

# Deep Learning

**TIMMD**

# Objetivos

- Google Colab
- Kaggle
- Imágenes
- Conceptos de ANN
- Keras + Tensorflow

## Colab + Kaggle

kaggle

<https://www.kaggle.com/>



<https://colab.research.google.com/>

# Computer Vision Tasks

Single-label multi-class classification



- ☒ Biking
- ☐ Running
- ☐ Swimming

Multi-label classification

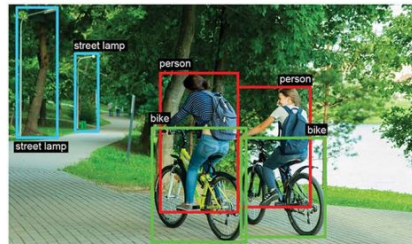


- |  |  |
|--|--|
| <input checked="" type="checkbox"/> Bike   | <input checked="" type="checkbox"/> Tree |
| <input checked="" type="checkbox"/> Person | <input type="checkbox"/> Car             |
| <input type="checkbox"/> Boat              | <input type="checkbox"/> House           |

Image segmentation



Object detection



# Scenes Dataset

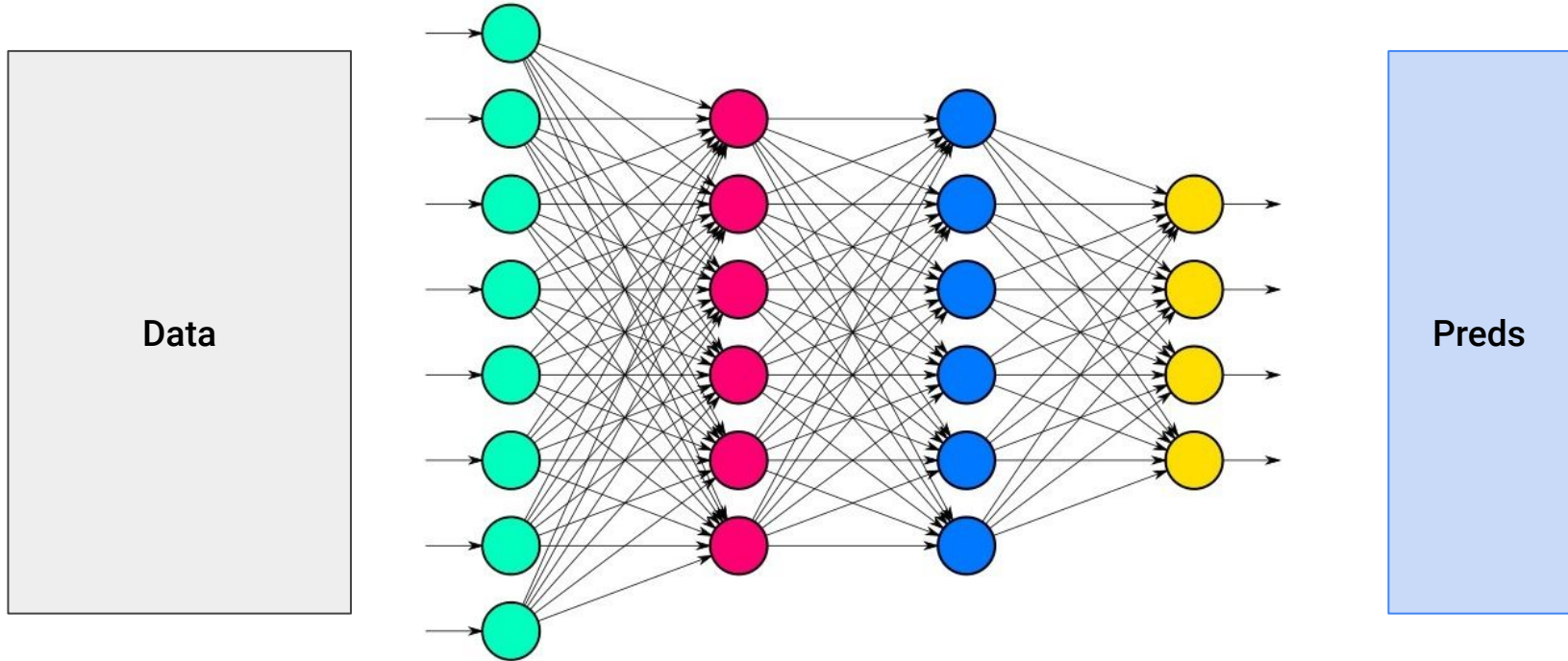
Usamos un subset de datos de **5000** observaciones y predecimos **4** de las 6 clases presentes.



# ANN

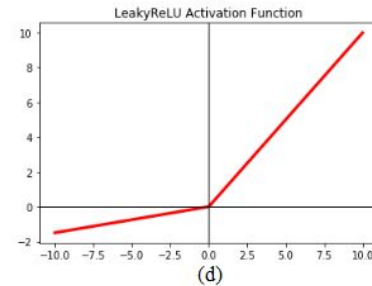
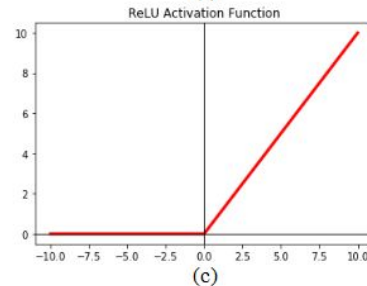
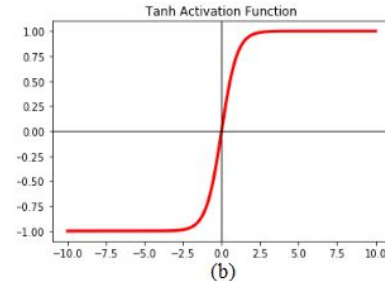
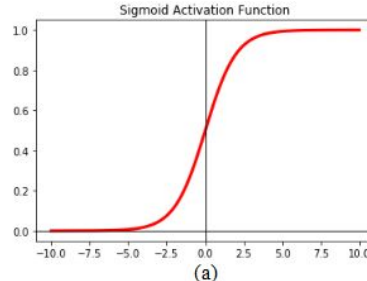
- Aproximadores universales.
- Transformación sucesiva de los datos para generar representaciones que facilitan la resolución del problema.
- Importancia de activaciones No Lineales.

# Redes Neuronales Densas



# Activaciones

- Le dan mayor flexibilidad a las representaciones creadas por la red en las capas ocultas.

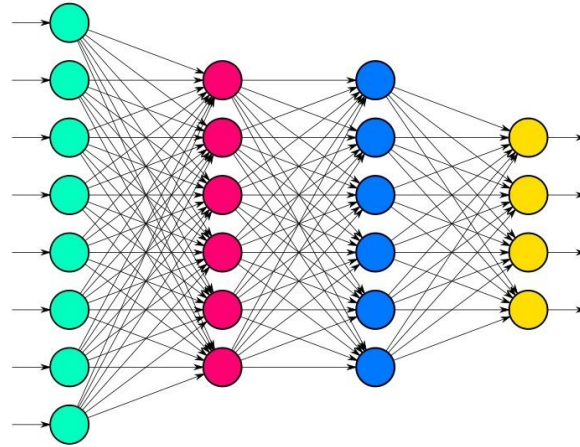




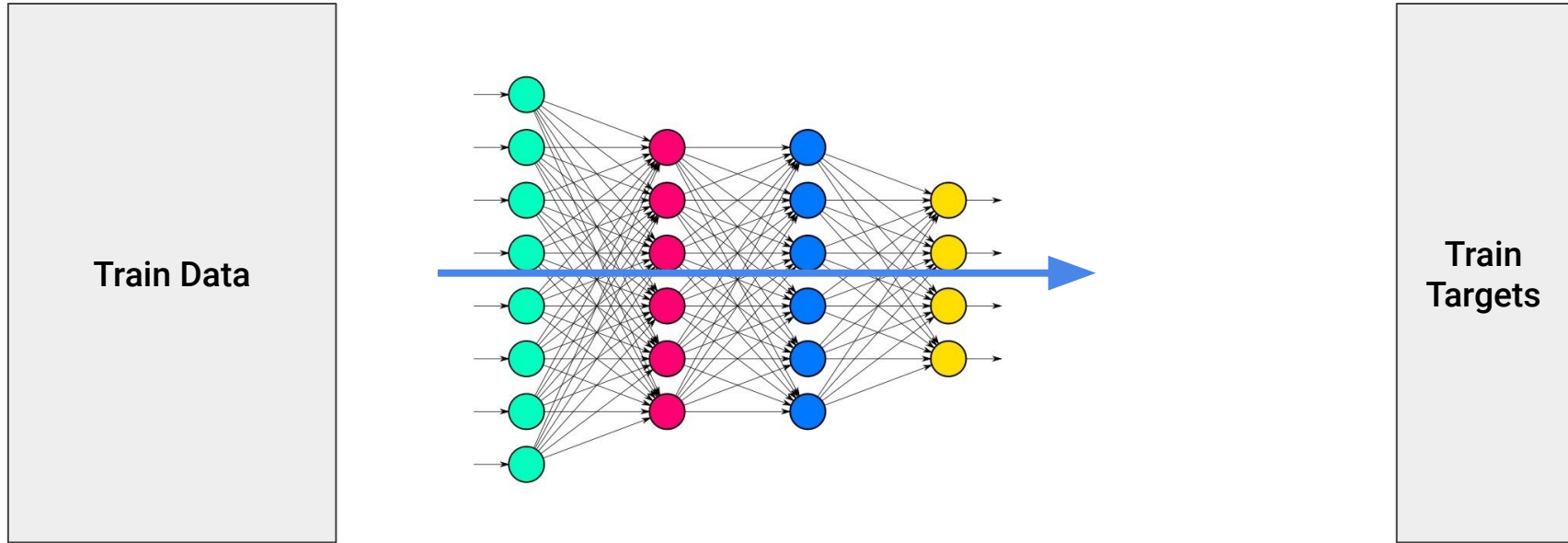
# Conceptos ANN

- Datos Normalizados
- Entrenamiento - Backpropagation
- Loss Function
- Learning Rate
- Batch Size
- Epochs
- Activaciones

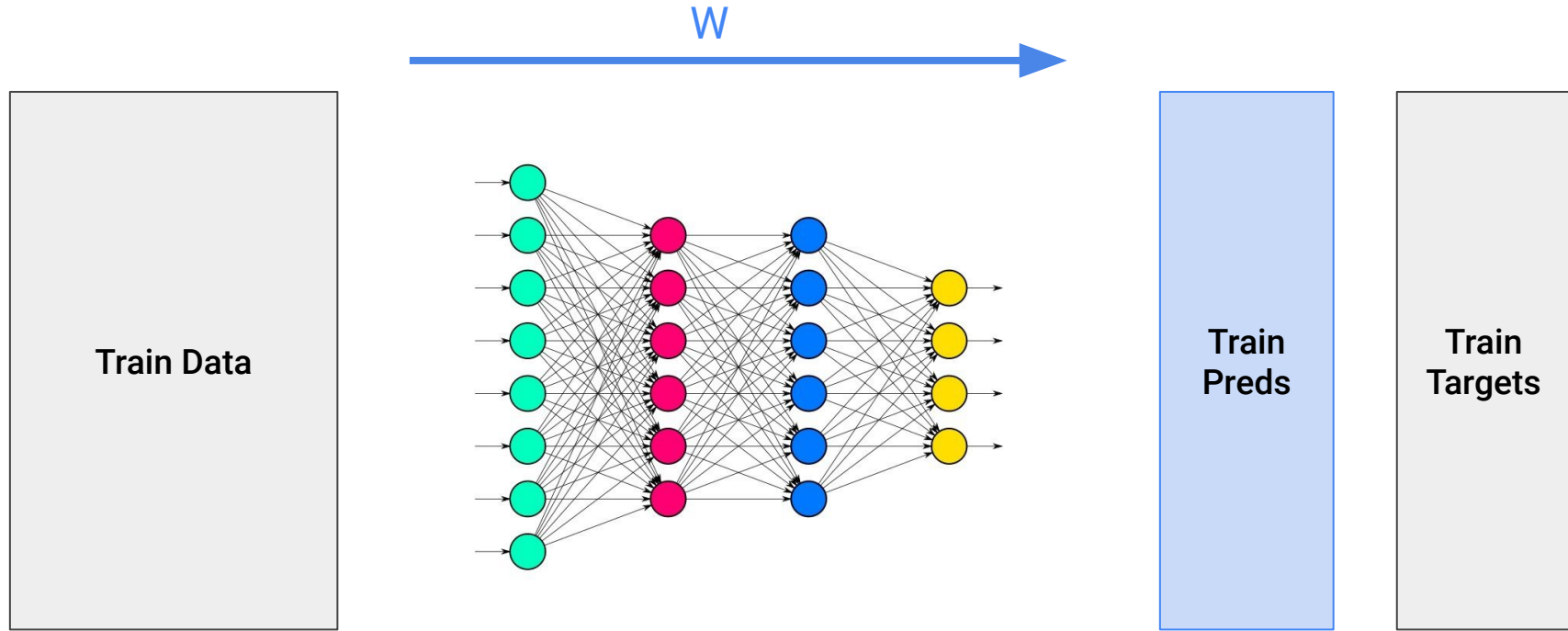
# Entrenamiento



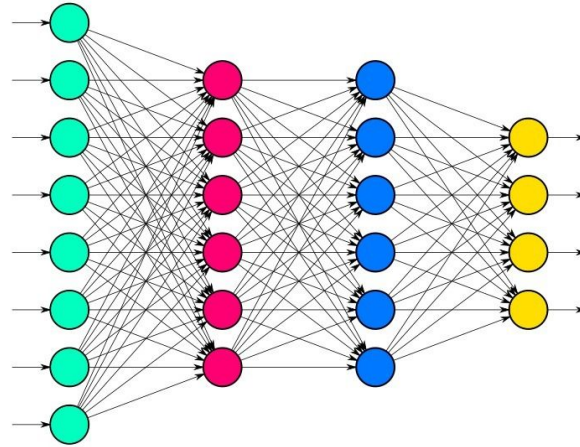
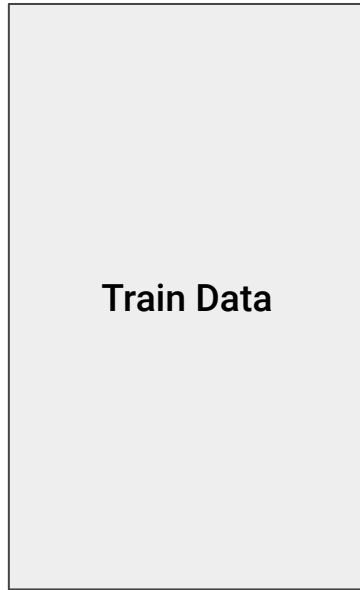
# Entrenamiento



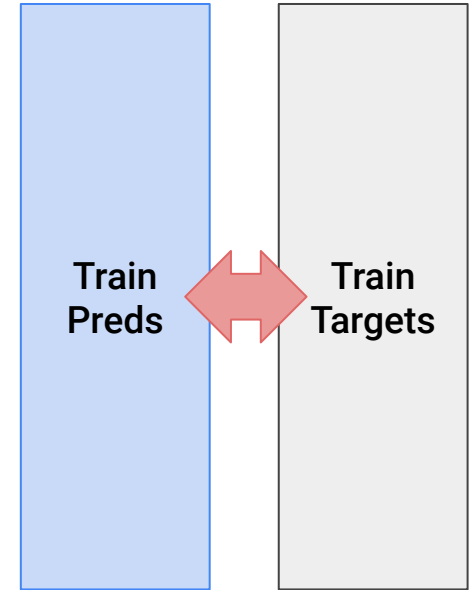
# Entrenamiento



# Entrenamiento



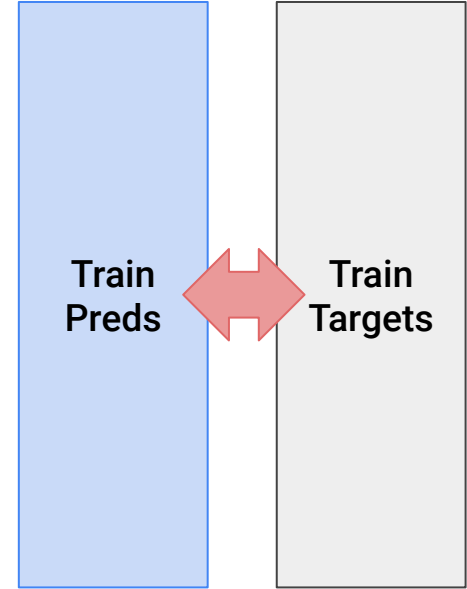
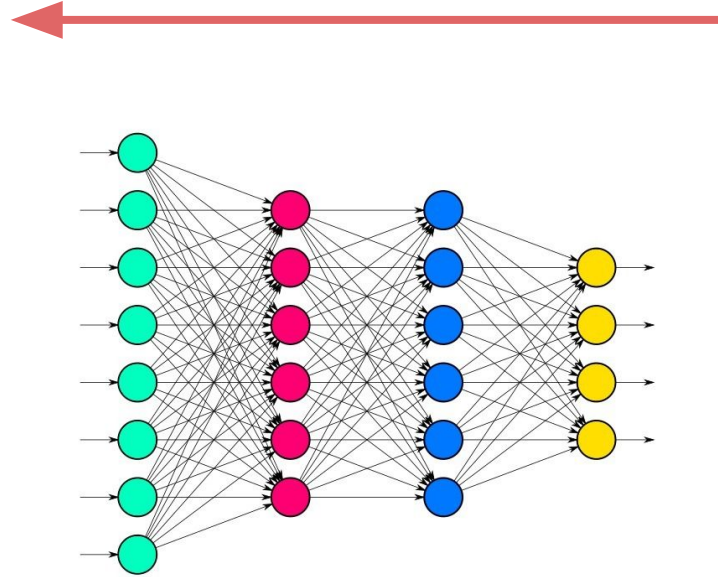
Loss



# Entrenamiento

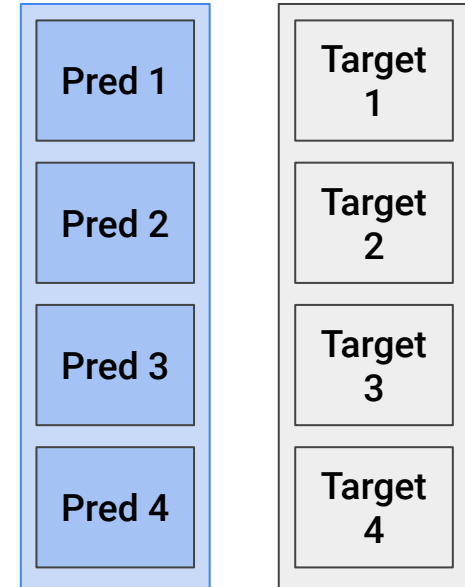
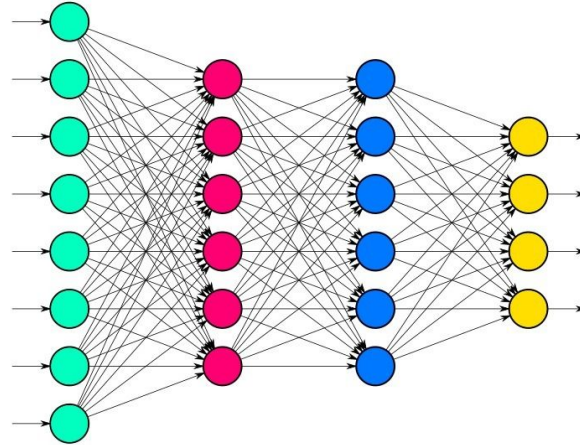
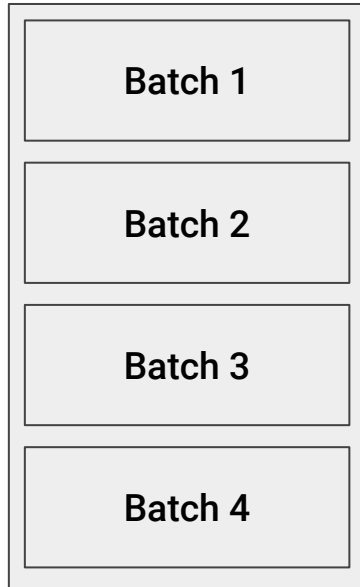
Optimización = Update W

Min(Loss)



# Entrenamiento

- Batch = Lote ~ N Observaciones para actualizar W.
- Epoch = Iteración ~ N Veces que se repite el proceso.
- Learning Rate = Magnitud de actualización de W.



# Keras

- Layers - <https://keras.io/api/layers/>
- Loss Function - <https://keras.io/api/losses/>
- Metrics - <https://keras.io/api/metrics/>
- Optimizers - <https://keras.io/api/optimizers/>



# Convoluciones

- En Imágenes tenemos una alta dimensionalidad (gran cantidad de pixeles) que se traducen a grandes cantidad de parámetros en DNN.
- En Imágenes hay patrones que se repiten que son invariantes a traslación.
- Buscamos una mejor manera de detectar variables en imágenes, donde es importante la espacialidad pero no la posición.

# Convolución

7	2	3	3	8
4	5	3	8	4
3	3	2	8	4
2	8	7	2	7
5	4	4	5	4

\*

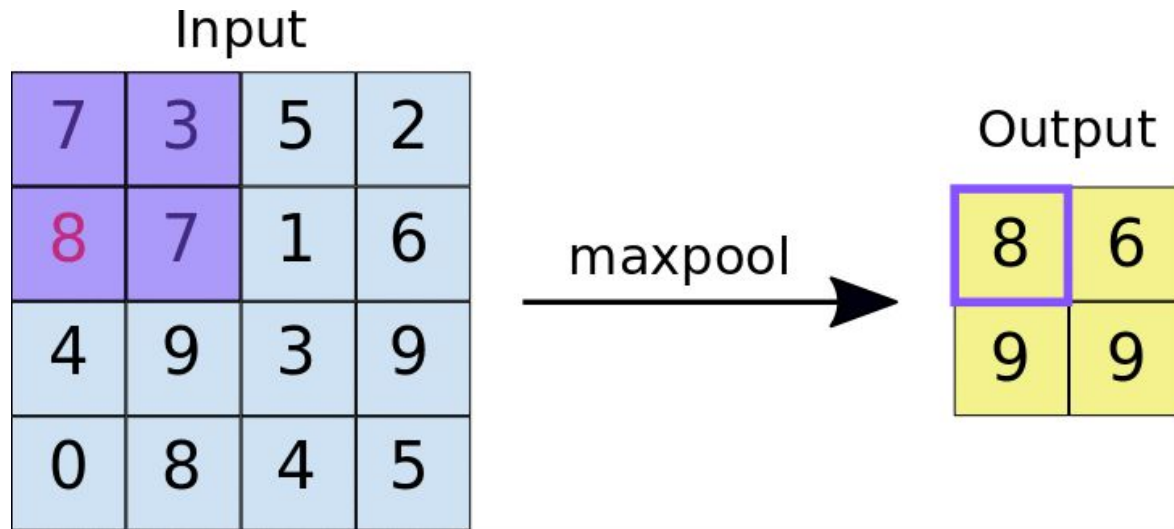
1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1

=

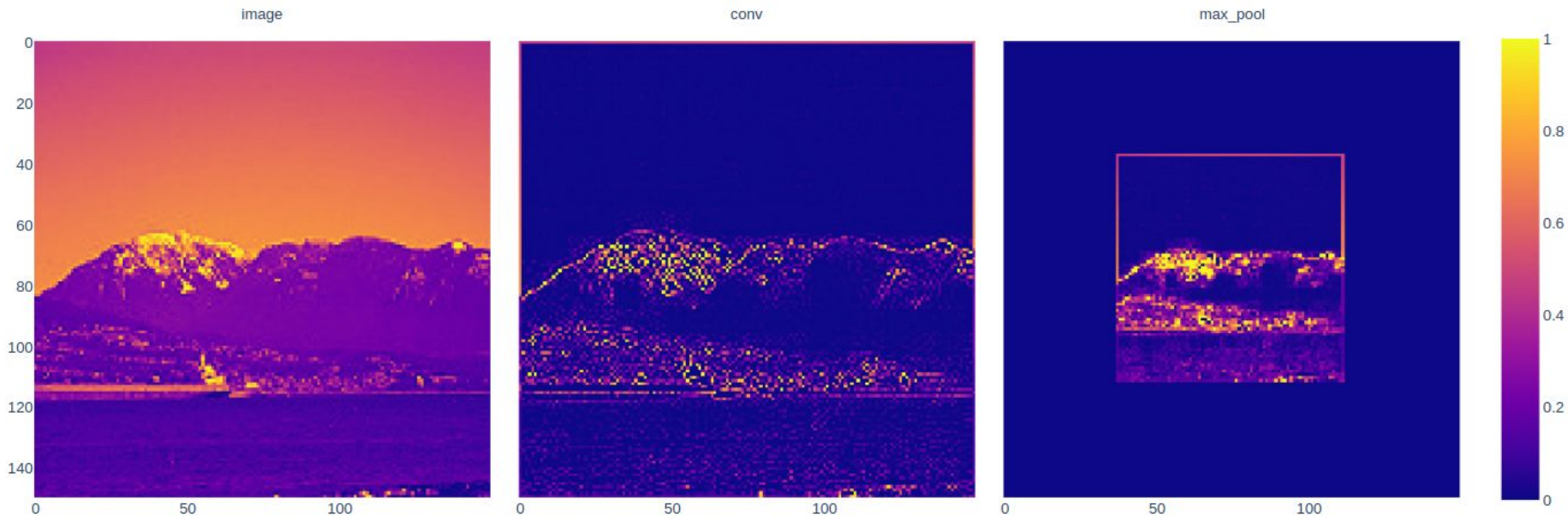
6		

$$\begin{aligned} &7 \times 1 + 4 \times 1 + 3 \times 1 + \\ &2 \times 0 + 5 \times 0 + 3 \times 0 + \\ &3 \times -1 + 3 \times -1 + 2 \times -1 \\ &= 6 \end{aligned}$$

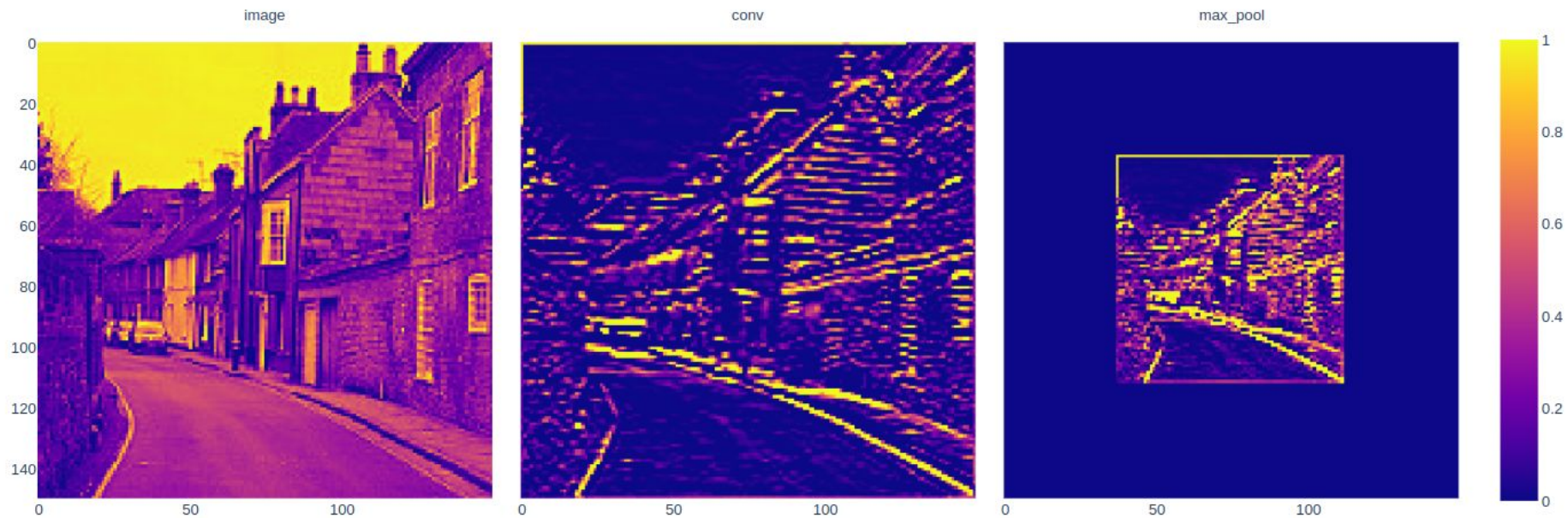
# Max Pooling



# Convolución + Max Pooling



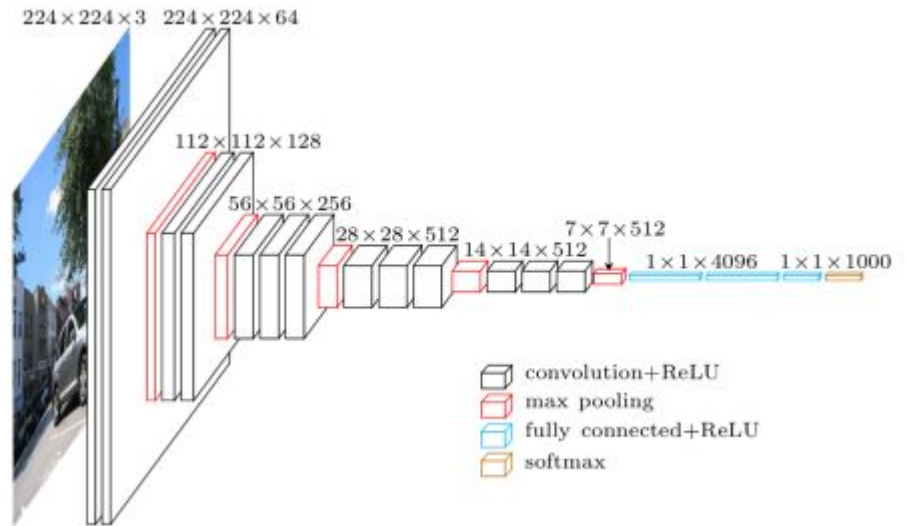
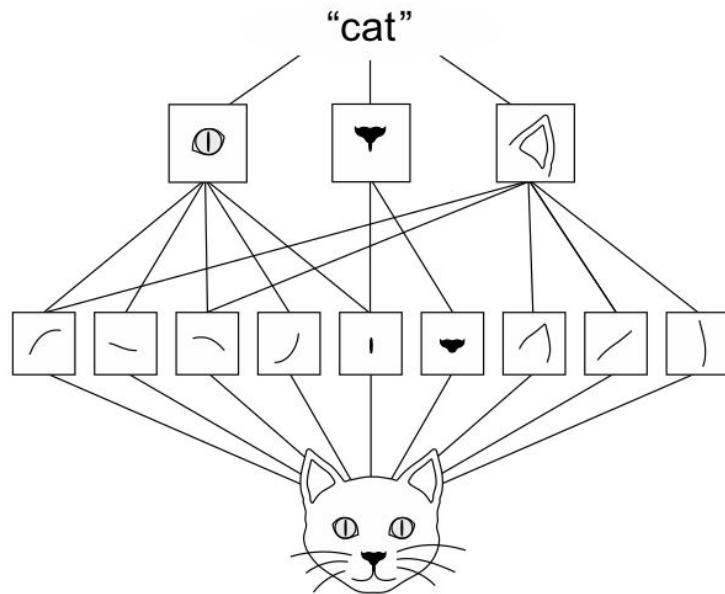
# Convolución + Max Pooling



# CNN

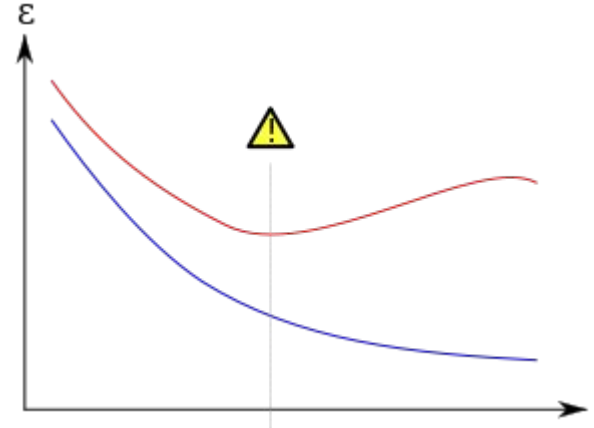
- **Aplicando Convoluciones:**
  - Detectamos patrones locales (las DNN aprenden patrones globales)
  - Detectamos patrones invariantes a traslación: Si el mismo patrón aparece en otro lugar de la imagen será detectado.
  - Aprendemos patrones jerárquicos.
  - Requiere menor cantidad de parámetros.

# CNN



# Overfitting

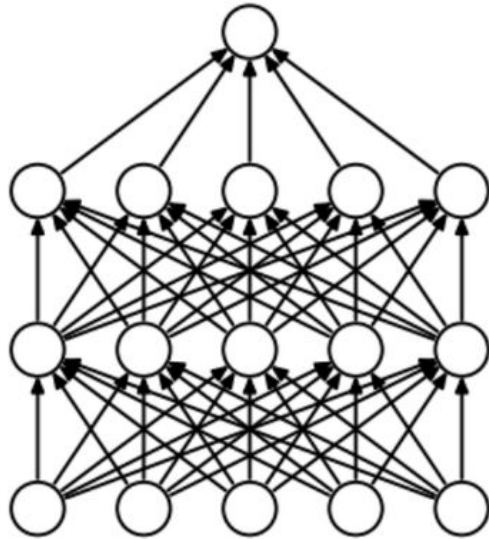
- Cuando las redes neuronales tienen grandes cantidades de parámetros y datos de entrenamiento limitados pueden ajustarse demasiado a esos datos, memorizando el entrenamiento.
- Tendrán menor performance en datos nunca vistos.
- Soluciones:
  - Regularización (Dropout)
  - Data Augmentation
  - Early Stopping



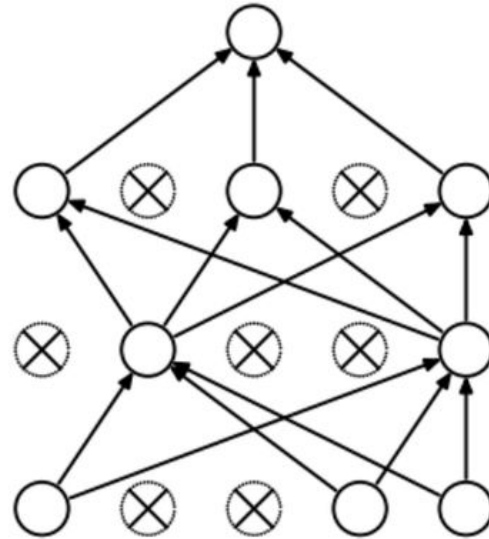


# Regularization - Dropout

- Se apagan neuronas de una capa de manera aleatoria durante el entrenamiento.



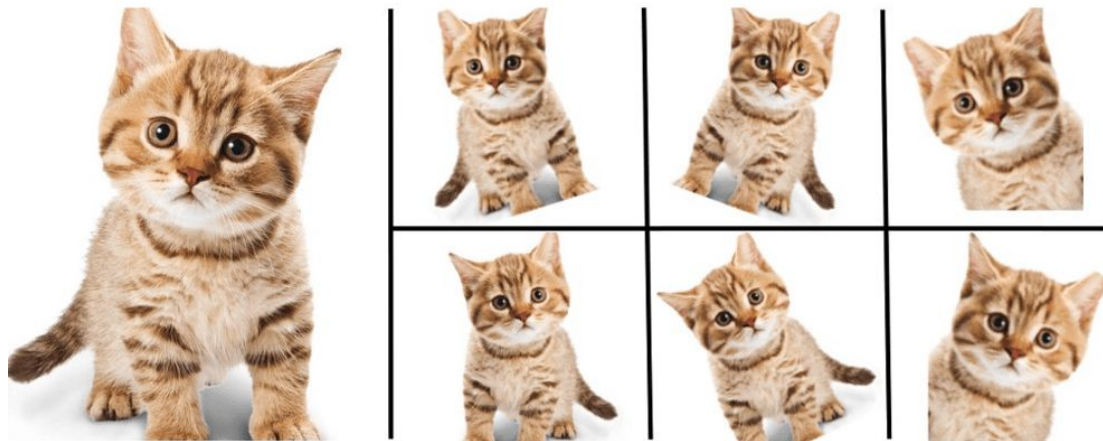
(a) Standard Neural Net



(b) After applying dropout.

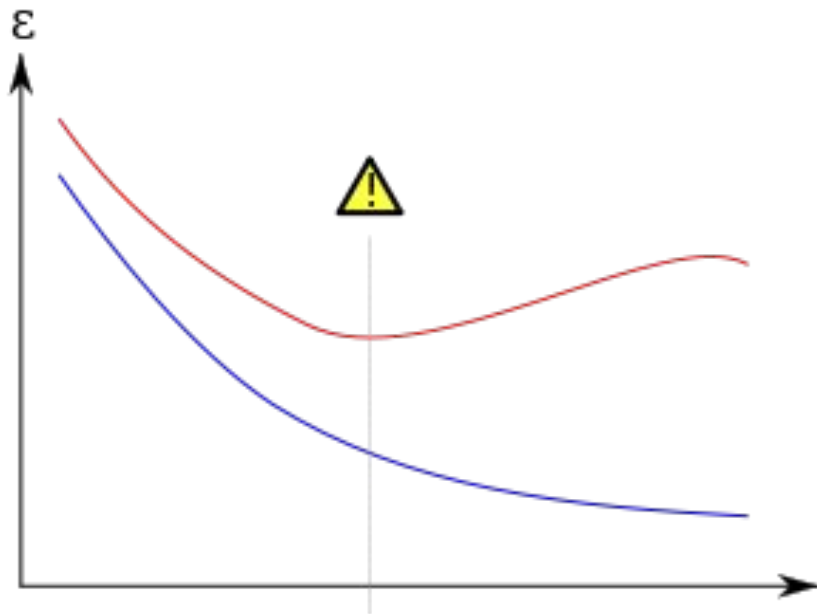
# Data Augmentation

- En imágenes, hacer cambios aleatorios no altera su sentido. Podemos introducir cambios aleatorios en el input del modelo durante el **entrenamiento** para que en cada iteración el modelo nunca vea 2 veces la misma imagen.



# Early Stopping

- Frenamos el entrenamiento en la iteración de mejor resultado en validación.

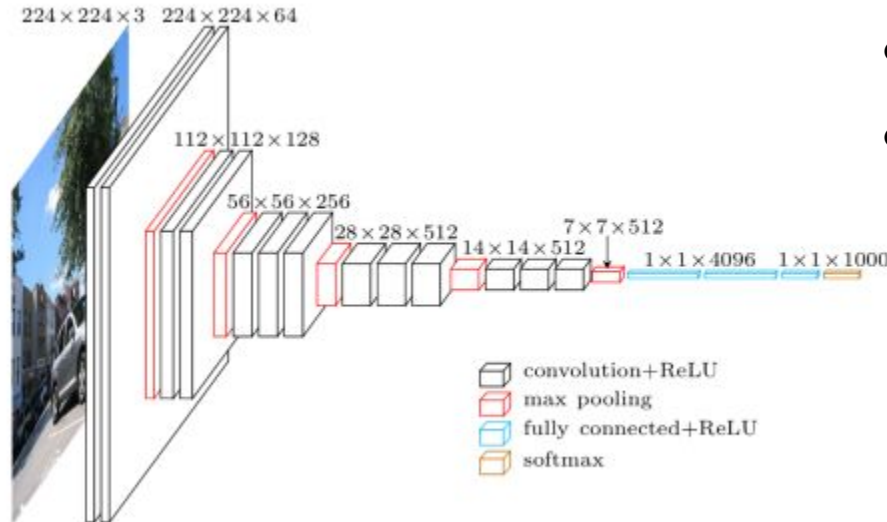


Medimos el error de entrenamiento (azul) y de validación (rojo) durante el entrenamiento del modelo.

Frenamos el entrenamiento cuando el error de validación deja de mejorar.

# Transfer Learning

- Es el método de aprovechar los parámetros entrenados de una red y reutilizarlos en un problema diferente, cambiando las últimas capas.



- VGG16
- ImageNet

# Transfer Learning

- Podemos aprovechar los parámetros de las capas convolucionales de redes ya entrenadas.
- Estas capas ya deberían captar características y patrones básicos en las imágenes.

