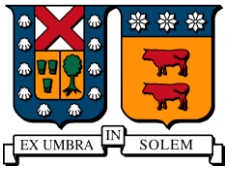
DEPARTAMENTO DE OBRAS CIVILES

UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA

DEPARTAMENTO DE OBRAS CIVILES

SANTIAGO DE CHILE



Aplicaciones de Redes Neuronales para la Predicción del Módulo Dinámico de Mezclas Asfálticas

Simón Matías Arriaza Sáez

MEMORIA DE TITULACIÓN PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL

Profesor Guía: Gabriel García Saá

JULIO DE 2018

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo se ha nutrido de la participación de distintas personas, pido disculpas si he omitido injustamente a alguien.

En primer lugar, agradecer el trabajo de mi profesor guía Gabriel García Saá, por su constante apoyo durante el desarrollo de esta memoria. De igual forma deseo expresar mi agradecimiento con la Comisión de Titulación a los profesores Carlos Wahr D. y Rodrigo Delgadillo por hacerse parte de este proceso, y por su apoyo para la culminación de este trabajo.

Al profesor Luis Pérez P. académico del Departamento de Ingeniería Mecánica, por recibirme en su oficina para mostrarle este trabajo, y por sus sugerencias a este escrito.

A la ingeniera Alejandra Zamora M. del área de asfaltos de LEMCO, por su apoyo en la búsqueda de datos para esta memoria.

A Sofía Monsalve por su disposición y ayuda que me permitió finalizar este trabajo.

A los profesores del Departamento de Obras Civiles, por sus aportes académicos. A la profesora Vivian Aranda por su amistad, apoyo y las oportunidades brindadas.

Agradecer a la empresa TSP Chile, por darme el espacio para desarrollar y escribir la parte final de esta memoria.

Al CEIC y a Semilla Social por hacerme parte y nutrir mi espíritu de experiencias increíbles.

Mi más profundo agradecimiento a mis compañeros de universidad, en especial a Daniela, Diego y Loreto, y tantos otros con quienes compartí gran parte de horas de estudio, y cuya amistad sigo disfrutando.

A Macarena por haber estado presente, por su entendimiento, el ánimo y apoyo que me brindó durante este proceso.

Y a Pamela Arcaya, secretaria del Departamento de Obras Civiles, que sin sus gestiones no hubiera sido esto posible.

DEDICATORIA

Para mis padres Elizabeth Sáez Gómez y Ricardo Arriaza Silva que, con su apoyo incondicional y amor, me permitieron llegar hasta acá.

A mis hermanos Daniela, Sebastián, y Tomás por hacerme comprender que una familia se construye con amor, risas, y conversación.

A mis sobrinos Camilo, Josefa, y Gustavo a quienes les encargo seguir construyendo este camino, en ustedes predomina el futuro y deben entender lo importante que son. Mi apoyo es incondicional y el amor es gigantesco, siempre cuenten conmigo.

A Laura por su compañía, amor y confianza, por el ánimo que me incita a desafiarme y crecer cada día.

A mis amigos del colegio los TTGG, a mis amigos de la universidad, y a todos los que me brindaron su amistad y locura, que sin ustedes me hubiera titulado antes.

A todos los que me permitieron lograr aquello que sólo algunos sueñan y otros que, siendo meritorios, no pudieron optar. Este triunfo también es de ustedes.

Ha llegado un momento con el que soñé por años, un momento que vengo persiguiendo desde pequeño, nadé contra corriente y hoy estoy aquí. Agradezco a ese pequeño que un día soñó, y siguió adelante. Ahora espero y sueño que otros sigan adelante, contracorriente.

RESUMEN

La nueva Guía de Diseño de Pavimentos Empírico Mecanicista ASHTOO, utiliza el Módulo Dinámico (|E*|) como variable de entrada para el diseño de pavimentos asfálticos. Esta variable, permite conocer la respuesta del pavimento, en términos de esfuerzos y deformaciones, bajo distintas frecuencias de carga y temperatura.

Se presentarán los modelos de predicción de |E*| basados en métodos de regresión más utilizados. Estos son: Andrei, Witczak y Mirza (Witczak Original), Hirsch, y Witczak-Bari (Witczak Modificado). Estos métodos predicen |E*| en función de: propiedades granulométricas del agregado, propiedades volumétricas de la mezcla, la viscosidad, y la frecuencia de carga, entre otros.

En este trabajo, se presentará un modelo de predicción para el Módulo Dinámico, mediante la utilización de Redes Neuronales Artificiales (RNA). Las RNA son un tipo de inteligencia artificial que intenta imitar la forma en la que el cerebro procesa, clasifica y respalda información. Esta aproximación parte de una base de datos de entrada y su objetivo principal es que aprenda las propiedades que relacionan las variables de entrada y de salida. Uno de los métodos más populares de entrenamiento es el método de Retro-Propagación (BPM de sus siglas en inglés) y es el escogido para desarrollar este trabajo.

Los modelos de predicción de |E*| basados en RNA serán desarrollados utilizando una base de datos extraída del NCHRP REPORT 547 “Simple Performance Tests: Summary of Recommended Methods and Database”. Esta base de datos contiene características de 7400 mezclas asfálticas, con datos como frecuencia de carga, propiedades volumétricas y granulométricas de las mezclas, además de los parámetros A, VTS, |G*| y δ_b del bitumen usado en cada mezcla.

Se comparan los modelos en RNA con los modelos predictivos de |E*|, utilizando criterios estadísticos, para determinar cuál de los dos enfoques tiene la mejor capacidad de predicción. Así se concluirá cuál de los dos enfoques realiza mejores predicciones.

Los resultados de este estudio serán utilizados para la creación de un software predictivo de |E*| basado en Visual Basic de Excel, incluyendo en él tanto los modelos de regresión como los de RNA.

ABSTRACT

The new Guide Mechanistic Empirical Pavement Design ASHTOO, use the Dynamic Modulus (| E * |) as input variable for the design of asphalt pavements. This variable, allows to know the response of the pavement, in terms of stress and strain under different frequencies of load and temperature.

|E *| prediction models based on regression methods most commonly used will be presented. These are: Andrei, Mirza and Witczak (Witczak Original), Hirsch, and Witczak-Bari (Witczak Modified). These methods predict |E*| according to: granulometric properties of the aggregate, bulk properties of the mixture, viscosity, load and frequency, among others.

In this paper, a prediction model for Dynamic Modulus, using Artificial Neural Networks (ANN) will be presented. The RNA is a type of artificial intelligence that tries to mimic the way the brain processes, classifies and supports information. This approach of a database input and its main objective is to learn the properties that relate the input variables and output. One of the most popular training methods, Back-Propagation method (its acronym BPM) is chosen for this work.

The prediction models | E * | based RNA will be developed using a database extracted from the NCHRP Report 547 "Simple Performance Tests: Summary of Methods and Recommended Database". This database contains characteristics of asphalt mixtures 7400, with data such as load frequency, volumetric properties and particle size mixtures, in addition to the parameters A, VTS, |G *| y δ_b of bitumen used in each mixture.

|E *| RNA models are compared with predictive models using statistical criteria to determine which of the two approaches has the best predictive power. In order to conclude which of the two approaches makes better predictions.

The results of this study will be used to create a |E *| predictive software based on Excel Visual Basic, including in it regression models such as RNA models.

TABLA DE CONTENIDOS

LISTA DE TABLAS xiii

LISTA DE FIGURAS xv

CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN 1

1.1 Objetivo General 3

1.2 Objetivos Específicos 3

1.3 Hipótesis de Trabajo 4

1.4 Alcance de este trabajo 4

CAPÍTULO 2 REDES NEURONALES ARTIFICIALES 5

2.1 Introducción 5

2.2 Neuronas, del modelo biológico al análogo computacional 6

2.3 Definición de una Red Neuronal Artificial 8

CAPÍTULO 3 ALGORITMO DE RNA CON EL MÉTODO DE RETRO-PROPAGACIÓN 11

3.1 Introducción 11

3.2 Neurona no Oculta 12

3.3 Neurona Oculta 13

3.4 Tasa de Aprendizaje 14

3.5 Constante de Momentum 15

3.6 Formulación Matricial 16

3.6.1 Producto matricial 16

3.6.2 Matriz transpuesta 17

3.6.3 Conjetura: multiplicación por matriz transpuesta 17
3.6.4 Formulación Matricial del método Retro-Propagación 17
3.7 Función de Activación 18
3.7.1 Función Sigmoidea 20
3.7.2 Función Sigmoidea Simétrica 21
3.7.3 Función Tangente Hiperbólica 22
3.8 Fenómeno de Sobre-Aprendizaje en una RNA 23
3.9 Tratamiento de los datos 25
3.10 Arquitectura de la Red Neuronal Artificial 27
3.11 Virtudes y defectos del MRP 28
3.12 Entrenamiento por Lote 31
CAPÍTULO 4 ANÁLISIS ESTADÍSTICO 33
4.1 Comparación de modelos 33
4.2 Bondad de Ajuste Estadística 34
CAPÍTULO 5 MÓDULO DINÁMICO EN MEZCLAS ASFÁLTICAS 35
5.1 Introducción 35
5.2 Definición 36
5.3 Variables influyentes en la magnitud del Módulo Dinámico 38
5.3.1 Dependencia de la frecuencia y de la temperatura 38
5.3.2 Dependencia de las propiedades del agregado 39
5.3.3 Dependencia de las propiedades del asfalto 41
5.4 Modelos de predicción del módulo dinámico en mezclas asfálticas 42

5.4.1 Revisión de los Modelos de Predicción del Módulo Dinámico.....43
5.4.2 Modelos de Predicción de |E*| más promisorios. 45
5.4.2.1 Modelo Witczak-Fonseca.....45
5.4.2.2 Modelo Andrei, Witczak y Mirza (Witczak Original) 47
5.4.2.3 Modelo Hirsch 49
5.4.2.4 Modelo Witczak-Bari (Witczak Modificado).....52
5.4.2.5 Modelo de ley de mezclas en paralelo, Al-Khateeb 55
CAPÍTULO 6 ESTIMACIÓN DE |E*| UTILIZANDO RNA 56
6.1 Estructura de las RNA y variables de entrada utilizadas.....56
6.2 Base de Datos.....59
6.2.1 Parámetros VMA y VFA.....59
6.2.2 Relación Viscosidad Temperatura.....59
6.2.3 Rango de variables utilizadas en el estudio.....61
6.3 Modelos de RNA para la estimación del Módulo Dinámico.....62
6.3.1 Criterio de selección de cantidad de neuronas y capas ocultas. 62
6.3.2 Modelo RNA-Witczak Original 64
6.3.2.1 Optimización del Modelo RNA-Witczak Original 64
6.3.2.2 Función de Activación óptima.....66
6.3.2.3 Resultados Modelo RNA-Witczak Original.....66
6.3.3 Modelo RNA-Hirsch.....68
6.3.3.1 Optimización del Modelo RNA-Hirsch.....69
6.3.3.2 Función de Activación óptima.....71

6.3.3.3 Resultados Modelo RNA-Hirsch 71
6.3.4 Modelo RNA-Witczak Modificado 73
6.3.4.1 Optimización del Modelo RNA-Witczak Modificado 74
6.3.4.2 Función de Activación óptima 75
6.3.4.3 Resultados Modelo RNA-Witczak Modificado 76
6.4 Comparación entre los Modelos de RNA 78
6.5 Software RNAModDin 80
6.5.1 Interfaz gráfica 80
6.6 Estimación mediante RNA del Módulo Dinámico de MAC utilizadas en Chile 82
6.6.1 Materiales Utilizados 83
6.6.2 Resultados de Estimación del Módulo Dinámico de MAC utilizadas en Chile 84
CAPÍTULO 7 OTRAS APLICACIONES DE RNA EN INGENIERÍA DE PAVIMENTOS 90
7.1 Estimación del Número de Flujo en Mezclas Asfálticas 90
7.1.1 Introducción 90
7.1.2 Determinación del Número de Flujo 92
7.1.3 Variables influyentes en la magnitud del Número de Flujo 93
7.1.4 Modelos de predicción del Número de Flujo 93
7.1.4.1 Modelo Kaloush 94
7.1.4.2 Modelo Kvasnak 95

7.1.4.3 Modelo Rodezno....96
7.1.5 Estimación del Número de Flujo utilizando RNA....98
7.1.5.1 Estructura de las RNA y variables de entrada utilizadas....98
7.1.5.2 Base de Datos....98
7.1.5.2.1 Rango de variables utilizadas en el estudio....99
7.1.5.3 Modelo de RNA para la estimación del Número de Flujo....100
7.1.5.3.1 Optimización del Modelo....100
7.1.5.3.2 Resultados Modelo RNA-Kaloush....101
7.2 Retro-Cálculo de Módulos Elásticos en pavimentos....103
7.2.1 Utilización de RNA para el retro-cálculo de módulos de capa en pavimentos....107
7.2.1.1 Base de Datos....110
7.2.1.2 Experiencias previas en la utilización del retro-cálculo....110
CAPÍTULO 8 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES....112
8.1 Conclusiones....112
8.1.1 Utilización de las RNA como herramienta en ingeniería de pavimentos....112
8.1.2 Evaluación de los modelos predictivos de |E*|....113
8.1.3 Evaluación de los modelos predictivos de |E*|, utilizando mezclas chilenas....114
8.1.4 Otras Aplicaciones de RNA en ingeniería de pavimentos....116
8.1.4.1 Evaluación del modelo predictivos de FN....116

8.2 Recomendaciones y Futuras Investigaciones 116

Anexo A Manual de Uso Software RNAModDin 127

A.1 Agregar, Editar y Eliminar Datos 127

A.2 Obtener y Exportar Resultados 129

A.3 Cuadros de Información 131

LISTA DE TABLAS

Tabla 3.1 Funciones de activación en Redes Neuronales Artificiales. 20

Tabla 4.1 Medidas de dispersión estadística. 34

Tabla 4.2 Criterio estadístico para la correlación entre valores predichos versus observados. 34

Tabla 5.1 Porcentaje pasante por tamiz [Yu & Shen, 2012]. 40

Tabla 5.2 Modelos anteriores a 1999 [Witczak & Fonseca, 1996].....43

Tabla 5.3 Constantes de Regresión de Modelos Previos a 1999 [Witczak & Fonseca, 1996]. 44

Tabla 5.4 Modelos Predictivos del Módulo Dinámico previos a 2006 [Witczak & Bari, 2006]. 45

Tabla 5.5 Modelos Predictivos del Módulo Dinámico más promisorios.....45

Tabla 5.6 Ajuste estadístico Modelo Predictivo [Witczak & Fonseca, 1996]. 47

Tabla 5.7 Ajuste estadístico de los modelos Witczak, Hirsch y Witczak 2006 [Witczak & Bari, 2006]. 54

Tabla 6.1 Resumen de la base de datos.....61

Tabla 6.2 Comparación de Funciones de Activación, Modelo RNA-Witczak Original. 66

Tabla 6.3 Comparación Modelos de Estimación de |E*|, Modelo RNA-Witczak Original.....68

Tabla 6.4 Comparación de Funciones de Activación, Modelo RNA-Hirsch.....71

Tabla 6.5 Comparación Modelos de Estimación de |E*|, Modelo RNA-Hirsch.....73

Tabla 6.6 Comparación de Funciones de Activación, Modelo RNA-Witczak Modificado. 75

Tabla 6.7 Comparación Modelos de Estimación de |E*|, Modelo RNA-Witczak Modificado. 78

Tabla 6.8 Comparación estadística de modelos de RNA para la predicción del Módulo Dinámico.....78
Tabla 6.9 Mezclas utilizadas para evaluar la capacidad predictiva de los modelos. ..83
Tabla 7.1 Ajuste estadístico Modelo Predictivo Kaloush [Kaloush, 2001].....94
Tabla 7.2 Resumen de la base de datos.....94
Tabla 7.3 Ajuste estadístico Modelo Predictivo Kaloush [Kaloush, 2001].....95
Tabla 7.4 Ajuste estadístico Modelo Predictivo Kvasnak [Kvasnak et al. , 2007]. 96
Tabla 7.5 Resumen de la base de datos.....96
Tabla 7.6 Ajuste estadístico Modelo Predictivo Rodezno [Rodezno et al., 2010].....97
Tabla 7.7 Resumen de la base de datos.....97
Tabla 7.8 Resumen de la base de datos.....99
Tabla 7.9 Resumen de variables de entrada, Modelo RNA-Kaloush. 100
Tabla 7.10 Comparación Modelos de Estimación de FN, Modelo RNA-Kaloush. ... 103
Tabla 7.11 Uso de elementos Finitos para la predicción del desempeño de pavimentos articulados. 106
Tabla 7.12 Variables de entrada para el modelo de RNA.**¡Error! Marcador no definido.**
Tabla 7.13 Uso de RNA para la predicción de Módulos Elásticos en Estructuras de Pavimentos. 111

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 Modelo Biológico de la Neurona. 7

Figura 2.2 Estructura de una Red Neuronal Artificial Multicapa. 9

Figura 2.3 Estructura unidad neuronal (Perceptrón) 10

Figura 3.1 Red Neuronal Simplificada 11

Figura 3.2 Influencia de la constante de momentum, (a) Aprendizaje con una constante de momentum menor (b) Aprendizaje con una constante de momentum mayor [Rojas, 1996]. 16

Figura 3.3 Representación gráfica de la función Sigmoidea. 21

Figura 3.4 Representación gráfica de la función Sigmoidea Simétrica. 22

Figura 3.5 Representación gráfica de la función Tangente Hiperbólica. 23

Figura 3.6 Criterio de detención temprana. [Pasini, 2015] 24

Figura 3.7 Modelo con poco aprendizaje, buen aprendizaje, y sobre-aprendizaje (de izquierda a derecha) [Srivastava, 2015] 24

Figura 3.8 Error en la estimación en el set de datos de Validación y entrenamiento [Buduma, 2015]. 25

Figura 3.9 Representación gráfica de la función de activación. 26

Figura 3.10 Muestra de las diferencias en el entrenamiento para una curva de error plana (a) y demasiado curva (b) [LeCun et al., 2012] 30

Figura 3.11 Superficie de Error [Sergiu, 2011] 31

Figura 4.1 Diferencias entre precisión, exactitud y sesgo [Witczak & Bari, 2006]. 33

Figura 5.1 Esfuerzo deformación, ante cargas cíclicas [García, 2014]. 38

Figura 5.2 Módulo Dinámico a (-10, 4, 25, 38, y 54 °C) y (0.1, 0.5, 1, 5, 10, y 25 Hz) [Mohammad et al., 2007] 39

Figura 5.3 Efecto de la graduación del agregado en el módulo Dinámico a 4°C/10Hz y a diferentes $\boldsymbol{Va}$ [Yu & Shen, 2012] 41

Figura 5.4 Efecto de la graduación del agregado en el Módulo Dinámico a 54°C/0.1 Hz y a diferentes $\boldsymbol{Va}$ [Yu & Shen, 2012]. 41
Figura 5.5 Módulo Dinámico para distintos grados de desempeño 54°C/0.1 Hz y a diferentes $\boldsymbol{Va}$ [Yu & Shen, 2012]. 42
Figura 5.6 Módulo Dinámico para distintos grados de desempeño 4°C/0.1 Hz y a diferentes $\boldsymbol{Va}$ [Yu & Shen, 2012]. 42
Figura 5.7 |E*| estimado en base a Witczak Original, escala aritmética. 48
Figura 5.8 |E*| estimado en base a Witczak Original, escala logarítmica. 49
Figura 5.9 |E*| estimado en base a Hirsch, escala aritmética.....51
Figura 5.10 |E*| estimado en base a Hirsch, escala logarítmica. 51
Figura 5.11 |E*| estimado en base a Witczak Modificado, escala aritmética.....53
Figura 5.12 |E*| estimado en base a Witczak Modificado, escala logarítmica. 54
Figura 6.1 Estructura RNA-Witczak Original para la estimación del Módulo Dinámico. 57
Figura 6.2 Estructura RNA-Hirsch para la estimación del Módulo Dinámico.....58
Figura 6.3 Estructura RNA-Witczak Modificado para la estimación del Módulo Dinámico.....58
Figura 6.4 Gráfico Modelo A-VTS [Kim, et al., 2011]. 60
Figura 6.5 Tiempo requerido para procesar 1000 iteraciones, en función del número de capas ocultas y número de unidades neuronales en ellas.....63
Figura 6.6 Número de iteraciones para alcanzar $\boldsymbol{R2 = 0,79}$ en el modelo RNA-Witczak Original (Dos Capas Ocultas). 65
Figura 6.7 Número de iteraciones para alcanzar $\boldsymbol{R2 = 0,79}$ en el modelo RNA-Witczak Original (Tres Capas Ocultas). 65

Figura 6.8 Proceso de entrenamiento de la Red Neuronal, Modelo RNA-Witczak Original. (a) Mediciones versus estimación con modelo RNA (b) Evolución del error instantáneo promedio del error.....67
Figura 6.9 Número de iteraciones para alcanzar $\boldsymbol{R2 = 0,7}$ en el modelo RNA-Hirsch (Dos Capas Ocultas).....69
Figura 6.10 Número de iteraciones para alcanzar $\boldsymbol{R2 = 0,7}$ en el modelo RNA-Hirsch (Tres Capas Ocultas).....70
Figura 6.11 Proceso de entrenamiento de la Red Neuronal, Modelo RNA-Hirsch. (a) Mediciones versus estimación con modelo RNA (b) Evolución del error instantáneo promedio del error.....72
Figura 6.12 Número de iteraciones para alcanzar $\boldsymbol{R2 = 0,79}$ en el modelo RNA-Witczak Modificado (Dos Capas Ocultas).....74
Figura 6.13 Número de iteraciones para alcanzar $\boldsymbol{R2 = 0,79}$ en el modelo RNA-Witczak Modificado (Tres Capas Ocultas).....74
Figura 6.14 Proceso de entrenamiento de la Red Neuronal., Modelo RNA-Witczak Modificado. (a) Mediciones versus estimación con modelo RNA (b) Evolución del error instantáneo promedio del error.....76
Figura 6.15 Modelo RNA-Witczak Modificado (Validación), escala logarítmica.....77
Figura 6.16 Interfaz de Usuario Software RNADinMod, Modelo ANN-Witczak 1999. 81
Figura 6.17 Interfaz de Usuario Software RNADinMod, Modelo ANN-Hirsch.....81
Figura 6.18 Interfaz de Usuario Software RNADinMod, Modelo ANN-Witczak 2006. 82
Figura 6.19 Interfaz de Usuario de Software RNA para la estimación del Módulo Dinámico.....85
Figura 6.20 Resultados de Estimación.....85

Figura 6.21 Resultados Comparativos Ecuación de Witczak y mediciones de laboratorio. 86
Figura 6.22 Resultados Comparativos RNA Witczak y mediciones de laboratorio. ..86
Figura 6.23 Resultados Comparativos Ecuación de Hirsch y mediciones de laboratorio. 87
Figura 6.24 Resultados Comparativos RNA Hirsch y mediciones de laboratorio. 87
Figura 6.25 Resultados Comparativos Ecuación de Witczak Modificado y mediciones de laboratorio....88
Figura 6.26 Resultados Comparativos RNA-Witczak Modificado y mediciones de laboratorio. 88
Figura 7.1 Deformación permanente en función de número de ciclos de carga. [Rodezno et al., 2010] 91
Figura 7.2 (a) Ciclo carga-descarga con recuperación (b) Tasa de cambio en la deformación plástica (c) Deformación plástica acumulada. [Williams et al., 2007]....92
Figura 7.3 Estructura RNA-Kaloush para la estimación del Módulo Dinámico. 98
Figura 7.4 Evolución del Error en RNA-Kaloush-1 (a) y RNA-Kaloush-2 (b) 101
Figura 7.5 Proceso de entrenamiento de la Red Neuronal., Modelo RNA-Kaloush. 102
Figura 7.6 Esquema conceptual del Deflectómetro de Impacto [ICE, 2017]. 104
Figura 7.7 Algoritmo de cálculo del módulo de capa, basado en retro-cálculo [Pavement-Interactive, 2017]..... 105
Figura 7.8 Algoritmo de Cálculo del Módulo de Capa, basado en RNA. 108
Figura 8.1 Agregar una mezcla..... 127
Figura 8.2 Campos sin Completar e Información del campo..... 128
Figura 8.3 Editar y Eliminar Datos..... 129
Figura 8.4 Pestaña de Resultados. 130
Figura 8.5 Guardar Archivo de Resultados. 130

Figura 8.6 Información: Modelo Witczak 99.....131
Figura 8.7 Información: Modelo Hirsch. 131
Figura 8.8 Información: Modelo Witczak 2006. 132
Figura 8.9 Información: Frecuencia. 132
Figura 8.10 Información: Modelo A-VTS. 133
Figura 8.11 Información: Equivalencia de variables.....133
Figura 8.12 Información: Ángulo de Fase y Módulo de Corte Dinámico.....134

LISTA DE ABREVIACIONES

AASHTO : American Association of State Highway and Transportation Officials;

ANN : Artificial Neural Networks.;

ANOVA : Analysis of Variance (Análisis de Varianza);

ASTM : American Society for Testing and Materials;

BPM : Back-Propagation Method;

FHWA : Federal Highway Administration;

FWD : Falling Weight Deflectometer;

GDPEM : Guía de Diseño de Pavimentos Empírico Mecanicista AASHTO 2008;

JMF : Job Mix Formula;

LVDT : Linear Variable Differential Transformer;

MAC : Mezclas Asfálticas en Caliente;

MRP : Método de Retro-Propagación;

NCHRP : National Cooperative Higway Research Program;

RLPD : Repeated Load Permanent Deformation;

RNA : Redes Neuronal Artificiales;

SMA : Stone Mastic Asphalt;

TRB : Transportation Research Board;

CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN

Actualmente, a pesar de que existe la intención de predecir la respuesta del pavimento a través de métodos basados en la mecánica clásica y la resistencia de materiales; en la práctica aún son ampliamente más utilizados los métodos empírico-mecanicistas.

En nuestro país, el estado de la práctica se enfoca más en los procedimientos empíricos. Sin embargo, hoy la GDPEM posee una metodología mucho más cercana al estado del arte en cuanto a la forma de obtener la respuesta del pavimento.

Hoy en día, la GDPEM utiliza varias variables para caracterizar el material. Para ello utiliza niveles jerárquicos de entrada. Este es un esquema de entrada que se utiliza para categorizar el conocimiento del diseñador sobre la variable de entrada. Existen tres niveles disponibles para determinar los valores de entrada para la mayoría de los parámetros del material y el tránsito. La filosofía detrás de cada nivel de entrada jerárquica, se define a continuación:

- Nivel Jerárquico 1: La variable se mide directamente, es específica para el sitio o proyecto. Este nivel representa el mayor conocimiento sobre el parámetro de entrada para un proyecto específico, pero tiene los costos más altos de pruebas y recolección de datos para determinar el valor de entrada. El nivel 1 debe ser usado para diseños de pavimentos, para los cuales el sitio del proyecto tiene características, y materiales o condiciones de tráfico que están fuera del espacio de inferencia utilizado para desarrollar las correlaciones y valores por defecto utilizados en los niveles de entrada 2 y 3.
- Nivel Jerárquico 2: En este nivel el parámetro se calcula a partir de correlaciones o ecuaciones de regresión. En otras palabras, la variable se calcula a partir de otros datos específicos del sitio o parámetros que son menos costosos de medir. El nivel de entrada 2 también puede representar valores regionales medidos que no son específicos del proyecto.

- Nivel Jerárquico 3: Se basa en los valores "de mejor estimación" o por defecto. Las entradas de nivel 3 se basan en valores globales o regionales por defecto – como la media de un grupo de datos con características similares. Este nivel de entrada tiene el mejor conocimiento sobre el parámetro de entrada para el proyecto específico, pero tiene los costos más bajos de pruebas y recolección de datos [AASHTO, 2008].

En esencia, la GDPEM utiliza como variables de entrada parámetros que requieren mediciones en equipos de laboratorio, los que exigen equipos costosos, preparación de personal, instrumentación adecuada, y tiempo invertido, los que generan costos adicionales. Para solucionar esto, en el caso del Módulo Dinámico, se han desarrollado modelos de predicción basados en análisis de regresión no lineal [Witczak & Bari, 2006] [Al-Khateeb et al., 2006]; otros han puesto su confianza en técnicas como las RNA para estimar dichas variables de entrada [Ceylan, et al., 2009] [Far, et al., 2009] [Leiva, 2014]. Siempre con el foco de obtenerlas con una confiabilidad adecuada, y a un menor costo. Kvasnak y su equipo [Kvasnak et al., 2007] identifica el interés de algunos investigadores de incluir un ensayo adicional a utilizar en conjunto con el ensayo de Módulo Dinámico para la GDPEM. Actualmente, con el interés de incorporar el Número de Flujo como dicho ensayo adicional, es necesario desarrollar una ecuación predictiva del Número de Flujo.

Las RNA son un análogo computacional de lo que es el modelo de neurona biológica propuesto por Ramón y Cajal [Ramón y Cajal, 2008] hace más de 100 años y constituyen una herramienta poderosa, pues aprenden a partir de un set de datos conocidos, reconocen y predicen sobre ellos, patrones de comportamiento. Permiten el uso de operaciones computacionales simples (adición, multiplicación, y operaciones lógicas) para resolver problemas complejos, matemáticamente mal condicionados, problemas no

lineales y estocásticos. Además, son capaz de auto-organizarse para dar solución a distintos tipos de problemas [Graupe, 2007].

Hojjat Adeli en su publicación *"Neural Networks in Civil Engineering"* [Adeli, 2001] presenta varias aplicaciones de las Redes Neuronales Artificiales a distintos campos de aplicación de la ingeniería civil, que van desde la ingeniería estructural, el control estructural, caracterización del material estructural y su modelación, gestión de la construcción, ambiental y recursos hídricos, geotecnia e ingeniería vial.

Se ha demostrado que una Red Neuronal Artificial lo suficientemente grande, en cuanto a cantidad de neuronas y capas paralelas, es capaz de aprender cualquier función [Hornik et al., 1989]. Esto es importante cuando no existe modelo matemático como solución a un problema, situación que se da repetidamente en distintas áreas de la ingeniería civil.

Las RNA se proponen para dar solución a problemas diversos y complejos en el área de la vialidad, y como un complemento muy útil a los métodos numéricos y estadísticos más tradicionales [TRB-Cicular, 1999]. Estas han demostrado tener un mejor ajuste estadístico que sus pares provenientes de regresiones no lineales múltiples.

Dentro de los algoritmos de aprendizaje existentes de las RNA, el más utilizado es el MRP (o Back-Propagation Method), ésto debido a su simplicidad. Este método permite encontrar los pesos de las conexiones sinápticas en cada una de las interconexiones de la Red Neuronal Artificial. Estos pesos son los que traducen la señal de entrada en la señal de salida en las interconexiones de las neuronas.

1.1 Objetivo General

Aplicar las Redes Neuronales Artificiales a la predicción de parámetros que influyan o estén asociados al comportamiento estructural del pavimento asfáltico.

1.2 Objetivos Específicos

Aplicar las Redes Neuronales Artificiales a la estimación del Módulo Dinámico.

Evaluar el número óptimo de capas de neuronas ocultas e identificar el número de neuronas en las capas ocultas que lleva a la disminución del error cuadrático medio de la red.

Evaluar la función de activación que retorna el proceso de entrenamiento más eficiente, es decir aquel que logra la mayor disminución en el error cuadrático medio de la red en la menor cantidad de iteraciones.

Los resultados de este estudio son utilizados para la creación de un software predictivo de |E*| basado en Visual Basic de Excel, incluyendo en él tanto los modelos de regresión como los de RNA.

1.3 Hipótesis de Trabajo

Los modelos basados en RNA aplicados a la estimación de la rigidez en mezclas asfálticas, poseen una bondad de ajuste estadística mejor que los modelos de regresión no lineal múltiple, específicamente, en la estimación del Módulo Dinámico ($|E^*|$).

1.4 Alcance de este trabajo

Este trabajo incluye los resultados de una Red Neuronal Artificial Multicapa, obtenidos a través del MRP.

Varias RNA son probadas hasta encontrar la arquitectura más eficiente en términos de la cantidad de iteraciones. Esto es, configurando la cantidad de neuronas para las capas ocultas, y el número de capas ocultas que se requieran para lograrlo.

Con lo anterior, se configuran redes con distintas funciones de activación, con el fin de probar su rendimiento, en cuanto al error obtenido a determinada cantidad de iteraciones.

El resultado del entrenamiento es utilizado en un software creado en Visual Basic que permite estimar el Módulo Dinámico en las mezclas asfálticas, en función de valores de entrada típicamente disponibles.

CAPÍTULO 2 REDES NEURONALES ARTIFICIALES

2.1 Introducción

El anhelo de crear máquinas que realicen de una forma apropiada alguna tarea que les corresponda a los seres humanos, ha existido desde mucho antes que las primeras computadoras. También, la idea de crear seres pensantes que respondan a inquietudes y requerimientos humanos está plasmado en la literatura de ciencia ficción. Con esa reflexión Mary Shelley, en 1818, publica Frankenstein, donde se pone en juego la ética por sobre crear seres de este tipo.

McCulloch y Pitts [McCulloch & Pitts, 1943], comienzan a sentar las bases de las redes neuronales artificiales, describiendo un modelo de cálculo lógico que vendría a ser la unión de los campos de la lógica neurofisiológica y matemática.

Vannevar Bush [Bush, 1945], presenta un imaginario de un futuro en el cual las computadoras asistirían en las actividades más básicas a los seres humanos.

Luego, el término Inteligencia Artificial es utilizado por primera vez por John McCarthy [McCarthy et al., 1955] dándole nacimiento a esta área de la ciencia.

Posteriormente, Frank Rosenblatt [Rosenblatt, 1958] crea el primer perceptrón, emulando el modelo neuronal descrito por Ramón y Cajal [Ramon y Cajal, 2008]. El modelo perceptrón es la neurona artificial más básica y antigua, cuya aplicación era la de aprender una serie de patrones y reconocer otros similares.

Más tarde, Rumerhalt, Hinton, y Williams [Rumelhart et al., 1985] reportaron el desarrollo del conocido MRP, situación que se refutó más tarde, pues Bryson y Ho [Bryson & Ho, 1975] lo habían desarrollado primero.

Finalmente, Rumelhart publica el libro “Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition” el que hasta ahora ha tenido la mayor influencia en el uso de este algoritmo (MRP); el más popular para el entrenamiento de redes multicapa [Russell & Norvig, 1995].

Hoy en día, son numerosas las herramientas que realizan procesos que se podrían encuadrar dentro de la llamada Inteligencia Artificial, y las RNA (ANN de sus siglas en inglés) son sólo una de ellas.

2.2 Neuronas, del modelo biológico al análogo computacional

La idea proviene del modelo biológico de nuestro sistema nervioso, específicamente de las relaciones que realizan millones y millones de neuronas que se interconectan en nuestro cerebro para elaborar redes neuronales con distintas funciones, pero cuyo fin principal es el de procesar información que proviene de estímulos externos.

Cada una, es como un procesador de información y las interconexiones entre ellas son las que hacen posibles las distintas habilidades de los seres vivos.

De acuerdo a González [González, 2003] no solamente las neuronas son un sistema que permite a los seres vivos computar y responder ante estímulos externos, sino que además, el cerebro posee características envidiables para un sistema de procesamiento digital:

- Es redundante y tolerante a fallas, ya que pese a la muerte de las neuronas el cerebro sigue funcionando sin afectar el desempeño del mismo.
- El cerebro tiene una gran adaptabilidad, no se debe reprogramar para adaptarse a las condiciones externas.
- Es muy tolerante a la información errada. La inconsistencia es algo con lo que el cerebro lidia diariamente.
- Realiza actividades en paralelo.

Siendo el cerebro tan impresionante, por qué no emular el funcionamiento de su unidad funcional y estructural, la neurona, para ejecutar tareas básicas. La estructura principal de la neurona se muestra en la Figura 2.1 a continuación, y se compone básicamente de dendritas, el soma, el axón y sus botones terminales.

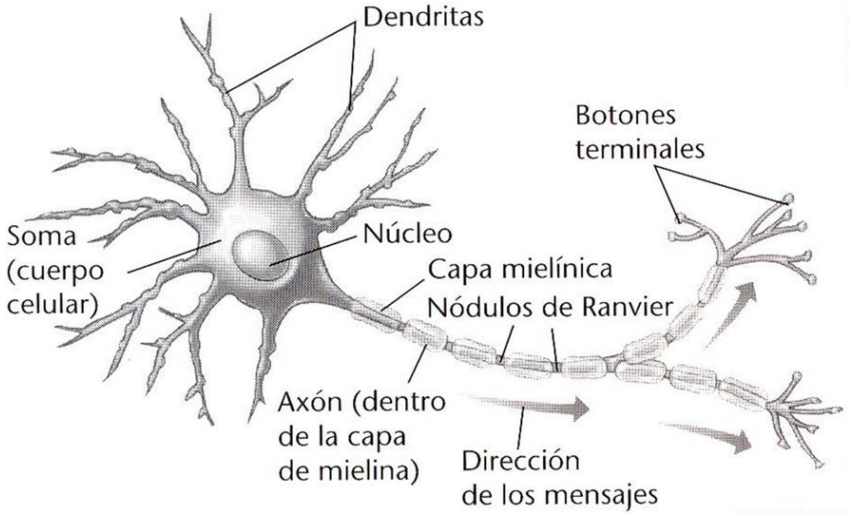


Figura 2.1 Modelo Biológico de la Neurona.

Las dendritas, son prolongaciones del soma neural. Ellas reciben impulsos de otras neuronas y son las encargadas de enviarlas al soma. Según Veelenturf [Veelenturf, 1995] una neurona orgánica puede recibir alrededor de 10.000 entradas provenientes de otras neuronas a la vez, a través de pulsos eléctricos.

El soma, corresponde al cuerpo de la neurona y donde se puede observar una estructura llamada núcleo.

El axón, es una prolongación única y larga. Su función es trasladar el impulso desde el soma a otro lugar del sistema [ConocimientosWeb, 2011].

Básicamente, una neurona es una estructura que recibe las señales provenientes de otras neuronas, cada una de ellas con cierta relevancia. Finalmente, esas señales son procesadas y enviadas al resto de las neuronas.

El análogo computacional sería el siguiente:

- Un set de datos de entrada, funcionando como las señales provenientes de otras neuronas.

- Dichos datos son ponderados por pesos, así como el modelo biológico y dichos pesos funcionarían con un carácter inhibitorio o excitatorio, tal y como las dendritas tendrían más o menos importancia dentro de la señal.
- Una vez que los datos son ponderados y sumados junto a sus pares provenientes de cada dendrita, estos deben ser procesados para ser convertidos en una respuesta que será enviada a través de nuestro análogo computacional del axón a las dendritas de las demás neuronas.

2.3 Definición de una Red Neuronal Artificial

Las Redes Neuronales Artificiales se clasifican como un tipo de inteligencia artificial que intenta imitar la forma en la que el cerebro humano procesa, clasifica y respalda información. Funciona mediante la conexión entre elementos de procesamiento matemático denominadas neuronas. Estas se encuentran separadas en capas de procesamiento paralelo que reciben señales emitidas por neuronas de las capas anteriores. En la Figura 2.2 se aprecia cómo las capas se pueden clasificar en capas no ocultas y ocultas, dependiendo si están directamente relacionadas con las variables (no ocultas) o si procesan información entre las capas de entrada y salidas (ocultas).

El aprendizaje y conocimiento dentro de estas neuronas esta codificado como el peso de las conexiones entre cada una de ellas. El aprendizaje ocurre mediante un proceso donde se ajustan los pesos de las conexiones, basándose en una colección de datos que son utilizados para el entrenamiento o aprendizaje de estas neuronas [Taylor, 2006].

En definitiva, una Red Neuronal Artificial se puede pensar como una función multivariada la que responde a determinadas entradas, con una señal de salida. Esta es solo una aproximación de la función real, y que responde solo en el dominio de los datos de entrenamiento. Para obtener resultados fuera de este dominio es necesario aumentar la base de datos utilizada para el entrenamiento, con el fin de conseguir datos en el dominio en el que se quiere obtener resultados.

En la Figura 2.3, se puede apreciar cómo las entradas provenientes de otras neuronas, entran a la unidad neuronal. Cada una de estas entradas es ponderada por uno de los pesos que relacionan la neurona de llegada con la que provee la señal, y que tienen el carácter de ser excitatorios cuando el signo del peso es positivo e inhibitorios cuando ocurre lo opuesto. Luego, las entradas son sumadas y procesadas en la función de activación φ, otorgando una nueva señal que será transmitida a las capas posteriores, a través de la multiplicación de la señal y el peso de transmisión entre la neurona i y la neurona j de la capa siguiente $\omega_{i,j}$.

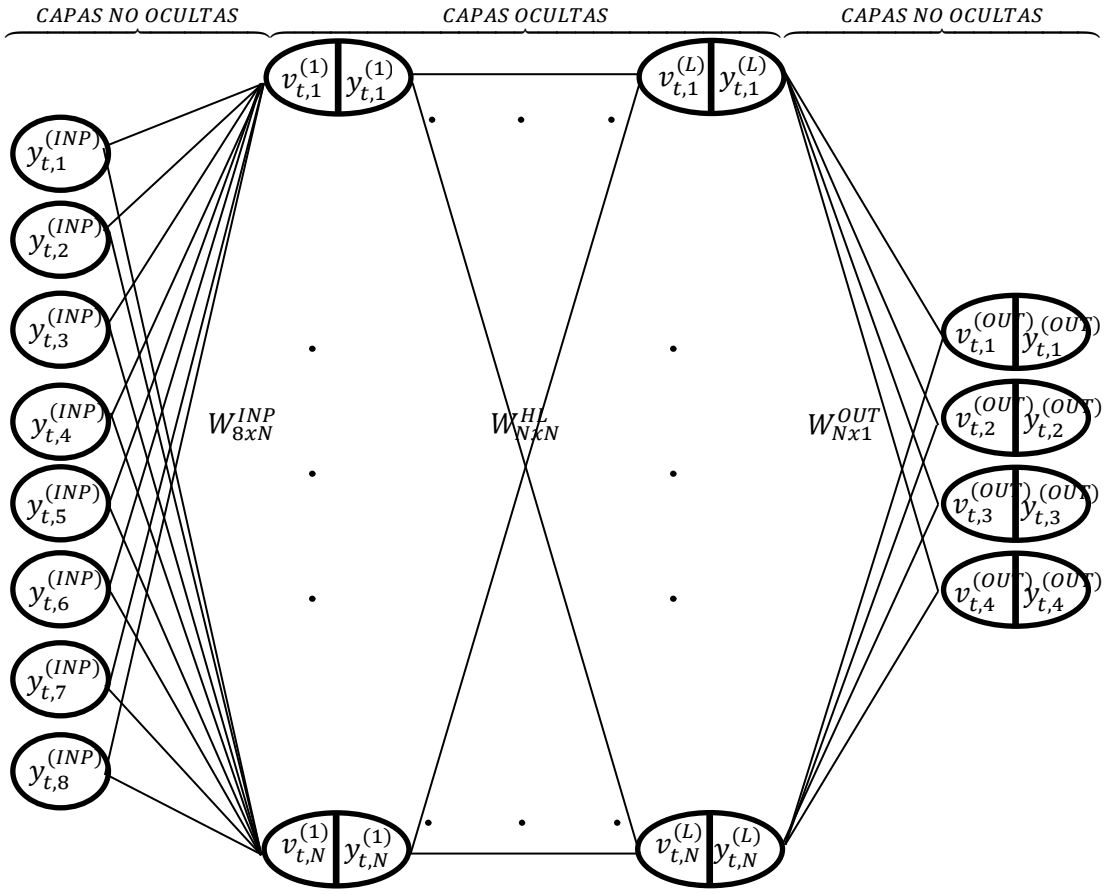


Figura 2.2 Estructura de una Red Neuronal Artificial Multicapa.

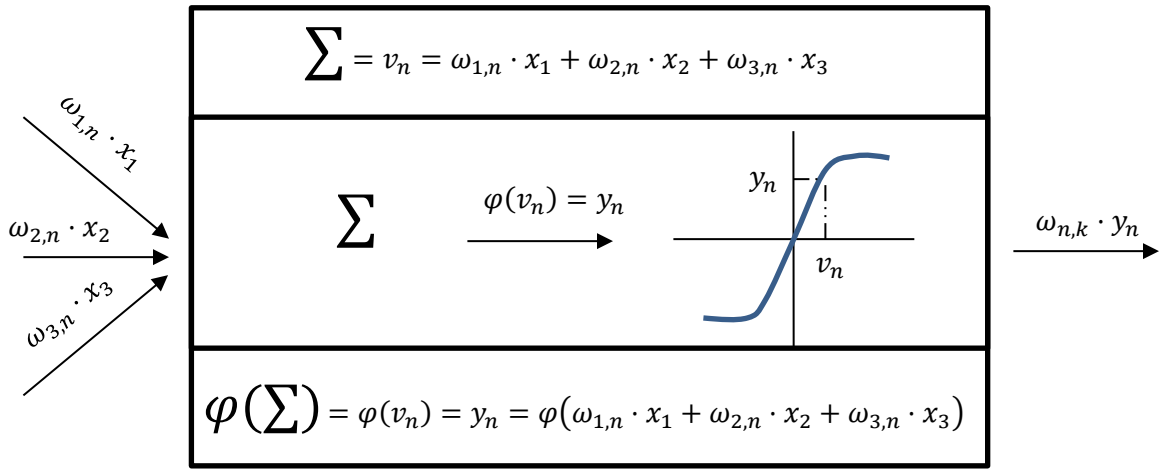


Figura 2.3 Estructura unidad neuronal (Perceptrón).

CAPÍTULO 3 ALGORITMO DE RNA CON EL MÉTODO DE RETRO-PROPAGACIÓN

3.1 Introducción

Anderson y Mcneill [Anderson & Mcneill, 1992] en 1992 clasificaron las redes neuronales por aplicación, clasificando al MRP como un algoritmo del tipo predictor, es decir, que a partir de datos de entrada era capaz de predecir alguna señal de salida. La idea central del método es propagar el error total de la respuesta entre las capas anteriores, ajustando de ese modo los pesos $\omega_{i,j}$ de forma de disminuir el error total de la respuesta. Para explicar el método de Retro-Propagación se presenta la Figura 3.1, donde se muestra una red neuronal de dos señales de entrada, dos neuronas en la capa oculta, y una señal de salida. Tres capas son las encargadas de convertir las señales de entrada en una señal de salida. Sin embargo, si la red aún no ha sido entrenada, la señal de salida y_k no corresponderá con el resultado deseado d_k.

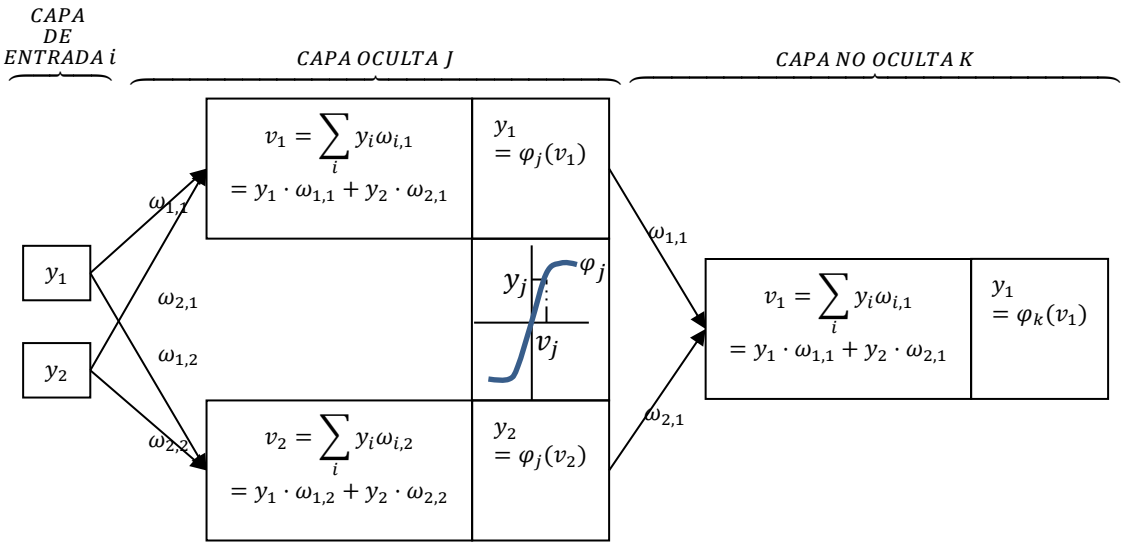


Figura 3.1 Red Neuronal Simplificada.

El error de la respuesta de la capa final k en la iteración n viene dado por la Ecuación (3.1). Cuando el error de la respuesta es nulo, entonces la respuesta entregada por la red es igual a la respuesta deseada.

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \tag{3.1}$$

Donde,

$d_k(n)$: Valor de salida deseado para la red neuronal, en la iteración n.

$y_k(n)$: Valor de salida otorgado por la red neuronal, en la iteración n.

Si se define el valor instantáneo del error de la neurona k como $\frac{1}{2}e_k^2$ en la capa de salida, de esta forma el valor instantáneo de error total se obtiene de la Ecuación (3.2):

$$\xi(n) = \frac{1}{2}\sum_{K} e_k^2(n) \tag{3.2}$$

Con:

$\xi(n)$: Valor instantáneo del error total en las neuronas de salida.

En todo proceso de aprendizaje, la idea es minimizar el valor de la Ecuación (3.2) a su valor mínimo.

El algoritmo BPM aplica la corrección $\Delta\omega_{j,k}(n)$ a los pesos de las conexiones sinápticas $\omega_{j,k}$, la cual se considera proporcional a; $-\frac{\partial\xi(n)}{\partial\omega_{j,k}(n)}$.

Existen dos tipos de neuronas, las neuronas ocultas (no relacionadas con las variables), y las neuronas que entregan la señal final.

3.2 Neurona no Oculta

Aplicando la regla de la cadena podemos escribir la derivada parcial como se muestra en la Ecuación (3.5):

$$\frac{\partial\xi(n)}{\partial\omega_{j,k}(n)} = \frac{\partial\xi(n)}{\partial e_k(n)}\frac{\partial e_k(n)}{\partial y_k(n)}\frac{\partial y_k(n)}{\partial v_k(n)}\frac{\partial v_j(n)}{\partial\omega_{j,k}(n)} \tag{3.3}$$

Donde,

$v_k(n)$: Es la señal de entrada a la neurona k, dada por la siguiente expresión:

$$v_k(n) = \sum_{j} \omega_{j,k}(n) \cdot y_j(n) \tag{3.4}$$

$y_j(n)$: Son las señales de entrada a la neurona k en la capa de salida.

Para obtener la señal de salida de la neurona k, se utiliza la expresión (3.5).

$$y_k(n) = \varphi_k\big(v_k(n)\big) \tag{3.5}$$

$y_k(n)$: Es la señal de salida de la neurona k, dada por la siguiente expresión:

Se define adicionalmente el gradiente local de la neurona k como:

$$\delta_k(n) = -\frac{\partial \xi(n)}{\partial v_k(n)} = -\overbrace{\frac{\partial \xi(n)}{\partial e_k(n)}}^{e_k(n)}\overbrace{\frac{\partial e_k(n)}{\partial y_k(n)}}^{-1}\overbrace{\frac{\partial y_k(n)}{\partial v_k(n)}}^{\varphi'_k(v_k(n))} = e_k\varphi'_k\big(v_k(n)\big) \tag{3.6}$$

Los valores de $\frac{\partial \xi(n)}{\partial e_k(n)}$, $\frac{\partial e_k(n)}{\partial y_k(n)}$, y $\frac{\partial y_k(n)}{\partial v_k(n)}$ fueron obtenidos de las Ecuaciones (3.2), (3.1), y (3.5), respectivamente.

Remplazando los valores de las derivadas parciales:

$$\frac{\partial \xi(n)}{\partial \omega_{j,k}(n)} = e_k(n) \cdot -1 \cdot \varphi'_k\big(v_k(n)\big) \cdot y_j(n) = -\delta_j(n) y_i(n) \tag{3.7}$$

Finalmente, la actualización de los pesos de las conexiones sinápticas se obtiene de:

$$\Delta\omega_{i,j}(n) = -\eta \frac{\partial \xi(n)}{\partial \omega_{i,j}(n)} = \eta \delta_j(n) y_i(n) \tag{3.8}$$

Donde,

η : Es una constante llamada tasa de aprendizaje, cuyo valor fluctúa entre 0 y 1.

3.3 Neurona Oculta

Cuando se trata de una neurona en la capa oculta, no hay respuesta deseada para la neurona. Así, el error en la señal para una neurona oculta, debe determinarse de forma recursiva en términos de todas las neuronas para las cuales la neurona oculta está directamente conectada. Anteriormente se definió el gradiente local para la neurona j como $\delta_j(n)$, si utilizamos dicha definición para la neurona oculta, resulta lo siguiente:

$$\delta_j(n) = -\frac{\partial \xi(n)}{\partial v_j(n)} = -\frac{\partial \xi(n)}{\partial y_j(n)}\frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = -\frac{\partial \xi(n)}{\partial y_j(n)}\varphi'_j\left(v_j(n)\right) \tag{3.9}$$

$$\frac{\partial \xi(n)}{\partial y_j(n)} = \frac{\partial}{\partial y_j(n)}\left(\frac{1}{2}\sum_k e_k^2(n)\right) = \sum_k e_k(n)\cdot\frac{\partial e_k(n)}{\partial y_j(n)} \tag{3.10}$$

$$= \sum_k e_k(n)\cdot\frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k(n)}\cdot\frac{\partial v_k(n)}{\partial y_j(n)}$$

El término j se refiere a la neurona oculta, y k a la neurona que le sigue.

Luego, el término $\frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k(n)}$ queda definido como la derivada de primer orden de la función de activación evaluada en $v_k(n)$ y con signo negativo, esto es:

$$\frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k(n)} = -\varphi'_k\big(v_k(n)\big) \tag{3.11}$$

Con,

$$v_k(n) = \sum_j \omega_{j,k}(n) y_j(n) \tag{3.12}$$

Luego,

$$\frac{\partial v_k(n)}{\partial y_j(n)} = \omega_{j,k}(n) \tag{3.13}$$

Finalmente,

$$\frac{\partial \xi(n)}{\partial y_j(n)} = -\sum_k e_k(n)\cdot\varphi'_k\big(v_k(n)\big)\cdot\omega_{j,k}(n) = -\sum_k \delta_k(n)\cdot\omega_{j,k}(n) \tag{3.14}$$

$$\delta_j(n) = \varphi'_j\Big(v_j(n)\Big)\sum_k \delta_k(n)\cdot\omega_{j,k}(n) \tag{3.15}$$

3.4 Tasa de Aprendizaje

El MRP provee una aproximación para la función deseada, en función de los pesos $\omega_{i,j}$ por el método del paso $\Delta\omega_{i,j}$. A medida que la tasa de aprendizaje η (Ecuación (3.8)) disminuye, se tiene una mejor distribución de pesos entre las neuronas. Sin embargo, esta mejora requiere que el proceso demore mucho más. De otra forma, si la tasa de aprendizaje es muy grande, entonces las RNA se vuelven inestables [Haykin, 1999].

Según Haykin, todas las neuronas, idealmente, deben aprender al mismo ritmo. Las últimas capas tienen generalmente gradientes locales de mayor tamaño que las capas en

el extremo frontal de la red. Por lo tanto, al parámetro de tasa de aprendizaje se le debe asignar un valor menor en las últimas capas que en las capas frontales.

De acuerdo con LeCun y sus colaboradores [LeCun et al., 2012], las neuronas con muchas entradas deben tener un parámetro de tasa de aprendizaje más pequeño que las neuronas con pocas entradas, a fin de mantener un tiempo de aprendizaje similar para todas las neuronas en la red. Para esto, sugiere que, para una neurona, la tasa de aprendizaje debe ser inversamente proporcional a la raíz cuadrada de las conexiones sinápticas que llegan a ella.

3.5 Constante de Momentum

Rumelhart y otros [Rumelhart, Hinton, & Williams, 1985] sugirió incluir el término del momentum a la regla delta, esto es:

$$\Delta\omega_{j,i}(n) = \alpha\Delta\omega_{j,i}(n-1) + \eta\delta_j(n)y_i(n) \qquad \textbf{(3.16)}$$

Donde,

α: Es un número positivo llamado constante de momentum.

Este término reduce variaciones de alta frecuencia en el valor instantáneo de error total ξ y agiliza el proceso de entrenamiento. Añadir una constante de momentum es análogo a un aprendizaje con una tasa de aprendizaje η pequeña y con $\alpha = 0$, pero con un entrenamiento más rápido [Rumelhart, Hinton, & Williams, 1985].

La constante de momentum tiene los siguientes efectos [Nikolaev, 2015]:

- Suaviza los cambios de las conexiones sinápticas, y suprime el efecto de oscilaciones en la superficie de ξ.
- Cuando la actualización de los pesos es en la misma dirección, la constante de momentum amplifica la tasa de aprendizaje, causando una convergencia más rápida.
- Permite escapar de mínimos locales en la superficie de ξ.

Lo anterior es válido siempre que no existan problemas de mínimos locales o de convergencia, con lo cual una tasa de aprendizaje $\eta = 1$ retornará un entrenamiento mucho más rápido.

Como se puede apreciar en la Figura 3.2, cuando la constante de momentum es menor, la red neuronal tiende a zigzaguear a través de la superficie de error, y se tiene una cantidad mayor de iteraciones para llegar al óptimo. En cambio, cuando la constante de momentum es mayor la red neuronal tiende a seguir una trayectoria con una dirección más uniforme, y por consiguiente hay una menor cantidad de iteraciones.

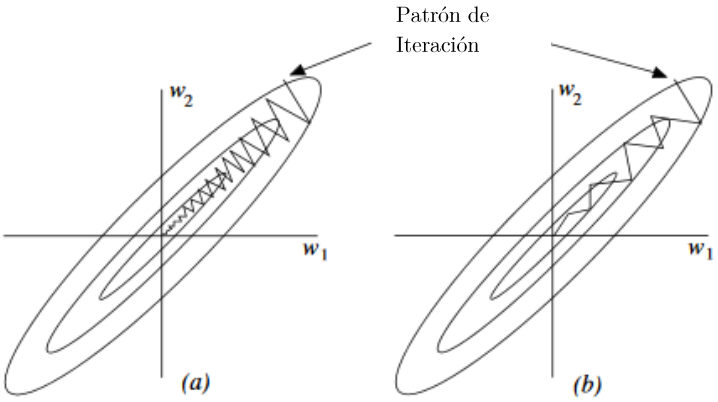


Figura 3.2 Influencia de la constante de momentum, (a) Aprendizaje con una constante de momentum menor (b) Aprendizaje con una constante de momentum mayor [Rojas, 1996].

3.6 Formulación Matricial

3.6.1 Producto matricial

Si A es una matriz de *i* x *k* y B una matriz de *k* x *j*, esto es:

$$A = \begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} & \dots & A_{1k} \\ A_{21} & A_{22} & \dots & A_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{i1} & A_{i2} & \dots & A_{ik} \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} B_{11} & B_{12} & \dots & B_{1j} \\ B_{21} & B_{22} & \dots & B_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ B_{k1} & B_{k2} & \dots & B_{kj} \end{pmatrix}$$

El producto matricial AB es definido por la matriz *i* x *j*, como sigue:

$$AB = \begin{pmatrix} (AB)_{11} & (AB)_{12} & \dots & (AB)_{1j} \\ (AB)_{21} & (AB)_{22} & \dots & (AB)_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (AB)_{i1} & (AB)_{i2} & \dots & (AB)_{ij} \end{pmatrix}$$

Cada elemento *i, j* está dado por la siguiente relación.

$$[(A)(B)]_{ij} = \sum_k A_{ik} B_{kj} \tag{3.17}$$

3.6.2 Matriz transpuesta

Si A es una matriz de *i x j*, y A^T su transpuesta, entonces el elemento *i, j* de su matriz transpuesta viene dado por:

$$[A^T]_{ij} = [A]_{ji} \tag{3.18}$$

$$\left[[A^T]\right]^T{}_{ij} = [A]_{ij} \tag{3.19}$$

3.6.3 Conjetura: multiplicación por matriz transpuesta

Si combinamos las Ecuaciones (3.17) y (3.18), podemos obtener una expresión para la multiplicación de una matriz por una matriz transpuesta (Ecuación (3.20))

Si A es una matriz de *i x k* y B una matriz de *j x k*, entonces:

$$[A(B^T)]_{ij} = \sum_k A_{ik} (B^T)_{kj} = \sum_k A_{ik} B_{jk} \tag{3.20}$$

3.6.4 Formulación Matricial del método Retro-Propagación

Se definen los siguientes miembros de la red para la iteración *n*.

$W_{ixj}^{(l)}(n)$: Matriz de pesos de las conexiones sinápticas que contiene a los elementos $\omega_{i,j}$ en la capa *l*. Donde *j* es neurona e *i* se refiere al índice del elemento de salida de la neurona *i* de la capa *l-1*.

$V_{1xj}^{(l)}(n)$: Matriz de elementos de entrada a la neurona *j* para la serie *n*, en la capa *l*.

Utilizando la Ecuación (3.17) se puede obtener la siguiente expresión.

$$V_{1xj}^{(l)}(n) = Y_{1xi}^{(l-1)}(n) \cdot W_{ixj}^{(l)}(n) \tag{3.21}$$

$$= \left(\sum_k y_i(n)\omega_{i,1}(n) \quad \sum_k y_i(n)\omega_{i,2}(n) \quad \dots \quad \sum_k y_i(n)_i\omega_{i,j}(n) \right)$$

$Y_{1xj}^{(l)}(n)$: Matriz de elementos de salida de la neurona j de la capa l. Dada por la siguiente operación a los elementos de dicha matriz:

$$y_j^{(l)} = \varphi\left(v_j^{(l)}(n)\right) \tag{3.22}$$

$\Delta_{1xj}^{(l)}(n)$: Matriz de gradientes $\delta_j^{(l)}$de la Red Neuronal Artificial de la capa l.

$$\delta_j^{(l)}(n) = \begin{cases} e_j^{(L)}(n)\varphi'\left(v_j^{(L)}(n)\right) & para\ la\ capa\ de\ salida \\ \varphi'\left(v_j^{(l)}(n)\right)\sum_k \delta_k^{(l+1)}(n)\omega_{j,k}^{(l+1)}(n) & para\ capa\ oculta \end{cases} \tag{3.23}$$

Utilizando la Ecuación (3.20), se define E_{jxt} como:

$$\mathrm{E}_{1xj} = \Delta_{1xk}^{(l+1)}(n) \cdot \left(W_{jxk}^{(l+1)}(n)\right)^T \tag{3.24}$$
$$= \left(\sum_k \delta_k(n)\omega_{1,k}(n) \quad \sum_k \delta_k(n)\omega_{2,k}(n) \quad \ldots \quad \sum_k \delta_k(n)\omega_{j,k}(n)\right)$$

Luego:

$$\delta_j^{(l)}(n) = \begin{cases} e_j^{(L)}(n)\varphi'\left(v_j^{(L)}(n)\right) & para\ la\ capa\ de\ salida \\ \varphi'\left(v_j^{(l)}(n)\right)E_j(n) & para\ capa\ oculta \end{cases} \tag{3.25}$$

Con $e_j^{(L)}$ definido como sigue:

$$e_j^L(n) = d_j(n) - y_j^{(L)}(n) \tag{3.26}$$

Finalmente, para actualizar los pesos de las conexiones sinápticas se deben utilizar las Ecuaciones (3.27) y (3.28):

$$W_{ixj}^{(l)}(n+1) = W_{ixj}^{(l)}(n) + \alpha\left[\Delta W_{ixj}^{(l)}(n-1)\right] + \eta\left(Y_{txi}^{(l-1)}(n)\right)^T \Delta_j^{(l)}(n) \tag{3.27}$$

$$\omega_{i,j}^{(l)}(n+1) = \omega_{i,j}^{(l)}(n) + \alpha\left[\Delta\omega_{i,j}^{(l)}(n-1)\right] + \eta\delta_j^{(l)}(n)y_i(n) \tag{3.28}$$

3.7 Función de Activación

La elección de una función de activación es básicamente tarea del diseñador de las RNA, escogiendo, por ejemplo, funciones que convierten entradas en salidas del tipo binarios, o continuas cuando así lo requiera la respuesta de las RNA. Aun así, la elección de la

función de activación es una decisión netamente del arquitecto de la red y un toque personal del mismo [Bosque, 2002].

Hornik [Hornik K. , 1991] mostró que, bajo condiciones generales, las redes multicapa eran aproximadores universales siempre que se contara con una cantidad suficiente de unidades en la capa oculta, es decir, su habilidad se encontraba en su arquitectura en sí, más que en la función de activación. Sin embargo, recalcó, que eso no significaba que un cambio en la función de activación no aumentaría la eficiencia computacional, o que se comportarían igualmente durante el proceso de aprendizaje.

Haykin [Haykin, 1999] sugiere que la red aprende más rápidamente cuando la función de activación es anti-simétrica ($\varphi(-v) = -\varphi(v)$). Condición que no cumplen todas las funciones de activación

Los requisitos esenciales de la función de activación en el método MRP son:

- Debe ser continua.
- Debe ser diferenciable (y en lo posible su derivada de fácil cálculo).

Adicionalmente, Hornik y sus colegas [Hornik et al., 1989], en el teorema comúnmente llamado "el teorema de aproximación universal", estableció que la función de activación solo podía utilizarse como tal si estaba delimitada [Csáji, 2001] a valores distintos cuando se calculaba el límite hacia el infinito positivo y negativo. Esto es:

$$\lim_{x\to+\infty} \varphi(x) = a \qquad y \qquad \lim_{x\to-\infty} \varphi(x) = b \quad con \quad a \neq b$$

En la Tabla 3.1 se resumen las funciones de activación más comunes en la literatura.

Tabla 3.1 Funciones de activación en Redes Neuronales Artificiales.

Función de Activación	*Forma matemática*
Función lineal	$y(x) = ax$
Función escalón	$y(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \\ 1 & x > 0 \end{cases}$
Función Logística (Sigmoidea)	$y(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}}$
Sigmoidea Simétrica	$y(x) = \frac{1 - e^{-ax}}{1 + e^{-ax}} = \frac{2}{1 + e^{-xa}} - 1$
Tangente Hiperbólica	$y(x) = tanh(ax) = \frac{e^{ax} - e^{-ax}}{e^{ax} + e^{-ax}}$

En las siguientes secciones se mostrarán las funciones a utilizar y sus derivadas para ser aplicadas en el MRP. Los alcances de este estudio probarán solamente tres de estas funciones, de forma de encontrar cuál de ellas se comporta de forma más eficientemente durante el proceso de aprendizaje. Las funciones de activación que se probarán durante el desarrollo de este trabajo son: función sigmoidea, sigmoidea simétrica, y tangente hiperbólica.

3.7.1 Función Sigmoidea

La función sigmoidea viene dada por la siguiente expresión:

$$y_j(n) = \varphi_k\left(v_j(n)\right) = \frac{1}{1 + e^{\left(-av_j(n)\right)}} \qquad a > 0 \tag{3.29}$$

La derivada de la sigmoidea se describe a continuación:

$$\varphi'_k\left(v_j(n)\right) = ay_j(n)\left[1 - y_j(n)\right] \tag{3.30}$$

En la Figura 3.3 se muestra cómo se comporta la función sigmoidea y su derivada frente a distintos valores de entrada.

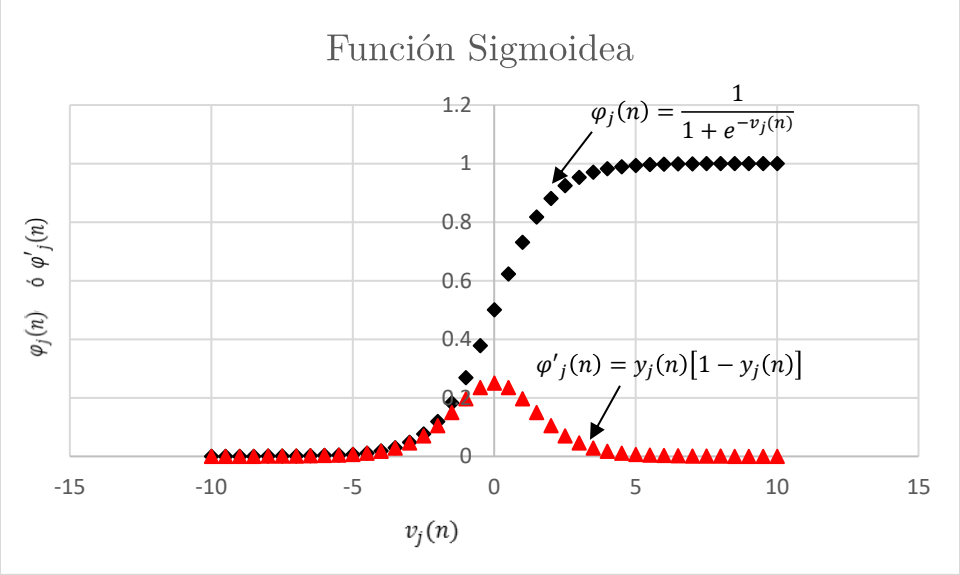


Figura 3.3 Representación gráfica de la función Sigmoidea.

3.7.2 Función Sigmoidea Simétrica

La función sigmoidea simétrica viene dada por la siguiente expresión:

$$y_j(n) = \varphi_k\left(v_j(n)\right) = \frac{1 - e^{\left(-av_j(n)\right)}}{1 + e^{\left(-av_j(n)\right)}} = \frac{2}{1 + e^{\left(-av_j(n)\right)}} - 1 \qquad a > 0 \tag{3.31}$$

La derivada de la sigmoidea simétrica se describe a continuación:

$$\varphi'_k\left(v_j(n)\right) = \frac{a}{2}\left(1 + y_j(n)\right)\left[1 - y_j(n)\right] \tag{3.32}$$

En la Figura 3.4 se muestra cómo se comporta la función sigmoidea y su derivada frente a distintos valores de entrada.

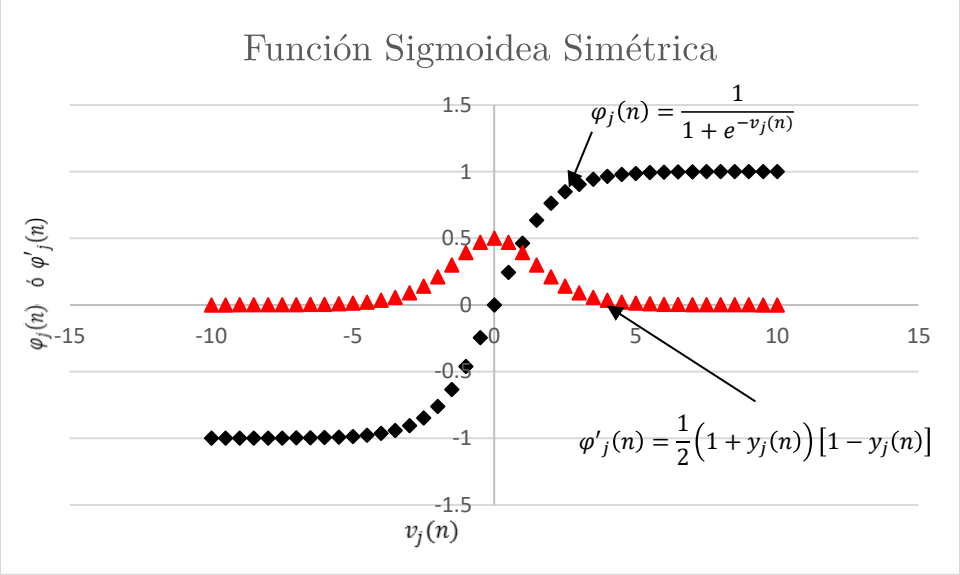


Figura 3.4 Representación gráfica de la función Sigmoidea Simétrica.

3.7.3 Función Tangente Hiperbólica

La función tangente hiperbólica viene dada por la siguiente expresión:

$$\varphi_k\left(v_j(n)\right) = a\tanh\left(bv_j(n)\right) \qquad a > 0 \tag{3.33}$$

La derivada de la tangente hiperbólica se describe a continuación:

$$\varphi'_k\left(v_j(n)\right) = \frac{b}{a}\left(a + y_j(n)\right)\left(a - y_j(n)\right) \tag{3.34}$$

LeCun y su equipo [LeCun et al., 2012] recomienda $\varphi_k\left(v_j(n)\right) = 1.7159\tanh\left(\frac{2}{3}v_j(n)\right)$ porque a menudo converge de forma más rápida que la correspondiente función sigmoidea.

En la Figura 3.5 se muestra cómo se comporta la función sigmoidea y su derivada frente a distintos valores de entrada.

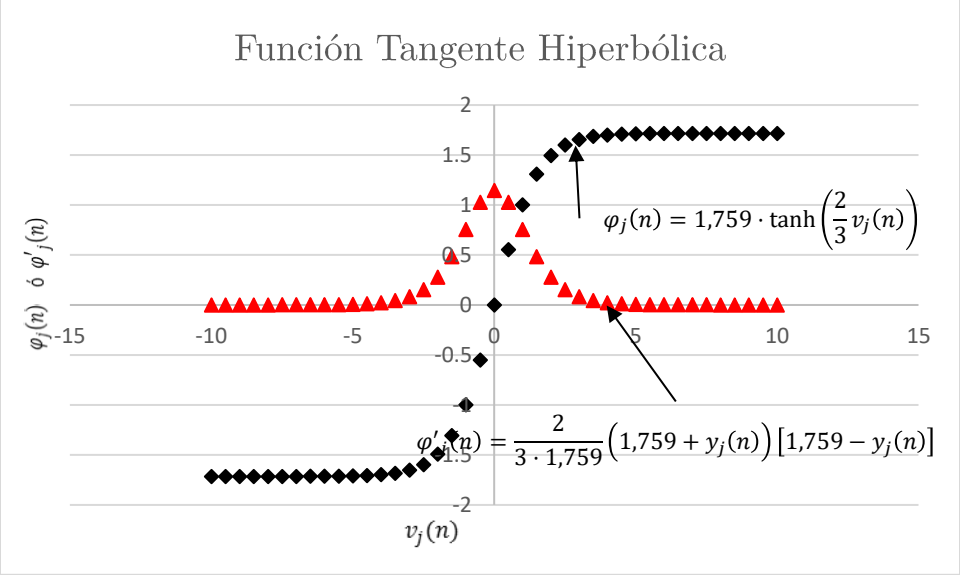


Figura 3.5 Representación gráfica de la función Tangente Hiperbólica.

3.8 Fenómeno de Sobre-Aprendizaje en una RNA

Según Requena y otros [Requena, et al., 2002], se considera que cuando, en un momento dado, las iteraciones comienzan a provocar que disminuya el error de los patrones de aprendizaje pero que aumente el error en los datos de validación, entonces se considera que hay sobre-aprendizaje, y el proceso de entrenamiento se detiene. Pasini [Pasini, 2015] también propone un criterio de detención temprana, que indica que el proceso de entrenamiento debe ser detenido cuando el desempeño, representado por la disminución del error en los datos de validación, comienza a disminuir, aún cuando el desempeño del set de datos de entrenamiento siga aumentando. La Figura 3.6 muestra un esquema de la evolución del error en un proceso de entrenamiento con sobre-aprendizaje.



Figura 3.6 Criterio de detención temprana. [Pasini, 2015]

$\boldsymbol{\varepsilon}$ representa el error en la estimación, tanto en el set de entrenamiento (azul) como en el de validación (rojo) frente a un aumento en el número de iteraciones. [Pasini, 2015]

La Figura 3.7 muestra cómo se comporta un modelo de regresión en el tiempo cuando hay sobre aprendizaje. Como se aprecia, el ajuste puede ser tan preciso que sea capaz de pasar por todos los puntos del modelo. Aunque esto, desde el punto de vista de la bondad de ajuste del set de entrenamiento pueda ser bueno, para el set de datos de validación puede generar malas estimaciones (ver Figura 3.8)

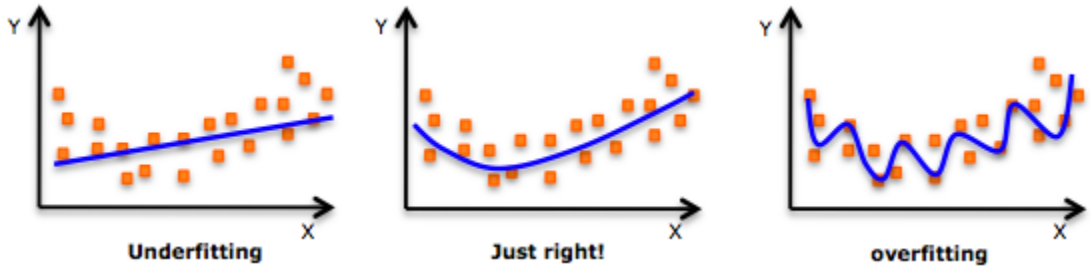


Figura 3.7 Modelo con poco aprendizaje, buen aprendizaje, y sobre-aprendizaje (de izquierda a derecha) [Srivastava, 2015].

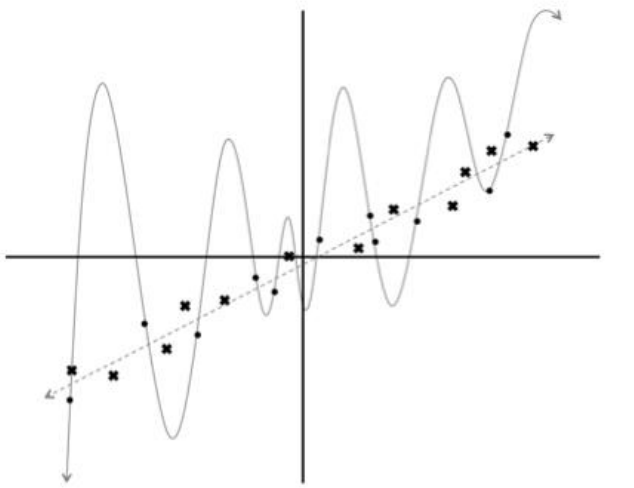


Figura 3.8 Error en la estimación en el set de datos de Validación y entrenamiento [Buduma, 2015].

3.9 Tratamiento de los datos

Como se observa en las Figuras 3.3, 3.4, y 3.5 , las funciones de activación presentan derivadas nulas a valores de entrada muy bajos ($v_j \ll 0$), o muy altos ($v_j \gg 0$). La Figura 3.9, muestra cómo el valor de la función de activación es constante para valores altos o bajos. Además, como la actualización de los pesos sinápticos dependen del gradiente local $\delta_j^{(l)}$ de la neurona (Ecuación (3.28)), y éste a su vez depende de la derivada de la función de activación $\varphi'(v_j)$ (Ecuación (3.25)), no habrá actualización de los pesos si esta última es nula.

En la Figura 3.1, podemos observar que los datos de entrada del modelo funcionarán como una señal de entrada a la función de activación, mientras que los de salida, serán una señal de salida de la función de activación. Como se debe evitar la saturación (derivadas nulas), se debe realizar una normalización de los datos de entrada. Así también, se deben normalizar los datos de salida, esto porque las señales de salida solo pueden tomar valores en el dominio de salida. Esta situación se muestra en la Figura 3.9.

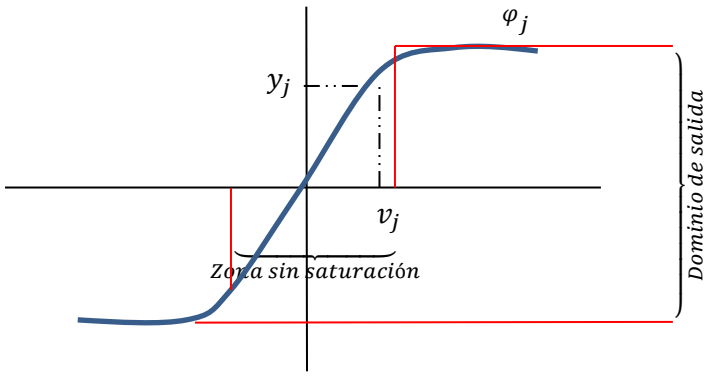


Figura 3.9 Representación gráfica de la función de activación.

Desde el punto de vista teórico, la normalización de los vectores de entrada no es necesaria porque la entrada a la neurona no debe ser delimitada. Sin embargo, vectores de entrada de gran magnitud pueden resultar en grandes entradas a la neurona y la actualización de los pesos puede ser nula, esto porque el valor de la derivada de la función de activación es nula para los valores altos [Veelenturf, 1995]. Por lo tanto, se debe realizar algún tipo de normalización. Dentro de la normalización más común está:

$$x^*(n) = \left(\frac{x(n) - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}\right)(d_2 - d_1) + d_1 \qquad \textbf{(3.35)}$$

Con esta normalización se obtienen datos de entrenamiento que varían entre d_1 y d_2. Como las funciones de activación mostradas no tienen derivadas nulas entre -2 y 2, se elige normalizar las variables de entrada entre esos valores, ver las Figura 3.3, Figura 3.4, y Figura 3.5 . Para la variable de salida, se normaliza entre 0.1 y 0.9 porque con dicha normalización se alcanzan señales de salida con valores dentro del dominio de la función, cualquiera sea la función de activación.

Se enfatiza que los datos utilizados en el proceso de entrenamiento de la red (datos de entrada), son separados en dos grupos de forma totalmente aleatoria. El primer grupo, correspondiente al 80% (grupo de entrenamiento) de los datos, son utilizados para que la red neuronal aprenda sobre ellos, mientras el 20% (grupo de validación) restante, según lo aconsejado por Swingler [Swingler, 1996], es utilizado para evaluar la capacidad

predictiva de la red. Estos últimos, son excluidos del proceso de entrenamiento, por lo que no intervienen en el proceso de aprendizaje y resultan útiles para verificar que no haya sobre-aprendizaje.

3.10 Arquitectura de la Red Neuronal Artificial

Según Taylor [Taylor, 2006] la arquitectura de las RNA debe ser elegida mediante iteraciones, donde cada una, tiene por intención mejorar la decisión anterior.

Anderson y Mcneill propusieron tres reglas que pueden ser una guía para el desarrollo de la red [Anderson & Mcneill, 1992]:

- El número de neuronas en la capa oculta es consistente a la complejidad de las relaciones entre las señales de entrada y las de respuesta. Es decir, si existe una mayor complejidad en el sistema que integra las variables de entradas y las transforma en salida (modelo), más neuronas deberán ser agregadas a la capa oculta.
- Si el modelo a aproximar puede ser separado en más funciones independientes entre sí, entonces cada una de las funciones debiera ser representada por una capa oculta dedicada a la aproximación de la misma.
- El número de neuronas en cada capa oculta está relacionada a la cantidad de datos disponibles para entrenamiento. La Ecuación (3.36) describe una buena receta de diseño:

$$N_i = \frac{Numero\ de\ set\ de\ Datos\ de\ entrenamiento}{(Numero\ de\ señales\ de\ entrada + numero\ de\ señales\ de\ salida) \cdot \alpha_{ND}} \quad \textbf{(3.36)}$$

Donde,

N_i: Es el número de neuronas en la capa i

α_{ND}: Un factor de 1 a 50, basado en la cantidad de ruido de los datos. Datos típicos rondan el valor 10, mientras que datos con mayor ruido alcanzarán un valor de 25 a 50.

3.11 Virtudes y defectos del MRP

El MRP es, hasta el momento, uno de los algoritmos más populares de aprendizaje supervisado (técnica de aprendizaje que busca deducir una función a partir de datos de entrenamiento) en redes neuronales multicapa. Entre las virtudes y defectos que posee el MRP podemos contar [Haykin, 1999]:

- Aproximadoras de funciones

Un perceptrón multicapa entrenado con el MRP, se puede mostrar como un esquema sigmoideo anidado. Estos esquemas, tales como los de la Ecuación (3.37), son aproximadoras universales.

$$F(X,W) = \varphi\left(\sum_{k} \omega_{ko}\, \varphi\left(\sum_{j} \omega_{jk}\, \varphi\left(\ldots \varphi\left(\sum_{i} \omega_{il} x_i\right)\right)\right)\right) \tag{3.37}$$

En el contexto de la aproximación, podría tener otra aplicación útil. Si la función de activación en las neuronas de salida es suave, entonces la derivada de la función de salida también, y entonces puede aproximarse a la derivada de la función real [Hornik et al., 1990].

- Eficiencia Computacional

La eficiencia computacional de un algoritmo se mide en función del número de multiplicaciones, sumas, y el almacenamiento relacionado a su implementación. Un algoritmo de aprendizaje se dice computacionalmente eficiente cuando su complejidad es polinomial en relación al número de parámetros que son ajustados de una iteración a otra. En este sentido MRP cumple con esas características. En el proceso de aprendizaje de la red multicapa, la matriz de pesos sinápticos tiene una complejidad lineal en el sentido en que el algoritmo actualiza dicha matriz.

- Robustez

El algoritmo MRP es robusto en el sentido de que a pequeñas variaciones en la función de optimización solo dan lugar a pequeños errores en la estimación. Si el modelo observado (función a aproximar) es lineal, entonces el algoritmo minimiza las variaciones en el error de estimación. Si el modelo en cuestión es no-lineal, entonces se dice que el método realiza lo mismo localmente, siempre que los valores iniciales de los pesos de las conexiones sinápticas estén lo suficientemente cerca de los valores óptimos. Esto, para garantizar que el método no quede atrapado en una condición de mínimo local de la función de optimización.

- Convergencia

El MRP usa un estimador instantáneo del gradiente de la curva del error relacionada a los pesos sinápticos. El algoritmo, es entonces, estocástico por naturaleza, esto significa, que tiene tendencia a zigzaguear en dirección al mínimo de la curva del error. En efecto, es una aplicación de un método estadístico conocido como "aproximación estocástica". En consecuencia, su convergencia es lenta. Esto puede ocurrir porque la curva del error es demasiado plana, y la derivada tiende a ser pequeña, por lo que el ajuste de los pesos es casi nulo; por otro lado, si es demasiado curva, entonces la derivada puede tender a dispararse, provocando que el algoritmo pase más allá de su objetivo varias veces en el aprendizaje (Figura 3.10). Otra de las razones para que la convergencia sea lenta ocurre cuando el vector gradiente apunta muy lejos del mínimo de la superficie de error, por lo que los ajustes en las conexiones sinápticas avanzan en direcciones equivocas.

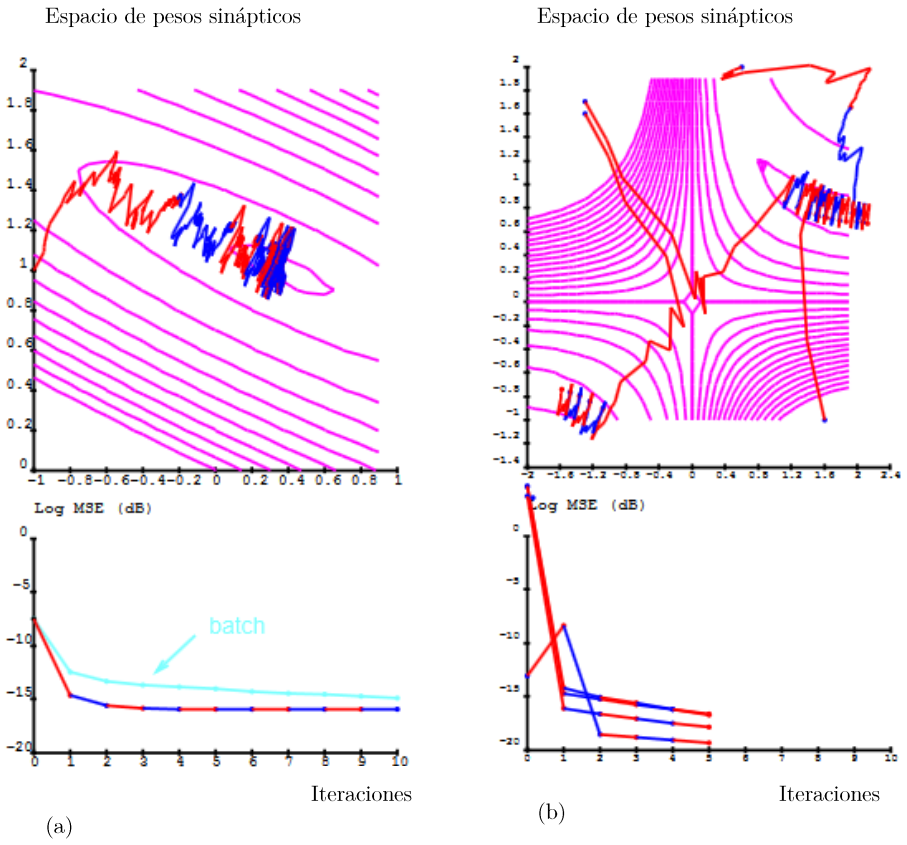


Figura 3.10 Muestra de las diferencias en el entrenamiento para una curva de error plana (a) y demasiado curva (b) [LeCun et al., 2012].

- Mínimo local

Una de las desventajas del MRP es la presencia de mínimos locales en la superficie del error, además del mínimo global. Por esta razón, el método corre un fuerte riesgo de quedar atrapado en uno de estos mínimos locales (Figura 3.11), donde cualquier cambio en las conexiones sinápticas implica un aumento en la función de optimización. En el espacio de pesos sinápticos, puede existir otra combinación de pesos donde la función de optimización posee un valor menor (mínimo global), y como esta situación es más deseable, es necesario buscar más de una inicialización a la matriz de conexiones sinápticas o pesos.

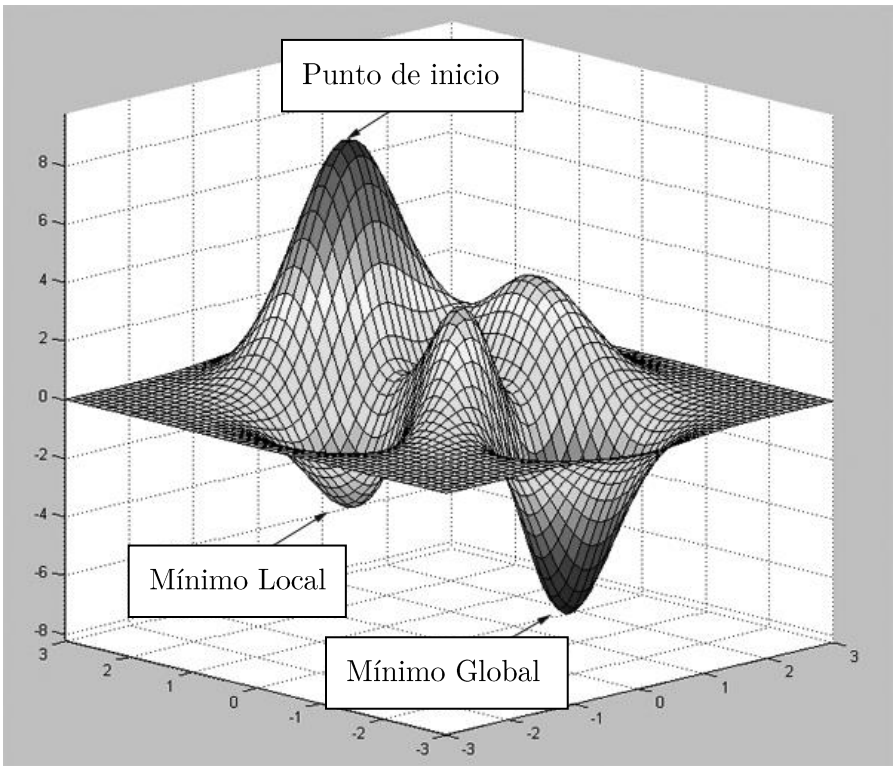


Figura 3.11 Superficie de Error [Sergiu, 2011]

3.12 Entrenamiento por Lote

En los capítulos anteriores fue presentado el método de propagación hacia atrás en su modo secuencial. Sin embargo, existen dos formas de implementar el método del gradiente descendente, el entrenamiento secuencial y por lote. En el primero, los pesos sinápticos son ajustados una vez por cada set de datos de entrada utilizados en el entrenamiento, mientras que, en el entrenamiento por lote, todos los sets de datos de entrada son utilizados para ajustar los pesos sinápticos a la vez [Hagan, Demuth, & Beale, 1996]. Así, en el entrenamiento por lote, el valor instantáneo del error total se obtiene de la siguiente forma:

$$\xi_{prom}(n) = \frac{1}{2\mathrm{N}} \sum_{t=1}^{T} \sum_{j} e_j^2(n) \tag{3.38}$$

Donde,

t Se refiere al set de datos de entrenamiento.

Y la actualización de los pesos se aplica de la siguiente manera:

$$\Delta\omega_{j,i}(n) = -\eta \frac{\partial \xi_{prom}(n)}{\partial \omega_{i,j}(n)} = -\frac{\eta}{N} \sum_{t=1}^{T} e_j \frac{\partial e_j(n)}{\partial \omega_{ij}} \tag{3.39}$$

Para calcular la derivada parcial $\frac{\partial e_j(n)}{\partial \omega_{ij}}$ se procede de la misma forma que en el modo secuencial.

Aunque el modo secuencial requiere menos memoria local para cada conexión sináptica, le resulta más fácil quedar atrapado en un mínimo local. En la misma línea, el modo secuencial por su naturaleza estocástica (el set de entrenamiento se escoge al azar) es más difícil establecer condiciones de convergencia del algoritmo.

En contraste, el uso del entrenamiento por lote proporciona una estimación precisa del gradiente de ξ, por lo que la convergencia está garantizada en términos simples. Además, la composición del entrenamiento por lote hace más fácil paralelizar que el modo secuencial. Cuando los datos de entrenamiento son redundantes (sets de datos repetidos), el modo de entrenamiento secuencial puede ser más ventajoso. [Haykin, 1999]

CAPÍTULO 4 ANÁLISIS ESTADÍSTICO

4.1 Comparación de modelos

Al comparar modelos de predicción con variables medidas, se debe considerar la precisión, la exactitud y el sesgo. La dispersión de los datos refleja la precisión. La exactitud es la conformidad de la predicción y el valor real observado. El sesgo es la tendencia de los datos previstos a desviarse y realizar proyecciones sobre o bajo lo real, es decir, un error sistemático entre lo predicho y lo observado. La precisión, exactitud y sesgo se ven influenciadas por los errores en la optimización, las variables omitidas en el modelo, y la elección de la estructura del modelo [Witczak & Bari, 2006]. Estos conceptos se ven gráficamente en la Figura 4.1.

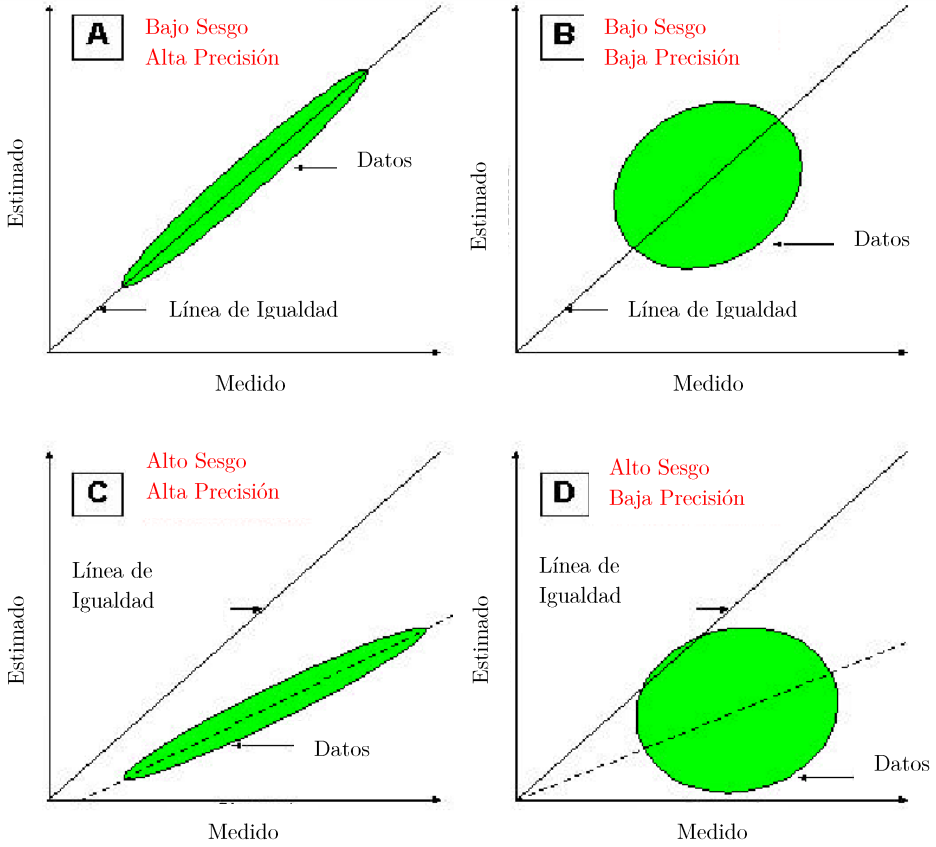


Figura 4.1 Diferencias entre precisión, exactitud y sesgo [Witczak & Bari, 2006].

4.2 Bondad de Ajuste Estadística

Para la calificación de la bondad de ajuste, se hará uso de los siguientes estimadores estadísticos: coeficiente de determinación R^2, desviación media absoluta (DMA), error cuadrático medio (ECM), porcentaje de error absoluto (PEAM) y sesgo, además de la relación entre la desviación estándar de los errores y la desviación estándar de la muestra. En la Tabla 4.1, se señalan las variables relacionadas a la precisión exactitud, y sesgo. El modelo que resulte en un mayor R^2 y en una menor magnitud de las variables estadísticas, será el escogido. Adicionalmente, la Tabla 4.2 presenta un criterio de bondad de ajuste estadística, propuesto por Pellinen, para los modelos predictores del Módulo Dinámico [Pellinen, 2001].

Tabla 4.1 Medidas de dispersión estadística.

Variable	*Formula*
Coeficiente de determinación (R^2)	$1-\frac{(n-p)}{(n-1)}\left(\frac{S_e}{S_y}\right)^2$
Medidores de Sesgo	
Sesgo *Mean Error (ME)*	$\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left(d_j(n)-y_{j,t}^{(L)}(n)\right)$
Medidores de Precisión	
Desviación estándar	$S_y=\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n}\left(d_j(n)-\overline{d_j(n)}\right)^2}{n}}$
Desviación estándar del error	$S_e=\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n}\left(d_j(n)-y_{j,t}^{(L)}(n)\right)^2}{n}}$
Desviación estándar del error dividido por la Desviación estándar de la muestra. (S_e/S_y)	$\frac{S_e}{S_y}$
Medidores de Exactitud	
Desviación media absoluta (DMA) *Mean Absolute Error* (MAE)	$\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left\|d_j(n)-y_{j,t}^{(L)}(n)\right\|$
Error cuadrático medio (ECM) *Mean Square Error* (MSE)	$\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left(d_j(n)-y_{j,t}^{(L)}(n)\right)^2$
Porcentaje de error absoluto medio (PEAM) *Mean Absolute Percentage Error* ($MAPE$)	$\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left\|\frac{d_j(n)-y_{j,t}^{(L)}(n)}{d_j(n)}\right\| x100$

Tabla 4.2 Criterio estadístico para la correlación entre valores predichos versus observados.

Criterio	R^2	S_e/S_y
Excelente	≥ 0.9	≤ 0.35
Bueno	$0.70-0.89$	$0.36-0.55$
Aceptable	$0.40-0.69$	$0.56-0.75$
Pobre	$0.20-0.39$	$0.76-0.90$
Muy Pobre	≤ 0.19	≥ 0.90

CAPÍTULO 5 MÓDULO DINÁMICO EN MEZCLAS ASFÁLTICAS

5.1 Introducción

En la GDPEM, son varias las variables requeridas para la caracterización del material en el diseño empírico-mecanicista. Dichas variables se determinan a partir de un sistema de niveles jerárquicos (3 niveles). El enfoque se basa en la filosofía de que el nivel de esfuerzo ingenieril ejercido en el proceso de diseño del pavimento, debe ser consistente con la importancia relativa, el tamaño y el costo del proyecto. El nivel 1 necesita de los procedimientos más actuales disponibles, normalmente pruebas completas de laboratorio o de terreno. Por el contrario, el nivel 3 requiere que el diseñador estime el valor de entrada de diseño más apropiado de la propiedad del material, basándose en la experiencia con poca o ninguna prueba de laboratorio. Las variables de entrada en el nivel 2 se estiman mediante correlaciones con otras propiedades de materiales que se miden en el laboratorio, o bien de pruebas en terreno [NCHRP Project 1-37A, 1999].

La propiedad más importante de la MAC que influye en la respuesta de un pavimento flexible es el módulo de la mezcla asfáltica en caliente (E_{MAC}). En una MAC en específico, la temperatura y la velocidad de carga (frecuencia) influyen significativamente en el E_{MAC}, así también lo hace el envejecimiento de la mezcla.

La GDPEM ha seleccionado al Módulo Dinámico como un parámetro requerido para calcular esfuerzos y deformaciones en la mezcla asfáltica. Este parámetro tiene la ventaja de que puede utilizarse en modelos que determinan el desempeño de la mezcla al ahuellamiento y el agrietamiento a fatiga [García, 2007].

En el caso de |E*| el nivel 2 permite utilizar el modelo Witczak para predecir esta variable. Son numerosos los investigadores que han evaluado la capacidad predictiva de dicho modelo. Este modelo, ha sido revisado y refinado en orden de obtener mejores predicciones para mezclas en los EEUU [Yu & Shen, 2012].

Según Yu & Shen [Yu & Shen, 2012], una calibración local, para la predicción del Módulo Dinámico, es necesaria para:

- Ayudar al diseñador a entender a fondo los materiales locales y seleccionar soluciones lo más costo-efectivas según los propósitos de diseño.
- Ayudar en el análisis esfuerzo-deformación a través de una predicción más precisa, basado en una calibración local.
- Generar datos de entrada más representativos de los materiales locales.

Existen otros modelos para estimar el Módulo Dinámico |E*|, adicionales al modelo Witczak propuesto en la GDPEM, tales como: el Modelo Hirsch, Al Khateeb, y Witczak modificado. Todos ellos serán tratados más adelante, evaluando su potencialidad predictiva.

En nuestro país, el diseño de pavimentos flexibles está lejos de esta nueva metodología haciéndose preciso la migración desde el método actual (AASHTO 93) a la metodología propuesta en la nueva GDPEM, pues esta última ofrece beneficios potenciales por sobre AASHTO 93, en relación a obtener diseños y estrategias de rehabilitación de pavimentos más costo-efectivos. A pesar de estos beneficios, existe una gran barrera que ha detenido la migración, y está en relación a que la forma de obtener las variables de entrada para el diseño es más difícil y costosa. Es de interés encontrar metodologías que permitan estimar estas variables en función de parámetros que sean fáciles y menos costosos de obtener.

5.2 Definición

El módulo dinámico se define como función de la temperatura, la frecuencia, edad y de características propias de la mezcla como la granulometría, el contenido de asfalto y los vacíos de aire, entre otros.

Cuando se somete el material asfáltico a una carga cíclica, se produce una onda de esfuerzo que puede ser descompuesta en dos ondas, una en fase con la deformación y

otra con un desfase a la misma [Garcia, 2014]. La primera puede ser caracterizada a través del módulo elástico; la segunda con el módulo viscoso, como se muestra a continuación:

$$E' = \frac{\sigma_0}{\varepsilon_0} cos\delta \;\; E'' = \frac{\sigma_0}{\varepsilon_0} sen\delta \tag{5.1}$$

Lo anterior se suele representar a través de un número complejo E^*, esto es:

$$E^* = E' + iE'' \tag{5.2}$$

Según García [García, 2007], el Módulo Dinámico, se define como la proporción entre la amplitud del esfuerzo sinusoidal (haversine) y la amplitud de la deformación sinusoidal (a un mismo tiempo y frecuencia), lo que resulta en una respuesta estacionaria

$$E^* = \frac{\sigma}{\varepsilon} = \frac{\sigma_0 \cdot e^{i\omega t}}{\varepsilon_0 \cdot e^{i(\omega t - \delta)}} = \frac{\sigma_0 \cdot sen(\omega t)}{\varepsilon_0 \cdot sen(\omega t - \delta)} \tag{5.3}$$

Donde,

E^*: Módulo Complejo;

σ_0: Amplitud del esfuerzo;

ε_0: Amplitud de la deformación;

δ: Ángulo de fase;

ω: Velocidad angular;

t: Tiempo.

Entonces, el Módulo Dinámico se define como:

$$|E^*| = \frac{\sigma_0}{\varepsilon_0} \tag{5.4}$$

El ángulo de fase representa el retraso en la deformación debido a la aplicación de un esfuerzo compresivo (Figura 5.1). De esta forma se evidencia como el comportamiento de la mezcla asfáltica es dependiente de la frecuencia.

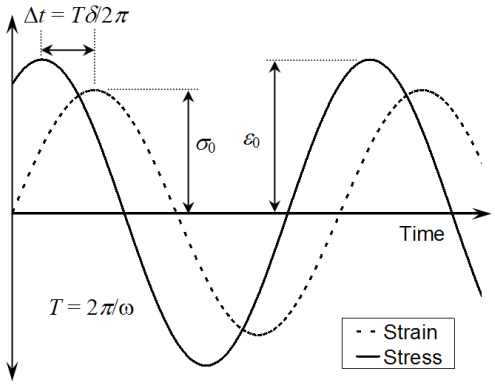


Figura 5.1 Esfuerzo deformación, ante cargas cíclicas [García, 2014].

5.3 Variables influyentes en la magnitud del Módulo Dinámico

Según Robbins [Robbins, 2009], el espécimen de prueba para el módulo dinámico posee muchas variables que afectan su desempeño, sin embargo, existen dos que engloban las demás características: el agregado y el bitumen. Dentro de ambos componentes existen numerosas propiedades que influencian la respuesta de la mezcla.

5.3.1 Dependencia de la frecuencia y de la temperatura

Estudios anteriores han demostrado la dependencia entre el Módulo Dinámico y la frecuencia o temperatura. Por ejemplo, Tashman y Elangovan [Tashman & Elangovan, 2007] concluyeron que el Módulo Dinámico de 7 muestras de mezcla JMF mostraba gran variación en dichas mezclas, y bajo un análisis ANOVA mostraban ser significativamente diferentes. Dicha variación era menos significativa cuando la frecuencia de carga era alta, pero que al bajar la frecuencia, la diferencia se hacía mucho más significativa. Cuando la variable en juego era la temperatura, ocurría exactamente lo contrario, a altas temperaturas la variación era significante mientras que a bajas temperaturas era insignificante.

Mohammad y su equipo [Mohammad et al., 2007] también mostraron cómo el Módulo Dinámico decrecía con un incremento en la temperatura y con un decaimiento en la frecuencia (Ver Figura 5.2). Analizaron estos resultados para 13 mezclas, en cinco

temperaturas (-10, 4, 25, 38, y 54 °C), y seis frecuencias distintas (0.1, 0.5, 1, 5, 10, y 25 Hz).

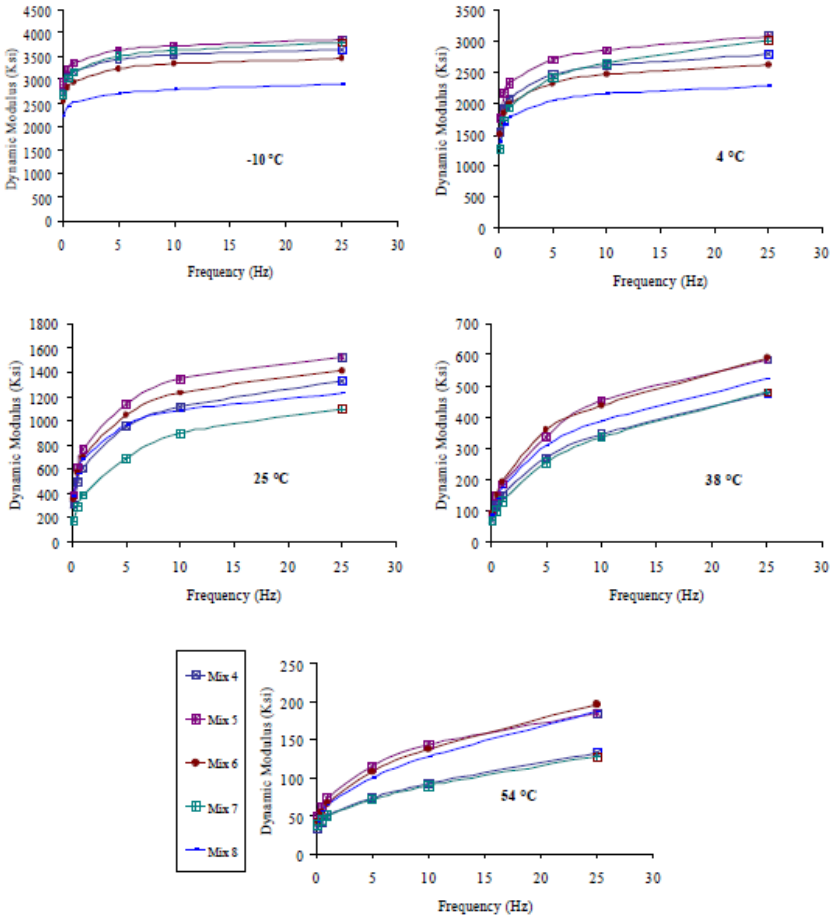


Figura 5.2 Módulo Dinámico a (-10, 4, 25, 38, y 54 °C) y (0.1, 0.5, 1, 5, 10, y 25 Hz) [Mohammad et al., 2007].

5.3.2 Dependencia de las propiedades del agregado

Robbins, en base a las investigaciones de Bonnaure y su equipo [Bonnaure et al., 1977] enfatiza que el porcentaje volumétrico del agregado, también influencia el módulo dinámico de la mezcla [Robbins, 2009]. La variación del volumen de vacíos de aire (V_a) también parecía incidir sobre la rigidez (E*) de la mezcla. Otros investigadores [Yu & Shen, 2012], también indican al volumen de vacíos de aire, y que en general las muestras con mayor V_a mostrarán un $|E^*|$ menor.

Tashman y Elongovan [Tashman & Elangovan, 2007] concluyeron que una variación de un 2% en ρ_{200} (% del agregado que pasa por el tamiz N°200, respecto al peso) no producía una diferencia significativa en el módulo dinámico.

También se ha mostrado que el valor medido del Módulo Dinámico era sensible al tamaño maximo nominal del agregado de una mezcla [Mohammad et al., 2007].

Según Yu y Shen [Yu & Shen, 2012], la granulometría del agregado es uno de los componentes claves de la mezcla, la manera en que se diseña tiene una influencia en las características de la mezcla y su desempeño. Ellos compararon las granulometrías especificadas en la Tabla 5.1, para 3 contenidos de asfalto: 4%, 7%, y 9%.

Tabla 5.1 Porcentaje pasante por tamiz [Yu & Shen, 2012].

Tamiz	$\rho_{3/4}$ *19 mm*	$\rho_{1/2}$ *12.5 mm*	$\rho_{3/8}$ *9.5 mm*	ρ_{4} *4.75 mm*	ρ_{8} *2.36 mm*	ρ_{16} *1.18 mm*	ρ_{30} *0.6 mm*	ρ_{50} *0.3 mm*	ρ_{100} *0.15 mm*	ρ_{200} *0.075 mm*
C8046	*100*	*96*	*81*	*53*	*31*	*20*	*14*	*11*	*8*	*6.3*
C8017	*100*	*94*	*82*	*55*	*36*	*24*	*18*	*15*	*9*	*6.3*
C8013	*100*	*95*	*83*	*53*	*33*	*23*	*18*	*14*	*8*	*5.7*
C8033	*100*	*93*	*85*	*53*	*35*	*24*	*16*	*11*	*8*	*5.5*
C8016	*100*	*94*	*83*	*60*	*46*	*33*	*22*	*12*	*7*	*5.1*
C7879	*100*	*95*	*78*	*54*	*36*	*24*	*17*	*12*	*8*	*6*
C7564	*100*	*95*	*82*	*55*	*35*	*23*	*16*	*10*	*7*	*4.9*

Con,

$\rho_{3/4}$: % del agregado retenido en el tamiz 3/4, respecto del peso total del agregado;

$\rho_{3/8}$: : % del agregado retenido en el tamiz 3/8, respecto del peso total del agregado;

$\rho_{3/4}$: % del agregado retenido en el tamiz N°4, respecto del peso total del agregado;

ρ_{200} : % del agregado que pasa en el tamiz N°200, respecto del peso total del agregado;

Los resultados de dicho estudio se muestran en la Figura 5.3 y la Figura 5.4, donde se puede ver los efectos del agregado en el módulo Dinámico. A pesar de que estos resultados muestran que las propiedades tienen un efecto sobre el Módulo Dinámico, la tendencia no es clara (ver mezcla C8033 para 7% de contenido de aire en Figura 5.4).

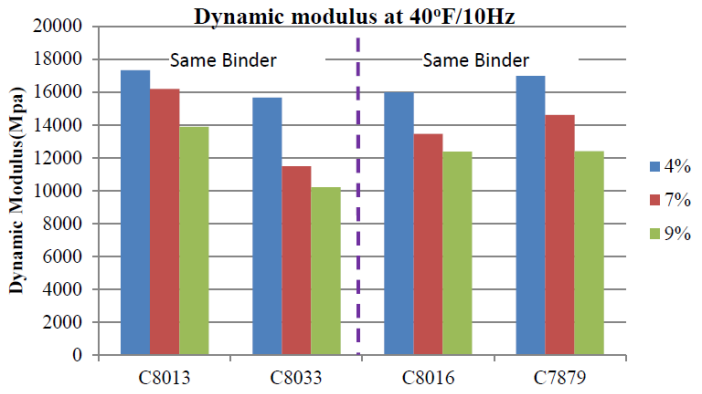


Figura 5.3 Efecto de la graduación del agregado en el módulo Dinámico a 4°C/10Hz y a diferentes V_a[Yu & Shen, 2012].

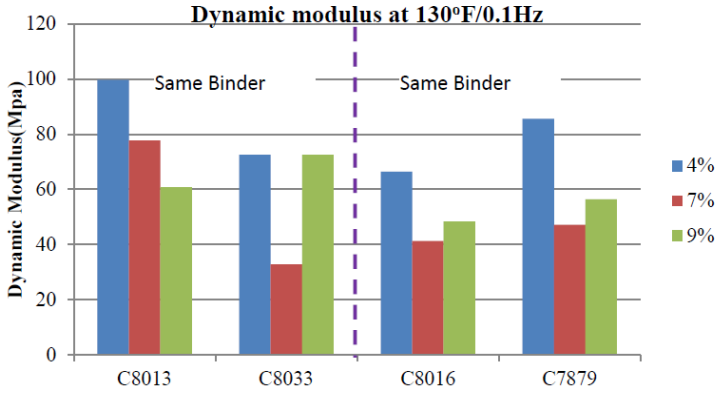


Figura 5.4 Efecto de la graduación del agregado en el Módulo Dinámico a 54°C/0.1 Hz y a diferentes V_a [Yu & Shen, 2012].

5.3.3 Dependencia de las propiedades del asfalto

En una mezcla asfáltica, el asfalto es uno de los componentes más esenciales, su desempeño está directamente relacionado a las características del bitumen. En ese sentido, existe necesidad de evaluar las relaciones entre las propiedades del bitumen y las propiedades de la mezcla asfáltica, porque un mejor entendimiento y selección del

bitumen puede mejorar el rendimiento de la mezcla asfáltica [Yu & Shen, 2012]. A continuación, se muestra la variación en el módulo dinámico en distintos grados de desempeño (PG), mostrando que el grado PG también influye sobre el valor del Módulo Dinámico. Las Figuras 5.5 y 5.6 muestran la influencia del grado PG en el Módulo Dinámico.

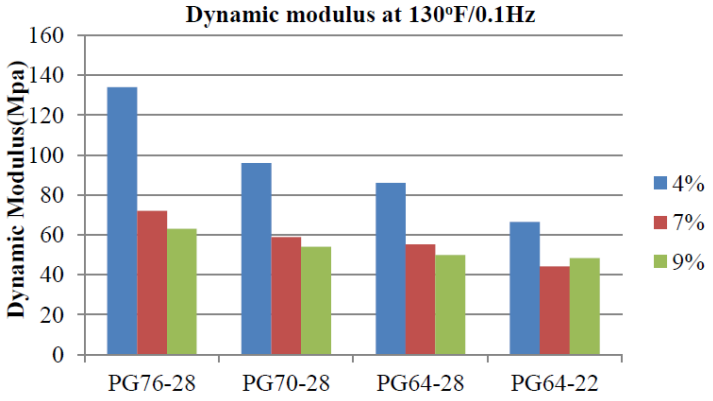


Figura 5.5 Módulo Dinámico para distintos grados de desempeño 54°C/0.1 Hz y a diferentes V_a [Yu & Shen, 2012].

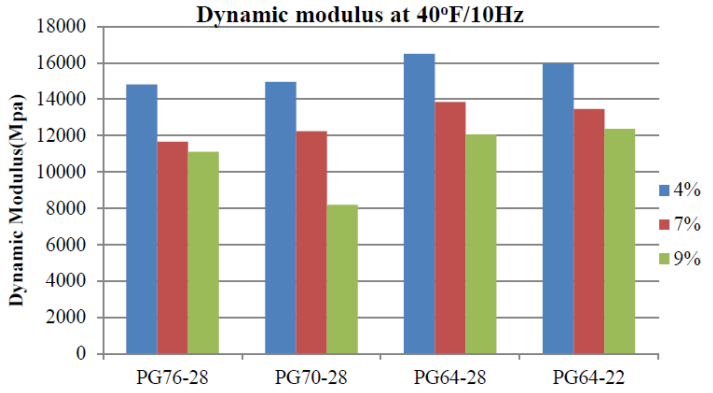


Figura 5.6 Módulo Dinámico para distintos grados de desempeño 4°C/0.1 Hz y a diferentes V_a [Yu & Shen, 2012].

5.4 Modelos de predicción del módulo dinámico en mezclas asfálticas

La determinación del Módulo Dinámico en el nivel jerárquico más alto (Nivel 1) es a través de una medición en laboratorio. Sin embargo, este ensayo es difícil y costoso de

realizar, entonces encontrar modelos que permitan predecir, con cierta certeza, el módulo dinámico se hace necesario y útil.

Existen muchos modelos para predecir el Módulo Dinámico. Todos ellos basados en propiedades del material que ya se conocen de los ensayos rutinarios. La mayoría de ellos son empíricos o semi-empíricos y se basan en propiedades volumétricas de la mezcla y de las características del asfalto [García, 2007]. Cuatro de ellos serán mencionados en este estudio, producto de su simplicidad y capacidad predictiva: El modelo Hirsch, Al Khateeb, Witczak Original y Witczak Modificado. Este último es una nueva versión del modelo Witczak Original.

5.4.1 Revisión de los Modelos de Predicción del Módulo Dinámico

La publicación de Witczak y Fonseca [Witczak & Fonseca, 1996], mostraba el siguiente recopilatorio de ecuaciones utilizadas hasta ese momento para la predicción del módulo dinámico.

Tabla 5.2 Modelos anteriores a 1999 [Witczak & Fonseca, 1996].

N	*Forma del Modelo Predictivo de E**	*Modelo*
1A	$log\|E^*\| = a_0 + a_1\rho_{200} + a_2V_a + a_3\eta_{70,10^6} + a_4\rho_{ac}^{a_5}t_p^{a_6}$	*Shook Kallas 1967/69*
1B	$log\|E^*\| = b_0 + b_1\rho_{200} + b_2V_a + b_3\rho_{ac}^{b_4}(log\,\eta_t)^{b_5}$	*Shook Kallas 1967/69*
1C	$E = c_0 \cdot c_1^{-t_p \cdot c_2}$	*Witczak 1970/72*
2A	$log\|E^*\| = d_0 + d_1(\rho_{200})f^{d_2} + d_3V_a + d_4\eta_{70,10^6} + d_5\left[t_p^{(d_6+d_7logf)}\rho_{ac}^{d_8}\right] + d_9\left[t_p^{(d_6+d_7logf)}\rho_{ac}^{d_8}f^{d_{10}}\right] + d_{11}f^{d_{12}}$	*Witczak Shook 1977/78*
2B	$log\|E^*\| = e_0 + e_1V_a + e_2\eta_{70,10^6} + e_3t_p^{e_4}V_{beff}^{e_5}$	*Witczak 1979/80*
3	$log\|E^*\| = g_0 + g_1(\rho_{200})f^{g_2} + g_3V_a + g_4\eta_{70,10^6} + g_5f^{g_6} + \left[g_7t_p^{(g_8+g_9logf)} + g_{10}f^{g_{11}}t_p^{(g_8+g_9logf)}\right]\left[\rho_{ac} - \rho_{opt} + g_{12}\right]^{g_{13}}$	*Witczak Miller Uzan 1982/83*
4A	$log\|E^*\| = h_0 + h_1V_a + h_2\rho_{3/4} + h_3\eta_{70.10^6} + h_4t_p + h_5logf + h_6\,log(f \cdot t_p^2) + h_7(V_{beff} - V_{beffopt} + h_8)^{h_9}t_p^2 + h_{10}(V_{beff}\rho_4) + h_{11}(\rho_{200}\rho_{abs})$	*Witczak Akhter 1983/84*
4B	$log\|E^*\| = k_0 + k_1V_{beff} + k_2V_a + k_3\rho_{200} + k_4\rho_4 + k_5\rho_{abs} + k_6t_p + k_7f + k_8t_p^2 + k_9V_{beff}^2 + k_{10}\rho_{200}^2 + k_{11}\rho_{3/4}^2 + k_{12}\rho_{3/8}^2 + k_{13}\rho_4^2 + k_{14}\rho_{abs}^2 + k_{15}\eta_{70,10^6} + k_{16}f^2 + k_{17}\rho_{3/8}V_{beff} + k_{18}\rho_{3/4}V_{beff} + k_{19}\rho_{3/4}\rho_4 + k_{20}\rho_{3/8}\rho_4 + k_{21}\rho_{3/8}\rho_{abs}$	*Witczak Akhter 1983/84*
5A	$log\|E^*\| = l_0 + l_1V_{beff} + l_2V_a + l_3\rho_{200} + l_4\rho_{abs} + l_5t_p + l_6f + l_7t_p^2 + l_8V_{beff}^2 + l_9\rho_{200}^2 + l_{10}\rho_{3/4}^2 + l_{11}\rho_{3/8}^2 + l_{12}\rho_{abs}^2 + l_{13}\left(\eta_{70,10^6}\right)^2 + l_{14}f^2 + l_{15}\rho_{3/8}V_{beff} + l_{16}\rho_{3/4}V_{beff} + l_{17}\rho_{3/4}\rho_4 + l_{18}\rho_{3/8}\rho_4 + l_{19}\rho_{3/8}\rho_{abs}$	*Witczak Leahy Caves Uzan 1985/89*
5B	$log\|E^*\| = m_0 + m_1V_a + m_2\rho_{3/4} + m_3\eta_{70,10^6} + m_4t_p + m_5logf + m_6\,log(ft_p^2) + m_7(V_{beff} - V_{beffopt} + m_8)^{m_9}t_p^2 + m_{10}(V_{beff}\rho_4) + m_{11}(\rho_{200}\rho_{abs})$	*Witczak Leahy Caves Uzan 1985/89*

Las variables de correlación se pueden ver en la Tabla 5.3.

Tabla 5.3 Constantes de Regresión de Modelos Previos a 1999 [Witczak & Fonseca, 1996].

K_i	1A a_i	1B b_i	1C c_i	2A d_i	2B e_i	3 g_i	4A h_i	4B k_i	5A l_i	5B m_i
K_0	1.5436	3.12197	3.8 E+06	0.553833	1.52531	0.553833	1.45716	2.468	2.250053	1.457061
K_1	0.020108	0.0248722	1.046	0.028829	-0.03476	0.0288229	-0.0256272	-0.1155	-0.091756	-0.02481
K_2	-0.031861	-0.034587	-1.45	-0.17033	0.070377	-0.17033	0.0127921	-0.0299	-0.027949	0.012597
K_3	0.068142	-9.02594		-0.03476	-0.0001	-0.03476	0.0627099	-0.0975	-0.096881	0.060764
K_4	-0.00127	0.19		0.070377	1.79825	0.070377	-0.0083735	-0.00963	0.250094	-0.0081771
K_5	0.4	-0.9		0.000005	0.5	0.931757	0.14306	0.359	-0.006447	0.146439
K_6	1.4			1.3		-0.02774	0.00001932	-0.00815	0.060612	0.000001844
K_7				0.49825		0.000005	-0.00002541	0.066	-0.00007404	-0.00002559
K_8				0.5		1.3	8	-0.0000618	0.001915 39	8
K_9				-0.00189		0.49825	0.5	0.00253	0.0082813	0.5
K_{10}				-1.1		-0.00189	-0.0001492	0.0083	-0.0010225	-0.0001522
K_{11}				0.931757		-1.1	0.005918	-0.00164	0.0001909	0.005006
K_{12}				-0.2774		4		0.000308	-0.0801155	
K_{13}						0.5		0.000204	0.0148592	
K_{14}								-0.105	-0.0024159	
K_{15}								0.0171	0.00094015	
K_{16}								-0.00268	0.00084534	
K_{17}								0.00167	0.0004965	
K_{18}								0.000709	-0.00034328	
K_{19}								0.000937	-0.00316297	
K_{20}								-0.00069		
K_{21}								-0.0031		
n_m	29	29	29	41	41	131	131	131	149	149
n_t	87	87	87	369	369	1179	1179	1179	1429	1429
R^2	0.968	0.971	-	0.969	0.939	0.877	0.934	0.95	0.949	0.937
S_e	0.0889	0.0849	-	0.0887	0.1525	0.15	0.122	0.103	0.107	0.118

De acuerdo con Bari y Witczak [Witczak & Bari, 2006], estas ecuaciones que se han desarrollado a lo largo de más de 6 décadas son presentados a continuación:

Tabla 5.4 Modelos Predictivos del Módulo Dinámico previos a 2006 [Witczak & Bari, 2006].

N° Modelo	*Modelo Predictivo de E**	*Año de Publicación*	*Base de Datos Original*	
			Numero de Mezclas	*Número de puntos*
1	*Van der Poel Model*	*1954*	*No Registra*	*No Registra*
2	*Bonnaure Model*	*1977*	*9*	*93*
3	*Shook and Kallas' Models*	*1969*	*29*	*87*
4	*Wiczak's Early Model, 1972*	*1972*	*29*	*87*
5	*Witczak and Shook's Model*	*1978*	*41*	*369*
6	*Witczak's 1981 Model*	*1981*	*41*	*369*
7	*Witczak, Miller and Uzan's Model*	*1983*	*131*	*1179*
8	*Witczak and Akhter's Models*	*1984*	*131*	*1179*
9	*Witczak, Miller and Uzan's Model*	*1989*	*149*	*1429*
10	*Witczak and Fosceca's Model*	*1996*	*149*	*1429*
11	*Andrei, Witczak and Mirza's Revised Model*	*1999*	*205*	*2750*
12	*Hirsch Model of Christensen, Pellinen and Bonaquist*	*2003*	*18*	*206*

5.4.2 Modelos de Predicción de |E*| más promisorios.

Como se mostró en la sección anterior, desde la década del 50, se han desarrollado más de una docena de ecuaciones predictivas para estimar |E*| a partir de propiedades de los materiales y volumétricas más simples de obtener. En la Tabla 5.5, a continuación, se muestra una selección de los modelos de predicción más promisorios, y que mostraron un mayor número de investigaciones para probar su capacidad predictiva.

Tabla 5.5 Modelos Predictivos del Módulo Dinámico más promisorios.

*Modelo Predictivo de E**	*Año de Publicación*
Modelo Witczak Fonseca	*1996*
Modelo Witczak Original (NCHRP Project 1-37A, 1999)	*1999*
Modelo Hirsch	*2003*
Modelo Witczak Modificado (Witczak & Bari, 2006)	*2006*
Modelo de ley de mezclas paralelas Al-Khateeb	*2006*

Estos modelos, así como las variables involucradas en ellos, se detallan en las secciones que vienen a continuación.

5.4.2.1 Modelo Witczak-Fonseca

Inicialmente se gastó mucho esfuerzo en tratar de determinar un modelo mejorado usando modelos multivariables lineales, sin grandes beneficios. El estudio de Fonseca y Witczak indicó que, una función de crecimiento sigmoidea se ajustaba mejor para

describir la variación del módulo dinámico con la viscosidad del bitumen y la frecuencia de carga [Witczak & Fonseca, 1996]. La función Sigmoidea se presenta en la Ecuación (5.5):

$$y = \delta + \frac{\alpha}{1 + e^{(\beta - \gamma x)}} \tag{5.5}$$

Proponiendo el siguiente modelo:

$$\begin{aligned} &\log |E^*| \\ &= -0.261 + 0.008225\rho_{200} - 0.00000101(\rho_{200})^2 + 0.00196\rho_4 - 0.0315V_a \\ &- 0.415\frac{V_{beff}}{V_{beff} + V_a} \\ &+ \frac{1.87 + 0.002808\rho_4 + 0.0000404\rho_{3/8} - 0.0001786\left(\rho_{3/8}\right)^2 + 0.0164\rho_{3/4}}{1 + e^{(-0{,}716 log f - 0{,}7425 log \eta)}} \end{aligned} \tag{5.6}$$

Donde,

$|E^*|$: Módulo Dinámico en las mezclas asfálticas, 10^5 psi;

f : Frecuencia de carga, Hz;

V_a : % de vacíos de aire en la mezcla, por volumen;

V_{beff} : % efectivo de contenido de asfalto, por volumen;

$\rho_{3/4}$: % del agregado retenido en el tamiz 3/4, respecto del peso total del agregado;

$\rho_{3/8}$: : % del agregado retenido en el tamiz 3/8, respecto del peso total del agregado;

$\rho_{3/4}$: % del agregado retenido en el tamiz N°4, respecto del peso total del agregado;

ρ_{200} : % del agregado que pasa en el tamiz N°200, respecto del peso total del agregado;

η : Viscosidad del bitumen (a cualquier temperatura, o grado de envejecimiento), 10^6 poise.

Obteniendo los valores estadísticos de la Tabla 5.6.

Tabla 5.6 Ajuste estadístico Modelo Predictivo [Witczak & Fonseca, 1996].

R^2	*0.930*
S_e	*0.12*
S_y	*0.47*
S_e/S_y	*0.225*
Error medio	*-0.00*

5.4.2.2 Modelo Andrei, Witczak y Mirza (Witczak Original)

Este modelo es capaz de predecir la rigidez para distintos rangos de temperatura, velocidad de carga, y envejecimiento, a partir de información típicamente disponible en las especificaciones del material o del diseño volumétrico de la mezcla [García, 2007]. Witczak y Mirza [Andrei et al., 1999] ajustaron el modelo Witczak-Fonseca con una base de datos más extensa, ajustando cada uno de los términos constantes de la regresión, obteniendo:

$$\log|E^*| = -1.249937 + 0.029232 \cdot \rho_{200} - 0.001767 \cdot (\rho_{200})^2 - 0.002841 \cdot \rho_4 - 0.058097 \cdot V_a - 0.802208 \cdot \frac{V_{beff}}{(V_{beff} + V_a)} \quad (5.7)$$

$$\frac{3.871977 - 0.0021 \cdot \rho_4 + 0.003958 \cdot \rho_{3/8} - 0.000017 \cdot (\rho_{3/8})^2 + 0.005470 \cdot \rho_{3/4}}{1 + e^{(-0.603313 - 0.313351 \cdot \log(f) - 0.393532 \cdot \log(\eta))}}$$

Donde,

$|E^*|$: Módulo Dinámico en las mezclas asfálticas, 10^5 psi;

f : Frecuencia de carga, Hz;

V_a : % de vacíos de aire en la mezcla, por volumen;

V_{beff} : % efectivo de contenido de asfalto, por volumen;

$\rho_{3/4}$: % del agregado retenido en el tamiz 3/4, respecto del peso total del agregado;

$\rho_{3/8}$: : % del agregado retenido en el tamiz 3/8, respecto del peso total del agregado;

$\rho_{3/4}$: % del agregado retenido en el tamiz N°4, respecto del peso total del agregado;

ρ_{200} : % del agregado que pasa en el tamiz N°200, respecto del peso total del agregado;

η : Viscosidad del bitumen (a cualquier temperatura, o grado de envejecimiento), 10^6 poise.

Se evaluaron 7400 datos de Módulo Dinámico con el modelo Witczak Original y se compararon con los valores de |E*| medidos directamente en laboratorio. Dichos resultados se pueden ver en las Figuras 5.7 y 5.8.

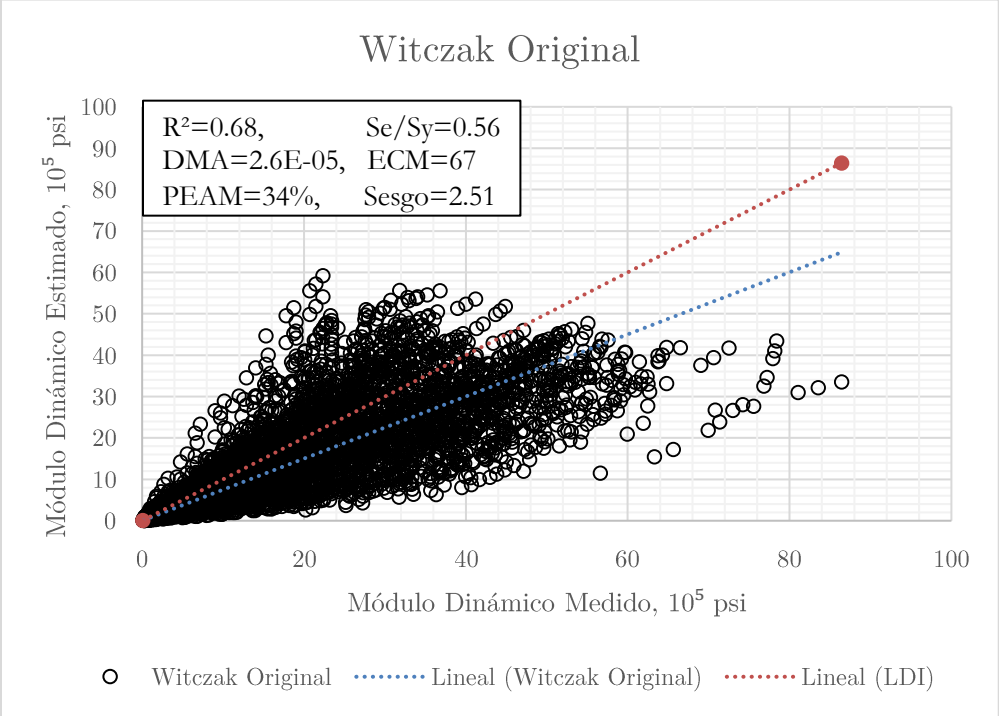


Figura 5.7 |E*| estimado en base a Witczak Original, escala aritmética.

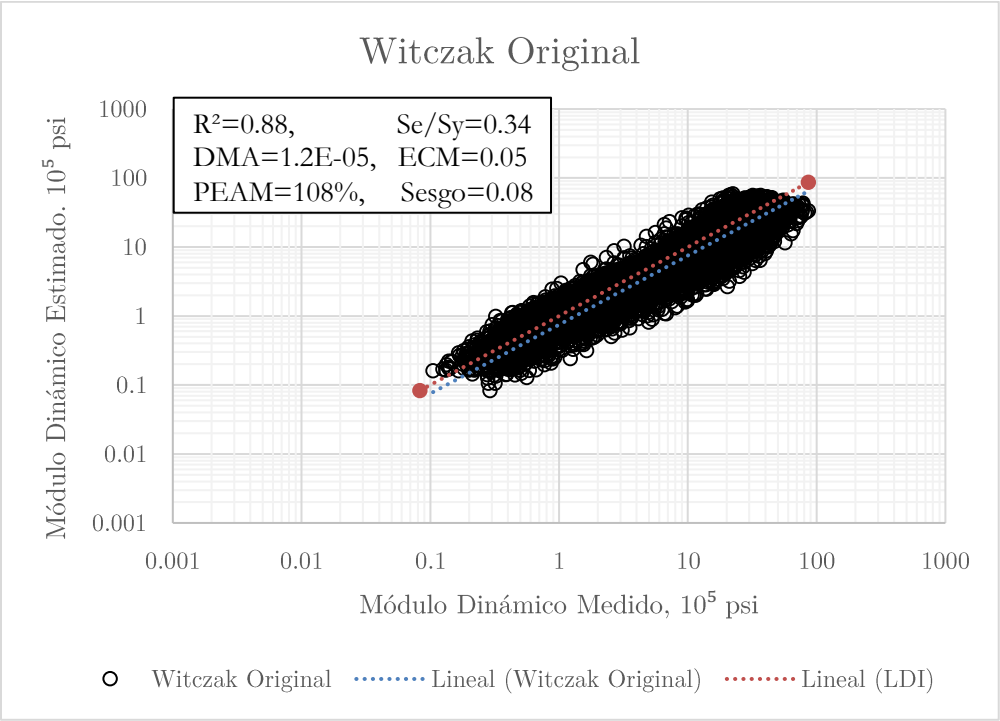


Figura 5.8 |E*| estimado en base a Witczak Original, escala logarítmica.

5.4.2.3 Modelo Hirsch

Es un modelo semi-empírico basado en una ley de mezclas, la cual combina elementos en serie y paralelo [García et al., 2009]. Este modelo calcula |E*| en función del módulo de corte dinámico del asfalto, los vacíos del agregado mineral y los vacíos llenos con asfalto.

Las mezclas asfálticas en caliente tienden a comportarse como un compuesto en serie a altas temperaturas, pero más como un compuesto en paralelo a bajas temperaturas. Así, el modelo Hirsch debería ser apropiado para estimar el Módulo Dinámico de las MAC. Sin embargo, para que el Modelo Hirsch posea buena capacidad predictiva, las proporciones relativas de las fases en serie y en paralelo deben ser dependientes del tiempo y de la temperatura.

Los autores evaluaron varias alternativas del modelo Hirsch, siendo la más efectiva, la más simple, donde $|E^*|$ está directamente relacionado al Módulo de Corte Dinámico

($|G^*|$), con los vacíos en el agregado mineral (VMA), y con los vacíos llenos de asfalto (VFA) [García, 2007], obteniéndose el siguiente modelo final (Ecuaciones (5.8) y (5.9)):

$$|E^*| = Pc\left[4200000\left(1-\frac{VMA}{100}\right)+3|G_b^*|\left(\frac{VFA\cdot VMA}{10000}\right)\right] + (1-Pc)\left[\frac{1-(VMA/100)}{4200000}+\frac{VMA}{3VFA|G_b^*|}\right]^{-1} \quad (5.8)$$

Donde:

$$P_c = \frac{\left(20+\frac{3VFA|G_b^*|}{VMA}\right)^{0.58}}{650+\left(\frac{3VFA|G_b^*|}{VMA}\right)^{0.58}} \quad (5.9)$$

$$VFA = \frac{100(VMA-V_a)}{VMA} \quad (5.10)$$

$|E^*|$: Módulo Dinámico de las mezclas asfálticas, psi;

$|G_b^*|$: Módulo de corte dinámico del asfalto, psi;

VMA : Vacíos en el agregado mineral, %;

VFA : Vacíos en agregado llenos con asfalto, %;

P_c : Factor de contacto del agregado.

Se evaluaron 7400 datos de Módulo Dinámico con el modelo Hirsch y se compararon con los valores de |E*| medidos directamente en laboratorio. Dichos resultados se pueden ver en las Figuras 5.9 y 5.10.

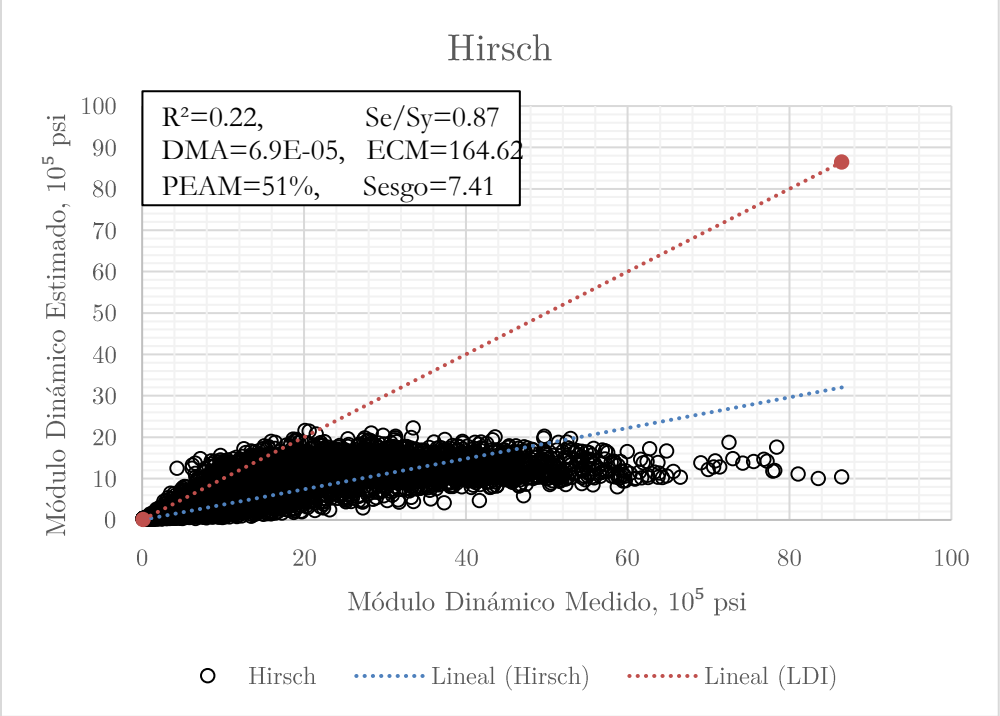


Figura 5.9 |E*| estimado en base a Hirsch, escala aritmética.

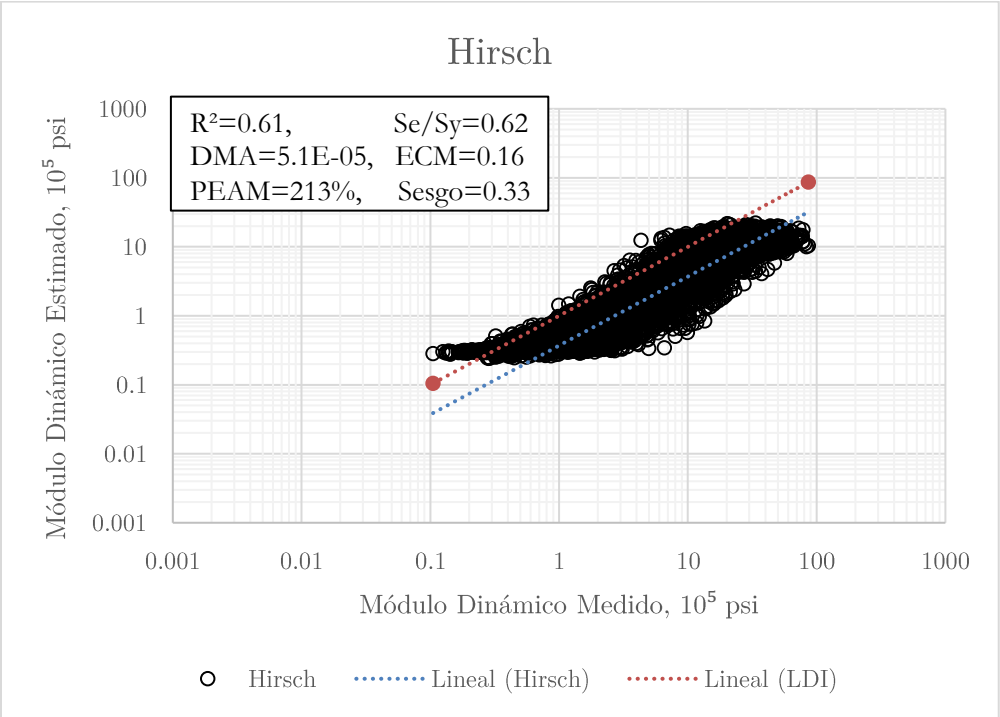


Figura 5.10 |E*| estimado en base a Hirsch, escala logarítmica.

5.4.2.4 Modelo Witczak-Bari (Witczak Modificado)

Aunque la ecuación predictiva de Witczak Original (Ecuación (5.7)) fue incluida en la GDPEM, Bari y Witczak [Witczak & Bari, 2006] desarrollan una nueva ecuación. Para ello, utilizaron una base de datos mucho más amplia (7400 datos, incluyendo 346 mezclas de MAC) desarrollando el modelo Witczak Modificado (Ecuación (5.11)). Esta nueva base de datos agregando 176 mediciones de MAC, sumando 5820 puntos de datos a la base original.

Para el desarrollo de esta ecuación, se probaron varios modelos en términos de precisión, exactitud, sesgo, sensibilidad y desempeño [Witczak & Bari, 2006]. El más prometedor resultó ser el que incluía el módulo de corte dinámico $|G_b^*|$ y el ángulo de desfase δ_b. Se presenta dicho modelo en la Ecuación (5.11):

$$\begin{aligned}\log|E^*| &= -0.349 \\ &+ 0.754(|G_b^*|)^{-0.0052}\left(6.65 - 0.032\rho_{200} + 0{,}0027\cdot(\rho_{200})^2 + 0{,}011\cdot\rho_4\right. \\ &\left. - 0.0001\rho_4^2 + 0.006\rho_{3/8} - 0.00014\rho_{3/8}^2 - 0.08\cdot V_a - 1.06\cdot\frac{V_{beff}}{(V_{beff}+V_a)}\right) \\ &+ \frac{2.56 + 0.03V_a + 0.71\cdot\frac{V_{beff}}{(V_{beff}+V_a)} + 0{,}012\cdot\rho_{\frac{3}{8}} - 0{,}0001\cdot\rho_{\frac{3}{8}}{}^2 - 0{,}01\cdot\rho_{3/4}}{1+e^{(-0.7814-0.5785\log|G_b^*|+0.8834\log\delta_b)}}\end{aligned} \tag{5.11}$$

$|E^*|$: Módulo Dinámico en las mezclas asfálticas, psi;

ρ_{200} : % del agregado que pasa en el tamiz N°200, respecto del peso total del agregado;

ρ_4 : % del agregado retenido en el tamiz N°4, respecto del peso total del agregado;

$\rho_{3/8}$: : % del agregado retenido en el tamiz 3/8, respecto del peso total del agregado;

$\rho_{3/4}$: % del agregado retenido en el tamiz 3/4, respecto del peso total del agregado;

V_a : % de vacíos de aire en la mezcla, por volumen;

V_{beff} : % efectivo de contenido de asfalto, por volumen;

$|G_b^*|$: Módulo de corte dinámico del asfalto, psi;

δ_b : Ángulo de fase del asfalto asociado a $|G_b^*|$, en grados.

Se evaluaron 7400 datos de Módulo Dinámico con el modelo Witczak Modificado y se compararon con los valores de |E*| medidos directamente en laboratorio. Dichos resultados se pueden ver en las Figuras 5.11 y 5.12.

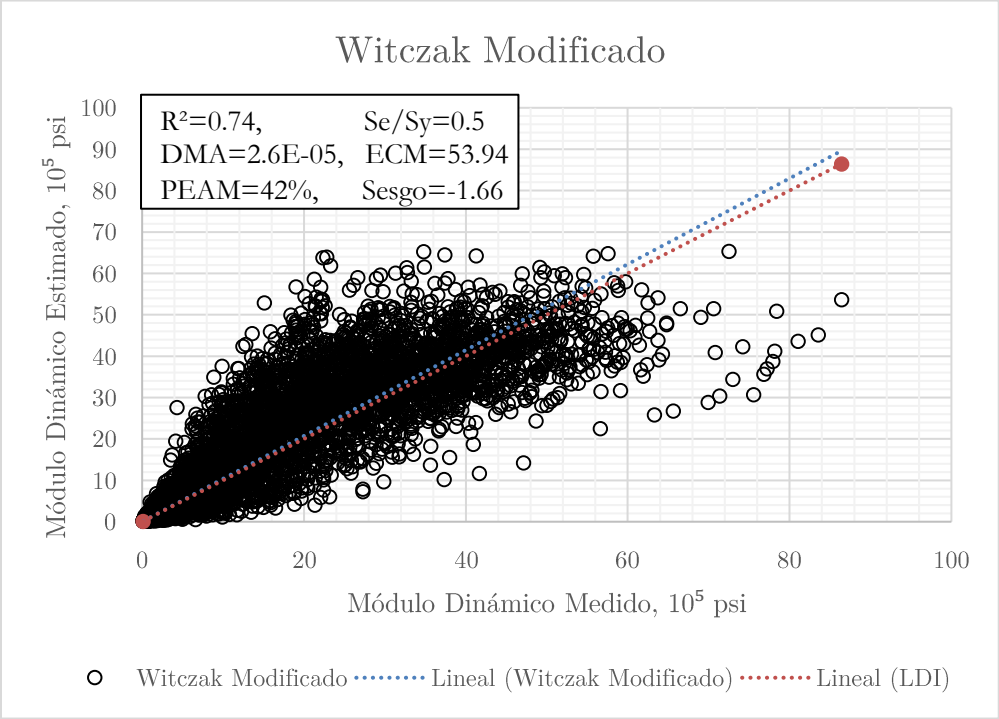


Figura 5.11 |E*| estimado en base a Witczak Modificado, escala aritmética.

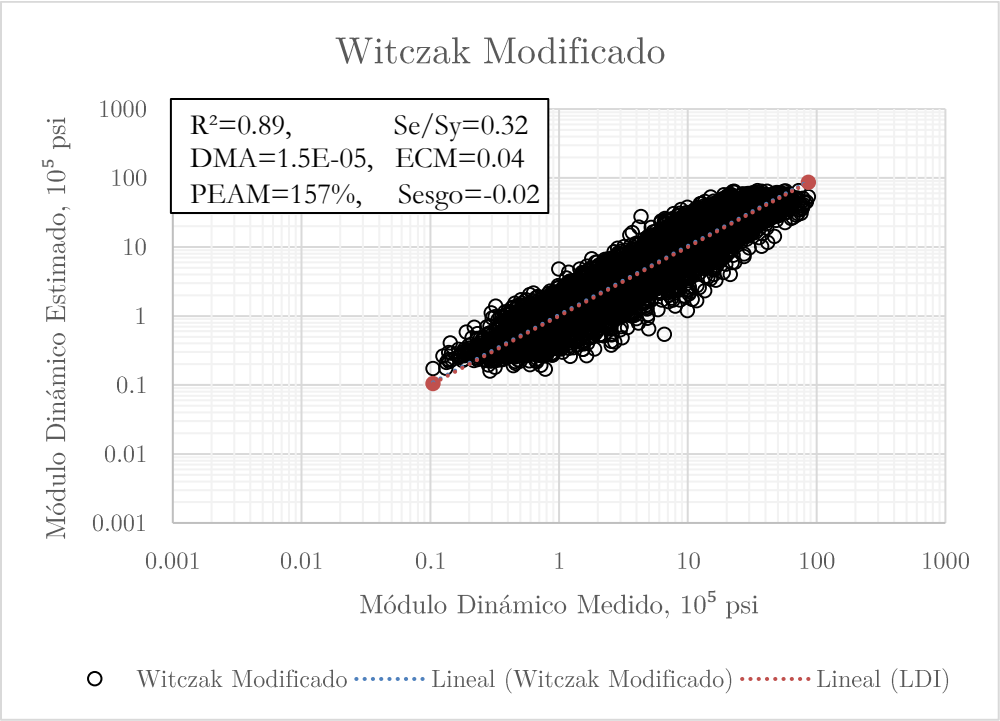


Figura 5.12 |E*| estimado en base a Witczak Modificado, escala logarítmica.

En esa misma publicación se compararon los modelos Witczak 1999, Hirsch 2003, y el nuevo modelo Witczak 2006. En la Tabla 5.7 se pueden notar las diferencias en los parámetros estadísticos que miden la capacidad predictiva de cada modelo.

Tabla 5.7 Ajuste estadístico de los modelos Witczak, Hirsch y Witczak 2006 [Witczak & Bari, 2006].

Parámetros	*Modelos de predicción de E**		
	Witczak 1999	*Hirsch 2003*	*Witczak 2006*
Mezclas totales	*346*	*346*	*346*
Mezclas con asfalto modificado	*17*	*17*	*17*
Número de puntos	*7400*	*7400*	*7400*
Bondad de ajuste: Escala Aritmética			
S_e/S_y	*0.60*	*0.88*	*0.45*
R^2	*0.65*	*0.23*	*0.8*
Bondad de ajuste: Escala Logarítmica			
S_e/S_y	*0.35*	*0.62*	*0.32*
R^2	*0.88*	*0.61*	*0.90*

5.4.2.5 Modelo de ley de mezclas en paralelo, Al-Khateeb

A partir del modelo Hirsch y derivado de la ley de mezclas, donde los materiales que componen la mezcla son modelados en combinaciones de fase en serie y paralelo, se desarrolló el modelo Al-Khateeb. Para un sistema combinado solamente en fase paralela, el comportamiento mecánico combinado es simplemente la suma de las respuestas de cada una de las fases [Al-Khateeb et al., 2006].

$$|E^*| = 3\left(\frac{100 - VMA}{100}\right)\left[\frac{\left(90 + 1.45\left(\frac{|G_b^*|}{VMA}\right)^{0.66}\right)}{1100 + \left(0.13\left(\frac{|G_b^*|}{VMA}\right)^{0.66}\right)}\right]|G_b^*|_g \tag{5.12}$$

Donde,

$|E^*|$: Módulo Dinámico en las mezclas asfálticas, Pa;

$|G_b^*|$: Módulo de corte dinámico del asfalto, Pa;

$|G_b^*|_g$: Módulo de corte dinámico del asfalto en estado vítreo, Pa;

VMA : Vacíos en el agregado mineral, %.

CAPÍTULO 6 ESTIMACIÓN DE |E*| UTILIZANDO RNA

Tres estructuras son escogidas para configurar la arquitectura de la red neuronal. Estas se basan en las variables de entrada de los modelos Witczak Original, Witczak Modificado y Hirsch. La sección 6.1 muestra las variables involucradas en cada modelo y el tipo de estructura de la red neuronal. Luego, en la sección 6.2, se muestra información respecto de la base de datos y cómo se calcularon las variables no contenidas, pero que se estimaron indirectamente a partir del resto de las variables. Finalmente, en la sección 6.3, se muestran los resultados de optimización de la red neuronal en cuanto al número de capas ocultas y número de neuronas en la capa oculta para lograr el proceso de entrenamiento más eficiente. En el mismo capítulo, se encuentran los resultados de la capacidad predictiva de las RNA óptimas para cada tipo de estructura definidos en la sección 6.1.

6.1 Estructura de las RNA y variables de entrada utilizadas

Así como se expuso en la sección 2.3 las RNA se definen como una estructura programable que intenta imitar la red neuronal del cerebro humano, y cuyas unidades funcionales responden a información de entrada o "inputs", procesando en conjunto la información en forma paralela.

En la Figura 6.1 se aprecian las características de esta estructura aplicada al cálculo del módulo dinámico.

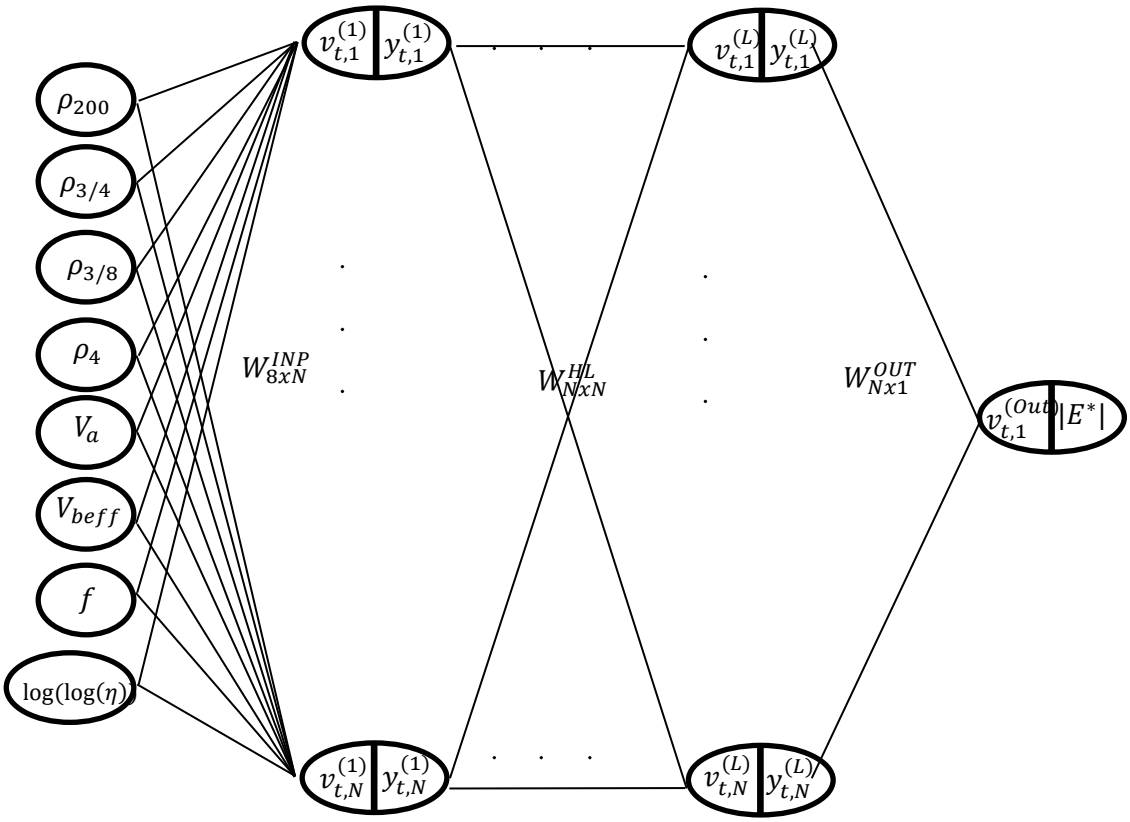


Figura 6.1 Estructura RNA-Witczak Original para la estimación del Módulo Dinámico.

Las variables de entrada a las RNA fueron escogidas como aquellas que fuesen más fáciles de medir y que representaran influencia sobre el módulo dinámico según lo presentado en la sección 5.3. En este sentido, las utilizadas por la ecuación de predicción del Módulo Dinámico de Witczak-Fonseca [Witczak & Fonseca, 1996] fueron las escogidas. Se incorpora $\log(\eta)$ para disminuir los efectos de la variabilidad de la viscosidad para las distintas muestras.

También se puede utilizar un modelo más simple para evaluar su capacidad predictiva, como el que utiliza las variables del modelo Hirsch (Figura 6.2).

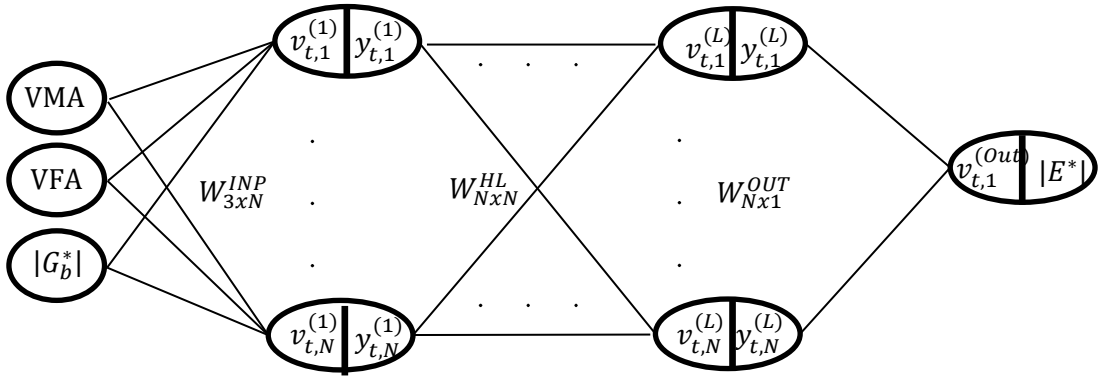


Figura 6.2 Estructura RNA-Hirsch para la estimación del Módulo Dinámico.

Un modelo RNA Witczak-Modificado también se propone para evaluar su capacidad predictiva (Figura 6.3).

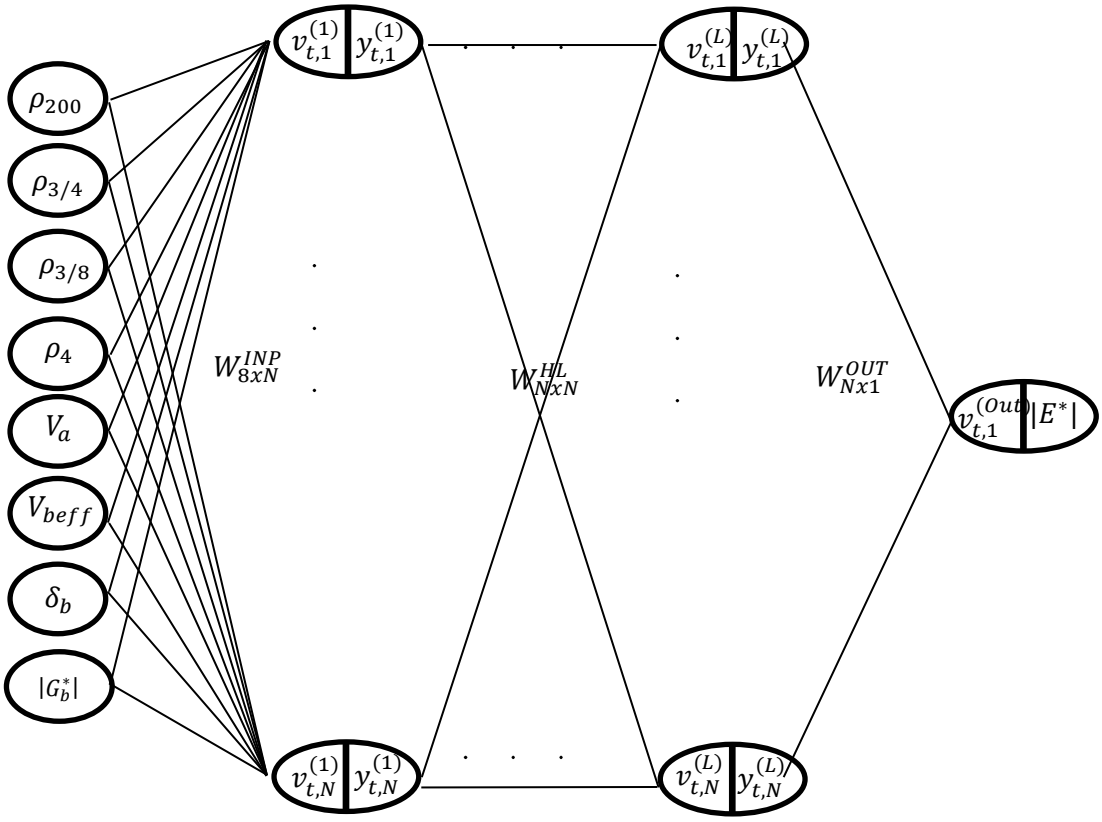


Figura 6.3 Estructura RNA-Witczak Modificado para la estimación del Módulo Dinámico.

6.2 Base de Datos

La base de datos utilizada en este trabajo es extraída del NCHRP REPORT 547 "Simple Performance Tests: Summary of Recommended Methods and Database". Esta base de datos contiene características de 7400 puntos correspondientes a 346 mezclas asfálticas, con datos como frecuencia de carga, propiedades volumétricas y granulométricas de las mezclas, además de los parámetros A, VTS, |G*| y δ_b del bitumen usado en cada mezcla [Witczak M. W., 2005].

6.2.1 Parámetros VMA y VFA

Adicionalmente, según Pellinen [Pellinen K. T., 2003] la obtención de las variables VMA y VFA, se puede realizar con el siguiente par de ecuaciones:

$$VMA = V_{beff} + V_a \tag{6.1}$$

$$VFA = \left(\frac{VMA - V_a}{VMA}\right) \cdot 100 = \left(\frac{V_{beff}}{V_{beff} + V_a}\right) \cdot 100 \tag{6.2}$$

6.2.2 Relación Viscosidad Temperatura

La obtención de la viscosidad se realiza a través del modelo A-VTS (método de susceptibilidad a la temperatura). El modelo expresado es usado para describir los efectos de la temperatura y expresarlos como factores de ajuste. Para asfaltos no envejecidos (en estado original) puede ser determinado a través de la Ecuación (6.3).

$$\log(\log(\eta)) = A + VTS[\log(T_R)] \tag{6.3}$$

Donde,

η : Viscosidad, centiPoise;

T_R : Temperatura, ° Rankine;

A : Intercepto de la relación Viscosidad-susceptibilidad temperatura;

VTS : Pendiente de la relación Viscosidad-susceptibilidad temperatura.

Esto permite una caracterización continua de la viscosidad en un rango amplio de temperaturas. Sin embargo, sólo es aplicable para asfaltos convencionales (no modificados) tipo "S" [García, 2007].

Pese a que en este trabajo se utilizó la Ecuación (6.3), se debe tener presente que, en base a la estructura química del asfalto, la máxima viscosidad esperada para un asfalto es de $2.7 \cdot 10^{12}\ cP$. [Kim et al., 2011]. Por lo tanto la Ecuación (6.4) expresa este límite máximo de la siguiente manera:

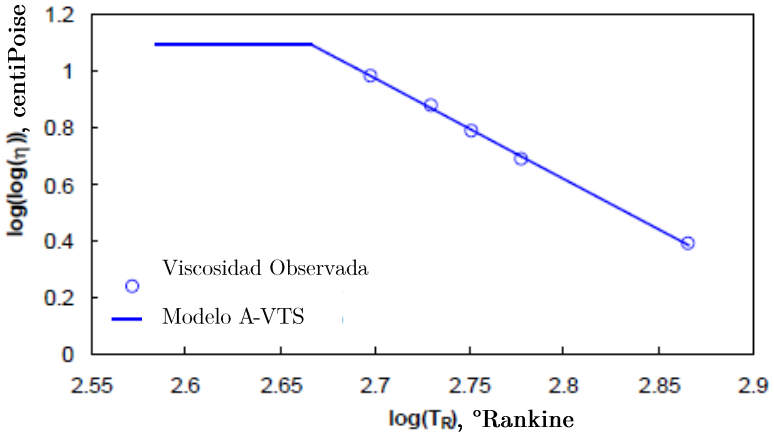


Figura 6.4 Gráfico Modelo A-VTS [Kim, et al., 2011].

$$\log(\log(\eta)) = \begin{cases} A + VTS[\log(T_R)] & T_R > T_{critica} \\ 1.095 & T_R \leq T_{critica} \end{cases} \tag{6.4}$$

Donde,

η : Viscosidad, centiPoise;

T_R : Temperatura, ° Rankine;

$T_{critica}$: Temperatura en la cual la viscosidad es igual a $2.7 \cdot 10^{12}\ cP$, ° Rankine;

A : Intercepto de la relación Viscosidad-susceptibilidad temperatura;

VTS : Pendiente de la relación Viscosidad-susceptibilidad temperatura.

6.2.3 Rango de variables utilizadas en el estudio

A continuación, en la Tabla 6.1, se muestra un resumen respecto de las variables utilizadas en los modelos de RNA, la base de datos se construye a partir de las variables encontradas en el reporte NCHRP REPORT 547 [Witczak M. W., 2005.]

Tabla 6.1 Resumen de la base de datos.

	Rango				
Variable	*Mín.*	*Max.*	*Promedio*	*Desviación Estándar*	*Max. – Mín.*
Graduación del agregado					
$\rho_{3/4}$	*0.0*	*29.3*	*4.4*	*7.1*	*29,3*
$\rho_{3/8}$	*0.0*	*56.0*	*25.0*	*12.2*	*56,0*
ρ_4	*3.0*	*74.0*	*48.2*	*13.3*	*71,0*
ρ_{200}	*0.4*	*11.8*	*5.0*	*1.7*	*11,4*
Variables Volumétricas de la mezcla					
V_a	*0.1*	*18.1*	*6.7*	*2.5*	*18,0*
V_{beff}	*6.1*	*25.1*	*10.8*	*2.8*	*19,0*
VMA	*10,33*	*34,64*	*17,50*	*3,74*	*24,31*
VFA	*32,82*	*99,36*	*61,84*	*10,60*	*66,54*
Asfalto					
η	1.99×10^3	1.52×10^{14}	1.18×10^{12}	9.54×10^{12}	$1,52 \times 10^{14}$
$\lvert G_b^* \rvert$	*0.0145*	*7387*	*996*	*1406*	*7386,985*
δ	*11.9*	*90.0*	*59.0*	*21.3*	*78,1*
Frecuencia de carga					
f	*0.1*	*25.0*	*6.9*	*8.5*	*24,9*
Temperatura					
T_F°	*0*	*130*	*71*	*39,14*	*130*
Módulo Dinámico					
$\lvert E^* \rvert$	1.05×10^4	8.64×10^6	1.31×10^6	1.46×10^6	$8,63 \times 10^6$

Con,

$|E^*|$: Módulo Dinámico en las mezclas asfálticas, psi;

ρ_{200} : % del agregado que pasa en el tamiz N°200, respecto del peso total del agregado;

ρ_4 : % del agregado retenido en el tamiz N°4, respecto del peso total del agregado;

$\rho_{3/8}$: : % del agregado retenido en el tamiz 3/8, respecto del peso total del agregado;

$\rho_{3/4}$: % del agregado retenido en el tamiz 3/4, respecto del peso total del agregado;

V_a : % de vacíos de aire en la mezcla, por volumen;

V_{beff} : % efectivo de contenido de asfalto, por volumen;

VMA : Vacíos en el agregado mineral, %;

VFA : Vacíos en agregado llenos con asfalto, %;

η : Viscosidad del bitumen (a cualquier temperatura, o grado de envejecimiento), poise.

$|G_b^*|$: Módulo de corte dinámico del asfalto, psi;

δ_b : Ángulo de fase del asfalto asociado a $|G_b^*|$, en grados;

f : Frecuencia de carga, Hz;

$T_F°$: Temperatura de ensayo, °F.

6.3 Modelos de RNA para la estimación del Módulo Dinámico

En esta sección, se selecciona la arquitectura de la red neuronal de forma de obtener el proceso de entrenamiento más óptimo. Para esto, se evalúa el número de iteraciones necesarias para lograr cierto resultado, variando el número de neuronas para 2 y 3 capas ocultas. Específicamente, se prueban dos y tres capas ocultas, con un número de neuronas en la capa oculta, variando entre 1 y 110. Se escoge la arquitectura que requiera la menor cantidad de iteraciones para alcanzar un cierto R^2. También se evalúa el tiempo de procesamiento, que depende de la cantidad de neuronas y capas ocultas. Luego se contrastan los modelos Witczak Original, Hirsch y Witczak Modificado con sus pares de RNA, con el objetivo de mostrar su capacidad predictiva.

6.3.1 Criterio de selección de cantidad de neuronas y capas ocultas.

Para elegir la estructura más eficiente, con el objeto de obtener resultados con una determinada capacidad predictiva y a un menor tiempo de procesamiento computacional, se debe definir un criterio de elección de la cantidad de neuronas y capas ocultas. Para esto se presenta la Figura 6.5 que relaciona el tiempo de procesamiento, requerido para procesar mil iteraciones del proceso de entrenamiento, con el número de capas ocultas y unidades neuronales en cada una de ellas.

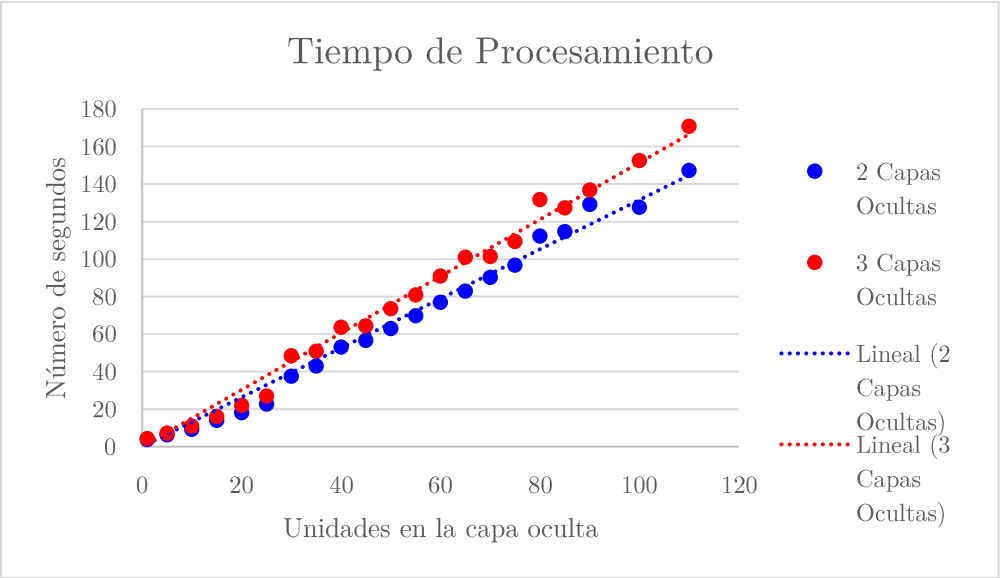


Figura 6.5 Tiempo requerido para procesar 1000 iteraciones, en función del número de capas ocultas y número de unidades neuronales en ellas.

Como se muestra en la Figura 6.5 el tiempo requerido para procesar esta cantidad de iteraciones se relaciona de manera directamente proporcional con la cantidad de unidades en la capa oculta, es decir, un aumento en la cantidad de unidades en la capa oculta, resultará en un aumento lineal en la cantidad de segundos requeridos para llevar acabo un entrenamiento de la RNA de mil iteraciones. Además, un aumento en la cantidad de capas ocultas de dos a tres, inducirá un aumento en el tiempo de procesamiento para cualquiera sea la cantidad de unidades en la capa oculta.

Se debe mencionar que el ejercicio de relacionar el tiempo de procesamiento requerido, con el número de neuronas en la capa oculta, y el número de capas, se realizó para una estructura de 8 variables de entrada, y una salida. Sin embargo, modificar el número de variables de entrada a 3 no significó una reducción significativa de los tiempos de procesamiento, tampoco se observaron cambios en las tendencias para dos o tres capas ocultas.

Asumiendo la linealidad del proceso, se puede calcular el tiempo en realizar una determinada cantidad de iteraciones, a través de la Ecuación (6.5):

$$t_x = \frac{t_{1000}}{1000} \cdot X \tag{6.5}$$

Donde:

t_x : Tiempo de requerido para procesar X iteraciones;

t_{1000} : Tiempo de requerido para procesar 1000 iteraciones;

X : Cantidad de iteraciones necesarias.

6.3.2 Modelo RNA-Witczak Original

El modelo RNA-Witczak Original representado por la Figura 6.1 posee 8 variables de entrada:

- 4 que guardan relación con la granulometría de la mezcla (ρ_{200}, ρ_4, $\rho_{3/8}$ y $\rho_{3/4}$),
- % de vacíos de aire en la mezcla (V_a),
- % efectivo de contenido de asfalto (V_{beff}),
- la viscosidad del bitumen (η),
- y la frecuencia de carga (f).

Una de las principales limitantes de este modelo, es encontrar el valor de η, dado que no fue medido de forma directa. Para esto se utiliza el modelo A-VTS (Ecuación (6.3)), que no es válido para asfaltos modificados, haciendo inválida la estimación para un total de 17 de las 346 mezclas. Sin embargo, en el estudio de Bari [Witczak & Bari, 2006] también se estimó la viscosidad de la misma manera, por lo que se procede de la misma forma para ser consistentes.

6.3.2.1 Optimización del Modelo RNA-Witczak Original

En esta sección se evaluará la arquitectura óptima en el proceso de entrenamiento de la red neuronal para el modelo RNA-Witczak Original, se busca la arquitectura óptima que alcance un R^2 de 0,79 en la menos cantidad de iteraciones. Los resultados se muestran en las Figuras 6.6 y 6.7.

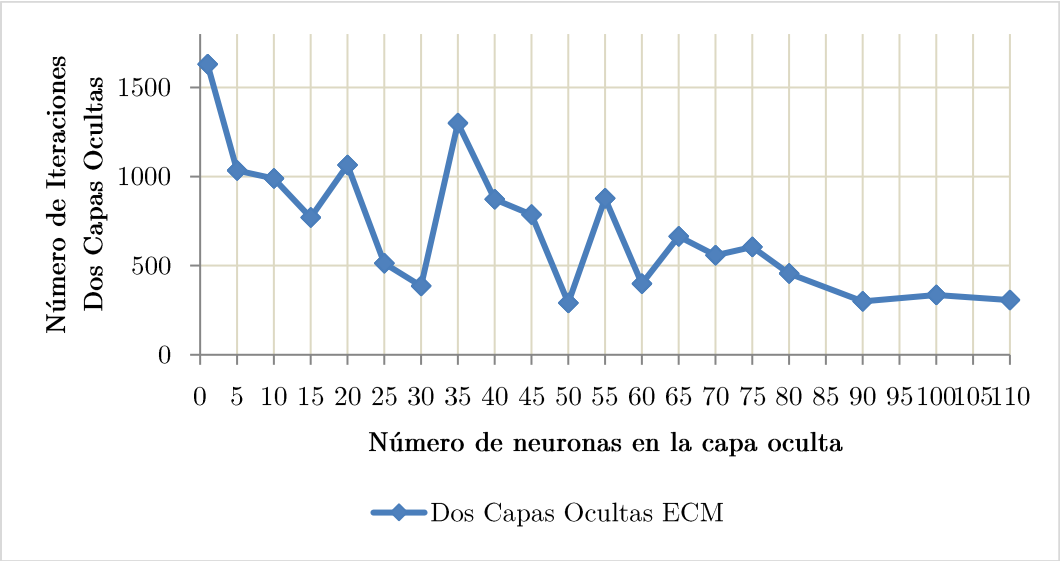


Figura 6.6 Número de iteraciones para alcanzar $R^2 = 0,79$ en el modelo RNA-Witczak Original (Dos Capas Ocultas).

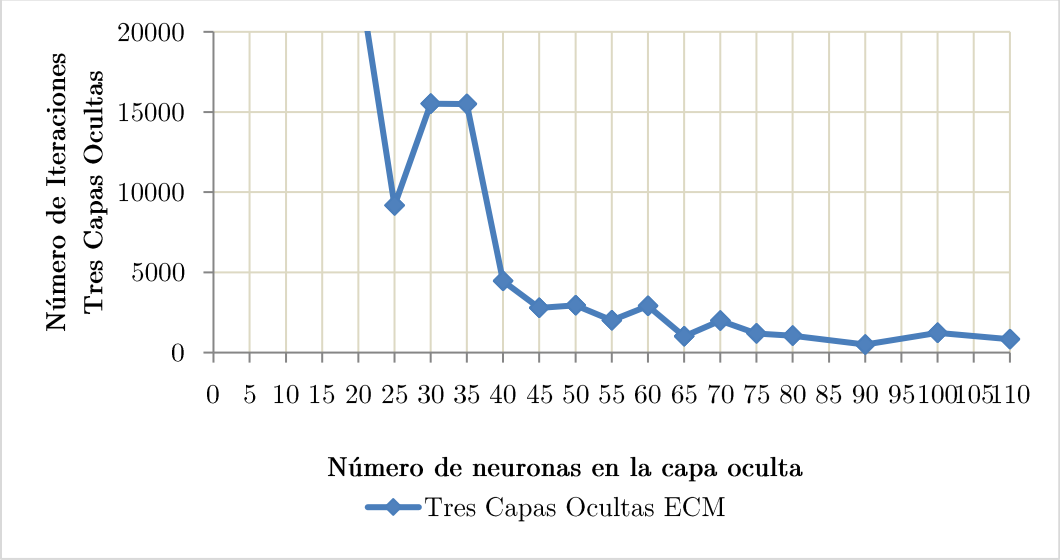


Figura 6.7 Número de iteraciones para alcanzar $R^2 = 0,79$ en el modelo RNA-Witczak Original (Tres Capas Ocultas).

De las Figuras 6.6 y 6.7 se observa que la menor cantidad de iteraciones, necesarias para alcanzar el criterio del coeficiente de determinación, corresponde a 290 correspondiente a la estructura de 50 neuronas en dos capas ocultas. Ahora con la Figura 6.5 y la Ecuación (6.5), se obtiene un tiempo de procesamiento de 18 segundos para dicha estructura. Sin embargo, se puede verificar que una estructura de 30

neuronas en dos capas ocultas, cuya cantidad de iteraciones necesarias para alcanzar el criterio fue de 385, minimiza el tiempo de procesamiento a 14 segundos. Por lo tanto, la arquitectura que optimiza el proceso de entrenamiento corresponde a la de 2 capas ocultas con una cantidad de 30 unidades de neuronas en cada una de las capas ocultas. Esto, porque es capaz de optimizar el proceso con una menor cantidad de iteraciones y utilizando una menor cantidad de recursos de procesamiento (menos neuronas).

Otro punto de consideración se puede observar de la Figura 6.7, una estructura de tres capas ocultas y una cantidad de neuronas menor a 20 unidades no es capaz de cumplir con el criterio del coeficiente de determinación, por lo que la cantidad de iteraciones tiende a infinito.

6.3.2.2 Función de Activación óptima

Escogida la arquitectura de la red neuronal se procede a evaluar la función de activación que optimiza el proceso de entrenamiento de la red neuronal, evaluando el número de iteraciones para lograr un coeficiente de determinación igual a 0.79. Los resultados se presentan en la Tabla 6.2.

Tabla 6.2 Comparación de Funciones de Activación, Modelo RNA-Witczak Original.

	Función de Activación φ		
	Sigmoidea	*Sigmoidea Simétrica*	*Tangente Hiperbólica*
Numero de iteraciones	*385*	*797*	*SA*

SA: La red neuronal no genera ningún resultado (Sin Aprendizaje)

Como se desprende de la tabla anterior, la función sigmoidea es la que optimiza el proceso de entrenamiento. Cabe mencionar que la función Tangente Hiperbólica no generó ningún resultado.

6.3.2.3 Resultados Modelo RNA-Witczak Original

Los resultados del proceso de entrenamiento de la Red Neuronal, se muestran a continuación. Como se explicó en el capítulo 3.9, en la Figura 6.8 se puede notar que los datos son separados en dos, un set de datos utilizado para el aprendizaje de la red, y otro utilizado para validar la capacidad predictiva del mismo.

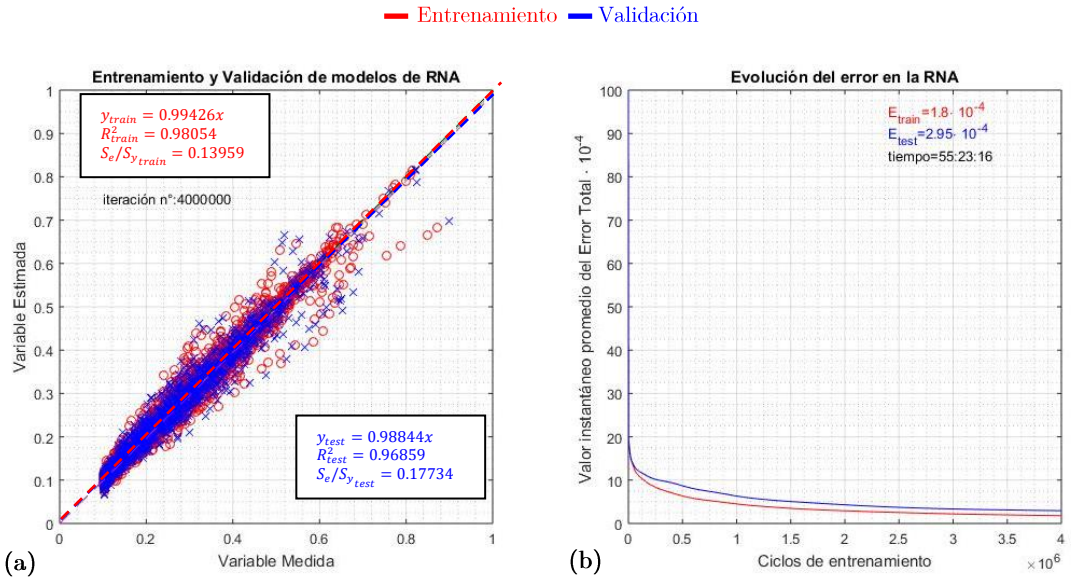


Figura 6.8 Proceso de entrenamiento de la Red Neuronal, Modelo RNA-Witczak Original. (a) Mediciones versus estimación con modelo RNA (b) Evolución del error instantáneo promedio del error.

Como se ve en la Figura 6.8 (a), se obtiene una correlación de 0.98 para los datos de entrenamiento y 0.97 para los datos de validación. Este último, es mucho más representativo de la capacidad predictiva del modelo dado que, estos datos, no fueron utilizados para el entrenamiento, y, por ende, la red no aprende sobre ellos.

La Figura 6.8 (b) muestra cómo evoluciona el valor instantáneo del error total (ξ_{prom}), calculado en base a la Ecuación (3.38). Dado que ξ_{prom} de los datos de validación disminuye progresivamente, a la par con el ξ_{prom} de los datos de entrenamiento, se concluye que no hubo sobre-aprendizaje en la red.

En la Tabla 6.3, se muestra un resumen de las variables estadísticas obtenidas, se contrastan los resultados con los obtenidos del Modelo Witczak Original.

Tabla 6.3 Comparación Modelos de Estimación de |E*|, Modelo RNA-Witczak Original.

Parámetros	*Modelos de Estimación de |E*|*		
	RNA-Witczak 1999 Entrenamiento	*RNA-Witczak 1999 Validación*	*Witczak 1999*
Mezclas totales	*346*	*346*	*346*
Mezclas con asfalto modificado	*17*	*17*	*17*
Número de puntos	*5012*	*2149*	*7400*
Bondad de ajuste: Escala Aritmética			
S_e/S_y	*0.14*	*0.18*	*0.57*
R^2	*0.98*	*0.97*	*0.68*
DMA	*6.2E-04*	*7.8E-05*	*2.7E-05*
PEAM	*34%*	*41%*	*35%*
ECM	*4,19*	*6.88*	*69,23*
Sesgo	*0,02*	*0.06*	*2,6*
Bondad de ajuste: Escala Logarítmica			
S_e/S_y	*0.3*	*0.3*	*0,35*
R^2	*0.91*	*0.91*	*0,88*
DMA	*6.6E-06*	*1.0E-04*	*1,2E-05*
PEAM	*115%*	*227%*	*111%*
ECM	*0.04*	*0.04*	*0,05*
Sesgo	*0.01*	*0*	*0,09*

Como se desprende de la Tabla 6.3, las variables estadísticas presentan mejores resultados para el modelo RNA (validación) que el modelo Witczak-1999. Por otra parte, el coeficiente de determinación (R^2) presentó un mayor valor en los datos de Validación de la RNA, en comparación con el modelo Witczak-1999, justificando la mayor capacidad predictiva del modelo de RNA.

6.3.3 Modelo RNA-Hirsch

El modelo RNA-Hirsch representado por la Figura 6.2, toma como variables de entrada:

- el porcentaje de vacíos en el agregado mineral (VMA),
- el porcentaje de vacíos llenos con asfalto (VFA)
- y el módulo de corte dinámico del asfalto ($|G_b^*|$).

Este es el modelo con menos variables en juego. A pesar de que este modelo no posee dependencia directa de la temperatura o frecuencia de carga, el módulo de corte dinámico del asfalto si es función de la temperatura y frecuencia de carga [Harvey et al., 2000]. Se debe tener en cuenta que el modelo Hirsch, fue desarrollado principalmente para asfaltos no modificados. Según Al-Khateeb y sus colegas [Al-Khateeb et al., 2006] indica que algunos autores no consideran esto como una limitación, dado que el

parámetro $|G_b^*|$ tiene cambios significativos entre asfaltos modificados y no modificados. También indica, que otros si lo consideran una limitación, dado que no considera el comportamiento elasto-plástico de algunos asfaltos modificados, lo que no fue incluido en el modelo.

6.3.3.1 Optimización del Modelo RNA-Hirsch

En esta sección se evaluará la arquitectura óptima en el proceso de entrenamiento de la red neuronal para el modelo RNA-Hirsch. A diferencia del criterio del coeficiente de determinación de la sección 6.3.2.1 (fijado en 0.79), en esta sección se busca la arquitectura óptima que alcance un R^2 de 0.7 en la menor cantidad de iteraciones. Esto se debe a que la cantidad de iteraciones para alcanzar un criterio más estricto, resultaba en un aumento considerable de los tiempos de procesamiento, haciendo imposible realizar este análisis en un tiempo adecuado. Los resultados se muestran en las Figuras 6.9 y 6.10.

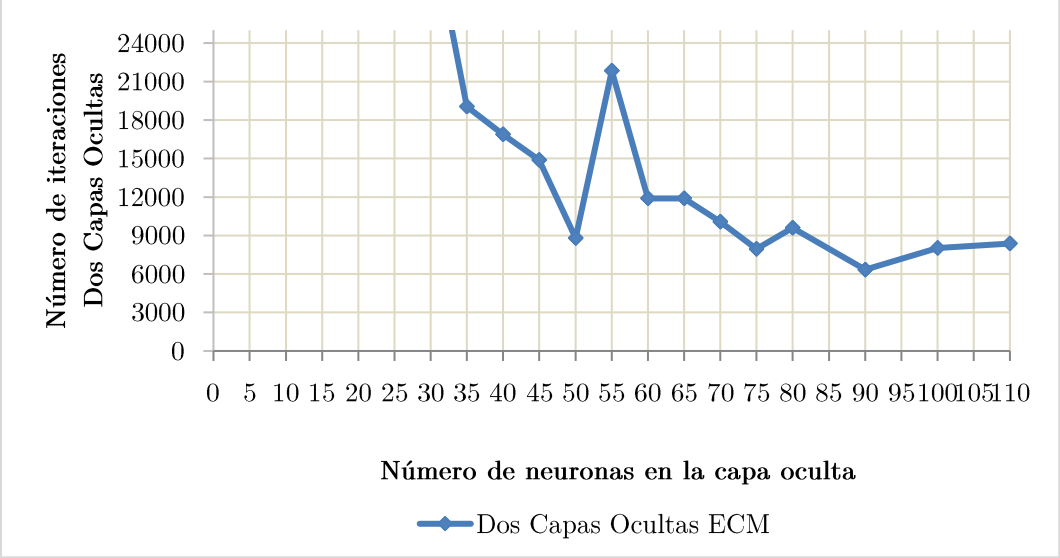


Figura 6.9 Número de iteraciones para alcanzar $R^2 = 0,7$ en el modelo RNA-Hirsch (Dos Capas Ocultas).

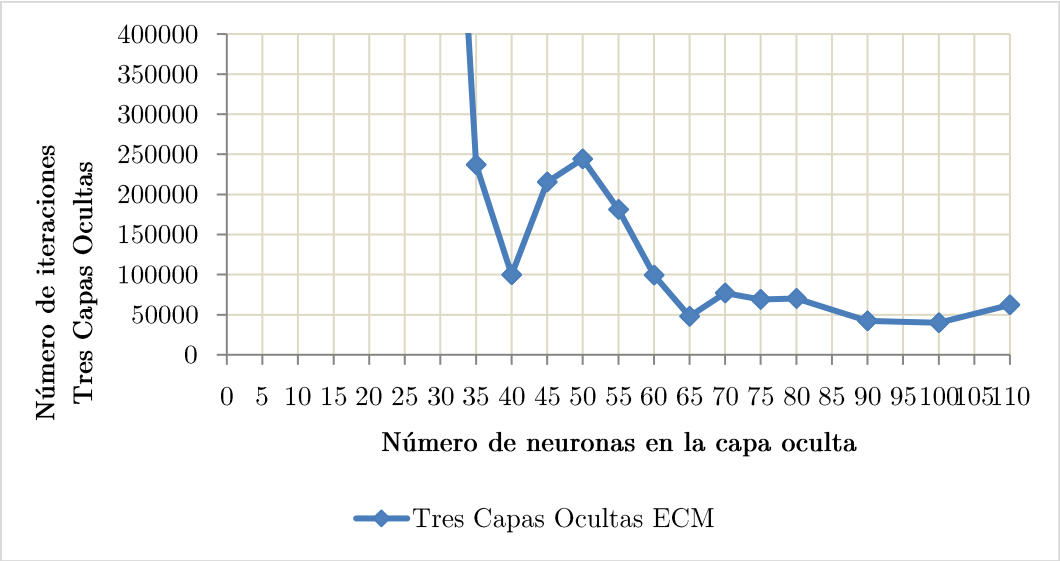


Figura 6.10 Número de iteraciones para alcanzar $R^2 = 0,7$ en el modelo RNA-Hirsch (Tres Capas Ocultas).

De las Figuras 6.9 y 6.10 se observa que la menor cantidad de iteraciones, necesarias para alcanzar el criterio del coeficiente de determinación, corresponde a 6340 correspondiente a la estructura de 90 neuronas en dos capas ocultas. Ahora con la Figura 6.5 y la Ecuación (6.5), se obtiene un tiempo de procesamiento de 819 segundos para dicha estructura. Sin embargo, se puede verificar que una estructura de 50 neuronas en dos capas ocultas, cuya cantidad de iteraciones necesarias para alcanzar el criterio fue de 8790, minimiza el tiempo de procesamiento a 553 segundos. Por lo tanto, la arquitectura que optimiza el proceso de entrenamiento corresponde a la de 2 capas ocultas con una cantidad de 50 unidades de neuronas en cada una de las capas ocultas. Esto, porque es capaz de optimizar el proceso con una menor cantidad de iteraciones y utilizando una menor cantidad de recursos de procesamiento (menos neuronas).

Otro punto de consideración se puede observar de las Figuras 6.9 y 6.10, una estructura de dos o tres capas ocultas y una cantidad de neuronas menor a 30 unidades no es capaz de cumplir con el criterio del coeficiente de determinación, por lo que la cantidad de iteraciones tiende a infinito.

6.3.3.2 Función de Activación óptima

Escogida la arquitectura de la red neuronal se procede a evaluar la función de activación que optimiza el proceso de entrenamiento de la red neuronal, evaluando el número de iteraciones para lograr un coeficiente de determinación igual a 0,7. Los resultados se presentan en la Tabla 6.4.

Tabla 6.4 Comparación de Funciones de Activación, Modelo RNA-Hirsch.

	Función de Activación φ		
	Sigmoidea	*Sigmoidea Simétrica*	*Tangente Hiperbólica*
Numero de iteraciones	*8789*	*23381*	*SA*

SA: La red neuronal no genera ningún resultado (Sin Aprendizaje)

Como se desprende de la tabla anterior, la función sigmoidea es la que optimiza el proceso de entrenamiento. Cabe mencionar que la función Tangente Hiperbólica no genero ningún resultado.

6.3.3.3 Resultados Modelo RNA-Hirsch

Los resultados del proceso de entrenamiento de la Red Neuronal, se muestran a continuación. Como se explicó en el capítulo 3.9, en la Figura 6.11 se puede notar que los datos son separados en dos, un set de datos utilizado para el aprendizaje de la red, y otro utilizado para validar la capacidad predictiva del mismo.

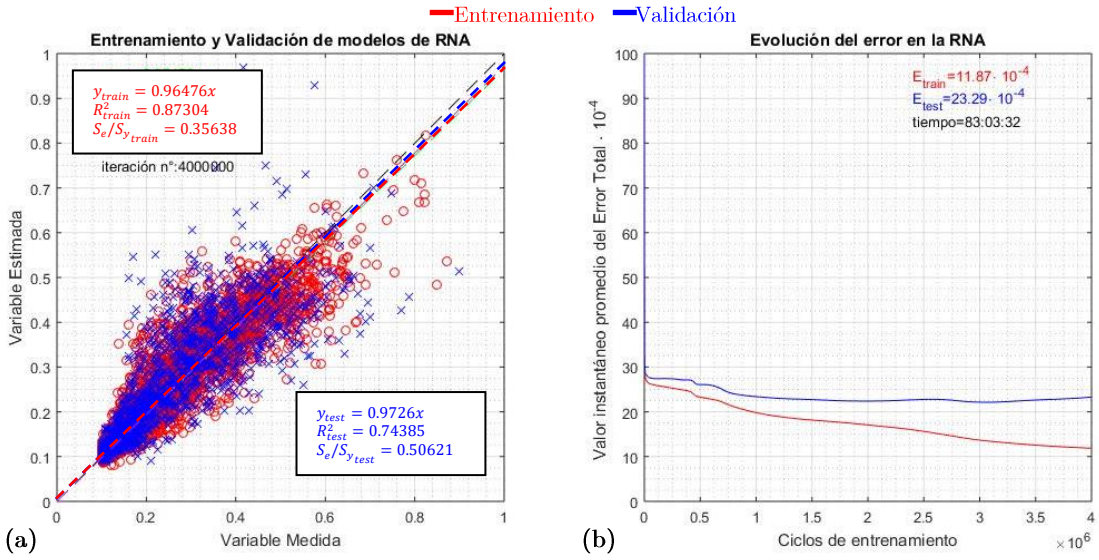


Figura 6.11 Proceso de entrenamiento de la Red Neuronal, Modelo RNA-Hirsch. (a) Mediciones versus estimación con modelo RNA (b) Evolución del error instantáneo promedio del error.

Como se ve en la Figura 6.11 (a), se obtiene una correlación de 0.87 para los datos de entrenamiento y 0.74 para los datos de validación. Este último, es mucho más representativo de la capacidad predictiva del modelo dado que, estos datos, no fueron utilizados para el entrenamiento y, por ende, la red no aprende sobre ellos.

La Figura 6.11 (b) muestra cómo evoluciona el valor instantáneo del error total (ξ_{prom}), calculado en base a la Ecuación (3.38). Entre la iteración 2.5E06 y la iteración 4.0E06 el ξ_{prom} de los datos de validación comenzó a aumentar y disminuir de forma alternada, mientra el ξ_{prom} de los datos de entrenamiento disminuyó durante todo el entrenamiento. Se concluye que sí hubo sobre-aprendizaje en la red, pero este no fue significativo dado que se aplicó un criterio de parada en la iteración 4E06 para impedir que el error siguiera creciendo de forma indefinida.

En la Tabla 6.5, se muestra un resumen de las variables estadísticas obtenidas, además se contrastan los resultados con los obtenidos del Modelo Hirsch.

Tabla 6.5 Comparación Modelos de Estimación de |E*|, Modelo RNA-Hirsch.

Parámetros	*Modelos de Estimación de |E*|*		
	RNA-Hirsch Entrenamiento	*RNA-Hirsch Validación*	*Hirsch 2003*
Mezclas totales	*346*	*346*	*346*
Mezclas con asfalto modificado	*17*	*17*	*17*
Número de puntos	*5012*	*2149*	*7400*
Bondad de ajuste: Escala Aritmética			
S_e/S_y	*0.36*	*0.51*	*0.89*
R^2	*0.87*	*0.74*	*0.21*
DMA	*9.0E-05*	*3.6E-04*	*7.1E-05*
PEAM	*61%*	*66%*	*50%*
ECM	*27.65*	*54.25*	*170,08*
Sesgo	*0.02*	*-0.37*	*7,63*
Bondad de ajuste: Escala Logarítmica			
S_e/S_y	*0.43*	*0.43*	*0.62*
R^2	*0.81*	*0.81*	*0.62*
DMA	*4.7E-05*	*1.2E-04*	*5.3E-05*
PEAM	*253%*	*123%*	*213%*
ECM	*0.08*	*0.08*	*0,17*
Sesgo	*-0.04*	*-0.04*	*0,34*

Como se desprende de la Tabla 6.5, las variables estadísticas presentan mejores resultados para el modelo RNA (validación) que el modelo Hirsch. Por otra parte, el coeficiente de determinación (R^2) presentó un mayor valor en los datos de Validación de la RNA, en comparación con el modelo Hirsch, justificando la mayor capacidad predictiva del modelo de RNA.

6.3.4 Modelo RNA-Witczak Modificado

El modelo RNA-Witczak Modificado representado por la Figura 6.3 posee 8 variables de entrada:

- 4 que guardan relación con la granulometría de la mezcla (ρ_{200}, ρ_4, $\rho_{3/8}$ y $\rho_{3/4}$),
- % de vacíos de aire en la mezcla (V_a),
- % efectivo de contenido de asfalto (V_{beff}),
- el Módulo de corte dinámico del asfalto ($|G_b^*|$),
- y el ángulo de fase (δ_b) asociado a $|G_b^*|$.

6.3.4.1 Optimización del Modelo RNA-Witczak Modificado

En esta sección se evaluará la arquitectura óptima en el proceso de entrenamiento de la red neuronal para el modelo RNA-Witczak Modificado, se busca la arquitectura óptima que alcance un R^2 de 0,79 en la menos cantidad de iteraciones. Los resultados se muestran en la Figura 6.12 y 6.13.

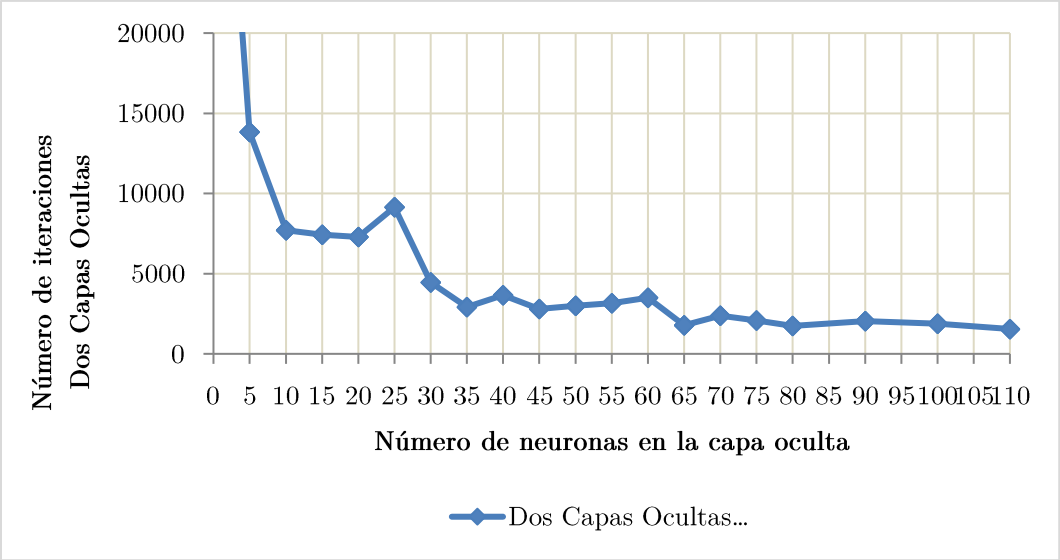


Figura 6.12 Número de iteraciones para alcanzar $R^2 = 0,79$ en el modelo RNA-Witczak Modificado (Dos Capas Ocultas).

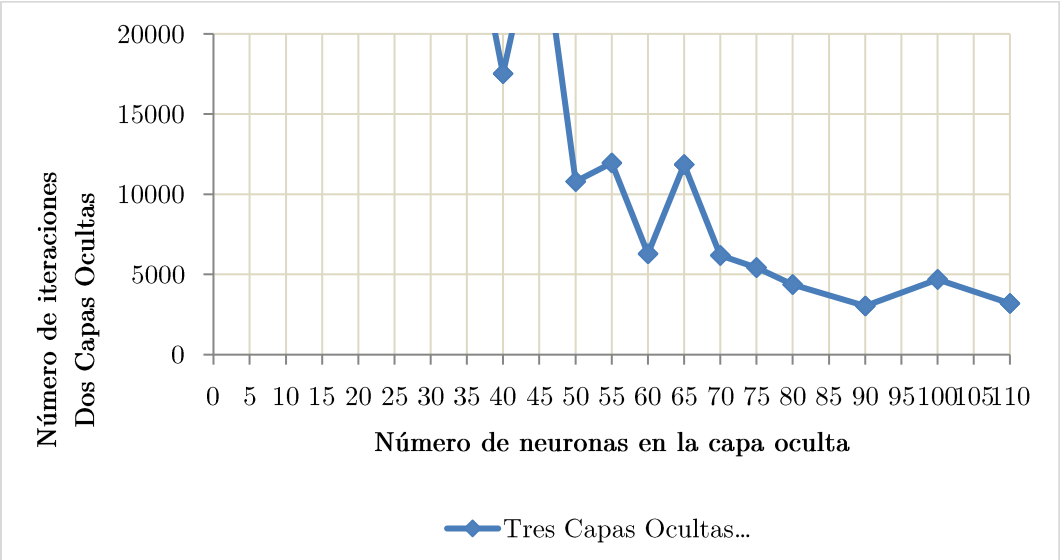


Figura 6.13 Número de iteraciones para alcanzar $R^2 = 0,79$ en el modelo RNA-Witczak Modificado (Tres Capas Ocultas).

De las Figura 6.12 y 6.13 se observa que la menor cantidad de iteraciones, necesarias para alcanzar el criterio del coeficiente de determinación, corresponde a 1549 correspondiente a la estructura de 110 neuronas en dos capas ocultas. Ahora con la Figura 6.5 y la Ecuación (6.5), se obtiene un tiempo de procesamiento de 228 segundos para dicha estructura. Sin embargo, se puede verificar que una estructura de 35 neuronas en dos capas ocultas, cuya cantidad de iteraciones necesarias para alcanzar el criterio fue de 2918, minimiza el tiempo de procesamiento a 125 segundos. Por lo tanto, la arquitectura que optimiza el proceso de entrenamiento corresponde a la de 2 capas ocultas con una cantidad de 40 unidades de neuronas en cada una de las capas ocultas. Esto, porque es capaz de optimizar el proceso con una menor cantidad de iteraciones y utilizando una menor cantidad de recursos de procesamiento (menos neuronas).

Otro punto de consideración se puede observar de la Figura 6.13, una estructura de tres capas ocultas y una cantidad de neuronas menor a 35 unidades no es capaz de cumplir con el criterio del coeficiente de determinación, por lo que la cantidad de iteraciones tiende a infinito.

6.3.4.2 Función de Activación óptima

Escogida la arquitectura de la red neuronal se procede a evaluar la función de activación que optimiza el proceso de entrenamiento de la red neuronal, evaluando el número de iteraciones para lograr un coeficiente de determinación igual a 0,79. Los resultados se presentan en la Tabla 6.6.

Tabla 6.6 Comparación de Funciones de Activación, Modelo RNA-Witczak Modificado.

	Función de Activación φ		
	Sigmoidea	*Sigmoidea Simétrica*	*Tangente Hiperbólica*
Numero de iteraciones	*2918*	*3000*	*SA*

SA: La red neuronal no genera ningún resultado (Sin Aprendizaje)

Como se desprende de la tabla anterior la función sigmoidea es la que optimiza el proceso de entrenamiento, aunque la función sigmoidea simétrica también ofrece buenos

resultados. Cabe mencionar que la función Tangente Hiperbólica no generó ningún resultado.

6.3.4.3 Resultados Modelo RNA-Witczak Modificado

Los resultados del proceso de entrenamiento de la Red Neuronal, se muestran a continuación. Como se explicó en el capítulo 3.9, en la Figura 6.14 se puede notar que los datos son separados en dos, un set de datos utilizado para el aprendizaje de la red, y otro utilizado para validar la capacidad predictiva del mismo.

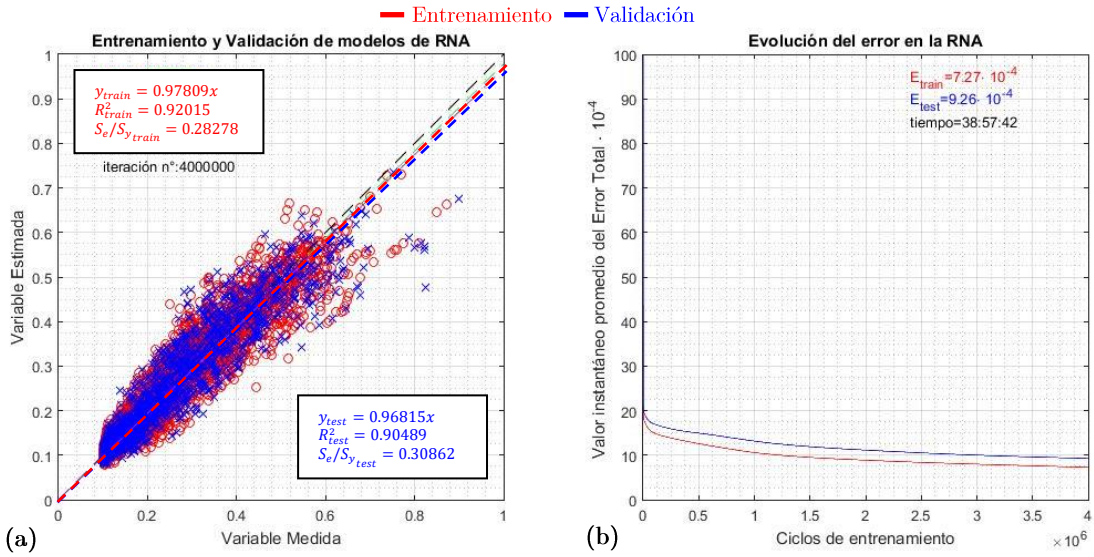


Figura 6.14 Proceso de entrenamiento de la Red Neuronal., Modelo RNA-Witczak Modificado. (a) Mediciones versus estimación con modelo RNA (b) Evolución del error instantáneo promedio del error.

Como se ve en la Figura 6.14 (a) se obtiene una correlación de 0.92 para los datos de entrenamiento y una de 0.90 para los datos de testeo. Este último, es mucho más representativo de la capacidad predictiva del modelo dado que, estos datos, no fueron utilizados para el entrenamiento y por ende la red no aprende sobre ellos.

La Figura 6.14 (b) muestra cómo evoluciona el valor instantáneo del error total (ξ_{prom}), calculado en base a la Ecuación (3.38). Dado que ξ_{prom} de los datos de validación

disminuye progresivamente, a la par con el ξ_{prom} de los datos de entrenamiento, se concluye que no hubo sobre-aprendizaje en la red.

Como se desprende de la Tabla 6.7, el coeficiente de determinación (R^2), para el caso de escala aritmética, presentó un mayor valor para los datos de Validación de la RNA en comparación con el modelo Witczak-2006. Sin embargo, en el caso de contrastar los datos en escala logarítmica se obtiene un menor R^2 para el caso RNA-Witczak Modificado. Para explicar esta situación, a continuación, se presenta la Figura 6.15.

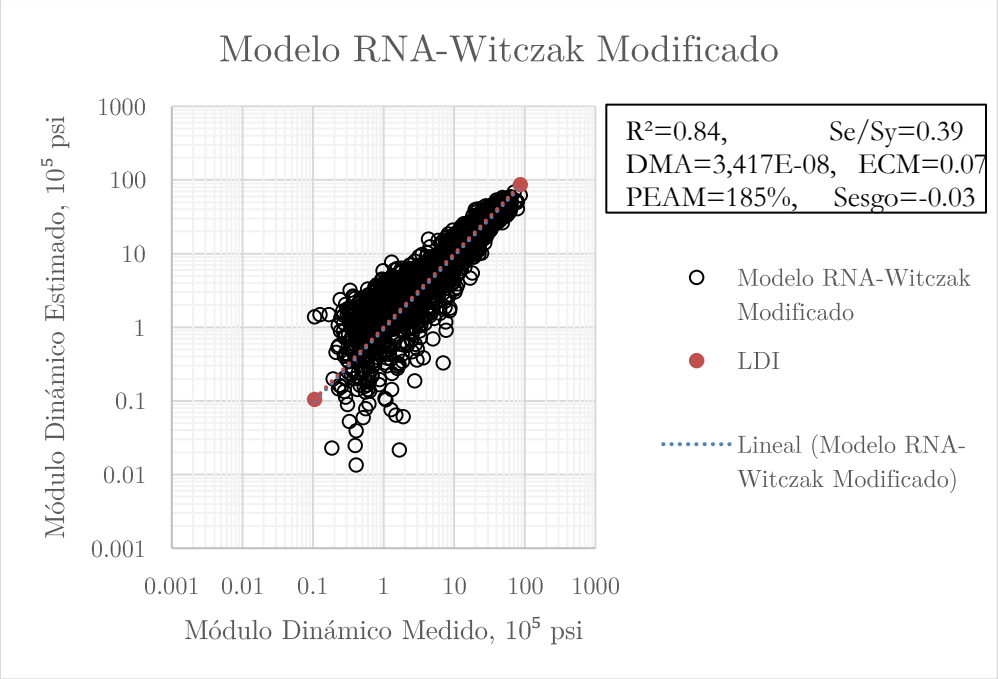


Figura 6.15 Modelo RNA-Witczak Modificado (Validación), escala logarítmica.

La Figura 6.15 muestra una dispersión mucho mayor para los datos más pequeños de la muestra, lo que indica que el modelo RNA-Witczak modificado posee una peor capacidad predictiva para valores menores a 0.1 msi (10^5 psi), en comparación con el modelo Witczak-2006.

Tabla 6.7 Comparación Modelos de Estimación de |E*|, Modelo RNA-Witczak Modificado.

Parámetros		*Modelos de Estimación de |E*|*	
	RNA-Witczak 2006 Entrenamiento	*RNA-Witczak 2006 Validación*	*Witczak Modificado 2006*
Mezclas totales	*346*	*346*	*346*
Mezclas con asfalto modificado	*17*	*17*	*17*
Número de puntos	*5012*	*2149*	*7400*
Bondad de ajuste: Escala Aritmética			
S_e/S_y	*0.28*	*0.31*	*0,5*
R^2	*0.92*	*0.9*	*0,74*
DMA	*8.2E-04*	*1.6E-03*	*2.7E-05*
PEAM	*53%*	*59%*	*42%*
ECM	*16.93*	*21.58*	*55.7*
Sesgo	*0.01*	*0.11*	*-1.69*
Bondad de ajuste: Escala Logarítmica			
S_e/S_y	*0.38*	*0.39*	*0.32*
R^2	*0.86*	*0.84*	*0.90*
DMA	*7.4E-05*	*3.4E-05*	*1.5E-05*
PEAM	*270%*	*185%*	*161%*
ECM	*0.06*	*0.07*	*0.05*
Sesgo	*-0.03*	*-0.03*	*-0.02*

6.4 Comparación entre los Modelos de RNA

A continuación, en la Tabla 6.8, se muestran los valores obtenidos del análisis estadístico de los modelos de RNA.

Tabla 6.8 Comparación estadística de modelos de RNA para la predicción del Módulo Dinámico.

Parámetros	*Modelos de Estimación de |E*|*					
	RNA-Witczak 1999 Entrenamiento	*RNA-Witczak 1999 Validación*	*RNA-Hirsch Entrenamiento*	*RNA-Hirsch Validación*	*RNA-Witczak 2006 Entrenamiento*	*RNA-Witczak 2006 Validación*
Mezclas totales	*346*	*346*	*346*	*346*	*346*	*346*
Mezclas con asfalto modificado	*17*	*17*	*17*	*17*	*17*	*17*
Número de puntos	*5012*	*2149*	*5012*	*2149*	*5012*	*2149*
Bondad de ajuste: Escala Aritmética						
S_e/S_y	*0.14*	*0.18*	*0.36*	*0.51*	*0.28*	*0.31*
R^2	*0.98*	*0.97*	*0.87*	*0.74*	*0.92*	*0.9*
DMA	*6.2E-04*	*7.8E-05*	*9.0E-05*	*3.6E-04*	*8.2E-04*	*1.6E-03*
PEAM	*34%*	*41%*	*61%*	*66%*	*53%*	*59%*
ECM	*4,19*	*6.88*	*27.65*	*54.25*	*16.93*	*21.58*
Sesgo	*0,02*	*0.06*	*0.02*	*-0.37*	*0.01*	*0.11*
Bondad de ajuste: Escala Logarítmica						
S_e/S_y	*0.3*	*0.3*	*0.43*	*0.43*	*0.38*	*0.39*
R^2	*0.91*	*0.91*	*0.81*	*0.81*	*0.86*	*0.84*
DMA	*6.6E-06*	*1.0E-04*	*4.7E-05*	*1.2E-04*	*7.4E-05*	*3.4E-05*
PEAM	*115%*	*227%*	*253%*	*123%*	*270%*	*185%*
ECM	*0.04*	*0.04*	*0.08*	*0.08*	*0.06*	*0.07*
Sesgo	*0.01*	*0*	*-0.04*	*-0.04*	*-0.03*	*-0.03*

Como se observa, el modelo que presentó la mejor bondad de ajuste estadística corresponde al modelo RNA-Witczak Original. Esto, ya que presenta un mayor R^2, y un S_e/S_y, DMA, PEAM, ECM y SESGO menor.

Mirando el criterio subjetivo de evaluación presentado en la Tabla 4.2, indica que la capacidad predictiva del Modelo RNA-Witczak Original clasifica como excelente.

Como se mencionó en secciones anteriores, el Modelo RNA-Hirsch presentó sobre-aprendizaje. Se cree que este fenómeno se debió, principalmente, a que el número de variables consideradas no aportaba información suficiente para darle una base sólida de aprendizaje. De acuerdo a May y su equipo [May et al., 2011], una de las suposiciones más relevantes es que al menos una de las variables candidatas sea capaz de describir alguna parte, si no toda, el comportamiento de las variables de salida. Si las variables candidatas no representasen fielmente el comportamiento de la respuesta, entonces sería necesario reconsiderar la elección del modelo. Si bien en este modelo se produjo el problema del sobre-aprendizaje, se tomaron acciones preventivas en el desarrollo de este trabajo, ejecutando modelos adicionales (RNA-Witczak Original y Modificado) que no presentaron el fenómeno de sobre-aprendizaje en la red neuronal.

De los resultados obtenidos para el modelo RNA-Witczak Modificado y de su comparación con el modelo Witczak 2006, es posible decir que el modelo RNA presentó una menor capacidad predictiva para los datos menores a 0.1 msi. La Figura 6.15, muestra como los datos más pequeños de la muestra presentan una mayor dispersión que los datos mayores.

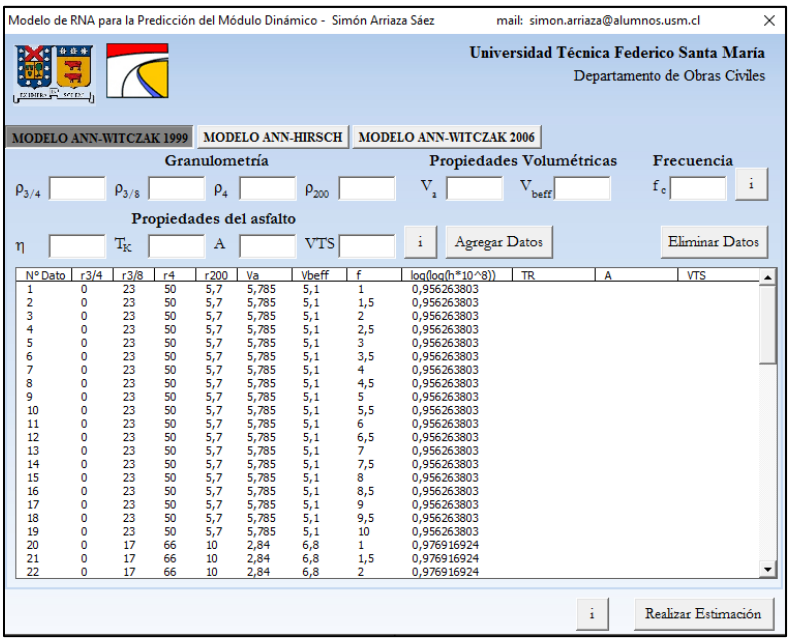
6.5 Software RNAModDin

El programa RNAModDin es uno de los resultados de este trabajo. Es un software capaz de estimar el valor del Módulo Dinámico de una mezcla asfáltica a partir de un set de datos de entrada, y que utiliza en su procesamiento interno los modelos RNA-Witczak Original, RNA-Hirsch, RNA-Witczak Modificado. Este, al ser un software basado en inteligencia artificial, no necesita ser reprogramado, la actualización de esta aplicación puede ser realizada al actualizar la matriz de conexiones sinápticas de cada modelo, la que está contenida dentro de la base de datos del software. Como se menciona en el capítulo 3, los valores de la matriz de conexiones sinápticas corresponden a la intensidad de señal con que se transmite información, específicamente, entre una neurona de una capa anterior y una neurona de la capa siguiente.

Su estructura cuenta con una interfaz gráfica que interactúa con el usuario a través de un conjunto de imágenes, botones y ventanas desplegables, que representan las acciones que es capaz de ejecutar. Esta interfaz es programada en el lenguaje Visual Basic © del programa Microsoft Excel © por lo que su ejecución no necesita instalación más que la instalación de Microsoft Office. Aunque esta interfaz no puede utilizarse con otro tipo de modelos de RNA, su código de programación contiene todas las funciones necesarias para crear otro tipo de software de estimación.

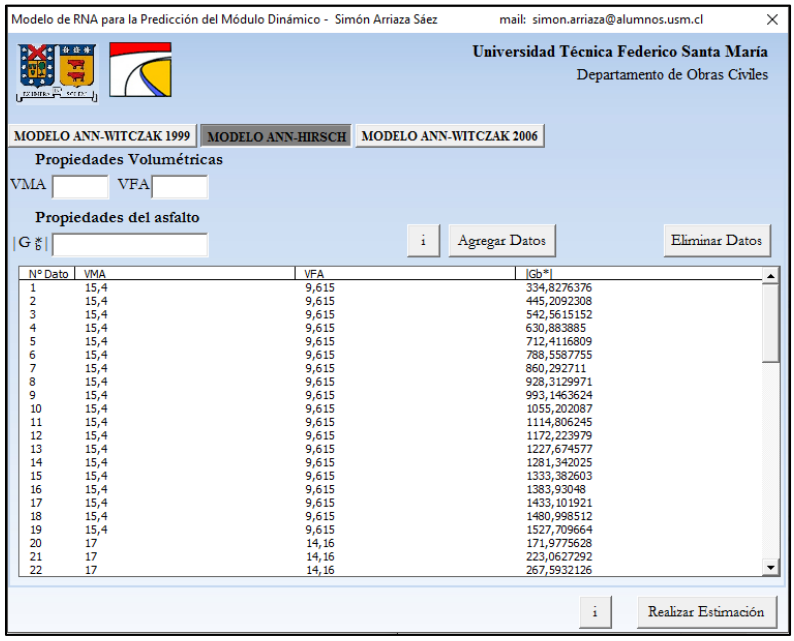
6.5.1 Interfaz gráfica

En las Figuras 6.16, 6.17, y 6.18 se muestra la interfaz de usuario de cada uno de los módulos de predicción del Módulo Dinámico. En ella existen atributos de textos asociados a las variables de entrada de los modelos de RNA. Además, se encuentran los botones de información “i”, “Agregar Datos”, “Eliminar Datos”, y “Realizar Estimación”.



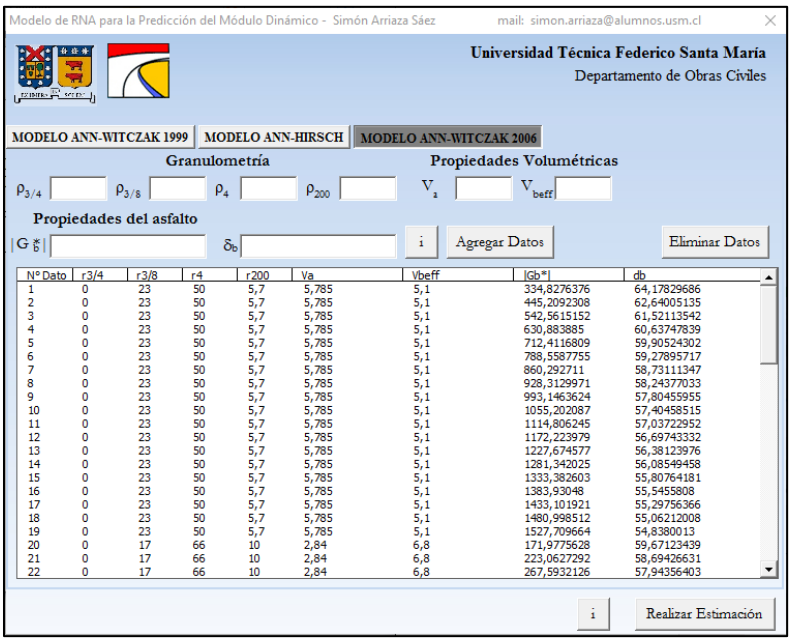
N° Dato	r3/4	r3/8	r4	r200	Va	Vbeff	f	log(log(h*10^8))	TR	A	VTS
1	0	23	50	5,7	5,785	5,1	1	0,956263803			
2	0	23	50	5,7	5,785	5,1	1,5	0,956263803			
3	0	23	50	5,7	5,785	5,1	2	0,956263803			
4	0	23	50	5,7	5,785	5,1	2,5	0,956263803			
5	0	23	50	5,7	5,785	5,1	3	0,956263803			
6	0	23	50	5,7	5,785	5,1	3,5	0,956263803			
7	0	23	50	5,7	5,785	5,1	4	0,956263803			
8	0	23	50	5,7	5,785	5,1	4,5	0,956263803			
9	0	23	50	5,7	5,785	5,1	5	0,956263803			
10	0	23	50	5,7	5,785	5,1	5,5	0,956263803			
11	0	23	50	5,7	5,785	5,1	6	0,956263803			
12	0	23	50	5,7	5,785	5,1	6,5	0,956263803			
13	0	23	50	5,7	5,785	5,1	7	0,956263803			
14	0	23	50	5,7	5,785	5,1	7,5	0,956263803			
15	0	23	50	5,7	5,785	5,1	8	0,956263803			
16	0	23	50	5,7	5,785	5,1	8,5	0,956263803			
17	0	23	50	5,7	5,785	5,1	9	0,956263803			
18	0	23	50	5,7	5,785	5,1	9,5	0,956263803			
19	0	23	50	5,7	5,785	5,1	10	0,956263803			
20	0	17	66	10	2,84	6,8	1	0,976916924			
21	0	17	66	10	2,84	6,8	1,5	0,976916924			
22	0	17	66	10	2,84	6,8	2	0,976916924			

Figura 6.16 Interfaz de Usuario Software RNADinMod, Modelo ANN-Witczak 1999.



N° Dato	VMA	VFA	|Gb*|
1	15,4	9,615	334,8276376
2	15,4	9,615	445,2092308
3	15,4	9,615	542,5615152
4	15,4	9,615	630,883885
5	15,4	9,615	712,4116809
6	15,4	9,615	788,5587755
7	15,4	9,615	860,292711
8	15,4	9,615	928,3129971
9	15,4	9,615	993,1463624
10	15,4	9,615	1055,202087
11	15,4	9,615	1114,806245
12	15,4	9,615	1172,223979
13	15,4	9,615	1227,674577
14	15,4	9,615	1281,342025
15	15,4	9,615	1333,382603
16	15,4	9,615	1383,93048
17	15,4	9,615	1433,101921
18	15,4	9,615	1480,998512
19	15,4	9,615	1527,709664
20	17	14,16	171,9775628
21	17	14,16	223,0627292
22	17	14,16	267,5932126

Figura 6.17 Interfaz de Usuario Software RNADinMod, Modelo ANN-Hirsch.



N° Dato	r3/4	r3/8	r4	r200	Va	Vbeff	|Gb*|	db
1	0	23	50	5,7	5,785	5,1	334,8276376	64,17829686
2	0	23	50	5,7	5,785	5,1	445,2092308	62,64005135
3	0	23	50	5,7	5,785	5,1	542,5615152	61,52113542
4	0	23	50	5,7	5,785	5,1	630,883885	60,63747839
5	0	23	50	5,7	5,785	5,1	712,4116809	59,90524302
6	0	23	50	5,7	5,785	5,1	788,5587755	59,27895717
7	0	23	50	5,7	5,785	5,1	860,292711	58,73111347
8	0	23	50	5,7	5,785	5,1	928,3129971	58,24377033
9	0	23	50	5,7	5,785	5,1	993,1463624	57,80455955
10	0	23	50	5,7	5,785	5,1	1055,202087	57,40458515
11	0	23	50	5,7	5,785	5,1	1114,806245	57,03722952
12	0	23	50	5,7	5,785	5,1	1172,223979	56,69743332
13	0	23	50	5,7	5,785	5,1	1227,674577	56,38123976
14	0	23	50	5,7	5,785	5,1	1281,342025	56,08549458
15	0	23	50	5,7	5,785	5,1	1333,382603	55,80764181
16	0	23	50	5,7	5,785	5,1	1383,93048	55,5455808
17	0	23	50	5,7	5,785	5,1	1433,101921	55,29756366
18	0	23	50	5,7	5,785	5,1	1480,998512	55,06212008
19	0	23	50	5,7	5,785	5,1	1527,709664	54,8380013
20	0	17	66	10	2,84	6,8	171,9775628	59,67123439
21	0	17	66	10	2,84	6,8	223,0627292	58,69426631
22	0	17	66	10	2,84	6,8	267,5932126	57,94356403

Figura 6.18 Interfaz de Usuario Software RNADinMod, Modelo ANN-Witczak 2006.

6.6 Estimación mediante RNA del Módulo Dinámico de MAC utilizadas en Chile

Con datos recuperados del estudio "Medición y Estimación del Módulo Dinámico de Mezclas Asfálticas en Caliente Utilizadas en Chile" [García et al., 2013] se prueba la capacidad de predicción del algoritmo RNA y se contrasta con la obtenida de los modelos Witczak, Hirsch y Witczak Modificado.

Numerosos estudios ([Witczak & Bari, 2006], [Singh, Zaman, & Commuri, 2011]), entre otros, han investigado el desempeño de los modelos de regresión disponibles, mostrando su variacion en condiciones locales, y calibrándolos para lograr mejores ajustes. Lo anterior, indica que la capacidad predictiva de estos modelos debe ser evaluada para mezclas locales [Georgouli, Loizos, & Plati, 2016]. La misma filosofía debe ser utilizada para validar la utilización de RNA en escenarios locales, realizando calibraciones si es necesario.

6.6.1 Materiales Utilizados

Este trabajo, comprende la evaluación de cinco MAC utilizadas en Chile. Estas corresponden a una mezcla (IV-A-12-C) con betún convencional, una mezcla IV-A-12 con betún modificado (IV-A-12 M), Microaglomerado (M-10), y una SMA con dos tipos de fibras, pellet de celulosa con asfalto (SMA-P) y con fibras de celulosa (SMA-F). De las mezclas utilizadas todas ellas menos la mezcla M10, posee parámetros dentro del dominio de entrenamiento de la RNA. En consecuencia, los modelos de regresión no-lineal (Witczak, Hirsch y Witczak Modificado) y sus análogos de RNA se probarán en su dominio de calibración o entrenamiento.

La Tabla 6.9 muestra el contenido de asfalto, además de variables granulométricas y volumétricas de las mezclas. También, variables relacionadas al proceso de ensayo de las probetas de asfalto, como temperatura y frecuencia de carga.

Tabla 6.9 Mezclas utilizadas para evaluar la capacidad predictiva de los modelos.

Tipo de Mezcla	*IV-A-12-C*	*IV-A-12-M*	*M10*	*SMA-P*	*SMA-F*
Graduación del agregado					
$\rho_{3/4}$	*0*	*0*	*0*	*0*	*0*
$\rho_{3/8}$	*23*	*23*	*19*	*17*	*17*
ρ_4	*50*	*50*	*76*	*66*	*66*
ρ_{200}	*5.7*	*5.7*	*6*	*10*	*10*
Variables Volumétricas de la mezcla					
V_a	*5.785*	*5.785*	*13*	*2.84*	*4.64*
V_{beff}	*9.615*	*10.995*	*15.39*	*14.16*	*13.46*
VMA	*15.4*	*15.4*	*28.39*	*17.00*	*18.10*
VFA	*62.435*	*71.396*	*54.20*	*83.294*	*74.37*
Asfalto					
η, *poise*	*48.47 x 10⁶*	*52.40 x 10⁶*	*52.40 x 10⁶*	*116.97 x 10⁶*	*116.97 x 10⁶*
$\lvert G_b^* \rvert$	*202.4-1527.7*	*109.3-709.2*	*109.3-709.2*	*109.3-709.2*	*109.3-709.2*
δ	*54.83-66.7*	*52.97-61.1*	*52.97-61.1*	*52.97-61.1*	*52.97-61.1*
Frecuencia de carga					
f	*0.5-10*	*0.5-10*	*0.5-10*	*0.5-10*	*0.5-10*
Temperatura					
$T_C°$	*21*	*21*	*21*	*21*	*21*
Módulo Dinámico					
$\lvert E^* \rvert$	*2.47-7.56 x 10⁵*	*2.27-6.70 x 10⁵*	*2.11-5.92 x10⁵*	*2.82-8.07 x 10⁵*	*2.98-7.78 x 10⁵*

Con,

$|E^*|$: Módulo Dinámico en las mezclas asfálticas, psi;

ρ_{200} : % del agregado que pasa en el tamiz N°200, respecto del peso total del agregado;

ρ_4 : % del agregado retenido en el tamiz N°4, respecto del peso total del agregado;

$\rho_{3/8}$: : % del agregado retenido en el tamiz 3/8, respecto del peso total del agregado;

$\rho_{3/4}$: % del agregado retenido en el tamiz 3/4, respecto del peso total del agregado;

V_a : % de vacíos de aire en la mezcla, por volumen;

V_{beff} : % efectivo de contenido de asfalto, por volumen;

VMA : Vacíos en el agregado mineral, %;

VFA : Vacíos en agregado llenos con asfalto, %;

η : Viscosidad del bitumen (a cualquier temperatura, o grado de envejecimiento), poise.

$|G_b^*|$: Módulo de corte dinámico del asfalto, psi;

δ_b : Ángulo de fase del asfalto asociado a $|G_b^*|$, en grados;

f : Frecuencia de carga, Hz;

$T_C°$: Temperatura de ensayo, °C.

6.6.2 Resultados de Estimación del Módulo Dinámico de MAC utilizadas en Chile

Utilizando los resultados del entrenamiento presentados en la sección 6.3, se realiza una estimación a través del Software RNAModDin. Esta herramienta permite ingresar las variables de entrada, almacenarlas en una base de datos y a su vez estimar $|E^*|$ a través de los distintos modelos de RNA. La Figura 6.19 muestra el entorno de la interfaz, mientras que la Figura 6.20 muestra cómo se obtienen los resultados.

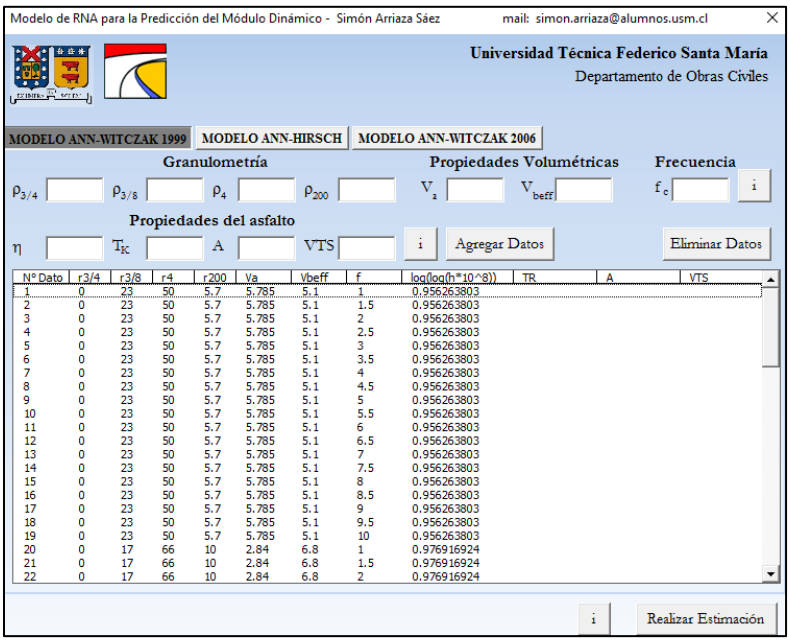


Figura 6.19 Interfaz de Usuario de Software RNA para la estimación del Módulo Dinámico.

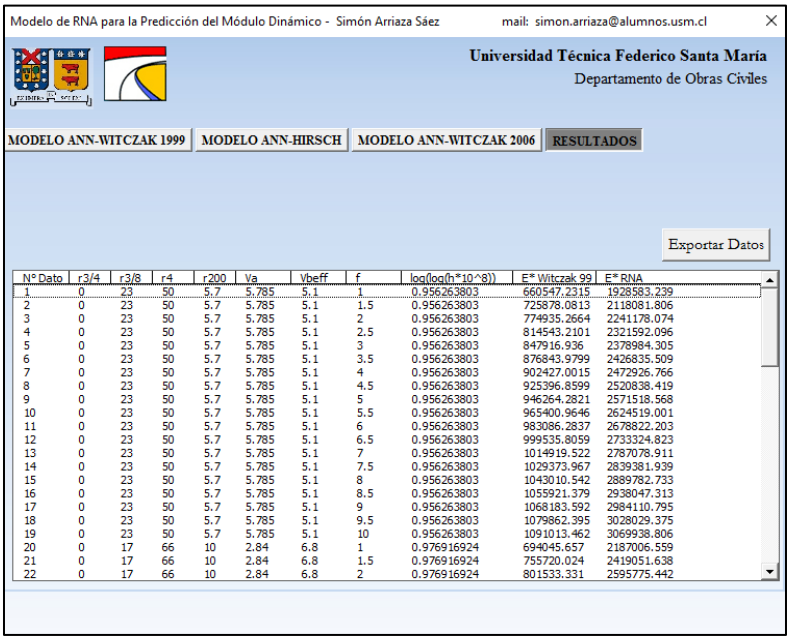


Figura 6.20 Resultados de Estimación.

Haciendo uso del software anterior, se obtienen los siguientes resultados y se contrastan con los obtenidos a través de la ecuación de Witczak, Hirsch, y Witczak Modificado. Las Figuras 6.21, 6.22, 6.23, 6.24, 6.25 y 6.26 que se muestran a continuación, muestran

cómo se relacionan los modelos de estimación de $|E^*|$ y los resultados medidos directamente en laboratorio.

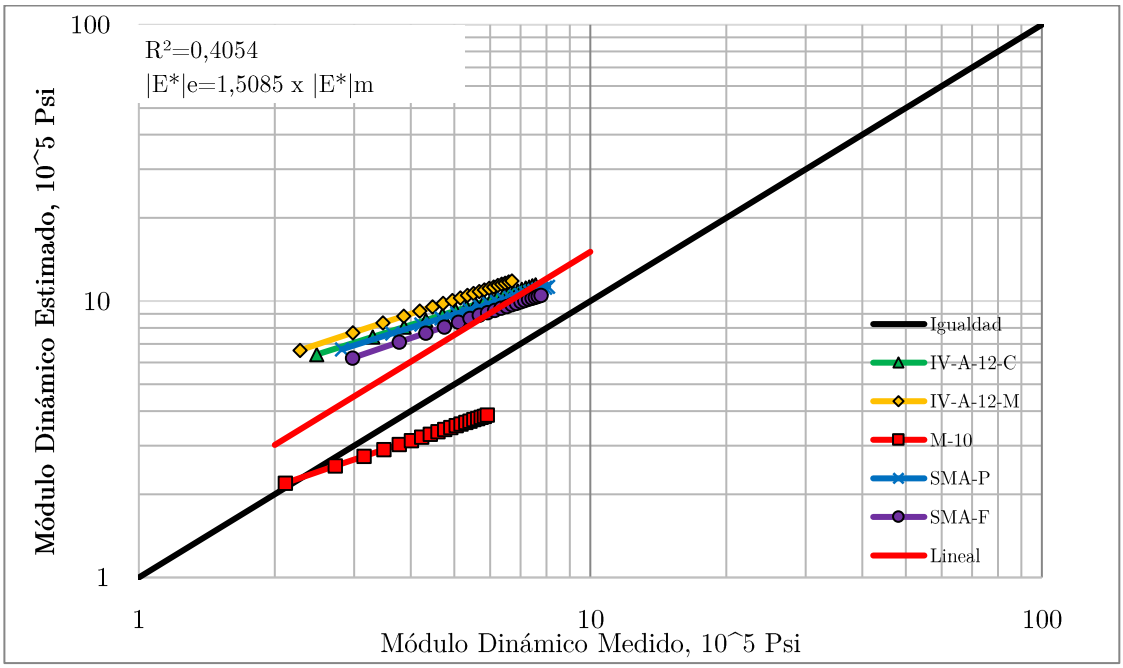


Figura 6.21 Resultados Comparativos Ecuación de Witczak y mediciones de laboratorio.

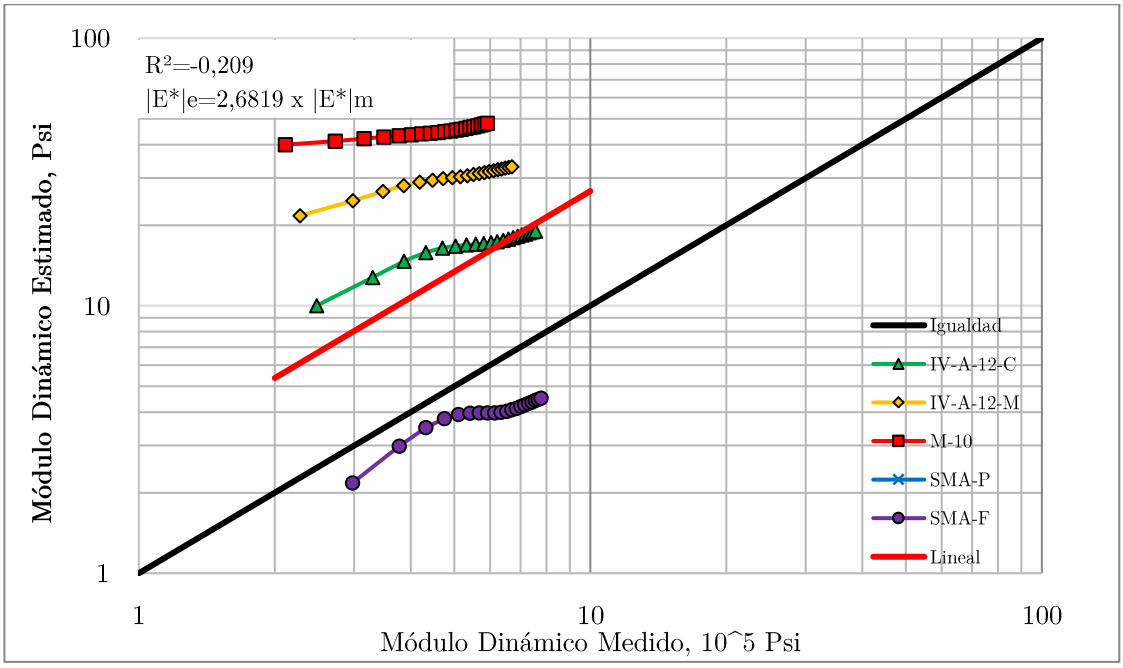


Figura 6.22 Resultados Comparativos RNA Witczak y mediciones de laboratorio.

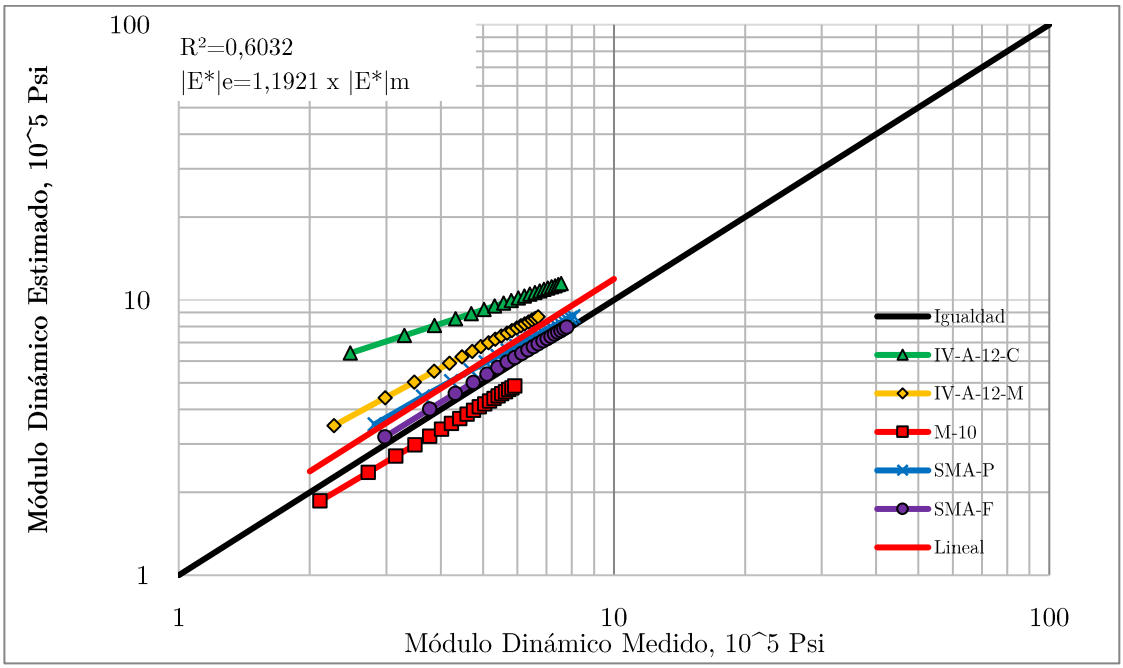


Figura 6.23 Resultados Comparativos Ecuación de Hirsch y mediciones de laboratorio.

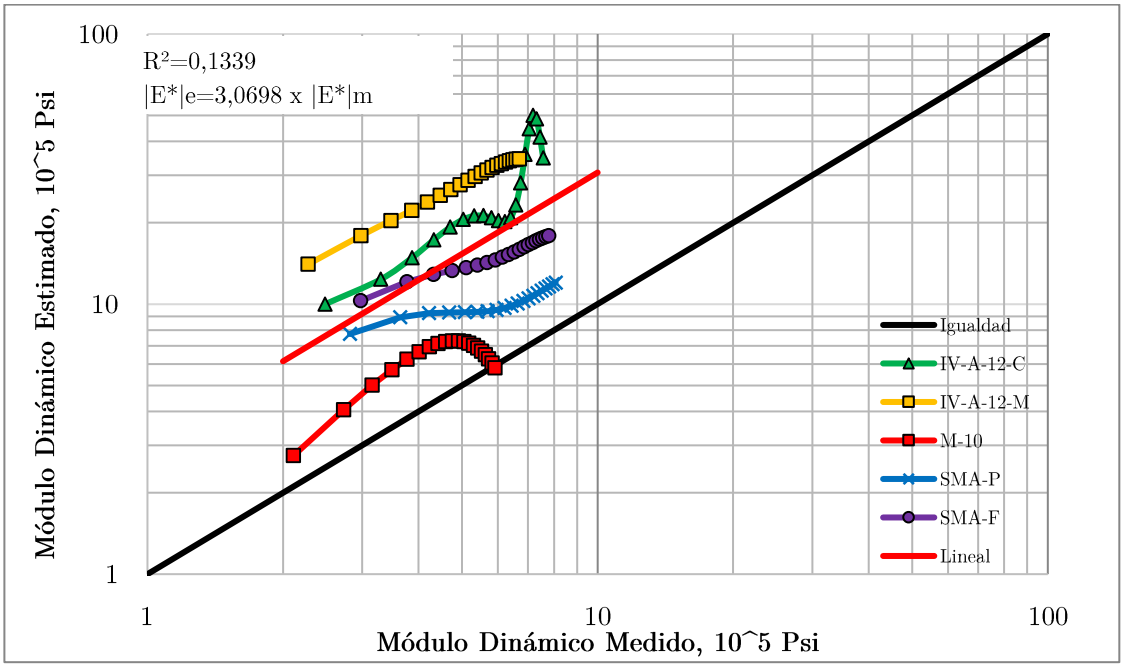


Figura 6.24 Resultados Comparativos RNA Hirsch y mediciones de laboratorio.

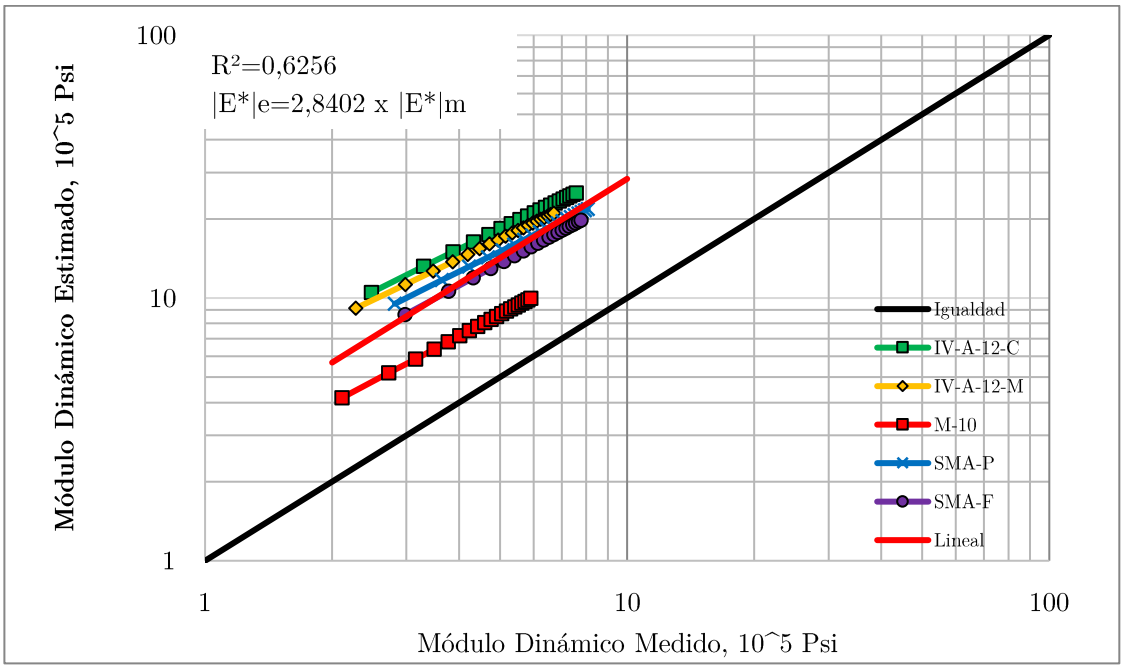


Figura 6.25 Resultados Comparativos Ecuación de Witczak Modificado y mediciones de laboratorio.

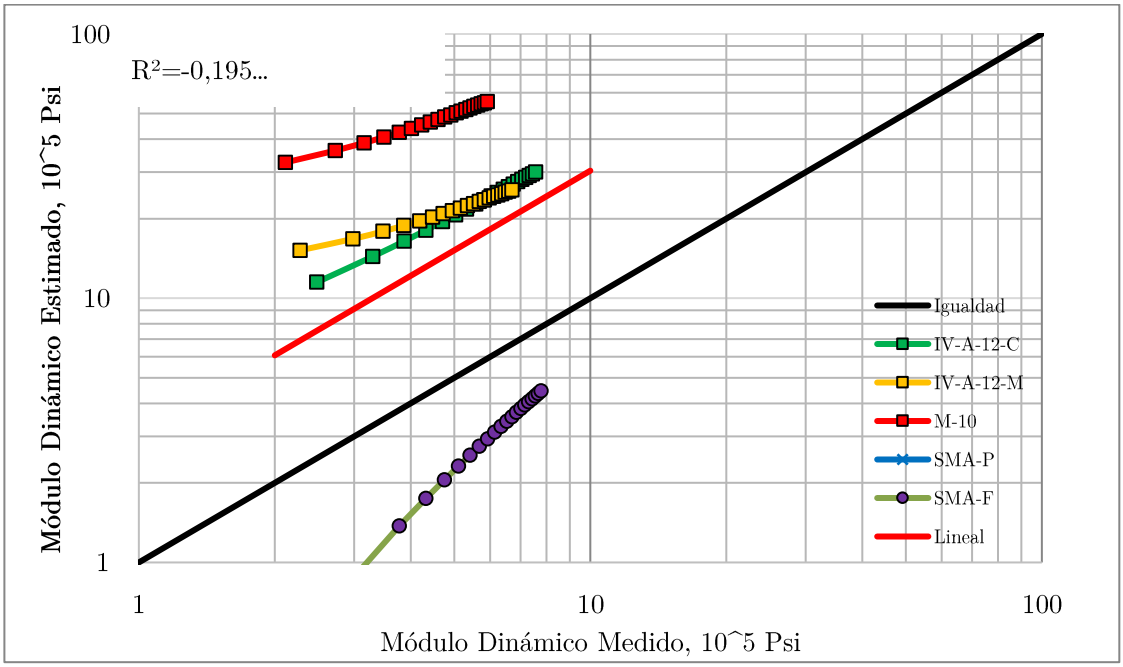


Figura 6.26 Resultados Comparativos RNA-Witczak Modificado y mediciones de laboratorio.

Como se puede notar de las Figuras 6.21, 6.22, 6.23, 6.24, 6.25 y 6.26 las mezclas poseen comportamientos distintos a los predichos por los modelos, existe un error sistemático

de los modelos que parecen indicar que existe una mayor sensibilidad de estos a ciertos parámetros de entrada, y que estos no reaccionan de la misma forma ante mezclas de EEUU o chilenas. Tanto modelos de RNA como los modelos de regresión no-lineal sobreestiman el valor real del Módulo Dinámico, para la mayoría de las mezclas analizadas. Lo anterior indica que los modelos deben ser recalibrados para la realidad local, así mismo se debe entrenar una RNA con datos de mezclas típicas chilenas. En el caso de los modelos de RNA caen sobre rectas más separadas que para los modelos de regresión no-lineal, de esto se desprende que los modelos de RNA responden más sensiblemente ante cambios de las variables de entrada que los modelos de regresión no-lineal.

Para cuantificar la capacidad predictiva de los modelos RNA en comparación con los modelos de regresión no-lineal, se debe proveer una base de datos cuya nube de puntos permita realizar los procedimientos de entrenamiento o calibración, según corresponda, para evaluarla en el contexto local chileno. Los resultados mostrados hasta ahora no son suficientes para cuantificar que herramienta predictiva es mejor.

CAPÍTULO 7 OTRAS APLICACIONES DE RNA EN INGENIERÍA DE PAVIMENTOS

Como menciona Ceylan y otros [Ceylan et al. 2014] el uso de RNA ha crecido vertiginosamente en varias áreas de la ingeniería. Específicamente, en el área de la ingeniería de pavimentos se han estado utilizando en:

- Predicción de la condición y desempeño,
- Estrategias de manejo y mantenimiento,
- Pronóstico de deterioro,
- Evaluación estructural,
- Análisis y clasificación de imágenes,
- Modelación de materiales,
- Entre otros.

Este trabajo, se centrará en la modelación de materiales y la evaluación estructural del sistema de pavimento. Específicamente, se abordará el entrenamiento de una red neuronal para la predicción del Número de Flujo, y se mostrará un potencial uso asociado al retro-cálculo del módulo elástico de un tipo de pavimento.

7.1 Estimación del Número de Flujo en Mezclas Asfálticas

7.1.1 Introducción

El reporte NCHRP 465 [Witczak et al, 2007] muestra la selección de una prueba simple de desempeño que permite medir de forma precisa y fiable, en una mezcla, un parámetro de respuesta que está altamente correlacionado con la ocurrencia de la falla de deformación plástica (ahuellamiento) bajo diversas de condiciones de carga y temperatura.

Una de las metodologías propuestas para medir las características de la deformación permanente, es realizar cientos de repeticiones de un ensayo de carga y registrar la

deformación plástica acumulada como función del número de ciclos (repeticiones) (Figura 7.1).

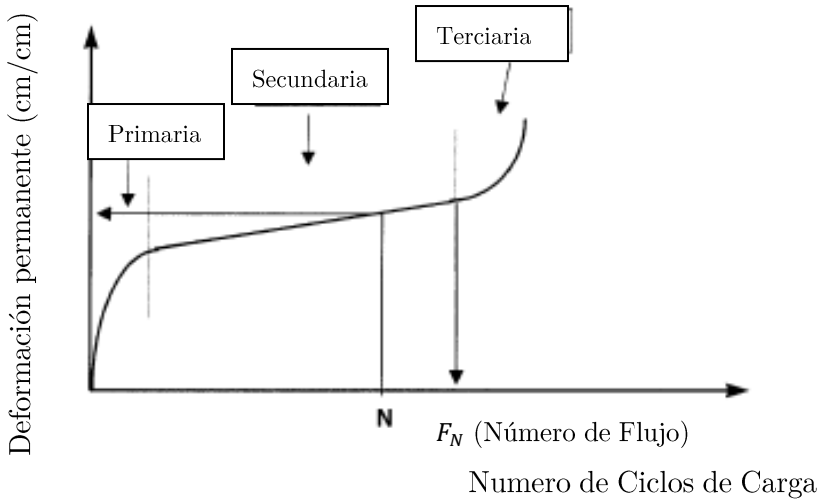


Figura 7.1 Deformación permanente en función de número de ciclos de carga. [Rodezno et al., 2010]

En la Figura 7.1 se muestra cómo la deformación permanente acumulada, puede dividirse en tres etapas distintas: primaria, secundaria y terciaria (como en los ensayos de fluencia lenta o creep en inglés). En la etapa primaria, la acumulación de la deformación permanente es rápida. Luego, en la zona secundaria, el incremento de la deformación permanente decrece hasta alcanzar un valor constante. Finalmente, en la zona terciaria, el incremento de la deformación permanente acumulada nuevamente crece rápidamente.

El punto de inicio, o el número de ciclos, al cual el flujo terciario ocurre, se le denomina Número de Flujo (F_N del inglés) [Witczak M. W., 2005].

Diferentes modelos han sido desarrollados y mejorados a lo largo de los años para predecir la deformación plástica acumulada en función del número de aplicaciones de carga [Ameri et al., 2014], la temperatura, y otras propiedades de la mezcla. Sin embargo, se han realizado esfuerzos muy limitados para predecir el Número de Flujo [Rodezno et al., 2010].

7.1.2 Determinación del Número de Flujo

El concepto fue desarrollado a partir de ensayos de compresión uniaxial. Investigadores conducidos por Witczak usaron temperaturas desde 40°C a 56°C, con niveles de esfuerzo desviador correspondientes a 70, 140, y 210 KPa. El ciclo de carga consiste en un pulso de duración 0.1 s seguido de 0.9 s de descanso (Figura 7.2 (a)), que típicamente se ensaya con una duración de 3 horas o 10,000 ciclos de carga.

Como se aprecia en la Figura 7.2 (c) (o Figura 7.1), F_N puede calcularse como el número de aplicaciones de carga necesarios para que la deformación permanente comience a crecer dramáticamente [Ameri et al, 2014]. También, como el punto en que la tasa de cambio en la deformación permanente decrece hasta un nivel crítico y comienza a crecer nuevamente, como se ve en la Figura 7.2 (b) [Williams et al., 2007].

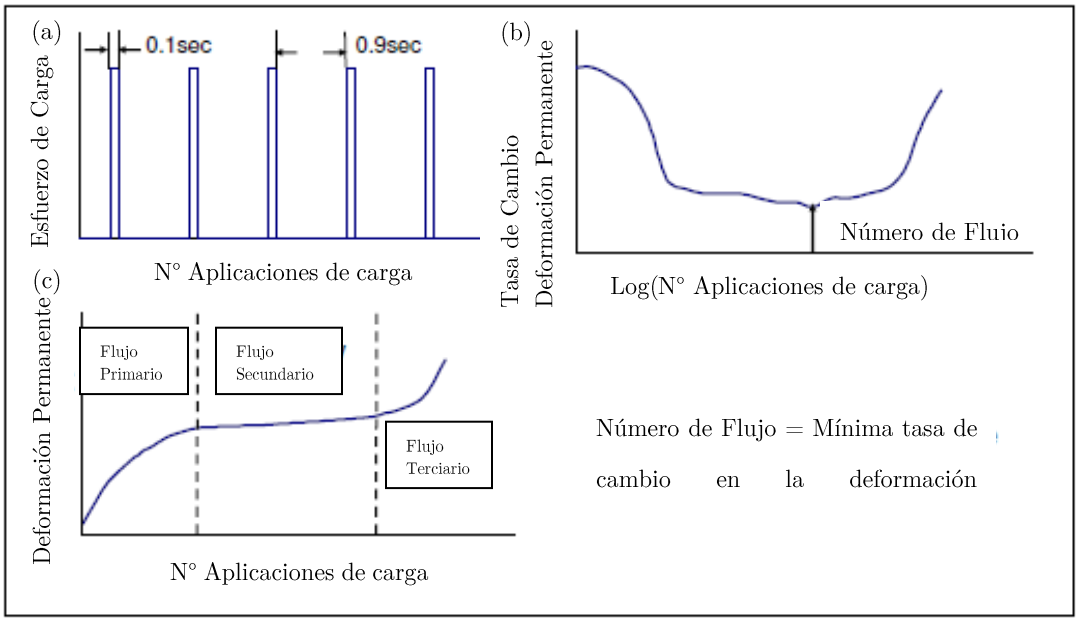


Figura 7.2 (a) Ciclo carga-descarga con recuperación (b) Tasa de cambio en la deformación plástica (c) Deformación plástica acumulada. [Williams et al., 2007].

7.1.3 Variables influyentes en la magnitud del Número de Flujo

Según Williams y sus colegas [Williams et al., 2007], se espera que se cumplan las siguientes relaciones al observar ensayos de F_N:

- Mientras los vacíos de aire (V_a) se incrementan, el número de flujo disminuirá.
- Mientras el contenido de asfalto se incremente (AC), el número de flujo disminuirá.
- Mientras la angularidad en el agregado aumente, el número de flujo aumentará.

Según Bonaquist [Bonaquist, 2012], un análisis estadístico, efectuado en datos recolectados por el Departamento de Transporte del estado de Wisconsin (EE.UU.), mostró que el Número de Flujo es afectado significativamente por:

- Tamaño máximo nominal del agregado
- Vacíos de aire.
- El grado del bitumen.
- Angularidad de los agregados finos.
- Vacíos en el agregado mineral (VMA).

También mostró que F_N no era afectado por un incremento de un 0.3 por ciento en el contenido de asfalto.

7.1.4 Modelos de predicción del Número de Flujo

Como menciona Rodezno y su equipo [Rodezno et al., 2010], los esfuerzos para determinar el parámetro F_N han sido limitados. Esto quizás, por la adopción tan reciente de los ensayos de Número de Flujo dentro de la comunidad vial. La mayoría de los trabajos basados en RLPD se enfocan en el desarrollo de modelos de predicción de la deformación permanente .

Uno de los primeros en desarrollar un modelo predicitivo de F_N de una MAC, basado en propiedades volumétricas de la mezcla, el tipo de bitumen, y la temperatura del ensayo, fue Kamil Kaloush [Kaloush, 2001]. Otro trabajo, fue desarrollado por Kvasnak

y su equipo de investigación [Kvasnak et al., 2007]. Dicho modelo adopta como variables de entrada el número de giros del compactador giratorio para la preparación de la probeta, la viscosidad del bitumen, los vacíos en el agregado mineral, y otras propiedades granulométricas. Finalmente, uno de los trabajos más recientes fue desarrollado por Rodezno y sus colegas [Rodezno et al., 2010], con un modelo que incluye la viscosidad del bitumen a la temperatura de ensayo, el porcentaje de vacíos de aire, tres variables de granulometría, los esfuerzos normales y de corte.

7.1.4.1 Modelo Kaloush

Este modelo se presenta en la Ecuación (7.1):

$$F_N = (432367000)T^{-2.215} \cdot Visc^{0.312} \cdot V_{beff}^{-2.6604} \cdot V_a^{-0.1525} \qquad (7.1)$$

Donde,

T : Temperatura de ensayo, °F;

$Visc$: Viscosidad del bitumen a 70°F, 10^6 poise;

V_a : % de vacíos de aire en la mezcla, por volumen;

V_{beff} : % efectivo de contenido de asfalto, por volumen.

Dicho modelo presentó las variables estadísticas mostradas en la Tabla 7.1:

Tabla 7.1 Ajuste estadístico Modelo Predictivo Kaloush [Kaloush, 2001].

R^2	*0.72*
S_e/S_y	*0.534*
N° de Datos	*135*

La base de datos utilizada para ajustar dicho modelo se resume en la Tabla 7.2:

Tabla 7.2 Resumen de la base de datos.

	Rango	
Variable	*Mín.*	*Max.*
Graduación del agregado		
Graduación agregado nominal	*12.5*	*37.5*
Variables Volumétricas de la mezcla		
V_a	*2.5*	*12*
V_{beff}	*7.4*	*14*
Visc	*0.92*	*26.7*
Nivel de esfuerzo no confinado		
S, psi	*20*	*20*
Temperatura de ensayo		
$T_F°$	*100*	*130*

El modelo Kaloush, también cuenta con una variante que incluye el esfuerzo utilizado en el ensayo, y se presenta en la Ecuación (7.2):

$$F_N = (20408400)T^{-2.0799} \cdot S^{0.5565} \cdot Visc^{0.3680} \cdot V_{beff}^{-2.7175} \cdot V_a^{-0.1658} \quad (7.2)$$

Donde,

T : Temperatura de ensayo, °F;

S : Esfuerzo desviador, psi;

$Visc$: Viscosidad del bitumen a 70°F, 10^6 poise;

V_a : % de vacíos de aire en la mezcla, por volumen;

V_{beff} : % efectivo de contenido de asfalto, por volumen.

Dicho modelo presentó las variables estadísticas presentadas en la Tabla 7.3.

Tabla 7.3 Ajuste estadístico Modelo Predictivo Kaloush [Kaloush, 2001].

R^2	*0.66*
S_e/S_y	*0.585*
N° de Datos	*135*

7.1.4.2 Modelo Kvasnak

Kvasnak y su equipo [Kvasnak, et al., 2007], presentaron la Ecuación (7.3) para predecir el Número de Flujo:

$$logF_N = 2.866 + 0.00613\,Gyr + 3.86\,Visc - 0.072\,VMA + 0.282\,P_4 - 0.051\,P_{16} + 0.075\,P_{200} \quad (7.3)$$

Donde,

Gyr : Número de giros necesitados para compactar la muestra hasta 170 mm;

Visc : Viscosidad del Bitumen, 10^6 poise;

VMA : Vacíos en el agregado mineral, %;

P_4 : % del agregado que pasa el tamiz N°4, respecto del peso total del agregado;

P_{16} : % del agregado que pasa en el tamiz N°16, respecto del peso total del agregado;

P_{200} : % del agregado que pasa en el tamiz N°200, respecto del peso total del agregado.

Los valores estadísticos de la Ecuación (7.3) son presentados en la Tabla 7.4. En la Tabla 7.5 se presenta un resumen de la base de datos utilizada para desarrollar el modelo propuesto por Kvasnak.

Tabla 7.4 Ajuste estadístico Modelo Predictivo Kvasnak [Kvasnak et al. , 2007].

R^2	*0.91*
S_e/S_y	-
N° de Mezclas	*17*

Tabla 7.5 Resumen de la base de datos.

	Rango	
Variable	*Mín.*	*Max.*
Graduación del agregado		
P_4	*52.7*	*76.5*
P_{16}	*29.1*	*47.9*
P_{200}	*3.0*	*6.0*
Variables Volumétricas de la mezcla		
VMA	*12.4*	*21.4*
Visc	*0.020*	*0.286*
Giros		
Gyr	*4*	*209*
Número de Flujo		
F_N	*29*	*8688*

7.1.4.3 Modelo Rodezno

Rodezno y otros [Rodezno et al. , 2010] desarrollaron una base de datos del Número de Flujo, y recomienda el modelo mostrado en la Ecuación (7.4) para la predicción del número de flujo.

$$\begin{aligned} log F_N = {} & 2.174 + 0.649\, log V_1 + 0.101\, P_{200} + 18.465\, log\, p + 0.0140\, R_{04} \\ & - 0.084\, V_a - 18.901\, log\, q - 0.872\, R_{3/4} + 0.182\, q \\ & - 0.193\, p - 0.871\, log\, T \end{aligned} \qquad (7.4)$$

Donde,

p : Esfuerzo cortante máximo, psi;

q : Esfuerzo normal, psi;

V_a : % de vacíos de aire en la mezcla, por volumen;

V_1 : Viscosidad del bitumen a la temperatura de ensayo, 10^6 poise;

T : Temperatura de ensayo, °F;

$R_{3/4}$: % del agregado retenido en el tamiz 3/4, respecto del peso total del agregado;

R_{04} : % del agregado retenido en el tamiz n° 4, respecto del peso total del agregado;

P_{200} : % del agregado que pasa en el tamiz N°200, respecto del peso total del agregado.

El modelo presenta los valores estadísticos de la Tabla 7.6.

Tabla 7.6 Ajuste estadístico Modelo Predictivo Rodezno [Rodezno et al., 2010].

R^2	*0.62*
S_e/S_y	*0.6*
N° de Datos	*1759*

En la Tabla 7.7 se presenta un resumen de la base de datos utilizada para desarrollar el modelo propuesto por Rodezno.

Tabla 7.7 Resumen de la base de datos.

	Rango		
Variable	*Mín.*	*Max.*	*Promedio*
Graduación del agregado			
$R_{3/4}$	*0*	*26.1*	*2.4*
R_{04}	*14.4*	*77.7*	*23.4*
P_{200}	*0.4*	*11.8*	*4.9*
Variables Volumétricas de la mezcla			
V_a	*0.5*	*18.5*	*18.5*
V_1	*1.0 x 10^3*	*4.6 x 10^6*	*3.2 x 10^5*
Cargas			
p	*2*	*235*	*57.1*
q	*2.0*	*225.0*	*53.5*
Temperatura			
T	*90*	*150*	*117*
Número de Flujo			
F_N	*13*	*100000*	*3973*

7.1.5 Estimación del Número de Flujo utilizando RNA

7.1.5.1 Estructura de las RNA y variables de entrada utilizadas

La estructura de la RNA que se utilizará, para la estimación del Número de Flujo, se muestra en la Figura 7.3.

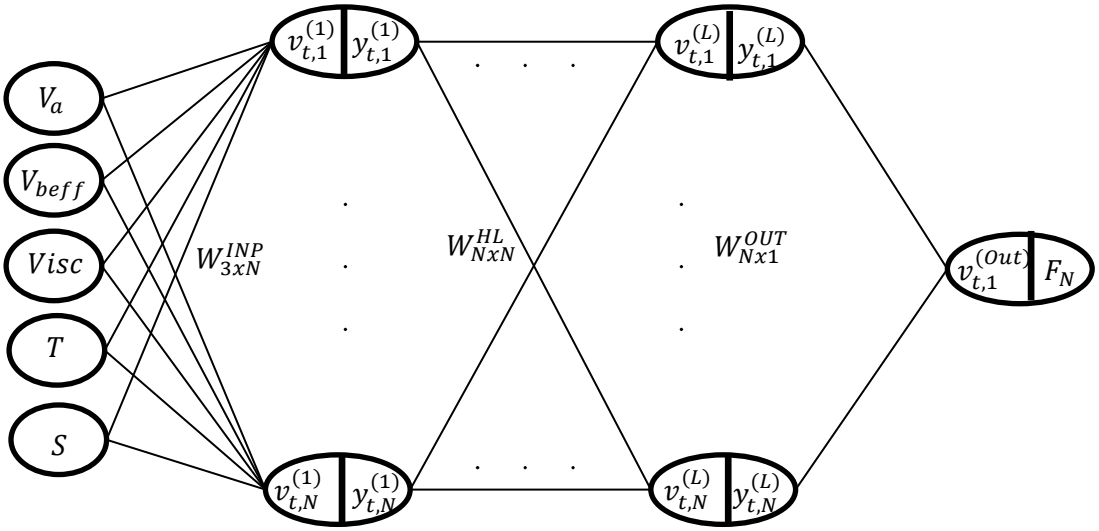


Figura 7.3 Estructura RNA-Kaloush para la estimación del Módulo Dinámico.

Como se observa en la Figura 7.3, las variables de entrada utilizadas corresponden al Modelo Kaloush. Las variables de entrada fueron extraídas del trabajo de Kaloush, y por lo tanto son las únicas disponibles para desarrollar un modelo de RNA.

7.1.5.2 Base de Datos

La base de datos utilizada en este trabajo es extraída del documento "Simple Performance Test for Permanent Deformation of Asphal Mixtures" [Kaloush, 2001]. Esta base de datos, contiene las características correspondientes a 52 mediciones en mezclas asfálticas, con propiedades cómo % de vacíos de aire y de asfalto efectivo, viscosidad de la mezcla y temperatura de ensayo.

7.1.5.2.1 Rango de variables utilizadas en el estudio

A continuación, en la Tabla 7.8, se muestra un resumen respecto de las variables utilizadas en el modelo de RNA. La base de datos se construye a partir de las variables encontradas en el documento "Simple Performance Test for Permanent Deformation of Asphal Mixtures" [Kaloush, 2001].

Tabla 7.8 Resumen de la base de datos.

	Rango				
Variable	*Mín.*	*Max.*	*Promedio*	*Desviación Estándar*	*Max. – Mín.*
Variables Volumétricas de la mezcla					
V_a	*4.7*	*11.9*	*7.35*	*1.62*	*7.2*
V_b	*7.7*	*14.8*	*11.2*	*2.2*	*7.1*
Asfalto					
η	*2691*	*91350*	*20752.4*	*28826.9*	*88659*
Temperatura					
$T_F°$	*100*	*130*	*124.2*	*11.9*	*30*
Esfuerzo Desviador					
S	*10*	*30*	*16.7*	*7.85*	*20*
Flow Number					
F_N	*121*	*9081*	*2040*	*2066*	*8960*

Con,

F_N : Número de Flujo;

S : Esfuerzo desviador, psi;

V_a : % de vacíos de aire en la mezcla, por volumen;

V_b : % efectivo de contenido de asfalto, por volumen;

η : Viscosidad del bitumen a 70° F, 10^6 poise.

$T_F°$: Temperatura de ensayo, °F

7.1.5.3 Modelo de RNA para la estimación del Número de Flujo

El modelo RNA-Kaloush representado por la Figura 7.3 posee 5 variables de entrada:

- *% de vacíos de aire en la mezcla (V_a), %;*
- % efectivo de contenido de asfalto (V_{beff}), %;
- la viscosidad del bitumen a 70°F ($Visc$), 10^6 poise;
- esfuerzo desviador (S), psi;
- y la temperatura del ensayo (T), °F.

7.1.5.3.1 Optimización del Modelo

En las secciones anteriores (capítulos 6.3.2.1, 6.3.3.1 y 6.3.4.1), se evaluó la optimización del Modelo de RNA desde el enfoque de la arquitectura de la red. Sin embargo, este enfoque pierde sentido al tener pocos datos para el entrenamiento, lo que genera que sean necesarias pocas iteraciones para lograr un resultado.

Para optimizar los resultados del Modelo RNA-Kaloush, se evaluarán los modelos que contienen como variables de entrada las mismas que las Ecuaciones (7.1) y (7.2). De ellos se escogerá como modelo final, aquél que tenga un mejor comportamiento en cuanto a su proceso de entrenamiento. Las variables de cada modelo se resumen en la Tabla 7.9.

Tabla 7.9 Resumen de variables de entrada, Modelo RNA-Kaloush.

	Kaloush-1	*Kaloush-2*
V_a	✓	✓
V_{beff}	✓	✓
$Visc$		✓
$log(Visc)$	✓	
T	✓	✓
S		✓

Se incorpora $\log(Visc)$ para disminuir los efectos de la variabilidad de la viscosidad para las distintas muestras.

En la Figura 7.4, se muestra la evolución del error durante el proceso de entrenamiento, para ambos modelos.

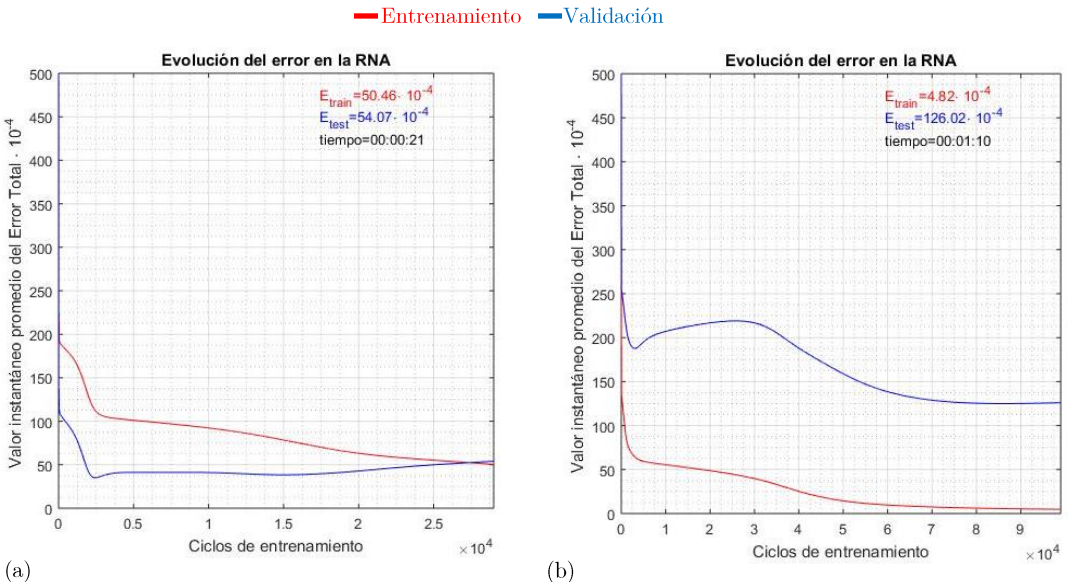


Figura 7.4 Evolución del Error en RNA-Kaloush-1 (a) y RNA-Kaloush-2 (b)

Según Requena y su equipo [Requena, et al., 2002], se considera que no hay sobre-aprendizaje, cuando el error asociado a los patrones seleccionados para el aprendizaje es igual al asociado a los patrones seleccionados para la verificación cruzada (validación). Por esto, el modelo que mantiene una menor brecha entre la curva de entrenamiento y la de validación es el escogido, en este caso RNA-Kaloush-1.

En lo que respecta a las secciones siguientes el modelo escogido será referido como RNA-Kaloush.

7.1.5.3.2 Resultados Modelo RNA-Kaloush

Los resultados del proceso de entrenamiento se muestran en la Figura 7.5. Los datos fueron separados en dos, un set de datos es utilizado para el aprendizaje de la red, y otro para validar su capacidad predictiva.

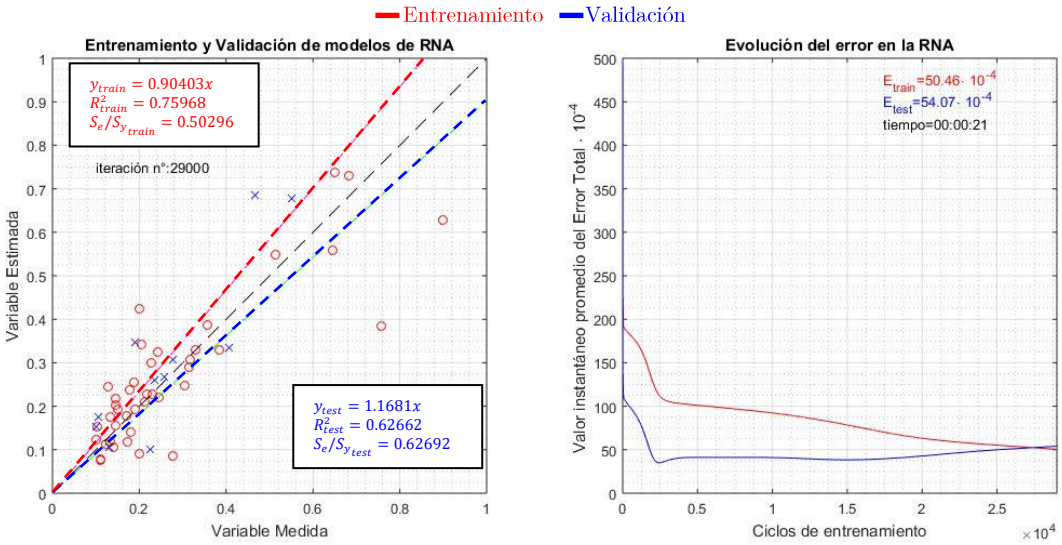


Figura 7.5 Proceso de entrenamiento de la Red Neuronal., Modelo RNA-Kaloush.

La muestra que se obtiene una correlación de 0.76 para los datos de entrenamiento y 0.63 para los datos de testeo. Como estos últimos son los encargados de evaluar la capacidad predictiva del modelo, son mucho más representativos en cuánto a ello.

Como se aprecia en la Figura 7.5, el ξ_{prom} de los datos de validación comienza a aumentar en vez de disminuir, por lo que se puede inferir que está ocurriendo un sobre-aprendizaje y, por lo tanto, se opta por interrumpir el aprendizaje cuando esto ocurrió.

Como se desprende de la Tabla 7.10, el coeficiente de determinación y la desviación estándar normalizada del error (R^2 y S_e/S_y), para el caso de escala aritmética, presentaron mejores resultados para los datos de Validación de la RNA en comparación con el modelo Kaloush. Sin embargo, en el caso de contrastar los datos en escala logarítmica se obtiene un menor R^2 y un mayor S_e/S_y para el caso de RNA-Kaloush.

Tabla 7.10 Comparación Modelos de Estimación de FN, Modelo RNA-Kaloush.

Parámetros	*Modelos de Estimación de FN*		
	RNA-Kaloush Entrenamiento	*RNA-Kaloush Validación*	*Kaloush*
Número de puntos	*52*	*52*	*52*
Bondad de ajuste: Escala Aritmética			
S_e/S_y	*0.503*	*0.627*	*0.97*
R^2	*0.759*	*0.627*	*0.08*
DMA	*15.718*	*30.177*	*3.14*
PEAM	*70%*	*115%*	*11%*
ECM	*1260616*	*1360959*	*220472*
Sesgo	*43.150*	*-473.42624*	*118.613*
Bondad de ajuste: Escala Logarítmica			
S_e/S_y	*0.795*	*0.954*	*0.74*
R^2	*0.399*	*0.274*	*0.47*
DMA	*0.0033*	*0.005*	*0.002*
PEAM	*8%*	*13%*	*9%*
ECM	*0.127*	*0.223*	*0.116*
Sesgo	*-0.019*	*-0.064*	*-0.015*

7.2 Retro-Cálculo de Módulos Elásticos en pavimentos.

El Deflectómetro de Impacto (FWD de sus siglas en inglés) es un dispositivo utilizado para evaluar la condición del pavimento y la rigidez de sus capas. Es un dispositivo móvil que opera al dejar caer una carga sobre el pavimento y que mide las deflexiones superficiales resultantes en él (ver Figura 7.6). Luego, se deben ejecutar operaciones computacionales con los datos de deflectometría en orden a obtener la condición del pavimento y la rigidez de sus capas constitutivas [Mn-DOT, 2017].

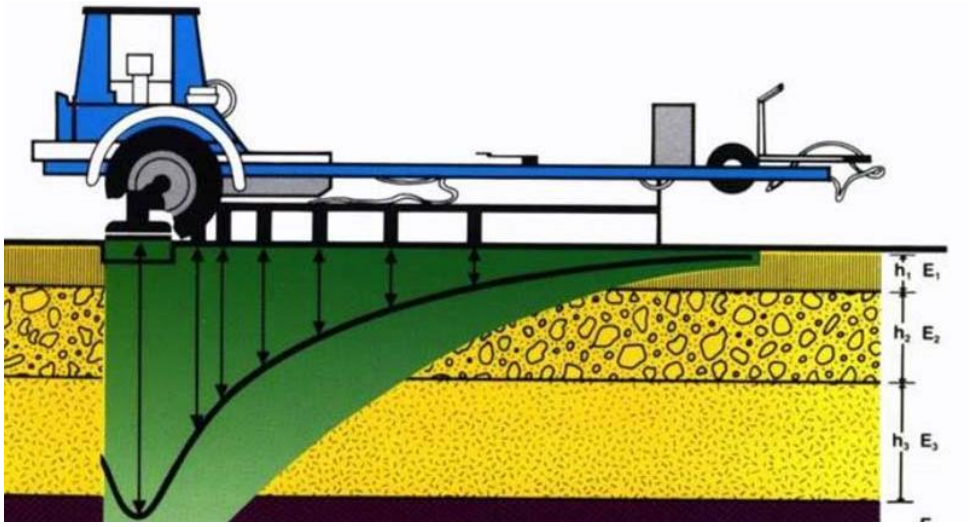


Figura 7.6 Esquema conceptual del Deflectómetro de Impacto [ICE, 2017].

El retro-cálculo es un mecanismo de evaluación del cuenco de deflexiones generado por la utilización de dispositivos de medición de estas deflexiones superficiales. Esta metodología, toma en cuenta las mediciones superficiales e intenta reproducirlas (con cierta tolerancia) calculando las deflexiones generadas por una estructura de pavimento idéntica asumiendo la rigidez de la capa que compone el pavimento (a través del módulo) y a determinado espesor de cada capa. El proceso se detiene cuando el cuenco estimado se ajusta al obtenido mediante mediciones. La combinación de rigidez de cada una de las capas resultante, se asume como la condición real, obteniendo la condición actual del pavimento. Este proceso es usualmente iterativo y normalmente se ejecuta con un software computacional [Pavement-Interactive, 2017]. En la Figura 7.7 se muestra el algoritmo de cálculo más utilizados para evaluar la rigidez del sistema estructural.

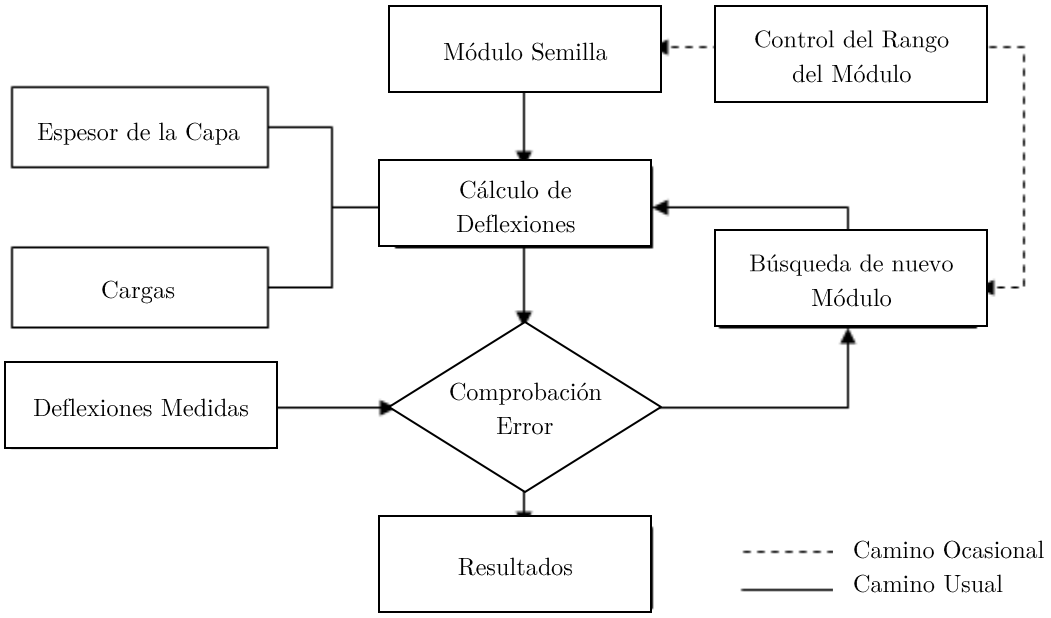


Figura 7.7 Algoritmo de cálculo del módulo de capa, basado en retro-cálculo [Pavement-Interactive, 2017].

La mayoría de los programas de retro-cálculo, utilizan como base modelos lineales elásticos o modelos de elementos finitos. Estos emplean el método del gradiente para ajustar iterativamente los módulos elásticos hasta que el cuenco de deflexiones teórico se asimila al experimental, bajo un cierto nivel de tolerancia [Meier & Rix, 1994]. El enfoque iterativo de este tipo de soluciones, hace a estas metodologías poco eficientes desde el punto de vista de los recursos computacionales que requiere, mientras que un enfoque basado en RNA reduciría el tiempo de procesamiento significativamente [Saltan et al. , 2002].

Los modelos utilizados para el análisis de capas de pavimentos bajo cargas de tránsito, implican que las capas del pavimento son consideradas homogéneas, lineales elásticas, isotrópicas y su carga es considerada estática. Por consiguiente, su bondad de ajuste está limitada. Por otra parte, estos métodos ignoran particularidades de otro tipo de pavimentos como, por ejemplo, la discontinuidad característica de los bloques en pavimentos del tipo articulado [Shafabakhsh et al., 2014]. Sin embargo, aún teniendo

en cuenta dichas limitaciones, es común en la literatura encontrar análisis del desempeño estructural de sistemas pavimentos de bloques de concreto, mediante el uso computacional de programas elásticos multicapa como CIRCLY o ELSYM [Abate, 1993].

Aún cuando el retro-cálculo basado en las hipótesis de un modelo lineal multi-capa se usa con recurrencia, existe un elevado número de autores que identifican la necesidad de generar una metodología teórica de diseño para el análisis de estructuras discontinuas, como lo son los pavimentos articulados. Hoy en día, el uso de metodologías como el método de elementos finitos ha aumentado, y ejemplos de ello se pueden encontrar en la Tabla 7.11. En dicha serie de documentos se pueden apreciar los resultados de la utilización de esta metodología en la predicción del desempeño estructural de pavimentos articulados.

Tabla 7.11 Uso de elementos Finitos para la predicción del desempeño de pavimentos articulados.

Año	*Nombre del Artículo*	*Autor*
1984	*Analysis of interlocking block pavements by finite element method.*	*Nishizawa, T.; Matsuno, S.; Komura, M.*
1984	*Structural Model For Concrete Block Pavement*	*Molenaar, A. A. A., Moll, H. O., & Houben, L. J. M.*
1986	*BLOCK PULL-OUT AND THE MODELLING OF INTERLOCKING CONCRETE BLOCK T PAVEMENTS*	*Eser, F., & Eng, D. C.*
1992	*Development of a three-dimensional finite element model for concrete block pavements*	*Huurman, M.; Houben, L; Kok, A.*
2003	*Finite Element Analysis of Concrete Block Paving.*	*Nejad, F.M.*
2003	*A tool for structural analysis of block pavements based on 3DFEM*	*Nishizawa, T.*
2006	*Modeling and structural design of a concrete block pavement system*	*Hassani, A., & Jamshidi, A.*
2006	*A study on behavior of block pavement using 3D finite element method*	*Moghadas Nejad, F.; Shadravan, M. R.*
2009	*Optimized Numerical Tool for the Analysis of Segmented Concrete Block Pavements*	*Oeser, M., & Chandra, H.*
2010	*Finite-element model approach to determine support conditions and effective layout for concrete block paving*	*Mampearachchi, W. K.; & Gunarathna, W. P. H*
2014	*DEVELOPMENT OF A FINITE ELEMENT MODEL FOR CONCRETE BLOCK PAVING*	*Gunatilake, M. M. D. V., & Mampearachchi, W. K.*
2014	*Numerical analysis of concrete block pavements and comparison of its settlement with asphalt concrete pavements using finite element method.*	*Shafabakhsh, G., Family, A., & Pourzand Hossein Abad, B.*
2015	*Modelling of composite concrete block pavement systems applying a cohesive zone model*	*Skar, Asmus & Poulsen, Peter Now*
2016	*Numerical simulation tool for paving block structures assessed by means of full-scale accelerated pavement tests*	*Füssl, J., Hengl, H., Eberhardsteiner, L., & Kluger-Eigl, W.*
2016	*Development of Deflection Prediction Model for Concrete Block Pavement Considering the Block Shapes and Construction Patterns*	*Lin, W., Cho, Y. H., & Kim, I. T.*

7.2.1 Utilización de RNA para el retro-cálculo de módulos de capa en pavimentos.

Se identifican dos necesidades en el ámbito del retro-cálculo:

- La primera tiene relación con subsanar la necesidad de un modelamiento más preciso en la predicción de la respuesta crítica en los modelos mecanicistas, incluyendo la incursión no-lineal de los materiales y su dependencia del nivel de esfuerzo [Kim & Tutumluer, 2006]. Según Li y Wang [Li & Wang, 2017] un enfoque de análisis dinámico, para simular el impulso de carga y la propagación de la onda de carga en la estructura de pavimento, demuestra tener mejores resultados al relacionar el cuenco de deflexiones medido por el Deflectómetro de Impacto con las deflexiones teóricas, en comparación con aquellos calculados mediante análisis no dinámicos o basado en la teoría elástica de capas. Ambas deficiencias pueden abordarse mediante el uso de elementos finitos.
- La segunda necesidad, es poder establecer una metodología de retro-cálculo para pavimentos articulados que permita obtener los módulos de capa, considerando las hipótesis de desempeño de este tipo de pavimentos, y que aborde la discontinuidad presente en los pavimentos de esta clase.

Por otro lado, el complejizar los modelos para subsanar las deficiencias del retro-cálculo (tanto en pavimentos convencionales, como articulados), tiene como consecuencia aumentar aún más el esfuerzo computacional requerido para encontrar iterativamente los módulos de capa que generan el cuenco de deflexiones medido. Es conveniente entonces, encontrar alguna metodología de retro-cálculo no iterativo que permita evaluar la condición del pavimento con un adecuado nivel de precisión.

Se propone una metodología de retro-cálculo basada en Redes Neuronales Artificiales y la metodología de Elementos Finitos para hallar solución a este problema. Dicha metodología sería no-iterativa, en contraste a la presentada en la Figura 7.7.

La Figura 7.8 muestra una metodología no-iterativa para el retro-cálculo de los módulos de capa en estructuras de pavimento.

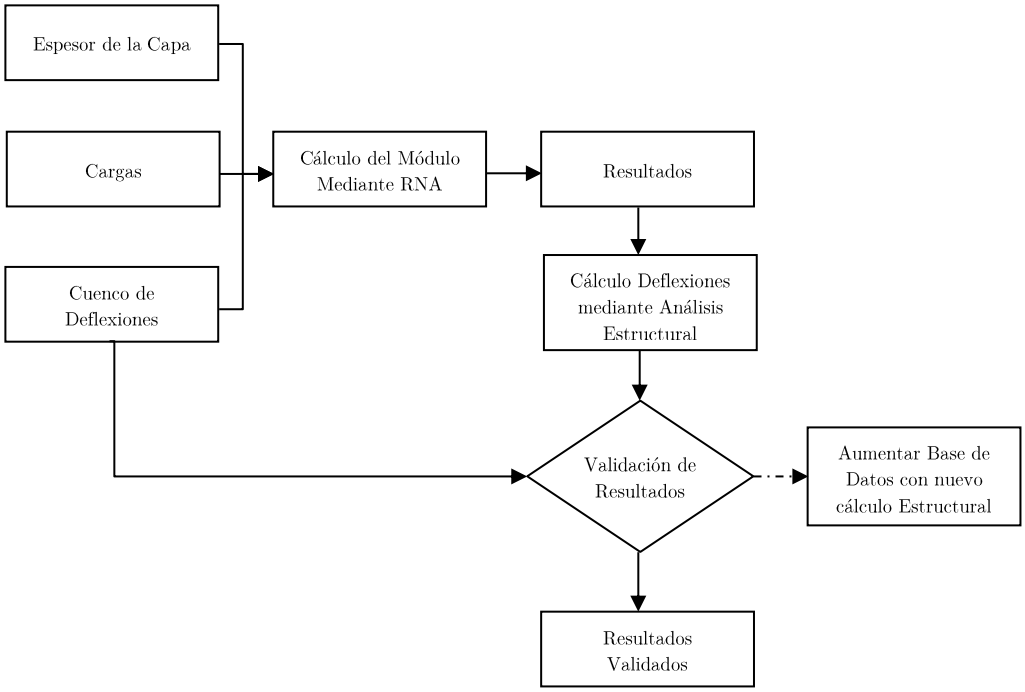


Figura 7.8 Algoritmo de Cálculo del Módulo de Capa, basado en RNA.

Como se muestra en la figura anterior, esta metodología no requiere de un proceso iterativo para el cálculo de los módulos de capa. Sin embargo, se ha incluido una etapa de validación de resultados, donde se calculará el cuenco de deflexiones a través de alguna herramienta de cálculo de deformaciones, como por ejemplo CIRCLY o ELSYM. Esto, con el fin de validar la herramienta de cálculo basada en RNA. Si los resultados no se validan en dicho proceso, entonces se deben recoger los datos del cuenco de deflexiones calculados con el programa de análisis estructural, con el fin de ampliar la cantidad de datos y realizar nuevamente el proceso de entrenamiento.

A continuación, en la Tabla 7.12, se muestra un esquema de una RNA prototipo con las variables de entrada necesarias para el cálculo de los módulos de capa.

Tabla 7.12 Variables de entrada para el modelo de RNA.

Variable de entrada	*Definición*
P	*Carga Aplicada durante la medición*
D_0	*Deflexión bajo el centro del plato de carga, en dirección del sentido del tránsito*
D_1	*Deflexión a 15 cm del plato de carga, en dirección del sentido del tránsito*
D_2	*Deflexión a 30 cm del plato de carga, en dirección del sentido del tránsito*
D_3	*Deflexión a 45 cm del plato de carga, en dirección del sentido del tránsito*
D_4	*Deflexión a 60 cm del plato de carga, en dirección del sentido del tránsito*
D_5	*Deflexión a 90 cm del plato de carga, en dirección del sentido del tránsito*
D_6	*Deflexión a 120 cm del plato de carga, en dirección del sentido del tránsito*
D_7	*Deflexión a 180 cm del plato de carga, en dirección del sentido del tránsito*
h_1	*Espesor del pavimento*
h_2	*Espesor de la Base*
h_3	*Espesor de la Sub-base*
v_1	*Relación de Poisson del pavimento*
v_2	*Relación de Poisson de la Base*
v_3	*Relación de Poisson de la Sub-base*
v_4	*Relación de Poisson de la Subrasante*
Variables de Salida	
E_1	*Módulo Elástico del pavimento*
E_2	*Módulo Elástico de la Base*
E_3	*Módulo Elástico de la Sub-base*
E_4	*Módulo Elástico de la Subrasante*

Para representar adecuadamente las condiciones de carga, la estructura de pavimento y el tipo de material, se integran las variables P, D_n, h_n, y v_n. Para integrar el tipo de pavimento y la inclusión de sus discontinuidades, el proceso se debe realizar de forma independiente, según el tipo de pavimento que se requiera evaluar. De esta forma, se debe realizar el entrenamiento de la Red Neuronal para cada tipo de pavimento (flexible, rígido, o articulado) incluyendo variables adicionales que permitan caracterizar de mejor forma el tipo de pavimento, por ejemplo, en el caso de los pavimentos rígidos se debe agregar una variable que indique la presencia de las barras de traspaso de carga, o en el caso de los pavimentos articulados, incluir una variable asociada a la capacidad de transferir carga entre los bloques adyacentes.

En la Tabla 7.12, se debe aclarar que la cantidad de capas de pavimento corresponde a un ejemplo de una configuración normal. Sin embargo, el número de capas puede aumentar o disminuir según la aplicación que se le quiera dar a la herramienta de retro-cálculo basado en RNA.

7.2.1.1 Base de Datos

Como se mencionó en el CAPÍTULO 2 y CAPÍTULO 3, el proceso de entrenamiento de una RNA requiere de una base de datos para que el algoritmo pueda aprender el comportamiento de la aplicación a reproducir. Más aún, dicha base debe tener una suficiente cantidad de datos en el rango de utilización de las variables de entrada, como para obtener buenas predicciones. Esta base, puede obtenerse a través de una recolección de datos de deflectometría en terreno, aunque el proceso de toma de datos puede consumir bastante tiempo y recursos. Como alternativa se propone el método de elementos finitos para modelar los pavimentos más comúnmente utilizados (Asfálticos, Losas de Hormigón, y Pavimentos de Bloques de Concreto), recolectando datos de la deformación superficial para distintos espesores de pavimento y módulos elásticos para los distintos tipos de pavimento. Los rangos de los espesores y materialidad, deben ser acordes a los rangos utilizados en la práctica.

La modelación estructural, y su posterior recolección de datos corresponden a un trabajo fuera de los alcances de este estudio, y su realización se recomienda como una futura investigación.

7.2.1.2 Experiencias previas en la utilización del retro-cálculo

El uso de RNA en el retro-cálculo del módulo de capa es una aplicación que se ha explorado con bastante éxito y por muchos autores. Abordando tanto entrenamiento, con datos medidos en terreno, o estimados a través de software de análisis estructural. En cualquier caso, los resultados demuestran un buen ajuste y permiten eliminar el proceso iterativo para encontrar los módulos de capa. Utilizando una metodología de cálculo no-iterativa como son las RNA.

La Tabla 7.13 muestra algunos de los trabajos que han validado la utilización de modelos de RNA en la predicción de los módulos de capa de distintos tipos de pavimento.

Tabla 7.13 Uso de RNA para la predicción de Módulos Elásticos en Estructuras de Pavimentos.

Año	*Nombre del Artículo*	*Autor*
1994	*Backcalculation of flexible pavement moduli using artificial neural networks*	*Meier, R. W., & Rix, G. J.*
1997	*DIPLOBACK: Neural-network-based backcalculation program for composite pavements*	*Khazanovich, L., & Roesler, J.*
2004	*Application of artificial neural networks in the back-calculation of flexible pavement layer moduli from deflection measurements*	*Bredenhann, S. J., & Van de Ven, M. F. C.*
2004	*Backcalculation of airport flexible pavement non-linear moduli using artificial neural networks*	*Gopalakrishnan, K., & Thompson, M. R.*
2004	*Use of artificial neural networks for backcalculation of pavement layer moduli*	*Ceylan, H., & Guclu, A.*
2006	*Role of learning algorithm in neural network-based backcalculation of flexible pavements*	*Goktepe, A. B., Agar, E., & Lav, A. H.*
2006	*Artificial neural networks—genetic algorithm based model for backcalculation of pavement layer moduli.*	*Rakesh, N., Jain, A. K., Reddy, M. A., & Reddy, K. S.*
2006	*Nondestructive Flexible pavement evaluation using ILLI-PAVE based artificial neural network models*	*Pekcan, O., Tutumluer, E., & Thompson, M. R.*
2008	*Backcalculation of pavement layer moduli from falling weight deflectometer data using an artificial neural network*	*Sharma, S., & Das, A.*
2008	*Backcalculation of Layered Elastic Moduli of Asphalt Pavement Using BP Neural Network*	*Guo-liang, Y. A. N. G., & Kuang-huai, W. U.*
2011	*Estimación de módulos elásticos en pavimentos usando redes neuronales artificiales*	*Gloria, I., Beltrán, C., Miguel, P., & Romo, O.*
2013	*Artificial neural networks–based backcalculation of the structural properties of a typical flexible pavement.*	*Saltan, M., Uz, V. E., & Aktas, B*

CAPÍTULO 8 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En este capítulo, se encuentran las conclusiones y recomendaciones generadas a partir de este trabajo de investigación. Por claridad, será subdividido en acápites con las conclusiones de la utilización de las RNA como herramienta de predicción, además de las conclusiones para los modelos de |E*| y de FN de forma separada.

8.1 Conclusiones

8.1.1 Utilización de las RNA como herramienta en ingeniería de pavimentos

En base a los resultados mostrados en este estudio, las RNA mostraron tener un gran potencial en el reconocimiento de patrones. Esto se mostró, a través de los modelos de RNA estudiados, donde se obtuvieron modelos que predicen tanto o mejor que los modelos de regresión no-lineales.

En este estudio, se mostró una formulación matricial del Método de Retro-Propagación, el que fue utilizado en este estudio. Esta metodología, permite aumentar la eficiencia computacional (tiempo de procesamiento) intercambiando las sumatorias presentes en la metodología, por productos matriciales.

Desde el punto de vista de la eficiencia computacional, las RNA son capaces de generar resultados eficaces en base a operaciones sencillas. Si bien el proceso de entrenamiento, requiere de tiempo (por ser iterativo), el modelo de predicción que se obtiene como resultado entrega resultados de forma inmediata. Esto tiene la ventaja, entre otras, que permite a partir de modelos iterativos aprender patrones para generar modelos no-iterativos.

Uno de los puntos más importantes en la creación de una red neuronal artificial, está relacionado con su arquitectura. Aunque algunas arquitecturas utilizadas, no fueron capaces de representar el comportamiento de las variables estudiadas (no son capaces superar determinado coeficiente de determinación), las demás si fueron capaces de generar los resultados deseados. En este sentido, se debe destacar que la arquitectura

de la red neuronal artificial tiene directa relación con el tiempo de procesamiento y cantidad de iteraciones. En este estudio, se mostró como al variar la arquitectura de las RNA estudiadas es posible optimizar el proceso de entrenamiento, disminuyendo sustancialmente los tiempos del entrenamiento de las RNA. También, se mostró como la elección de la función de activación de la unidad neuronal, también permite la optimización del proceso.

La elección de las variables, también mostró ser importante. Los distintos modelos estudiados, presentaron resultados distintos en su capacidad predictiva. Esto, porque las variables deben ser capaces de representar las diferencias entre un resultado y otro, lo que fue determinante en los modelos de RNA estudiados.

8.1.2 Evaluación de los modelos predictivos de |E*|

Analizando el proceso de elección de la arquitectura de la red neuronal. Es destacable que una arquitectura de dos capas ocultas optimiza el proceso de entrenamiento para cualquiera sea el modelo de predicción de Módulo Dinámico. Respecto a la cantidad de neuronas en cada una de estas capas, los resultados indican que para el modelo RNA-Witczak Original se requieren 30 unidades, para el modelo RNA-Hirsch se requieren 50, y para el modelo RNA-Witczak Modificado se requieren de 35 unidades, esto para lograr la mayor eficiencia computacional (tiempo de procesamiento y cantidad de iteraciones). Respecto a la función de activación que aumenta la eficiencia computacional, los resultados mostraron que la función Sigmoidea es mejor para lograr resultados en menor tiempo. Para esto se evaluaron tres funciones: Sigmoidea, Sigmoidea Simétrica, y Tangente Hiperbólica. Esta última no generó ningún resultado en el aprendizaje.

El modelo RNA-Witczak Original presenta un coeficiente de determinación de 0.96 y un valor de S_e/S_y igual a 0.18. Considerando los criterios de la Tabla 4.2, éste clasifica con una excelente bondad de ajuste estadística, y bajo los resultados estadísticos obtenidos, es el mejor candidato de los modelos RNA. Observando el modelo Witczak

Original, éste presenta un R^2 de 0.68 y un S_e/S_y de 0.57, por lo que clasifica como un modelo aceptable según el mismo criterio.

El modelo RNA-Witczak Modificado, también clasifica como un modelo con excelente bondad de ajuste ($R^2 = 0.90$ y $S_e/S_y = 0.31$), presentando mejores resultados que los obtenidos mediante la ecuación Witczak Modificado ($R^2 = 0.74$ y $S_e/S_y = 0.5$) cuya clasificación es buena, bajo el mismo criterio. A pesar de ello, al contrastar la información en escala logarítmica, se identificó una mayor dispersión de los resultados para los valores más pequeños de la muestra ($E^* < 0.1\, msi$), que el modelo Witczak modificado.

Dentro del grupo de RNA, el modelo RNA-Hirsch es el que presenta peores resultados en su ajuste ($R^2 = 0.74$ y $S_e/S_y = 0.51$). Sin embargo, al igual que los otros modelos de RNA posee una mejor bondad de ajuste estadística que los de regresión ($R^2 = 0.21$ y $S_e/S_y = 0.89$). La clasificación obtenida para el modelo RNA-Hirsch es buena, mientras la clasificación obtenida para el modelo Hirsch es pobre. Este modelo estuvo sujeto al fenómeno de sobre-aprendizaje durante el proceso de entrenamiento, lo que podría explicar su bajo desempeño predictivo.

Los resultados anteriores demuestran que las RNA poseen un excelente ajuste estadístico que, en todos los modelos analizados, es mejor que su análogo de regresión múltiple. Esto se concluye en base a los resultados obtenidos de la base de datos del "NCHRP Report 547" [Witczak , 2005].

8.1.3 Evaluación de los modelos predictivos de |E*|, utilizando mezclas chilenas

Los valores de $|E^*|$ obtenidos del estudio "Medición y Estimación del Módulo Dinámico de Mezclas Asfálticas en Caliente Utilizadas en Chile" [García et al., 2013] son comparados con la estimación de los modelos de RNA. Como resultado principal se obtiene que tanto para los modelos de regresión como para los modelos de RNA, los resultados poseen un error sistemático en la predicción, por lo que los puntos caen sobre

distintas rectas según la mezcla estudiada, lo que hace suponer que las propiedades de estas mezclas asfálticas no se ven representadas por las incluídas en este modelo. Es decir, los modelos no son representativos de las realidades locales, y en su mayoría sobreestiman el valor del Módulo Dinámico.

Una verificación visual indica que los modelos de RNA responden de manera más sensible ante cambios en los parámetros de entrada que los modelos de regresión.

Los resultados presentan diferencias respecto de los obtenidos de la base de datos de Witczak [Witczak , 2005]. Esto se puede deber a varias razones, en primer lugar, las propiedades constitutivas de los materiales analizados son diferentes, la base de datos con la cuál se realizó el entrenamiento de las RNA corresponde a mezclas con propiedades medidas en EE.UU., específicamente en los estados de Arizona, Minnesota, y Nevada. Estas localidades constituyen la matriz completa para las mezclas analizadas en ese estudio. Es aceptado por la comunidad científica que las propiedades descritas por estos modelos no son suficientes para extrapolar estos resultados a otras localidades ([Witczak & Bari, 2006], [Singh, Zaman, & Commuri, 2011]), debiendo ser calibrados para ser utilizados. Como una segunda explicación, se puede deber a que recién en 2012, la UTFSM participó en la primera experiencia nacional para la medición de mezclas locales. Sin embargo, estos datos (los mismos utilizados en este estudio) son los primeros en ser medidos. Por esto, no están excentos de presentar diferencias respecto de la forma de medir el Módulo Dinámico. Más aún, considerando que no han sido contrastados con mediciones de investigadores externos, por lo que su medición podría contener incertidumbres que inducen errores en la estimación del Módulo Dinámico mediante estas RNA.

En cuanto a la capacidad predictiva sobre mezclas chilenas, no es posible identificar que herramienta es capaz de entregar resultados con mayor precisión. Futuras investigaciones deben proveer una nube de datos que permita la calibración de los

modelos de regresión, y la realización de un nuevo entrenamiento de la red neuronal. Esto, con el objeto de mejorar las predicciones bajo el contexto de la realidad local.

8.1.4 Otras Aplicaciones de RNA en ingeniería de pavimentos

8.1.4.1 Evaluación del modelo predictivos de FN

El modelo RNA-Kaloush arrojó un valor de 0.63 en su coeficiente de determinación, mientras que con la ecuación de Kaloush se obtuvo un valor de 0.08. Esto significa que el modelo de RNA explica bastante mejor el comportamiento del Número de Flujo frente a la variación de las variables utilizadas. Según los criterios de la Tabla 4.2 el modelo RNA-Kaloush posee una bondad de ajuste estadística aceptable, mientras que la ecuación de Kaloush posee una bondad de ajuste muy pobre.

Con estos resultados, se ha generado una RNA para la predicción del Número de Flujo cuya capacidad predictiva mejora significativamente en relación a las correlaciones de regresión multiple.

La cantidad de datos debe ser aumentada, y la elección de estos datos debe ser re-evaluada, con el fin de eliminar el sobre-aprendizaje que estuvo presente en el desarrollo del estudio y conseguir una RNA que sea capaz de captar el comportamiento del FN frente a variaciones en las propiedades de la mezcla.

8.2 Recomendaciones y Futuras Investigaciones

En este estudio se demostró la potencialidad de los modelos de RNA. Sin embargo, para lograr una predicción más exacta y precisa, es necesario generar una base de datos más consistente que permita generar un modelo de RNA con datos obtenidos de Mezclas Asfálticas chilenas. Esto permitirá adaptar las RNA a las condiciones locales.

La inteligencia artificial ha tomado gran protagonismo en los últimos años. Muchas de las aplicaciones y softwares que se utilizan con mayor frecuencia ocupan tecnologías como ésta, para interactuar con sus usuarios optimizando al máximo su potencial. Hoy, empresas como Google están abriendo esta tecnología a la comunidad on-line a través

del Software de código abierto Tensor-Flow. También, la misma empresa ha desarrollado un entorno de programación on-line (Google Apps Script), que funciona a través de los servidores de Google, y que no necesita un computador para ejecutarse, si no que su propia ejecución se puede programar. Ambas ideas funcionan bajo el concepto de entorno colaborativo, es decir, pueden interactuar varios usuarios en su elaboración. A través de estas tecnologías la UTFSM podría ser pionera en el desarrollo de la primera RNA para la predicción del Módulo Dinámico (u otra propiedad de interés), cuyo entrenamiento ocurra de forma on-line. De esta forma, la colaboración de investigadores de todo el país permitiría generar una base de datos consistente para las Mezclas Asfálticas chilenas. Esto generaría una Red Neuronal con un entrenamiento constante e ininterrumpido que permita aumentar la base de datos de forma progresiva y colaborativa, generando un espectro bastante amplio de las condiciones locales de cada región.

Las RNA han demostrado gran utilidad en la simplificación de metodologías iterativas, específicamente, han mostrado ser muy útiles en el retro-cálculo de módulos de capas. Esta investigación entregó una metodología general para el entrenamiento de una RNA para la evaluación de la condición del pavimento, para lo cual se propone una metodología combinada entre las RNA y los métodos de elementos finitos para generar una base de datos sólida que considere todo el espectro de soluciones más utilizadas en la práctica. Así, generar una metodología de retro-cálculo no iterativa y con buenas predicciones para su uso en la evaluación de pavimentos asfálticos, de hormigón y pavimentos articulados.

REFERENCIAS

AASHTO. (2008). *Mechanistic-Empirical Pavement Design Guide -.* American Association of State Highway and Transportation Officials.

Abate, M. K. (1993). Concrete paving blocks: an overview. *(Doctoral dissertation).*

Adeli, H. (2001). Neuronal Networks in Civil Engineering: 1989-2000. *Computer-Aided Civil and Infraestructure Engineering, 16*(2), 126-142. doi:10.1111/0885-9507.00219

Al-Khateeb, G., Shenoy, A., Gibson, N., & Harman, T. (2006). A new simplistic model for dynamic modulus predictions of asphalt paving mixtures. *Journal of the Association of Asphalt Paving Technologists, 75.*

Ameri, M., Sheikhmotevali, A. H., & Fasihpour, A. (2014). Evaluation and comparison of flow number calculation methods. *Road Materials and Pavement Design, 15*(1), 182-206.

Anderson, D., & Mcneill, G. (1992). Artificial Neural Networks Techonology. *Kaman Sciences Corporation, 258*, 13502-462.

Andrei, D., Witczak, M., & Mirza, M. (1999). Development of a revised predictive model for the dynamic (complex) modulus of asphalt mixtures. *Development of the 2002 Guide for the Design of New and Rehabilitated Pavement Structures, NCHRP.*

ASTM D3497-79. (2003). *Standar Test Method for Dynamic Modulus of Asphalt Mixtures.* West Conshohocken,PA: ASTM International. Obtenido de www.astm.org

Bonaquist, R. (2012). Evaluatio of Flow Number (FN) as a discriminating HMA mixture property. ((No. WHRP 12-01)).

Bonnaure, F., Gest, G., Gravois, A., & Uge, P. (1977). A new method of predicting the stiffness of asphalt paving mixtures. *Association of Asphalt Paving Technologists Proc.*, *46*, págs. 64-104.

Bosque, M. (2002). *Understanding 99% of artificial neural networks: Introduction & tricks.* iUniverse.

Bryson, A., & Ho, Y. (1975). *Applied Optimal Control: Optimization, Estimation And Control.* Taylor & Francis.

Buduma, N. (04 de 2015). *KD nuggets TM.* Obtenido de http://www.kdnuggets.com/2015/04/preventing-overfitting-neural-networks.html

Bush, V. (9 de Octubre de 1945). As We May Think. *Life Magazine*, 112-124. Recuperado el 2 de 10 de 2015, de http://worrydream.com/refs/Bush%20-%20As%20We%20May%20Think%20%28Life%20Magazine%209-10-1945%29.pdf

Ceylan, H., Bayrak, M. B., & Gopalakrishnan, K. (2014). Neural networks applications in pavement engineering: a recent survey. *International Journal of Pavement Research and Technology, 7*(6), 434-444.

Ceylan, H., Gopalakrishnan, K., & Kim, S. (2009). Looking to the future: the next-generation hot mix asphalt dynamic modulus prediction. *International Journal of Pavement Engineering, 10*(5), 341-352.

Clyne, T., Li, X., Marasteanu, M., & Skok, E. (2003). Dynamic and resilient modulus of Mn/DOT asphalt mixtures (No. MN/C-2003-09).

ConocimientosWeb. (2 de Septiembre de 2011). *La neurona: célula fundamental.* Recuperado el 12 de 10 de 2015, de si-educa.net: http://www.si-educa.net/basico/ficha43.html

Csáji, B. (2001). Approximation with artificial neural networks. *Faculty of Sciences, Etvs Lomd University, Hungary, 24*.

Far, M., Underwood, B., Ranjithan, R., Kim, R., & Jackson, N. (2009). Application of Artificial Neural Networks for Estimating Dynamic Modulus. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board,* (2127), 173-186.

García, G. (2007). *Concepts for Mechanistic-Empirical design procedure for extended life hot mix asphalt pavements with a multi-layered structure.* Illinois: (Doctoral Dissertation, University of Illinois).

Garcia, G. (25 de Septiembre de 2014). Apuntes del Curso: "Laboratorio Vial" Nociones de Viscoelasticidad Cátedra 6. Santiago, Chile.

García, G., Toro, M., Delgadillo, R., & Whar, C. (2013). Medición y Estimación del Módulo Dinámico de mezclas asfálticas en caliente utilizadas en Chile. *Congreso Ibero-Latino Americano del Asfalto (17°, 2013, Feria Internacional de Lisboa).* Lisboa: Cila.

Georgouli, K., Loizos, A., & Plati, C. (2016). Calibration of dynamic modulus predictive model. *Construction and Building Materials, 102*, 65-75.

González, F. (2003). *Presentaciones Curso "Programación Matemática a Gran Escala Redes Neuronales Artificiales* . Recuperado el 12 de 10 de 2015, de Universidad Nacional de Colombia: http://dis.unal.edu.co/~fgonza/courses/2003/pmge/

Graupe, D. (2007). *Principles of artificial neural networks* (Vol. 6). World Scientific.

Hagan, M. T., Demuth, H., & Beale, M. (1996). *Neural Network Design.* Boston: Ma: PWS Publishing.

Harvey, J., Guada, I., & Long, F. (2000). Effect of Material Properties, Specimen Geometry and Specimen Preparation Variables on Asphalt Concrete Tests for Rutting. *Asphalt Paving Technology, 69*, 236-280.

Haykin, S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation* (Segunda ed.). Canada: Pearson.

Hornik, K. (1991). Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks. *4*(2), 251-257.

Hornik, K., Stinchcombe, M., & White, H. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators. *2*(5), 359-366.

Hornik, K., Stinchcombe, M., & White, H. (1990). Universal Approximation of an Unknown Mapping and Its Derivatives Using Multilayer Feedforward Networks. *Neural Netwokrs, 3*(5), 551-560.

ICE. (21 de Marzo de 2017). *Institution of Civil Engineers*. Obtenido de ICE-Institution of Civil Engineers: https://www.ice.org.uk/eventarchive/falling-weight-deflectometer-dundee

Kaloush, K. (2001). Simple Performance Test for Permanent Deformation of Asphalt Mixture. *PhD dissertation. Department of CIvil and Environmental Engineering, Arizona State University*.

Kim, M., & Tutumluer, E. (2006). Modeling nonlinear, stress-dependent pavement foundation behavior using a general-purpose finite element program. *Pavement Mechanics and Performance*, 29-36.

Kim, T. R., Underwood, B., Far, M. S., Jackson, N., & Puccinelli, J. (2011). *LTPP computed parameter: dynamic modulus.* (No. FHWA-HRT-10-035).

Kvasnak, A., Robinette, C. J., & & Williams, R. C. (2007). Statistical development of a flow number predictive equation for the mechanistic-empirical pavement design guide. *In Transportation Research Board 86th Annual Meeting*((No.07-1000)).

LeCun, Y. A., Bottou, L., Orr, G., & Müller, K. (2012). Efficient backprop. (Springer, Ed.) *Neural networks: Tricks of the trade*, 9-48.

Leiva, F. (2014). *Estudio del módulo dinámico complejo de mezclas asfálticas.* Recuperado el 10 de Enero de 2015, de LANAMME Universidad de Costa Rica: http://www.lanamme.ucr.ac.cr/banco-de-informacion-digital-on-line/INFORMES/SIN%20FECHA/MODULO_DINAMICO_MEZCLAS-ASFALTICAS.pdf

Li, M., & Wang, H. (2017). Finite element modeling and parametric analysis of viscoelastic and nonlinear pavement responses under dynamic FWD loading. *Construction and Building Materials, 141*, 23-35.

Martinez, F. O., Angelone, S. M., & Giovanon, O. H. (2009). Un modelo de estimación del módulo dinámico de mezclas asfálticas utilizando redes neuronales. *Congreso Ibero-Latino Americano del Asfalto (15°, 2009, Feria Internacional de Lisboa).* Lisboa: CILA.

May, R., Dandy, G., & Maier, H. (2011). Review of input variable selection methods for artificial neural networks. *INTECH Open Access Publishier.*

McCarthy, J., Minsky, M., Rochester, N., & Shannon, C. (1955). A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence, 31 de Agosto de 1955. *AI Magazine, 27*(4), 12.

McCulloch, W., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics, 5*(4), 115-133.

Meier, R., & Rix, G. (1994). Backcalculation of flexible pavement moduli using artificial neural networks. *Transportation research record, 1448.*

Mn-DOT. (5 de Junio de 2017). *Mn Department of Transportation.* Obtenido de Pavement Design: http://www.dot.state.mn.us/materials/pvmtdesign/fwd.html

Mohammad, L., Saadeh, S., Obulareddy, S., & Cooper, S. (2007). Characterization of Lousiana Asphalt Mixtures Using Simple Performance Tests. *Proceedings of the*

86th Transportation Research Board Annual Meeting. Washington, D.C.: TRB, National Research Council.

Muench, S. (07 de Junio de 2017). *Pavement Interactive*. Obtenido de PavementInteractive.org: http://www.pavementinteractive.org/load-transfer/

NCHRP Project 1-37A. (1999). *Design Guide for New & Rehabilited Pavements. " 2 Design Inputs*. Obtenido de <http://www.trb.org/mepdg/guide.htm>

Nikolaev, N. (Septiembre de 2015). *IS53002A Neural Networks*. Obtenido de http://homepages.gold.ac.uk/nikolaev/cis311.htm

Pasini, A. (2015). Artificial neural networks for small dataset analisys. *Journal of thoracic disease, 7*(5), 953.

Pavement-Interactive. (5 de Junio de 2017). *Pavement Interactive*. Obtenido de http://www.pavementinteractive.org/backcalculation/

Pellinen, K. T. (2003). The effect of Volumetric Properties on mechanical behavior of Asphalt Mixtures. *Transportation Research Record*(2403).

Pellinen, T. (2001). *Investigation of the use of dynamic modulus as an indicator of hot-mix asphalt performance.* (Doctoral dissertation, Arizona State University).

Ramón y Cajal, S. (2008). *Histología del sistema nervioso del hombre y de los vertebrados* (Segunda ed.). Madrid, España: CSIC-CSIC Press.

Requena, A., Quintanilla, R., Bolarín, J., Vázquez, A., Bastida, A., Zúñiga, J., & Tomás, L. (2002). *Programa de Actualización y Especialización "ON LINE" en Nuevas Tecnologías y Contaminación de Atmósferas, para PYMEs*. Recuperado el 6 de Enero de 2017, de http://www.um.es/LEQ/Atmosferas/Ch-VI-3/F63s9p5.htm

Robbins, M. (2009). An investigation into dynamic modulus of hot-mix asphalt and its contributing factors.

Rodezno, M., Kaloush, K., & Corrigan, M. (2010). Development of a flow number predictive model. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board,* (2181), 79-87.

Rojas, R. (1996). *Neural Networks - A systematic Introduction.* New-York: Springer.

Rosenblatt, F. (1958). The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review, 65*(6), 386-408.

Rumelhart, D., Hinton, G., & Williams, R. (1985). Learning internal representations by error propagation. *CALIFORNIA UNIV SAN DIEGO LA JOLLA INST FR COGNITIVE SCIENCE.*

Russell, S., & Norvig, P. (1995). *Artificial Intelligence: a modern approach.* Prentice Hall.

Saltan, M., TIĞDEMİR, M., & KARAŞAHİN, M. (2002). Artificial neural network application for flexible pavement thickness modeling. *Turkisj Journal of Engineering and Enviromental Sciences, 26*(3), 243-248.

Sergiu, C. (25 de Mayo de 2011). *CodeProject.* Obtenido de http://www.codeproject.com/Articles/175777/Financial-predictor-via-neural-network

Shafabakhsh, G., Family, A., & Pourzand Hossein Abad, B. (2014). Numerical analysis of concrete block pavements and comparison of its settlement with asphalt concrete pavements using finite element method. *Engineering Journal, 18*(4).

Singh, D., Zaman, M., & Commuri, S. (2011). Evaluation of predictive models for estimating dynamic modulus of hot-mix asphalt in Oklahoma. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board,* (2210), 57-72.

Srivastava, T. (8 de 02 de 2015). *Analytics Vidhya.* Obtenido de Learn everything about analytics: https://www.analyticsvidhya.com/blog/2015/02/avoid-over-fitting-regularization/

Swingler, K. (1996). *Applying neural networks: a practical guide.* Morgan Kaufmann.

Tashman, L., & Elangovan, M. (2007). *Dynamic Modulus Test - Laboratory Investigation and Future Implementation in the State of Washington.* Washington State Department of Transportation Final Report. Final Research Report No. WA-RD 704.1. Obtenido de http://www.wsdot.wa.gov/research/reports/fullreports/704.1.pdf

Taylor, B. J. (2006). *Methods and Procedures for the Verification and Validation of Artificial Neural Networks.* Springer Science & Business Media.

TRB-Cicular. (1999). *Use of artificial neural networks in geomechanical and pavement systems.* Washington, DC: Transportaction Research Board, National Research Council.

Veelenturf, L. (1995). *Analysis and Applications of Artificial Neural Networks.* Prentice Hall, Inc.

Williams, R. C., Robinette, C. J., Bausano, J., & Breakah, T. (2007). Testing Wisconsin Asphalt Mixtures for the AASHTO 2002 Mechanistic Design Procedure. (No. WHRP 07-06).

Witczak, M. W. (2005). NCHRP 547: Simple Performance tests: Summary of recommended methods and database. *Transportation Research Board, 46.*

Witczak, M. W. (2007). NCHRP Report 465: Simple Performance Test for Pavement Deformation of Asphalt Mixtures. *Transportation Research Board of the National Academies.*

Witczak, M., & Bari, J. (2006). Development of a new revised version of the Witczak E Predictive Model for hot mix asphalt mixtures. *Journal of Association of Asphalt Paving Technologists, 75.*

Witczak, M., & Fonseca, O. (1996). Revised Predictive Model for Dynamic (Complex) Modulus of Asphalt Mixtures. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*(1540), 15-23.

Witczak, M., Andrei, D., & Houston, W. (2004). *Guide for Mechanistic-Empirical Design of new and rehabilitated pavemente structures.* EEUU: National Cooperative Highway Research Program of the National Council.

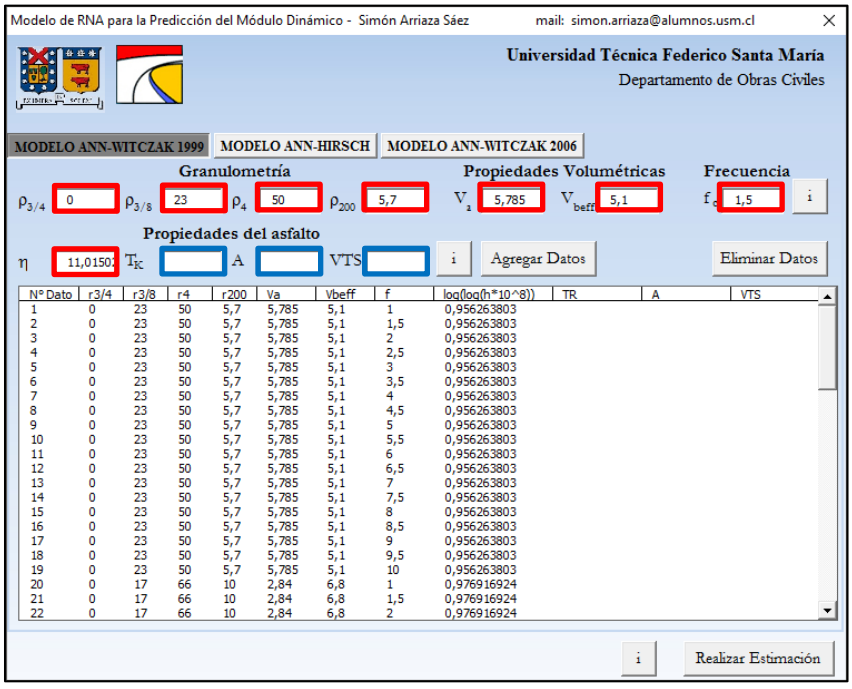
Yu, H., & Shen, S. (2012). *An investigation of dynamic modulus and flow number properties of asphalt mixtures in Washington State.* Report No. TNW 2.

ANEXOS

Anexo A Manual de Uso Software RNAModDin

A.1 Agregar, Editar y Eliminar Datos

Para agregar un dato se deben rellenar los campos de atributos mostrados en la Figura 8.1, estos campos están en blanco y admiten entrada de datos. Para el caso particular del "Modelo ANN-Witczak 1999" sólo deben ser llenados los campos remarcados en rojo. Adicionalmente, este módulo es capaz de calcular la viscosidad del bitumen a través del modelo A-VTS, por lo que al llenar los campos de texto remarcados en azul se calcula automáticamente el valor de la viscosidad. Para agregar un dato se debe presionar el botón "Agregar Datos"



Nº Dato	r3/4	r3/8	r4	r200	Va	Vbeff	f	log(log(h*10^8))	TR	A	VTS
1	0	23	50	5,7	5,785	5,1	1	0,956263803			
2	0	23	50	5,7	5,785	5,1	1,5	0,956263803			
3	0	23	50	5,7	5,785	5,1	2	0,956263803			
4	0	23	50	5,7	5,785	5,1	2,5	0,956263803			
5	0	23	50	5,7	5,785	5,1	3	0,956263803			
6	0	23	50	5,7	5,785	5,1	3,5	0,956263803			
7	0	23	50	5,7	5,785	5,1	4	0,956263803			
8	0	23	50	5,7	5,785	5,1	4,5	0,956263803			
9	0	23	50	5,7	5,785	5,1	5	0,956263803			
10	0	23	50	5,7	5,785	5,1	5,5	0,956263803			
11	0	23	50	5,7	5,785	5,1	6	0,956263803			
12	0	23	50	5,7	5,785	5,1	6,5	0,956263803			
13	0	23	50	5,7	5,785	5,1	7	0,956263803			
14	0	23	50	5,7	5,785	5,1	7,5	0,956263803			
15	0	23	50	5,7	5,785	5,1	8	0,956263803			
16	0	23	50	5,7	5,785	5,1	8,5	0,956263803			
17	0	23	50	5,7	5,785	5,1	9	0,956263803			
18	0	23	50	5,7	5,785	5,1	9,5	0,956263803			
19	0	23	50	5,7	5,785	5,1	10	0,956263803			
20	0	17	66	10	2,84	6,8	1	0,976916924			
21	0	17	66	10	2,84	6,8	1,5	0,976916924			
22	0	17	66	10	2,84	6,8	2	0,976916924			

Figura 8.1 Agregar una mezcla.

Si al presionar "Agregar Datos" uno de los campos requeridos no ha sido completado se mostrará un mensaje de error como el mostrado en la Figura 8.2. Como se muestra en la misma figura, se puede obtener información adicional (como el nombre de la variable

o su unidad) si se posiciona el ratón del ordenador por sobre el atributo de texto a completar.

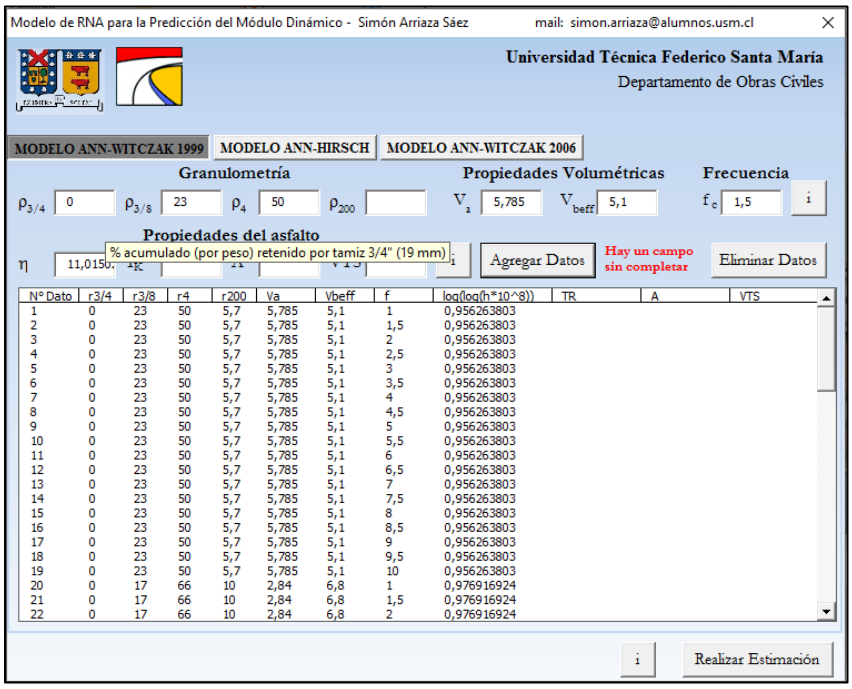


Figura 8.2 Campos sin Completar e Información del campo.

Para editar o eliminar un dato se debe seleccionar el dato en la lista de datos como se ve en la Figura 8.3, y luego editar el campo que se quiere modificar en el caso de que se quiera realizar una modificación a un dato previamente escrito o presionar el botón "Eliminar Datos" para eliminar ese dato de la base de datos creada.

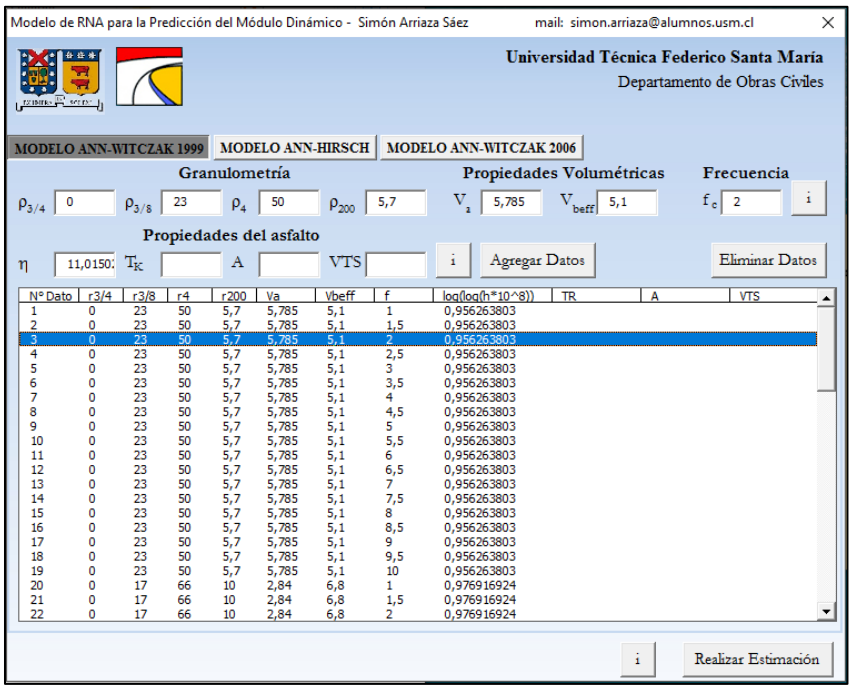
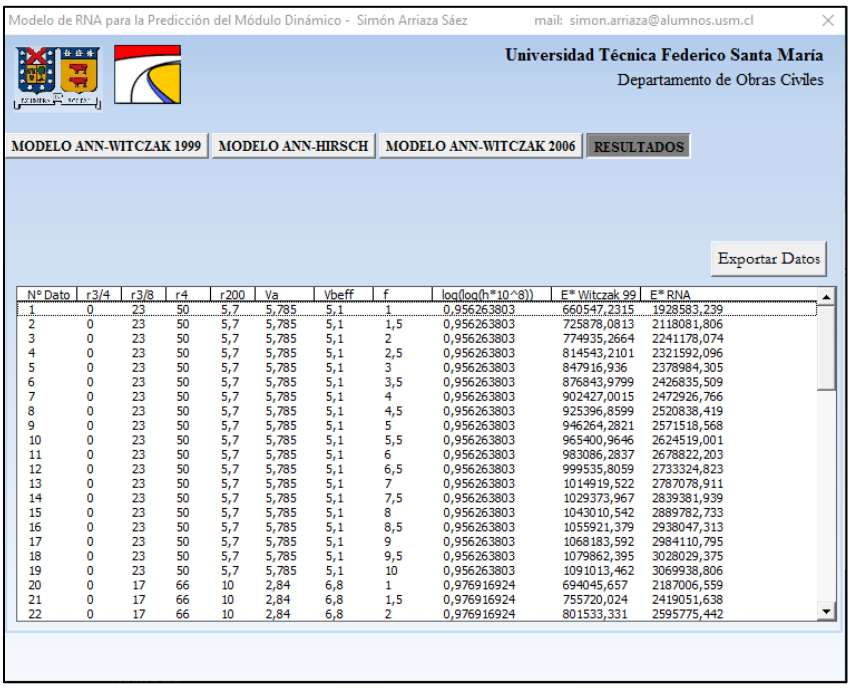


Figura 8.3 Editar y Eliminar Datos.

De forma adicional, y para aumentar la rapidez de trabajo se permite duplicar un dato. Para realizar esta operación se debe seleccionar el dato a duplicar y luego presionar el botón “Agregar Datos”. De esta forma se duplicará el dato seleccionado.

A.2 Obtener y Exportar Resultados

Una vez que se requiera obtener resultados, asociados a la base de datos del modelo seleccionado, se debe presionar el botón “Realizar Estimación”. Al presionar este botón se mostrará una nueva pestaña de resultados. Como se aprecia en la Figura 8.4 esta pestaña tiene un botón denominado “Exportar Resultados”.



Nº Dato	r3/4	r3/8	r4	r200	Va	Vbeff	f	log(log(h*10^8))	E* Witczak 99	E* RNA
1	0	23	50	5,7	5,785	5,1	1	0,956263803	660547,2315	1928583,239
2	0	23	50	5,7	5,785	5,1	1,5	0,956263803	725878,0813	2118081,806
3	0	23	50	5,7	5,785	5,1	2	0,956263803	774935,2664	2241178,074
4	0	23	50	5,7	5,785	5,1	2,5	0,956263803	814543,2101	2321592,096
5	0	23	50	5,7	5,785	5,1	3	0,956263803	847916,936	2378984,305
6	0	23	50	5,7	5,785	5,1	3,5	0,956263803	876843,9799	2426835,509
7	0	23	50	5,7	5,785	5,1	4	0,956263803	902427,0015	2472926,766
8	0	23	50	5,7	5,785	5,1	4,5	0,956263803	925396,8599	2520838,419
9	0	23	50	5,7	5,785	5,1	5	0,956263803	946264,2821	2571518,568
10	0	23	50	5,7	5,785	5,1	5,5	0,956263803	965400,9646	2624519,001
11	0	23	50	5,7	5,785	5,1	6	0,956263803	983086,2837	2678822,203
12	0	23	50	5,7	5,785	5,1	6,5	0,956263803	999535,8059	2733324,823
13	0	23	50	5,7	5,785	5,1	7	0,956263803	1014919,522	2787078,911
14	0	23	50	5,7	5,785	5,1	7,5	0,956263803	1029373,967	2839381,939
15	0	23	50	5,7	5,785	5,1	8	0,956263803	1043010,542	2889782,733
16	0	23	50	5,7	5,785	5,1	8,5	0,956263803	1055921,379	2938047,313
17	0	23	50	5,7	5,785	5,1	9	0,956263803	1068183,592	2984110,795
18	0	23	50	5,7	5,785	5,1	9,5	0,956263803	1079862,395	3028029,375
19	0	23	50	5,7	5,785	5,1	10	0,956263803	1091013,462	3069938,806
20	0	17	66	10	2,84	6,8	1	0,976916924	694045,657	2187006,559
21	0	17	66	10	2,84	6,8	1,5	0,976916924	755720,024	2419051,638
22	0	17	66	10	2,84	6,8	2	0,976916924	801533,331	2595775,442

Figura 8.4 Pestaña de Resultados.

Al presionar el botón "Exportar Resultados" se abrirá un cuadro de diálogo como el de la Figura 8.5, el que permite al usuario elegir dónde quiere guardar la hoja de Excel con los resultados obtenidos de la estimación.

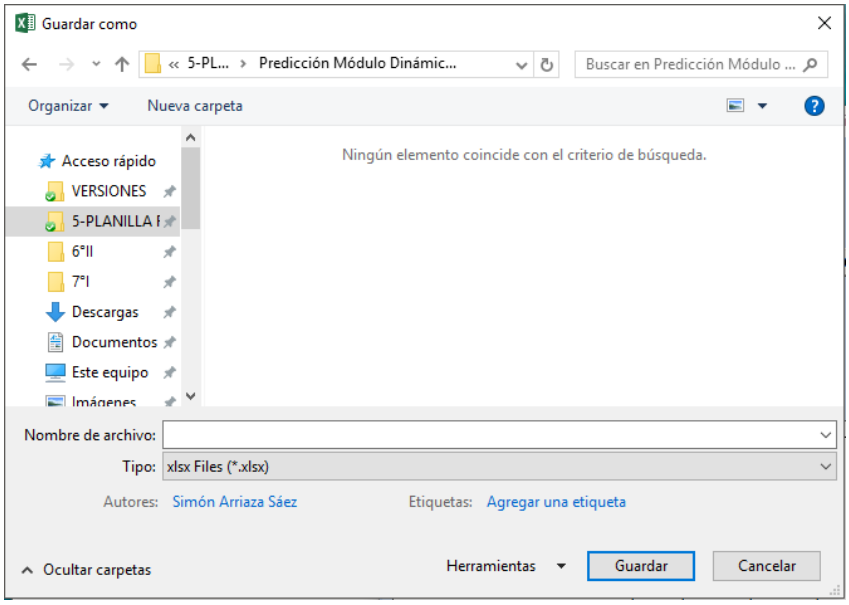


Figura 8.5 Guardar Archivo de Resultados.

Al volver a presionar nuevamente sobre un modelo de estimación de RNA la pestaña resultados desaparecerá.

A.3 Cuadros de Información

Como se observó en las Figuras 6.16, 6.17, y 6.18 existen botones de información "i". Estos botones entregan información relevante acerca del parámetro que está a la izquierda del botón "i", o también entrega información respecto de los modelos de correlación análogo al modelo de RNA en el botón "i" a la izquierda del botón "Realizar Estimación". Los cuadros informativos se presentan en las Figuras 8.6 a 8.12.

$$\log|E^*| = -1.249937 + 0.029232 \cdot \rho_{200} - 0.001767 \cdot (\rho_{200})^2 - 0.002841 \cdot \rho_4 - 0.058097 \cdot V_a - 0.802208 \cdot \frac{V_{beff}}{(V_{beff} + V_a)} + \frac{3.871977 - 0.0021 \cdot \rho_4 + 0.003958 \cdot \rho_{3/8} - 0.000017 \cdot (\rho_{3/8})^2 + 0.005470 \cdot \rho_{3/4}}{1 + e^{(-0.603313 - 0.313351 \cdot \log(f) - 0.393532 \cdot \log(\eta))}}$$

$\|E^*\|$	Módulo Dinámico en las mezclas asfálticas, 10^5 psi.
f	Frecuencia de carga, Hz.
V_a	% de vacíos de aire en la mezcla, por volumen.
V_{beff}	% efectivo de contenido de asfalto, por volumen.
$\rho_{3/4}$	% del agregado retenido en el tamiz 3/4, para el peso total del agregado.
$\rho_{3/8}$	% del agregado retenido en el tamiz 3/8, para el peso total del agregado.
ρ_4	% del agregado retenido en el tamiz N°4, para el peso total del agregado.
ρ_{200}	% del agregado que pasa en el tamiz N°200, para el peso total del agregado.
η	Viscosidad del bitumen (a cualquier temperatura, o grado de envejecimiento), 10^6 poise.

Figura 8.6 Información: Modelo Witczak 99.

$$|E^*| = Pc\left[4200000\left(1 - \frac{VMA}{100}\right) + 3|G_b^*|\left(\frac{VFA \cdot VMA}{10000}\right)\right] + (1 - Pc)\left[\frac{1 - (VMA/100)}{4200000} + \frac{VMA}{3VFA|G_b^*|}\right]^{-1}$$

$$P_c = \frac{\left(20 + \frac{3VFA|G_b^*|}{VMA}\right)^{0.58}}{650 + \left(\frac{3VFA|G_b^*|}{VMA}\right)^{0.58}} \qquad VFA = \frac{100(VMA - V_a)}{VMA} \qquad VMA = V_a + V_{beff}$$

$\|E^*\|$	Módulo Dinámico en las mezclas asfálticas, psi.
$\|G_b^*\|$	Módulo de corte dinámico del asfalto, psi.
VMA	Vacíos en el agregado mineral, %.
VFA	Vacíos en agregado llenos con asfalto, %.
P_c	Factor de contacto del agregado.

Figura 8.7 Información: Modelo Hirsch.

$$\log|E^*| = -0.349 + 0.754(|G_b^*|)^{-0.0052}\left(\begin{matrix}6.65 - 0.032\cdot\rho_{200} - 0.0027\cdot(\rho_{200})^2 + 0.011\cdot\rho_4 \\ -0.0001\rho_4^2 + 0.06\rho_{\frac{3}{8}} - 0.00014\rho_{\frac{3}{8}}^2 - 0.08\cdot V_a - 1.06\cdot\frac{V_{beff}}{(V_{beff}+V_a)}\end{matrix}\right) + \frac{2.5 + 0.03V_a + 0.71\frac{V_{beff}}{(V_{beff}+V_a)} + 0.012\cdot\rho_{3/8} - 0.0001\cdot(\rho_{3/8})^2 + 0.01\cdot\rho_{3/4}}{1 + e^{(-0.7814 - 0.5785\cdot\log|G_b^*| - 0.8834\cdot\log(\delta_b))}}$$

$\|E^*\|$	Módulo Dinámico en las mezclas asfálticas, 10^5 psi.
$\|G_b^*\|$	Módulo de Corte Dinámico, psi.
δ_b	Ángulo de fase del asfalto asociado a $\|G_b^*\|$, en grados.
V_a	% de vacíos de aire en la mezcla, por volumen.
V_{beff}	% efectivo de contenido de asfalto, por volumen.
$\rho_{3/4}$	% del agregado retenido en el tamiz 3/4, para el peso total del agregado.
$\rho_{3/8}$:	% del agregado retenido en el tamiz 3/8, para el peso total del agregado.
$\rho_{3/4}$	% del agregado retenido en el tamiz N°4, para el peso total del agregado.
ρ_{200}	% del agregado que pasa en el tamiz N°200, para el peso total del agregado.

Figura 8.8 Información: Modelo Witczak 2006.

$$f_c = 2\pi f_s$$

f_c:	Frecuencia de carga dinámica en compresión, en Hz
f_s:	Frecuencia de carga dinámica en corte, en Hz

Figura 8.9 Información: Frecuencia.

$$\log_{10}(\log_{10}(\eta)) = \begin{cases} \mathrm{A} + \mathrm{VTS} \cdot \log_{10}(T_R) & T_R > T_{crítico} \\ 1.092 & T_R \leq T_{crítico} \end{cases}$$

η: Viscosidad del Bitumen en CPoise
A: Intercepto de la relación de susceptabilidad térmica
VTS: Pendiente de la relación de susceptabilidad térmica
T_R: Temperatura del Bitumen, en ° Rankine
$T_{crítico}$: Temperatura en ° Rankine a la cuál la viscosidad es igual a $2.7 \cdot 10^{12}$ Cpoise.

Grado del Bitumen	A	VTS	Grado del Bitumen	A	VTS
PG 46-34	11,5040	−3,9010	PG 70-28	9,7150	−3,2170
PG 46-40	10,1010	−3,3930	PG 70-34	8,9650	−2,9480
PG 46-46	8,7550	−2,9050	PG 70-40	8,1290	−2,6480
PG 52-10	13,3860	−4,5700	PG 76-10	10,0590	−3,3310
PG 52-16	13,3050	−4,5410	PG 76-16	10,0150	−3,3150
PG 52-22	12,7550	−4,3420	PG 76-22	9,7150	−3,2080
PG 52-28	11,8400	−4,0120	PG 76-28	9,2000	−3,0240
PG 52-34	10,7070	−3,6020	PG 76-34	8,5320	−2,7850
PG 52-40	9,4960	−3,1640	PG 82-10	9,5140	−3,1280
PG 52-46	8,3100	−2,7360	PG 82-16	9,4750	−3,1140
PG 58-10	12,3160	−4,1720	PG 82-22	9,2090	−3,0190
PG 58-16	12,2480	−4,1470	PG 82-28	8,7500	−2,8560
PG 58-22	11,7870	−3,9810	PG 82-34	8,1510	−2,6420
PG 58-28	11,0100	−3,7010	AC-2,5	11,5167	−3,8900
PG 58-34	10,0350	−3,3500	AC-5	11,2614	−3,7914
PG 58-40	8,9760	−2,9680	AC-10	11,0134	−3,6954
PG 64-10	11,4320	−3,8420	AC-20	10,7709	−3,6017
PG 64-16	11,3750	−3,8220	AC-3	10,6316	−3,5480
PG 64-22	10,9800	−3,6800	AC-40	10,5338	−3,5104
PG 64-28	10,3120	−3,4400	PEN 40-50	10,5254	−3,5047
PG 64-34	9,4610	−3,1340	PEN 60-70	10,6508	−3,5537
PG 64-40	8,5240	−2,7980	PEN 85-100	11,8232	−3,6210
PG 70-10	10,6900	−3,5660	PEN 120-	11,0897	-3,7252
PG 70-16	10,6410	−3,5480	PEN 200-	11,8107	−4,0068
PG 70-22	10,2990	-3,4260	—	—	—

— Indica que no existen una relación como la indicada.
Fuente: LTPP Computed Parameter: Dynamic Modulus. Appendix A: Processing Asphalt Biden Viscosity Data

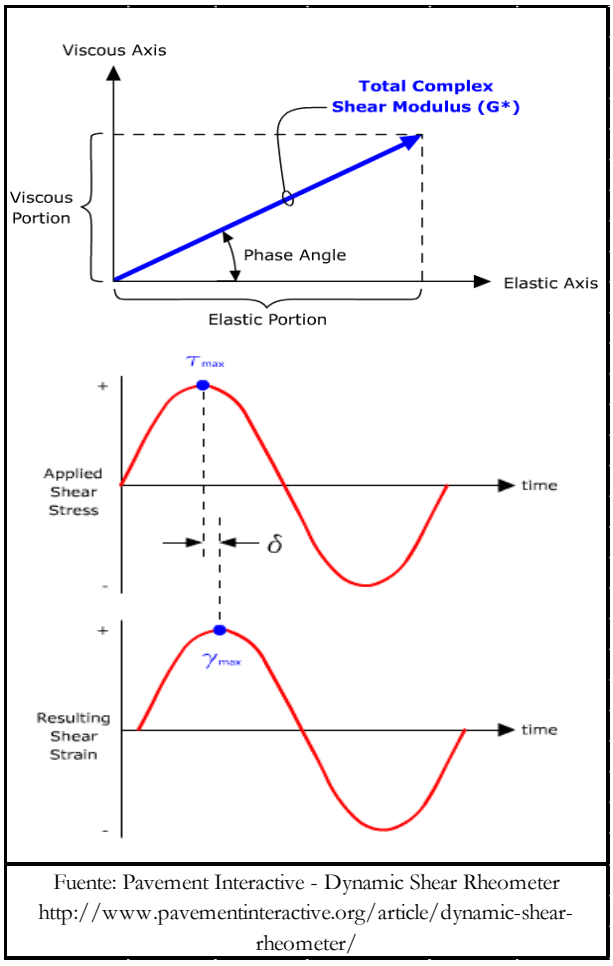
Figura 8.10 Información: Modelo A-VTS.

$$VMA = V_{beff} + V_a$$

$$VFA = \left(\frac{VMA - V_a}{VMA}\right) \cdot 100 = \left(\frac{V_{beff}}{V_{beff} + V_a}\right) \cdot 100$$

VMA: Vacíos en el agregado mineral, %
VFA: Vacíos en agregado llenos con asfalto, %
V_a: % de vacíos de aire en la mezcla, por volumen
V_{beff}: % efectivo de contenido de asfalto, por volumen

Figura 8.11 Información: Equivalencia de variables.



Fuente: Pavement Interactive - Dynamic Shear Rheometer http://www.pavementinteractive.org/article/dynamic-shear-rheometer/

Figura 8.12 Información: Ángulo de Fase y Módulo de Corte Dinámico.