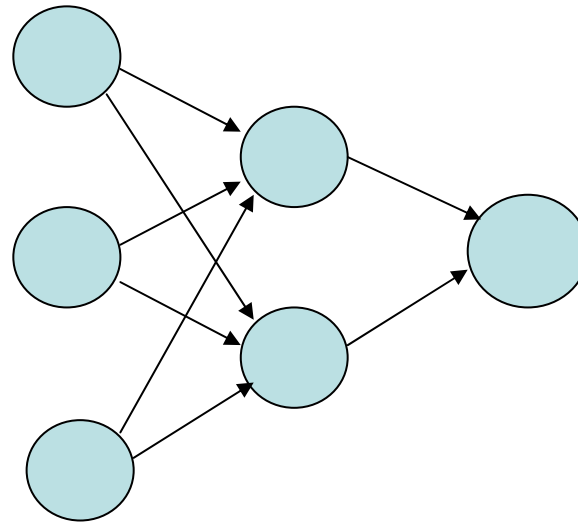


# Seminario de Tesis I

## Propuesta de Tesis

Pronóstico de la Demanda Eléctrica en Lima  
Metropolitana Usando un Enfoque Neuronal de  
Minería de Datos



Chávez Cuzcano, Jacqueline  
Aquino Morales, Iván

# Tesistas

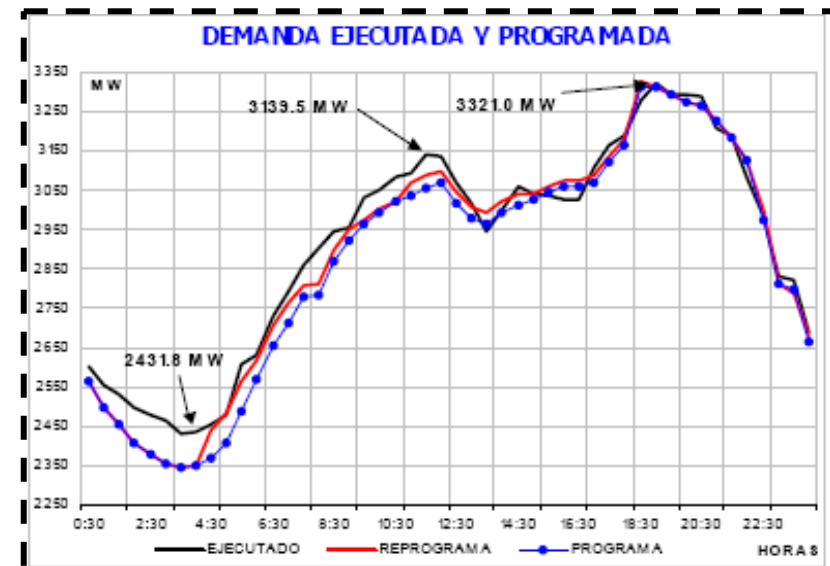
- Chávez Cuzcano, Jacqueline  
Ingeniería de Sistemas, Universidad Nacional de Ingeniería, 8vo. Ciclo, karinajcc@yahoo.com
- Aquino Morales, Iván  
Ingeniería de Sistemas, Universidad Nacional de Ingeniería, 9no. Ciclo, ivaqmo@gmail.com

# PROPUESTA

# Pronóstico de la Demanda Eléctrica en Lima Metropolitana Usando un Enfoque Neuronal de Minería de Datos

# Justificación del Problema

ORDENA DESPACHO  
DE ENERGIA



# Justificación del Problema

- La energía eléctrica producida por las generadoras eléctricas no se puede almacenar por 2 motivos: las pérdidas que acarrearía por las condiciones del ambiente como la humedad, y por los altos costos de mantenimiento y operación que serían necesarios.
- Por tales motivos es necesaria que la energía eléctrica sea generada cuando la demanda de energía se presente durante las 24 horas del día, todos los días del año.

# Justificación del Problema

- Esa así, que se necesita realizar pronósticos de demanda eléctrica nacional de las 24 horas siguientes, para coordinar la producción de la energía necesaria y suficiente que satisfaga la demanda.
- Realizar un pronóstico preciso de demanda eléctrica diaria permitiría desarrollar programas de operación que usen los recursos de las generadoras eléctricas minimizando sus costos de operación: uso de equipos térmicos, costos de arranque-parada, costos marginales y costos variables, costos de combustibles.

# Ámbito de la investigación

- Área geográfica: Lima Metropolitana
- Año de Estudio: 2006



# El Problema

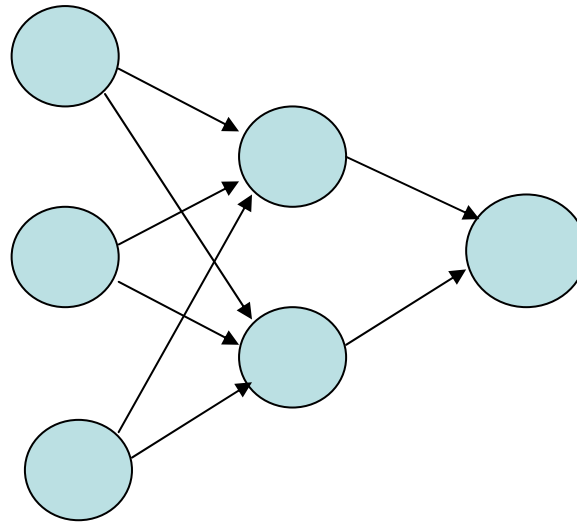
- El problema en la Planificación de Operaciones es que los costos de generación eléctrica y de operaciones depende de la precisión de la previsión de la demanda eléctrica medida mediante un indicador llamado MAPE que se calcula de la siguiente manera:

$$\text{MAPE} = 100 \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|Y_i - \hat{Y}_i|}{Y_i}}{n}, \quad n = 48$$

- Donde  $Y_i$  y  $\hat{Y}_i$  son los valores reales y pronosticados de energía eléctrica en la hora  $i$ th de un día específico. El objetivo es pronosticar la demanda de energía eléctrica del día siguiente con mínimo MAPE

# Objetivo

El objetivo de la investigación es determinar qué modelo de red neuronal de entre los propuestos pronostica con menor MAPE el comportamiento de la demanda de potencia eléctrica en Lima Metropolitana.



# Antecedentes

- [15] D. C. Yu S. T. Chen and A. R. Moghaddamjo. Weather sensitive short term load forecasting using nonfully connected artificial neural networks. *IEEE Trans. Power Systems*, 7(3):1098 -1105, 1992.
- [10] Y. Y. Hsu K. L. Ho and C. C. Yang. Short term load forecasting using a multilayer neural network with and adaptative learning algorithm. *IEEETrans. Power Systems*, 7(1):141 -149, 1992.
- [9] K. J. Hwang K. H. Kim, J. K. Park and S. H. Kim. Implementation of hybrid short term load forecasting system using artificial neural networks and fuzzy experts systems. *IEEE Trans. Power Systems*, 10(3):1534 -1539, 1995.

# Antecedentes

- [5] R. J. Marks, L. E. Atlas, D. C. Park, M. A. El Sharkawi and M. J. Damborg. Electric load forecasting using an artificial neural networks. *IEEE Trans. Power Systems*, 6(2):442-449, 1991.
- [17] N. F. Hubele T. M. Peng and G. G. Karady. Advancement in the application of neural networks for short term load forecasting. *IEEE Trans. Power Systems*, 7(1):250-257, 1992.
- [2] M. A. El Sayed, A. S. Alfuhaid and M. S. Mahmoud. Cascaded artificial neural networks for short term load forecasting. *IEEE Trans. Power Systems*, 12(4):1524-1529, 1997.

# Antecedentes

- [1] S. J. Kiartzis, M. C. Alexiadis and A.H. Maissis A. G. Barkirtzis, V. Petridis. A neural network short term load forecasting model for the greek power systems. *IEEE Trans. Power Systems*, 11(2):858-863, 1996.
- [12] C. A. Mount Campbell and S. C. Ahalt M. H. Choueiki. Built a quasi optimal neural network to solve short term load forecasting problem. *IEEE Trans. Power Systems*, 12(4):1432-1439, 1997.
- [13] C. A. Mount Campbell and S. C. Ahalt M. H. Choueiki. Implementing a weighted least squares procedure in training an neural network to solve the short term load forecasting problem. *IEEE Trans. Power Systems*, 12(4):1689-1694, 1997.

# Antecedentes

- [4] T. W. S. Chow and C. T. Leung. Neural network based short term load forecasting using weather compensation. *IEEE Trans. Power Systems*, 11(4):1736-1742, 1997.
- [6] I. Drezga and S. Rahma. Input variable selection for ann-based short term load forecasting. *IEEE Trans. Power Systems*, 13(4):1238-1244, 1998.

# Antecedentes

Paper	Variables Entrada	Clasificación esta basada en	Nro. Clases
(1)	(2)	(3)	(4)
[15]	L, T	C	7
[10]	L, T	C	11
[9]	L, T	C	1
[5]	L, T	C	2
[17]	L, T	C	5
[2]	L, T, H	C	5
[1]	L, T	C	7
[12][13]	L, T	C, C	8, 12
[4]	L, T, H, W	...	1
[6]	L, T	C	2

Cuadro 3.1: Entradas

(2)(3) C: La posición del día en el calendario (día de la semana/fin de semana/feriado, mes o estación), L: Carga, T: Temperatura H: Humedad, W: Clima.

# Antecedentes

Paper (1)	Qué se pronostica (2)	Nro. de neuronas (3)	Función de Activación (4)	Criterio de Paro (5)
[15]	cada hora	30/10/1	...	...
[10]	carga máxima	46/60/1	S/S	tol
[9]	cada hora	14/5/3/1	...	tol
[5]	cada hora	6/10/1	S/S	tol
[17]	carga total	5/8/1	S/L	tol
[2]	perfil	107/35/35/48	S/S/L	tol
[1]	perfil	63/24/24	...	...
[12][13]	perfil	86/28/24	Sin/S	cv
[4]	perfil	81/81/24	S/S	nro. iter
[6]	perfil	15/10/1	S/S	...

Cuadro 3.2: NN Implementación y Arquitectura

(3) entrada/oculta/salida (4) S: Sigmoidal, Sin: Senosoidal (5) cv: cross-validation, tol: tolerancia, nro. iter: número de iteraciones. (...): El dato no está en el trabajo.



# **METODOLOGIA DE LA INVESTIGACION**

# Tipo de Investigación

- Tipo de Investigación
  - CORRELACIONAL
- Tipo de Diseño
  - EXPERIMENTAL

# DISEÑO DEL EXPERIMENTO

# Objeto de la Investigación



Mes	Día_Mes	Día_Sem	Hora	Feriado	Potencia
ENTRENAMIENTO 2880 registros que corresponden a 60días					
PRUEBA 48 registros que corresponden a 1 día					

Para problemas de pronóstico los registros tienen que ser secuenciales

# Población

- La población esta compuesta por un conjunto de 12960 registros que corresponden a la medición de la potencia eléctrica de Lima Metropolitana tomada en 270 días seguidos cada 30 minutos, desde el mes de Enero hasta el mes de Septiembre del año 2006, cada registro tiene las siguientes variables: Mes, Día del Mes (Día-Mes), Día de la Semana (Día-Sem), Hora, Feriado, Potencia.
- La población contiene 210 individuos.

# Muestra

- La técnica de Muestreo es no probabilística.
- La muestra está constituida por 30 individuos que corresponden a la medición de la potencia eléctrica de Lima Metropolitana tomada en 90 días seguidos cada 30 minutos, desde el mes de Febrero hasta el mes de Abril del año 2006, cada registro tiene las siguientes variables: Mes, Día del Mes (Día-Mes), Día de la Semana (Día-Sem), Hora, Feriado, Potencia.

# Variables

<p><b>Variables independientes:</b></p> <p>Algoritmo de Aprendizaje:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Retropropagación</li> <li>Neuronas de Capa Intermedia (3:1:15)</li> <li>Épocas (100:100:1000)</li> <li>Tasa de Aprendizaje (0.05:0.02:0.35)</li> <li>-Levenberg Maquardt</li> <li>Neuronas de Capa Intermedia (3:1:15)</li> <li>Épocas (100:20:200)</li> </ul>	<p><b>Experimento</b></p>	<p><b>Variables dependientes:</b></p> $MAPE = 100 \frac{\sum_{i=1}^n \frac{ Y_i - \hat{Y}_i }{Y_i}}{n}, \quad n = 48$ <p>Donde <math>Y_i</math> y <math>\hat{Y}_i</math> son los valores reales y pronosticados de energía eléctrica en la hora <math>i</math>th de un día específico. El objetivo es pronosticar la demanda de energía eléctrica del día siguiente con mínimo MAPE</p>
<p><b>Instrumento de medición</b></p> <p>Ninguno.</p>		<p><b>Instrumento de medición</b></p> <p>Se diseña un algoritmo para extraer el MAPE de cada experimento.</p>




# Diseño Experimental




$F(\text{Variables Independientes}, \text{individuo}) = \text{Variable Dependiente}$   
 $\text{RedNeuronal}(\text{AlgoritmodeAprendizaje}, \text{numneuronas}, \text{tasaaprendizaje}, \text{epocas}, \text{individuo}) = \text{MAPE}$



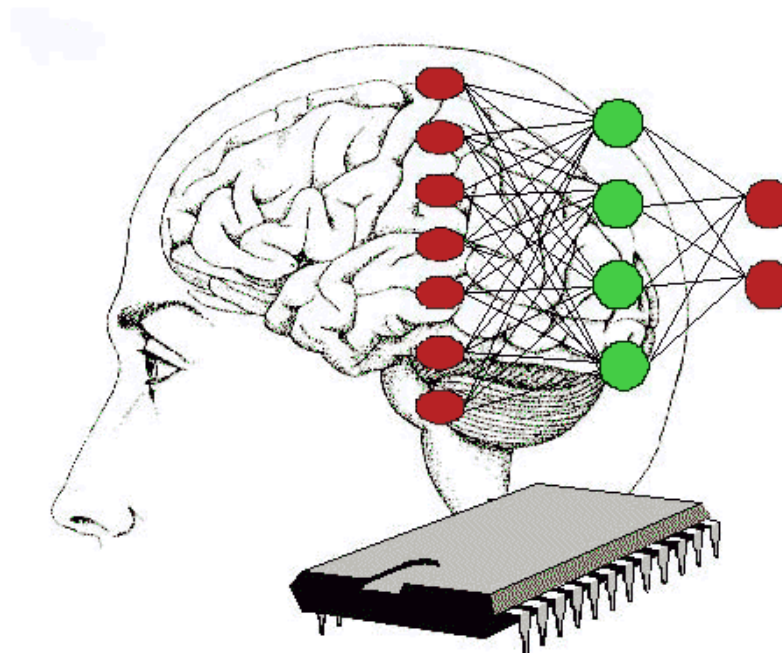
# Diseño Experimental

Retropropagación					Levenberg Marquardt				
100			...	1000	100			...	200
3	...	15			3	...	15		
									
									

 MAPE

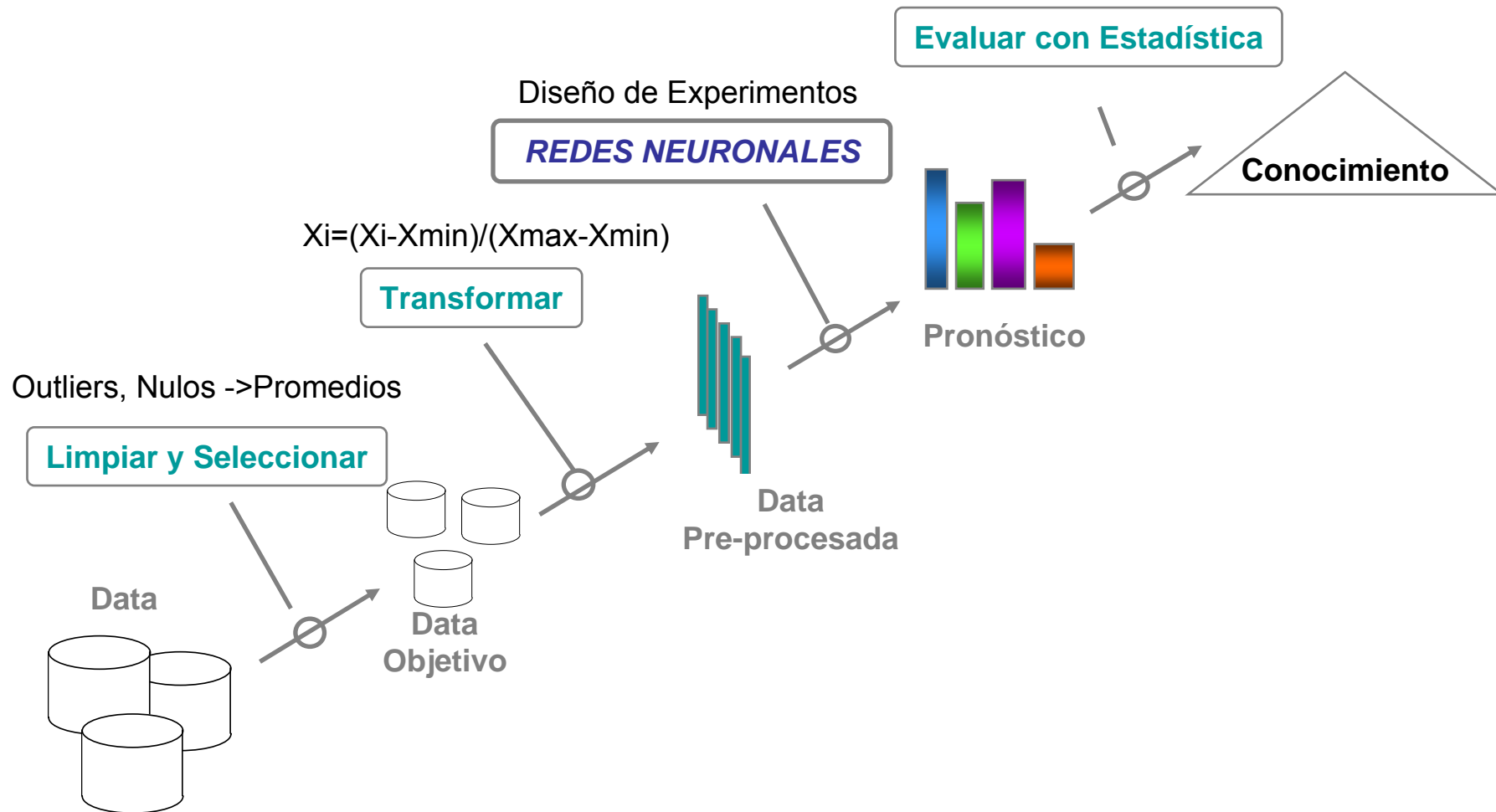
# Hipótesis

H0: El modelo de red neuronal con algoritmo de aprendizaje Levenberg Maquart tiene menor MAPE que el modelo de red neuronal con algoritmo de aprendizaje de Retropropagación



# MODELO DE SOLUCION

# Modelo de Solución



# **ANÁLISIS DE FACTIBILIDAD**

# Datos y Experimentos

- Los individuos de la muestra serán las datas generadas a partir de los meses de Febrero, Marzo y Abril del 2006.
- El MAPE se calculará con 30 individuos.
- Los datos serán proporcionados por el Comité de Operación Económica del Sistema Interconectado Nacional del Perú.

# Plan de Trabajo

Etapa	Mes 1				Mes 2				Mes 3				Mes 4				Mes 5			
Limpieza y Selección de la Data																				
Transformación de la Data																				
Descubrimiento de Patrones																				
Diseño de Modelos de RN																				
Construcción de Modelos de RN																				
Optimización de Modelos de RN																				
Validación de Modelos de RN																				
Interpretación y Evaluación																				
Documentación																				

# Costos

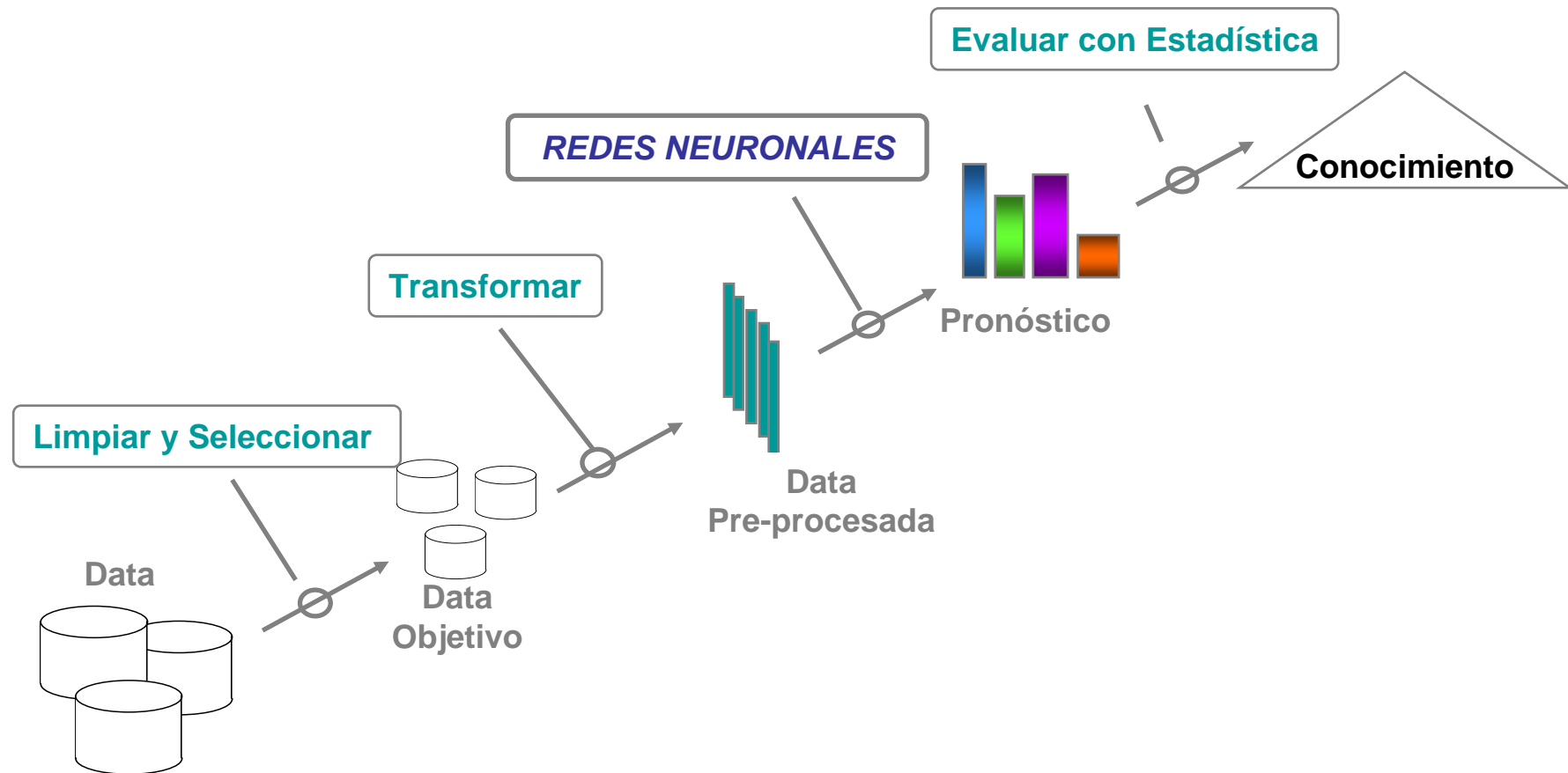
Concepto	Q	Xp	Total
<b>Gastos Fijos</b>			
Equipos	2	\$800,00	\$1.600,00
Material Bibliográfico	2	\$100,00	\$200,00
Suscripción a revistas	2	\$100,00	\$200,00
<b>Gastos Variables</b>			
Operativos	5	\$100,00	\$500,00
Útiles de Oficina	5	\$100,00	\$500,00
<b>Personal</b>			
Tesista 1	5	\$500,00	\$2.500,00
Tesista 2	5	\$500,00	\$2.500,00
<b>TOTAL</b>			<b>\$8.000,00</b>



# MARCO TEORICO

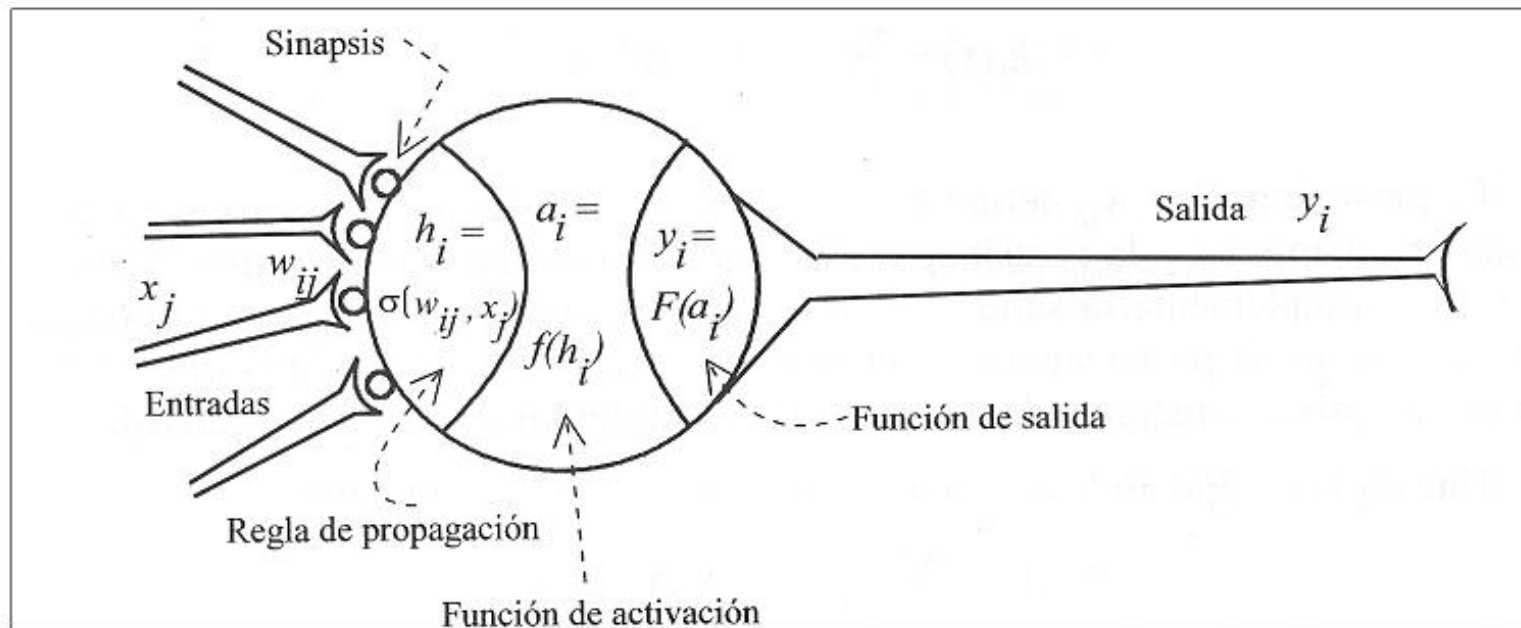
# Conceptual

- Minería de Datos



# Conceptual

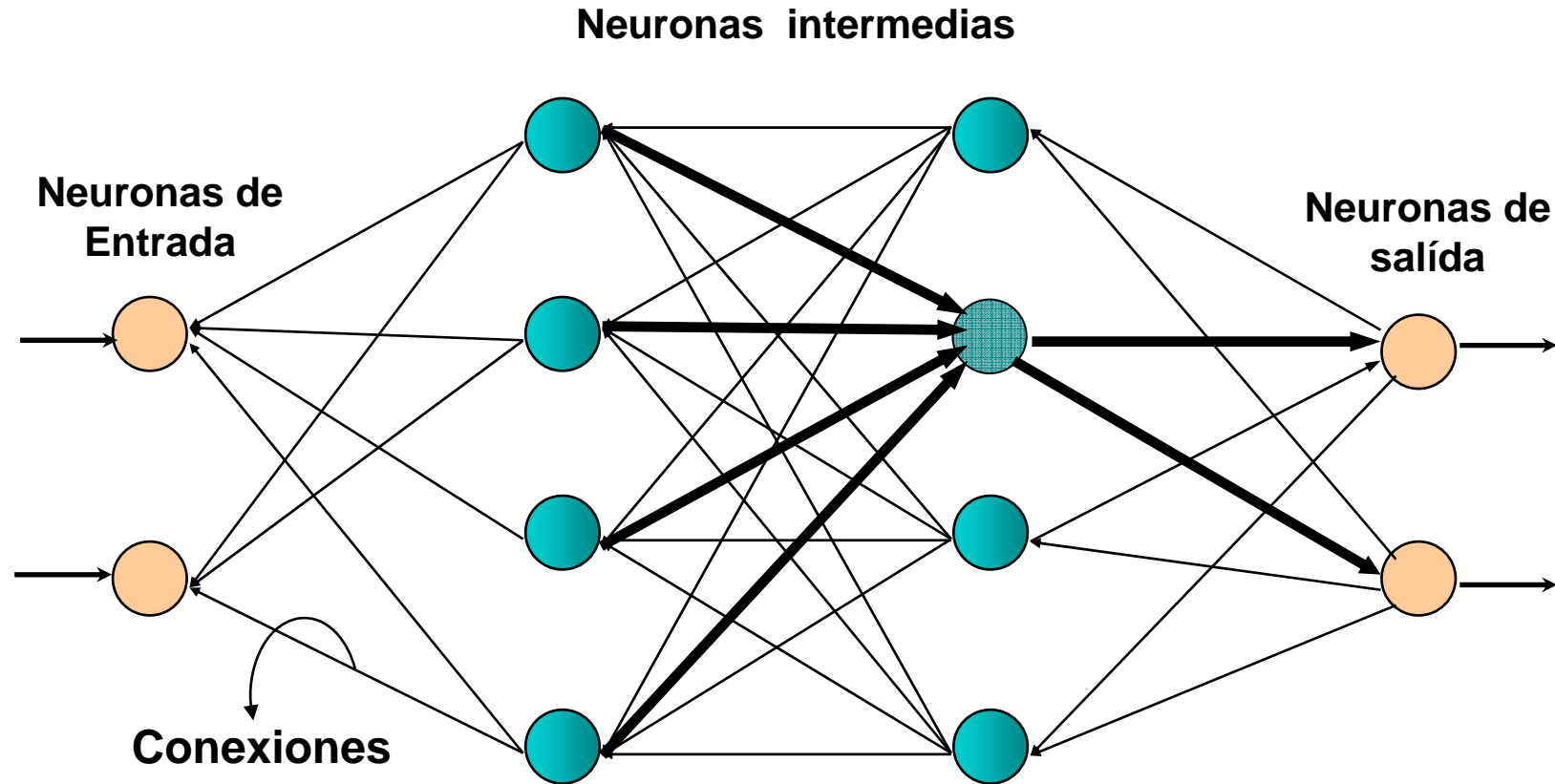
- Redes Neuronales Artificiales



Modelo de una Neurona Artificial

# Conceptual

## Arquitectura



# CONCLUSIONES

# Conclusiones

- El desarrollo de la presente tesis es viable, debido a que cuenta con los datos de demanda eléctrica del Comité de Operación Económica del Sistema Interconectado Nacional del Perú del año 2006.
- Se justifica pues se necesita realizar pronósticos de demanda eléctrica nacional de las 24 horas siguientes, para coordinar la producción de la energía necesaria y suficiente que satisfaga la demanda.
- Además, Realizar un pronóstico preciso de demanda eléctrica diaria permitiría desarrollar programas de operación que usen los recursos de las generadoras eléctricas minimizando sus costos de operación: uso de equipos térmicos, costos de arranque-parada, costos marginales y costos variables, costos de combustibles.