

DEEP LEARNING

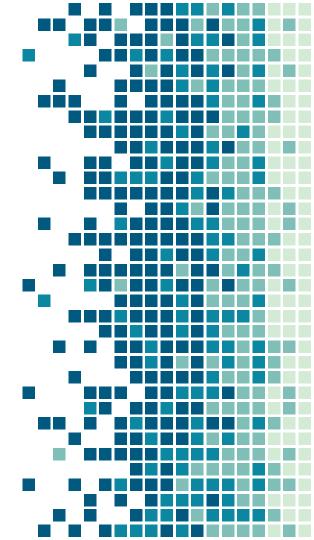
Andrea Morales Garzón <u>andreamgmg@correo.ugr.es</u>

Gema Correa Fernández gecorrea@correo.ugr.es

Sistemas Inteligentes para la Gestión de la Empresa Curso 2018-2019

Máster Profesional en Ingeniería Informática







CONTENIDO

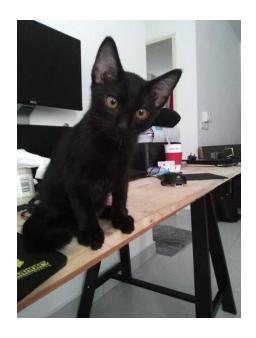
- PRÁCTICA 2:
 - Deep Learning para multiclasificación
- TRABAJO DE INVESTIGACIÓN
 - Procesamiento de textos
 - Pre-trained Word Embedding
 - Ensemble
- CONCLUSIONES













PetID <fctr></fctr>	PhotoAmt <dbl></dbl>
86e1089a3	1

	Type <int></int>	Name <fctr></fctr>	Age <int></int>	Breed1 <int></int>	Breed2 <int></int>	Gender <int></int>	Color1 <int></int>
1	2	Nibble	3	299	0	1	1

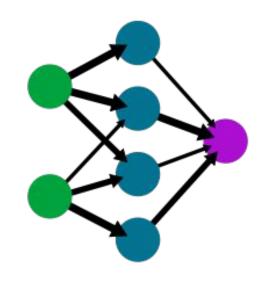
MaturitySize <int></int>	FurLength <int></int>	Vaccinated <int></int>	Dewormed <int></int>	Sterilized <int></int>	Health <int></int>	Quantity <int></int>	Fee <int></int>
1	1	2	2	2	1	1	100

Deep Learning para multiclasificación PRÁCTICA 2



¿QUÉ VAMOS HACER?

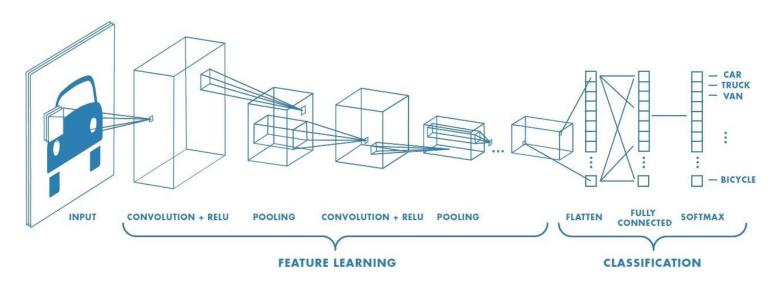
- Ajuste topología red
- Ajuste de hiperparámetros
- Ajuste de función de coste
- Ajuste de algoritmo de optimización
- Data augmentation
- Transfer Learning
- Fine-Tuning
- Uso de datos adicionales







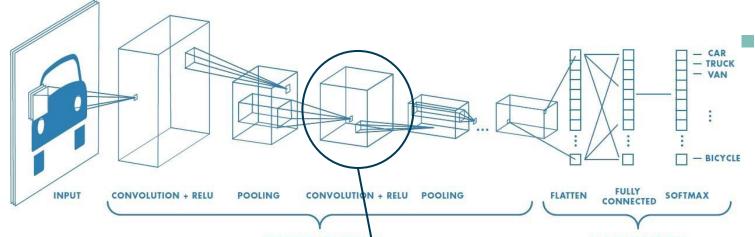
REDES CONVOLUCIONALES



Permite extraer características locales a partir de la convolución

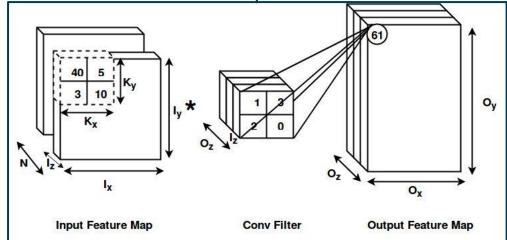






FEATURE LEARNING

CLASSIFICATION





ACTIVACIONES (I)



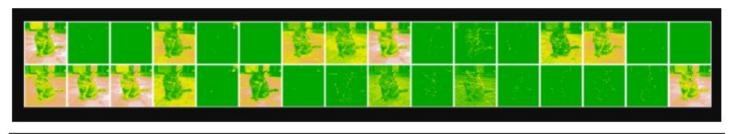


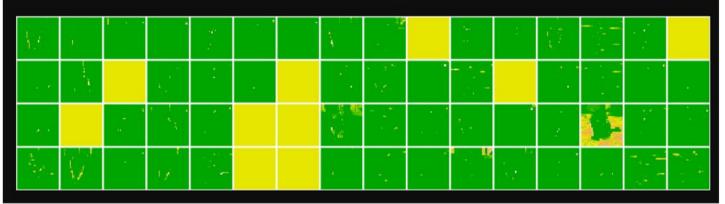






ACTIVACIONES (II)





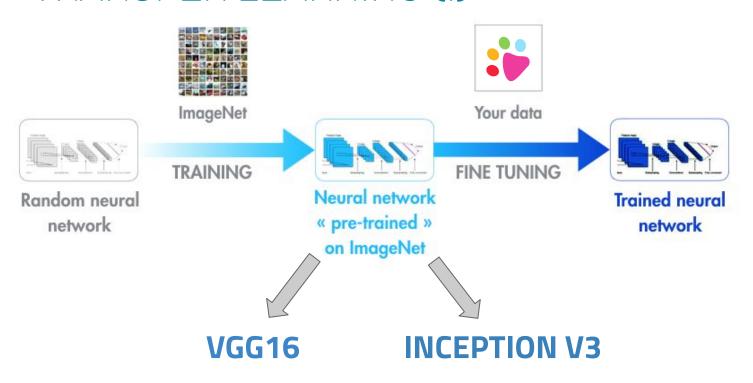


RESULTADOS

		TEST LOSS	TEST ACCURACY
Modelo simple	1	1.47964	0.2759942
Ajuste de topología	П	1.476669	0.2974526
Modelo II + D.Augmentation	Ш	1.458036	0.2990822
Transfer Learning Inception V3	IV	1.4534	0.2962
Modelo IV + Fine Tuning	V	1.458962	0.258427
VGG16 + Fine Tuning	VI	1.439157	0.306287

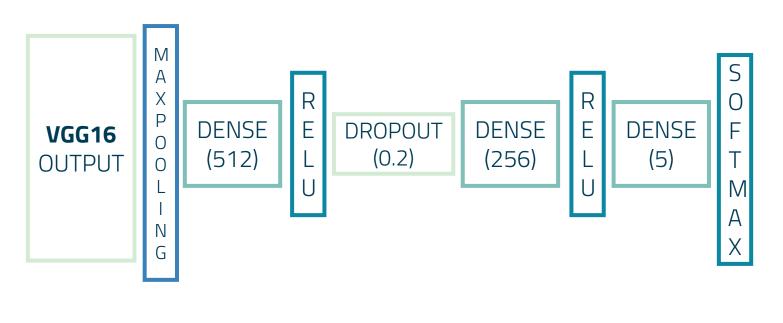


TRANSFER LEARNING (I)





TRANSFER LEARNING (II)





TRANSFER LEARNING - VGG16

FINE-TUNING FREEZE 13 PRIMERAS CAPAS

	5 ÉPOCAS	10 ÉPOCAS
Tiempo de Entrenamiento	2580 seg	4128 seg
Train Loss	1.4523	1.4234
Train Accuracy	0.2880	0.3212
Validation Loss	1.4433	1.4549
Validation Accuracy	0.3081	0.3055
Test Loss	1.446068	1.439157
Test Accuracy	0.2866807	0.306287



TRABAJO DE INVESTIGACIÓN



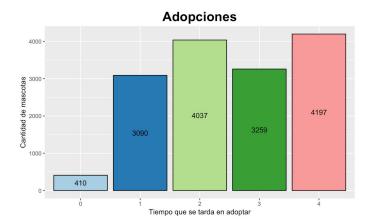


PRIMERA APROXIMACIÓN

- Creación del corpus
- Representación gráfica de las frecuencias
- Conversión mayúsculas a minúsculas
- Eliminación de los signos de puntuación
- Eliminación de Stopwords
- Agrupación de sinónimos





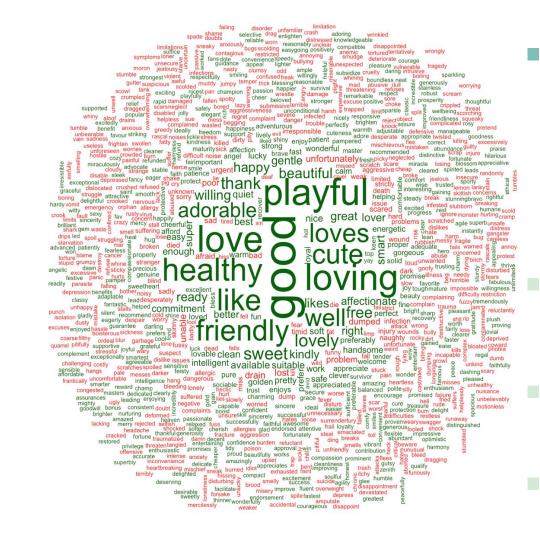


Description

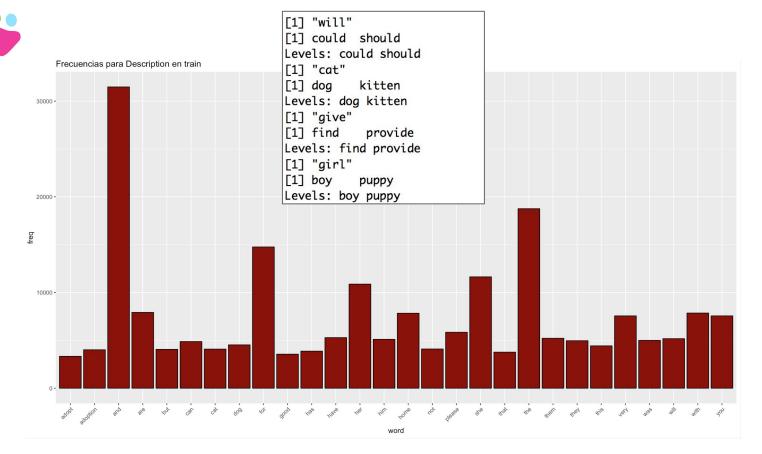
Nibble is a 3+ month old ball of cuteness. He is energetic and playful. I rescued a couple of cats... I just found it alone vesterday near my apartment. It was shaking so I had to bring it home to pr... Their pregnant mother was dumped by her irresponsible owner at the roadside near some shop... Good guard dog, very alert, active, obedience waiting for her good master, plz call or sms for m... This handsome yet cute boy is up for adoption. He is the most playful pal we've seen in our pup... This is a stray kitten that came to my house. Have been feeding it, but cannot keep it. anyone within the area of ipoh or taiping who interested to adopt my cat can contact my father ... Siu Pak just give birth on 13/6/10 to 6puppies. Interested pls call or sms me. Left 2female pupp... healthy and active, feisty kitten found in neighbours' garden. Not sure of sex. Very manja and gentle stray cat found, we would really like to find a home for it because we can... For serious adopter, please do sms or call for more details, thanks! Kali is a super playful kitten who is on the go the minute she wakes up. She is very guiet and on... Peanut was an abused puppy until he was rescued. He was very scared of people but now he is a... Hi Pet Lovers! This is my first posting and I need help! 3 months ago we befriended a mother str... Lost Dog Found (Bandar Menjalara, Kepong / Taman Bukit Maluri or Desa Park City) 迷途犬被尋獲... We moved out of our apartment to a landed home and there were many friendly strays in the nei... to be spayed on /12 adorable & friendly shes active... she can obey wht command that u told her.. example shakeshand . sleep and eat

Parte del contenido del dataset para el atributo Description





Nube de palabras



Frecuencias del corpus y Agrupación de sinónimos



¿POR QUÉ LO DESCARTAMOS?

- No permite usar todo el dataset
- Sólo permite 4000 filas del dataset
- Se descarta tratamiento manual de los datos
- Alternativa: Redes Neuronales



Pretrained Word Embedding



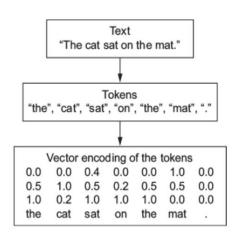
CLASIFICACIÓN DE TEXTOS CON RRNN

- Word embedding para representar palabras y una red neuronal convolucional.
- Deep Learning para procesamiento de lenguaje natural (obtener información de los textos).
- Deep Learning en la P2: permitir obtener buenos resultados a partir de encontrar patrones en los píxeles. iAhora los buscamos en los textos!



WORD EMBEDDING

- Codificación de las palabras en un vector
- Utilizaremos embeddings pre-entrenados
 - GLOVE (Wikipedia 2014 en inglés)
- Lo ideal sería un embedding para el dominio del problema pero tenemos pocos datos.





CLASIFICACIÓN DE TEXTOS CON RRNN

Importancia del contexto

- Red Neuronal Convolucional → layer_conv_1d(...)
 - Aprende a reconocer patrones en el espacio, suelen ser buenas para aprender a clasificar una oración o un párrafo.
- Red Neuronal Recurrente → layer lstm(...)
 - Capacitada para reconocer patrones a lo largo del tiempo, suelen ser buenas para predecir lo que sigue en una secuencia.

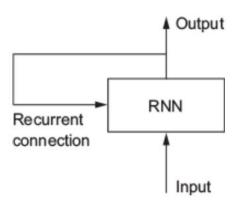


CLASIFICACIÓN DE TEXTOS CON RRNN

Window of size 5 Input Input features Time Extracted patch Dot product with weights Output Output features

CNN

RNN





RESULTADOS

	TEST LOSS	TEST ACCURACY
WORD EMBEDDING	1.47964	0.2759942
CNN	1.656911	0.2845352
RNN	1.599465	0.3134639
RNN + CNN	1.478439	0.2848687





Ensembles



ACTIVACIÓN DE LA RED (I)

Podemos visualizar la parte de la imagen que se activa con la red entrenada





ACTIVACIÓN DE LA RED (II)





MODELOI

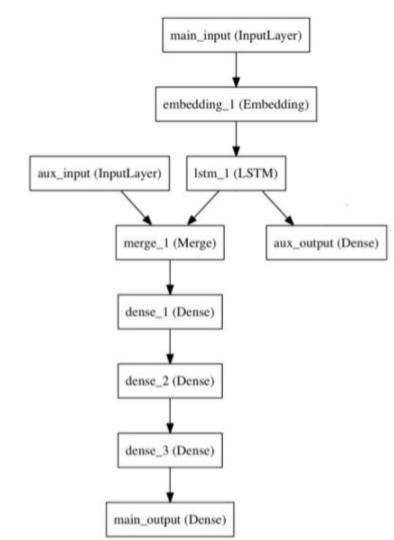
MODELOII

WEIGHT AVERAGE ENSEMBLE

MODELO I MODELO MODELO II FINAL MODELO III

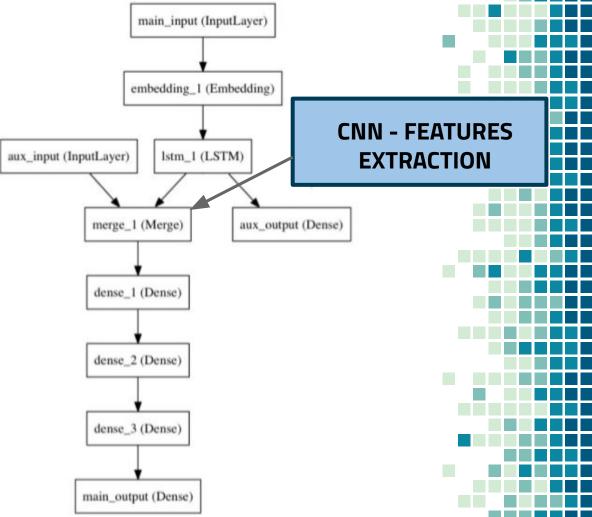
RRNN MULTI-INPUT (ENSEMBLE)

- RRNN comienza con el tratamiento de textos y obtiene representación vectorial
- 2. Se unen las entradas a otras características (categóricas y numéricas)
- Se entrenan ambas cosas como un único vector de características por muestra.



CONTINUACIÓN....

- Se entrena un vector con de csv+características de imágenes
- Problema de correspondencia entre imágenes y csv





CONCLUSIONES





CONCLUSIONES (I)

- **Componente subjetivo**, es difícil para una persona, determinar el rango correspondiente a una mascota.
- Las técnicas de convolución son útiles y potentes, pero, no determinantes.
- La decisión de la adopción de una mascota, no se basará solo en una fotografía, sino que se deben tener en cuenta muchas variables.



CONCLUSIONES (II)

- Fotografías poco nítidas, animales que aparecen ocultos, obstáculos... Combinar los resultados obtenidos a partir de las imágenes (características extraídas gracias a las operaciones de convolución) con otra información.
- Conjunto de datos desbalanceado (etiqueta 0)
- **RNN** mantiene un estado que contiene información relativa a lo que se ha visto hasta ahora.



CONCLUSIONES (III)

- Necesidad de realizar ensembles para poder obtener buenos resultados en este problema.
- En otras palabras, para poder obtener buenos resultados en este problema, la entrada a nuestra red neuronal debe ser una combinación de texto, imágenes y otros metadatos.





POSIBLES TRABAJOS FUTUROS

- Transformar nuestro problema multiclase a binario.
- Crear nuestro propio embedding, pero la limitación de datos, hace que cojamos modelos pre-entrenados.
- Ampliar este tipo de información con otros datos.
- Transformarlo en un problema de Análisis de Sentimientos con Redes Neuronales.



iGracias!

¿Alguna pregunta?



