desarrolló para cada sub-dominio. Se desarrolló un sistema experto que se encargó de seleccionar la Red Neuronal más apropiada, para el escenario y la tasa de cambios geológicos.

- **Fuentes de Información:** La estimación de tasas de avance fue obtenidas por simulaciones computacionales. SIMSUPER5 (Supervisor de Simulaciones versión 5), desarrollado inicialmente por el Prof. G.F. Salazar, Dr. (del Departamento de Ingeniería Civil., WPI), en la década de los setenta (Einstein, Salazar, Kim y Ioannou, 1987), es un programa de simulación de

computadora desarrollado para modelar procesos de excavación de túneles bajo condiciones de incertidumbre. De manera más específica, el programa fue desarrollado para generar simulaciones realistas, desde excavaciones de cara completa a excavaciones parciales de túneles, usando cualquier tipo de equipo, instalación de apoyos y procedimiento constructivo. Estas cualidades incluyen la posibilidad de determinar el impacto de los cambios en la sucesión de operaciones de construcción y de métodos de construcción, sobre el avance de la tasa de avance y sobre la utilización correspondiente de equipo y cuadrillas. Extensiones adicionales de este trabajo se encuentran en el sistema DAT (Halabe 1995), ya con inclusión de manejo de recursos, centros y frentes múltiples de trabajo en una simulación de la construcción de un túnel.



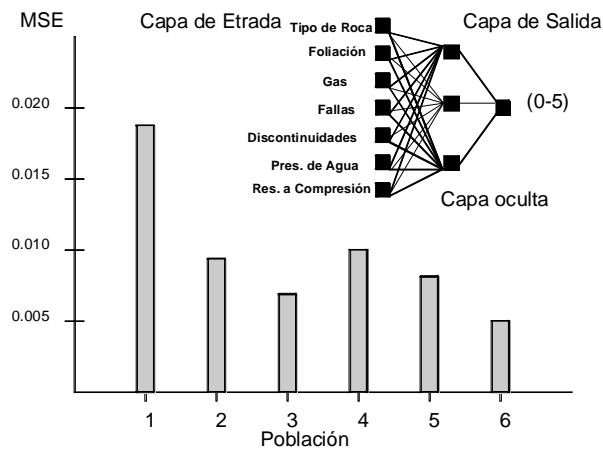
**Figura 2. Estructura de Mayor Razonamiento del Sistema Híbrido**

### 3. RESULTADOS

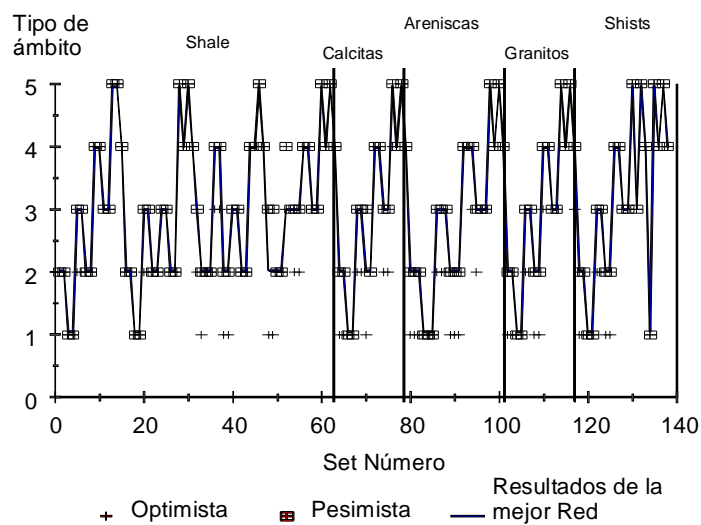
#### 3.1 Redes Neuronales para Análisis del Ambiente Constructivo

La Figura 5 presenta un resumen de los resultados obtenidos en el entrenamiento de las redes mencionadas en el apartado 0 (en MSE). El juego de datos originales provenientes del experto se presenta en dicha figura como "Población 1". Dicho juego de datos representó el caso de control. La Figura 6 despliega una gráfica que muestra los resultados de la mejor RNA, sobre los conjuntos de parámetros del caso de control.

Es interesante hacer notar que la red entrenada con el juego de datos originales provenientes del experto proporcionó los peores resultados en este análisis. Como se mencionó con anterioridad, esto probablemente es debido a prejuicios introducidos por el experto, cuando una misma geología fue clasificada en el contexto de métodos de la construcción diferentes (Baeza y Salazar, 1999). Por otro lado, la mejor red de neuronas obtenida en este estudio podría ser considerada como la "caja negra" más consistente para clasificar condiciones geológicas, considerando sólo los parámetros geológicos, independientemente del método de la construcción que pueda analizarse en ese momento. El rasgo más importante de dicha RNA es que sólo difiere de la valoración original del especialista en un 10%.



**Figura 5. Resultado Obtenidos del Entrenamiento de las Redes para Clasificación de Ambientes Constructivos**

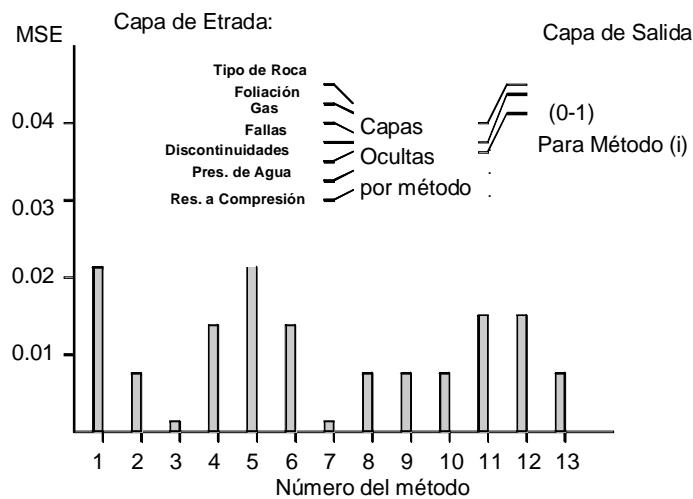


**Figura 6. Resultados Obtenidos de la Mejor Red Neuronal sobre la Totalidad de los Datos.**

### 3.2 Redes Neuronales para Análisis de Factibilidad de Métodos Constructivos

La Figura 7 presenta un resumen de los resultados del error cuadrado medio obtenido del entrenamiento de las redes estudiadas en la sección 0. Es posible deducir de esta gráfica que en general, la viabilidad del método NATM (New Austrian Tunneling Method, Nuevo Método de Tunelería Austríaco, por sus siglas en inglés) (Baeza, 1998), representados en la Figura 7 como métodos 4, 5, 6, 11, 12. Este método no fue tan fácilmente aproximable por sus respectivas RNA, como por las otras redes - Barrenado/Explosivo convencional (Conventional Drill & Blast) y Máquina de Excavación de Túneles (TBM Tunnel Boring Machine, por sus siglas en Inglés). En teoría, los métodos NATM (también conocidos como métodos "adaptables" en la literatura), pueden aplicarse a una variedad amplia de ambientes geológicos. Esto podría producir a su vez que las

relaciones proporcionadas por el experto entre parámetros geológicos y aplicabilidad de dichos métodos no estén tan bien definidos.



**Figura 7. Resultado de los Desempeños de las Redes Neuronales para Análisis de Factibilidad de Métodos Constructivos**

En esta investigación, para evitar ambivalencias en los resultados de estas redes en particular, el MSE obtenido durante el proceso de entrenamiento y validación de estas RNA, fue utilizado por un SE diseñado específicamente para filtrar los resultados provenientes de dichas redes. Esto fue hecho empleando la fórmula siguiente:

$$Fd_i = \frac{Net_i (...input_j ...) - MSE_i}{MSE_i - MSE_{medio}}$$

Para

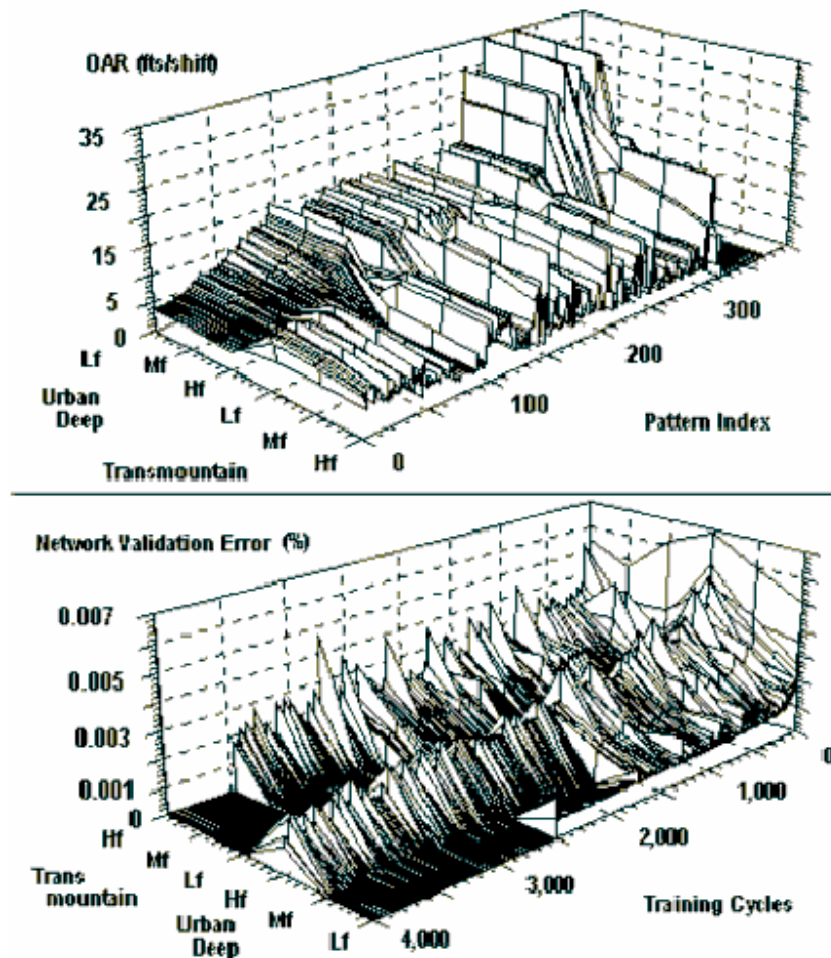
$$Net_i (...input_j ...) > 0$$

Donde (Fd<sub>i</sub>) se define en este trabajo como el Grado de Viabilidad de la Red Neuronal asociado al Método Constructivo i, debido a las características geológicas (representado como "input<sub>j</sub>"). MSE<sub>i</sub> es el error cuadrado medio obtenido durante el proceso de validación de esa red del particular. El MSE<sub>medio</sub> se obtiene promediando todos los MSE de validación obtenido de todas las redes, para cada método constructivo estudiado en este trabajo en particular. Esta fórmula sólo se aplica si resultado de la red es diferente de cero. Fd exagera el valor final producido por las redes y es utilizado por el sistema experto como un medio para filtrar y/o excluir métodos constructivos del análisis de viabilidad, para una condición geológica en particular.

### 3.3 Redes Neuronales para Estimación de Tasas de Avance

La Figura 6 representa los resultados de 2045 casos simulados (un promedio de 340 casos por sub-dominio), conjuntamente con los errores de validación obtenidos de las seis redes neuronales

elaboradas para cada sub-dominio. Los casos fueron simulados con una variedad de perfiles metodológicos y geológicos. Los perfiles geológicos oscilaron desde condiciones sumamente malas con respecto al número de cambios de condiciones geológicas, a geología casi uniformes. Los perfiles metodológicos se obtuvieron de 41 estrategias diferentes de construcción. Cada Red Neuronal se construyó con 10 datos de entrada (5 neuronas para entrada del perfil geológico, y 5 para el metodológico) y un resultado de salida (la tasa de avance global, OAR), con una capa oculta (de 12 a 14 neuronas) (Flood, Kartam 1994).



**Figura 8. Tasas de Avance Global por Sub-dominios y los Respective Errores de Validación (MSE) de las Redes Neuronales**

## 5. DISCUSIÓN

Como se dijo al principio de este artículo, las actividades de construcción se desarrollan en un ambiente que está sujeto a incertidumbre. Las incertidumbres a las que se hace referencia en este artículo básicamente están relacionadas con cambios de medios geológicos y de métodos constructivos, en actividades de excavación subterránea. Es cierto que no en todas las ramas de la construcción se tienen estos tipos de incertidumbre. En la localidad tampoco es común que se realicen actividades de construcción subterráneas. Pese a esto, el enfoque tomado en este trabajo

(tratar el análisis del medio de trabajo y el análisis de factibilidad de métodos constructivos por separado, para luego conjuntarlos para realizar análisis global del proceso) puede hacerse extensivo a otras áreas de la construcción. Obviamente, se requerirán de otros tipos de parámetros (factores) a estudiar, así como de construir y estudiar otros tipos de redes neuronales.

En este trabajo, las simulaciones de estado discreto mencionadas, sirvieron tanto para alimentar, así como para comparar los resultados producidos por las redes neuronales. Aunque el trabajo de alimentar datos a las redes neuronales no es un proceso tan tedioso, comparado con el necesario para alimentar al sistema de simulaciones, las redes no pueden sustituir la capacidad de proveer el mismo nivel de detalle acerca del desarrollo de una o varias actividades, que aquellos que puede proporcionar un sistema de simulaciones. Se requieren de mayores estudios para desarrollar una mejor herramienta híbrida, que pueda trabajar en conjunto con sistemas de simulaciones de estado discreto, tales como la mencionada en este trabajo. La meta es obtener un sistema que facilite el manejo de la información necesaria para ejecutar simulaciones, sin comprometer demasiado la capacidad de detalle que resulte de una simulación.

Es cierto que el sistema presentado a este nivel se limita a la construcción de túneles y métodos mecanizados. Aun así, la metodología presentada en este artículo (descomposición del problema, análisis del medio físico de construcción, identificación de factores relativos al ambiente constructivo, definición y agrupación de dichos factores dentro de clases o calidades de medio, análisis de aplicabilidad de métodos constructivos, identificación de factores relativos a los métodos constructivos), es compatible con la metodología que presenta Thomas para el estudio de la productividad en otros procesos constructivos (Thomas et. al., 1999). Sin embargo, dicho autor se limita a la elaboración de modelos comparativos de procesos constructivos, no a la estimación de volúmenes de obra. El sistema descrito en este artículo pretende hacer uso de dichos factores como variables para la estimación de la tasa de producción.

En los procesos de construcción tradicionales, es común que el obrero se mueva de una actividad a otra, dependiendo de sus necesidades particulares y a otros factores (ya sea externos o internos del trabajo), durante la semana de labores típica. Esto repercute sobre el desarrollo de no una, sino de varias actividades, por lo que el proceso de análisis y estimación de niveles de productividad sea más complejo. Es por ello que herramientas como la presentada en este artículo facilitarían la labor de las personas encargadas de presupuestar y programar obras civiles. Sin embargo, se requieren de mayores estudios en esta área para determinar qué factores tienen mayor impacto en el desempeño de los obreros, así como definir la estructura del sistema para aplicarlo a este tipo de construcción (Baeza, Salazar, 1999).

## **5. CONCLUSIONES**

Este trabajo ha presentado la aplicación de RNA, SE, y técnicas de simulación de Estado Discreto a diferentes aspectos del análisis de construcción de túneles y estimación de tasas de avance. Aunque las Redes Neuronales no puedan representar explícitamente su conocimiento, su desempeño sobre este dominio en particular puede considerarse adecuado. Por ejemplo, en el análisis de métodos constructivos y en el proceso de clasificación de las cualidades de ambiente (las cuales dependen a su vez de factores en el medio), fue posible identificar patrones de regularidad en las evaluaciones del experto, dependiendo de los parámetros individuales de roca. Esto a su vez proveyó de medios para evitar ambigüedades subjetivas en la clasificación y valoración de las características geológicas. Por medio del uso de características de las RNA, tales como tolerancia al

error y generalización, estas redes pueden aplicarse a geología diferentes, sin perder mucha exactitud en la estimación, que con el uso del conocimiento tradicional. Esta investigación sin embargo, no incluye geología arcillosas, en donde el análisis de la construcción subterránea utiliza otros tipos de parámetros y valores. La metodología presentada aquí puede extenderse a este otro tipo de terrenos.

La evaluación experta tradicional de la tasa de productividad no podría tomar en cuenta todas las complejidades involucradas en el análisis debido a limitaciones humanas. Las simulaciones computacionales más sofisticadas podrían requerir de una cantidad grande de variables y de recursos computacionales para realizar estimaciones. Al estimar tasas de avance total, el uso de porcentajes y variables genéricas dimensionales en las RNA proveyeron de medios para describir la variabilidad inherente, con suficiente detalle para hacer pronósticos significativos, y aún más usando menos variables que con otros enfoques.

## 6. REFERENCIAS

- BAEZA, PEREYRA, JULIO, R., SALAZAR, LEDEZMA, G., F. (1998), "The Use of Neural Networks in Issues of Estimating and Analysis of Tunneling Construction Methods," The Fourth Congress On Expert Systems, Application of Advanced Information Technologies, Vol II, Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores Monterrey, Marzo 1998, México D.F., México.
- BAEZA, PEREYRA, JULIO R., SALAZAR, LEDEZMA, G., F. (1999), "Neural Networks Use in Simulating Excavation Rates in Non-Homogeneous Geology.", IASTED International Conference on Modelling and Simulation, International Association for Science and Technology Development, Mayo 1999, Cherry Hill, New Jersey, USA.
- BAEZA, PEREYRA, JULIO R. (1998), "A Computerized Hybrid Model for Estimating Advance Rates in Tunneling Construction", Tesis Doctoral, Departamento de Ingeniería Civil y Ambiental, Worcester Polytechnic Institute, Worcester. MA., USA.
- EINSTEIN, HERBERT, SALAZAR, GUILLERMO F., KIM, YEONG, IOANNOU, PHOTIOS G., (1987), "Computer Based Decision Support Systems for Underground Construction", Memorias de la Conferencia en Excavación Rápida y Tunelería, American Tunnelling Association, Mayo 1987, New Orleans, Louisiana, USA.
- FLOOD, IAN, KARTAM, NABIL, (1994), "Neural Networks in Civil Engineering I: Principles and Understanding", Revista de la Computación en Ingeniería Civil, American Society of Civil Engineers, Vol. 8, No. 2, pag. 825.
- HALABE, VIJAHYA, B. (1995), "Resource Modeling for DAT", Tesis Doctoral, Departamento de Ingeniería Civil y Ambiental, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA., USA.
- KUNG, S.Y., (1993), "Digital Neural Networks", PTR Prentice Hall, New York, NY., USA.
- LIU, S., X. (1991), "A Knowledge Based User Interface For A Tunneling Simulation System", Tesis de Maestría, Departamento de Ciencias de la Computación, Worcester Polytechnic Institute, Worcester. MA.USA.
- SALAZAR, G., F., EINSTEIN, H., H. (1986), "SIMSUPER5: A Discrete Event Computer Simulation Program for Tunneling Design and Construction", Memorias de la 4ª Conferencia en Computación en Ingeniería Civil, American Society of Civil Engineers, Octubre 1986, Boston, MA., USA.



- SALAZAR, G. F., (1983), "Stochastic and Economic Evaluation of Adaptable Tunneling Design and Construction". Tesis Doctoral, Departamento de Ingeniería Civil, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA., USA.
- THOMAS, H., RANDOLPH, KORTE, Q COCO. (1999), Sanvido, Victor, Parfitt: "Conceptual Model for Measuring Productivity of Design and Engineering", Journal of Architectural Engineering, American Society of Civil Engineers, Vol. 5, No. 1, pag. 125.
- TOURAN, A. (1989), "Expert System/Simulation Integration for Modelling Construction Operations", Memorias de la 6ª Conferencia en Computación en Ingeniería Civil, American Society of Civil Engineers, Octubre 1989, USA.
- KARTAM, NABIL, FLOOD, IAN, TONGTHONG, TANIT, (1995), "Integrating Knowledge-Based Systems and Artificial Neural Networks for Engineering", Inteligencia Artificial en Diseño de Ingeniería y Manufactura, Vol. 8, No 1, pag. 13.

***Ing. Julio Baeza Pereyra, Dr.***

Profesor Investigador Asociado "D"  
Unidad de Postgrado e Investigación  
Facultad de Ingeniería  
Universidad Autónoma de Yucatán  
Apartado Postal 150, Administración de Correos Urbana #10  
Mérida, Yucatán, México

Associate Professor  
Unit of Graduate Studies and Research  
School of Engineering, Autonomous University of Yucatan  
Apartado Postal 150, Administración de Correos Urbana #10  
Mérida, Yucatán, México  
[bpereyra@tunku.uady.mx](mailto:bpereyra@tunku.uady.mx)

***Ing. José González Fajardo, M.I.***

Profesor Titular "C"  
Unidad de Posgrado e Investigación  
Facultad de Ingeniería  
Universidad Autónoma de Yucatán  
Apartado Postal 150, Administración de Correos Urbana #10.  
Mérida, Yucatán, México.

Professor  
Unit of Graduate Studies and Research  
School of Engineering  
Autonomous University of Yucatan  
Apartado Postal 150, Administración de Correos Urbana #10.  
Mérida, Yucatán, México.  
[jagonz@tunku.uady.mx](mailto:jagonz@tunku.uady.mx)

***Ing. Guillermo Salazar Ledezma, Dr.***

Profesor Asociado  
Coordinador del Programa de Maestría en Construcción  
Master Builder  
Departamento de Ingeniería Civil y Ambiental, Instituto Politécnico de Worcester.  
100 Institute Rd. Worcester, Massachusetts, USA, 01609

Associate Professor  
Coordinator of the Master Builder Program  
Department of Civil and Environmental Engineering  
Worcester Polytechnic Institute  
100 Institute Rd. Worcester, Massachusetts, USA, 01609  
[salazar@wpi.wpi.edu](mailto:salazar@wpi.wpi.edu)