

Deep Learning

Aprendizaje Profundo

\$ whoami

- Juan Martín Loyola
- Licenciado en Ciencias de la Computación - UNSL
- Estudiante del Doctorado en Ciencias de la Computación - UNSL
- Becario de CONICET - Instituto de Matemática Aplicada San Luis
- Integrante del proyecto de investigación “Aprendizaje automático y toma de decisiones en sistemas inteligentes para la web” - LIDIC
- Auxiliar del área de datos del departamento de informática



Universidad
Nacional de
San Luis

I M A S L

Filminas



https://jmloyola.github.io/files/talks/2019_deep_learning.pdf

Temas a tratar

- Aprendizaje Automático
- Tipos de aprendizaje
- Clasificación
- Redes Neuronales
- Aprendizaje Profundo
- Aplicaciones
- ¿Cómo profundizar en el tema?



**Inteligencia
Artificial**

A Venn diagram illustrating the relationship between Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning. It consists of three nested ellipses. The outermost ellipse is red and labeled 'Inteligencia Artificial'. Inside it is an orange ellipse labeled 'Aprendizaje Automático'. Inside the orange ellipse is a yellow ellipse labeled 'Aprendizaje Profundo'. This visualizes that Deep Learning is a subset of Machine Learning, which is a subset of Artificial Intelligence.

**Aprendizaje
Automático**

Aprendizaje Profundo

Aprendizaje Automático

“Campo de estudio que le da a las computadoras la habilidad de **aprender** sin ser explícitamente programadas” - Arthur Samuel (1959)

Tipo de aprendizajes

- Aprendizaje Supervisado
- Aprendizaje No Supervisado
- Aprendizaje por Refuerzo

Tipo de aprendizajes

- Aprendizaje Supervisado: Aprende con un profesor
 - Dado: instancias de entrenamiento etiquetadas (o ejemplos)
 - Objetivo: aprender el mapeo que predice la etiqueta para la instancia de prueba



Tipo de aprendizajes

- Aprendizaje No Supervisado: Aprende sin un profesor
 - Dado: entradas sin etiqueta
 - Objetivo: aprender alguna estructura intrínseca en las entradas



Tipo de aprendizajes

- Aprendizaje por Refuerzo: Aprende interactuando
 - Dado: agente que interactúa en el entorno (que tiene un conjunto de estados)
 - Objetivo: conocer la política (mapeo de estado a acción) que maximiza la recompensa del agente

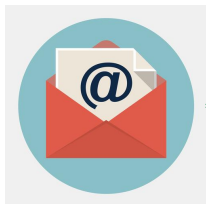


Aprendizaje Supervisado

- Dados un conjunto de pares (x, y) , entrada y salida
- Donde $y = F(x)$ y la función F es desconocida
- **Objetivo:** Aproximar F con un modelo M “aprendido” usando el conjunto de datos para poder predecir la función $F(x')$ para nuevos ejemplos x'

Aprendizaje Supervisado

- Tipos de aprendizaje supervisado:
 - Si la imagen de F es discreta hablamos de **clasificación**
 - Si la imagen de F es continua hablamos de **regresión**



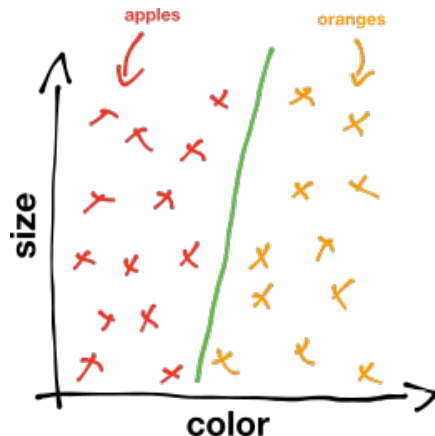
Es spam

No es spam

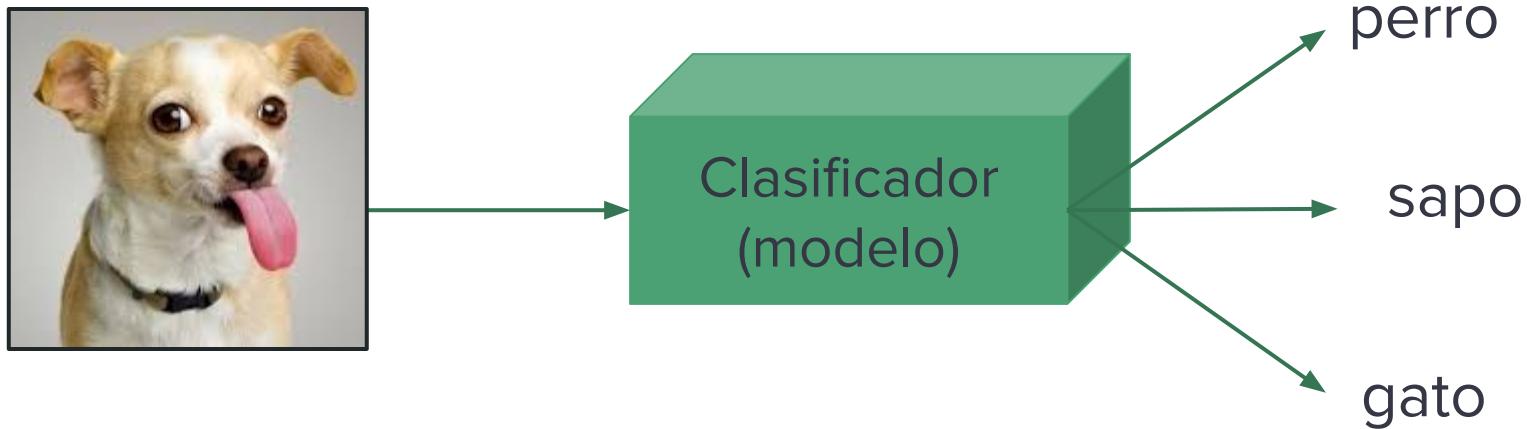
| tamaño (mts ²) | cantidad baños | antigüedad (años) | pileta | ... | Valor (\$) |
|-------------------------------|-------------------|----------------------|--------|-----|---------------|
| 500 | 2 | 10 | NO | ... | ?? |

Clasificación

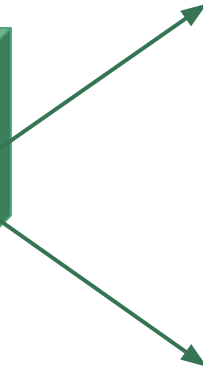
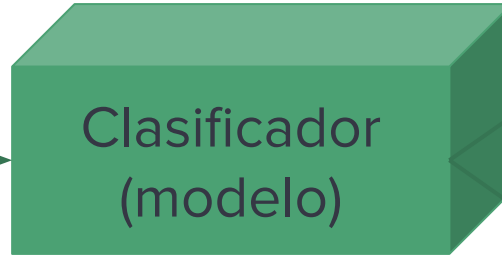
- Proceso por el cual se ubica a cada individuo de una población en una clase.
- El clasificador es entrenado con un conjunto de ejemplos etiquetados con su correspondiente clase.
- Finalmente, en base a lo aprendido en el entrenamiento el clasificador etiqueta nuevos ejemplares.



Clasificación



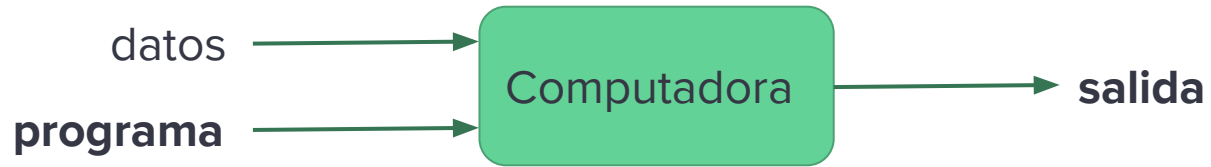
Clasificación



es spam

no es spam

Programación tradicional



Detección de spam

Detección de spam

Programación tradicional

Escribe un programa de computadora con **reglas explícitas** para seguir

```
if email contains V!agră  
    then mark is-spam;  
if email contains ...  
if email contains ...
```

Detección de spam

Programación tradicional

Escribe un programa de computadora con **reglas explícitas** para seguir

```
if email contains V!agră  
    then mark is-spam;  
if email contains ...  
if email contains ...
```

1. Los spammers encuentran vulnerabilidades en nuestro sistema y logran filtrar spam.
2. Se agregan nuevas reglas para capturar el nuevo tipo de spam.
3. Vuelve a (1) y se repite el ciclo de forma indefinida.

Detección de spam

Programación tradicional

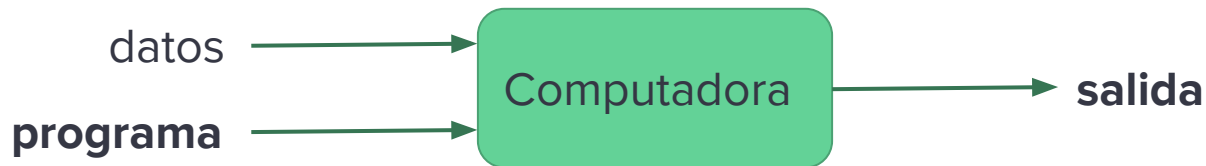
Escribe un programa de computadora con **reglas explícitas** para seguir

```
if email contains V!agră
    then mark is-spam;
if email contains ...
if email contains ...
```

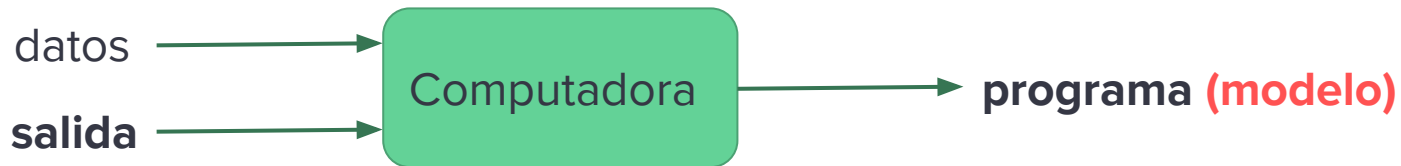
1. Los spammers encuentran vulnerabilidades en nuestro sistema y logran filtrar spam.
 2. Se agregan nuevas reglas para capturar el nuevo tipo de spam.
 3. Vuelve a (1) y se repite el ciclo de forma indefinida.
- Las reglas explícitas van aumentando a medida que los spammers descubren vulnerabilidades en el programa.
 - Se requiere de personas que constantemente adapten las reglas.

Una forma distinta de hacer las cosas

- Programación tradicional:



- Aprendizaje automático:



Que implica

Programación tradicional

Escribe un programa de computadora con **reglas explícitas** para seguir

```
if email contains V!agră  
    then mark is-spam;  
if email contains ...  
if email contains ...
```

Programa de aprendizaje automático

Escribe un programa de computadora para **aprender de ejemplos**

```
try to classify some emails;  
change self to reduce errors;  
repeat;
```

Dificultad del problema

Variación del punto de vista



Variación de escala



Deformación



Oclusión



Condiciones de iluminación



Confusión con fondo



Variación intracalse



Clasificación de imágenes



| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| 08 | 02 | 22 | 97 | 38 | 15 | 00 | 40 | 00 | 75 | 04 | 05 | 07 | 78 | 52 | 12 | 50 | 77 | 01 | 28 |
| 49 | 49 | 99 | 40 | 17 | 81 | 18 | 57 | 60 | 87 | 17 | 40 | 98 | 43 | 68 | 44 | 04 | 56 | 62 | 00 |
| 81 | 49 | 31 | 73 | 55 | 79 | 14 | 29 | 93 | 71 | 40 | 67 | 59 | 18 | 30 | 03 | 49 | 13 | 36 | 65 |
| 92 | 70 | 95 | 23 | 04 | 60 | 11 | 42 | 69 | 24 | 68 | 56 | 01 | 32 | 56 | 71 | 37 | 02 | 36 | 91 |
| 22 | 31 | 16 | 71 | 51 | 67 | 83 | 59 | 41 | 92 | 36 | 54 | 22 | 40 | 40 | 28 | 66 | 33 | 13 | 80 |
| 24 | 47 | 33 | 60 | 99 | 03 | 45 | 02 | 44 | 75 | 33 | 53 | 78 | 36 | 84 | 20 | 35 | 17 | 12 | 50 |
| 02 | 98 | 81 | 28 | 64 | 23 | 67 | 10 | 26 | 38 | 40 | 67 | 59 | 54 | 70 | 66 | 18 | 38 | 64 | 70 |
| 67 | 26 | 20 | 68 | 02 | 62 | 12 | 20 | 95 | 63 | 94 | 39 | 63 | 08 | 40 | 91 | 66 | 49 | 94 | 21 |
| 24 | 35 | 58 | 05 | 66 | 73 | 99 | 26 | 97 | 17 | 78 | 78 | 96 | 83 | 14 | 88 | 34 | 89 | 63 | 72 |
| 21 | 36 | 23 | 09 | 75 | 00 | 76 | 44 | 20 | 45 | 35 | 14 | 00 | 61 | 33 | 97 | 34 | 31 | 33 | 95 |
| 78 | 17 | 53 | 28 | 22 | 75 | 31 | 67 | 15 | 94 | 03 | 80 | 04 | 62 | 16 | 14 | 09 | 53 | 56 | 92 |
| 16 | 39 | 05 | 42 | 96 | 35 | 31 | 47 | 55 | 58 | 88 | 24 | 00 | 17 | 54 | 24 | 36 | 29 | 85 | 57 |
| 86 | 56 | 00 | 48 | 35 | 71 | 89 | 07 | 05 | 44 | 44 | 37 | 44 | 60 | 21 | 58 | 51 | 54 | 17 | 58 |
| 19 | 80 | 81 | 68 | 05 | 94 | 47 | 69 | 28 | 73 | 92 | 13 | 86 | 32 | 17 | 77 | 04 | 89 | 55 | 40 |
| 04 | 52 | 08 | 83 | 97 | 35 | 99 | 16 | 07 | 97 | 57 | 32 | 16 | 26 | 26 | 79 | 33 | 27 | 98 | 66 |
| 05 | 46 | 68 | 87 | 57 | 62 | 20 | 72 | 03 | 46 | 33 | 67 | 46 | 55 | 12 | 32 | 63 | 93 | 53 | 69 |
| 04 | 42 | 16 | 73 | 35 | 95 | 99 | 11 | 24 | 94 | 72 | 18 | 08 | 46 | 29 | 32 | 40 | 62 | 76 | 36 |
| 20 | 69 | 36 | 41 | 72 | 30 | 23 | 88 | 34 | 68 | 99 | 69 | 82 | 67 | 59 | 85 | 74 | 04 | 36 | 16 |
| 20 | 73 | 35 | 29 | 78 | 31 | 90 | 01 | 74 | 31 | 49 | 71 | 48 | 15 | 81 | 16 | 23 | 57 | 05 | 54 |
| 01 | 70 | 54 | 71 | 83 | 51 | 54 | 69 | 16 | 92 | 33 | 48 | 61 | 43 | 52 | 01 | 89 | 19 | 67 | 48 |

Que ve la computadora

Clasificación de imagen

82% gato
15% perro
2% sombrero
1% jarra

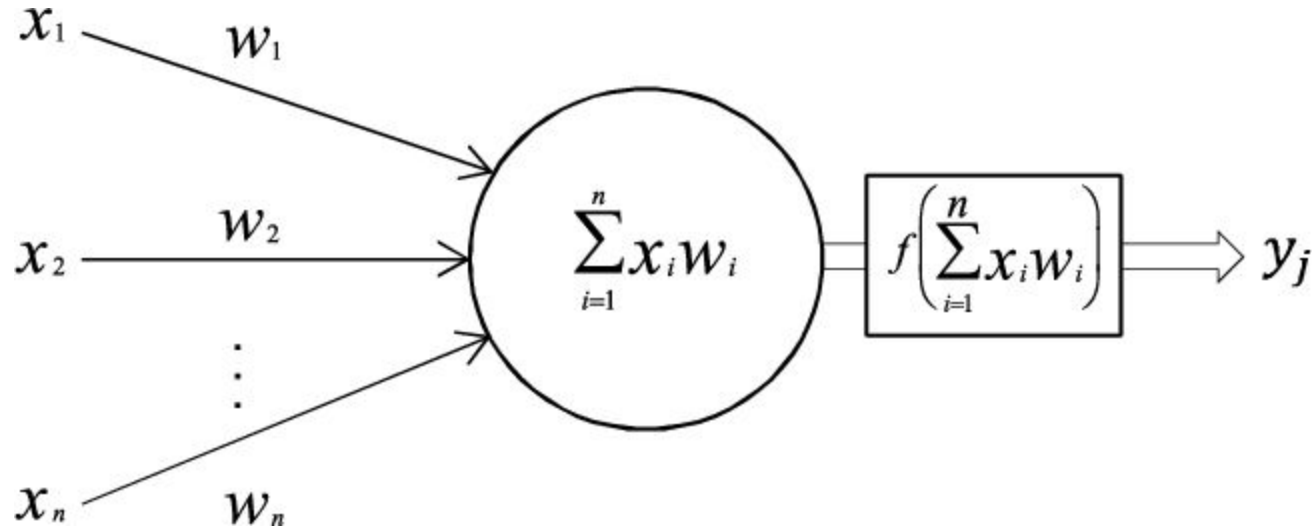
Existen distintos tipos de algoritmos de clasificación

- Máquinas de Soporte Vectorial (SVM)
- Árboles de Decisión
- Random Forest
- Regresión Logística
- Bayes Ingenuo (Naive Bayes, en inglés)
- Redes Neuronales
-

Existen distintos tipos de algoritmos de clasificación

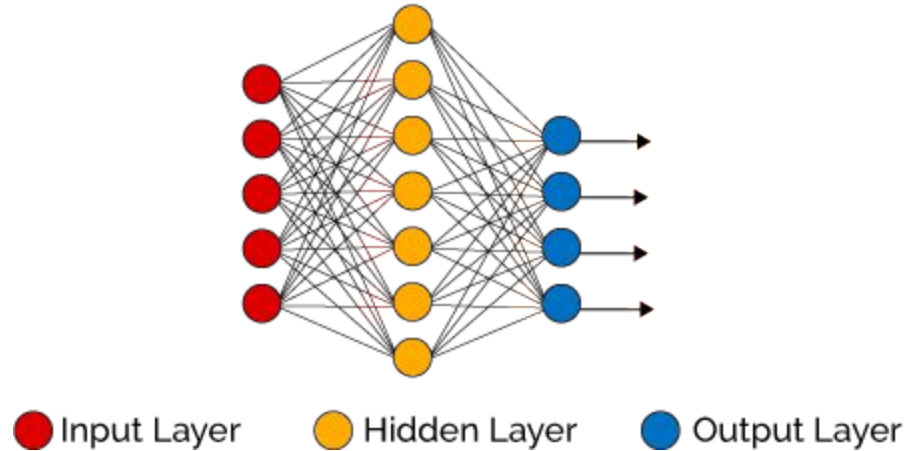
- Máquinas de Soporte Vectorial (SVM)
- Árboles de Decisión
- Random Forest
- Regresión Logística
- Bayes Ingenuo (Naive Bayes, en inglés)
- **Redes Neuronales**
-

Redes Neuronales



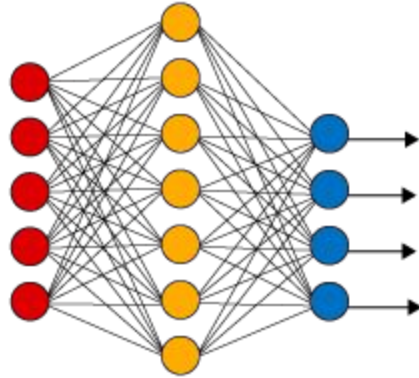
Redes Neuronales

Simple Neural Network



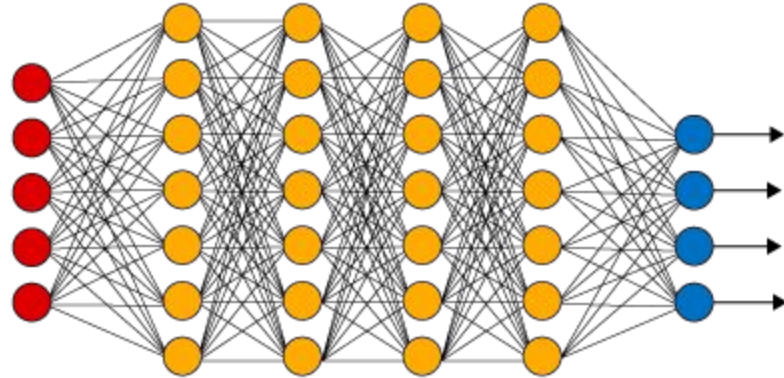
Deep Learning (Aprendizaje Profundo)

Simple Neural Network



● Input Layer

Deep Learning Neural Network



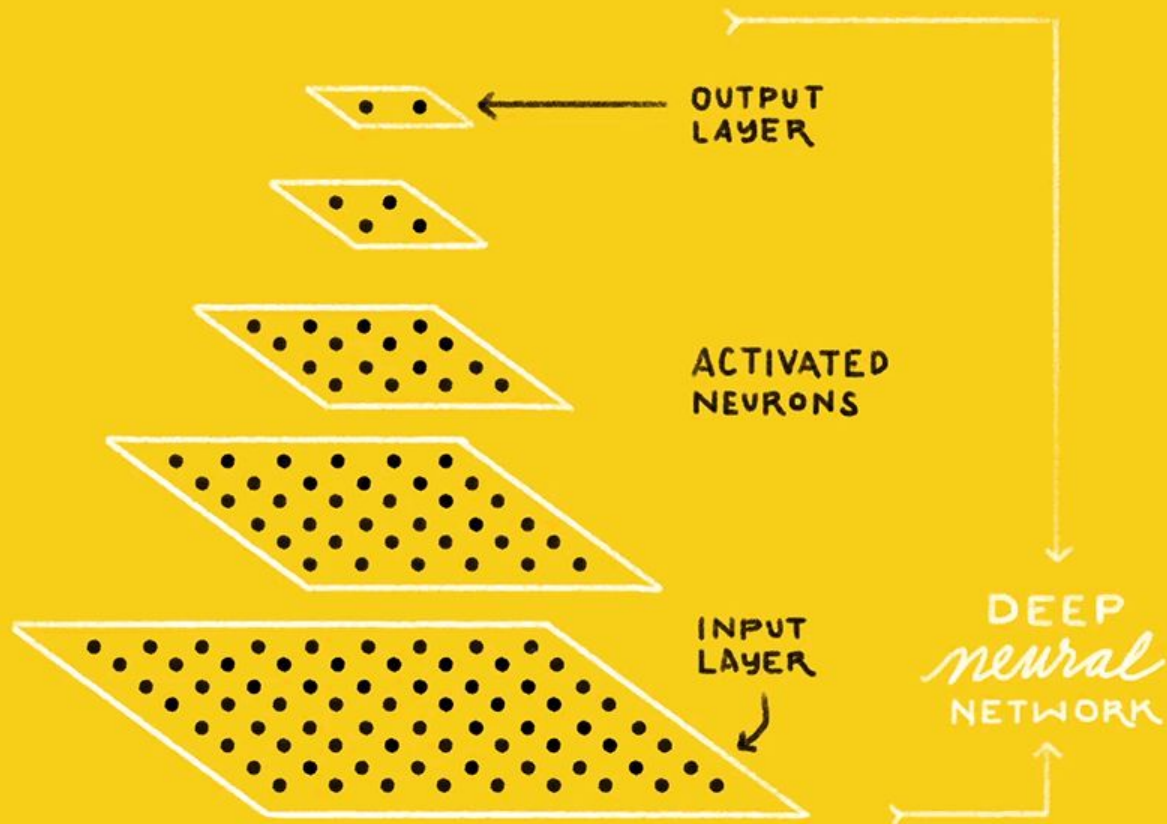
● Hidden Layer

● Output Layer

IS THIS A
CAT or DOG?



CAT DOG



¿Cómo entrenar una Red Neuronal?

- Se define una función de pérdida
 - Dado el par de entrenamiento (x, y) y la salida de nuestro modelo $h(x)=t$, la función de pérdida L mide la diferencia entre la clase predicha t y la clase verdadera y
 - Cuando $t \neq y$ (predicción errónea), $L(y, t) > 0$
 - Cuando $t == y$, $L(y, t) = 0$
- En cada paso se actualizan los pesos de la red para reducir la función de costo
 - Pero, ¿cómo los actualizamos?



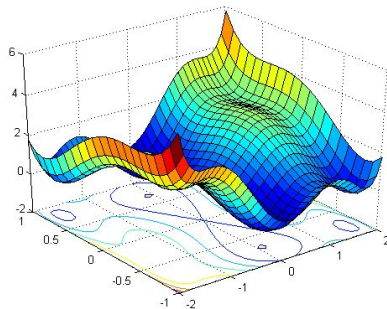
**Manejar los parámetros
de la red como perillas**

¿Cómo entrenar una Red Neuronal?

- Se define una función de pérdida
 - Dado el par de entrenamiento (x, y) y la salida de nuestro modelo $M(x) = t$, la función de pérdida L mide la diferencia entre la clase predicha t y la clase verdadera y
 - Cuando $t \neq y$ (predicción errónea), $L(y, t) > 0$
 - Cuando $t == y$, $L(y, t) = 0$
- En cada paso se actualizan los pesos de la red para reducir la función de costo
 - Actualización al azar

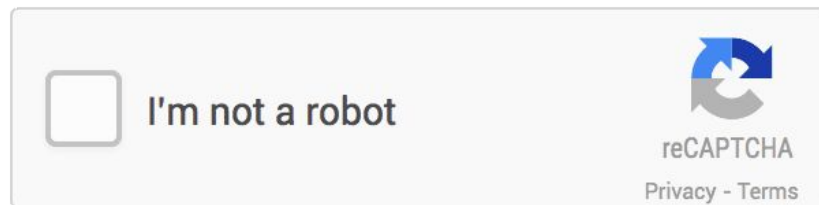
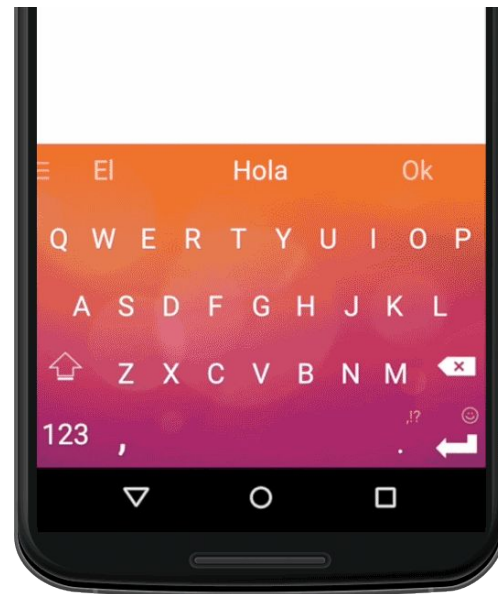
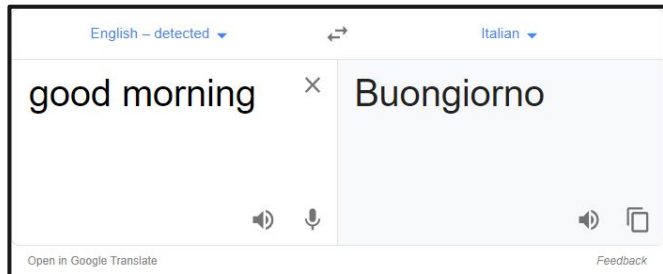
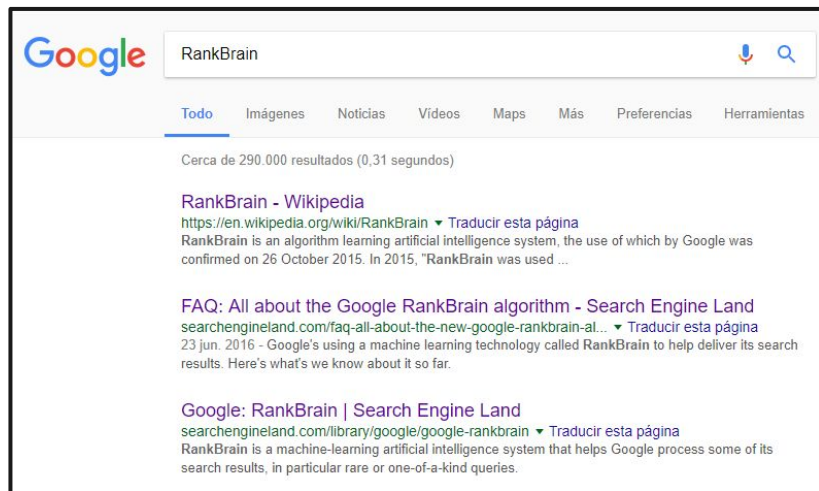
¿Cómo entrenar una Red Neuronal?

- Se define una función de pérdida
 - Dado el par de entrenamiento (x, y) y la salida de nuestro modelo $M(x) = t$, la función de pérdida L mide la diferencia entre la clase predicha t y la clase verdadera y
 - Cuando $t \neq y$ (predicción errónea), $L(y, t) > 0$
 - Cuando $t == y$, $L(y, t) = 0$
- En cada paso se actualizan los pesos de la red para reducir la función de costo
 - Actualización al azar
 - Actualización usando los gradientes. Algoritmo “Propagación hacia atrás” (en inglés, Backpropagation)



Aplicaciones del Aprendizaje Profundo

Aplicaciones



Aplicaciones

NETFLIX

Emmy-winning US TV Shows



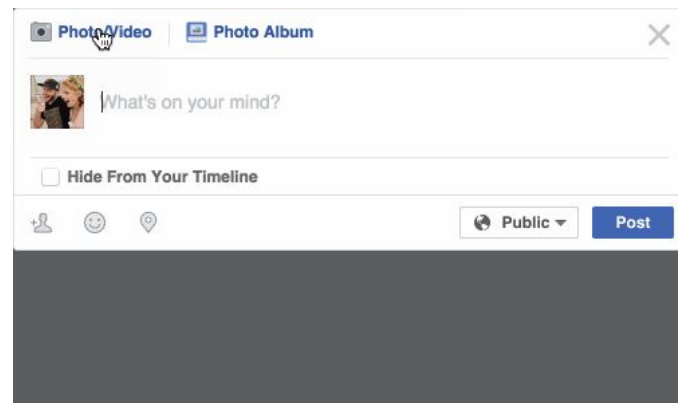
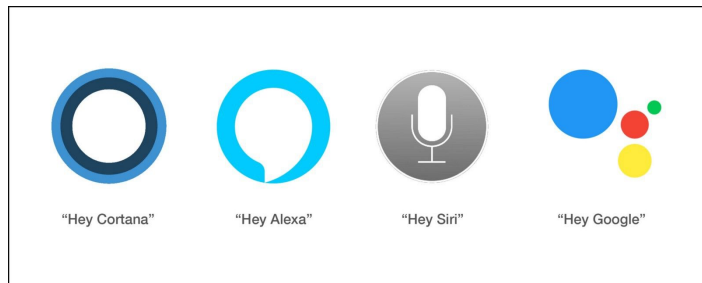
Police Detective TV Dramas



Critically Acclaimed Witty TV Shows



Aplicaciones



Customers who bought this item also bought



¿Como profundizar más en el tema?

- Materias de la carrera
 - Inteligencia Artificial (cuarto año)
 - Sistemas Inteligentes (cuarto año)
- Materias optativas
 - Aprendizaje Automático y Minería de Datos
- PyData Meetup (<https://www.meetup.com/es-ES/PyData-San-Luis/>)
- Cursos online
 - <https://www.coursera.org/learn/machine-learning> (Coursera)
 - <http://cs109.github.io/2015/> (Harvard University)
 - <http://cs229.stanford.edu/> (Stanford University)
 - <https://www.inf.ed.ac.uk/teaching/courses/mlpr/2019/> (The University of Edinburgh)
- Competencias. Por ejemplo: Kaggle (<https://www.kaggle.com/>)

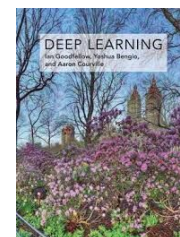
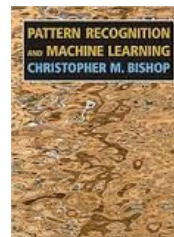
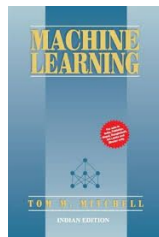
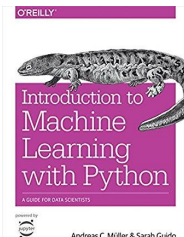
¿Como profundizar más en el tema?

- Libros

- “Python Data Science Handbook: Essential tools for working with data” - VanderPlas [Online]
- “Introduction to Machine Learning with Python” - Muller, Guido [Online]
- “Machine Learning” - Mitchell [Online]
- “Pattern Recognition and Machine Learning” - Bishop [Online]
- “Deep Learning” - Goodfellow, Bengio, Courville [Online]

- Trabajos científicos

- Arxiv (<https://arxiv.org/list/cs.LG/recent>)
- Arxiv-sanity (<http://www.arxiv-sanity.com/>)
- Google Académico (<https://scholar.google.com.ar/>)



Taller Argentino de Computación Científica

- 5 y 6 de diciembre de 2019
- Charlas y talleres sobre el uso de la programación para investigación
- Posters son bienvenidos 😊



<https://tallerargentinocc.github.io/>



**Gracias por su
atención. ¿Preguntas?**

Transferencia de Estilo Neural (Neural Style Transfer)



Neural Style Transfer

