



**UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE
MÉXICO**

**PROGRAMA DE MAESTRIA Y DOCTORADO EN
INGENIERIA**

FACULTAD DE INGENIERÍA

**RESPUESTA DE ESTRUCTURAS DE MÚLTIPLES GRADOS
DE LIBERTAD SOMETIDAS A LA ACCIÓN DEL VIENTO,
AL EMPLEAR REDES NEURONALES ARTIFICIALES**

T E S I S

QUE PARA OPTAR EL GRADO DE:
DOCTOR EN INGENIERÍA
INGENIERIA CIVIL – ESTRUCTURAS

P R E S E N T A :
PEDRO MARTÍNEZ VÁZQUEZ

TUTOR:
M. en C. NEFTALÍ RODRÍGUEZ CUEVAS



JURADO ASIGNADO:

2006

Presidente: **Dr. Luis Esteva Maraboto**
Secretario: **Dr. Mario Gustavo Ordaz Schroeder**
1er. Vocal: **M. en C. Neftalí Rodríguez Cuevas**
2o. Vocal: **Dr. Rodolfo Silva Casarín**
3er. Vocal: **Dr. Francisco Cervantes Pérez**
1er. Suplente: **Dr. Jaime García Pérez**
2o. Suplente: **Dr. Jose Luis Rangel Nuñez**

Lugar o lugares donde se realizó la tesis:

Instituto de Ingeniería, UNAM

TUTOR DE TESIS:

M. en C. Neftalí Rodríguez Cuevas

FIRMA

AGRADECIMIENTO

A la Universidad Nacional Autónoma de México, institución a la que debo mi formación académica.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología, y al Programa Alban, por su apoyo para el desarrollo de esta investigación.

A los miembros del comité doctoral, por su crítica a mi trabajo.

Al los ingenieros Oscar de Buen López de Heredia, y Jose Luis Sánchez Martínez, del grupo Colinas de Buen y a los Profesores Chris Baker y Andrew H. Chan, de la Universidad de Birmingham, por su ejemplo, consejo, y apoyo.

De manera muy especial al Profesor Neftalí Rodríguez Cuevas, director de esta investigación, por su impecable labor como director y guía.

DEDICATORIA

A mis Padres, por su esfuerzo ejemplar e invaluable

A mis Hermanos, por lo que me han enseñado

A Emily Rogers, por su apoyo y motivación

CONTENIDO

SIMBOLOGÍA

1. INTRODUCCIÓN

2. CARACTERÍSTICAS DEL VIENTO

2.1 Origen del viento 2.2 Variación de la velocidad media con la altura 2.3 Modelos para calcular el perfil de velocidad media 2.4 Influencia de la topografía en la velocidad del viento 2.5 Viento turbulento 2.6 Ráfagas y medición de su tamaño 2.7 Velocidad de Reynolds y su varianza 2.8 El espectro de potencia 2.9 Comentarios 2.10 Referencias

3. REDES NEURONALES ARTIFICIALES

3.1 Antecedentes de una neurona artificial 3.2 Red neuronal multicapa 3.3 RNAs utilizadas en la investigación 3.4 Comentarios 3.5 Referencias

4. SIMULACIÓN DE SERIES DE TIEMPO Y SU REPRESENTACIÓN COMO IMAGEN

4.1 Generación de series de tiempo 4.2 Mapas de recurrencia 4.3 Reconocimiento de imágenes características 4.4 Comentarios 4.5 Referencias

5. SIMULACIÓN DE CAMPOS DE VELOCIDAD

5.1 Obtención de series de tiempo en 4 estaciones, a partir de vectores Ω 5.2 Simulación Condicional 5.3 Simulación de campos de velocidad 5.4 Comentarios 5.5 Referencias

6. RESPUESTA DE SISTEMAS DE MGDJ SUJETOS A CARGAS DE VIENTO

6.1 Simulación de series de viento en puntos específicos 6.2 Descripción del marco plano y la carga de viento 6.3 Respuesta del marco calculada con el método estocástico 6.4 Respuesta del marco al emplear el programa de elemento finito LUSAS 6.5 Comentarios 6.6 Referencias

7. APLICACIÓN DE UNA RNA IMPLEMENTADA CON REGLAS CONDICIONALES

7.1 Modelo estructural 7.2 Descripción de espacios de entrada y salida de la RNA 7.3 Procedimiento para simplificar el espacio de salida 7.4 Comentarios 7.5 Referencias

8. ENSAMBLE DEL ESPACIO DE SALIDA, Y DATOS DE ENTRENAMIENTO DE LA RNA IMPLEMENTADA CON REGLAS CONDICIONALES

8.1 Criterio de selección de series de tiempo normalizadas, para formar espacio de salida 8.2 Series de tiempo normalizadas y en forma gráfica 8.3 Conjunto de datos de entrenamiento de la RNA implementada con reglas condicionales 8.4 Transferencia en la RNA 8.5 Comentarios 8.6 Referencias

9. RESPUESTA DINÁMICA DE MARCOS PLANOS

9.1 Casos simulados y descripción de metodología 9.2 Resultados de la simulación 9.3 Respuesta en intervalo de alta frecuencia 9.4 Casos fuera del espacio de entrada 9.5 Comentarios 9.6 Referencias

SIMBOLOGÍA

Las unidades se han representado como sigue: dimensión lineal (L), dimensión angular (ANG), tiempo (T), frecuencia (1/T), fuerza (F).

a	Constante para calcular perfil logarítmico de velocidad media
a_0, a_1	Constantes para el cálculo del amortiguamiento crítico, según planteamiento de Rayleigh (1/T, T)
A	Constante para definir la desviación estándar de la velocidad de Reynolds / Área expuesta al viento (L^2) / Área de sección transversal (L^2) / Matriz de vectores ϕ
$A_{ik}, B_{ik} (A_{S ik}, B_{S ik})$	Coefficientes de Fourier, de una serie de tiempo $Z_i(t)$ (Simulados)
A_{PL}, B_{PL}	Coefficientes de Fourier simulados con predicción lineal multivariada
b	Ancho de un marco plano (L)
C_D	Coefficiente de arrastre
$C_{DIR}, C_{TEM}, C_{ALT}$	Parámetros para definir perfil de velocidad media, según CFE
C_y, C_z	Constantes para calcular la correlación espacial entre ráfagas
C^v	Autocovarianza
$C_{\alpha\alpha}, C_{\alpha\beta}$	Matriz de covarianza de la señal registrada en puntos α, β
d	Altura sobre el suelo, a partir de la cual se mide z_0 (L)
d_E	Dimensión de una serie de tiempo
D	Desplazamiento de elemento estructural (L)
err_m	Error medio de simulación
E_p	Error calculado a la salida de una red neuronal
f_c	Efecto de Coriolis
$F_v, F_T, F_\alpha, F_c, F_{RZ}$	Parámetros para calcular la velocidad de diseño, según CFE
$f(h_j)$	Función de activación de la j -ésima neurona en una red artificial
f_z, fl	Frecuencia adimensional
$f(w), g(w)$	Funciones de auto-correlación lateral y vertical del viento turbulento
$g(n)$	Función de distribución de frecuencias n
$G(\omega)$	Función de densidad espectral de potencia
h	Altura de entepiso (L), en marco plano
H	Altura sobre el terreno
$H(\omega)$	Función de transferencia de un sistema de 1gdl
I_j	Dato de entrada en una red neuronal artificial
I_z	Momento de inercia de una sección estructural, respecto al eje geométrico z (L^4) / Intensidad de turbulencia a la altura z
j, k	Contadores de tiempo y frecuencia
k'	Constante de Von Karman
$k_{\beta\alpha}$	Vector de coeficientes constantes, que relacionan los puntos α, β
k_T	Factor de topografía
K	Número total de frecuencias en el intervalo considerado / Variable que representa el nivel de rugosidad del terreno
K^*	Rigidez modificada de un sistema de MGD
L, L_1, L_2	Escalas de longitud de ráfaga (L)
L_k	Matriz triangular inferior
m_α, m_β	Vector de valores medios de los coeficientes de Fourier, en estaciones α, β
M	Número de componentes del vector Ω , considerados para reconstruir un mapa

	recurrente / Masa en un sistema estructural (FT^2/L) / Momento flexionante en elemento estructural (FL)
M^*	Masa equivalente en un sistema estructural (FT^2/L)
n	Número de datos o estaciones de registro de viento / Frecuencia natural estructural ($1/T$) /
n_x	Frecuencia modificada
N	Número de frecuencias puntuales en un intervalo / Número de puntos en una columna de un mapa recurrente
O_j, R_j	Salida producida por la neurona j en una red neuronal artificial
r_{ij}	Distancia entre puntos i, j (L)
$r(i)$	Radio centrado en el punto i
R^d	Espacio con d dimensiones
R_N	Espectro de potencia normalizado
R_S	Error de estimación simulada
P	Fuerza axial en elemento estructural (F)
S_w, S_F, S_Y	Espectros de potencia, fuerza y desplazamiento
t	Tiempo (T)
T	Escala de tiempo (T)
T_k	Valor objetivo de neurona k , en capa de salida de una red neuronal
u^*	Velocidad de fricción (L/T)
u_k	k -ésimo vector característico de una matriz
U_k, V_k	Vectores de variables aleatorias con distribución normal
$v(t)$	Velocidad de Reynolds (L/T)
V	Fuerza cortante en elemento estructural (F)
V_{bas}	Velocidad de viento de referencia (L/T)
V_D	Velocidad de diseño (L/T)
V_G	Velocidad gradiente (L/T)
V_m	Velocidad media (L/T)
V_R	Velocidad de Reynolds (L/T) / Velocidad regional (L/T)
V_T	Velocidad total (L/T)
V_z	Velocidad a una altura z (L/T)
V_{zmin}	Velocidad en altura z_{min} (L/T)
V_{10}	Velocidad a una altura de 10m sobre el terreno(L/T)
w	Distancia entre puntos en un espacio cartesiano tridimensional (L)
w_{ij}	Valor característico de una conexión entre neuronas i, j
x_i	Coordenada respecto al eje i , de un punto en el espacio (L) / i -ésima entrada en una red neuronal artificial
y_j	Valor liberado por neurona j , en red neuronal
\bar{Y}	Desplazamiento medio (L)
\bar{Y}_{LUSAS}	Desplazamiento medio calculado con datos del programa LUSAS
z	Altura sobre el nivel del suelo (L)
z_0	Longitud de rugosidad del suelo (L)
z_{min}	Altura z mínima (L)
z_G	Altura gradiente (L)
$Z_i(t)$	Serie de tiempo en estación i
Z_{ref}	Altura de referencia (L)

α	Coeficiente que depende de la rugosidad del suelo / coeficiente de proporcionalidad para calcular el incremento de w_{ij}
β	Constante para calcular $f(h)$
χ^2	Función de admitancia aerodinámica
Δt	Incremento de tiempo (T)
$\Delta \omega$	Incremento de frecuencia (ANG/T)
ε	Constante que depende de la rugosidad del suelo
ϕ_k	K-ésimo número aleatorio / Vector de valores numéricos provenientes de un mapa de recurrencia
ϕ_f	Vector reconstruido a partir de un grupo de vectores característicos u_k
Γ	Vector formado con valores numéricos de un mapa de recurrencia
g	Velocidad angular de la tierra (ANG/T)
λ	Latitud, empleada para calcular la fuerza de Coriolis
μ	Valor de membresía de una variable en un conjunto difuso
μ_z	Coordenada de forma modal a una altura z
v_k	K-ésimo vector característico de una matriz
θ_j	Valor característico del umbral de la neurona j
σ	Desviación estándar
σ^2	varianza
τ	Tiempo de retraso (T)
ρ^v	Función de autocorrelación
$\rho_{\omega k}(r_{ij})$	Función de correlación entre puntos i, j , dada la k-ésima frecuencia circular ω_k
ω_k	K-ésima componente del vector Ω
Ω	Vector que caracteriza a un mapa recurrente
Ω^*	Vector extendido que caracteriza a un mapa recurrente (incluye media y varianza de una serie de tiempo)
ξ	Fracción de amortiguamiento crítico
Ψ	Vector Γ promedio

1. INTRODUCCIÓN

El presente trabajo se ha dedicado a la simulación de campos de velocidad de viento y sus efectos sobre estructuras de múltiples grados de libertad, al emplear redes neuronales artificiales. La razón por la que se eligió el tema de investigación es por que los métodos de análisis actuales presentan cierta limitación al considerar el enfoque probabilista clásico propuesto por Davenport en 1967 [1.1], el cual es aplicable sólo para estructuras de un grado de libertad, o para aquellas cuya respuesta total tiene alta contribución del primer modo de vibrar. Esta propuesta ha sido adoptada por varios códigos de diseño [1.2] – [1.5] aunque permite conocer la respuesta estructural en términos de un factor de amplificación dinámico, no proporciona información acerca de la variación temporal de fuerzas o deformaciones en las estructuras. En la primera parte de este trabajo se revisan aspectos generales de la teoría del viento y redes neuronales artificiales, capítulos 1 y 2, para luego centrarse en el planteamiento y aplicación de un método basado en teoría del viento [1.6] - [1.9], inteligencia artificial (IA) [1.10], reconocimiento de imágenes (RI) [1.11], [1.12], y simulación condicional (SC) [1.13], el cual conduce a la obtención de series de tiempo correlacionadas, que pueden ser introducidas como dato en programas comerciales de análisis para obtener la historia de respuesta dinámica de cualquier elemento dentro del modelo. El método propuesto es una alternativa al análisis estocástico, cuyo enfoque original ha sido estudiado para tratar de lograr una aplicación mas general como en [1.14], aun que también pueden llevarse a cabo pruebas controladas en un túnel de viento, o análisis basados en modos y frecuencias estructurales; en [1.15] por ejemplo, se propone un método para calcular una configuración de fuerzas estáticas equivalentes que simulan la componente media y dinámica (resonante y de fondo) del viento, en [1.16] se utiliza la técnica de simulación de ráfagas de gran dimensión (LES) para calcular el campo de presiones alrededor de una estructura rígida, y en [1.17] se propone la obtención de fuerzas de viento alineadas con la geometría de la estructura al aplicar el método de descomposición ortogonal de presiones de viento superficiales.

El empleo de redes neuronales artificiales (RNA) en la investigación se debe a que se han logrado diferentes y exitosas aplicaciones de la inteligencia artificial en diversas áreas del conocimiento, como en [1.18] y [1.19], por citar sólo dos ejemplos, por lo que se ha intentado modelar el fenómeno del viento al utilizar esta herramienta. La experiencia de este trabajo ha confirmado la aplicabilidad de RNA para resolver problemas de Ingeniería Civil; sin embargo no existe suficiente información para entrenar sistemas inteligentes, y, como sucedió en esta investigación, la información se debe generar para definir las bases de datos de trabajo.

La segunda parte de la investigación, después del capítulo 5, se ha dedicado al estudio de una RNA implementada con reglas condicionales, como la sugerida en [1.20] y [1.21], la cual ha servido para estimar la respuesta dinámica de un grupo preseleccionado de marcos planos sometidos a cargas laterales de viento para diferentes condiciones atmosféricas y de topografía. En esta parte se ha utilizado

IA y RI, para preprocesar la información contenida en las series de tiempo de respuesta calculadas con el programa de análisis LUSAS [1.22] y se ha utilizado la base de datos nueva para entrenar la RNA, de manera similar al procedimiento seguido para simular series de viento en la primera parte del trabajo.

Los resultados que se presentan durante el desarrollo de la tesis, indican que el modelo propuesto supera el alcance del método estocástico, aunque se basa en los mismos conceptos, por ejemplo, al utilizar la función de densidad espectral de potencia como dato inicial, razón por la cual, varias de las referencias anotadas al final de cada capítulo, son comunes y contemporáneas al método clásico reglamentario. El resto de las referencias son parte de la revisión del estado del arte en redes neuronales y teoría de viento, de las cuales se tomaron algunas ideas esenciales para este trabajo.

Los objetivos marcados al inicio de la investigación son tres: realizar una aplicación de RNAs para modelar el viento y su incidencia sobre estructuras de múltiples grados de libertad; simular campos de velocidades realistas, y simular la respuesta dinámica de marcos planos sometidos a cargas laterales de viento. Se han tratado de cumplir cada uno de estos y al mismo tiempo dar a conocer los resultados obtenidos de manera parcial, lo cual ha dado lugar a un artículo [1.23], que en este momento se encuentra en proceso de revisión en una revista difusión internacional, especializada en temas afines a la investigación.

Referencias

- 1.1 Davenport A. *Gust Loading Factors*, Journal of the Structural Division, ASCE, 93:11-34, 1967.
- 1.2 Eurocode 1, Basis of design and action on structures Part 2-4. European Pre-standard ENV 1991-2-4, 1995.
- 1.3 British Standard BS6399-2:1997, *Loading for buildings – Code of practice for wind loads*.
- 1.4 NBC. National Research Council of Canada, Ottawa, 1981.
- 1.5 Manual de Obras Civiles de la CFE. *Diseño por Viento*, México, 1980.
- 1.6 Simiu Emil, Scanlan Robert, *Wind effects on structures*, John Wiley and Sons, United States of America, 1978.
- 1.7 Dyrbye C., Hansen S., *Wind Loads on Structures*, John Wiley and Sons, 1997.
- 1.8 Prandtl, Ludwig, *Essentials of fluid dynamics: with applications to hydraulics, aeronautics*, London: Blackie, 1952.
- 1.9 Ghiocel Dan, Lungu Dan, *Wind, snow and temperature effects on structures, based on probability*, Abacus Press, England, 1975.
- 1.10 Muller B, Reinhardt J, Strickland M T. *Neural Networks*, 55. Springer-Verlag, 1995.
- 1.11 Turk M., Pentland A., *Eigenfaces for recognition*, Journal of Cognitive Neuroscience; 3 (1), 1991, pp. 71-86.
- 1.12 Eckmann J P, Kamphorst O S, Ruelle D, *Recurrence plots of dynamical systems*, Europhysics Letters, Nov 1987.

- 1.13 Vanmarcke E., Heredia-Zavoni E., Fenton G., *Conditional simulation of spatially correlated ground motion*, Journal of Engineering Mechanics, November 1993; 119 (11), pp. 2333-2352.
- 1.14 Lazzari M., Saetta A., Vitaliani R., *Non-linear Dynamic Analysis of Cable-suspended Structures Subjected to Wind Actions*, Computers and Structures, 79, 953-969, 2001.
- 1.15 Chen X., Kareem A. *Coupled Dynamic Analysis and Equivalent Static Wind Loads on Buildings with Three Dimensional Modes*. Journal of Structural Engineering, ASCE, Vol. 131, No. 7, July 2005.
- 1.16 Yu Da-hai, Kareem Ashan, *Numerical Simulation of Flow Around a Rectangular Prism*, Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 67 & 68 (1997), pp. 195-208.
- 1.17 Baker J. *Aspects of the use of Proper Orthogonal Decomposition of Surface Pressure Fields*, Wind and Structures, Vol. 3, No. 2, 2000, pp. 97-115.
- 1.18 Romo M. P., *Forecasting of shear wave velocities from CPT resistances by means of ANN*, Proceedings of the Geotech-Year 2000: 27-30.
- 1.19 Shuoxian W., Jiping Z., *The application of neural networks to the prediction of traffic noise*, International Journal of Acoustic Vibration, 2000; 5 (4):179-82.
- 1.20 Horikawa S., Furuhashi T. and Uchikawa Y., *On Fuzzy Modelling using Fuzzy Neural Networks with the Back Propagation Algorithm*, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 3, No. 5, September 1992.
- 1.21 Pal Sankar K., Mitra S., *Multilayer Perceptron, Fuzzy Sets, and Classification*, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 3, No. 5, September 1992.
- 1.22 LUSAS, Solver Reference manual, Version 13.0., 2004.
- 1.23 Martinez P., Rodriguez N. *Wind Field reproduction, using Neural Networks and Conditional Simulation*, - Article under Review in *Engineering Structures*- Elsevier. Date of submission: January 11th 2005

2. CARACTERÍSTICAS DEL VIENTO

En este capítulo¹ se revisan aspectos básicos de la teoría del viento involucrados en el cálculo de los campos de velocidad del capítulo 5. La revisión se centra en modelos para calcular el perfil de velocidad media en un sitio, la estructura y propiedades de ráfagas, y el espectro de potencia.

2.1 Origen del Viento

El viento es parte de la circulación general de la atmósfera, la cual es producto de la acción de la gravedad en masas de aire de diferente densidad [2.1] y de gradientes térmicos. La temperatura de las capas bajas de aire depende de la radiación solar, ya que ésta calienta la superficie de la tierra y los mares, en un efecto que disminuye con la altura y establece un gradiente de presión. La temperatura de las capas altas de aire depende de la radiación solar, ya que ésta calienta la superficie de la tierra y los mares, en un efecto que disminuye con la altura y establece un gradiente de presión. De acuerdo con [2.3]-[2.5], el viento circula desde puntos de alta presión barométrica hacia puntos de baja presión; la intensidad del movimiento depende del gradiente barométrico y de la latitud geográfica. Si la tierra no girase, el viento se dirigiría siempre del centro de altas al centro de bajas presiones, sin embargo la rotación del planeta desvía los vientos del hemisferio boreal hacia la derecha, y los del hemisferio austral hacia la izquierda, para dar lugar a presiones perpendiculares al flujo del aire definidas como acción de Coriolis [2.4], [2.5]. La aceleración de Coriolis, la presión atmosférica, y la fuerza centrífuga debida a la rotación del planeta, afectan de manera combinada el flujo de aire y dan lugar corrientes de viento de distintas características, localizados en diferentes alturas dentro de la atmósfera².

2.2 Variación de la Velocidad Media con la Altura

El estudio del viento se ha desarrollado bajo la hipótesis de que tiene dos componentes de velocidad: velocidad media y turbulenta [2.3]-[2.5], las cuales al ser combinadas dan lugar a la velocidad total. La velocidad media es considerada invariable en el tiempo, por lo que su efecto sobre las estructuras se representa a través de fuerzas estáticas orientadas en la dirección del flujo, con una variación en la altura debida a la fricción del viento con el suelo: la velocidad media es cero a una altura z_0 sobre el terreno, y máxima a la altura z_G , donde se localiza el viento gradiente. Se han desarrollado varios modelos para representar la variación de la velocidad media con la altura, algunos de los cuales forman parte de las recomendaciones de diseño de códigos para diseño por viento [2.8]-[2.10].

2.3 Modelos para Calcular el Perfil de Velocidad Media

¹ Las unidades se han representado como sigue: dimensión lineal (L), dimensión angular (ANG), tiempo (T), frecuencia (1/T), fuerza (F). Los casos específicos se aclaran en el texto.

² Véase [2.1]-[2.6] para una explicación mas detallada acerca de los fenómenos termodinámicos y físicos relacionados con el origen del viento

2.3.1 Davenport

En 1961, A.G. Davenport [2.10] propone representar el perfil de velocidad de viento medio con la función de potencia (2.1), donde z_G es la altura gradiente y α un coeficiente que depende de la rugosidad de la superficie K - tabla 2.1.

$$V_z = V_G(z/z_G)^\alpha \quad (2.1)$$

Tipo de Superficie	Exponente α	Altura Gradiente Z_G (m)	Factor de Topografía K
(a) Campo Abierto: playa, pradera, tundra, desierto	0.16	275	0.005
(b) Terreno uniformemente cubierto con obstáculos de 10-15 m de altura: suburbios, pequeños poblados, campo con pequeños arbustos	0.28	395	0.015
(c) Terreno con objetos grandes e irregulares: centro de grandes ciudades, con árboles o construcciones de gran tamaño	0.40	520	0.05

Tabla 2.1. Parámetros para evaluar expresión de Davenport [2.1].

2.3.2 Perfil Logarítmico

El perfil de velocidad media, variable con la altura, se puede obtener de la selección de las ecuaciones de Kolmogorov, que se puede representar con la función de tipo logarítmico, ecuación (2.2). De acuerdo con [2.4], la función logarítmica coincide con registros de campo hasta una altura determinada; fuera de este límite el perfil de velocidad es conservador pero impreciso, ver figura 2.1.:

$$V_z = u^* \ln(z/z_0)/k' \quad (2.2)$$

En esta expresión $k' \approx 0.4$ (constante adimensional de Von Kármán), z (L) es la altura sobre la superficie, z_0 (L) es la longitud de rugosidad del suelo, V_z (L/T) es la velocidad media del viento a una altura z , y u^* es la velocidad de fricción definida como $\varepsilon/(kz)$; los valores de ε se consignan en la tabla 2.3, mientras que la tabla 2.2 contiene valores de z_0 para distintos tipos de terreno.

z_0 (m)	Tipo de Terreno
10^{-5}	Hielo plano
10^{-4}	Mar abierto sin olas
10^{-3}	Zona costera, viento en playa
.01	Campo abierto con poca vegetación y construcciones
.05	Áreas agrícolas con pocas construcciones y rompevientos
.3	Villas y zonas agrícolas con alta densidad de rompevientos
1-10	Zona urbana

Tabla 2.2. Longitud de Rugosidad Para Distintas Categorías de Terreno [2.4].

La longitud z_0 puede ser interpretada como el tamaño de un vórtice formado por la fricción entre el aire y la superficie del suelo, de manera que para alturas menores a este valor, se considera velocidad media igual a cero.

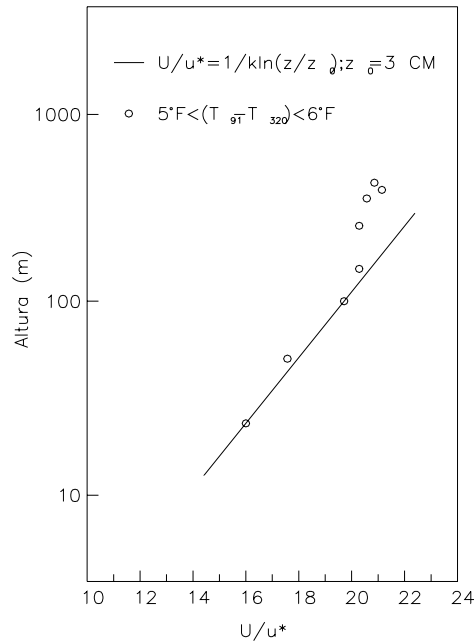


Figura 2.1. Comparativa de Resultados Expresión Logarítmica - Datos Experimentales [2.3].

2.3.3 Eurocode

Este código propone el perfil logarítmico para calcular la velocidad media al tomar en cuenta la limitación de altura señalada [2.8] en el perfil logarítmico:

$$V_z = V_{bas} k_T \ln(z/z_0) \quad z_{min} \leq z \leq 200 \text{ m} \quad (2.3a)$$

$$V_z = V_{z_{min}} \quad z < z_{min} \quad (2.3b)$$

Donde V_{bas} es la velocidad del viento de referencia. La tabla 2.3 contiene valores de k_T , z , z_0 y α para distintos tipos de terreno; la constante α (no incluida en el Eurocode 1), se emplea en el código NBC para calcular el perfil de velocidad media, sección 2.3.5.

Definición de Velocidad de Referencia. Eurocode 1

El código establece una velocidad de diseño V_{bas} correspondiente a un intervalo de observación de 10 minutos a una altura de 10m sobre el suelo, una longitud de rugosidad $z_0=0.05$ m y una probabilidad de excedencia anual de 0.02, (periodo de retorno de 50 años).

La ecuación (2.4) define V_{bas} :

$$V_{bas} = C_{DIR} C_{TEM} C_{ALT} V_{bas,0} \quad (2.4)$$

Donde:

c_{DIR} Factor que toma en cuenta la variación del viento extremo con la dirección de la corriente principal.

c_{TEM} Factor Temporal. Considera etapas constructivas de la estructura

c_{ALT} Factor de Altitud. Toma en cuenta la altitud del sitio

$V_{bas,0}$ Valor básico de V_{bas}

El Eurocode 1 proporciona valores de $V_{bas,0}$ para diferentes países europeos, los cuales oscilan entre 19 a 36 m/s.

Categoría de Terreno		k_T	z_0 (m)	z_{min} (m)	α	ε
I	Mar abierto, tierra plana, sin obstáculos	0.17	0.01	2	0.12	0.13
II	Campos de cultivo cercados, con construcciones, arboles ó estructuras de pequeña dimensión	0.19	0.05	4	0.16	0.26
III	Áreas suburbanas ó industriales, bosques	0.22	0.3	8	0.22	0.37
IV	Áreas urbanas donde al menos 15% de la superficie está cubierta por edificios con una altura media mayor a 15 m	0.24	1	16	0.30	0.46

Tabla 2.3. Parámetros del Eurocode 1 Para el Cálculo del Perfil de Velocidades [2.8].

2.3.4 Perfil Logarítmico Corregido

El perfil logarítmico del código Europeo no es aplicable para grandes alturas, por lo que en 1980 Harris y Deaves [2.4] desarrollaron una expresión que proporciona mejores resultados:

$$V_z = u_*^* / k [\ln ((z-d)/z_0) + 5.75a - 1.88a^2 - 1.33a^3 + 0.25a^4] \quad (2.5)$$

$$a = (z-d)/z_G \quad \text{con } z, z_G, \text{ y } d \text{ en unidades de longitud } (L), \text{ y } V_z \text{ en } (L/T).$$

El parámetro d^3 en (2.5) representa la altura sobre el suelo a partir de la cual se mide z_0 (tabla 2.3), para el caso particular en que un grupo de obstáculos cambia el perfil de velocidades, de manera que éste es considerado con valor nulo por debajo de z_0+d . La

³ En [2.4] se dan las expresiones para calcular d.

altura gradiente z_G se define en (2.6), z es la altura sobre el suelo, y fc es la fuerza de Coriolis. En (2.7) g es la velocidad angular de la tierra ($7.27e-5$ rad/seg) y λ' es la latitud (como ejemplo, la latitud Greenwich es -51°), y u^* es la velocidad de fricción definida en 2.3.2.

$$z_G = u^*/(6fc) \quad (2.6) \quad fc = 2g \text{seno} \lambda' \quad (2.7)$$

2.3.5 Código Canadiense NBC 1990

Este código [2.9] propone un modelo de potencia semejante al modelo empírico de Davenport [2.10]:

$$V_z = V(z_{ref}) (z/z_{ref})^\alpha \quad (2.8)$$

Donde z_{ref} , es una altura de referencia que normalmente corresponde a 10 metros. Los valores del exponente α se leen en la tabla 2.3. En este modelo, al considerar $z_0=0.05m$ se obtienen resultados que comparables con el perfil logarítmico del Eurocode 1. Esto se aprecia en la figura 2.2, donde se ha considerado $z_0=0.05m$, latitud de 50° y un exponente $\alpha=0.16$, la figura incluye el perfil logarítmico corregido calculado para una velocidad de fricción $u^*=2.0$ m/s.

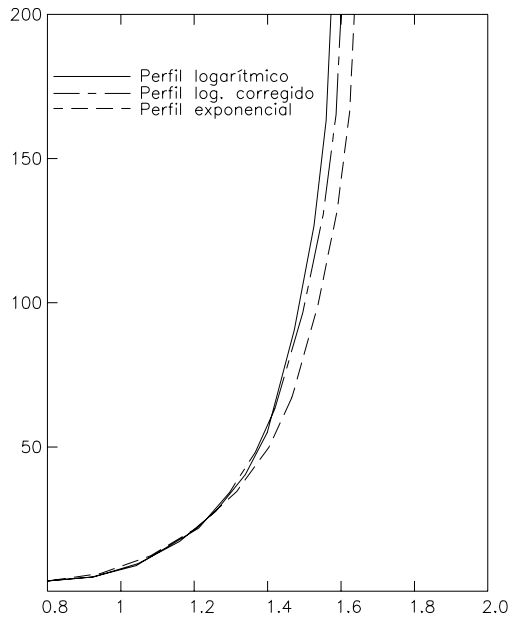


Figura 2.2. Comparación del Modelo Exponencial y Modelos Logarítmico y Logarítmico Corregido [2.4].

2.3.6 Manual de Obras Civiles - CFE. México

El código mexicano [2.11] adopta el modelo de potencia para definir el perfil de velocidad de diseño V_D (2.9), el cual es variable con la altura z :

$$V_D = F_V F_T F_\alpha V_R \quad (2.9)$$

Donde:

- V_R Velocidad regional del sitio. El código incluye mapas de isotacas que indican la velocidad regional en cualquier sitio de la república
- F_α Factor que toma en cuenta el área expuesta, tamaño de la construcción y variación de la velocidad con la altura
- F_T Factor que depende de la topografía del lugar
- F_V Factor que depende de la vida útil de la construcción

Las limitaciones de altura se toman en cuenta mediante el factor F_α definido en (2.10).

$$F_\alpha = F_c F_{RZ} \quad (2.10)$$

Donde:

- F_c Factor que considera el tamaño de la construcción
- F_{RZ} Factor que determina la variación de velocidad del viento con la altura z y la rugosidad del terreno; su valor se calcula por intervalos de altura como sigue:

$$z \leq 10 \text{ m} \quad F_{RZ} = 1.42 (10/z_G)^\alpha \quad (2.11a)$$

$$10 < z \leq z_G \quad F_{RZ} = 1.42 (z/z_G)^\alpha \quad (2.11b)$$

$$z > z_G \quad F_{RZ} = 1.42 \quad (2.11c)$$

La altura gradiente z_G y el exponente α tienen los siguientes valores.

Categoría de Terreno	α			z_G (m)
	Estructura	Estructura	Estructura	
	Clase A	Clase B	Clase C	
1	0.055	0.065	0.075	215
2	0.093	0.103	0.113	275
3	0.141	0.151	0.161	365
4	0.188	0.198	0.208	455

Tabla 2.4. Valores de z_G y α para evaluar F_{RZ} [2.11]

Las categorías de terreno dependen de la topografía del sitio, mientras que la clase de una estructura es función de su tamaño. En las tablas I.1 y I.2 del código CFE se presenta una descripción más detallada, para la elección de los factores apropiados.

2.4 Influencia de la Topografía en la Velocidad del Viento

En la zona inferior de la troposfera se presentan cambios constantes de velocidad del viento ocasionados por la densidad de obstáculos en la superficie. Sin embargo, al aumentar la altitud hacia la tropopausa, donde la temperatura del aire es constante, los campos de velocidad son más estables. Estudios como los descritos en [2.3] y [2.6] muestran que existe una relación entre la velocidad del viento y el tipo de superficie en que circula [2.2]. La velocidad media del aire es mayor en zonas con poca densidad de construcciones y terrenos planos, mientras que en zonas de alta densidad de construcción, (centro de grandes de ciudades), es notable la disminución de velocidad

media de viento y el incremento de turbulencia [2.12]. En las figuras 2.3 y 2.4 se presentan registros de velocidad que muestran la influencia de la topografía en el sitio en la velocidad del viento. Las gráficas de velocidad de viento para una misma altura en dos sitios con diferente grado de rugosidad (Fig. 2.3) muestran que la amplitud y frecuencia de la velocidad turbulenta, en un intervalo de tiempo, son menores en el sitio con pocos obstáculos en comparación con la zona de alta densidad de construcciones. Se observa también que la velocidad media es mayor en la zona con pocas obstrucciones. En la figura 2.4 se observa que la velocidad media se incrementa con la altura y las fluctuaciones de velocidad máxima respecto a la velocidad media (turbulencia) decrecen.

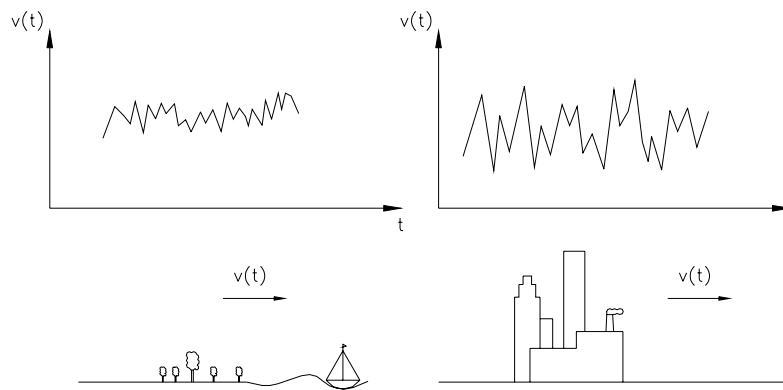


Figura 2.3. Variación de Velocidad del Viento en Distintas Superficies [2.3]

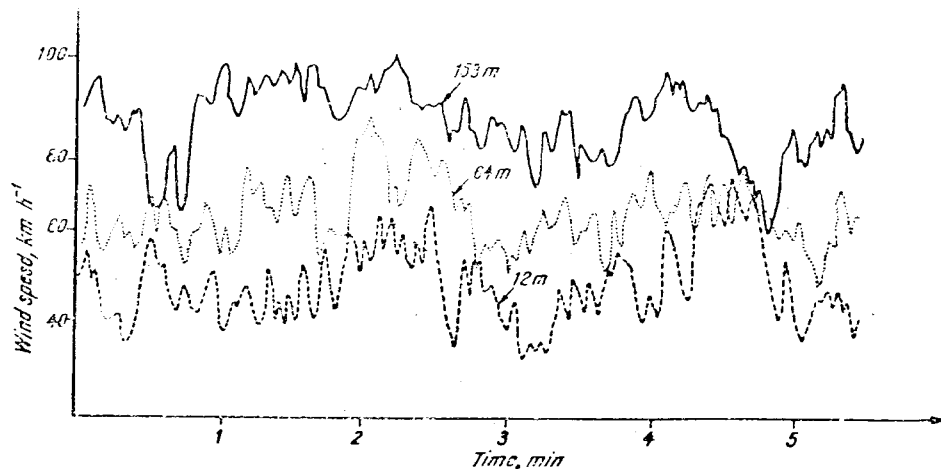


Figura 2.4. Velocidad del Viento a Distintas Alturas [2.3]

La figura 2.5 muestra un perfil turbulencia – altura sobre el suelo, donde se observa que sobre la altura gradiente z_G , la influencia de rugosidad del suelo es despreciable y el aire se mueve solo bajo la influencia de los gradientes de presión; en esta zona, la velocidad del viento se denomina velocidad gradiente V_G , valor considerado en (2.1) para definir el perfil de velocidad media. La ecuación (2.12), la cual se ilustra en la figura 2.6 para distintos terrenos, es la versión normalizada de (2.1), con registros de velocidad media a 10 m sobre el terreno.

$$V_z = V_{10} (z/10)^\alpha \quad (2.12)$$

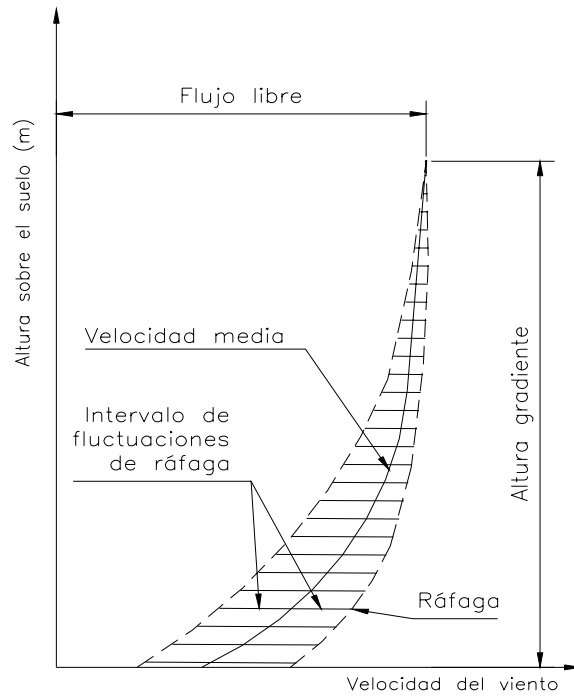


Figura 2.5. Perfil de Velocidad Media y Ráfagas de Viento [2.3]

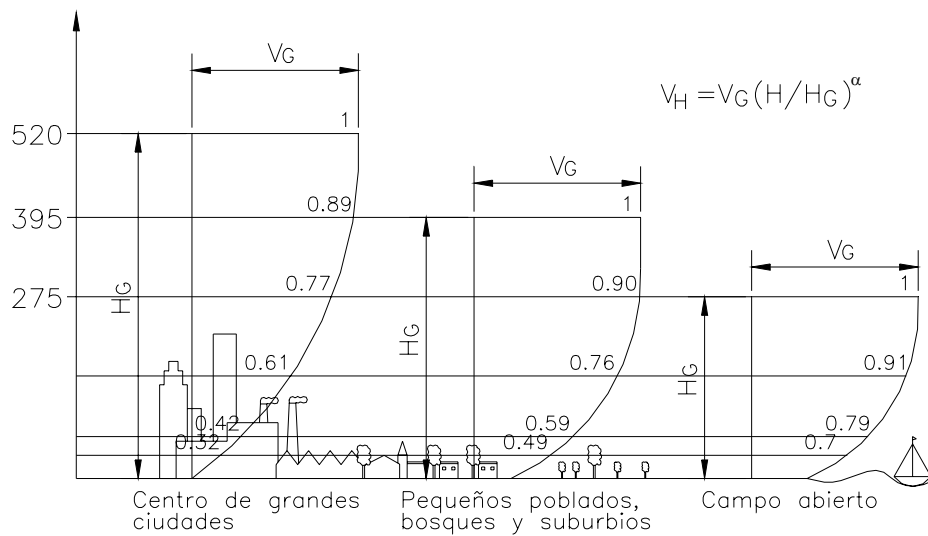


Figura 2.6. Variación de la Velocidad Media del Viento con la Rugosidad del Terreno [2.3]

2.5 Viento Turbulento

La estructura del viento en la vecindad de la superficie terrestre (por debajo de la región de viento gradiente), presenta corrientes ortogonales al flujo principal provocadas por cambios en la velocidad del viento, variación en la densidad del aire y la interacción con la superficie del lugar. En la vecindad de la superficie terrestre se han hecho mediciones en torres instrumentadas [2.6]-[2.7], para describir los cambios de velocidad en distintos instantes de medición y se ha encontrado que en los primeros 75m sobre el terreno, hay una notable turbulencia debido a que el flujo del aire es detenido en docenas o aún cientos de metros sobre el nivel del terreno, por lo que la velocidad es menor que la velocidad gradiente. La turbulencia del viento se ha idealizado para su estudio con componentes en tres dimensiones: longitudinal, lateral y vertical [2.1]-[2.5]; las fluctuaciones más importantes ocurren en la dirección principal de viento. La amplitud y frecuencia de estas fluctuaciones dependen de la densidad de obstrucciones en la tierra.

2.6 Ráfagas y Medición de su Tamaño

El tratamiento de la presión generada por el viento requiere una descripción adecuada de la evolución de la velocidad de ráfaga en el tiempo, incluyendo su variación en el espacio [2.6]. Para realizar una descripción completa es necesario conocer la relación de las componentes de velocidad en un punto en el espacio (x_1, x_2, x_3) respecto a las componentes en un punto distinto (x_1', x_2', x_3') , siendo 1 el sentido principal del viento, 2 el sentido horizontal ortogonal al anterior, y 3 un sentido ortogonal vertical. Sin embargo, para la mayoría de los problemas de ingeniería civil, es necesario el conocimiento de una sola de las componentes de velocidad: v_1, v_2, v_3 , esta es la componente longitudinal v_1 . El siguiente planteamiento se refiere a la velocidad del viento en su componente longitudinal y se denota como $v(t)$; esta se utiliza para definir la auto-covarianza de la señal de viento en un punto de la siguiente manera [2.6]:

$$C^v(\tau) = \langle v(t) v(t+\tau) \rangle_t \quad (2.15)$$

Donde $\langle \rangle_t$ indica promedio con respecto al tiempo y $\tau (T)$ tiempo de retraso. Al considerar que la media del proceso es igual a cero, de la expresión anterior se deduce:

$$C^v(0) = \langle v^2(t) \rangle_t = \sigma^2(v) \quad (2.16)$$

De acuerdo con (2.16) la función de auto-covarianza evaluada en $t=0$, es la varianza de $v(t)$. Por otro lado, es frecuente emplear una versión normalizada de $C^v(\tau)$, conocida como función de auto-correlación $\rho^v(\tau)$, la cual se define como:

$$\rho^v(\tau) = C^v(\tau) / C^v(0) = C^v(\tau) / \sigma^2(v) \quad (2.17)$$

La función de auto-correlación $\rho^v(\tau)$ se puede interpretar como medida de la información de un registro de la señal $v(t)$ en un instante determinado, con respecto a un registro distinto tomado en ese mismo punto τ segundos después. Si τ es pequeño, el segundo registro será similar al primero, en cambio si τ es grande entonces $\rho^v(\tau) \approx 0$, lo cual indica que los dos valores son virtualmente independientes y que la primera medición, no proporciona información acerca de la segunda. La función de auto-correlación se utiliza a su vez para definir la escala de tiempo $T(T)$, cuyo valor indica si la medición de

$v(t)$ en un punto fijo proporcionará información razonable ($\tau \ll T$) o escasa ($\tau \gg T$) acerca de la señal registrada τ unidades de tiempo después [2.4], ecuación (2.18).

$$T = \int_0^{\infty} \rho^v(\tau) d\tau \quad (2.18)$$

Las propiedades del viento turbulento descritas a través de funciones de auto-correlación, presentan limitaciones acerca de una importante propiedad de las ráfagas de viento: sus fluctuaciones son aleatorias en el espacio. Como se verá mas adelante, la función T tiene su equivalente cuando se plantean las propiedades de ráfaga en el espacio, ecuaciones (2.21) y (2.22). En tal caso, el número de variables crece, aunque es posible simplificar la notación, para representar las coordenadas de dos puntos en el espacio (x_1, x_2, x_3) y (x'_1, x'_2, x'_3) , mediante una notación vectorial con $r = \{x_1, x_2, x_3\}$, y $r' = \{x'_1, x'_2, x'_3\}$. De esta forma la covarianza cruzada de las componentes longitudinales de ráfaga de viento en dos puntos definidos por los vectores de posición r, r' , se puede expresar como:

$$C^v(r, r', \tau) = \langle v(r, t) v(r', t + \tau) \rangle \quad (2.19)$$

De acuerdo con esta notación, la función de correlación queda:

$$\rho^v(r, r', \tau) = C^v(r, r', \tau) / \sigma^2 \quad (2.20)$$

Por otro lado, a partir de la suposición de que la turbulencia es aproximadamente homogénea e isotrópica (de manera que la tasa de producción de turbulencia por unidad de volumen es uniforme en una región infinita del espacio), y de que las ráfagas de viento son transportadas por el viento medio, la distancia absoluta entre dos puntos se puede representar como una fracción de tiempo [2.6] (ecuación (2.21b)). Esto ha permitido el planteamiento de la función de correlación entre dos puntos r y r' alineados en el sentido principal del viento, en términos de la ecuación (2.17):

$$f(w) = \rho^v(\tau) \quad (2.21a)$$

$$\tau = w / V(x_3) \quad (2.21b)$$

$$w^2 = (x_1 - x'_1)^2 + (x_2 - x'_2)^2 + (x_3 - x'_3)^2 \quad (2.21c)$$

A diferencia de (2.17), en (2.21a) se ha considerado que la velocidad media varía con la altura x_3 . La función de correlación en la dirección x_2 se ha definido en [2.6] en función de $f(w)$:

$$g(w) = f(w) + 0.5w (df/dw) \quad (2.22a)$$

Como en el caso de la escala de tiempo T definida a partir de la función de auto-correlación $\rho^v(\tau)$, ecuación(2.18), es posible determinar una escala de tiempo de las ráfagas como medida de su longitud, a partir de las funciones de correlación $f(w)$ y $g(w)$, al evaluar las siguientes integrales:

$$L_1 = \int_0^{\infty} f(w) dw \quad (2.22a) \quad L_2 = \int_0^{\infty} g(w) dw \quad (2.22b)$$

2.7 Velocidad de Reynolds y su Varianza

Como se ha mencionado, la velocidad del viento presenta variaciones al contacto con superficies. En superficies paralelas a la corriente, se tienen fuerzas de fricción proporcionales a la viscosidad del aire, que se oponen a las fuerzas de inercia

generadas por la aceleración de las masas de aire, que disminuyen con la distancia a la superficie [2.5]. La relación entre las fuerzas de inercia y las viscosas se conoce como número de Reynolds; un valor alto de éste número indicaría que la viscosidad no es significativa; sin embargo, en las regiones cercanas al suelo, donde la topografía da lugar a variaciones importantes en la velocidad del viento, se tienen efectos viscosos significativos. Esta región se conoce como capa límite y se caracteriza por que el viento total se pueden describir en términos de su valor medio (V_m) y su valor variable en el tiempo (V_R), ecuación (2.23); este último se denomina velocidad de Reynolds. Para caracterizar la turbulencia se recurre al concepto de desviación estándar (σ), la cual es la raíz cuadrada de la varianza de la velocidad de Reynolds.

$$V_t = V_m + V_R \quad (2.23)$$

2.8.1 Desviación Estándar de la Velocidad de Reynolds

Al asumir que el terreno presenta uniformidad en su topografía, se tendrá un flujo horizontalmente homogéneo. De acuerdo con esto la desviación estándar de la velocidad de Reynolds solo depende de la altura sobre el suelo; su valor es prácticamente cero a gran altura, aunque resultados experimentales realizados por Davenport, Harris y Armit [2.3], muestran que la desviación estándar usualmente decrece con la altura de manera muy suave hasta la altura de estructuras ordinarias. Para alturas que oscilan entre 0 y 150 metros en promedio, la desviación estándar de la velocidad de Reynolds es aproximadamente:

$$\sigma = Au^* \quad (2.24)$$

Donde $A \approx 2.5$ si la longitud rugosa del suelo $z_0=0.05$, $A \approx 1.8$ si $z_0=0.3$ m, y u^* es la velocidad de fricción definida en 2.3.2. La intensidad de turbulencia I_z para la componente turbulenta en dirección del viento se define en (2.25):

$$I_z = \sigma_z/V_m \quad (2.25)$$

Donde σ_z y V_{m_z} son la desviación estándar y velocidad media a una altura z .

2.8 El Espectro de Potencia

Las fluctuaciones de velocidad del viento en un punto en el espacio se pueden representar mediante la superposición de ráfagas armónicas de frecuencia circular $\omega=2\pi n$, transportadas por el viento medio (V_m) (n es la frecuencia natural de la ráfaga). Las ondas armónicas se caracterizan por su longitud y número de onda $\lambda = V_m/n$ y $\Psi = 2\pi/\lambda$, cuyo contenido de energía cinética, distribuida en un intervalo amplio de frecuencias, se ha logrado caracterizar a través de espectros de potencia de ráfaga.

2.9.1 Espectros de Potencia Propuestos por Distintos Autores

En la literatura se encuentran varios modelos para la función espectral de potencia, de los cuales se han seleccionado los espectros de Davenport, Harris y Kaimal [2.4]. El

modelo de Davenport (2.25) ha sido adoptado en algunos códigos de diseño, por ejemplo el Código Canadiense [2.9], el modelo de Harris (2.26) y Kaimal (2.27) por su parte han mostrado una mejor aproximación a mediciones hechas en campo [2.4].

$$R_N(z, n) = \frac{2}{3} \frac{fl^2}{(1 + fl^2)^{4/3}} \quad (2.25) \quad R_N(z, n) = \frac{2}{3} \frac{fl}{(2 + fl^2)^{5/6}} \quad (2.26)$$

$$R_N(z, n) = \frac{2}{3} \frac{\lambda fz}{(1 + \lambda fz)^{5/3}} \quad (2.27) \quad f_z = \frac{nL}{V_z} \quad (2.28)$$

En (2.25) y (2.26), $L=1200, 1800$ m. La figura 2.7 muestra la versión normalizada de los espectros de Davenport y Harris. Las ordenadas del espectro de Davenport son 20% mayores en promedio, aunque el modelo es impreciso en cuanto al contenido de energía de ráfagas con frecuencia cercana a cero.

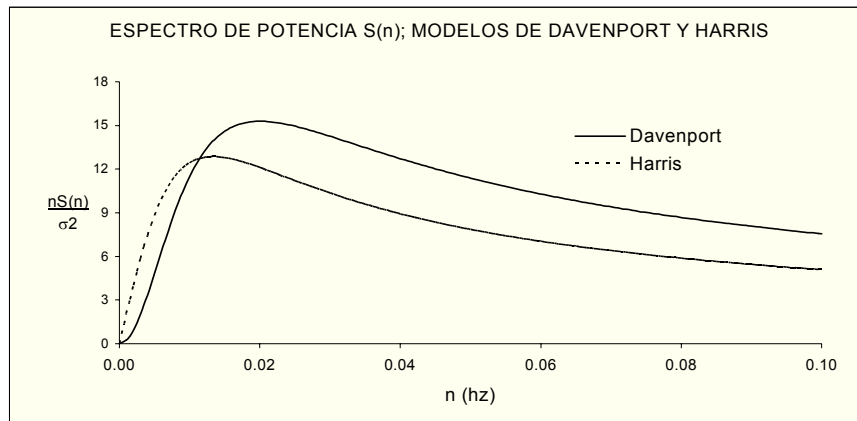


Figura 2.9. Espectro Normalizado. Modelos de Davenport y Harris

2.9 Comentarios

Se ha revisado la descripción del viento, la cual se basa en mediciones de campo que han sido procesadas, para dar lugar a modelos que describen su estructura a partir de parámetros simples como son: la velocidad media local y el tipo de terreno. El modelo de Davenport [2.10] para calcular el perfil de velocidad media, junto con el planteamiento que define las funciones de correlación y escalas de tiempo de ráfagas, así como el espectro de potencia propuesto por Harris, citado en [2.4], han sido considerados en el presente trabajo para formular el procedimiento de simulación de campos de velocidad que se presenta en capítulos subsecuentes. Aunque el estudio de ráfagas presentado en la sección 2.6 se basa en la suposición de un medio turbulento homogéneo e isotrópico, que no se ajusta a mediciones, la turbulencia no presenta variaciones drásticas en el intervalo de alturas de estructuras comunes en ingeniería civil, lo cual le da validez a esta suposición [2.6]. Por otro lado, las diferentes formulaciones para calcular perfiles de viento medio y densidad de potencia introducen algunas diferencias al ser utilizados en el análisis estructural, como se muestra en [2.1]; es difícil sin embargo, determinar la aproximación ideal, ya que algunos modelos para definir el perfil de velocidad media tienen limitaciones de altura, otros se basan en diferentes escalas para categorizar el tipo de terreno (El NBC [2.9] por ejemplo, considera 3 tipos de terreno, mientras que el Eurocode [2.8] considera 4); así, la

elección parece estar basada en la experiencia y en lineamientos del código local. En este trabajo se ha utilizado el modelo de Davenport (2.1) y Harris (2.6), para el cálculo del perfil de velocidad media y espectro de potencia respectivamente, debido a su simplicidad y a que son utilizados con frecuencia para comparar otros modelos o mediciones de campo, como en [2.6] y [2.7].

2.10 Referencias

- 2.1 Martínez Pedro, *Respuesta de estructuras sometidas a viento turbulento, mediante análisis espectral*. Tesis de Maestría, UNAM, 2001.
- 2.2 Simiu E., Scanlan H., *Wind effects on structures: an introduction to wind engineering*, John Wiley, New York, 1978.
- 2.3 Ghiocel Dan, Lungu Dan, *Wind, snow and temperature effects on structures, based on probability*, Abacus Press, England, 1975.
- 2.4 Dyrbye C., Hansen S., *Wind loads on structures*, John Wiley and Sons, 1997.
- 2.5 Mesenguer J., Sanz A., Perales J., Pindado S., *Aerodinámica Civil*, Mc. Graw-Hill Interamericana de España, Avaraca, Madrid, 2001.
- 2.6 Harris R., *The Nature of Wind*, CIRIA Reports, pp. 29-55, 1971.
- 2.7 Newberry C. W., Eaton K. J., Mayne J. R., *The nature of gust on tall buildings*, International Seminar on Wind Effect on Buildings and Structures, Ottawa Canada, September 1967.
- 2.8 Eurocode 1, *Basis of design and action on structures Part 2-4*. European Pre-standard ENV 1991-2-4, 1995.
- 2.9 NBC. National Research Council of Canada, Ottawa, 1981.
- 2.10 Davenport A. G. *The application of statistical concepts to the wind loading of structures*, Proceedings of the Inst. of Civ. Eng., 19-449-72, 1961.
- 2.11 Manual de obras civiles de la CFE. *Diseño por viento*, México, 1980.
- 2.12 Rodríguez Cuevas N. *Variación de la velocidad del viento con la altura*, Revista de Ingeniería, vol. XXXI, 4, pp. 34-39, 1961, México.

3. REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Existen muchos modelos de redes neuronales artificiales (RNAs) desarrollados para diferentes aplicaciones. En este capítulo se revisa la red utilizada en dos etapas distintas de esta investigación, primero para llevar a cabo la simulación de series de tiempo que se describe en el capítulo 5, y luego para simular la respuesta dinámica de marcos planos, capítulo 7, en cuya versión se implementaron algunos aspectos de lógica difusa, como se explica mas adelante.

3.1 Antecedentes sobre una neurona artificial

La neurona artificial es la unidad fundamental de una RNA, cuyo modelo computacional se ha desarrollado con base en la estructura y funcionamiento de una neurona real, la cual es un tipo de célula especializada en procesar y transmitir información en forma de pulsos eléctricos. Una neurona típica está formada por el soma o cuerpo celular; dendritas que son ramificaciones que se cree conducen el mayor porcentaje de información de entrada a la neurona; el axon, que es una fina extensión del soma que puede alcanzar decenas de miles de veces la longitud del cuerpo celular y se encarga de llevar la información nerviosa hacia otras neuronas a través de su terminal, y el altozano o montecillo del axon, el cual es el umbral de salida de la neurona, fácilmente excitable ante las descargas eléctricas producidas por el flujo de la información[3.1], ver figura 3.1.

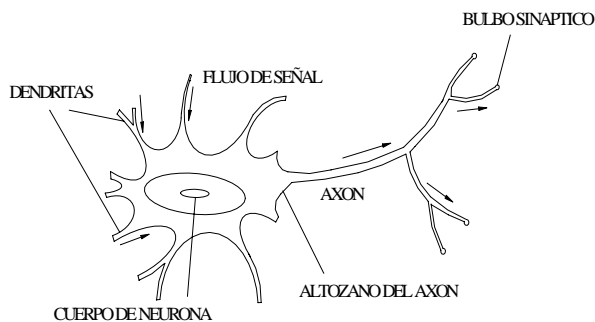


Figura 3.1. Esquema de neurona

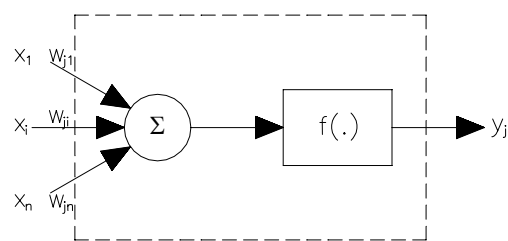


Figura 3.2. Neurona artificial

3.1.2 La Neurona Artificial

El modelo artificial, cuya primera versión fue desarrollada por McCulloch y Pitts [3.2] simula el funcionamiento de una neurona de forma simplificada. La figura 3.2 muestra la forma en que la neurona j recibe n datos, representados por el vector $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, a través de vínculos caracterizados por un valor numérico w_{ji} ($i=1, \dots, n$, es la etiqueta del origen). En primera instancia, la información es procesada mediante la suma para todos los valores en i del producto $w_{ji}x_i$, lo cual da lugar al valor posteriormente liberado y_j , al emplear la función $f(\cdot)$ conocida como función de activación. De acuerdo con [3.3], la suma ponderada de información puede compararse con un valor θ en el umbral de entrada de la neurona, el cual permite saber si la información excita, inhibe, o mantiene sin cambio su estado actual, lo cual puede expresarse en términos numéricos según las ecuaciones (3.1) y (3.2).

$$y_j = f(h_j) = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ji}x_i\right) \quad (3.1) \quad h_j = w_{ji}x_j - \theta_j \quad (3.2)$$

La función $f(h)$ normalmente tiene derivada. El nivel de excitación al interior de la neurona, citado en el párrafo anterior, se evalúa con el valor θ en (3.2), y puede inferirse con claridad de la función condicional consignada en la tabla 3.1, la cual contiene otros ejemplos para $f(h)$, de entre los cuales se han seleccionado la forma lineal, tangente hiperbólica, y sigmoideal para esta investigación, como se verá mas adelante.

Tipo de Función	Función
lineal	$f(h)=h$
condicional	$f(h)=\{(+)$ si $h>0$; $(-)$ si $h<0$; (0) si $h=0\}$
sigmoideal	$f(h)=1/(1+\exp(-\beta h))$
tangente hiperbólica	$f(h)=(\exp(-2\beta h)-1)/(\exp(2\beta h)+1)$
radial	$f(h)=\exp(-h^2/\beta^2)$

β =constante

Tabla 3.1. Ejemplos de Función de Activación

3.2 Red Neuronal Multicapa

3.2.1 Arquitectura y Tipos de Aprendizaje

El trabajo en conjunto de neuronas artificiales se lleva a cabo al hacer que los vínculos neuronales que conducen la información de entrada y salida, representados en la figura 3.1, coincidan con la correspondiente salida y entrada de neuronas adyacentes, o del conjunto mismo. En una red multicapa las neuronas artificiales se encuentran ordenadas en grupos que se transmiten información; la configuración de conexiones entre neuronas del mismo o distinto grupo define el tipo de red, de manera que se tienen redes recurrentes, en las cuales la información fluye cíclicamente de forma local o global, y redes de flujo unidireccional, donde la información fluye en un solo sentido, desde la capa de entrada, hacia la de salida [3.3], la figura 3.3 muestra un ejemplo de red unidireccional .

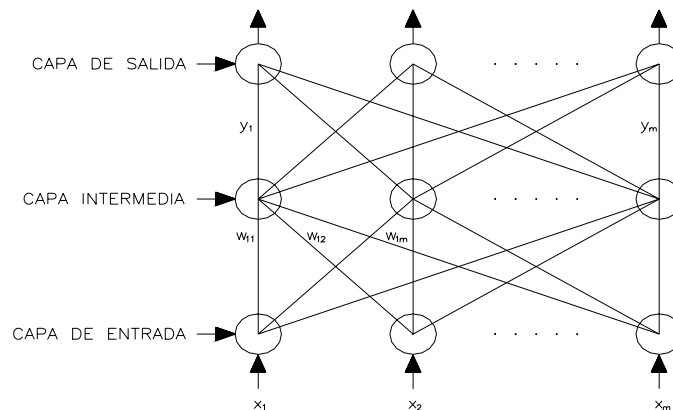


Figura 3.3. Red Neuronal Multicapa

La arquitectura de una red se define por el número de datos implicados y la regla de propagación seleccionada, de forma que el número de datos de entrada y salida corresponden al número de neuronas en las capas inicial y final, respectivamente, mientras que las neuronas en las capas intermedias controlan el flujo de información, su número depende de la complejidad y número de variables del problema [3.4]. Se conocen tres tipos de aprendizaje para entrenar una RNA: supervisado, no supervisado, y reforzado. En el primer tipo, la estimación a la salida de la red se compara con valores esperados; en el segundo tipo no se lleva a cabo dicha comparación y se utilizan únicamente valores de entrada para llevar a cabo funciones de clasificación por ejemplo, y en el tercer tipo (el cual se considera una clase especial de aprendizaje supervisado) se evalúa el desempeño de la red a través de un crítico [3.4]. Algunos ejemplos de RNAs con aprendizaje supervisado son la red Adaline y la Máquina Boltzan, mientras que la red Hopfield, la red de Discretización Vectorial, y la red Kohonen, son ejemplos de redes de aprendizaje no supervisado [3.5], por citar unos cuantos ejemplos. Otros tipos de redes pueden consultarse en [3.6]-[3.8].

3.2.2 Aprendizaje con Retropropagación

El algoritmo de Retropropagación [3.9], es probablemente el más empleado para el aprendizaje de una RNA de tipo unidireccional. En este, se utiliza el error a la salida de la red (calculado como la diferencia entre la estimación de la red y valores esperados) y el método del gradiente decreciente, para optimizar el valor asociado a cada conexión entre neuronas y minimizar el error mismo [3.10]. A continuación se describe el procedimiento expuesto en [3.11] para entrenar de una red multicapa unidireccional, al emplear el algoritmo citado.

Sea R_j la salida dada por la neurona en la capa intermedia j , O_k el resultado dado por la neurona de salida k , w_{kj} el valor asociado a la conexión entre las neuronas k y j , y θ_k el valor en el umbral de entrada de la neurona. La relación entre estos valores está dada en (3.3), donde $f(h_k)$ representa la función de activación.

$$O_k = f(h_k) \quad (3.3a) \quad h_k = \sum_j w_{kj} R_j - \theta_k \quad (3.3b)$$

El error cuadrático medio E_p , entre O_k y el valor objetivo T_k , se calcula con (3.4) y puede ser minimizado al iniciar el entrenamiento con un conjunto de valores w_{kj} , θ_k arbitrarios y modificarlos sistemáticamente, al utilizar el método gradiente decreciente, el cual cambia los valores w en proporción a la derivada de E_p respecto a w_{kj} , como en la ecuación (3.5), donde se ha derivado con respecto a la neurona k que contiene el vínculo w_{kj} .

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k (T_k - O_k)^2 \quad (3.4) \quad \frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E_p}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial h_k} \frac{\partial h_k}{\partial w_{kj}} = -(T_k - O_k) f'(h_k) R_j \quad (3.5)$$

Al aceptar (3.6) y (3.7), el incremento δw_{kj} del valor asociado a la conexión entre neuronas k, j , se puede expresar con la ecuación (3.8), donde α es un coeficiente de proporcionalidad.

$$\Delta_k = -\frac{\partial E_p}{\partial h_k} = (T_k - O_k) f'(h_k) \quad (3.6) \quad \delta w_{kj} = \alpha \frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}} \quad (3.7) \quad \delta w_{kj} = \alpha \Delta_k R_j \quad (3.8)$$

En este trabajo se utilizó la función de activación lineal $f(h_k)=h$ para las neuronas en la capa de salida, cuya derivada $f'(h_k)=1$. Por otro lado, en relación con el cambio en el valor w en la conexión entre neuronas intermedias, incluyendo el caso de conexión con neuronas de la capa de entrada, se tiene un procedimiento similar. En este caso el valor asociado a la conexión será w_{ji} , siendo i la etiqueta de la neurona que libera la información I_i cuando ésta fluye desde la capa de entrada a la de salida, θ_j es el valor en el umbral de entrada de la neurona que recibe información, y R_j es el valor liberado por la neurona j . La ecuación (3.9) muestra la relación entre estos valores, de manera análoga a (3.3).

$$R_j = f(u_j) \quad (3.9a) \quad u_j = \sum_i w_{ji} I_i - \theta_j \quad (3.9b)$$

La variación del error definido en (3.4) se define en (3.10), al considerar todos los términos de la suma en k .

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E_p}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial h_k} \frac{\partial h_k}{\partial R_j} \frac{R_j}{\partial u_j} \frac{\partial u_j}{\partial w_{ji}} = \left[- \sum (T_k - O_k) f'(h_k) w_{kj} \right] f'(u_i) I_i = \left[\sum \Delta_k w_{kj} \right] f'(u_i) I_i \quad (3.10)$$

$$\Gamma_j = \frac{\partial E_p}{\partial u_i} \quad (3.11) \quad \frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \Gamma_j I_i \quad (3.12) \quad \delta w_{ji} = \alpha \frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \alpha \Gamma_j I_i \quad (3.13)$$

Al aceptar (3.11) y (3.12), el incremento al valor w en la conexión j, i , puede expresarse con (3.13). Por otro lado, en las neuronas intermedias, a diferencia de las neuronas de salida, se ha utilizado la función de activación tangente hiperbólica anotada en la tabla 3.1, cuya derivada se define en (3.11).

$$f'(u) = \frac{\partial (e^{2\beta u} - 1)}{\partial u (e^{2\beta u} + 1)} = \frac{4\beta e^{2\beta u}}{(e^{2\beta u} + 1)^2} \quad (3.11)$$

De acuerdo con lo anterior, el valor w en el ciclo c , asociado a la correspondiente conexión entre neuronas k, j o j, i , se calcula con (3.12).

$$w_{kj}^c = w_{kj}^{c-1} + \delta w_{kj}^c \quad (3.12a) \quad w_{ji}^c = w_{ji}^{c-1} + \delta w_{ji}^c \quad (3.12b)$$

El aprendizaje de la red se logra al aplicar (3.12) después de la presentación repetida de un grupo de datos de entrenamiento, hasta que el error, definido en (3.4), alcanza un valor mínimo preestablecido.

3.3 RNAs Utilizadas en la Investigación

3.3.1 Red Multicapa para Simular Campos de Velocidad

La figura 3.4 muestra la red neuronal multicapa que se utilizó para simular series de viento, la cual consta de una capa de entrada, una intermedia y una de salida. La RNA se utilizó en dos versiones, la primera estima el valor máximo de una serie de tiempo de velocidad $v(t)$, a partir de datos locales, como la velocidad media registrada a 10m sobre el terreno, la etiqueta del tipo de suelo, $K=\{1,2,3,4\}$, y la altura H , la cual tiene dos únicos valores: 10 o 200m. La segunda versión de la red

estima el vector Ω (el cual se calculó para cada serie de tiempo conforme se describe en el capítulo 4) al emplear el vector de entrada de la primera versión y el valor máximo de velocidad estimado. De acuerdo con esto, la red tiene 3 o 4 neuronas en la capa de entrada, 15 en la capa intermedia, y 1 en la capa de salida donde se calcula uno de los valores que forman el vector $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M\}$ cada vez, es decir, el vector Ω se completa después de n estimaciones sucesivas. En el capítulo 5 se presenta la aplicación de esta RNA en la simulación de campos de velocidad de viento.

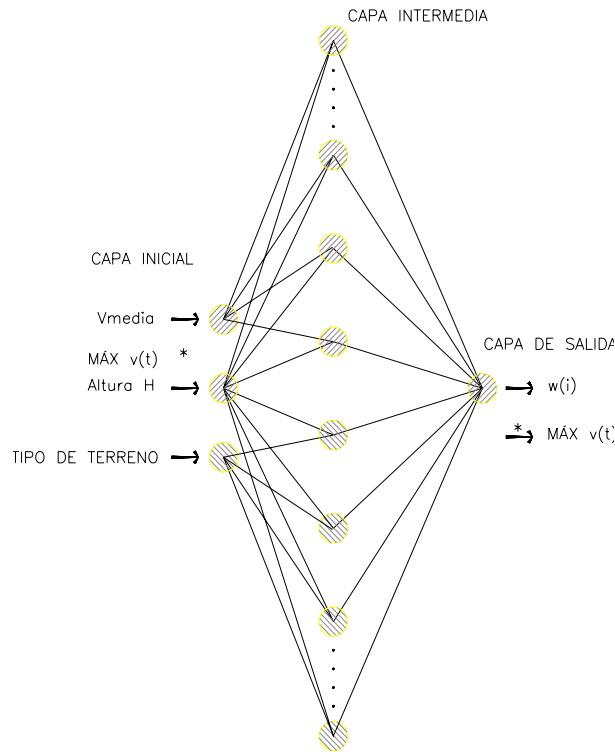


Figura 3.4. Red Multicapa Frontal

3.3.2 RNA Implementada con Reglas Condicionales para Calcular Respuesta Estructural

En la figura 3.5 se muestra la RNA diseñada para estimar fuerzas internas y desplazamientos de estructuras de MGD. En esta red w_c , w_g , 1, y -1 son los valores asociados a la conexión entre neuronas, las unidades con el símbolo 1 mantienen este valor de activación constante, mientras que la relación entrada-salida en las unidades con símbolos f , Σ , etc, se definen en (3.13)-(3.15) como en [3.12]. $I_j^{(n)}$ y $O_j^{(n)}$ son la entrada y salida de la j -ésima unidad en la n -ésima capa, $w_{jk}^{(n,n-1)}$ es el valor asociado a la conexión entre la k -ésima y j -ésima unidad en la capa $n-1$ y n . Las unidades sin símbolos transfieren su valor de activación a la capa siguiente, sin cambio. El esquema adoptado para el modelo se basa en las variables V , K y H , las cuales definen el espacio de entrada; su valor es transformado hacia el espacio de salida, en las capas A-E, al seguir las reglas condicionales de forma si-entonces, que se describen en la sección 3.3.2.1.

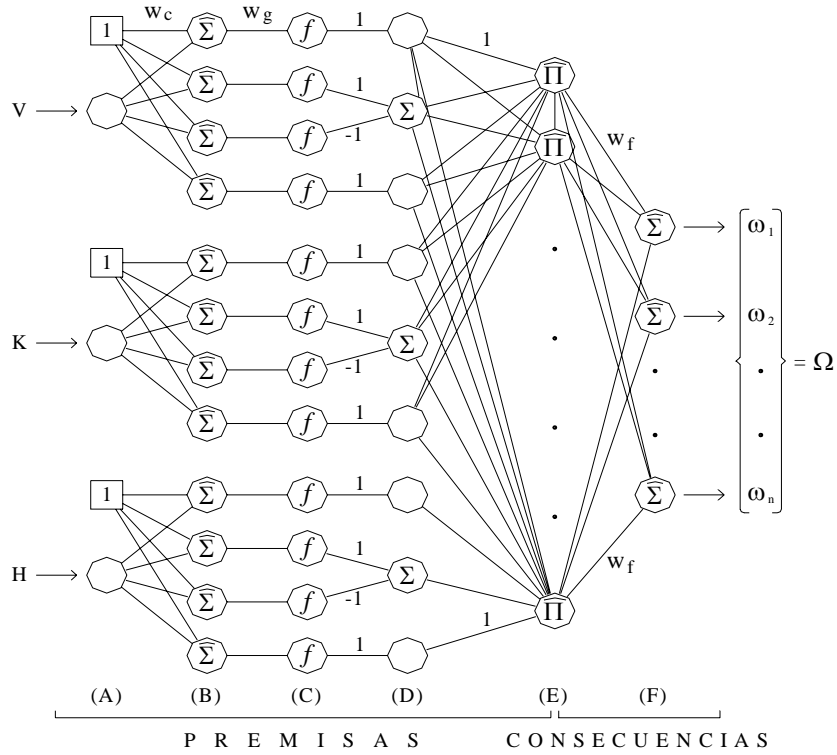


Figura 3.5. RNA implementada con reglas condicionales

$$f : O_j^{(n)} = \frac{1}{1 + \exp^{-I_j^{(n)}}} \quad (3.13a)$$

$$I_j^{(n)} = \sum_k w_{jk}^{(n,n-1)} O_k^{(n-1)} \quad (3.13b)$$

$$\Pi : O_j^{(n)} = \frac{I_j^{(n)}}{\sum_k I_k^{(n)}} \quad (3.14.4)$$

$$\dot{\Sigma} : O_j^{(n)} = I_j^{(n)} \quad (3.15a)$$

$$I_j^{(n)} = \prod_k w_{jk}^{(n,n-1)} O_k^{(n-1)} \quad (3.15b)$$

La premisa de cada regla condicional se procesa en las capas A-D, mientras que sus valores verdaderos se calculan en la capa E. Durante un proceso de aprendizaje iterativo se optimizan los valores de w_a , w_g y w_f , asociados a las conexiones entre neuronas en capas A-B, B-C, y E-F, al emplear el algoritmo de retropropagación descrito en 3.2.2, de manera que las reglas condicionales son aprendidas por la red al final de este proceso. En esta red se utilizaron funciones de activación de tipo lineal, y de tipo sigmoideal, como indican las ecuaciones (3.13a), (3.13b), y (3.15b), cuyas derivadas se han integrado al algoritmo de aprendizaje descrito en 3.2.2, de manera similar a las funciones lineal y tangente hiperbólica ahí descritas. Finalmente, la salida del sistema es la estimación del vector $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M\}$ dada por (3.15), cuya serie de tiempo asociada se estima al aplicar el algoritmo de reconocimiento de imágenes que se describe en el capítulo 4.

3.3.2.1 Reglas Condicionales

El sistema propuesto se basa en esquemas lingüísticos de la forma si-entonces, como en los sistemas difusos de las referencias [3.13]-[3.15], los cuales controlan

la transferencia de información entre los espacios de entrada y salida, en términos lógicos. Un ejemplo de regla difusa es: “si la velocidad (V) es baja, la rugosidad del terreno (K) es media, y la altura del marco (H) es baja, entonces R tiene el valor r_i ”. La figura 3.6 muestra cómo se obtiene el valor r_i a partir de conjuntos difusos, al emplear las variables V , K , y H y aplicar las ideas sugeridas en [3.16]. En este caso se ha asignado a r_i un valor *medio*, aunque en términos prácticos, su valor, que es constante, pasa a la siguiente capa de la red neuronal.

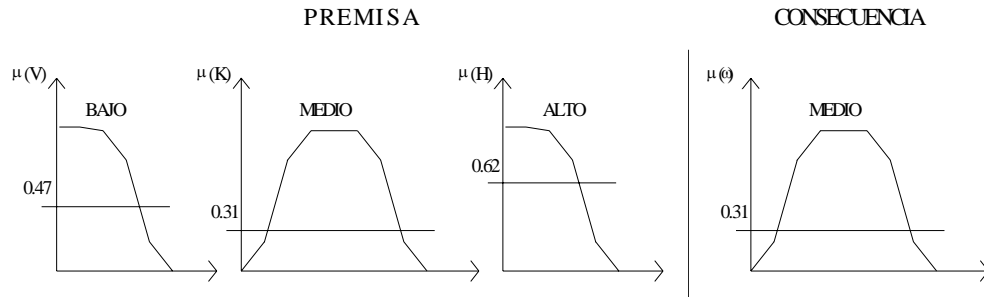


Figura 3.6. Transferencia entrada-salida

La aplicación de esta RNA en el cálculo de fuerzas internas y desplazamientos de vigas y columnas en marcos planos, se presenta en el capítulo 7.

3.4 Comentarios

Se ha revisado la estructura de una red neuronal artificial multicapa, desde la definición de su unidad fundamental, análoga a una neurona real, hasta su arquitectura y algoritmo de aprendizaje. Este tipo de red de flujo unidireccional se ha empleado en la investigación en dos etapas, con distinta estructura; la primera para la simulación de campos de velocidad, la cual tiene una arquitectura muy similar a la forma general presentada en la sección 3.2, y la segunda para el cálculo de respuesta dinámica de marcos planos; ésta con algunas variantes, como la inclusión de un número mayor de capas intermedias para proyectar las variables de entrada en conjuntos difusos (cuyo dominio se expresa en términos lingüísticos) y evaluar las reglas condicionales. Este esquema ha permitido la estimación de los M componentes del vector Ω , definidos conforme al capítulo 4 y asociados a las series de tiempo de fuerzas internas o desplazamientos al mismo tiempo, a diferencia de la estimación del vector Ω asociado a las series de viento descritas en la sección 3.3.1, donde se requieren M estimaciones de la red, para completar Ω .

3.5 Referencias

- 3.1 Kandel E.R., Schwartz, J.H., Jessell, *Principles of Neural Science*, 4th ed., McGraw-Hill, New York, 2000 .
- 3.2 McCulloch W., Pitts W., *A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity*, Bull. Math. Biophys., 5, pp. 115-133, 1943.
- 3.3 Taron Khanna. *Foundations on neural networks*. Reading Massachusetts: Adison-Wesley, 1991

- 3.4 Muller B, Reinhardt J, Strickland M T. *Neural Networks*, 55. Springer-Verlag, 1995
- 3.5 Widrow B., Lehr M., 30 years of adaptive neural networks: Perceptron, Madaline, and Back propagation, Proceedings of the IEEE, 1990.
- 3.6 Chang Tsu Lee, *Structure level adaptation for artificial neural networks*, Boston : Kluwer Academic, c1991
- 3.7 Freeman James A. *Neural networks*. Reading Massachusetts: Adison-Wesley, 1991
- 3.8 Peretto Pierre. *An introduction to the modeling of neural networks*. Cambridge University, 1992
- 3.9 Werbos P., *Beyond Regression: New Techniques for Prediction on Analysis in the Behavioral Sciences*, Ph.D. Thesis, Harvard University, Cambridge, November 1974.
- 3.10 Martinez P., Rodriguez N. *Wind Field reproduction, using Neural Networks and Conditional Simulation*, - Article under Review in *Engineering Structures*- Elsevier. Date of submission: January 11th 2005.
- 3.11 Romo M.P. *Earthquake Geotechnical Engineering and Artificial Neural Networks, IV Arthur Casagrande Lecture, XI Panamerican Congress on Soil Mechanics and Geo-environmental Engineering*, Foz do Iguassu, Brasil, vol. IV, August 1999.
- 3.12 Horikawa S., Furuhashi T. and Uchikawa Y., *On Fuzzy Modeling using Fuzzy Neural Networks with the Back Propagation Algorithm*, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 3, No. 5, Sept 1992.
- 3.13 Simpson P. *Fuzzy Min-Max Neural Networks – Part 1: Classification*, IEEE Transactions on Neural Networks, 3(5):776-786, September 1992.
- 3.14 Simpson P. *Fuzzy Min-Max Neural Networks – Part 2: Clustering*, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 1, no. 1, pp. 32-45, January 1993.
- 3.15 Takagi T., Sugeno M. Fuzzy Identification of Systems and its Application to Modeling and Control, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. SMC-15, No. 1, January-February, 1985.
- 3.16 Zadeh L.A. Syllogistic Reasoning in Fuzzy Logic and its Application to Usuality and Reasoning with Dispositions, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. SMC-15, No. 6, November-December, 1985.

4. SIMULACIÓN DE SERIES DE TIEMPO Y SU REPRESENTACIÓN COMO IMAGEN

La representación de series de tiempo como imagen es una herramienta que permite su caracterización con vectores de pequeña dimensión, lo cual ha simplificado la construcción del sistema neuronal descrito en el siguiente capítulo, al reducir la cantidad de datos de entrada y salida utilizados durante su entrenamiento y uso posterior. En este capítulo se presenta el método de simulación de series de viento utilizado en la investigación (con base en el espectro de potencia de Harris presentado en el capítulo 2), y el procedimiento seguido para obtener su representación como vectores. La información de estos vectores se utiliza para crear una base de datos y entrenar una red neuronal multicapa como la presentada en el capítulo 3, por lo que el análisis estructural, cuyos resultados que se presentan en el capítulo 9, se basa en datos de viento simulados.

4.1 Generación de Series de Tiempo

La serie de tiempo que caracteriza un sitio donde se conoce la velocidad media y el nivel de rugosidad en el suelo, puede simularse a partir de la formulación de Fourier citada en [4.1]- [4.3], la cual se basa en la hipótesis de que una señal aleatoria de media cero registrada en el tiempo t puede aproximarse mediante la superposición de funciones armónicas de frecuencia circular $2\pi n$, como en la siguiente expresión, ver [4.2]:

$$v^*(t) = \sigma_z \left(\frac{1}{N} \right)^{1/2} \sum_{k=1}^N \cos(2\pi n_k t + \phi_k) \quad (4.1)$$

En (4.1), n ($1/T$) es la frecuencia natural¹, t (T) el tiempo, ϕ_k un número aleatorio, N el número total de frecuencias puntuales n , y σ_z la desviación estándar del proceso, la cual es variable con la altura z . De acuerdo con lo marcado en 2.6, capítulo 2, la desviación estándar de la señal, se obtiene al integrar el espectro de potencia de las ecuaciones (4.2) y (4.3), presentado en el capítulo 2 (modelo de Harris, citado en [4.3]).

$$S(z, n) = \frac{2}{3} \frac{f_l^2}{(2 + f_l^2)^{5/6}} \quad (4.2) \quad f_l = \frac{nL}{V_z}; L = 1800m \quad (4.3)$$

Por otro lado, el conjunto de frecuencias n y el número ϕ en (4.1) se deben ajustar a las funciones de densidad probabilística $g(n)$ y $h(\phi)$ respectivamente, (ecuaciones (4.4) y (4.5)), como se sugiere en [4.2].

$$g(n) = \frac{S(n, z)}{\sigma^2} \quad (4.4) \quad h(\phi) = \frac{1}{2\pi} \quad (4.5)$$

La validez del empleo de la ecuación (4.1), se basa en que las series simuladas tienen media igual a cero, el promedio de valores de un ensamble de funciones de densidad espectral simuladas, $S^*(z, n)$, es igual a los valores del espectro teórico

¹Las unidades se han representado como sigue: dimensión lineal (L), dimensión angular (ANG), tiempo (T), frecuencia (1/T), fuerza (F). Los casos específicos se aclaran en el texto.

$S(z,n)$, además de que el promedio de la varianza de $S^*(z,n)$, calculada sobre una muestra de series simuladas, tiende a cero, cuando N se aproxima a infinito. La demostración de estas hipótesis se presenta con detalle en [4.2].

Con base en lo anterior se generaron series de viento para 4 estaciones distribuidas en dos alturas: 10 y 200m, para cuatro categorías de rugosidad en el suelo, y 11 niveles de velocidad media V_{10} : 0.5, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100 m/s, para un total de 176 series de viento, las cuales cubren el intervalo de viento medio y turbulento considerado en los códigos de diseño. La elección del número de series se calculó a partir de un modelo de regresión lineal, al considerar varianza y la media de las series de tiempo, como variable dependiente e independiente, respectivamente; mediante un proceso iterativo se disminuyó progresivamente el número de series, con la condición de que el error en la curva de regresión, fuese menor a 0.1%.

4.2 Mapas de Recurrencia (MR)

El algoritmo de la referencia [4.4] para trazar MR se ha empleado en [4.5] para estudiar la velocidad de ondas de corte en el suelo. En el presente trabajo se utiliza este algoritmo con algunas variantes, al calcular la distancia entre los vectores $x_i = \{x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+d_E-1}\}$, definidos en el punto 1 abajo, y proyectarlas en dirección perpendicular a un plano formado por los pares ordenados (i, j) , además de representar distintos intervalos de esta distancia mediante colores, como se muestra en los ejemplos de las figuras 4.1 y 4.2. El algoritmo original no incluye estas consideraciones, aunque es una manera simple de obtener el equivalente numérico de la imagen para llevar a cabo el reconocimiento de imágenes que se describe en la sección 4.3. De acuerdo con [4.4], el MR de una serie de tiempo se calcula como sigue:

1. Al elegir la dimensión d_E se forma la serie $x_i = \{x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+d_E-1}\}$, al emplear el método de tiempos de retraso, así como el radio $r(i)$, el cual centrado en la posición de x_i en el espacio R^d , define una región con un conjunto de puntos x_j cercanos a x_i .
2. El MR se obtiene al colocar un punto en la posición (i, j) de un plano, para cada x_j que se ubica dentro del radio centrado en x_i .

Como ya se indicó previamente, se han representado series de viento en gráficos de tres dimensiones, de los cuales se presentan dos ejemplos, en gráficos de dos dimensiones: una serie ordenada (función seno) y una serie desordenada (turbulencia). Los gráficos se calcularon al considerar $d_E=1$ y un radio $r(i)$ que permitiera incluir un número de series x_j igual al número de puntos en la serie de viento. La razón de esta consideración reside en que al considerar $d_E=1$, cada uno de los renglones j en la versión numérica del gráfico de dos dimensiones representa una versión normalizada de la serie de tiempo original, lo cual tuvo la aplicación indicada en la descripción del proceso de reconocimiento de imágenes.

Los gráficos calculados para este trabajo (los cuales resultan de una variación del algoritmo original para obtener MRs), se utilizan solo como presentación, ya que su versión numérica es la que se utilizó en el procedimiento descrito en este capítulo.

Las figuras 4.1 y 4.2 muestran dos ejemplos de gráficos calculados a partir de series de tiempo: la función seno y una serie de viento turbulento. Se observa que el primer ejemplo da como resultado un gráfico ordenado (la distribución de colores permite observar patrones bien definidos), mientras que la serie de viento muestra un gráfico cuya distribución de colores, aunque simétrica con respecto a la diagonal mayor de pendiente positiva, no muestra patrones de comportamiento fáciles de identificar visualmente.

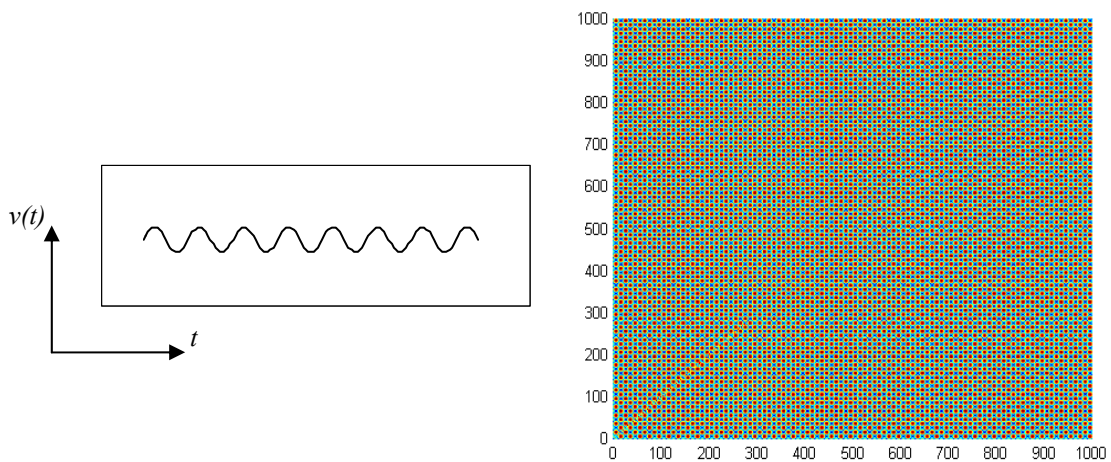


Figura 4.1. Mapa de Recurrencia. Función Seno

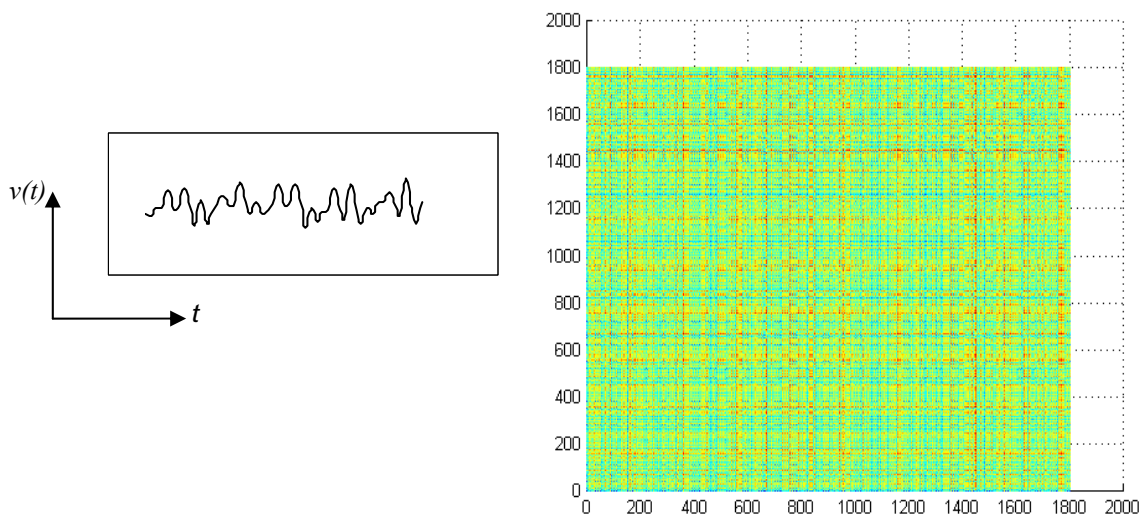


Figura 4.2. Mapa de Recurrencia. Serie de Tiempo

4.3 Reconocimiento de Imágenes Características

Esta técnica, se acoplada al algoritmo para calcular MRs se ha utilizado anteriormente en estudios de mecánica de suelos, ver [4.5]; consiste en identificar y caracterizar la versión numérica de un grupo de imágenes, como las calculadas en la sección anterior, a partir del análisis de vectores y valores característicos de una matriz de gran dimensión. Los vectores característicos se utilizan para determinar un vector (Ω) para la versión numérica de cada gráfico. El método se aplicó en este trabajo por que la caracterización de series de viento con los vectores Ω , ha permitido simplificar la arquitectura de la RNA utilizada para predecir datos del viento, al ser formada con una sola capa intermedia con 15 neuronas, y una neurona de salida. El grupo de imágenes seleccionado para formar la matriz de la cual se calculan vectores característicos, se identifica en [4.6] como espacio de imagen. Las imágenes individuales se proyectan sobre este espacio al emplear su versión numérica y los vectores característicos calculados, como se apunta en el paso 5 abajo. Al realizar esta proyección, se definen los valores que forman el vector $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M\}$, los cuales son distintos para cada imagen proveniente de las series de viento originales. El valor de M en el vector Ω indica el número de imágenes que forman el espacio. A continuación se describe el procedimiento sugerido en [4.6] para identificar imágenes.

1. A partir de gráficos como los descritos en la sección 4.2, los cuales contienen $N \times N$ puntos en el plano (i, j) , es posible definir el vector Γ_n para cada imagen del espacio definido por M elementos, al integrar los valores de las distancias entre los vectores x_i definidos en el punto 1 de la sección 4.2, en una sola columna, es decir, al formar un gran vector de N^2 filas.
2. De acuerdo con lo anterior, dado un grupo de vectores Γ_n de dimensión N^2 , es posible formar la matriz $A = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_M]$, con base en (4.1) y (4.2):

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (4.1) \quad \Phi_n = (\Gamma_n - \Psi) \quad (4.2)$$

En (4.1) M es el número de imágenes seleccionadas para formar el espacio de imagen.

3. Se obtienen valores y vectores característicos de la matriz A : u_i , ($1 < i < M$)
4. Se caracteriza cada imagen por su vector $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M\}$, donde $\omega_k = u_k^T (\Gamma_k - \Psi)$
5. El proceso es reversible, por lo que $\Phi^f = \sum_{n=1}^M \omega_n u_n$.

En la sección anterior se indicó que en las imágenes calculadas a partir de series de viento, cada renglón j , contiene una versión normalizada de la serie de tiempo original. De manera que al conocer el valor máximo de una series de viento (salida de la primera versión de la RNA que se presenta en el siguiente capítulo), es

posible reconstruir la serie de tiempo a partir del vector Φ_i , al trabajar con el renglón j en la versión numérica de la imagen, el cual contiene las distancias en el espacio R^d , del valor máximo con el resto de valores de la series de viento.

4.4 Comentarios

La simulación de series representativas de viento, en combinación con las técnicas para calcular mapas de recurrencia (MR's) y reconocimiento de imágenes, ha permitido reducir la cantidad de información almacenada en la base de datos descrita en 4.1, formada con series de viento de 3 minutos de duración. Estas series de viento están formadas por 1801 puntos, mientras que los vectores característicos calculados conforme a la sección 4.3, contienen 11 valores, los cuales corresponden a cada nivel de velocidad media. En este trabajo se han agrupado datos en 8 clases, dadas por la combinación de altura sobre el suelo (2 alturas con dos series por nivel) y tipo de terreno (4 tipos); la razón de esta agrupación es que los espacios de imagen, descritos en la sección 4.3, tienen una sola variable, la velocidad media, lo cual conduce a espacios cuya información es consistente. Por otro lado, durante la simulación de campos de velocidad se utilizó la versión numérica de los MR's, mientras que al caracterizar las series de viento de respuesta dinámica de marcos, descrita en el capítulo 8, se optó por un método simple para llevar a cabo el reconocimiento de imágenes (RI), el cual se basa en el ensamble de la matriz A , definida en el punto 2 de la sección 4.3, al utilizar únicamente la primera fila de la versión numérica de cada MR (punto que se aborda nuevamente en el capítulo 7), debido a que de en este caso, se tiene un numero tal de series de tiempo, que hace imposible llevar a cabo el procedimiento numérico aquí descrito para identificar imágenes.

4.5 Referencias

- 4.1 Mesenguer J., Sanz A., Perales J., Pindado S., *Aerodinámica Civil*, Mc. Graw-Hill Interamericana de España, Avaraca, Madrid, 2001.
- 4.2 Simiu E., Scanlan H., *Wind effects on structures: an introduction to wind engineering* Wiley, New York, 1978.
- 4.3 Dyrbye C., Hansen S., *Wind Loads on Structures*, John Wiley and Sons, 1997.
- 4.4 Eckmann J P, Kamphorst O S, Ruelle D, *Recurrence plots of dynamical systems*.
- 4.5 Romo M. P., *Forecasting of shear wave velocities from CPT resistances by means of ANN*, Proceedings of the Geotech-Year 2000: 27-30 , 2000. Europhysics Letters, Nov 1987.
- 4.6 Turk M., Pentland A., *Eigenfaces for recognition*, Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3 (1), 1991.

5. SIMULACIÓN DE CAMPOS DE VELOCIDAD

En este capítulo se describe el procedimiento para generar los campos de velocidad, que fueron transformados posteriormente en series de tiempo de fuerza e introducidos como dato al programa LUSAS para realizar el análisis paso a paso de los marcos planos descritos en la sección 7.1-capítulo 7. La simulación se divide en dos etapas: primero se generan series de tiempo con la media, varianza, y correlación, correspondientes a la velocidad media, topografía del lugar, y distancia entre registros, y luego se aplica el algoritmo de simulación condicional descrito en la sección 5.2, para definir series de tiempo intermedias. La primera parte se modeló al utilizar una red neuronal multicapa descrita en la sección 3.3.1 del capítulo 3, mientras que en la segunda etapa, se consideran las series de viento estimadas con la red (como dato del régimen de viento local), para calcular series de viento intermedias, el emplear simulación condicional.

5.1 Obtención de Series de Tiempo en 4 Estaciones, a Partir de Vectores Ω

Al emplear la red multicapa, se calculó el régimen de viento en las cuatro estaciones (punto 0 a punto 3) mostradas en la figura 5.1.

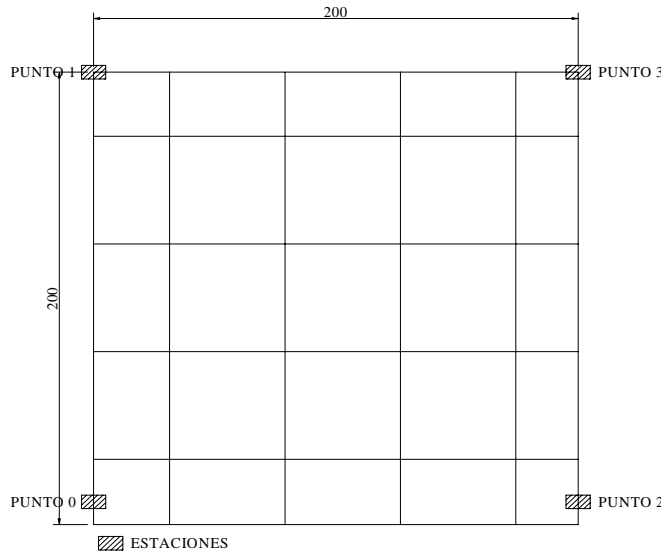


Figura 5.1. Distribución de Estaciones Base

La RNA predice el vector Ω definido en el capítulo anterior, el cual caracteriza una serie de tiempo. Dado el vector Ω , y conforme al punto 5 de la sección 4.3-capítulo 4, es posible reconstruir la imagen que representa la serie de tiempo, al emplear (5.1); u_n es un vector característico y Φ_f es la versión numérica de la imagen reconstruida [5.1].

$$\Phi_f = \sum_{n=1}^M \omega_n u_n \quad (5.1)$$

Al conocer la versión numérica de la imagen reconstruida y seguir el procedimiento anotado al final de la sección 4.3, se obtuvo la serie de tiempo

buscada. Como ejemplo de este método de simulación, se muestra la predicción de 4 series de tiempo no incluidas en el grupo de datos de entrenamiento, para las estaciones mostradas en la figura 5.1 para un sitio con $V_{10} = 37\text{m/s}$ y $K = 0.02$. La predicción del vector Ω hecha por la red neuronal para una estación a 10m de altura se presenta en la tabla 5.1, y la correspondiente serie de tiempo, en la figura 5.2.

$v(t)_{max}$	ω_0	ω_1	ω_2	ω_3	ω_4	ω_5	ω_6	ω_7	ω_8	ω_9	ω_{10}
24.41	1008.3	602.8	1136.3	-2545	-795	785.6	-740.9	-921.7	-1249	3476.6	-4.E8

Tabla 5.1. Valores del Vector Ω , Según Predicción de Red Neuronal

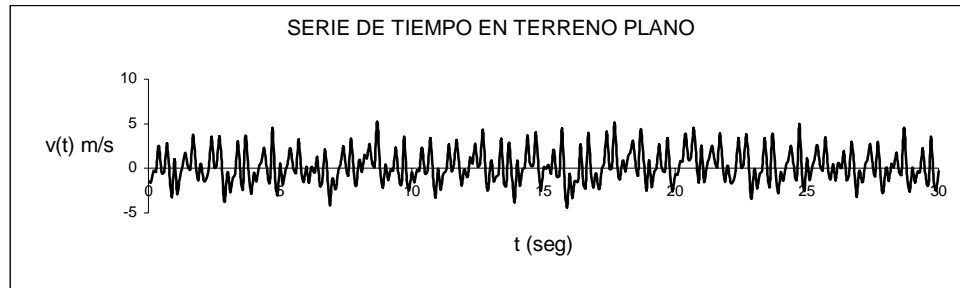


Figura 5.2. Serie de Tiempo Calculada a Partir de la Predicción de Ω , por la Red Neuronal

En la tabla 5.2 se muestra la precisión en el cálculo de la media y varianza, para las 4 estaciones. La relación entre valores reales y calculados da 1.012 como valor medio.

	REAL 1	CALC 1	REAL 1	CALC 2	REAL 3	CALC 3	REAL 4	CALC 4
Media	0	-0.0002	0	0.0000	0	0.0001	0	-0.0002
Varianza	121.8307	122.5750	62.1337	62.1851	121.8307	118.9825	62.1337	63.1850

Tabla 5.2. Comparativa de Media y Varianza en Series de Tiempo Estimadas para 4 Estaciones

5.2 Simulación Condicional

El algoritmo se basa en el espectro de potencia y la función de correlación espacial de ráfaga, la cual depende de la distancia entre los puntos y de un intervalo de frecuencias dado. La siguiente descripción se ha tomado de [5.3].

Simulación de series de tiempo

Una señal aleatoria registrada en un punto fijo, se puede representar por un proceso $Z_i(t)$, continuo, no ergódico, y de media cero [5.2]. La naturaleza de la simulación justifica la segunda de estas hipótesis (ergodicidad), ya que se intenta representar la variación del campo de velocidades (media, varianza, y correlación cruzada, asociadas a la serie se tiempo), en el espacio definido por datos de campo. Este proceso puede expresarse como la suma de procesos independientes de frecuencia específica, localizados en un intervalo de frecuencia formado por segmentos continuos de ancho constante $\Delta\omega$, como sigue:

$$Z_i(t) = \sum_{k=1}^K [A_{ik} \cos(\omega t) + B_{ik} \text{seno}(\omega t)] \quad (5.2)$$

Los coeficientes A_{ik} , B_{ik} , son variables aleatorias de media igual a cero. Para un proceso $Z_i(t_j)$ formado por datos puntuales en el tiempo, definido para los tiempos $t=(j-1) \Delta t$, $j=1,2,\dots,K$, los coeficientes A_{ik} , B_{ik} se relacionan a $Z_i(t_j)$, a través de la transformada de Fourier discreta directa.

$$A_{ik} = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K Z_i(t_j) \cos\left[\frac{2\pi(k-1)(j-1)}{K}\right] \quad (5.3a)$$

$$B_{ik} = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K Z_i(t_j) \text{seno}\left[\frac{2\pi(k-1)(j-1)}{K}\right] \quad (5.3b)$$

donde $\Delta t=t_f/(K-1)$; $\omega_k=(k-1)\Delta\omega$; $\Delta\omega=2\pi/(t_f+\Delta t)$; $k=1,2,\dots,K$, y t_f es la longitud del proceso. Las siguientes condiciones de simetría, relativas a la frecuencia de Nyquist, $\omega_{(1+K)/2}=\pi/\Delta t$, se aplican para los coeficientes de Fourier A_{ik} , B_{ik} , cuando el proceso $Z_i(t_j)$ es real.

$$A_{ik} = A_{i(K-k+2)}, B_{ik} = -B_{i(K-k+2)}; k=\{2, 3, \dots, (1+K)/2\} \quad (5.4)$$

En [5.4] se ha mostrado que al aplicar (5.3), la covarianza $C_{ij}(\omega_k)=EA_{ik}A_{jk}$, entre coeficientes, en los puntos fijos i,j , se puede escribir como sigue:

$$C_{ij}(\omega_k) = \frac{1}{2} \rho_{\omega k}(r_{ij}) G(\omega_k) \Delta\omega \quad k=1 \quad (5.5a)$$

$$C_{ij}(\omega_k) = \frac{1}{4} [\rho_{\omega k}(r_{ij}) G(\omega_k) + \rho_{\omega_{K-k+2}}(r_{ij}) G(\omega_{K-k+2})] \Delta\omega \quad k=2, \dots, K/2 \quad (5.5b)$$

$$C_{ij}(\omega_k) = \rho_{\omega k}(r_{ij}) G(\omega_k) \Delta\omega \quad k=(1+K)/2 \quad (5.5c)$$

En (5.5) $\rho_{\omega k}(r_{ij})$ es la función de correlación espacial, dependiente de la frecuencia k y de la distancia espacial entre puntos r_{ij} , y $G(\omega)$ es la función de densidad espectral puntual, de un solo lado. $EA_{ik}A_{jk} = EB_{ik}B_{jk}$. Las series de tiempo correlacionadas, se obtienen al generar grupos de coeficientes de Fourier A_{ik} , B_{ik} , para cada frecuencia ω_k , $k=1, 2, \dots, (1+K)/2$, los coeficientes restantes, al aplicar las condiciones de simetría (5.4); luego al emplear la transformada rápida de Fourier, para la transformación discreta. La técnica de adición de frecuencias específicas, hace un uso eficiente de la información disponible acerca del fenómeno en estudio, en la forma de funciones de densidad espectral, y funciones de correlación espacial dependientes de frecuencia.

Predicción Lineal Multivariada

Un estimador sin sesgo, como la Predicción Lineal Multivariada, permite conocer un proceso aleatorio $A(x_\beta)$ en la posición x_β , en términos de los coeficientes de Fourier A_{ik} , ecuación (5.3a), en m puntos de interés β , a partir de la combinación lineal de valores observados en n puntos de registro $i=\alpha$ [5.3], esto es:

$$A_{PL}(x_\beta) = m_\beta + k_{\beta\alpha}^T [A(x_\alpha) - m_\alpha] \quad (5.6)$$

La ecuación (5.6) se puede expresar en términos del coeficiente de Fourier B_{ik} de la ecuación (5.3b), por lo que el procedimiento que se describe a continuación, en términos de A es igualmente válido para B . En (5.6) $A_{PL}(x_\beta) = \{A_{\beta 1}, A_{\beta 2}, \dots, A_{\beta k}\}$, es el vector de coeficientes $A_{\beta r}$ ($r=1, \dots, k$) que resulta de la predicción lineal, en la estación de interés β , $A(x_\alpha) = \{A(x_1), A(x_2), \dots, A(x_n)\}$ es el vector que contiene al conjunto de vectores $A(x_i) = \{A_{i1}, A_{i2}, \dots, A_{ik}\}$ para todas las estaciones α , y todas las frecuencias k , respectivamente; $k_{\beta\alpha}^T = \{k_{\beta 1}, k_{\beta 2}, \dots, k_{\beta n}\}$ es la transpuesta de un vector de coeficientes constantes, y $m_\alpha^T = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$ es la transpuesta del vector de valores medios de los vectores $A(x_\alpha)$: $m_i = E[A(x_i)]$, de manera equivalente $m_\beta = E[A(x_\beta)]$. Por otro lado, al considerar que el vector de coeficientes $k_{\beta\alpha}^T$ se puede expresar en términos de las matrices de covarianza $C_{\beta\alpha}$, $C_{\alpha\alpha}$, como en (5.7), y que el proceso es igual a cero en los puntos α y β , la ecuación (5.6) se puede re-escribir como en (5.8):

$$k_{\beta\alpha}^T = C_{\beta\alpha} C_{\alpha\alpha}^{-1} \quad (5.7) \quad A_{PL}(x_\beta) = k_{\beta\alpha}^T A(x_\alpha) = C_{\alpha\beta} C_{\alpha\alpha}^{-1} A(x_\alpha) \quad (5.8)$$

Simulación Condicional

La simulación condicional busca generar el proceso definido en (5.9), al considerar (5.10), para cada frecuencia k . Donde $R_s(x_\beta)$ se conoce como el error de la estimación, dado como la diferencia del coeficiente simulado A_s , y el coeficiente calculado con predicción lineal, a partir de esta simulación, A_s^* , ecuación (5.10). Las expresiones citadas, son igualmente válidas para la simulación de coeficientes de Fourier B .

$$A_{s,c,k}(x_\beta) = [A^*(x_\beta) + R_s(x_\beta)]_k \quad (5.9) \quad R_s(x_\beta) = A_s(x_\beta) - A_s^*(x_\beta) \quad (5.10)$$

Al considerar la simulación del régimen de viento en un grupo de m puntos, a partir de un grupo de n registros conocidos, donde $n=N-m$, siendo N el número total de puntos, es posible ensamblar la matriz de covarianza $C_k = [C_{ij}(\omega_k)]$, $i, j = (1, 2, \dots, n, n+1, n+2, \dots, n+m)$, para cada frecuencia de Fourier ω_k , $k=1, 2, \dots, (K+1)/2$, la cual puede expresarse como:

$$C_k = \begin{bmatrix} C_{\alpha\alpha} & C_{\alpha\beta} \\ C_{\alpha\beta}^T & C_{\beta\beta} \end{bmatrix} \quad (5.11)$$

De acuerdo con [5.5], los valores de densidad espectral $G(\omega)$, multiplicados por el incremento de frecuencia $\Delta\omega$, se pueden obtener al emplear (5.12). La función de densidad espectral $G(\omega)$ se conoce en las estaciones α ; $G(\omega)$ se puede estimar en las estaciones β como el valor medio ponderado de los valores de densidad espectral en los puntos aledaños α , para cada frecuencia k .

$$G_i(\omega_k) \Delta\omega = A_{ik}^2 + B_{ik}^2 \quad (5.12)$$

Se utiliza $A_s = (A_{sa}, A_{sb})$, para representar los coeficientes de Fourier simulados, donde los sub-grupos $A_{sa} = (A_{1k}, A_{2k}, \dots, A_{nk})$, $A_{sb} = (A_{(n+1)k}, A_{(n+2)k}, \dots, A_{(n+m)k})$ corresponden a los coeficientes en los puntos de registro y puntos objetivo, respectivamente. Un grupo de coeficientes B , se puede expresar de manera

similar. Para simular A_s, B_s se evalúa la matriz de covarianza, para las frecuencias cuyo límite superior es $\omega_{(1+K)/2}=\pi/\Delta t$. Para funciones de densidad espacial, y funciones de densidad espectral admisibles, C_k es positiva definida y se puede expresar como el producto de una matriz singular triangular inferior L_k y su transpuesta, a través de la descomposición de Cholesky, ecuación (5.13). Por otro lado, en el caso de que el evento simulado pueda representarse a través de un proceso Gausiano, se simulan para cada frecuencia, dos grupos de variables aleatorias independientes, con distribución normal, $U_k=(U_{1k}, U_{2k}, \dots, U_{(n+m)k})^T$, $V_k=(V_{1k}, V_{2k}, \dots, V_{(n+m)k})^T$. Los coeficientes de Fourier A_s, B_s , se obtienen entonces al aplicar (5.14). La predicción lineal de estimadores en puntos β , se logra al utilizar (5.15).

$$C_k = L_k L_k^T \quad (5.13) \quad A_s = L_k U_k \quad (5.14a) \quad B_s = L_k V_k \quad (5.14b)$$

$$A_{s\beta}^* = C_{\alpha\beta}^T C_{\alpha\beta}^{-1} A_{s\alpha} \quad (5.15a) \quad B_{s\beta}^* = C_{\alpha\beta}^T C_{\alpha\beta}^{-1} B_{s\alpha} \quad (5.15b)$$

La simulación condicional implica la obtención de grupos de coeficientes de Fourier $A_{sc,k}=[A_{(n+1)k}, A_{(n+2)k}, \dots, A_{(n+m)k}]_{sc}$, $B_{sc,k}=[B_{(n+1)k}, B_{(n+2)k}, \dots, B_{(n+m)k}]_{sc}$, en los puntos objetivo β , de acuerdo con el algoritmo de simulación presentado en (5.9), escrito en forma vectorial como sigue:

$$A_{sc,k} = (A_{\beta}^* + A_{s\beta} - A_{s\beta}^*)_k \quad (5.16a) \quad B_{sc,k} = (B_{\beta}^* + B_{s\beta} - B_{s\beta}^*)_k \quad (5.16b)$$

donde A_{β}^*, B_{β}^* , son los estimadores de predicción lineal A_{β}, B_{β} , basados en los coeficientes de Fourier en los puntos de registro conocidos:

$$A_{\beta}^* = C_{\alpha\beta}^T C_{\alpha\beta}^{-1} A_{\alpha} \quad (5.17a) \quad B_{\beta}^* = C_{\alpha\beta}^T C_{\alpha\beta}^{-1} B_{\alpha} \quad (5.17b)$$

Los coeficientes de Fourier para frecuencias $\omega_k, k=[(2+K)/2, \dots, K]$, se obtienen al aplicar las condiciones de simetría de la ecuación (5.4). Finalmente, una vez que estos coeficientes se han calculado para el intervalo completo de frecuencias, se emplea la transformada de Fourier inversa discreta para dar lugar al grupo de series de tiempo $Z_i(t)$, presentada en (5.2).

En resumen, el procedimiento de simulación condicional, consiste en los siguientes pasos:

1. Obtener los coeficientes A_{α}, B_{α} , para cada frecuencia $\omega_k, k=1, 2, \dots, (1+K)/2=\pi/\Delta t$, por medio de la transformada de Fourier directa discreta, ecuación (5.3); ensamblar la matriz de covarianza C_k presentada en (5.11); simular los grupos de coeficientes A_s, B_s , al emplear (5.14); calcular los estimadores de predicción lineal, $A_{s\beta}^*, B_{s\beta}^*$, con base en la simulación en puntos de registro A_{sa}, B_{sa} , con (5.15); y generar la simulación condicional $A_{sc,k}, B_{sc,k}$, al aplicar (5.16).
2. Generar los coeficientes de Fourier para el intervalo completo de frecuencias, al aplicar las condiciones de simetría anotadas en (5.4)
3. Emplear la transformada de Fourier inversa discreta, ecuación (5.2), para calcular las series de tiempo buscadas, en los puntos objetivo β .

5.3 Simulación de Campos de Velocidad

Con base en la simulación de series de viento de las 4 estaciones base (puntos α) mostradas en la figura 5.1, y al emplear el algoritmo de simulación condicional descrito en la sección anterior, se simularon series de tiempo en puntos Intermedios, para velocidad media de 37 m/s, en suburbio; se consideraron dos ejemplos: series ubicadas en la misma coordenada horizontal, y series distribuidas al azar; la figura 5.3 muestra la localización de los puntos en ambos ejemplos.

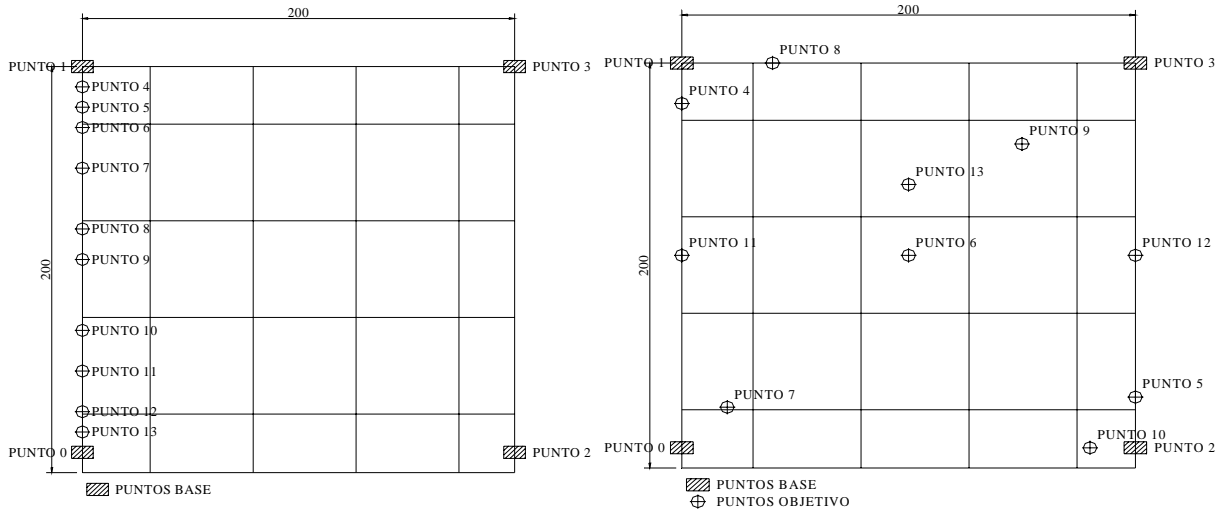


Figura 5.3. Simulación Condicional. Ejemplo 1 (izq.) Distribución Vertical de Puntos, Ejemplo 2, Distribución de Puntos al Azar

Después de llevar a cabo la simulación condicional, la cual se basa en series de tiempo con media cero, se incluyó la velocidad media local, para obtener el viento total en el lugar. La velocidad media cumple con la ley de variación recomendada en [5.6], ecuación (5.18), donde V_H es la velocidad media a la altura H , V_{10} es la velocidad media en $H=10m$ sobre el terreno, y α es el factor de topografía, cuyos valores para diferentes tipos de terreno se ha consignado en la tabla 2.1 del capítulo 2.

$$V_H = V_{10} \left(\frac{H}{10} \right)^\alpha \quad (5.18)$$

$$\rho = \left(1 - \frac{1}{2} \frac{n_x}{V_{10}} \sqrt{(C_y r_y)^2 + (C_z r_z)^2} \right) \exp \left(- \frac{n_x}{V_{10}} \sqrt{(C_y r_y)^2 + (C_z r_z)^2} \right) \quad (5.19)$$

Para llevar a cabo la simulación condicional, se utilizó la función de correlación, dependiente de frecuencia, ecuación (5.19), citada en [5.7], la cual toma en cuenta la separación horizontal y vertical entre puntos r_y, r_z , la velocidad media del sitio, la frecuencia k , y la longitud característica de ráfaga (L), ecuación (5.20); n_x , se denomina frecuencia modificada y se evalúa con (5.21)

$$L = 151 \left(\frac{H}{10} \right)^\alpha \quad (5.20) \quad n_x = \sqrt{k^2 + \left(\frac{V_{10}}{2\pi 1.34 L} \right)^2} \quad (5.21) \quad \rho_{ij} = e^{(-r_{ij} / L)} \quad (5.22)$$

Resultados de Simulación

En las tablas 5.3 y 5.4, se comparan la media, varianza y correlación cruzada, de las series simuladas contra valores calculados mediante el programa *Cond_sm3.C*, para el caso de simulación 2. La ecuación (5.22), la cual se cita en [5.7], es de origen empírico y no depende de la frecuencia, por lo que se ha utilizado únicamente para hacer la comparación con los resultados que se obtuvieron al aplicar (5.19), para definir la correlación espacial entre ráfagas.

	Cond_sm3	Teórico		Cond_sm3	Teórico
Media[0]=	0.1969	0.0000	Varianza[0]=	119.8227	121.8300
Media [1]=	-0.2360	0.0000	Varianza[1]=	62.7298	62.1300
Media[2]=	0.0163	0.0000	Varianza[2]=	123.5328	121.8300
Media [3]=	-0.0942	0.0000	Varianza[3]=	62.8951	62.1300
Media [4]=	70.3369	69.8814	Varianza[4]=	68.4142	68.4951
Media [5]=	48.6688	48.7413	Varianza[5]=	113.9746	114.3192
Media [6]=	62.3949	62.0674	Varianza[6]=	91.9801	92.3035
Media [7]=	46.9515	47.1160	Varianza[7]=	115.5459	115.8634
Media [8]=	71.8197	71.5201	Varianza[8]=	62.1300	62.1300
Media [9]=	67.8663	68.0939	Varianza[9]=	74.6984	74.8524
Media [10]=	37.0527	37.0000	Varianza[10]=	121.8300	121.8300
Media [11]=	62.0892	62.0674	Varianza[11]=	91.9800	92.3035
Media [12]=	61.8936	62.0674	Varianza[12]=	91.9801	92.3035
Media [13]=	65.7517	66.1226	Varianza[13]=	80.9826	81.2047

Tabla 5.3. Comparativa de Media Y Varianza entre Valores Teóricos y Simulados

Puntos Calculados	Cond_sm3	Teórico
Correlación[2][3]=	0.042492	0.023500
Correlación[2][4]=	0.046358	0.002200
Correlación[2][5]=	0.564647	0.500300
Correlación[2][6]=	-0.282484	0.026200
Correlación[2][7]=	-0.298619	0.018700
Correlación[2][8]=	-0.134067	0.002900
Correlación[2][9]=	-0.109071	0.022600
Correlación[2][10]=	0.768714	0.643100
Correlación[2][11]=	0.074747	0.005800
Correlación[2][12]=	0.053131	0.117600
Correlación[2][13]=	0.332142	0.015300

Tabla 5.4. Comparativa de Correlación Cruzada entre Valores Teóricos y Simulados, Punto 2

La comparativa de media, varianza, y correlación, entre todos los puntos, en ambas simulaciones, se presenta en las tablas 5.5 y 5.6, donde se incluye el error calculado.

5.4 Comentarios

Se ha presentado la simulación de series de viento en un espacio bidimensional, basado en una red neuronal artificial y el algoritmo de simulación condicional. Las series simuladas reproducen las propiedades estadísticas de media, varianza, y correlación cruzada dados por modelos teóricos. Los valores de correlación entre series simuladas presentan la tendencia del modelo teórico, aunque se observan algunas diferencias, principalmente cuando crece la distancia entre puntos, esta diferencia, sin embargo, debe disminuir al considerar la media de una muestra grande de eventos simulados. Por otro lado, la RNA utilizada para estimar el régimen de viento en 4 estaciones fijas, da resultados que siempre pueden ser obtenidos con las expresiones de simulación presentadas en la sección 4.1 del capítulo 4; por lo que el modelo neuronal no sustituye la formulación original de Harris para el cálculo del espectro de potencia de una serie de viento. El objetivo de la RNA fue el de aplicar las ideas desarrolladas en el campo de la inteligencia artificial, para modelar el viento turbulento.

5.5 Referencias

- 5.1 Turk M., Pentland A., *Eigenfaces for recognition*, Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3 (1), 1991
- 5.2 Robson J. D., *An introduction to Random Vibration*, Edinburgh University Press, Edinburgh, 1963.
- 5.3 Vanmarcke E., Heredia-Zavoni E., Fenton G., *Conditional simulation of spatially correlated ground motion*, Journal of Engineering Mechanics, 119 (11), November 1993
- 5.4 Heredia-Zavoni, E. (1993). *Structural response of spatially varying earthquake ground motion*, Ph.D. Dissertation, Princeton University, N.J.
- 5.5 Flores Méndez E., *Simulación condicional sísmica*, Tesis de Maestría, ESIA Zacatenco, IPN, 1998.
- 5.6 Davenport A., *The application of statistical concepts to the wind loading of structures*, Proc. Inst. Civ. Eng., 19: 449-72, 1961
- 5.7 Dyrbye C., Hansen S., *Wind loads on structures*, John Wiley and Sons, 1997

6. RESPUESTA DE SISTEMAS DE MÚLTIPLES GRADOS DE LIBERTAD, SUJETOS A CARGAS DE VIENTO

En este capítulo se describe un caso particular de simulación de campos de velocidad al aplicar el procedimiento presentado en el capítulo 5. Este cálculo permite el empleo de programas comerciales de análisis, como LUSAS [6.1], el cual se basa en la teoría del elemento finito y permite la especificación de cargas en series de tiempo. El procedimiento se ha utilizado para analizar de un marco plano, y los resultados obtenidos se han comparado con los que se obtienen del método estocástico recomendado por algunas normas, como [6.2]-[6.4], el cual se basa en el factor dinámico de carga propuesto en [6.5]. El objetivo del capítulo es describir el procedimiento de análisis de marcos planos que se presentan en el capítulo 7, en un ejemplo específico, y comparar los resultados con los del método tradicional. Se muestran además algunos aspectos interesantes del método estocástico, cuando se emplea un número diferente de series de tiempo, como muestra para calcular el espectro de potencia equivalente al modelo teórico de Harris revisado en el capítulo 3.

6.1 Simulación de Series de Viento en Puntos Específicos

De acuerdo con el capítulo anterior, es posible simular campos de velocidad al utilizar redes neuronales artificiales (RNA) y simulación condicional (SC); al seguir el procedimiento que ahí se propone, se calcularon series de viento en un sitio con velocidad media local de 37 m/s registrada a 10 m sobre el suelo, y terreno categoría 2 de acuerdo con la clasificación dada en [6.4]. La posición de las estaciones en que se llevó a cabo la simulación se muestra en la figura 6.1.

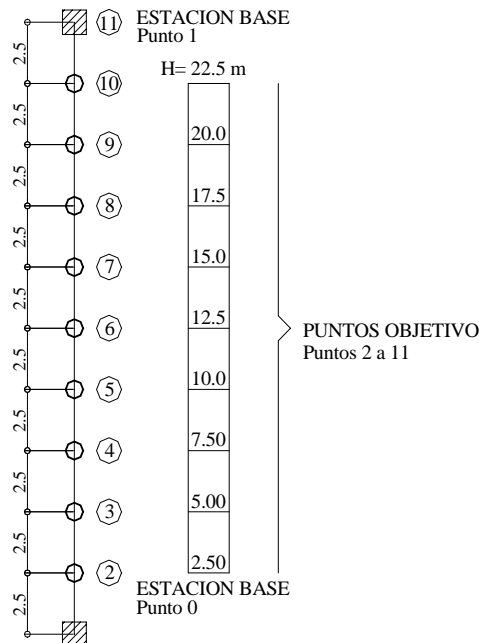


Figura 6.1. Localización de estaciones base (0,1) y objetivo (2-11)

La media, varianza y correlación cruzada de las distintas series de tiempo se muestran en la tabla 6.1.

Las figuras 6.2, 6.3, y 6.4 ilustran algunos de los resultados de la tabla 6.1. La figura 6.2 muestra la variación del campo de viento simulado, en un instante dado de tiempo, con respecto al perfil teórico medio; puede verse como el viento turbulento, representado en línea discontinua, fluctúa respecto al perfil medio en línea sólida.

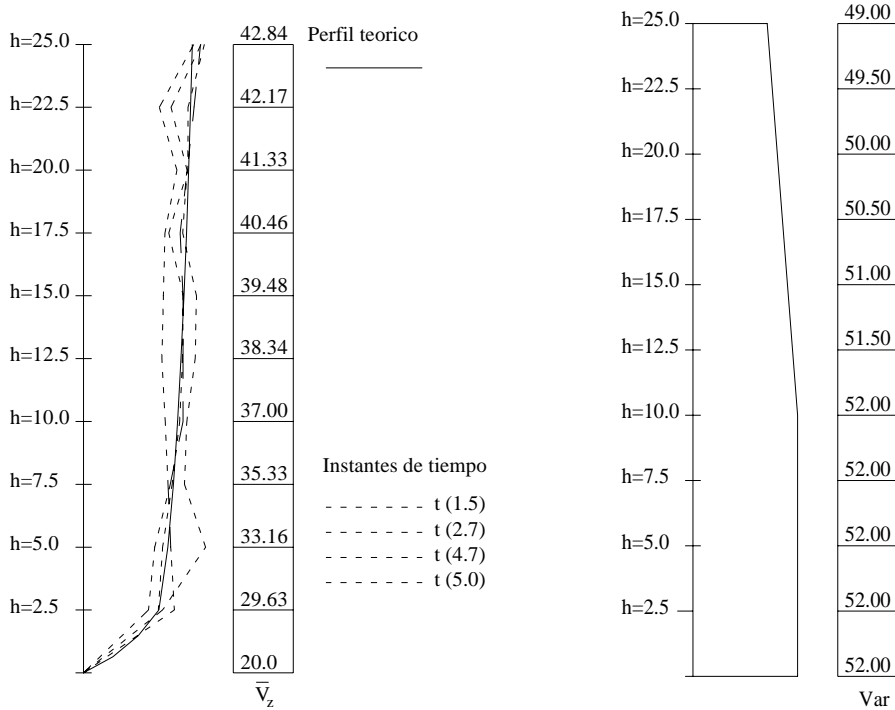


Figura 6.2. Fluctuación de viento turbulento **Figura 6.3. Variación de σ de $v(t)$ con la altura**

La figura 6.3 muestra la variación de la desviación estándar del viento teórico y simulado. En este caso se muestra una sola línea, dado que los valores simulados son muy cercanos al perfil teórico. La figura 6.4 muestra la correlación cruzada del punto objetivo número 2, en relación con el resto de los puntos; el perfil teórico tiene una variación exponencial en descenso, la cual es función de la distancia entre puntos, ver ecuación 5.24 en capítulo 5. El error medio en la estimación correlación cruzada se muestra en la tabla 6.1, el cual resultó ser igual a 0.0732.

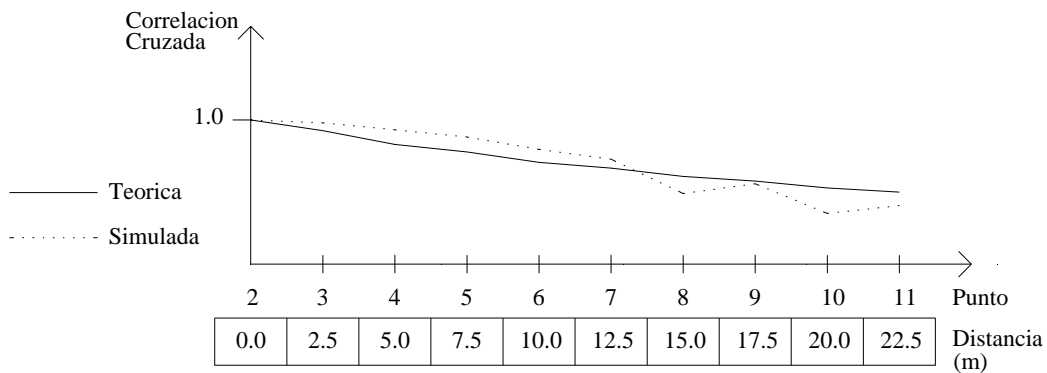


Figura 6.4. Correlación cruzada entre la estación 2 y el resto de estas (ver figura 6.1)

6.2 Descripción del Marco Plano y la Carga de Viento

El marco considerado está formado por vigas y columnas de acero de sección constante y sin irregularidades geométricas, figura 6.5. El material y geometría seleccionados son comunes en edificios; la sección transversal constante se eligió para simplificar el modelo.

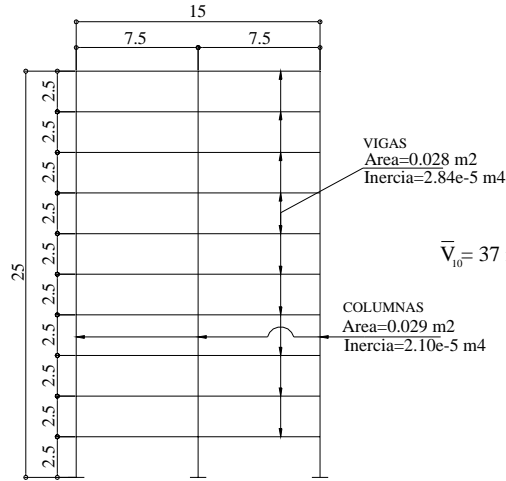


Figura 6.5. Geometría del marco plano

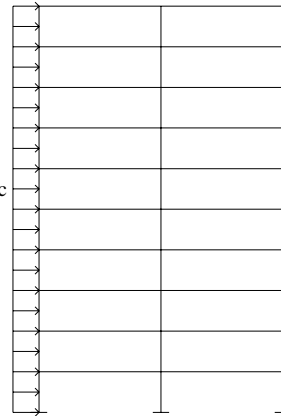


Figura 6.6. Carga media sobre el marco

La figura 6.6 muestra la carga media de viento sobre el marco, la cual se ha representado con valor constante en la altura, pero se calculó de acuerdo al perfil medio de la figura 6.2. El modelo se analizó con el programa LUSAS bajo dos condiciones de carga distintas: viento medio y turbulento (figuras 6.6 y 6.7). El método de análisis basado en series de tiempo no es común, ya que los reglamentos de construcción se basan normalmente en el factor de carga definido en [6.6], sin embargo éste permite calcular la respuesta dinámica en forma de series de tiempo.

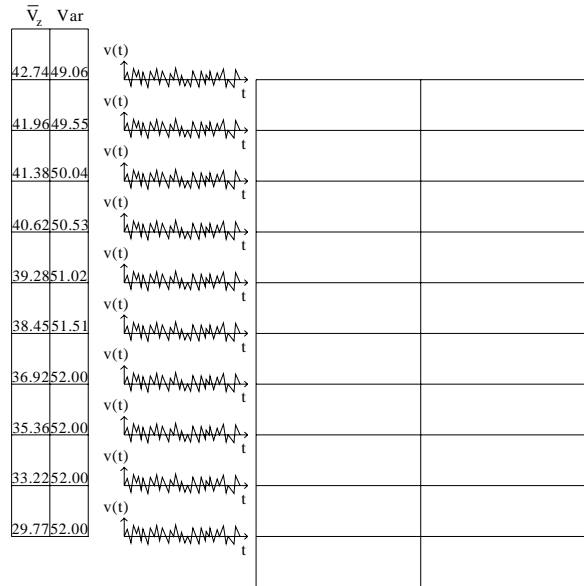


Figura 6.7. Carga dinámica de viento sobre la estructura

La tabla de la figura 6.7 muestra la media y varianza del viento turbulento y su variación con la altura, resultado de la simulación descrita en la sección 6.1. Por otro lado, por simplicidad, la carga de viento se calculó únicamente para la cara de barlovento, lo cual no introduce cambios significativos en las conclusiones del estudio, respecto a la consideración de carga en ambas caras del marco, ya que es posible calcular la respuesta total como la superposición de respuestas parciales.

6.3 Respuesta del Marco calculada con el Método Estocástico

6.3.1. Respuesta estática

La respuesta media estática (\bar{Y}) del marco, se calculó con el método dado en [6.6], el cual propone la ecuación (6.1), donde C_D y α son constantes dadas por el código local, ρ la densidad del aire, V la velocidad media, b y h son el ancho y altura del área cargada. El procedimiento se basa en la hipótesis de que el sistema tiene un solo grado de libertad¹, por lo que se calculó su masa y rigidez generalizada, M^* y K^* con las ecuaciones (6.2) y (6.3); estos valores se presentan en la tabla 6.2, junto con el resto de parámetros empleados en el cálculo: altura del entrepiso h , altura sobre el nivel del suelo z , forma modal normalizada μ_z , y masa del entrepiso M .

$$\bar{Y} = \frac{C_D \rho \bar{V}^2 b h}{2(2\alpha + 2)K^*} \quad (6.1) \quad M^* = \sum M_z \mu_z^2 \quad (6.2) \quad K^* = \omega_o^2 M^* \quad (6.3)$$

Nivel	h m	z m	μ_z	M_z kgs ² /m	μ_z^2	$\mu_z^2 M$
1	2.5	2.5	0.00036	51.987	1.32E-07	6.85E-06
2	2.5	5.0	0.00363	51.987	1.32E-05	6.85E-04
3	2.5	7.5	0.01814	51.987	3.29E-04	1.71E-02
4	2.5	10.0	0.06048	51.987	3.66E-03	1.90E-01
5	2.5	12.5	0.15120	51.987	2.29E-02	1.19E+00
6	2.5	15.0	0.30240	51.987	9.14E-02	4.75E+00
7	2.5	17.5	0.50400	51.987	2.54E-01	1.32E+01
8	2.5	20.0	0.72000	51.987	5.18E-01	2.70E+01
9	2.5	22.5	0.90000	51.987	8.10E-01	4.21E+01
10	2.5	25.0	1.00000	51.987	1.00E+00	5.20E+01

Tabla 6.2. Parámetros utilizados al emplear el método estocástico

Para conocer K^* se calcularon las frecuencias del marco mediante un análisis de valores característicos en el programa LUSAS. La tabla 6.3 muestra las primeras 5 frecuencias del marco.

Modo	n (Hz)	T (seg)
1	1.50669	0.664
2	4.92919	0.203
5	8.82757	0.113
4	13.4533	0.074
5	18.9048	0.053

Tabla 6.3. Propiedades dinámicas del modelo de elemento finito del marco plano

¹ El marco analizado tiene un factor de participación del primer modo superior al 75%

En (6.3), para $\omega_0=9.907$ rad/s ($n_0=1.507$ Hz) y $M^*=140.4$ kgs²/m, $K^*=13779.3$ kg/m, condujo a $\bar{Y}=0.37$ m, que representa el valor medio del desplazamiento de la masa equivalente

6.3.2. Respuesta dinámica

La respuesta dinámica se calculó con (6.4), como se sugiere en [6.7]. S_Y y S_F son espectros de potencia de desplazamiento y fuerza respectivamente, $H(\omega)$ es la función de transferencia, y χ^2 es la función de admitancia aerodinámica [6.5] - [6.7], las cuales se definen en (6.5) y (6.6), donde ζ representa la fracción de amortiguamiento crítico.

$$S_y = |H(\omega)|^2 \chi^2 S_F(\omega) \quad (6.4)$$

$$|H(\omega)|^2 = \frac{1}{K^*} \frac{1}{\left[1 - \left(\frac{\omega}{\omega_0}\right)^2\right]^2 + 4\zeta^2 \left(\frac{\omega}{\omega_0}\right)^2} \quad (6.5)$$

$$\chi = \frac{1}{1 + \left(\frac{2n\sqrt{A}}{\bar{V}}\right)^{4/3}} \quad (6.6)$$

En (6.6), A es el área expuesta al viento, n la frecuencia y V la velocidad media local en $H=10$ m sobre el suelo. Las ecuaciones (6.7) y (6.8) establecen la relación entre el espectro de potencia y el espectro de fuerza de (6.4).

$$S_F(n) = \frac{4F_q^2}{\bar{V}^2} S_u(n) \quad (6.7) \quad F_q = C_D A \frac{1}{2} \rho \bar{V}^2 \quad (6.8)$$

La respuesta dinámica se calculó para los ejemplos listados abajo, al seguir el diagrama de flujo de la figura 6.8.

- a) Al emplear el espectro de Harris, presentado en el capítulo 2.
- b) Con el espectro de potencia, calculado conforme al Apéndice, para series de viento simuladas a $H=10$ m sobre el suelo (1 serie)
- c) Similar al caso anterior, al emplear 10 series
- d) Similar con 100 series

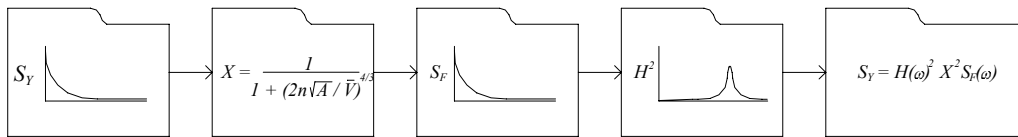


Figura 6.8. Procedimiento para el cálculo de respuesta dinámica de sistema de 1 GDL

La respuesta dinámica en el ejemplo a), se muestra en las figuras 6.9, 6.10, y 6.11, para las últimas tres etapas de la figura 6.8: espectro de fuerza, función de transferencia, y espectro de desplazamiento, para un marco con $C_D=0.748$, y ancho tributario expuesto al viento de $b=7.5$ m, por lo que el área expuesta resultó ser $A=187.5$ m².

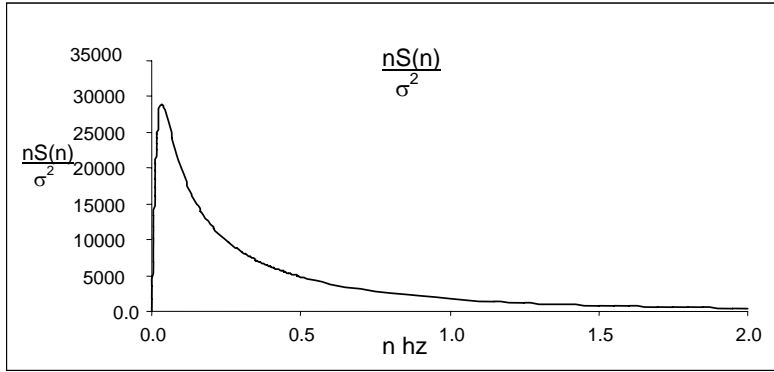


Figura 6.9. Espectro de fuerza teórico

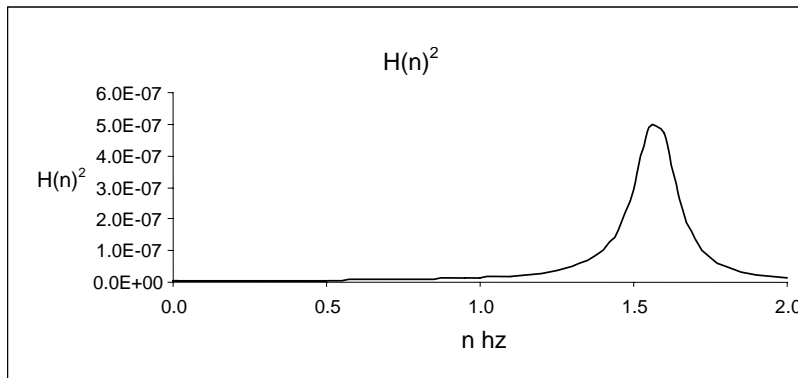


Figura 6.10. Función de transferencia del sistema generalizado

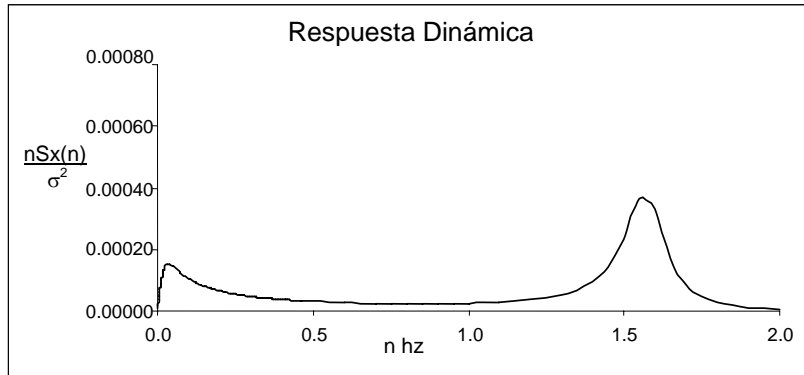


Figura 6.11. Respuesta dinámica del marco

Las figuras 6.12-6.14, muestran el espectro de fuerza para los ejemplos b), c), y d). Nótese que la forma del espectro tiende a la curva teórica de la figura 6.9, al incrementar el número de series utilizadas, en este caso 1, 10, y 100.

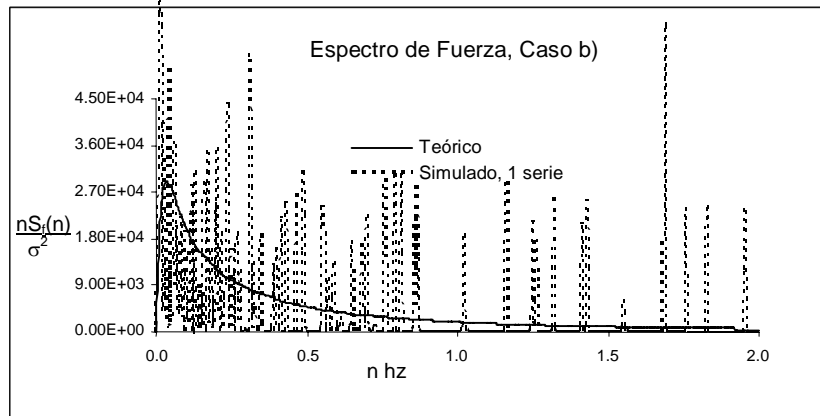


Figura 6.12. Espectro de fuerza normalizado S_F , 1 serie utilizada

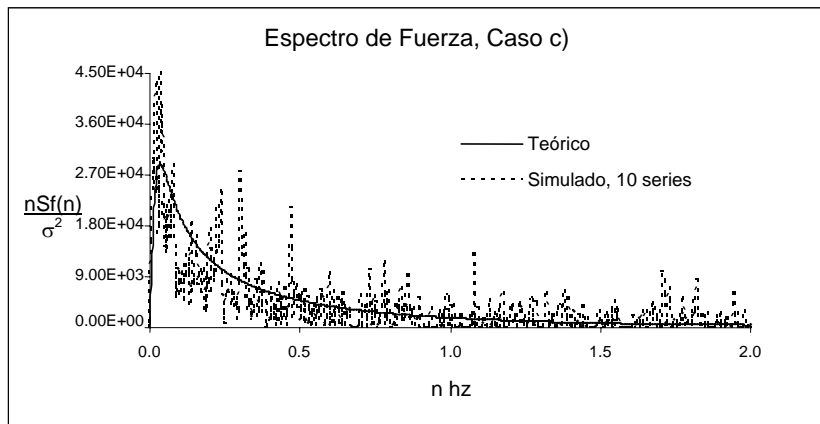


Figura 6.13. Espectro de fuerza normalizado S_F , 10 series utilizadas

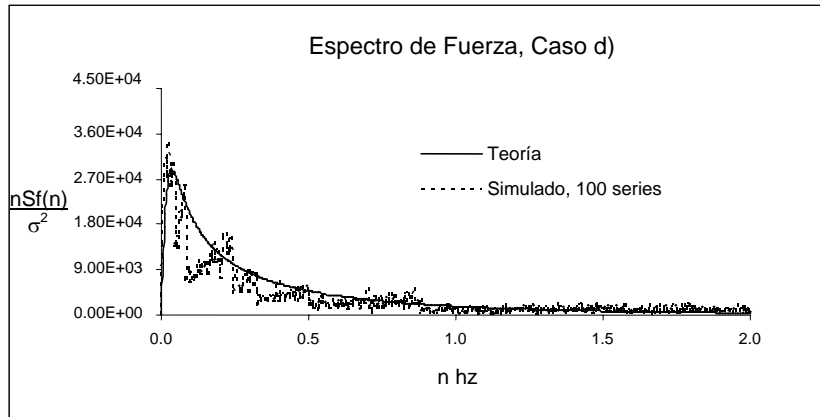


Figura 6.14. Espectro de fuerza normalizado S_F , 100 series utilizadas

El espectro de respuesta S_Y para los ejemplos b), c), y d), se muestra en las figuras 6.15-6.17; se muestra la misma tendencia a la curva teórica, mostrada en las figuras 6.12-6.14, al incrementar el número de series empleadas.

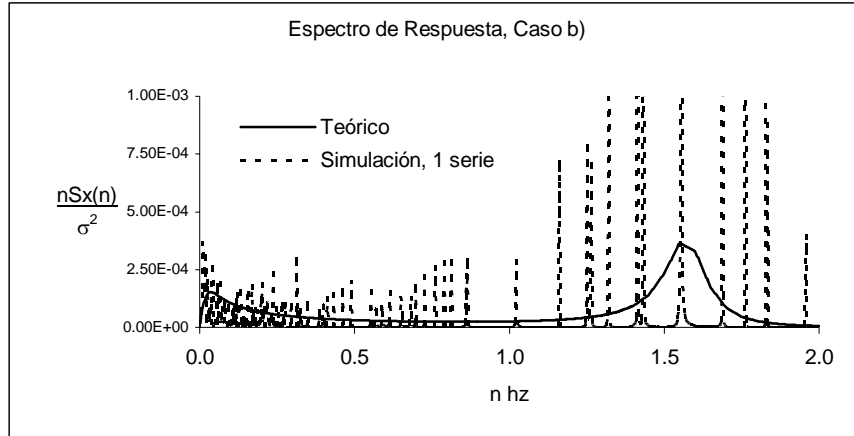


Figura 6.15. Espectro de respuesta normalizado S_Y , 1 serie utilizada

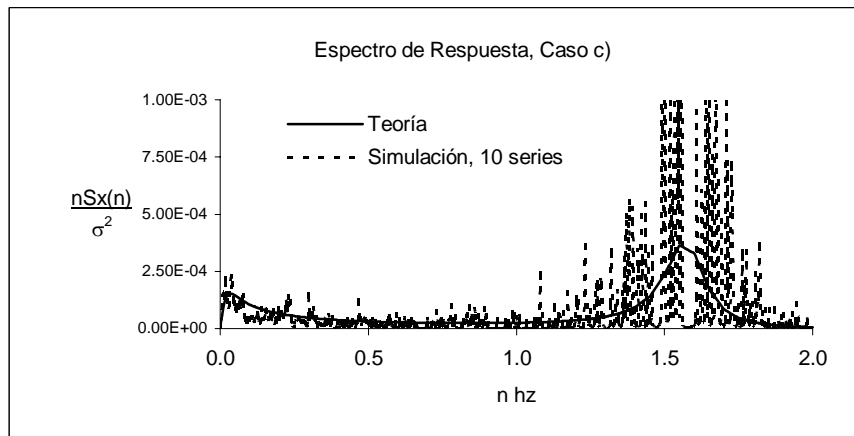


Figura 6.16. Espectro de respuesta normalizado S_Y , 10 series utilizadas

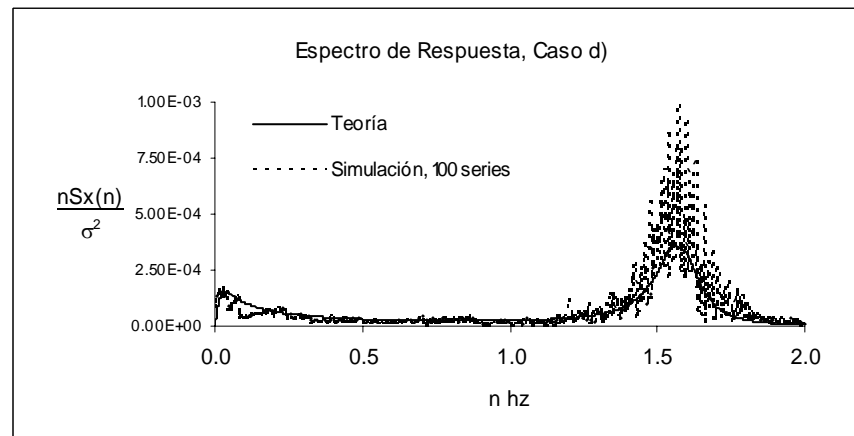


Figura 6.17. Espectro de respuesta normalizado S_Y , 100 series utilizadas

La raíz cuadrada del área bajo la curva del espectro de respuesta (σ_Y), es la desviación estándar del desplazamiento variable, como muestran los valores anotados en la tabla 6.4, para un amortiguamiento del 5% ($\xi=0.05$).

Caso	$\int S_Y^2$	σ_Y (cm)
a) Modelo Harris	0.0293	0.17130
b) 1 series utilizada	0.0299	0.17287
c) 10 series	0.0307	0.17535
d) 100 series	0.0309	0.17578

Tabla 6.4. Desviación estándar de la respuesta dinámica media del marco plano

La tabla 6.4 muestra que la respuesta tiende a estabilizarse al incrementar el número de series, y que la respuesta dinámica calculada al utilizar series de tiempo simuladas es aproximadamente 2.6% mayor que el valor obtenido al utilizar el modelo de Harris. Con base en estos resultados se asumió una desviación estándar de la respuesta dinámica $\sigma_Y=0.17m$.

6.4 Respuesta del Marco al emplear el Programa de Elemento Finito LUSAS

6.4.1. Respuesta estática

El programa LUSAS se empleó para calcular las propiedades dinámicas y la respuesta media y dinámica del marco plano mostrado en las figuras 6.5-6.7. Con base en la figura 6.6 y la ecuación (6.8) (principio de Bernoulli), se calculó una carga distribuida de acuerdo con la figura 6.2, con valor de 4.7 kN/m a $h=10m$ sobre el terreno, y se realizó un análisis estático, el cual reportó un desplazamiento medio $\bar{Y}_{LUSAS} = 0.362 m$; muy cercano al valor obtenido con el método estocástico de 0.37 m..

6.4.2. Respuesta dinámica

Esta se obtuvo a través de un análisis paso a paso después de definir las fuerzas laterales instantáneas (las cuales consideran las componentes media y turbulenta del viento), al aplicar el principio de Bernoulli sobre las series de tiempo simuladas, descritas en 6.1 e ilustradas en la figura 6.7. La tabla 6.5 muestra los primeros 10 valores de la respuesta calculada con LUSAS, y la media y varianza del desplazamiento máximo en la parte alta del marco, para un amortiguamiento del 5%.

$\xi=0.05$		Respuesta media ²
t	$Y(t) m$	$\bar{Y} = 0.38 m$
0.10	0.1979	Respuesta dinámica $\sigma^2 = 0.01926$ $\bar{Y} = 0.139 m$
0.20	0.6355	
0.30	0.9541	
0.40	0.8703	
0.50	0.4625	
0.60	0.0931	
0.70	0.0382	
0.80	0.2986	
0.90	0.6628	
1.00	0.8432	
1.10	0.6866	

Tabla 6.5. Segmento del cálculo realizado con LUSAS

² Valor que confirma el análisis estático ejecutado en LUSAS , y el método estocástico

En el programa LUSAS es necesario especificar las constantes que definen la fracción de amortiguamiento crítico, definida en [6.10] conforme la ecuación (6.9). Los valores calculados son: $a_0=0.02491 \text{ s}^{-1}$, $a_1=0.009841 \text{ s}$, para $\omega_m=9.907$ y $\omega_n=208.105 \text{ rad/seg}$, correspondientes a los modos 1 y 10, respectivamente; para una fracción de amortiguamiento crítico $\xi=0.05$, según el planteamiento de Rayleigh.

$$\{a_0, a_1\} = \frac{2\xi}{\omega_m + \omega_n} \{\omega_m \omega_n, 1\} \quad (6.9)$$

La desviación estándar $\sigma_V = 0.139\text{m}$, dada por LUSAS, difiere en aproximadamente 22% respecto de la estimación estocástica de $\sigma_V = 0.17\text{m}$ (ver sección 6.3.2); lo cual indica que el método estocástico sobreestimó la respuesta dinámica.

6.5 Comentarios

El estudio que se presentó en este capítulo muestra dos aproximaciones distintas para el cálculo de la respuesta dinámica de un marco plano: el método simplificado recomendado frecuentemente en códigos de diseño, y un análisis dinámico llevado a cabo con el programa LUSAS, el cual acepta como dato series de tiempo que representan la variación instantánea de las fuerzas laterales inducidas por el viento, y proporciona a la salida series de tiempo de respuesta, las cuales se procesaron, conforme al método descrito en el Apéndice, para definir su espectro de potencia. A partir de los resultados obtenidos con el programa LUSAS, se realizaron algunas comparaciones entre resultados obtenidos al emplear el modelo de Harris del espectro de potencia, y espectros calculados a partir de la simulación de 1, 10, y 100 series de tiempo. Se encontró que el método estocástico difiere en 22% y 2.6% en la desviación estándar de la respuesta dinámica y la media, respectivamente (sección 6.4.2), con valores más altos que los calculados con el programa LUSAS. Por otro lado, el cálculo del espectro de respuesta, al emplear 1, 10 y 100 series de viento simuladas, ha mostrado que la distribución espectral tiende a una curva teórica, cuando se incrementa el número de series de tiempo (de 1 a 100); aunque la respuesta calculada para cada caso no difiere significativamente, ésta tiende a estabilizarse al incrementar el número de series promediadas para obtener el espectro de potencia, como se muestra en la tabla 6.4. Por otro lado, este capítulo ha mostrado la aplicación del método de simulación de campos de velocidad descrito en el capítulo 5 y en la referencia [6.11], el cual conduce a resultados detallados, al conocerse las series de tiempo de respuesta estructural, para fuerzas internas y desplazamientos. Estos resultados pueden emplearse para el diseño de miembros y conexiones sujetos a ciclos de carga y descarga, durante intervalos de tiempo de 3 minutos de duración, lo cual no es posible al utilizar el método tradicional, basado en el factor dinámico de carga, el cual proporciona la respuesta dinámica en términos de la relación entre el valor máximo y el estático, sin información explícita de la variación temporal de fuerzas internas y desplazamientos, que tienen lugar en los elementos resistentes, durante el periodo de excitación.

6.6 Referencias

- 6.1 LUSAS, *Solver Reference Manual*, Version 13.0.
- 6.2 NBC. National Research Council of Canada, Ottawa, 1981.
- 6.3 British Standard BS6399-2:1997, *Loading for buildings – Code of practice for wind loads*, BSi-publisher.
- 6.4 Eurocode 1, *Basis of Design and Action on Structures Part 2-4*. European Pre-standard ENV 1991-2-4, 1995.
- 6.5 Davenport A. *Gust Loading Factors*, Journal of the Structural Division, ASCE, 93:11-34, 1967.
- 6.6 Ghiocel Dan, Lungu Dan, *Wind, snow and temperature effects on structures, based on probability*, Abacus Press, Inglaterra, 1975.
- 6.7 Dyrbye Claës, Ole Hansen, *Wind loads on structures*, John Wiley and Sons, Inglaterra, 1997.
- 6.8 Simiu Emil, Scanlan Robert, *Wind effects on structures*, John Wiley and Sons, Estados Unidos de América, 1978.
- 6.9 Martínez Pedro, *Respuesta de estructuras sometidas a viento turbulento, mediante análisis espectral*. Tesis de Maestría, UNAM, 2001.
- 6.10 Clough Ray, Penzien Joseph, *Dynamics of structures*, McGraw Hill, International Edition, 1993.
- 6.11 Martínez P., Rodríguez N. *Wind Field reproduction, using Neural Networks and Conditional Simulation*, - Article under Review in *Engineering Structures*- Elsevier. Date of submission: January 11th 2005

7. APLICACIÓN DE RNA, IMPLEMENTADA CON REGLAS CONDICIONALES

Mediante un análisis similar al presentado en el capítulo anterior, se calculó la respuesta de 5 tipos de marco plano al emplear el programa LUSAS. Los marcos tienen alturas de 25, 30, 50, 60, y 75 metros sobre el nivel del suelo, y se analizaron para 6 niveles de velocidad media local y 4 categorías de rugosidad del terreno. La red multicapa presentada en la sección 3.3.2 del capítulo 3, se utilizó en esta etapa para reproducir la respuesta dinámica de los marcos planos, después de haber sido entrenada con datos del análisis LUSAS; la red es similar a la presentada en [7.1], [7.2], y representa un método alternativo para calcular el efecto del viento sobre estructuras.

7.1 Modelo Estructural

Con la finalidad de simplificar el modelo, las vigas y/o columnas de un mismo marco se modelaron con la misma sección transversal. Hay 5 tipos de marcos con diferente altura y ancho, 6 niveles de velocidad media y 4 tipos de topografía, acorde a la clasificación del Eurocode 1 [7.3]. Los marcos se presentan en la tabla y figura 7.1.

Tipo de Marco					
1	2	3	4	5	
7.5	7.5	12.5	15	17.5	b m
2.5	3.0	2.5	3.0	2.5	h m
25	30	50	60	75	H m
.00294	.0032	.00587	.00583	.00239	^b Area m ²
2.1e-5	2.3e-5	4.5e-5	1.2e-4	4.9e-5	^b I _z m ⁴
.0028	.0032	.00931	.01	.00967	Area m ²
2.8e-5	3.4e-5	1.1e-4	3.3e-4	2.1e-4	^c I _z m ⁴

(b, c) , vigas y columnas respectivamente

Tabla 7.1. Propiedades geométricas de marcos

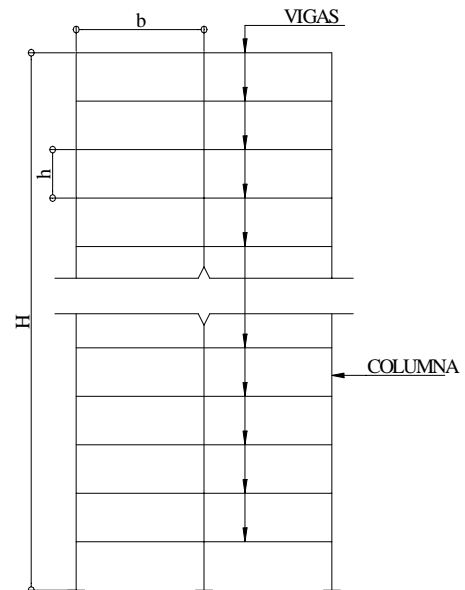


Figura 7.1. Marco plano

A través de un análisis paso a paso se obtuvieron momentos, cortantes, fuerza axial, y desplazamientos, y se formaron grupos de entrenamiento para la RNA; cada combinación de velocidad media, tipo de terreno y altura, tiene 4 series de respuesta dinámica asociadas, una para cada fuerza interna y una para desplazamiento. Cada una de estas series se integró en un grupo distinto, denominado espacio de salida. Las series de tiempo en los espacios de salida se caracterizaron mediante un vector denominado Ω , al seguir el procedimiento descrito en el capítulo 4 para llevar a cabo el reconocimiento de imágenes.

7.2 Descripción de Espacios de Entrada y Salida de la RNA

7.2.1 Entrada

La RNA propuesta proyecta el valor numérico de las variables de entrada sobre conjuntos difusos previamente definidos y calcula su valor de membresía como en [7.1], [7.4], y [7.5]. Esta idea es más clara al considerar la variable de entrada *velocidad* en un espacio de entrada que incluye tres categorías: baja, media, o alta. En el ejemplo de la figura 7.2, se muestra el valor de membresía de la velocidad en cada categoría.

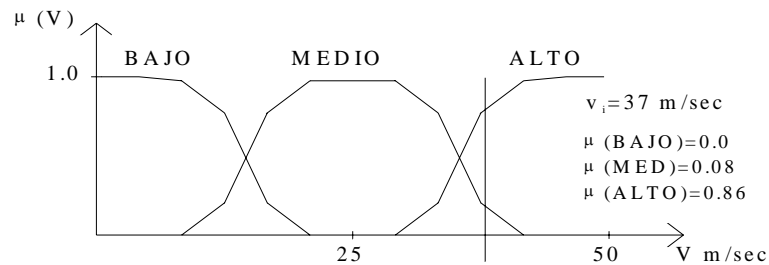


Figura 7.2. Conjuntos difusos de velocidad

El valor de membresía de las variables de entrada se define en la capa C de la red, ver figura 7.3, mientras que el valor de verdad de las reglas condicionales se calcula en la capa E [7.1], ver capítulo 3.

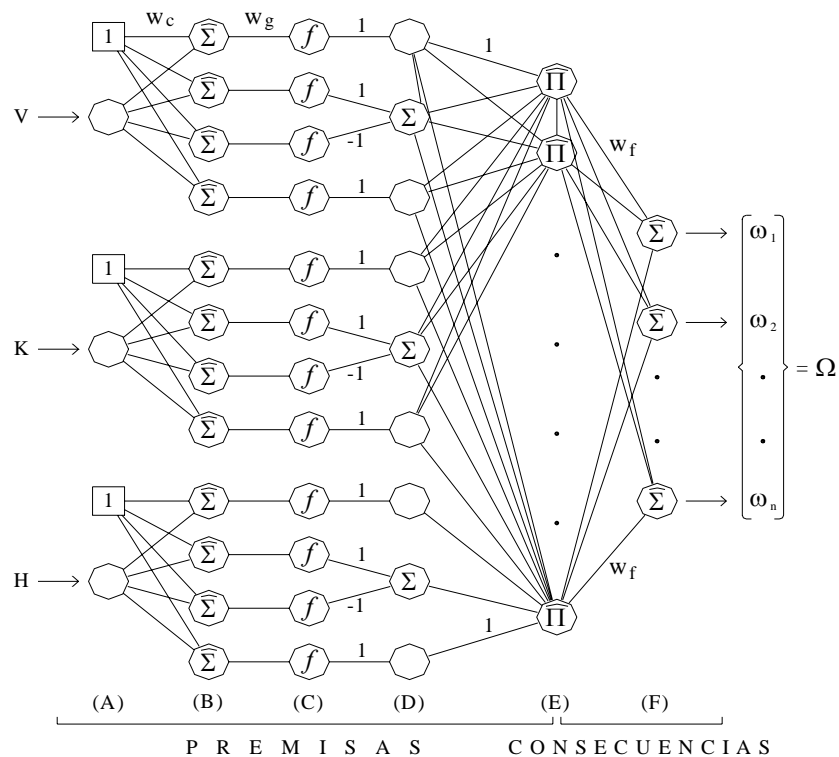


Figura 7.3. RNA para Simular la Respuesta Dinámica de Marcos

La forma de los conjuntos difusos se ha definido con la función Sigmoidal presentada en la tabla 3.1 del capítulo 3 (también se pueden emplear otras formas como triangular, rectangular, etc), ya que su diferenciación, la cual se utiliza durante el entrenamiento de la red, es relativamente simple. En la figura 7.2 se indica con línea vertical la posición de $v=37$ m/s (la cual tiene un intervalo de valores de 0.5 a 50 m/s) en el espacio de entrada, así como su valor de membresía en cada conjunto difuso. El procedimiento es similar para las otras variables: altura del edificio (H), cuyo intervalo de altura comprende de 25 a 75m, y factor de topografía (K), el cual varía de 1 a 4.

7.2.2 Salida

El espacio de salida se definió a partir de la versión numérica de imágenes calculadas a partir de series de tiempo de respuesta dinámica, conforme al procedimiento descrito en el capítulo 4; se definieron 4 espacios de salida independientes: momento flexionante, fuerza cortante, fuerza axial, y desplazamiento. La figura 7.4 muestra el gráfico de una serie de tiempo de desplazamiento para $H=25$ m, $K=1$ (terreno plano), y $V_m=0.5$ m/s; la intensidad de los colores depende de la distancia numérica entre valores de la serie de tiempo, como se ha explicado en la sección 4.2.

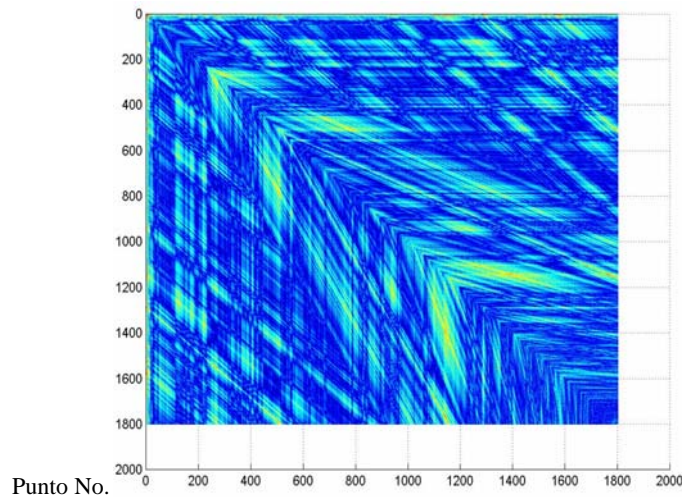


Figura 7.4. Gráfico calculado a partir de serie de tiempo de desplazamiento

Cada uno de los 4 espacios de salida se definió con un número N de gráficos, distintos entre sí, como se muestra en la figura 7.5; los gráficos contienen 1801×1801 puntos ($1801=3$ minutos registrados a cada 0.1 seg.); de acuerdo con el algoritmo sugerido en [7.6] se forma la matriz A al aplicar (7.1) y (7.2), con valores numéricos asociados a las imágenes, la matriz se procesa, se definen vectores característicos, y se calcula $\Omega=\{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N\}$ para cada gráfico G en el espacio de salida, como se describe a continuación.

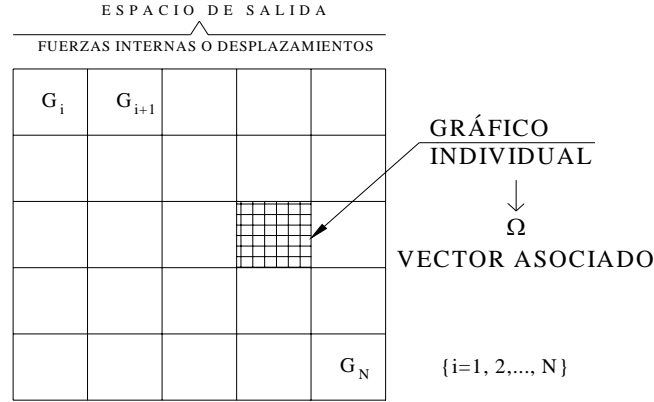


Figura 7.5. Definición de espacio de salida

La matriz A se forma con el grupo de vectores Φ obtenidos a partir de la versión numérica del gráfico, sección 4.3 del capítulo 4, representada en (7.2) por el vector Γ . Ψ es el vector Γ promedio, definido en (7.2).

$$A = [\Phi_1, \dots, \Phi_M] \quad (7.1a) \quad \Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (7.1b) \quad \Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (7.2)$$

De acuerdo con [7.6], una vez que se forma la matriz A se post-multiplica por su transpuesta A^T para dar lugar a una matriz de dimensión $H \times H$; $H=1801$, ecuación (7.3). El cálculo de los vectores característicos de esta matriz es una tarea poco factible, sin embargo, la matriz AA^T se puede expresar como $A^T A$ [7.6], que resulta ser simétrica con dimensión $N \times N$, como en (7.4), donde N es el número de componentes del espacio de salida.

$$AA^T = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} & \dots & \Phi_{1H} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \Phi_{H1} & \Phi_{H2} & \dots & \Phi_{HH} \end{bmatrix} \quad (7.3)$$

$$A^T A = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} & \dots & \Phi_{1N} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \Phi_{S1} & \Phi_{S2} & \dots & \Phi_{NN} \end{bmatrix} \quad (7.4)$$

El cambio de matriz es posible debido a la relación lineal entre sus vectores característicos u_k y v_k , representada en (7.5). Los componentes ω del vector Ω se calculan con (7.6), a partir de los vectores característicos, y representan la contribución de cada imagen al espacio de salida. En (7.6) $k=\{1,2,\dots,N'\}$; $N' \leq N$; N' es el número de gráficos considerados para aplicar el acoplamiento de los algoritmos sugeridos en [7.6] y [7.7], constatado en [7.8] para determinar la serie de tiempo de respuesta dinámica buscada.

$$u_l = \sum_{k=1}^M v_{lk} \Phi_k \quad \{l=1, \dots, M\} \quad (7.5)$$

$$\omega_l = u_k^T (\Gamma - \Psi) \quad (7.6)$$

7.3 Procedimiento para Simplificar el Espacio de Salida

Durante el desarrollo del trabajo de investigación se encontró que la matriz $A^T A$, de la cual se calculan vectores característicos, es de dimensiones muy grandes, debido a que los 120 casos que resultan de la combinación de 6 niveles de velocidad, 4 tipos de terreno, y 5 alturas diferentes de marcos planos, da lugar a

muchos mas casos si se considera que cada marco tiene en promedio 300 elementos entre vigas y columnas y cada uno de estos elementos tendría un gráfico recurrente con 1801^2 puntos. Dada esta situación, se buscó un procedimiento para simplificar el modelo al considerar una dimensión mucho menor de los gráficos (lo cual no fue necesario para la simulación de series de viento descrita en el capítulo 5, donde se manejó una cantidad mucho menor de información). De acuerdo con esto, el espacio de salida de la figura 7.5 se modificó, al tomar únicamente un vector de 1801 valores, en lugar del vector original de 1801×1801 , descrito en la sección anterior. Esto es posible, ya que de acuerdo con el algoritmo propuesto en [7.7] y expuesto en el capítulo 4, cada línea de 1801 valores en el gráfico calculado a partir de las series de respuesta dinámica es una versión normalizada de la serie de tiempo original, de forma que al tomar una sola de éstas, se tiene la mínima información necesaria para recuperar las series de tiempo. En forma gráfica, el cambio es como sigue:

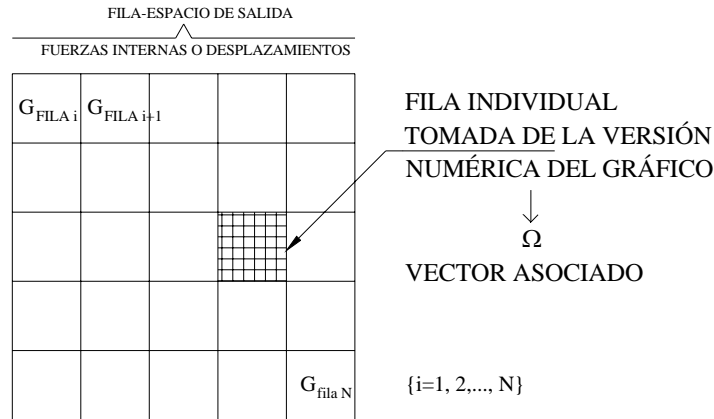


Figura 7.6. Ensamble de fila-espacio de salida

Este espacio se identifica ahora como fila-espacio, su dimensión es del orden de 1801 veces más pequeño que el original, ya que se ha considerado una sola fila del gráfico G (cuyo cálculo completo no fue necesario). El algoritmo de reconocimiento de imágenes implica la representación de gráficos como vectores Γ . El vector Γ incluye todas las filas de la versión numérica del gráfico, con valores positivos únicamente, ya que se basa en las distancias Euclidianas entre señales discretas $v(t)$ en la serie original. La figura 7.7 muestra la forma general de un vector Γ . El gráfico G_j está formado por N filas y es simétrico en al menos una dirección.

El ensamble simplificado del espacio de salida da lugar a vectores y gráficos compactos, identificados como Γ'' y G_j' . Estos gráficos incluyen solo la primera fila de los gráficos originales, y se calcularon con la diferencia numérica, no Euclídeana de los valores de $v(t)$ de las series de tiempo originales. Los gráficos simplificados tienen valores positivos y negativos, y no presentan simetría alguna, como se muestra en la figura 7.7.

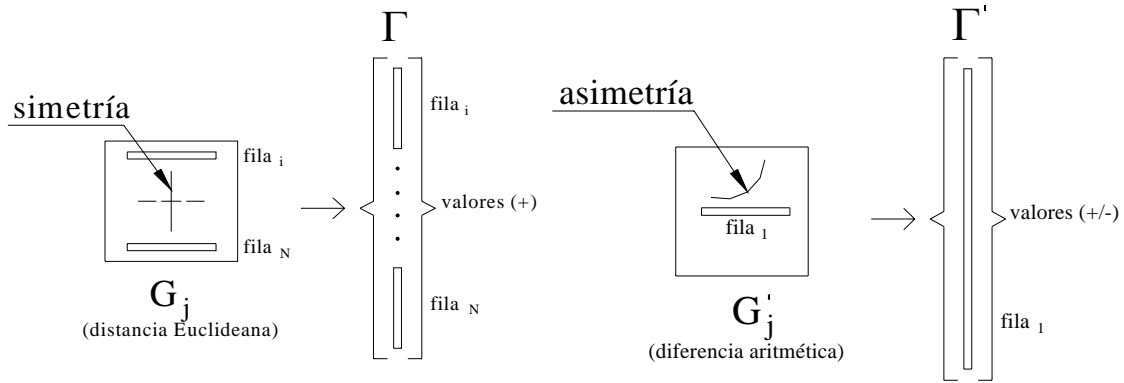


Figura 7.7. Versión completa y compacta de un gráfico y su respectivo vector Γ

De esta forma se redujo la cantidad de información en la matriz A y pudo completarse el reconocimiento de imágenes, al calcular sus vectores característicos, $\{l=1, \dots, M\}$ y luego los vectores Ω utilizados para entrenar la RNA.

7.4 Comentarios

En este capítulo se ha presentado la geometría de los marcos sometidos a cargas laterales de viento, y el procedimiento para ensamblar el espacio de entrada y salida, al emplear una versión simplificada del algoritmo de reconocimiento de imágenes. Dicha simplificación permite la reducción de espacio necesario en la computadora para almacenar datos, y tiempo para procesar los gráficos calculados a partir de series de tiempo. El reconocimiento de imágenes de series de tiempo puede realizarse al emplear la versión compacta de los gráficos sin pérdida de información por el cambio, ya que los gráficos compactos contienen una de las múltiples versiones normalizadas de las series de tiempo contenidas en los gráficos originales, información suficiente para reconstruir las series de tiempo iniciales, y calcular otras series no contenidas en los grupos de entrenamiento del sistema neuronal. En el capítulo 8 se presenta el ensamble del espacio de salida al seguir el procedimiento aquí descrito, así como los datos de entrada-salida para el análisis de los marcos presentados en la sección 7.1.

7.5 Referencias

- 7.1 Horikawa S., Furuhashi T. and Uchikawa Y., *On Fuzzy Modelling using Fuzzy Neural Networks with the Back Propagation Algorithm*, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 3, No. 5, Sept 1992.
- 7.2 Pal S., Mitra S., *Multilayer Perceptron, Fuzzy Sets and Classification*, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 3, No. 5, Sept 1992.
- 7.3 Eurocode 1, *Basis of design and action on structures Part 2-4*. European Pre-standard ENV 1991-2-4, 1995.

- 7.4 Martinez P., Rodriguez N. *Wind Field reproduction, using Neural Networks and Conditional Smulation*, Elsevier, Engineering Structures – Articulo en revisión.
- 7.5 Zadeh L., *Fuzzy Sets*, Information and Control, 8, pp. 338 - 353, 1965.
- 7.6 Turk M., Pentland A., *Eigenfaces for Recognition*, Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3 (1), 1991.
- 7.7 Eckmann J P, Kamphorst O S, Ruelle D, *Recurrence plots of dynamical systems*, Europhysics Letters 4(9), pp. 973-977, 1987.
- 7.8 Romo M. P., *Forecasting of shear wave velocities from CPT resistances by means of ANN*, Proceedings of the Geotech-Year 2000: 27-30 , 2000.

8. ENSAMBLE DEL ESPACIO DE SALIDA, Y DATOS DE ENTRENAMIENTO DE LA RNA IMPLEMENTADA CON REGLAS CONDICIONALES

En este capítulo se presenta la aplicación del procedimiento descrito en el capítulo 7 para el ensamble del espacio de salida, el cual se basa en el espectro de potencia de las series de tiempo de respuesta dinámica de 5 tipos de marcos calculados con el programa LUSAS. Este análisis ha mostrado que las series de tiempo de respuesta de elementos que forman los marcos tienen una distribución de frecuencia muy similar: la frecuencia fundamental de la estructura está presente en todos los espectros de miembros individuales, con la mayor contribución del primer modo en la respuesta total; esto ha sido considerado al simular una serie de tiempo normalizada para cada marco, con la distribución de frecuencias señalada, varianza unitaria, y media igual a cero; a partir de las cuales se ha definido el espacio de salida del modelo neuronal.

8.1 Criterio de Selección de Series de Tiempo Normalizadas, para Formar Espacio de Salida

Con base en la similitud del espectro de potencia de las series de tiempo de respuesta dinámica de los marcos, se definió un grupo reducido de series de tiempo para formar el espacio de salida con el cual se entrenó la RNA. Las series contienen una distribución de frecuencias que es similar en vigas y columnas, dada la excitación dinámica del viento. La frecuencia fundamental es predominante en la respuesta total, aunque la frecuencia de los modos superiores también se halla presente. La tabla 8.1 presenta la frecuencia del primer modo y su factor de participación en la respuesta total, en cada una de las 5 estructuras analizadas.

<i>Tipo de Marco</i>	<i>Frecuencia fundamental (hz)</i>	<i>Factor de Participación</i>
TB-1	1.506	.7863
TB-2	1.263	.7861
TB-3	0.525	.7793
TB-4	0.582	.7778
TB-5	0.371	.7720

Tabla 8.1. Propiedades dinámicas de marcos planos

Para ilustrar la similitud del espectro de potencia de las series de respuesta dinámica, se presentan las figuras 8.1-8.3, las cuales muestran el intervalo de bajas frecuencias del espectro del elemento 109 en el marco TB-1, para momento, cortante y fuerza axial, respectivamente.

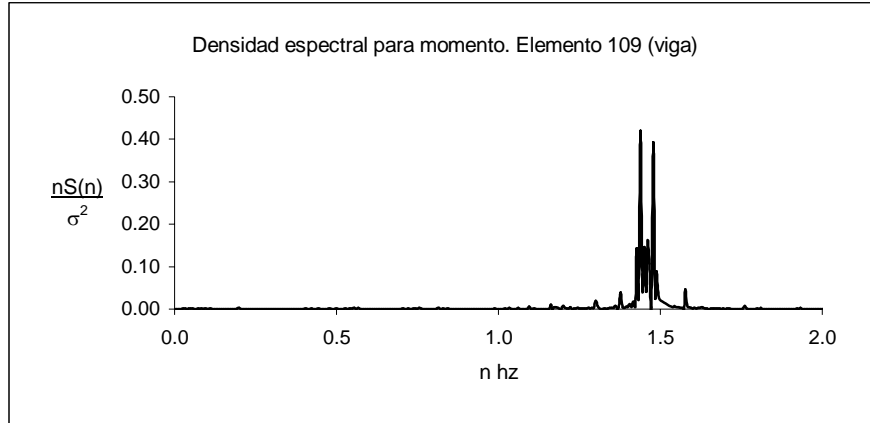


Figura 8.1. Espectro de potencia, momento flexionante en TB-1

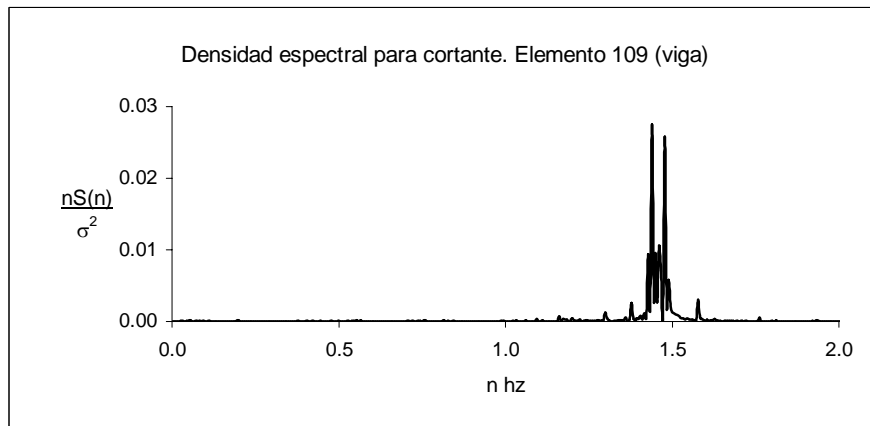


Figura 8.2. Espectro de potencia, cortante en TB-1

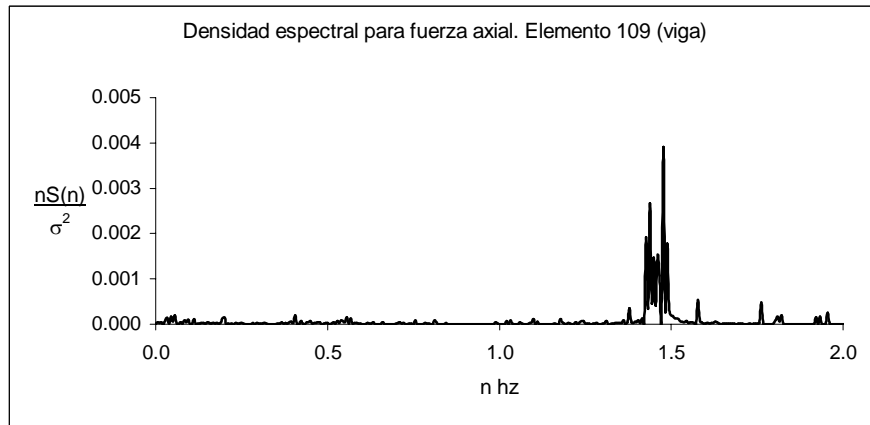


Figura 8.3. Espectro de potencia, fuerza axial en TB-1

Las frecuencias de orden superior se encontraron esporádicamente en el espectro de respuesta, como se observa en la tabla 8.2 y figuras 8.4-8.6, para el segundo modo de vibración de elementos 184, 185, y 25, en TB-3, aunque su contribución a la respuesta total es muy pequeña.

Tipo de marco	Modo	Frecuencia (hz)	Factor de participación
TB-3	1	0.525	0.779
	2	1.627	0.093
	3	2.871	0.036
	4	4.314	0.020
	5	5.999	0.013

Tabla 8.2. Propiedades dinámicas de marco TB-3

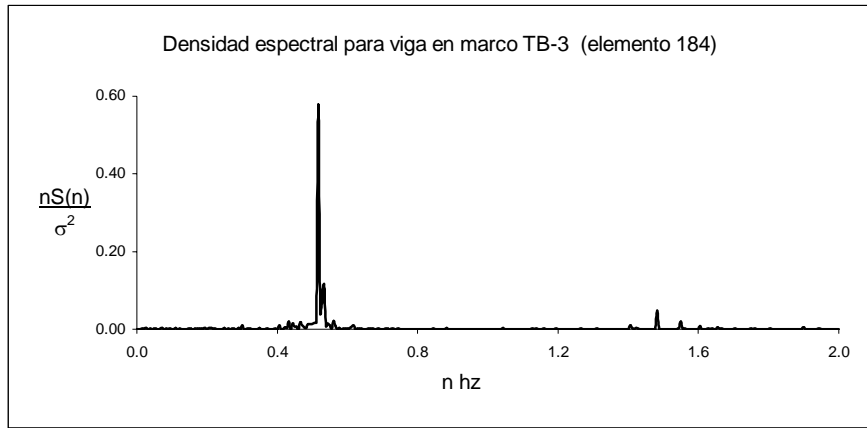


Figura 8.4. Espectro de potencia, momento en TB-3

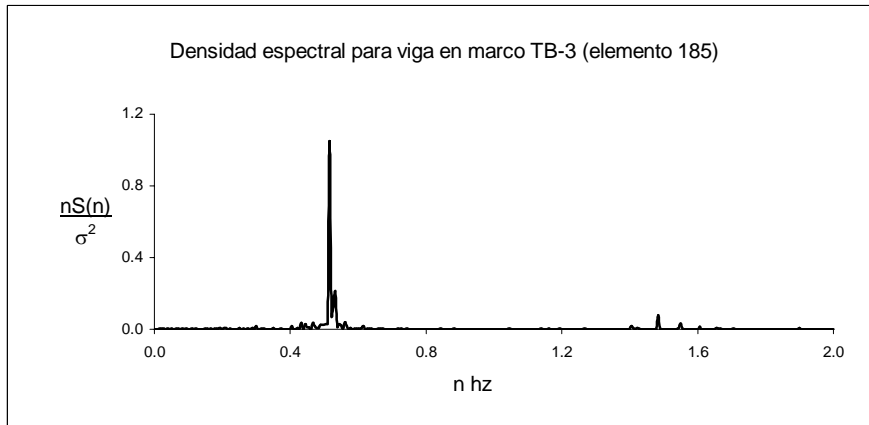


Figura 8.5. Espectro de potencia, momento en TB-3

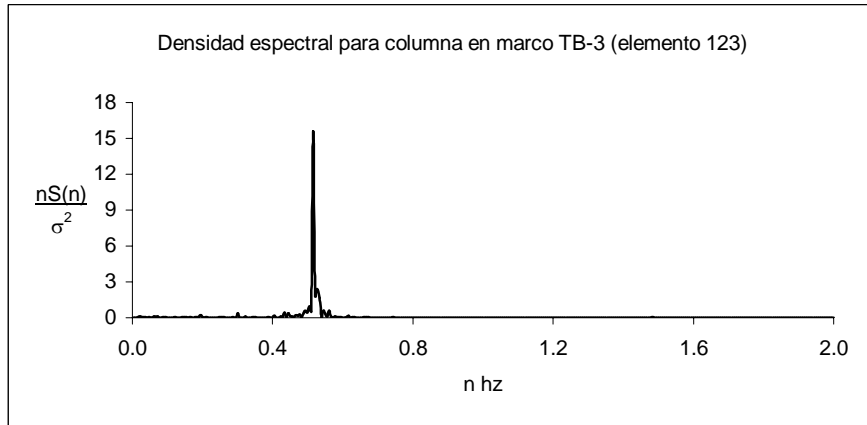


Figura 8.6. Espectro de potencia, momento en TB-3

La figura 8.7 muestra la localización de los elementos citados en las figuras 8.1-8.3 y 8.4-8.6, para TB-1 y TB-3, respectivamente.

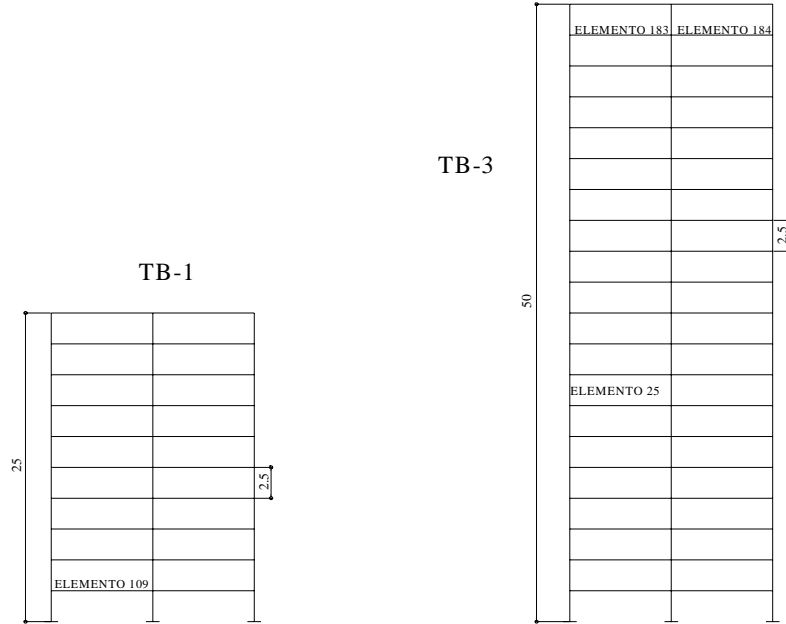


Figura 8.7. Localización de elementos citados en figuras 8.7 a 8.12, en TB-1 y TB-3

En el intervalo de alta frecuencia, la respuesta estructural de vigas y columnas se caracteriza por la presencia de modos locales de vibración, como puede verse en la figura 8.8

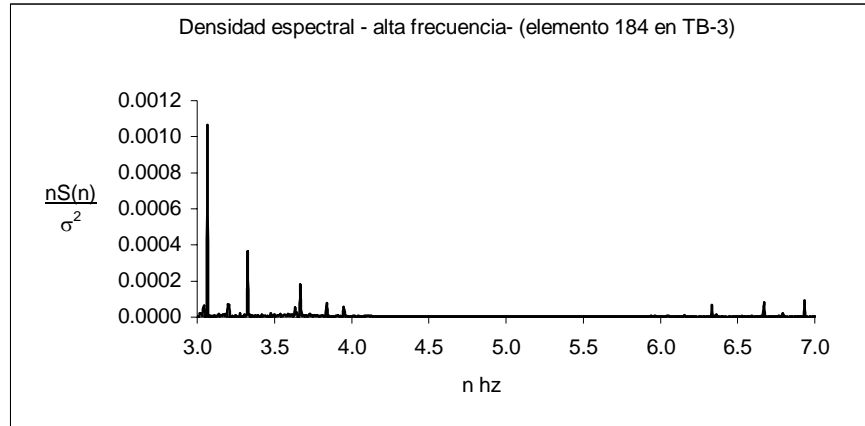


Figura 8.8. Intervalo de alta frecuencia en espectro de potencia

Estos resultados indican que el modo fundamental de vibración de un marco influye en mayor medida en la distribución de frecuencias de respuesta dinámica elementos aislados, y que los modos superiores tienen un efecto secundario. La contribución a la respuesta total del primer modo está por encima del 75% en todos los casos (ver tabla 8.1).

8.2 Series de Tiempo Normalizadas y en forma Gráfica

Con base en el análisis de marcos discutido en el capítulo 7, se seleccionaron 5 series de tiempo para ensamblar el espacio de salida, uno por cada tipo de marco; estas series se normalizaron para tener un valor medio nulo y varianza unitaria ($\mu=0, \sigma^2=1$). Su espectro de potencia presenta la distribución de frecuencias característica de los elementos en el marco correspondiente. El gráfico de cada uno de los 5 tipos de marco se empleó para aplicar la técnica de reconocimiento de imágenes descrita en el capítulo 4; el vector formado originalmente por constantes que representan la contribución de cada gráfico al espacio de salida, se aumentó para integrar los valores de la media y varianza de cada elemento, de manera individual, de manera que el vector Ω contiene 7 valores y se denomina Ω^* :

$$\Omega^* = \{r_m, \sigma_2, w_1, w_2, \dots, w_n\} \quad (8.1)$$

Estos vectores de pequeña dimensión se utilizaron para entrenar la RNA, la cual acepta un vector de entrada con los valores numéricos de velocidad local, factor de topografía, y altura del marco, $V_m, K,$ y $H,$ respectivamente. El espacio de salida se representó gráficamente en la figura 8.9, el cual se obtuvo a partir de las respectivas series de tiempo de momento flexionante normalizadas. Si estos gráficos se proyectan en un espacio cartesiano en tercera dimensión, la intensidad del color define su coordenada vertical, es decir, los tonos oscuros y claros representan bajo y alto relieve respectivamente, lo cual es consistente con la distancia numérica entre valores discretos de la series de tiempo. La diferencia entre bajo y alto relieve varía en 120 kN-m para momento, 15 y 20 kN para cortante y fuerza axial, y 1 m para desplazamiento; por tal motivo, el color en la figura 8.9 es diferente del que se muestra en la figura 7.4, capítulo 7. La distribución de tonalidades en la figura 8.9 muestra que hay patrones bien definidos en la información, aunque su versión numérica (vector Γ definido en el capítulo 4, y representado en la figura 7.7 en el capítulo 7), se ha empleado para llevar a cabo las operaciones matemáticas necesarias. En el espacio de salida, el ejemplo del marco TB-5 corresponde a series de tiempo con los valores más altos; este marco tiene la mayor demanda de resistencia a fuerzas y desplazamientos inducidos por el viento, lo cual explica su baja intensidad de colores.

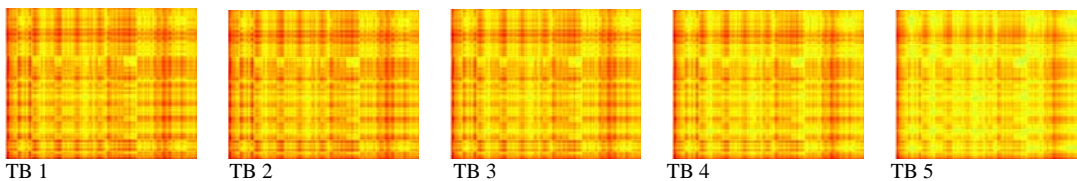


Figura 8.9. Gráficos considerados en espacio de salida

Algunas características importantes a notar en el espacio de salida:

- i. Los gráficos tienen similitudes, como la distribución de tonos de acuerdo con la demanda de resistencia del marco.
- ii. El espectro de potencia contiene la frecuencia fundamental de la respuesta interna de vigas y columnas, la cual coincide con la frecuencia fundamental del sistema estructural al que pertenecen. Esta característica no es explícita en los gráficos, ya que estos son representaciones de series de tiempo, y no de espectros de potencia.
- iii. El número de elementos que lo forman es pequeño, lo cual simplifica el procesamiento de información y la ejecución del algoritmo de reconocimiento de imágenes de la referencia [8.2].

8.3 Conjunto de Datos de Entrenamiento de la RNA implementada con reglas condicionales

La figura 8.10 muestra la estructura general de la red y sus vectores de entrada y salida.

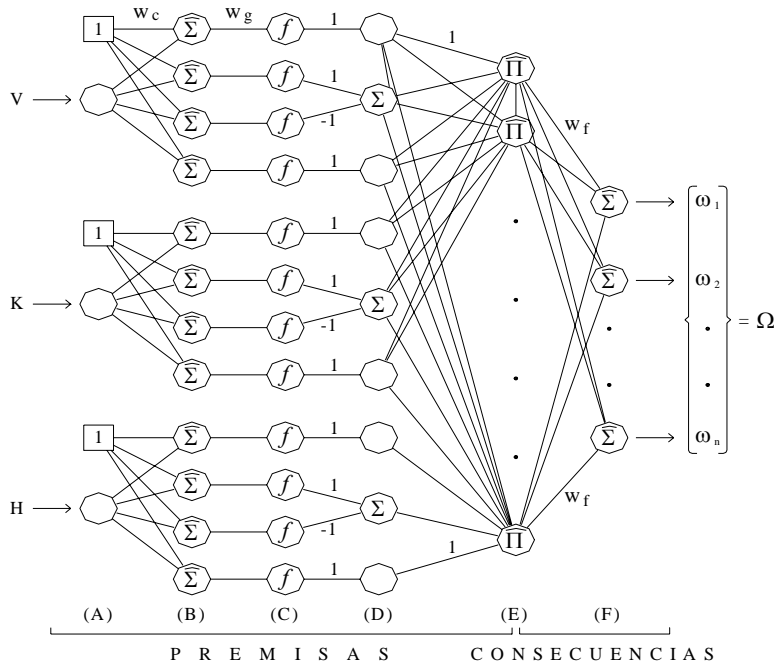


Figura 8.10. RNA para estimar la respuesta dinámica de elementos

Como se indicó en la sección 7.1, capítulo 7, se llevó a cabo el análisis de 5 tipos de marcos, cargados lateralmente por la acción del viento, para 6 niveles de velocidad media local: 0.5, 10, 20, 30, 40 y 50 m/s, y 4 categorías de rugosidad del suelo: terreno plano, campo abierto, suburbio, y centro de ciudad, lo cual suma 120 casos de entrenamiento por marco. Este análisis se realizó al introducir series de viento de 3 minutos de duración, para un análisis paso a paso, el cual proporcionó series de tiempo de respuesta, que se procesaron de acuerdo a las secciones anteriores, para finalmente definir datos para entrenar la RNA. La tabla 8.3 presenta una muestra de 5 de 120 líneas (una por tipo de

marco), las cuales forman el grupo de entrenamiento de entrada y salida del elemento 1.

Entrada			Salida						
V	K	H	r_m	σ^2	ω_1	ω_2	ω_3	ω_4	ω_5
0.5	1	25	14.93	13.55	328.02	-1450.68	184.48	437.09	-351.16
0.5	2	30	20.90	100.98	-635.03	-318.65	-557.10	-511.91	1229.05
0.5	3	50	23.50	88.87	-1228.28	641.91	247.68	401.56	-795.19
0.5	4	60	36.12	1364.65	850.01	435.87	-976.96	-440.35	-648.78
0.5	4	75	25.55	322.72	685.27	691.54	1101.89	113.61	566.09

Tabla 8.3. Entrada-salida para entrenar RNA (elemento 1)

Cada línea de la tabla muestra los componentes del vector Ω^* (ecuación 8.1). El número total de elementos en los 5 tipos de marco es de 990, de manera que hay 118800 transferencias del espacio de entrada hacia el de salida, por espacio de salida (como se indicó antes, hay 4 espacios de salida con idéntica estructura: momento, cortante, fuerza axial y desplazamiento).

8.4 Transferencia en la RNA

La precisión de transferencia que se debe realizar con la RNA depende la relación entrada-salida presentada en la tabla 8.3. Las figuras 8.11(a) y (b) muestran la variación del valor promedio y varianza de la respuesta (r_m and σ^2) de una viga o columna, respecto a la velocidad media local.

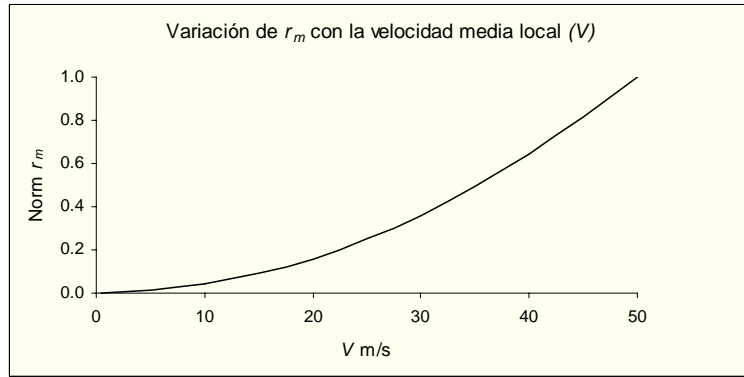


Figura 8.11(a). Variación de r_m , con velocidad media local

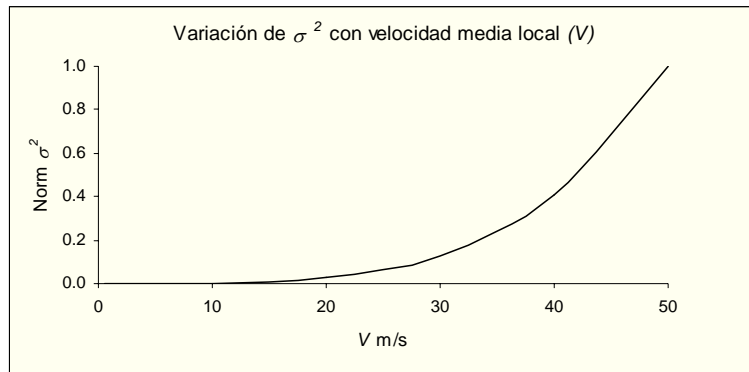


Figura 8.11(b). Variación de σ^2 , con velocidad media local

La variación de las curvas representadas en las figuras anteriores es suave; sin embargo, la variación de fuerzas internas en relación a la altura del marco no se puede representar con una sola curva, como se observa en la figura 8.12.

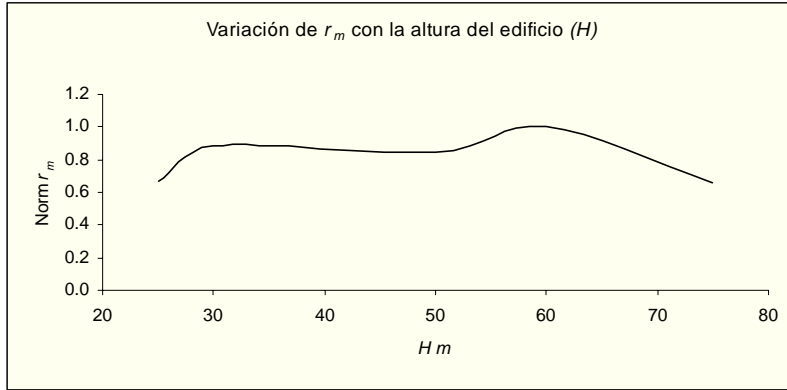


Figura 8.12. Variación de fuerzas internas con la altura del marco

Curvas similares se presentan en la figura 8.13, que representan los valores de w_i $\{i=3, \dots, 7\}$ tomados del vector Ω^* , el cual forma parte del espacio de salida.

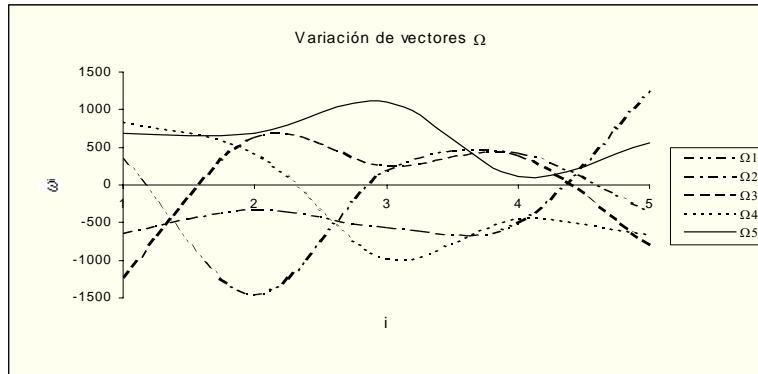


Figura 8.13. Vectores Ω^* en espacio de salida

La variación del vector Ω^* respecto a la altura del marco se ha representado en la figura 8.14, donde se observa que de izquierda a derecha, al seguir una línea horizontal, no hay un orden aparente (los valores pasan de + a - sin posibilidad de predicción). Sin embargo la RNA ha sido capaz de transferir valores del espacio de entrada hacia el de salida, sin errores significativos.

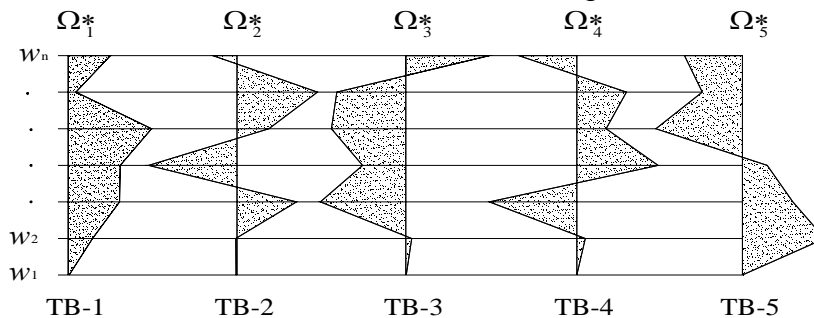


Figura 8.14. Comportamiento heterónimo del vector Ω^* , obtenido al cambiar TB

8.5 Comentarios

Se presentó el criterio seguido para ensamblar el espacio de salida de la RNA implementada con reglas condicionales, el cual se basa en el espectro de potencia de respuesta de miembros internos de los marcos planos. Con base en este criterio, se calcularon series de tiempo normalizadas ($r_m=0$, $\sigma^2=1$), las cuales tienen la distribución de frecuencias del espectro de potencia de los elementos del marco correspondiente. Las series normalizadas se utilizaron para definir el espacio de salida, el cual incluye el vector Ω y los valores de media y varianza de la respuesta de cada miembro; este conjunto de valores se ha nombrado vector Ω^* , y junto con los datos del viento local, forman el conjunto de datos de entrenamiento de la red neuronal.

La similitud entre la distribución de frecuencia del espectro de potencia de vigas y columnas dentro de un marco plano, en combinación con la mayor contribución a la respuesta total del primer modo (mayor al 75% en todos los marcos), ha permitido el ensamble de un espacio de salida simplificado. La forma del espectro de potencia es común en los elementos forman parte del mismo marco, en los 4 espacios de salida: momento, cortante, axial y desplazamiento. Por otro lado, el grado de dificultad para transferir datos desde el espacio de entrada al de salida en la RNA, lo cual influye de manera importante en la arquitectura y arreglo de neuronas en el modelo, puede inferirse a partir de la observación de los gráficos de las series de tiempo de las soluciones que forman el espacio de salida. Los gráficos tienen una estructura que puede ser ordenada o no: una estructura ordenada, común entre éstos, indica que la transferencia se realizará con márgenes de error que dependerán del proceso de entrenamiento; en caso contrario, la RNA podría tener problemas para calcular datos de salida a partir de la información que se presenta en la capa inicial.

Referencias

- [8.1] Eckmann J P, Kamphorst O S, Ruelle D, Recurrence plots of dynamical systems, Europhysics Letters 4(9), pp. 973-977, 1987
- [8.2] Turk M., Pentland A., *Eigenfaces for Recognition*, Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3 (1), 1991.

9. RESPUESTA DINÁMICA DE MARCOS PLANOS

En este capítulo se presentan resultados del análisis de los marcos planos descritos en el capítulo 7, obtenidos a partir de la metodología propuesta en esta investigación, para simular la respuesta dinámica de estructuras. El cálculo inicia al simular series de viento que luego se transforman en cargas laterales y se introducen a un programa de análisis como LUSAS [9.1]; los resultados del análisis se utilizan para el entrenamiento de una RNA implementada con reglas condicionales (ver capítulos 3, 7 y 8), la cual simula historias de fuerzas internas y desplazamientos de los miembros que forman los marcos. Durante este proceso se construyeron dos redes neuronales artificiales: la primera para determinar el régimen de viento en un sitio específico, y la segunda para calcular la respuesta dinámica de marcos. Los resultados del trabajo se presentan a continuación en forma de series de viento de 3 minutos de duración, y espectros de potencia.

9.1 Casos Simulados y Descripción de Metodología

Del análisis realizado con el programa LUSAS se obtuvieron fuerzas internas y desplazamientos de vigas y columnas, al combinar los casos que se muestran en la tabla 9.1, al aplicar el procedimiento de la figura 9.1.

	TB-1 (H=25m)	TB-2 (H=30)	TB-3 (H=50)	TB-4 (H=60)	TB-5 (H=75)
	$K=1, \dots, K=4$	$K=1, \dots, K=4$	$K=1, \dots, K=4$	$K=1, \dots, K=4$	$K=1, \dots, K=4$
M	$V_1=0.5 \text{ m/s}$ $V_2=10$ $V_3=20$ $V_4=30$ $V_5=40$ $V_6=50$	V_1-V_6	V_1-V_6	V_1-V_6	V_1-V_6
Similar para M, V, P, D (Momento, Cortante, Fuerza Axial, y Desplazamiento)					

Tabla 9.1. Parámetros que definen las condiciones de carga analizadas

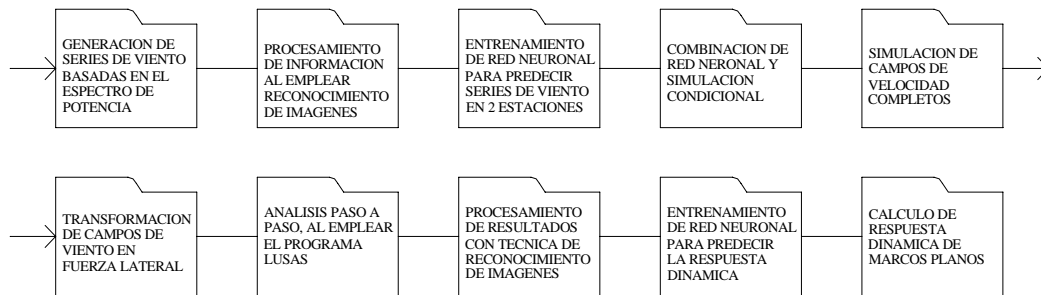


Figura 9.1. Metodología para simular respuesta dinámica de marcos

Con base en la tabla 9.1, se efectuaron 8 simulaciones, 6 para fuerzas internas y 2 para desplazamiento, con combinaciones al azar de velocidad media local (V_m) y rugosidad del suelo (K). La estimación del vector Ω^* , hecha por la red, se utilizó para reconstruir las series de respuesta finales. La tabla 9.2 muestra los vectores de entrada y salida de las 8 simulaciones.

	Vector de entrada					Vector de salida					
	V_m	K	TB	Elemento	r_m	σ^2	ω_1	ω_2	ω_3	ω_4	ω_5
M	6	2	1	14	0.06729	0.37813	0.942	0.000	0.866	1.000	0.582
	5	2	5	207	0.45662	0.05104	0.621	0.627	1.000	0.103	0.513
V	1	4	3	80	0.50880	0.00040	0.000	1.000	0.789	0.871	0.231
	3	2	4	179	0.68930	0.17237	1.000	0.773	0.000	0.293	0.179
P	4	1	2	19	0.49420	0.00013	0.000	0.169	0.041	0.066	1.000
	1	2	4	192	0.46058	0.00818	1.000	0.773	0.000	0.293	0.179
D	2	3	1	6	0.77182	0.57937	0.942	0.000	0.866	1.000	0.582
	2	4	2	2	0.22820	0.04736	0.000	0.169	0.041	0.066	1.000

Tabla 9.2. Entrada y salida de la RNA, 4 casos simulados (Los valores de salida están normalizados para un máximo de 1)

9.2 Resultados de la Simulación

Las siguientes figuras muestran el espectro de potencia de las series original y simulada durante 3 minutos de duración, así como la media y varianza en cada ejemplo. Después de los espectros de potencia, se comparan de series de tiempo resultantes.

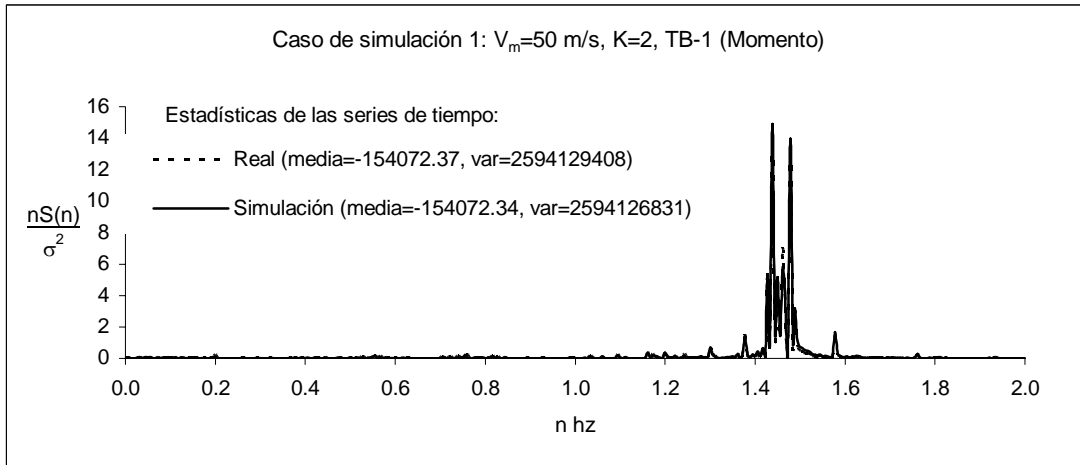


Figura 9.2. Espectro de potencia, simulación 1

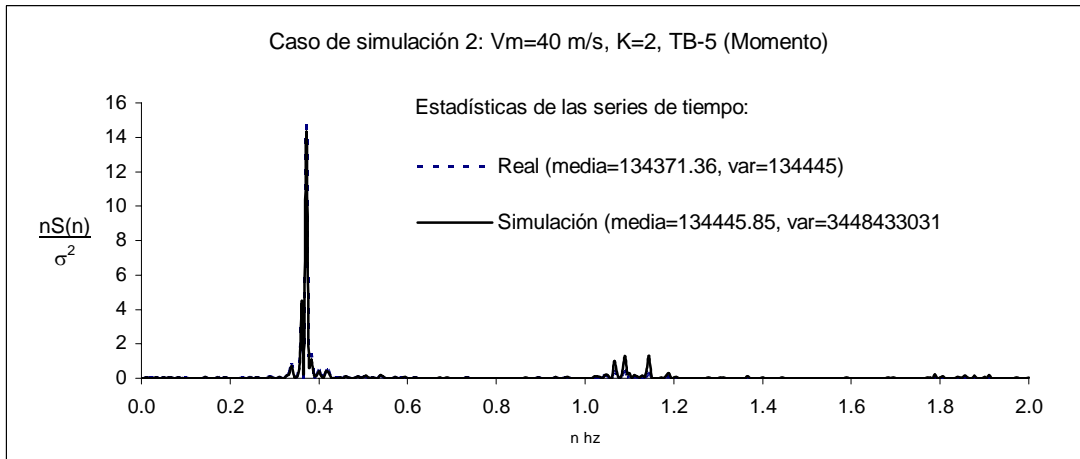


Figura 9.3. Espectro de potencia, simulación 2

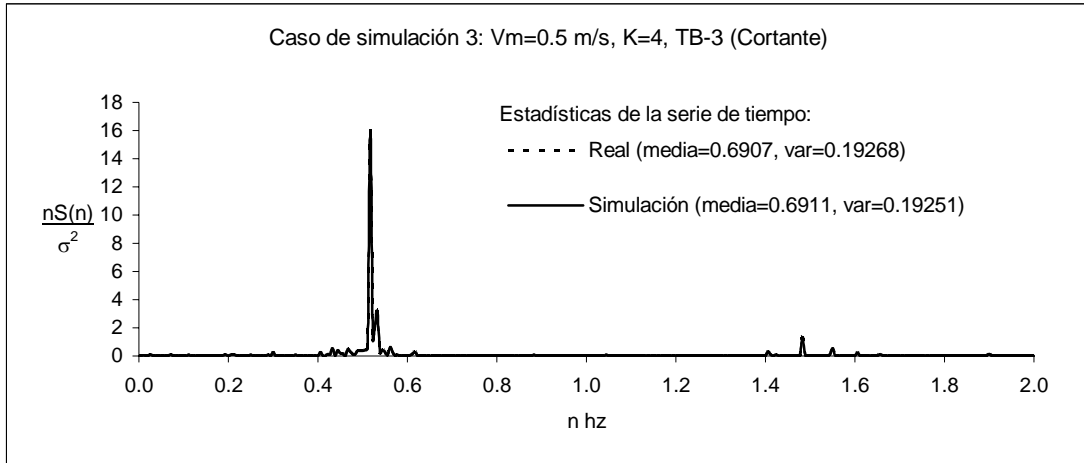


Figura 9.4. Espectro de potencia, simulación 3

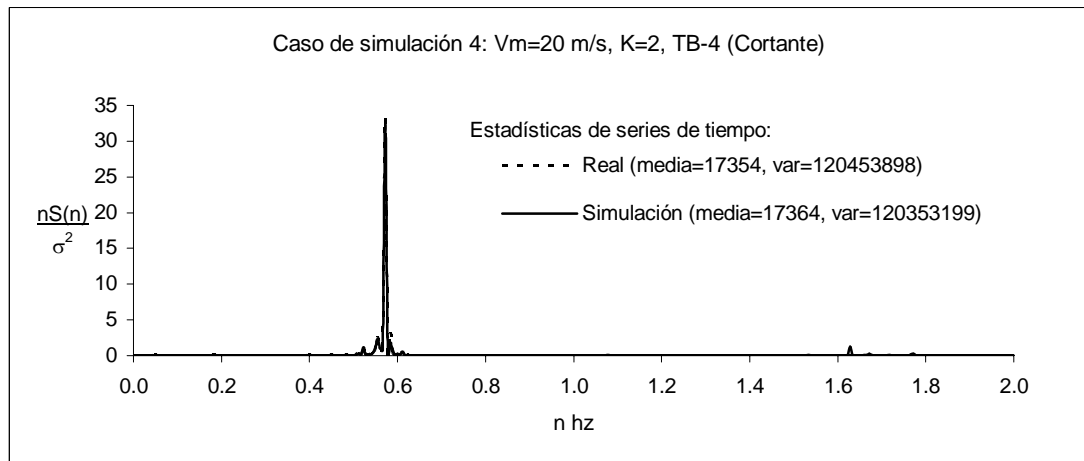


Figura 9.5. Espectro de potencia, simulación 4

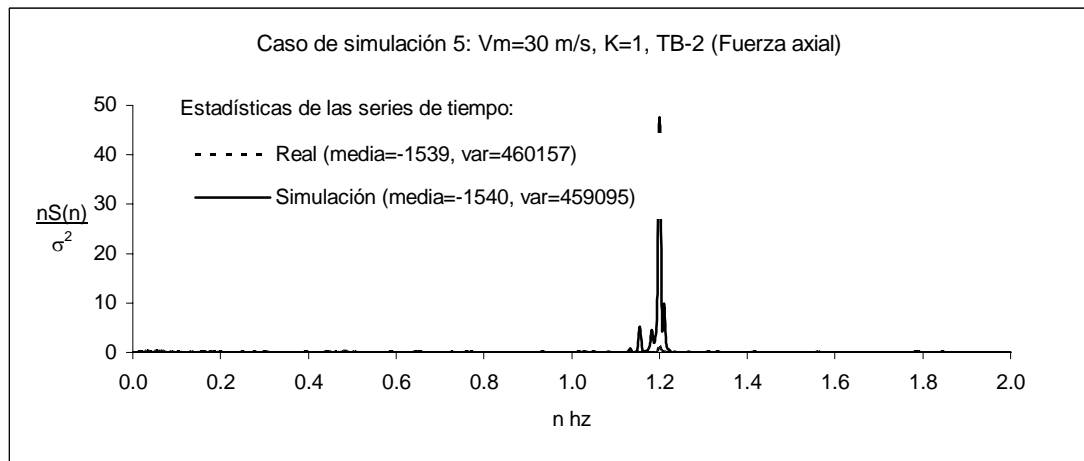


Figura 9.6. Espectro de potencia, simulación 5

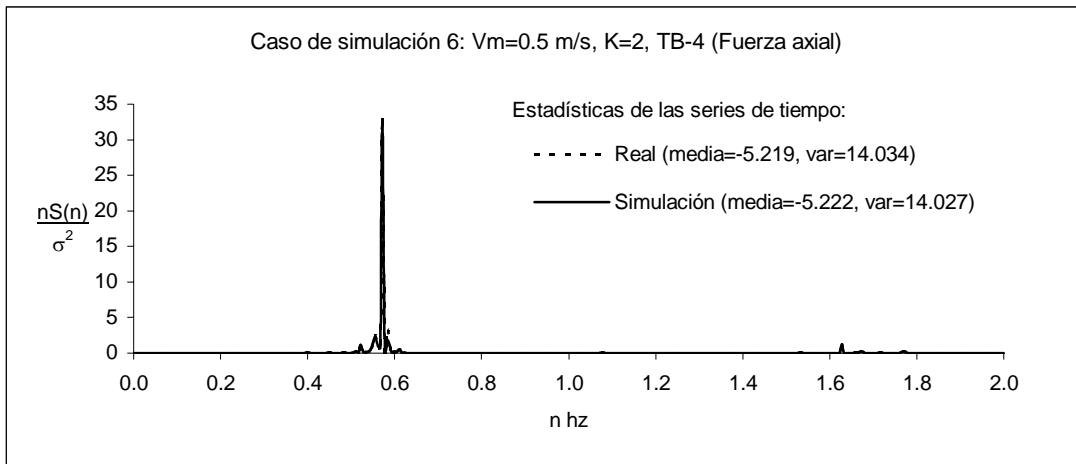


Figura 9.7. Espectro de potencia, simulación 6

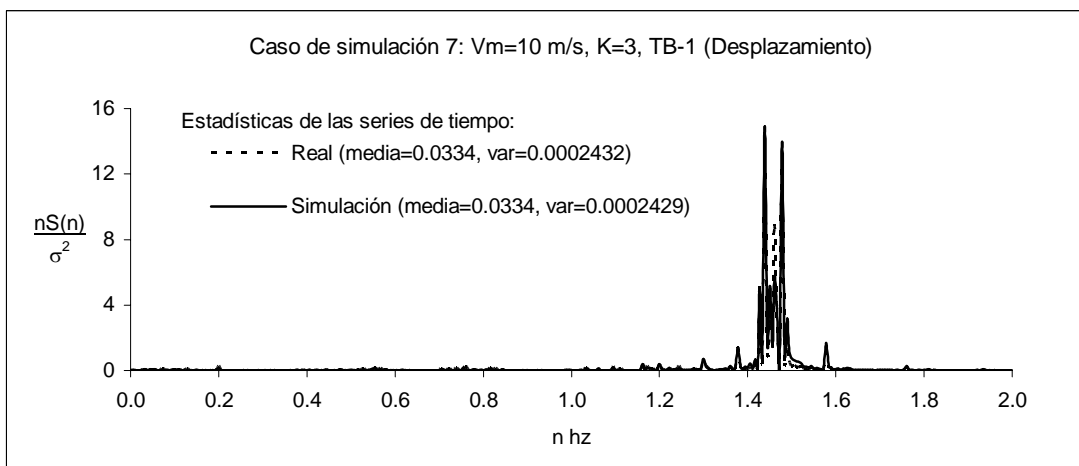


Figura 9.8. Espectro de potencia, simulación 7

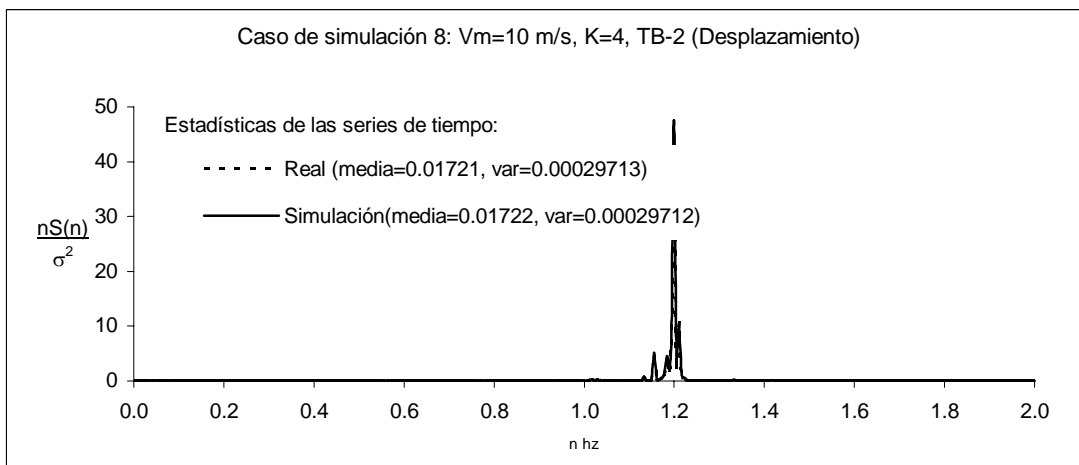


Figura 9.9. Espectro de potencia, simulación 8

Las frecuencias de los valores máximos en las figuras 9.2 a 9.9 coinciden con la frecuencia fundamental de vibración del marco; la media y varianza corresponden a las series de tiempo a partir de las cuales se calcularon espectros de potencia. En las series de tiempo los valores instantáneos de

velocidad difieren para el caso real y simulado, como se muestra para el primer minuto de respuesta del marco TB-1 en la figura 9.10. Esta diferencia no es significativa, ya que las propiedades estadísticas se mantienen.

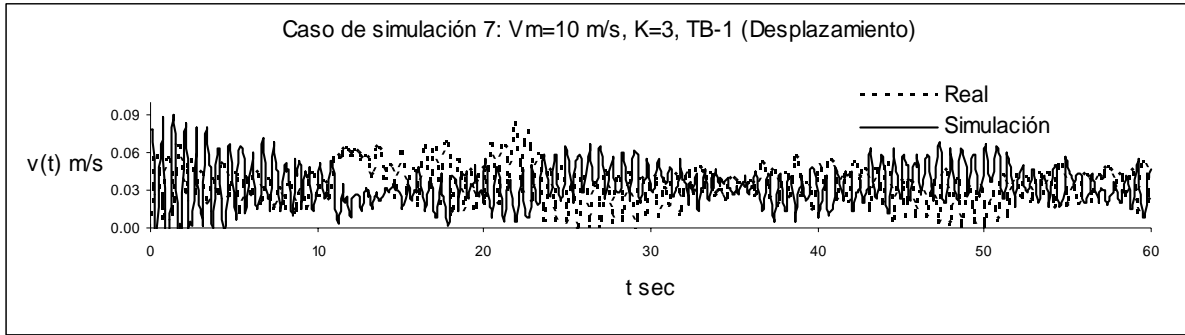


Figura 9.10. Series de tiempo, caso de simulación 7 (típico)

9.3 Respuesta en Intervalo de Alta Frecuencia

Las figuras 9.2 a 9.9 no muestran la región de alta frecuencia; esta región se muestra en las figuras 9.11 a 9.18, para los 8 casos simulados.

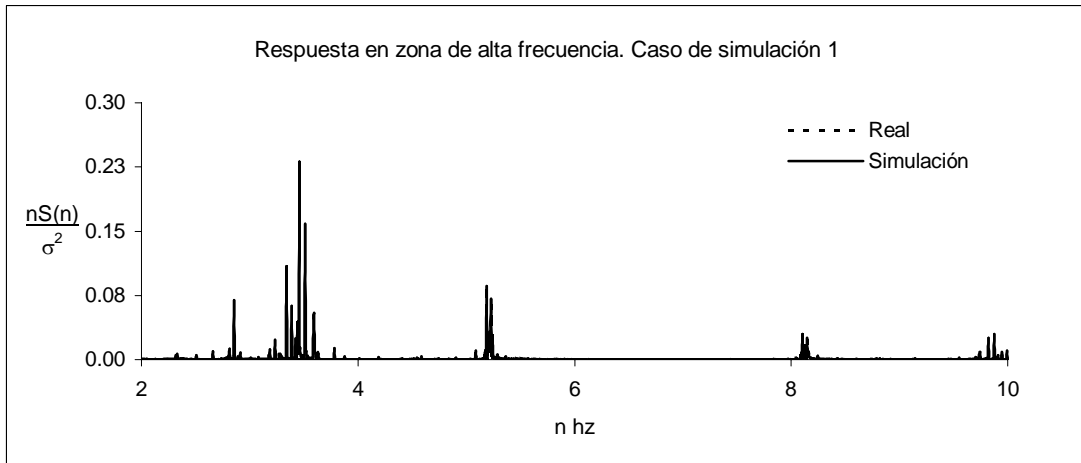


Figura 9.11. Espectro de potencia en región de alta frecuencia, simulación 1

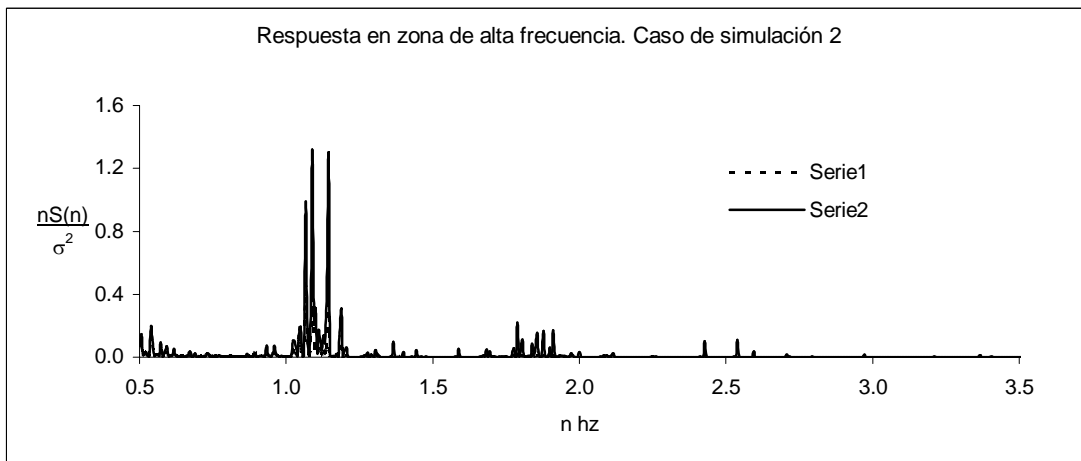


Figura 9.12. Espectro de potencia en región de alta frecuencia, simulación 2

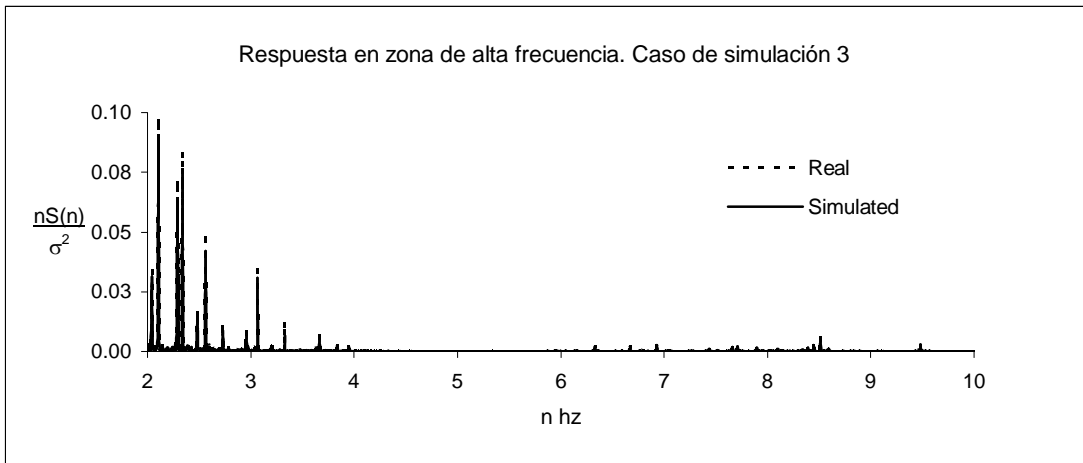


Figura 9.13. Espectro de potencia en región de alta frecuencia, simulación 3

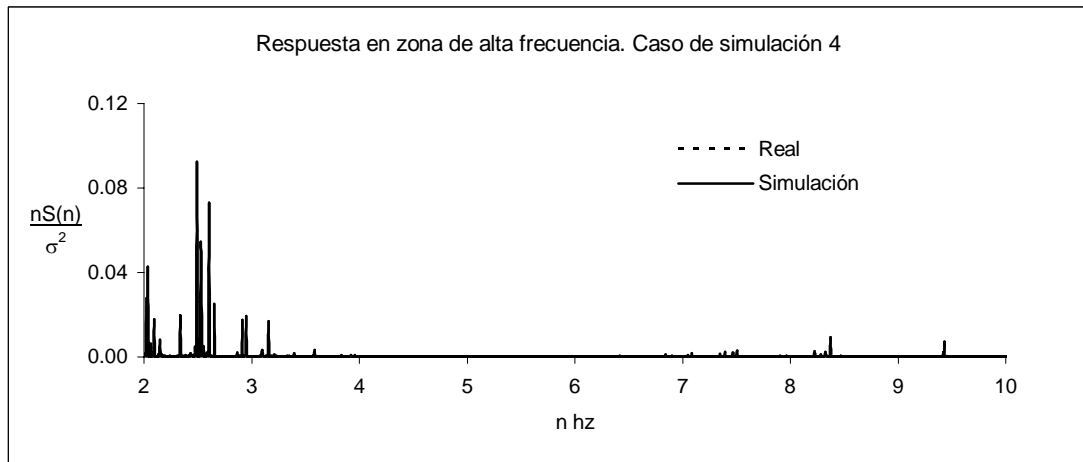


Figura 9.14. Espectro de potencia en región de alta frecuencia, simulación 4

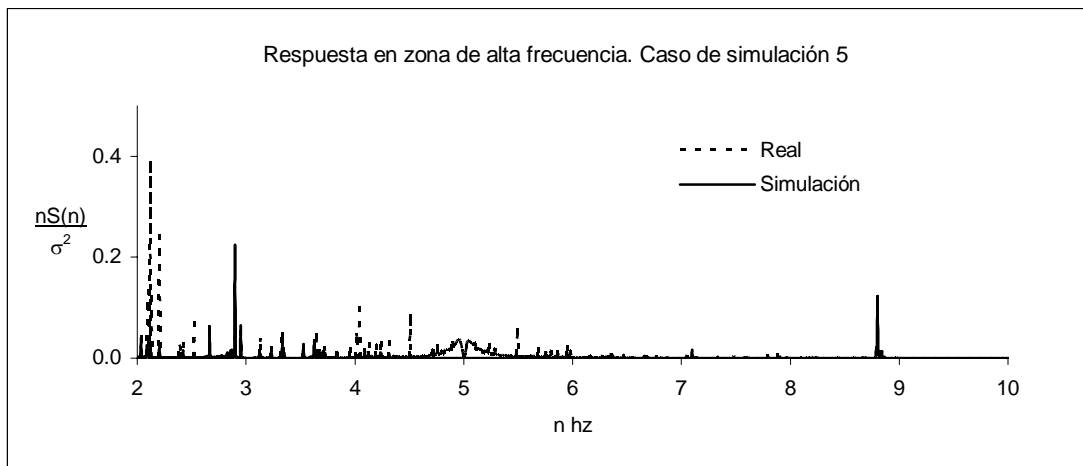


Figura 9.15. Espectro de potencia en región de alta frecuencia, simulación 5

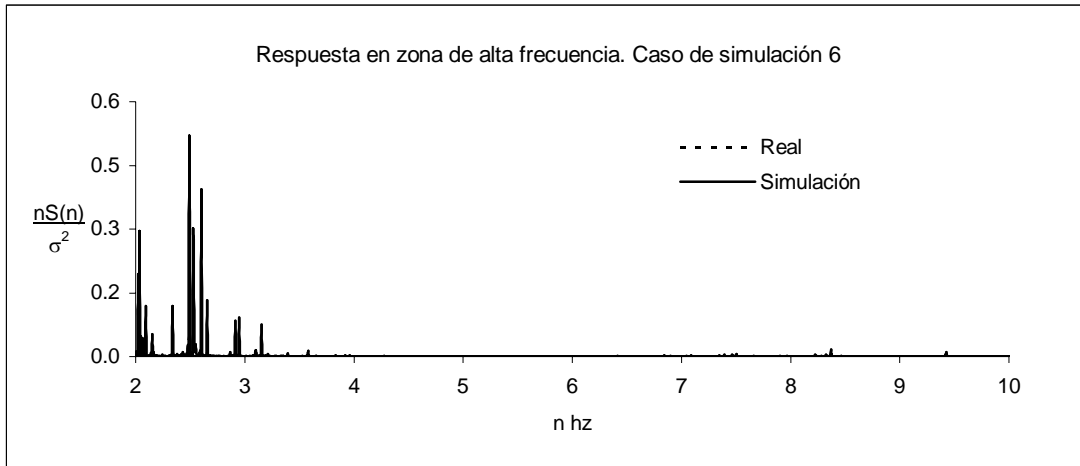


Figura 9.16. Espectro de potencia en región de alta frecuencia, simulación 6

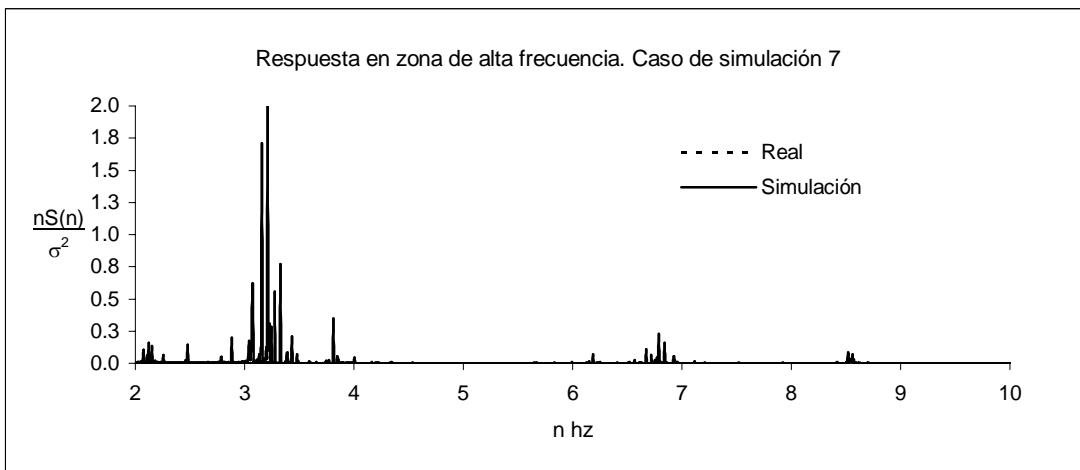


Figura 9.17. Espectro de potencia en región de alta frecuencia, simulación 7

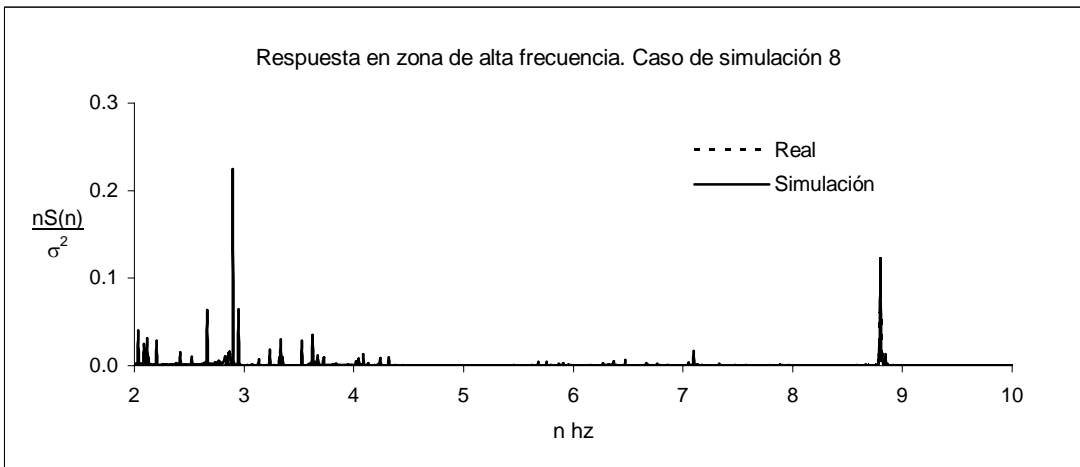


Figura 9.18. Espectro de potencia en región de alta frecuencia, simulación 8

9.4 Ejemplos fuera del espacio de entrada

La información empleada para entrenar la red, definió el espacio de entrada y su correspondiente salida. El sistema hace predicciones lógicas mientras que el vector de entrada se ubique dentro del intervalo de entrenamiento; de otra manera la RNA proporciona valores nulos a partir de los cuales no es posible reconstruir series de tiempo. Esta limitación puede inferirse de la definición de los conjuntos difusos dada en la sección 7.2 del capítulo 7; se puede observar en la figura 7.2, que los valores de velocidad menores o mayores al intervalo en que se definen los conjuntos difusos tienen valor nulo. La relación de transferencia entre los espacios de entrada y salida hecha por la RNA se muestran en la figura 9.19.

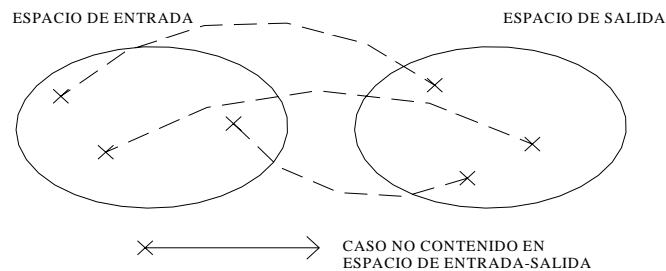


Figura 9.19. Espacio de entrada y salida en RNA

9.5 Comentarios

Este capítulo muestra los resultados que concluyen la aplicación del procedimiento descrito en el trabajo de investigación, para simular la respuesta de marcos planos ante la acción del viento. Los resultados obtenidos se han verificado a través de un análisis espectral y estadístico de la respuesta, el cual ha mostrado que la distribución de frecuencias en el espectro de potencia de respuesta es similar para los resultados del análisis obtenidos con el programa LUSAS, y los simulados, y se reproducen las propiedades estadísticas de las series de tiempo originales. La precisión de simulación es alta, al reproducir la influencia del modo fundamental de vibración en la respuesta de elementos, aunque se obtiene menor precisión al reproducir los modos superiores de vibración; sin embargo, éstos tienen poca influencia sobre la respuesta total. El trabajo de investigación en conjunto muestra que las redes neuronales artificiales se pueden utilizar para resolver problemas de ingeniería civil. Las redes son de gran utilidad cuando no se dispone de modelos analíticos para determinar la respuesta de un sistema ante excitaciones externas, o para resolver problemas de clasificación de información. Este trabajo de investigación ha hecho uso de las RNA's, de manera combinada con otros algoritmos, como el de simulación condicional y el reconocimiento de imágenes, para dar lugar a un método de cálculo de respuesta estructural que conduce a la obtención de datos para diseño, basados en modelos teóricos que describen la estructura del viento observada durante mediciones.

9.6 Referencia

1. LUSAS, Solver Reference manual, Version 13.0.

APÉNDICE. EL ESPECTRO DE POTENCIA

A1. Generalidades

El espectro de potencia $S(n)$ es una medida del contenido de frecuencias armónicas de la señal en un intervalo que puede ir de cero a infinito, con una importante propiedad: el valor asociado al producto de banda angosta $S(n)\Delta f$ corresponde a la i -ésima componente del valor cuadrático medio de la señal en el dominio del tiempo $\langle x(t)^2 \rangle_i$. El valor medio de la señal se define con la ecuación (A1), donde K es el número total de frecuencias.

$$\langle x(t)^2 \rangle = \sum_{i=0}^K \langle x(t)^2 \rangle_i \quad (\text{A1})$$

Se enumeran tres formas para definir el espectro de potencia (EP): mediante la componente real de la transformada de Fourier, en términos de los coeficientes de Fourier de la serie de tiempo original, y en versión normalizada, al utilizar los coeficientes de Fourier; ver ecuaciones (A2)-(A4).

$$S(n) = 4 \int_0^{\alpha} R(\tau) \cos(2\pi n\tau) d\tau \quad (\text{A2}) \quad S(n) = \frac{1}{K\Delta t} [A_k^2 + B_k^2] \quad (\text{A3})$$

$$\bar{S}(n) = \sqrt{A_k^2 + B_k^2} \quad (\text{A4}) \quad R(\tau) = \langle x(t)x(t+\tau) \rangle \quad (\text{A5})$$

En (A2) τ es el tiempo de retraso para el cual se calculó la función de autocorrelación $R(\tau)$, definida en (A5). Los coeficientes de Fourier A_k y B_k , se relacionan con la serie original conforme a (A6), donde k y j son contadores de frecuencia y tiempo respectivamente, $Z(t)$ es la señal original como función de tiempo t , y K es el número total de frecuencias.

$$A_{ik} = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K Z(t_j) \cos\left[\frac{2\pi(k-1)(j-1)}{K}\right] \quad (\text{A6a})$$

$$B_{ik} = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K Z(t_j) \sin\left[\frac{2\pi(k-1)(j-1)}{K}\right] \quad (\text{A6b})$$

El estimador del EP se puede expresar en al menos 4 intervalos distintos:

- 1) Para frecuencias positivas, con valor cero y negativas
- 2) Para frecuencias discretas positivas y cero solamente
- 3) Frecuencias definidas en el intervalo de Nyquist, de $-n_c$ a n_c , donde n_c es la frecuencia crítica de Nyquist [A1]
- 4) De cero a n_c .

A2. Espectro de potencia de dos señales diferentes

Como ejemplo, se calculó el espectro de potencia (EP) de dos funciones distintas, para comparar resultados:

- Función armónica
- Serie de tiempo de velocidad de viento

En el primer ejemplo se consideró la función $F(t)=\text{sen}(2\pi t)$, figura A.1, cuya varianza calculada es $\sigma_{\phi(t)}=0.5$.

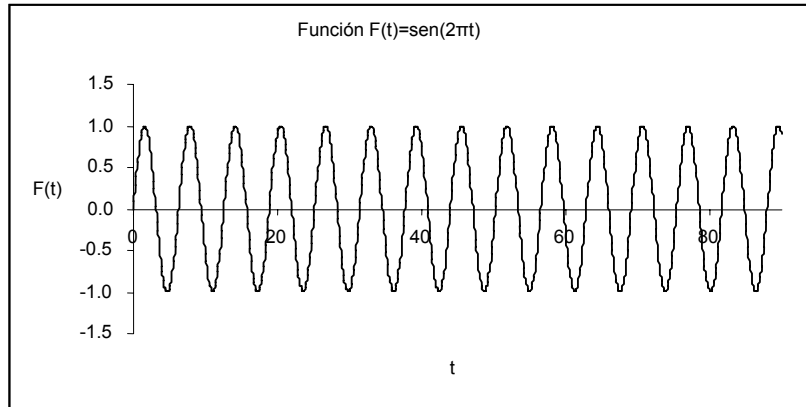


Figura A.1. Función armónica

Se aplicó el procedimiento de la ecuación (A6) para obtener los coeficientes de Fourier de la función, y el EP conforme las ecuaciones (A3) y (A4), ver figuras A.2 y A.3.

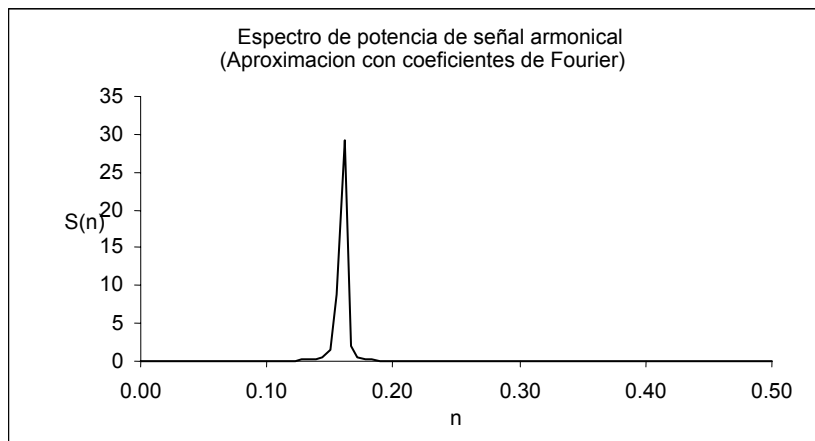


Figura A.2. $S(n)$, ecuación A3

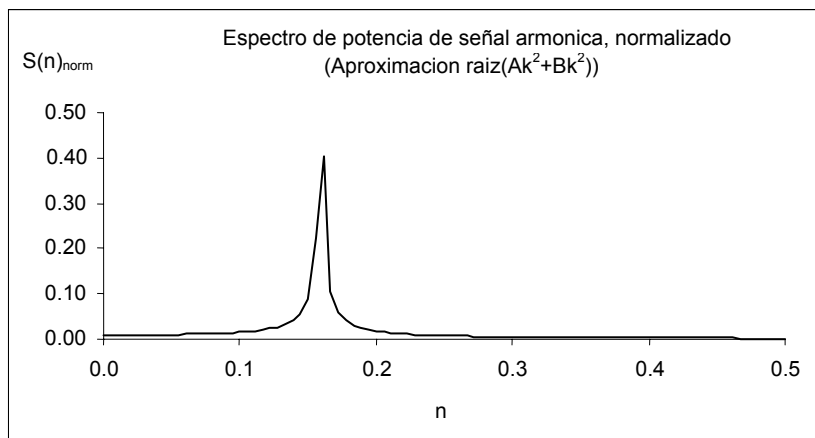


Figura A.3. $S(n)$ normalizado, ecuación A4

La varianza calculada a partir de la curva de la figura A.2 es $\sigma^2= 0.498$ (solución aproximada), valor similar a la varianza calculada a partir de la serie de tiempo: $\sigma^2_{F(t)}=0.5$. Por otro lado, la función de autocorrelación y correspondiente EP, se calcularon con las ecuaciones (A5) y (A2); ver figuras A.4 y A.5.

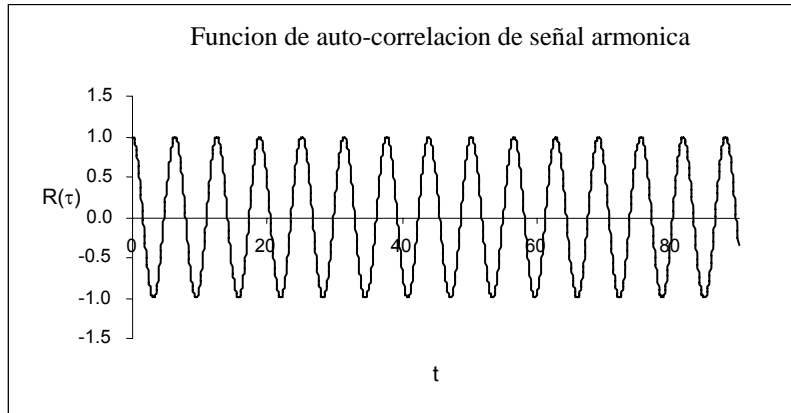


Figura A.4. Autocorrelación de la señal armónica

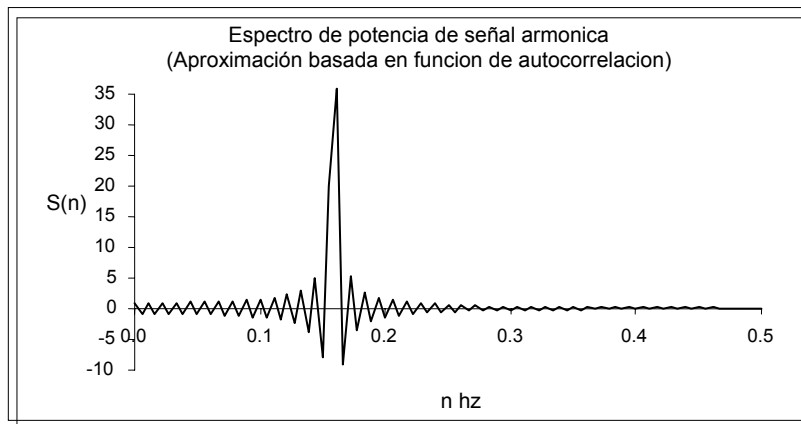


Figura A.5. S(n), ecuación A2

De la figura A.5: $\sigma^2= 0.498$, valor que coincide con el obtenido a partir de la curva de la figura A2, y el calculado a partir de la serie de tiempo. En la última versión del EP hay algunos valores negativos, debido a que la función seno contiene valores positivos y negativos. Esta fluctuación caracteriza el EP en el intervalo completo de frecuencias; aunque, el valor medio de las fluctuaciones debe ser igual a cero [A2].

A2.1. Espectro de potencia de respuesta

Al emplear series de tiempo simuladas como dato para el programa LUSAS, se calculó el EP normalizado, y dos versiones del EP de la respuesta dinámica del marco plano. Las figuras A.6 y A.7, muestran la versión normalizada, ecuación (A2), y la versión de la ecuación (A3).

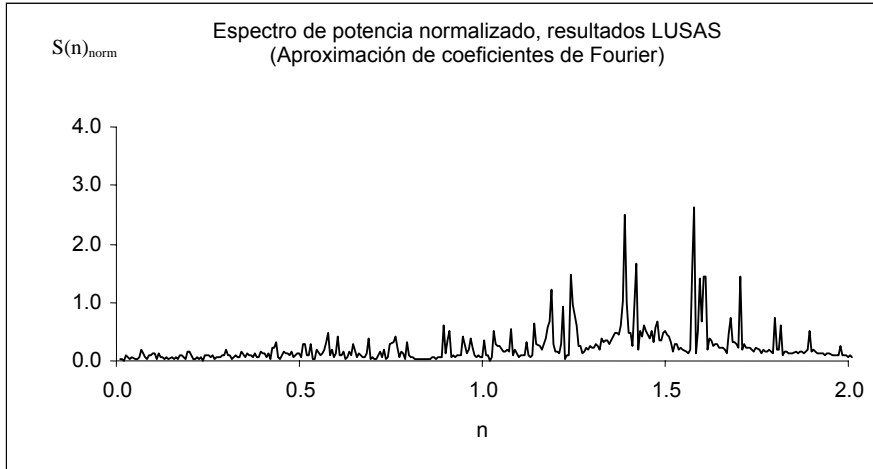


Figura A.6. Espectro normalizado, ecuación (A4)

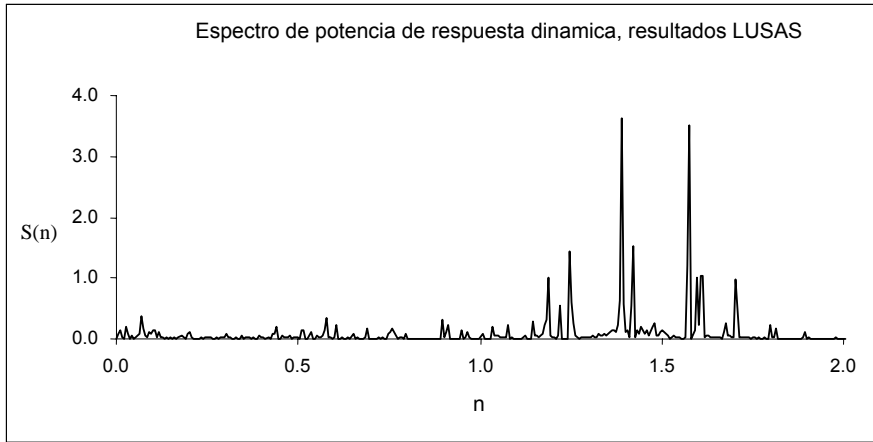


Figura A.7. Espectro de potencia de respuesta, ecuación (A3)

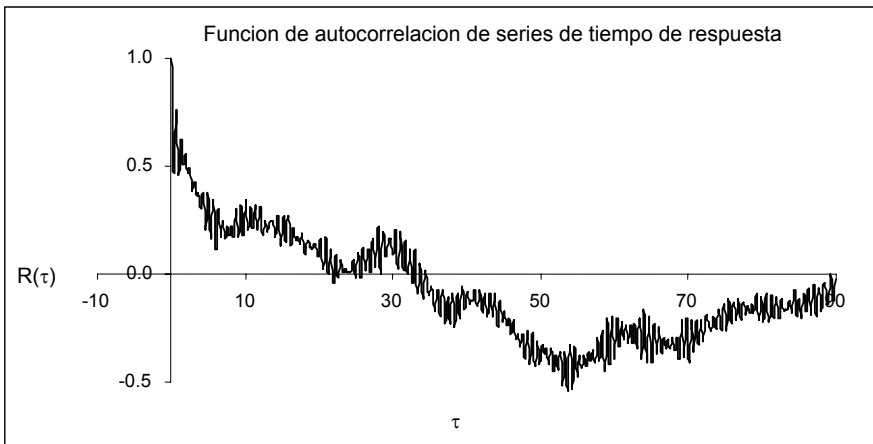


Figura A.8. Función de autocorrelación, ecuación (A5)

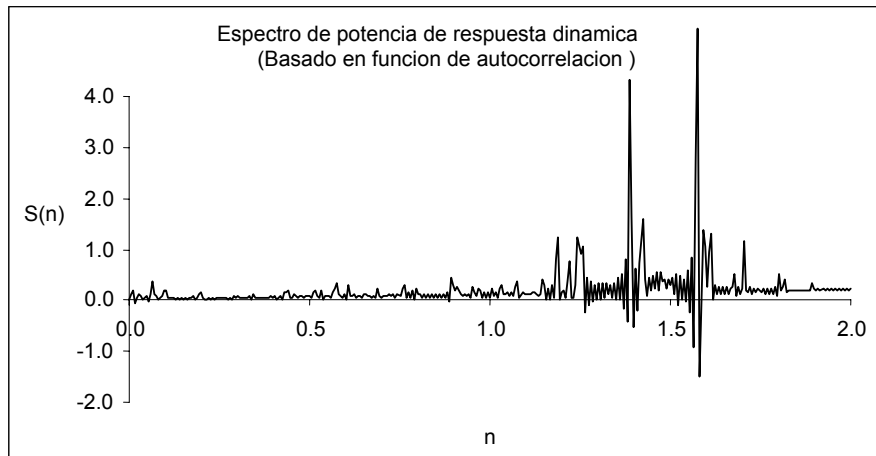


Figura A.9. Espectro de potencia de serie de tiempo, ecuación (A2)

Al emplear la curva de la figura A.7 se obtiene $\sigma^2 = 0.0186$, lo cual coincide con la varianza calculada en la serie de tiempo original: $\sigma^2 = 0.0193$; la diferencia entre ambos valores es del 3.7%. Las figuras A.8 y A.9, muestran la función de autocorrelación calculada con (A5), y el espectro correspondiente, definido en (A2). La figura A.9 muestra una distribución de frecuencias similar a la de las figuras A.6 y A.7.

Referencias

- A.1 Vanmarcke E., Heredia-Zavoni E., Fenton G., *Conditional simulation of spatially correlated ground motion*, Journal of Engineering Mechanics, 119 (11), November 1993
 A.2 Simiu Emil, Scanlan Robert, *Wind effects on structures*, John Wiley and Sons, Estados Unidos de América, 1978.

CASO: EXP

VARIANZA Y CORRELACIÓN CRUZADA

PUNTOS ALINEADOS EN X=0

COND_SM3		TEORICO	COND_SM3		TEORICO	COND_SM3		TEORICO	COND_SM3		TEORICO
Media[0]=	0.1969	0.0000	Varianza[0]=	119.8227	121.8300	Corr[0][1]=	-0.019251	0.023500	Corr[1][2]=	0.113157	0.001700
Media[1]=	-0.2360	0.0000	Varianza[1]=	62.7298	62.1300	Corr[0][2]=	-0.032605	0.012100	Corr[1][3]=	0.322850	0.101900
Media[2]=	0.0163	0.0000	Varianza[2]=	123.5328	121.8300	Corr[0][3]=	-0.062426	0.001700	Corr[1][4]=	0.938428	0.841800
Media[3]=	-0.0942	0.0000	Varianza[3]=	62.8951	62.1300	Corr[0][4]=	-0.031870	0.027600	Corr[1][5]=	0.755378	0.707200
Media[4]=	70.1322	70.7176	Varianza[4]=	65.2722	65.3149	Corr[0][5]=	-0.115138	0.032400	Corr[1][6]=	0.259255	0.592900
Media[5]=	70.2793	69.8814	Varianza[5]=	68.4142	68.4951	Corr[0][6]=	-0.218994	0.038100	Corr[1][7]=	0.289182	0.413900
Media[6]=	68.6829	69.0082	Varianza[6]=	71.5563	71.6743	Corr[0][7]=	-0.156089	0.053200	Corr[1][8]=	0.108056	0.237100
Media[7]=	67.3044	67.1339	Varianza[7]=	77.8405	78.0293	Corr[0][8]=	-0.395035	0.089600	Corr[1][9]=	0.455245	0.177700
Media[8]=	64.2091	63.9178	Varianza[8]=	87.2668	87.5503	Corr[0][9]=	0.148491	0.117600	Corr[1][10]=	0.340717	0.088200
Media[9]=	62.1030	62.0674	Varianza[9]=	91.9800	92.3035	Corr[0][10]=	-0.048097	0.231200	Corr[1][11]=	-0.328763	0.057900
Media[10]=	57.4307	56.7706	Varianza[10]=	102.9775	103.3628	Corr[0][11]=	0.001686	0.353400	Corr[1][12]=	-0.336868	0.037300
Media[11]=	52.2164	52.7200	Varianza[11]=	109.2615	109.6457	Corr[0][12]=	0.610547	0.566300	Corr[1][13]=	0.046032	0.029700
Media[12]=	48.1271	47.1160	Varianza[12]=	115.5459	115.8634	Corr[0][13]=	0.657353	0.738700			
Media[13]=	42.8390	43.0951	Varianza[13]=	118.6879	118.9117						
COND_SM3		TEORICO	COND_SM3		TEORICO	COND_SM3		TEORICO	COND_SM3		TEORICO
Corr[2][3]=	0.042492	0.023500	Corr[3][4]=	0.371512	0.084700	Corr[4][5]=	0.873909	0.840100	Corr[5][6]=	0.575723	0.838300
Corr[2][4]=	0.072445	0.001900	Corr[3][5]=	0.377935	0.070200	Corr[4][6]=	0.351468	0.704200	Corr[5][7]=	0.494696	0.585000
Corr[2][5]=	0.067774	0.002200	Corr[3][6]=	0.054467	0.058100	Corr[4][7]=	0.306000	0.491600	Corr[5][8]=	0.327168	0.334500
Corr[2][6]=	-0.277258	0.002500	Corr[3][7]=	-0.143904	0.039400	Corr[4][8]=	0.164667	0.281300	Corr[5][9]=	0.559321	0.250500
Corr[2][7]=	-0.426279	0.003300	Corr[3][8]=	-0.076369	0.021500	Corr[4][9]=	0.512730	0.210800	Corr[5][10]=	0.489677	0.123700
Corr[2][8]=	-0.312601	0.004800	Corr[3][9]=	-0.047758	0.015700	Corr[4][10]=	0.524660	0.104400	Corr[5][11]=	-0.158564	0.080800
Corr[2][9]=	-0.276348	0.005800	Corr[3][10]=	0.218968	0.007300	Corr[4][11]=	-0.225364	0.068300	Corr[5][12]=	-0.305251	0.051800
Corr[2][10]=	0.034930	0.008900	Corr[3][11]=	-0.328197	0.004600	Corr[4][12]=	-0.304681	0.043900	Corr[5][13]=	-0.164149	0.041100
Corr[2][11]=	0.290429	0.011000	Corr[3][12]=	-0.047144	0.002800	Corr[4][13]=	-0.017605	0.034900			
Corr[2][12]=	0.160300	0.012800	Corr[3][13]=	-0.387546	0.002200						
Corr[2][13]=	0.345886	0.013000									
COND_SM3		TEORICO	COND_SM3		TEORICO	COND_SM3		TEORICO	COND_SM3		TEORICO
Corr[6][7]=	0.813547	0.697800	Corr[7][8]=	0.773150	0.571000	Corr[8][9]=	0.696365	0.747000	Corr[9][10]=	0.415640	0.487200
Corr[6][8]=	0.785039	0.398800	Corr[7][9]=	0.718498	0.426900	Corr[8][10]=	0.246660	0.364600	Corr[9][11]=	0.046496	0.313300
Corr[6][9]=	0.632964	0.298500	Corr[7][10]=	0.037299	0.209500	Corr[8][11]=	0.189236	0.235200	Corr[9][12]=	-0.186458	0.195600
Corr[6][10]=	0.212604	0.147100	Corr[7][11]=	-0.112349	0.136000	Corr[8][12]=	-0.372040	0.147600	Corr[9][13]=	-0.052431	0.152500
Corr[6][11]=	0.081068	0.095900	Corr[7][12]=	-0.407552	0.086300	Corr[8][13]=	-0.484858	0.115500			
Corr[6][12]=	-0.252233	0.061200	Corr[7][13]=	-0.311602	0.068000						
Corr[6][13]=	-0.422787	0.048500									
COND_SM3		TEORICO	COND_SM3		TEORICO	COND_SM3		TEORICO	COND_SM3		TEORICO
Corr[10][11]=	0.383349	0.639900	Corr[11][12]=	0.442220	0.613700	Corr[12][13]=	0.627613	0.762900			
Corr[10][12]=	0.186564	0.394700	Corr[11][13]=	0.222816	0.470400						
Corr[10][13]=	0.051232	0.304500									

NOTA.- LOS VALORES MEDIOS DE LOS PUNTOS 0-3 CORRESPONDEN A LA INFORMACIÓN DE ENTRADA PARA EL PROGRAMA, QUE EN ESTE CASO SON SERIES DE VIENTO TURBULENTO CON MEDIA CERO

	$E[(Teóric-Sim)^2]$
MEDIA	0.2499
VARIANZA	0.0690
CORR_CRUZA	0.0603

Tabla 5.5. Comparativa integral de media, varianza y correlación cruzada, ejemplo 1 – Distribución vertical de puntos

Media[4]=	70.3369	69.8814	Varianza[4]=	68.4142	68.4951	Corr[0][5]=	0.175515	0.012400	Corr[1][6]=	-0.627732	0.052900
Media[5]=	48.6688	48.7413	Varianza[5]=	113.9746	114.3192	Corr[0][6]=	-0.052854	0.026200	Corr[1][7]=	0.161351	0.028800
Media[6]=	62.3949	62.0674	Varianza[6]=	91.9801	92.3035	Corr[0][7]=	0.466479	0.387700	Corr[1][8]=	0.510010	0.633300
Media[7]=	46.9515	47.1160	Varianza[7]=	115.5459	115.8634	Corr[0][8]=	-0.466381	0.013900	Corr[1][9]=	0.509615	0.085900
Media[8]=	71.8197	71.5201	Varianza[8]=	62.1300	62.1300	Corr[0][9]=	0.450355	0.005700	Corr[1][10]=	0.132443	0.002200
Media[9]=	67.8663	68.0939	Varianza[9]=	74.6984	74.8524	Corr[0][10]=	-0.163196	0.018800	Corr[1][11]=	-0.404931	0.177700
Media[10]=	37.0527	37.0000	Varianza[10]=	121.8300	121.8300	Corr[0][11]=	-0.252052	0.117600	Corr[1][12]=	0.000906	0.015700
Media[11]=	62.0892	62.0674	Varianza[11]=	91.9800	92.3035	Corr[0][12]=	0.080119	0.005800	Corr[1][13]=	0.178846	0.105500
Media[12]=	61.8936	62.0674	Varianza[12]=	91.9801	92.3035	Corr[0][13]=	-0.188364	0.015300			
Media[13]=	65.7517	66.1226	Varianza[13]=	80.9826	81.2047						

	COND_SM3	TEORICO		COND_SM3	TEORICO		COND_SM3	TEORICO		COND_SM3	TEORICO
Corr[2][3]=	0.042492	0.023500	Corr[3][4]=	0.386795	0.070200	Corr[4][5]=	0.222197	0.004200	Corr[5][6]=	-0.332078	0.052400
Corr[2][4]=	0.046358	0.002200	Corr[3][5]=	0.177063	0.041700	Corr[4][6]=	-0.654850	0.073200	Corr[5][7]=	0.061983	0.041000
Corr[2][5]=	0.564647	0.500300	Corr[3][6]=	-0.247828	0.052900	Corr[4][7]=	0.095419	0.039800	Corr[5][8]=	0.024949	0.005300
Corr[2][6]=	-0.282484	0.026200	Corr[3][7]=	-0.292531	0.003700	Corr[4][8]=	0.586727	0.445500	Corr[5][9]=	0.232995	0.041700
Corr[2][7]=	-0.298619	0.018700	Corr[3][8]=	0.240427	0.160900	Corr[4][9]=	0.577637	0.118800	Corr[5][10]=	0.446116	0.345800
Corr[2][8]=	-0.134067	0.002900	Corr[3][9]=	0.481165	0.276500	Corr[4][10]=	0.244052	0.002900	Corr[5][11]=	0.060991	0.012400
Corr[2][9]=	-0.109071	0.022600	Corr[3][10]=	0.113495	0.018100	Corr[4][11]=	-0.369620	0.250500	Corr[5][12]=	0.008039	0.220800
Corr[2][10]=	0.768714	0.643100	Corr[3][11]=	-0.517038	0.015700	Corr[4][12]=	-0.036494	0.021400	Corr[5][13]=	-0.144959	0.029400
Corr[2][11]=	0.074747	0.005800	Corr[3][12]=	0.479579	0.177700	Corr[4][13]=	0.014993	0.146700			
Corr[2][12]=	0.053131	0.117600	Corr[3][13]=	-0.444575	0.105500						
Corr[2][13]=	0.332142	0.015300									

	COND_SM3	TEORICO		COND_SM3	TEORICO		COND_SM3	TEORICO		COND_SM3	TEORICO
Corr[6][7]=	-0.180277	0.061300	Corr[7][8]=	-0.170036	0.028800	Corr[8][9]=	0.194696	0.137100	Corr[9][10]=	-0.034035	0.029700
Corr[6][8]=	-0.046567	0.085900	Corr[7][9]=	0.244148	0.012600	Corr[8][10]=	0.059906	0.003700	Corr[9][11]=	-0.539130	0.054600
Corr[6][9]=	-0.381806	0.190800	Corr[7][10]=	-0.450569	0.027300	Corr[8][11]=	0.131722	0.109400	Corr[9][12]=	0.267975	0.190800
Corr[6][10]=	-0.268648	0.035300	Corr[7][11]=	-0.046039	0.146400	Corr[8][12]=	0.013875	0.025600	Corr[9][13]=	-0.138067	0.377800
Corr[6][11]=	0.566940	0.268200	Corr[7][12]=	-0.287519	0.014400	Corr[8][13]=	0.124099	0.169400			
Corr[6][12]=	0.155306	0.268200	Corr[7][13]=	0.088550	0.034100						
Corr[6][13]=	0.005142	0.512800									

	COND_SM3	TEORICO		COND_SM3	TEORICO		COND_SM3	TEORICO
Corr[10][11]=	0.048361	0.007900	Corr[11][12]=	-0.265188	0.071900	Corr[12][13]=	-0.110206	0.143700
Corr[10][12]=	0.119902	0.087000	Corr[11][13]=	0.268577	0.143700			
Corr[10][13]=	0.161904	0.020300						

NOTA.- LOS VALORES MEDIOS DE LOS PUNTOS 0-3 CORRESPONDEN A LA INFORMACIÓN DE ENTRADA PARA EL PROGRAMA, QUE EN ESTE CASO SON SERIES DE VIENTO TURBULENTO CON MEDIA CERO

E[(Teóric-Sim) ²]	
MEDIA	0.0660
VARIANZA	0.0613
CORR_CRUZAI	0.0732

Tabla 5.6. Comparativa integral de media, varianza y correlación cruzada, ejemplo 2 – Distribución de puntos al azar

COMPARATIVA DE VALORES TEÓRICOS Y SIMULADOS

Media[0]=	COND_SM3 TEÓRICO	0.1290	0.0000	Varianza[0]=	COND_SM3 TEÓRICO	52.06	52.00	Correlacion[0][1]=	COND_SM3 TEÓRICO	0.406507	0.500429	Correlacion[1][2]=	COND_SM3 TEÓRICO	0.406484	0.5004
Media[1]=		-0.1014	0.0000	Varianza[1]=		49.11	49.06	Correlacion[0][2]=		1.000000	1.000000	Correlacion[1][3]=		0.495812	0.5376
Media[2]=		29.7682	29.6396	Varianza[2]=		52.00	52.00	Correlacion[0][3]=		0.980804	0.925447	Correlacion[1][4]=		0.614737	0.5940
Media[3]=		33.2232	33.1159	Varianza[3]=		52.00	52.00	Correlacion[0][4]=		0.933767	0.831120	Correlacion[1][5]=		0.695913	0.6350
Media[4]=		35.3574	35.3355	Varianza[4]=		52.00	52.00	Correlacion[0][5]=		0.882262	0.778886	Correlacion[1][6]=		0.789180	0.6981
Media[5]=		36.9226	37.0000	Varianza[5]=		52.00	52.00	Correlacion[0][6]=		0.796758	0.707001	Correlacion[1][7]=		0.850999	0.7435
Media[6]=		38.4531	38.3449	Varianza[6]=		51.50	51.51	Correlacion[0][7]=		0.727891	0.666356	Correlacion[1][8]=		0.794174	0.8143
Media[7]=		39.2758	39.4799	Varianza[7]=		51.00	51.02	Correlacion[0][8]=		0.490752	0.608542	Correlacion[1][9]=		0.937772	0.8647
Media[8]=		40.6185	40.4658	Varianza[8]=		50.50	50.53	Correlacion[0][9]=		0.559715	0.575564	Correlacion[1][10]=		0.766085	0.9440
Media[9]=		41.3850	41.3396	Varianza[9]=		50.00	50.04	Correlacion[0][10]=		0.352568	0.527807	Correlacion[1][11]=		1.000000	1.0000
Media[10]=		41.9625	42.1261	Varianza[10]=		49.50	49.55	Correlacion[0][11]=		0.406525	0.500429				
Media[11]=		42.7409	42.8422	Varianza[11]=		49.00	49.06								
	COND_SM3 TEÓRICO				COND_SM3 TEÓRICO				COND_SM3 TEÓRICO				COND_SM3 TEÓRICO		
Correlacion[2][3]=		0.980782	0.925447	Correlacion[3][4]=		0.977789	0.931092	Correlacion[4][5]=		0.983876	0.934583	Correlacion[5][6]=		0.978619	0.937078
Correlacion[2][4]=		0.933727	0.831120	Correlacion[3][5]=		0.936341	0.840833	Correlacion[4][6]=		0.940147	0.847417	Correlacion[5][7]=		0.942928	0.852352
Correlacion[2][5]=		0.882216	0.778886	Correlacion[3][6]=		0.87121	0.789154	Correlacion[4][7]=		0.895030	0.796554	Correlacion[5][8]=		0.726281	0.802299
Correlacion[2][6]=		0.796712	0.707001	Correlacion[3][7]=		0.807906	0.718115	Correlacion[4][8]=		0.668380	0.726503	Correlacion[5][9]=		0.826781	0.733208
Correlacion[2][7]=		0.727859	0.666356	Correlacion[3][8]=		0.577624	0.677102	Correlacion[4][9]=		0.757786	0.685496	Correlacion[5][10]=		0.587602	0.692358
Correlacion[2][8]=		0.490734	0.608542	Correlacion[3][9]=		0.647572	0.619236	Correlacion[4][10]=		0.526718	0.627828	Correlacion[5][11]=		0.695915	0.634988
Correlacion[2][9]=		0.559671	0.575564	Correlacion[3][10]=		0.432654	0.585698	Correlacion[4][11]=		0.614740	0.594021				
Correlacion[2][10]=		0.352546	0.527807	Correlacion[3][11]=		0.49582	0.537594								
Correlacion[2][11]=		0.406503	0.500429												
	COND_SM3 TEÓRICO				COND_SM3 TEÓRICO				COND_SM3 TEÓRICO				COND_SM3 TEÓRICO		
Correlacion[6][7]=		0.98565	0.939004	Correlacion[7][8]=		0.828909	0.940564	Correlacion[8][9]=		0.827164	0.941870	Correlacion[9][10]=		0.772398	0.942989
Correlacion[6][8]=		0.789361	0.856276	Correlacion[7][9]=		0.938709	0.859518	Correlacion[8][10]=		0.874022	0.862273	Correlacion[9][11]=		0.937766	0.864662
Correlacion[6][9]=		0.898527	0.806974	Correlacion[7][10]=		0.718992	0.810901	Correlacion[8][11]=		0.794129	0.814278				
Correlacion[6][10]=		0.664978	0.738772	Correlacion[7][11]=		0.851010	0.743515								
Correlacion[6][11]=		0.78918	0.698144												
	COND_SM3 TEÓRICO														
Correlacion[10][11]=		0.766101	0.943966												

NOTA.- LOS VALORES MEDIOS DE LOS PUNTOS 0 Y 1, SON PARA SERIES DE TIEMPO CON MEDIA CERO