

# Máquinas Discriminativas Profundas (*Deep Learning*)

## Ejemplo práctico en laboratorio

<http://www.tsc.uc3m.es/~mlazaro/Docencia/DL.html>

Marcelino Lázaro

Universidad Carlos III de Madrid



# Instrucciones iniciales

## ● Ficheros necesarios en el directorio de trabajo

<http://www.tsc.uc3m.es/~mlazaro/Docencia/DL.html>

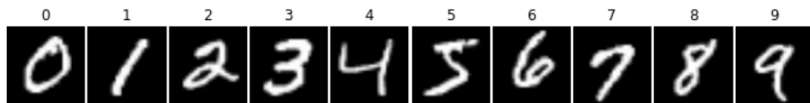
- ▶ Python Notebook
  - ★ [practicaDL-2021.ipynb](#)
- ▶ Fichero de métodos de aprendizaje
  - ★ [metodosDL.py](#)
- ▶ Ficheros de datos (<http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>)
  - ★ [train-images-idx3-ubyte.gz](#)
  - ★ [train-labels-idx1-ubyte.gz](#)
  - ★ [t10k-images-idx3-ubyte.gz](#)
  - ★ [t10k-labels-idx1-ubyte.gz](#)

## ● Librerías necesarias

- ▶ [numpy](#)
- ▶ [matplotlib](#)
- ▶ [gzip](#)
- ▶ [tensorflow](#)
- ▶ [scikit-learn](#)

# Índice de contenidos

- Aprendizaje profundo (“*deep learning*”) para clasificación



- ▶ Aplicación a una versión reducida de la base de datos MNIST
- Breve descripción de las funciones de aprendizaje disponibles
- Diseño de varias soluciones neuronales
  - ▶ Diseño de una red neuronal no profunda (1 capa oculta)
  - ▶ Diseño de una red neuronal profunda (4 capas oculta)
  - ▶ Diseño de una red de autocodificadores apilados (*SDAs: Stacked Denoising Autoencoders*)
    - ★ Entreno de autocodificadores
    - ★ Uso de autocodificadores para la construcción de una red profunda
  - ▶ Redes profundas con Dropout (y/o Batch normalization)
  - ▶ Redes convolucionales (*CNNs: Convolutional Neural Networks*)

# Python

## Descripción de las funciones presentes en *metodosDL.py*

# Funciones en Python (evaluación MLPs)

- $(o,H)=mlp(x,W,tAct)$ 
  - ▶  $x$ : patrones de entrada ( $N_p \times N_e$ )
  - ▶  $W$ : pesos de la red: lista de  $N_o + 1$  elementos
    - ★ Capa oculta 1 :  $(N_e+1) \times N_{n1}$
    - ★ Capa oculta  $i$  :  $(N_{n(i-1)}+1) \times N_{ni}$
    - ★ Capa de salida :  $(N_{nu}+1) \times N_s$
  - ▶  $tAct$  : parámetro que define el tipo de funciones de activación de las diferentes capas (lista de  $N_o+1$  elementos)
    - ★ 'linear'
    - ★ 'sigmoid'
    - ★ 'tanh'
    - ★ 'relu'
    - ★ 'softmax'

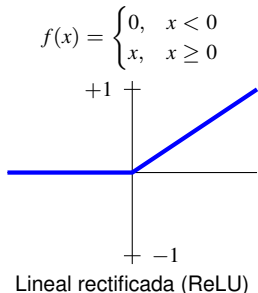
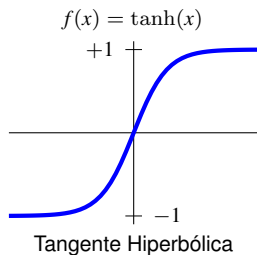
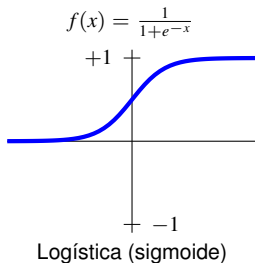
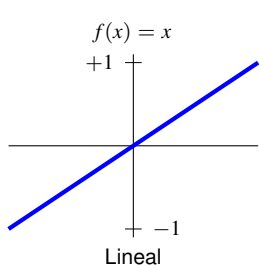
$N_{ni}$ : número de neuronas de la capa oculta  $i$  (si  $i=0$ ,  $N_{ni}=N_e$ )

$N_{nu}$ : número de neuronas de la última capa oculta

$N_o$ : número de capas ocultas

- ▶  $o$ : salida de la red neuronal ( $N_p \times N_s$ )
- ▶  $H$ : lista con las salidas de las capas ocultas ( $N_o$  elementos)

# Funciones de activación



$$o_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{k=1}^M e^{z_k}}$$

Softmax

# Funciones en Python (entrenamiento MLPs)

## Entrenamiento de MLPs con distinto número de capas ocultas

- $(W, \text{paso}, \text{coste}, dWm) = \text{entrena\_mlp}(x, y, W, \text{Nepoch})$

- ▶  $x$ : patrones de entrada ( $N_p \times N_e$ )
- ▶  $y$ : etiquetas de salida ( $N_p \times N_c$ )
- ▶  $W$ : lista con los pesos de la red ( $N_o + 1$  elementos)
- ▶  $\text{Nepoch}$ : lista con el número de iteraciones y el tamaño del mini-batch
  - ★  $\text{Nepoch} = [\text{Niter}, \text{Nbatch}]$

- Parámetros adicionales

- ▶  $f_{\text{Coste}}$ : función de coste a minimizar ('mmse', 'entropia', 'wmmse')
- ▶ optimizador: método de optimización ('gradiente', 'momento')
- ▶  $t_{\text{Act}}$ : tipo de funciones de activación de las capas de la red
- ▶  $p_{\text{DO}}$ : probabilidad de Drop-Out de la entrada y capas ocultas (lista  $N_o + 1$  el.)
- ▶  $\text{paso}$ : parámetros del paso de adaptación
  - ★ Gradiente:  $\text{paso} = [\mu, \mu_{\text{Crec}}, \mu_{\text{Dec}}]$
  - ★ Momento:  $\text{paso} = [\mu, \text{momento}]$
- ▶  $\text{flagEvo}$ : True para que se obtenga el coste cada iteración

$N_c$  : número de clases para un problema de clasificación (ONE-HOT ENCODING)

# Funciones en Python (entrenamiento AE)

## Funciones para el entrenamiento de autocodificadores (AE)

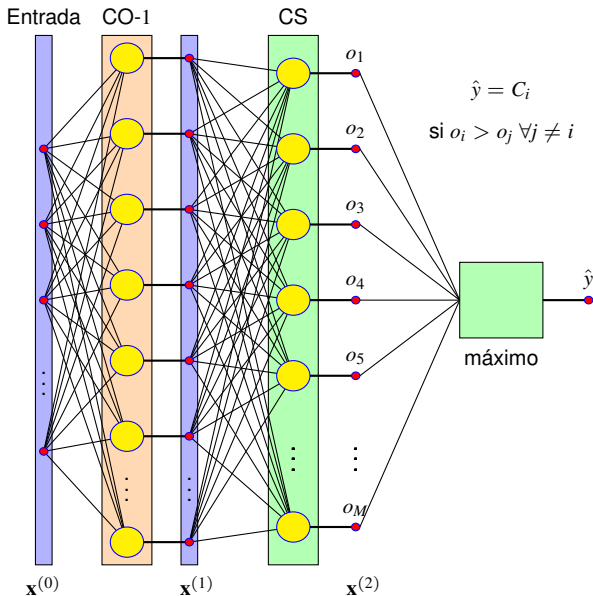
- $(we, wd, coste, mu) = \text{entrena\_AE}(x, we, wd, Nepoch, tAct, mu)$   
Entrenamiento de un autocodificador
- $(we, wd, coste, mu) = \text{entrena\_AETied}(x, we, wd, Nepoch, tAct, mu)$   
Entrenamiento de un autocodificador con pesos “atados”
- $(we, wd, coste, mu) = \text{entrena\_DAE}(x, we, wd, Nepoch, tAct, mu, pRuido)$   
Entrenamiento de un autocodificador con ruido
- $(we, wd, coste, mu) = \text{entrena\_DAETied}(x, we, wd, Nepoch, tAct, mu, pRuido)$   
Entrenamiento de un autocodificador con ruido y pesos “atados”
  - ▶  $we$ : pesos del codificador ( $N_{e+1} \times N_n$ )
  - ▶  $wd$ : pesos del decodificador ( $N_{n+1} \times N_e$ )
  - ▶  $pRuido$ : probabilidad de ruido (de poner una entrada a cero)



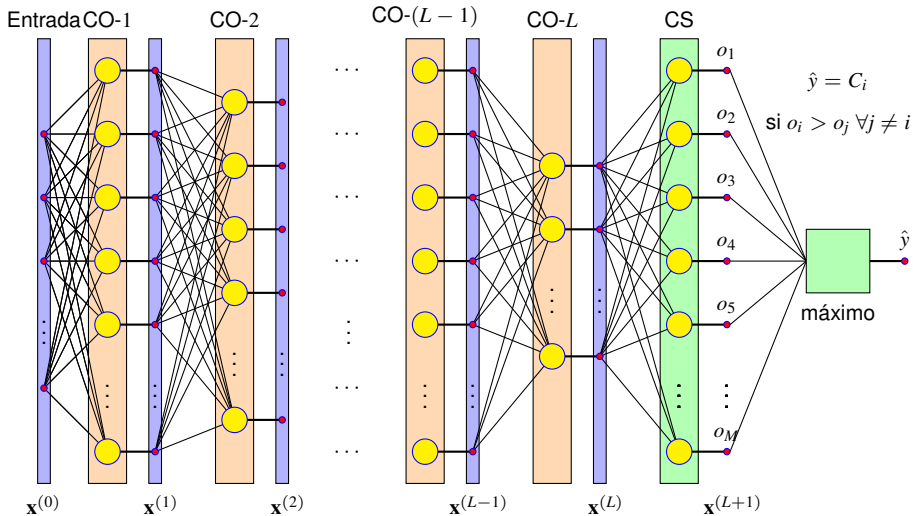
# Perceptrón multicapa

(MLP: *Multi-Layer Perceptron*)

# Red neuronal no profunda: 1 capa oculta ( $M$ -ário)



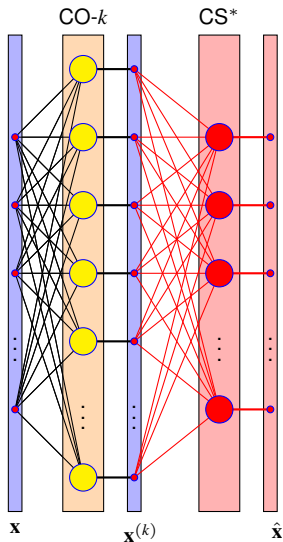
# Red profunda: red neuronal con $L$ capas ocultas ( $M$ -ario)



# Autocodificadores Apilados

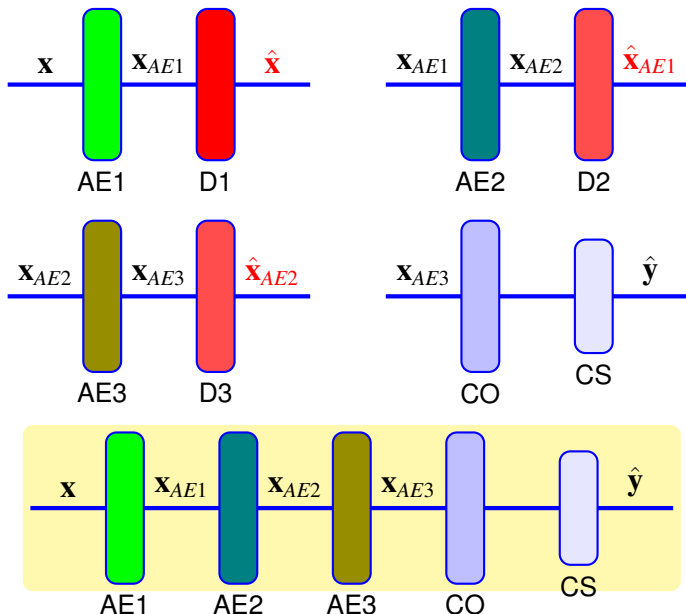
(SDAs: *Stacked Denoising Autoencoders*)

# Autocodificadores (“autoencoders”)

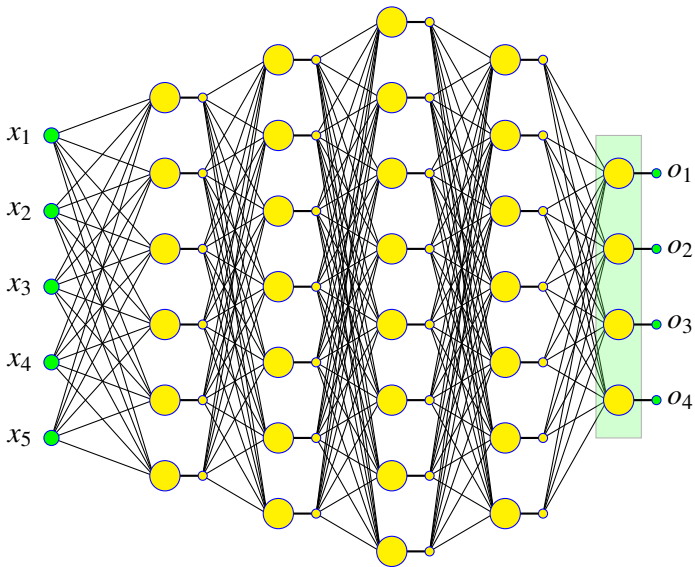


- El entrenamiento de una capa oculta se realiza para obtener una proyección de su entrada sin pérdida de información
  - ▶ Entrada:  $\mathbf{x} = \mathbf{x}^{(k-1)}$
  - ▶ Salida deseada:  $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{x}^{(k-1)}$
- Denoising autoencoders
  - ▶ Se incluye ruido en la entrada para hacer la proyección robusta a perturbaciones sobre la entrada (y para evitar soluciones triviales)
    - ★ Entrada:  $\mathbf{x} = \mathbf{x}^{(k-1)} + \mathbf{n}$
    - ★ Salida deseada:  $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{x}^{(k-1)}$
- La capa de salida se descarta
  - ▶ Se usa como mecanismo para evitar la pérdida de información, al garantizar que la proyección obtenida es reversible

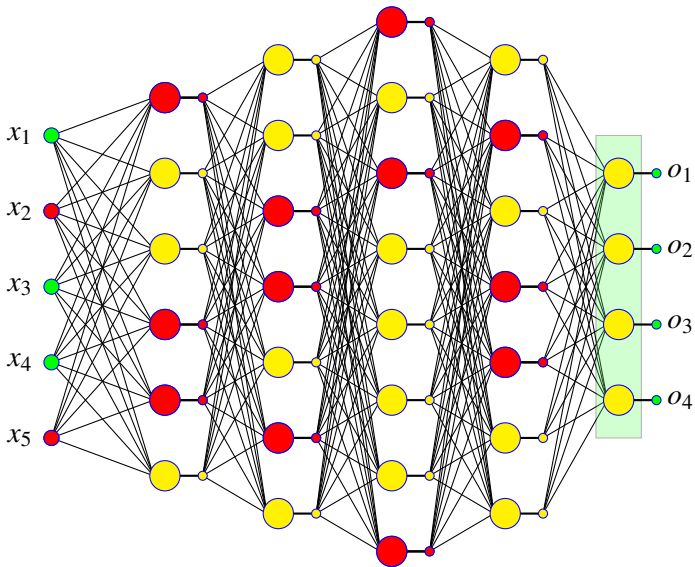
# Construcción de red profunda con autocodificadores

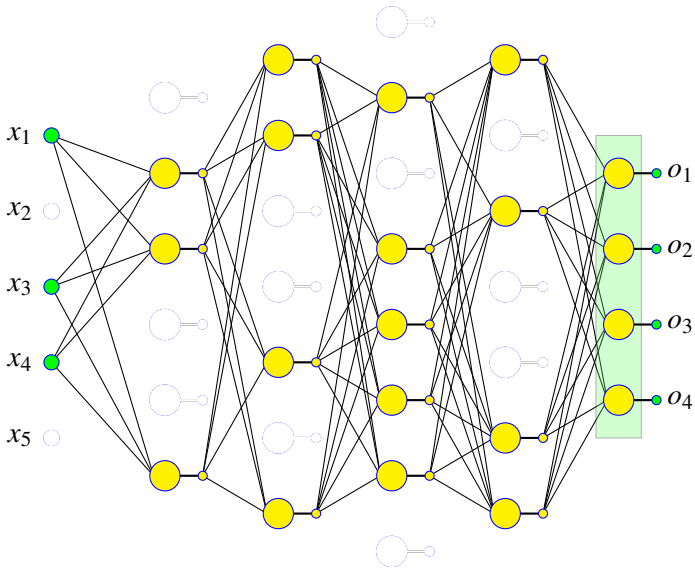


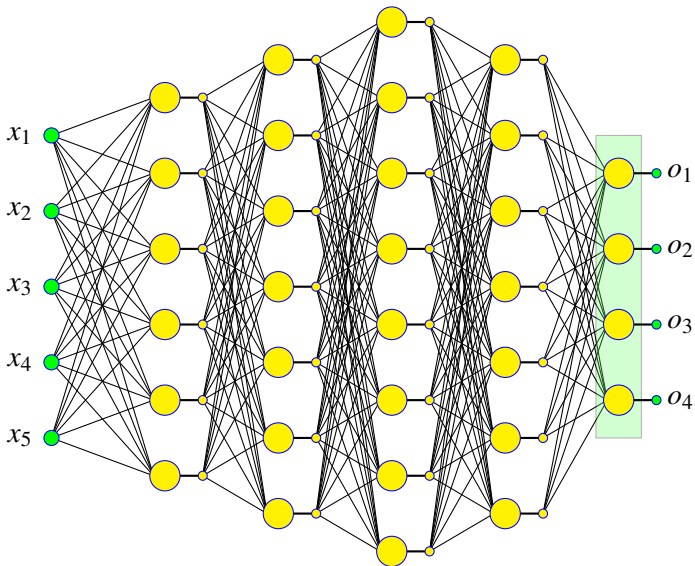
# Redes profundas con Drop-Out

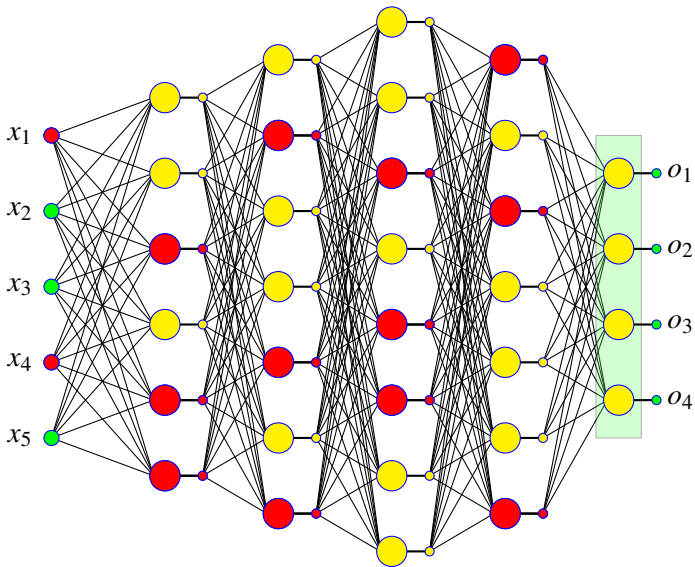


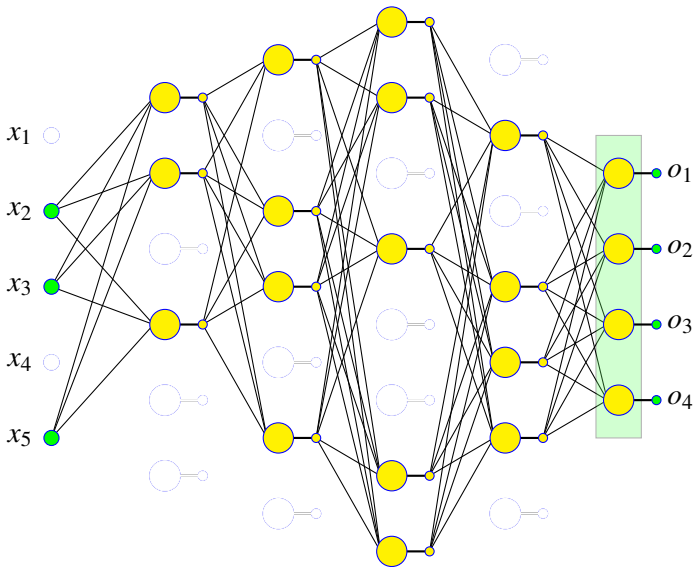






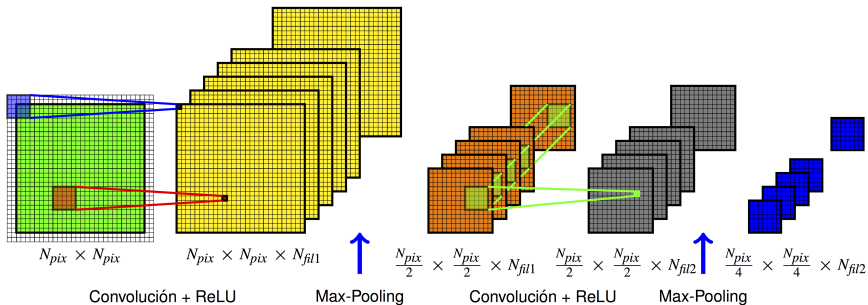
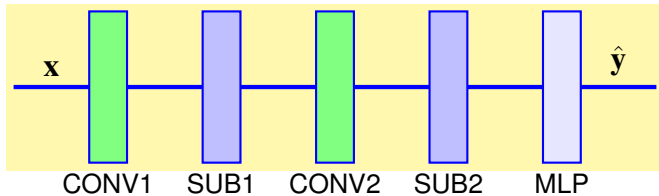




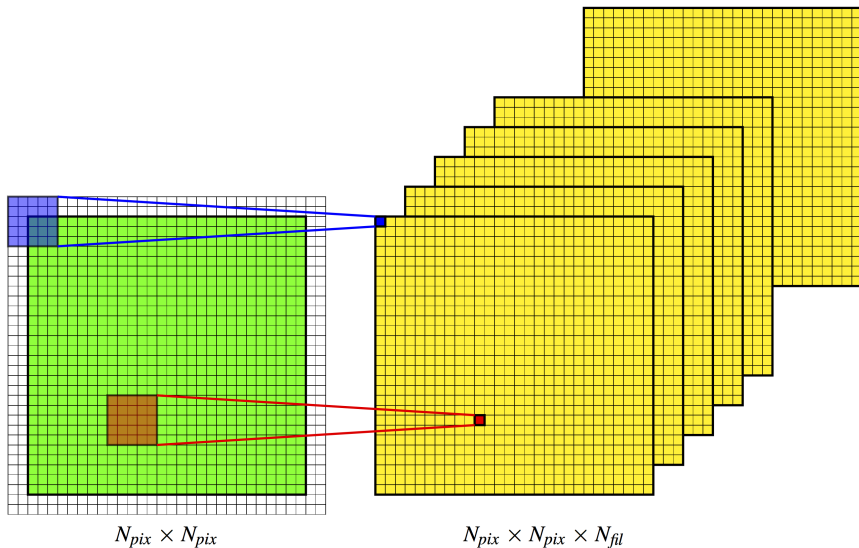


# Redes Convolucionales

# Convolutional Neural Network (CNN)

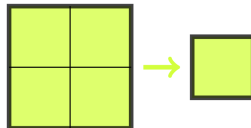
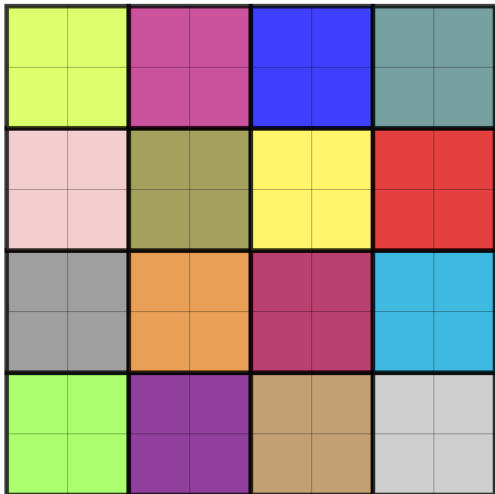


# Convolución (con “padding”)





# Max-Pooling



Maximum Value



# Resultados (Aproximados)

## Resultados aproximados esperables

- Resolución  $10 \times 10$  (2.000 patrones de entrenamiento)
  - ▶ Red neuronal de 1 capa oculta:  $\approx 87\%$
  - ▶ Red neuronal de 4 capas ocultas (*tanh*):  $\approx 86\%$
  - ▶ Red neuronal profunda con autocodificadores:  $\approx 88,5\%$
  - ▶ Red neuronal profunda (*relu*) con Dropout:  $\approx 89,75\%$
  - ▶ Red neuronal profunda (*relu*) con Dropout + BN:  $\approx 90,5\%$
  - ▶ Red CNN:  $\approx 91,5\%$
- Resolución  $28 \times 28$ 
  - ▶ Red neuronal de 1 capa oculta:  $\approx 92\%$
  - ▶ Red neuronal profunda con autocodificadores:  $\approx 98\%$
  - ▶ Red neuronal profunda con Dropout:  $\approx 98,25\%$
  - ▶ Red CNN:  $\approx 99\%$
  - ▶ Resultados detallados (a lo largo del tiempo)
    - ★ <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>