

Predicción de Fotogramas con Redes Neuronales Profundas

Máster Universitario en Visión Artificial

Autor: Nuria Oyaga de Frutos

Tutor: José María Cañas Plaza

Cotutor: Inmaculada Mora Jiménez

ÍNDICE

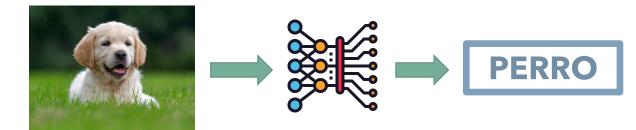
- 1. Introducción
- 2. Objetivos
- 3. Infraestructura
- 4. Generación de secuencias
- 5. Predicción con imágenes modeladas
- 6. Predicción con imágenes crudas
- 7. Conclusiones



1. Introducción

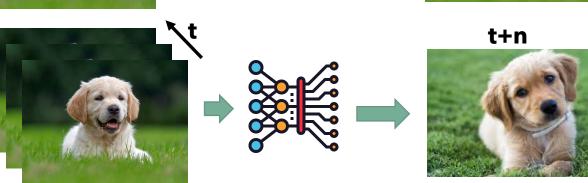
Tareas de visión artificial con Redes Neuronales

• Clasificación:



• Detección:

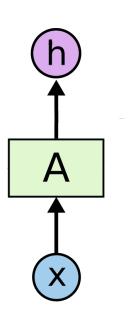
• Predicción:



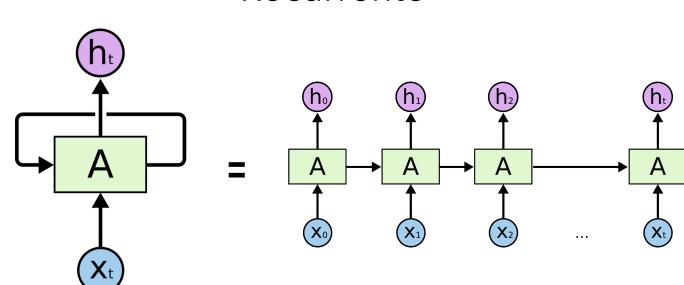
1. Introducción

Redes recurrentes VS no recurrentes

No recurrente



Recurrente









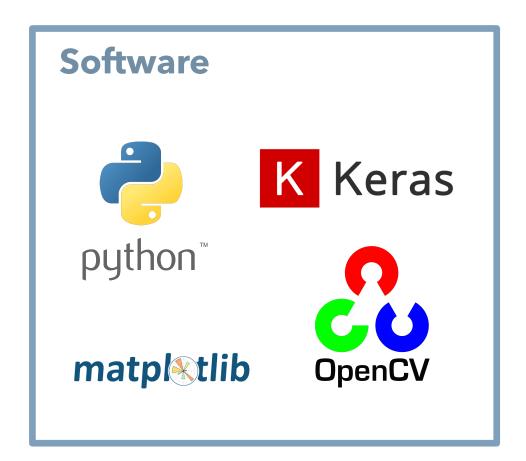
2. Objetivos

Diseño y el análisis de distintas redes neuronales como predictores visuales con secuencias de vídeo.

- Desarrollo software para ejecución y evaluación de redes neuronales.
- Creación de las bases de datos
- Estudio y evaluación de redes para la **predicción con imágenes** modeladas.
- Estudio y evaluación de redes para la predicción con imágenes crudas.



3. Infraestructura



Hardware



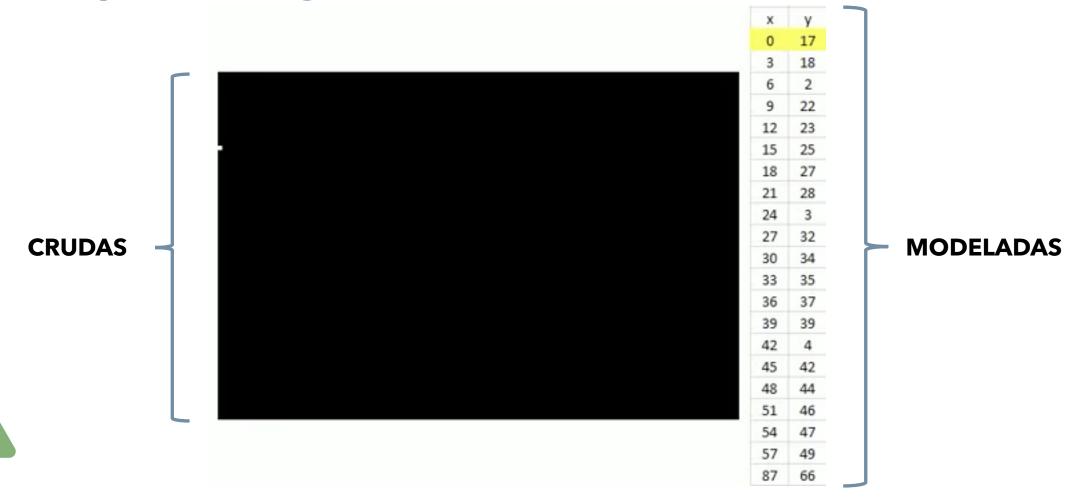
- Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2609 v4
 @ 1.70GHz
- 8 cores
- 64GB
- GeForce GTX 1080

GENERACIÓN DE SECUENCIAS

Limitaciones del trabajo

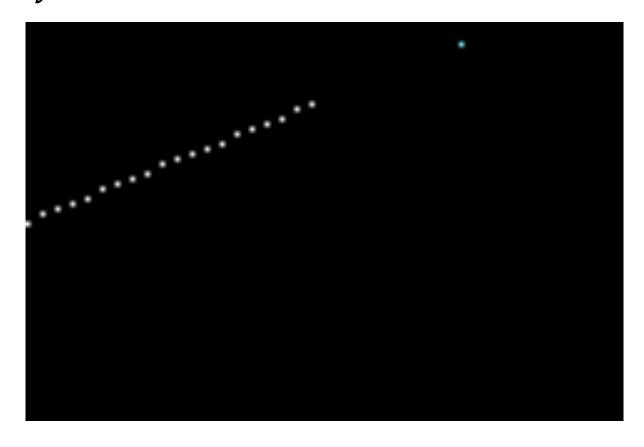
- Imágenes muy sencillas
 - Tamaño 80x120
 - Píxel blanco (activo) que se desplaza sobre fondo negro
- Muestreo regular
 - Velocidad constante
 - No faltan muestras
- Ausencia de ruido

Tipos de imágenes



Tipos de dinámicas - Dinámica lineal

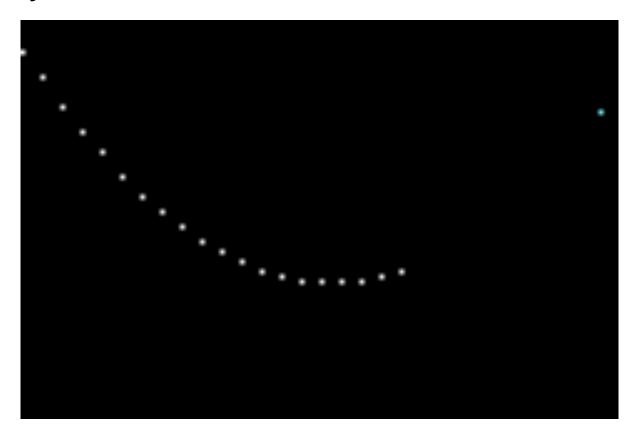
$$y = mx + n$$



DOF	Parámetro
1	m
2	n

Tipos de dinámicas - Dinámica parabólica

$$y = ax^2 + bx + c$$



DOF	Parámetro
1	a
2	С
3	b

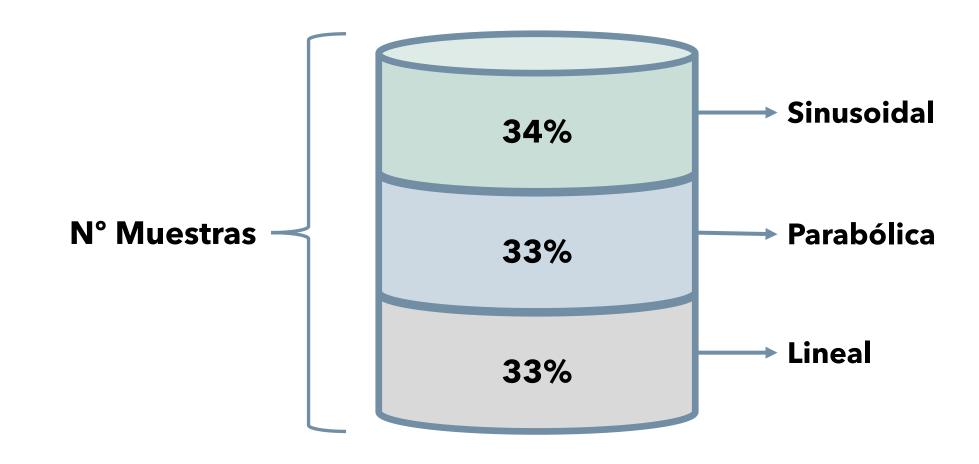
Tipos de dinámicas - Dinámica sinusoidal

$$y = A \times \sin(2\pi f x + \theta) + c$$

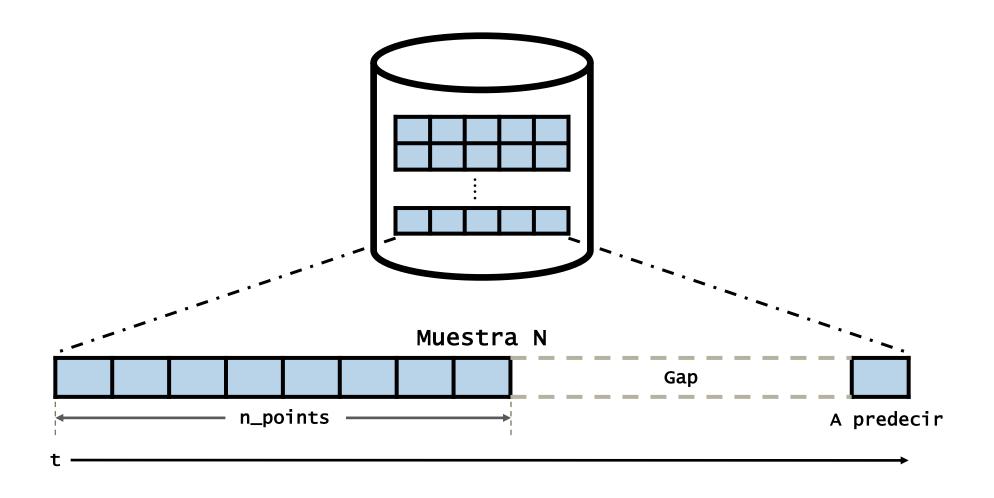


DOF	Parámetro
1	f
2	С
3	A
4	θ

Tipos de dinámicas - Dinámica combinada

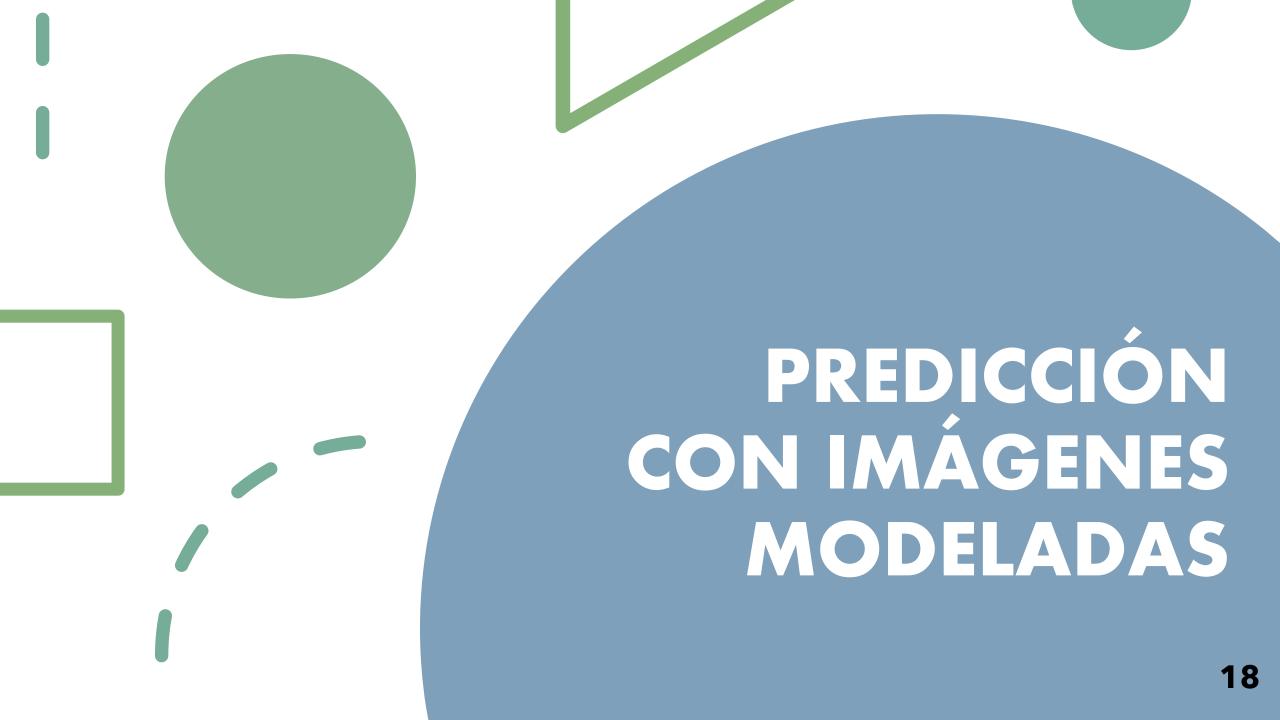


Estructura de la base de datos



Características comunes

Parár	netro	Valor	
Gap		10 Instantes temporales	
N_points		20 Instantes temporales	
D: : : /	Train	80%	
División de subconjuntos	Validation	10%	
Subconjuntos	Test	10%	

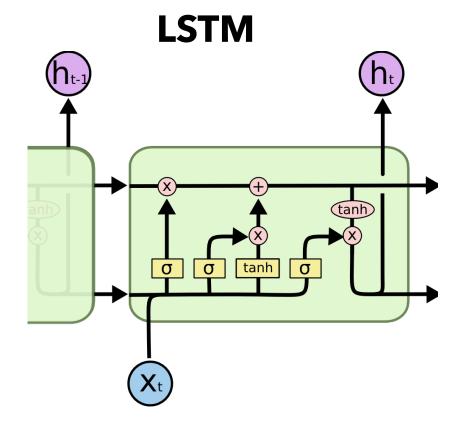


Tipos de redes

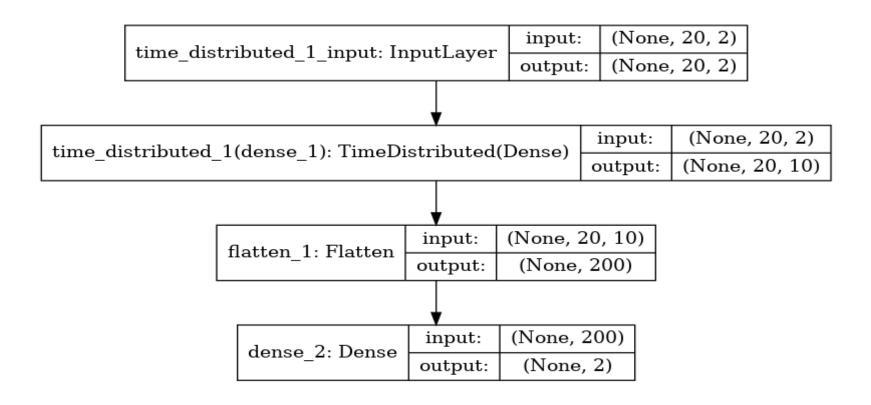
Perceptrón multicapa

MLP Neurons **Dutputs** Hidden layers Inputs

Long-Short Term Memory



Estructuras propuestas - MLP



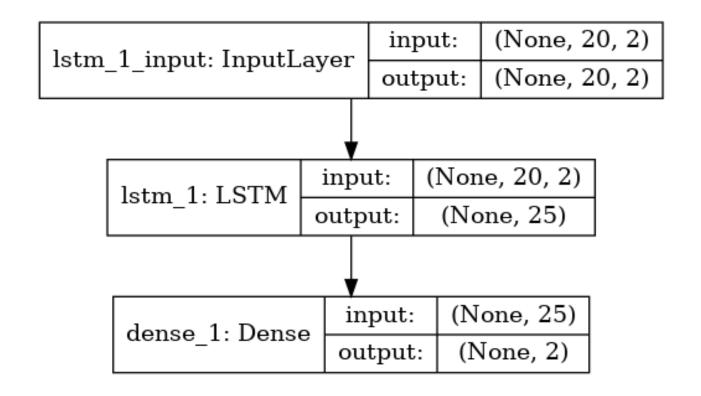
• 1 capa oculta con 10 neuronas

Resultados - MLP

- 10000 muestras de test
- Límite en sinusoidal de 2 DOF

DINÁMICA		MEDIA ERROR RELATIVO
Lineal	1 DOF	0.21 %
Linear	2 DOF	0.31 %
Parabólica	1 DOF	0.28 %
	2 DOF	0.42 %
	3 DOF	0.65 %
Sinusoidal	1 DOF	0.54 %
	2 DOF	3.89 %

Estructuras propuestas - LSTM-1



• 1 capa LSTM con 25 celdas de memoria

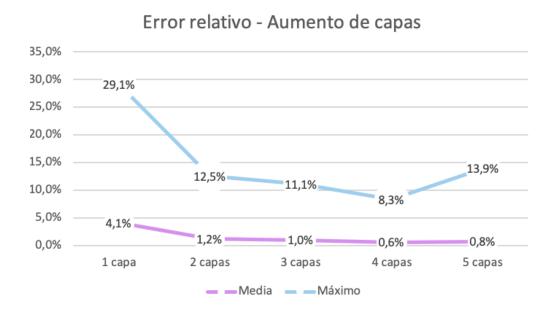
Resultados - LSTM-1

- 10000 muestras de test
- Límite en sinusoidal de 4 DOF

DINÁMICA		MEDIA ERROR RELATIVO
Lineal	1 DOF	0.16 %
Lilledi	2 DOF	0.25 %
	1 DOF	0.12 %
Parabólica	2 DOF	0.35 %
	3 DOF	0.58%
	1 DOF	0.42 %
Sinusoidal	2 DOF	0.89 %
	3 DOF	0.84 %
	4 DOF	4.1 %

LSTM-4 - Mejora de la red

Aumento n° capas



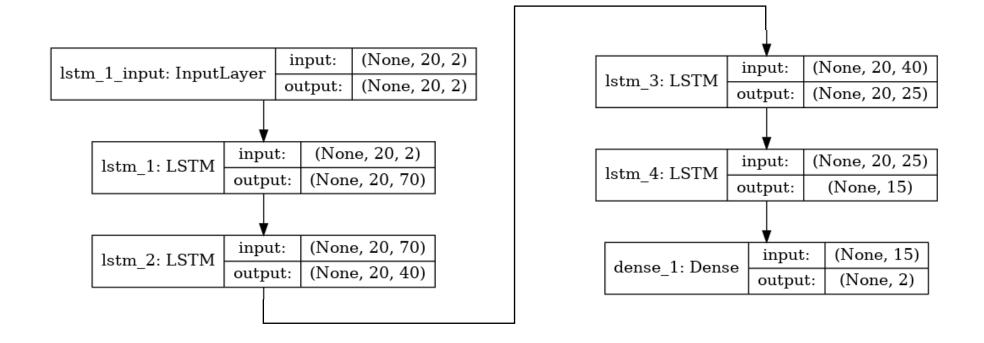
- Mejora las prestaciones
- Límite en 4 capas

Aumento nº neuronas

- $25 \rightarrow 50$ neuronas
- 4% → 2.5% media error relativo
- Mejora muy poco las prestaciones

- Dinámica sinusoidal 4 DOF
- 80000 muestras entrenamiento
- 10000 muestras test

Estructuras propuestas - LSTM-4



• 4 capas LSTM con 70, 40, 25 y 15 celdas de memoria

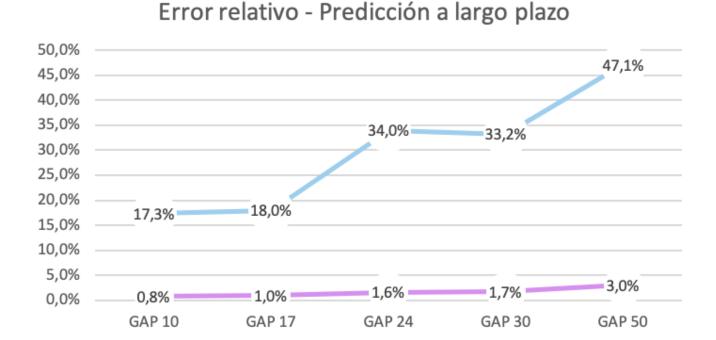
Resultados - LSTM-4

- 10000 muestras de test
- Se logra predecir

DINÁMICA		MEDIA ERROR RELATIVO
Lineal	2 DOF	0.12 %
Parabólica	3 DOF	0.5%
Sinusoidal	4 DOF	0.61 %
Combir	nada	0.81 %

LSTM-4 - Predicción a largo plazo

- 10000 muestras de test
- Pérdida de capacidad predictiva con umbrales admisibles
- Imagen 640x480:
 - 14 píxeles de media a 30 fotogramas (1.7 %)
 - 24 píxeles de media a 50 fotogramas (3 %).



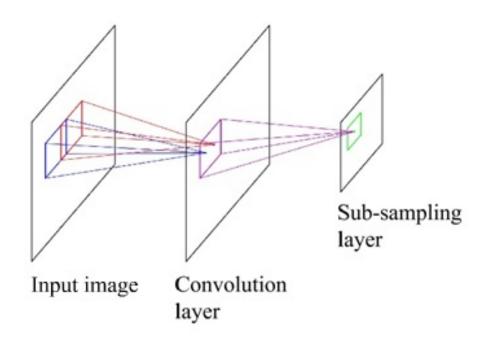
— Media — Máximo



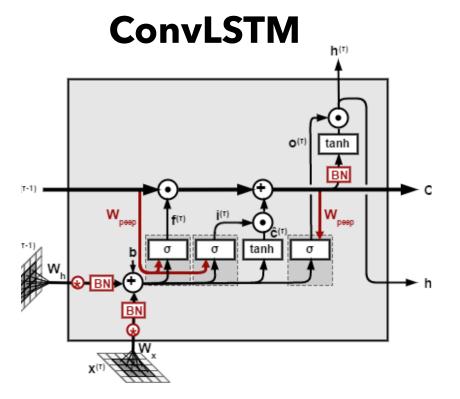
Tipos de redes

Convolutional Neural Network

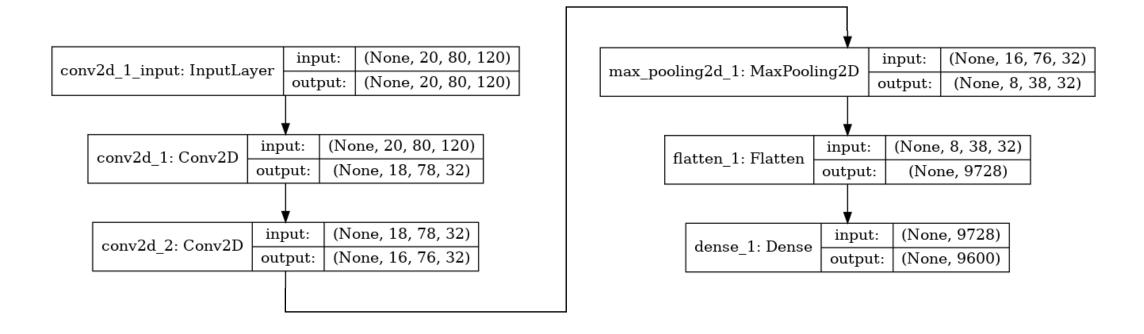
CNN



Convolutional LSTM



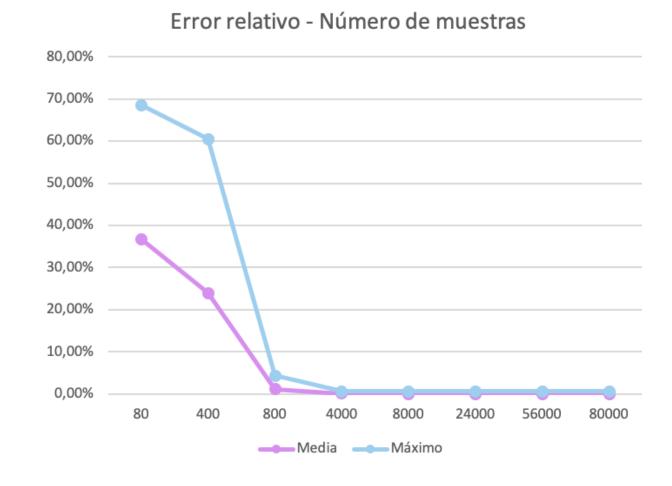
Estructuras propuestas - CNN



- 2 capas convolucionales con 32 neuronas
- 1 capa de MaxPooling

CNN - Influencia del número de muestras

- Dinámica lineal 1DOF
- Evaluación con 1000 muestras
- Mejora en prestaciones hasta estabilización
- Equilibrio entre número de muestras y complejidad



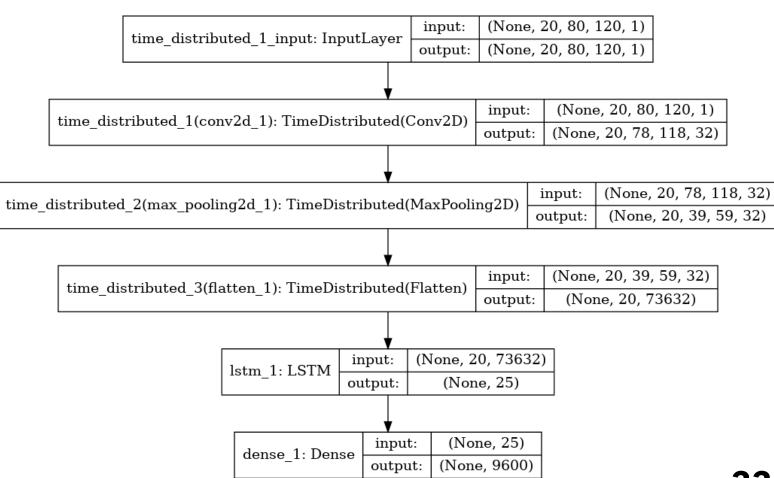
Resultados - CNN

- 10000 muestras de test
- Valores altos de máximo
- Muchos outliers

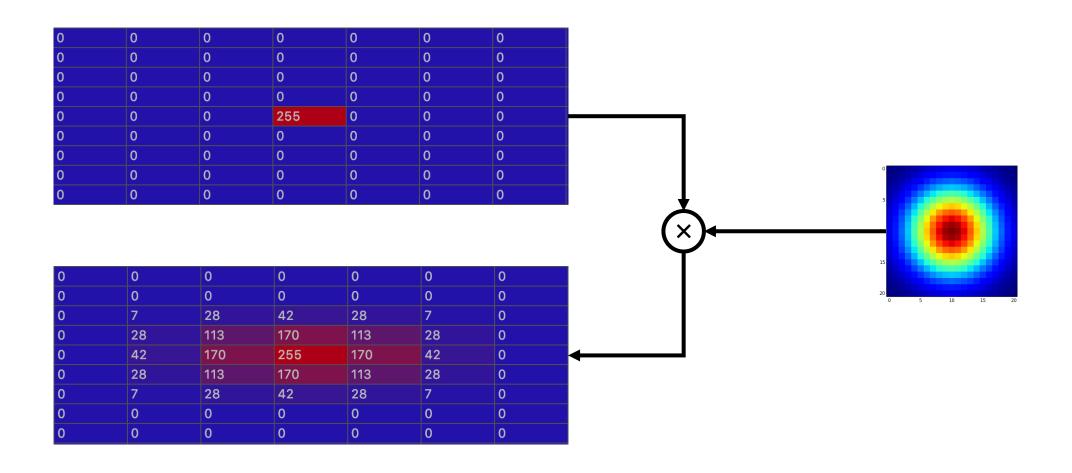
DINÁMICA		MEDIA ERROR RELATIVO
1 1	1 DOF	0.07 %
Lineal	2 DOF	0.39 %
Parabólica	1 DOF	0.01 %
	2 DOF	0.07 %
	3 DOF	4.4 %
Sinusoidal	1 DOF	0.003 %
	2 DOF	1.12 %

Estructuras propuestas - CNN + LSTM

- 1 capa convolucional con 32 neuronas
- 1 capa de MaxPooling
- 1 capa LSTM con 25 celdas de memoria



CNN+LSTM - Píxel discreto VS extendido



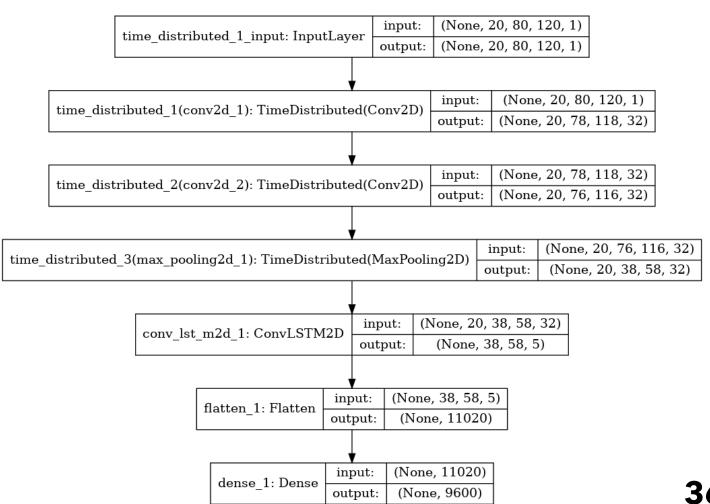
Resultados - CNN+LSTM

- Dinámica lineal:
 - Pendiente nula
 - Altura inicial del píxel fija
 - 800 entrenamiento; 100 test
- No es una estrategia adecuada
- La expansión del píxel produce mejora

DII	NÁMICA	CNN	CNN + LSTM
Lingal	Discreto	0.0 %	29.6 %
Lineal	Expandido		21.5 %

Estructuras propuestas - ConvLSTM-1

- 2 capas convolucionales con 32 neuronas
- 1 capa de MaxPooling
- 1 capa ConvLSTM con 5 celdas de memoria



Resultados - ConvLSTM-1

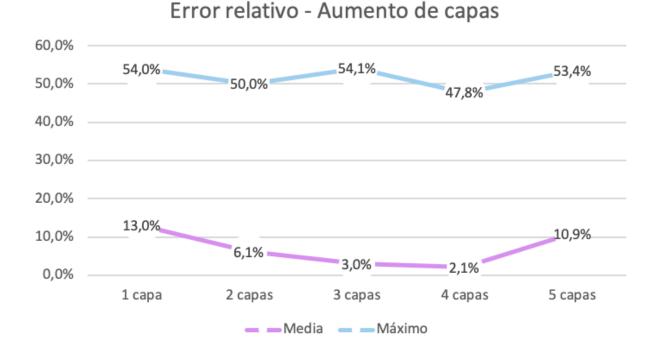
- 10000 muestras de test
- Valores altos de máximo
- Muchos outliers

DINÁMICA		MEDIA ERROR RELATIVO
1:	1 DOF	0.06 %
Lineal	2 DOF	0.29 %
	1 DOF	0.01 %
Parabólica	2 DOF	0.03 %
	3 DOF	3.76%
	1 DOF	0.01 %
Sinusoidal	2 DOF	1.12 %
	3 DOF	3.44 %
	4 DOF	13 %

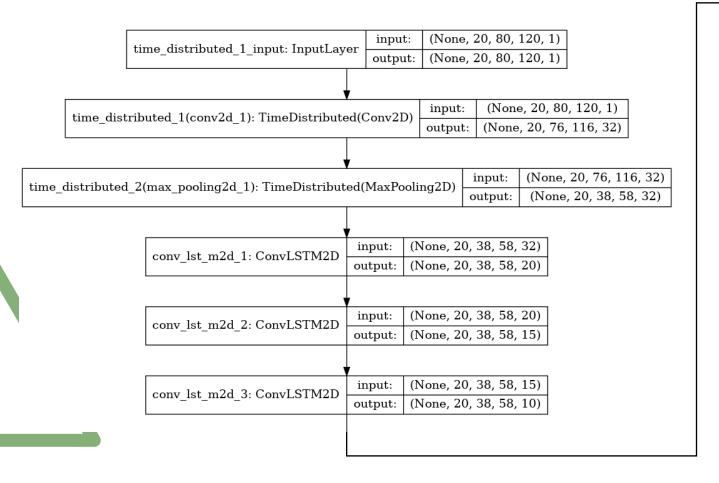
ConvLSTM-4 - Aumento de capas

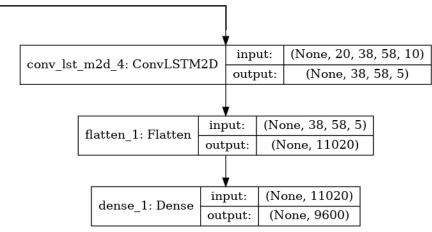
- Mejora las prestaciones
- Límite en 4 capas

- Dinámica sinusoidal 4 DOF
- 80000 muestras entrenamiento
- 10000 muestras test



Estructuras propuestas - ConvLSTM-4



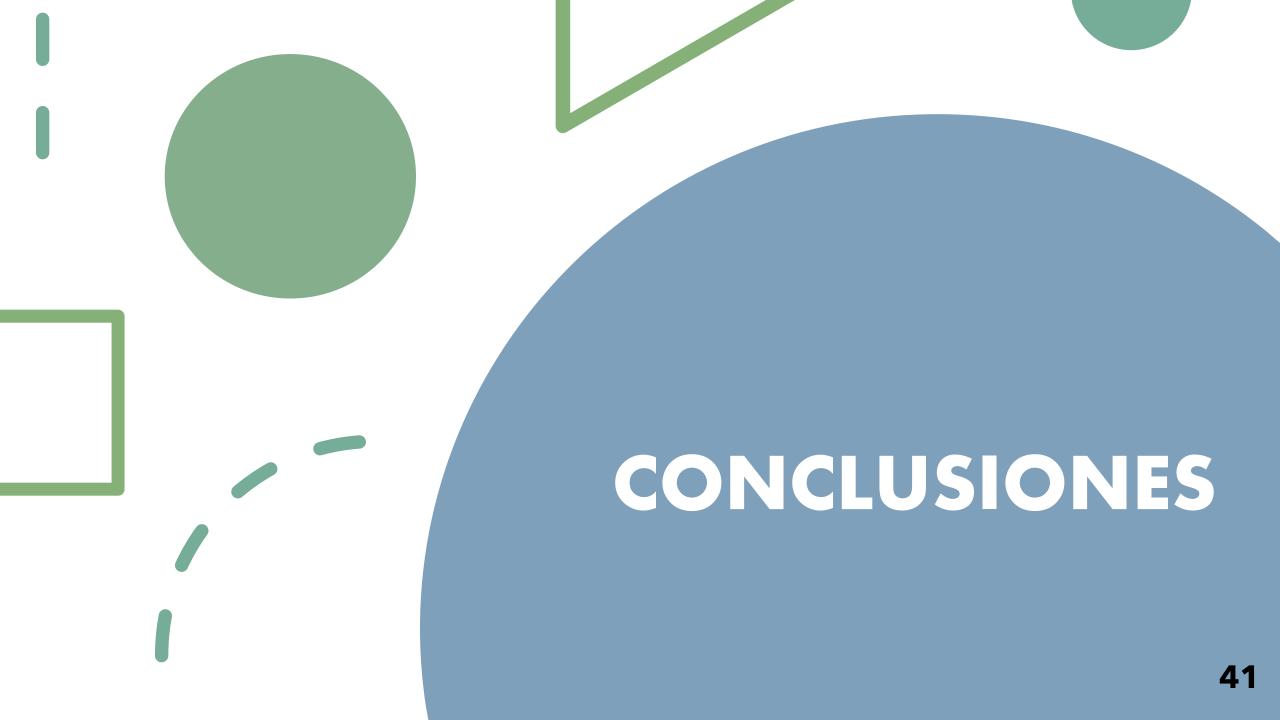


- 1 capa convolucional con 32 neuronas
- 1 capa de MaxPooling
- 4 capas ConvLSTM con 20, 15, 10 y 5 celdas de memoria

Resultados - ConvLSTM-4

- 10000 muestras de test
- Mejores resultados
- Valores altos de máximo
- Muchos *outliers*

DINÁMICA		MEDIA ERROR RELATIVO
Lineal	2 DOF	0.07 %
Parabólica	3 DOF	0.87 %
	2 DOF	0.14 %
Sinusoidal	3 DOF	0.51 %
	4 DOF	2.06%
Combir	nada	2.01 %



7. Conclusiones

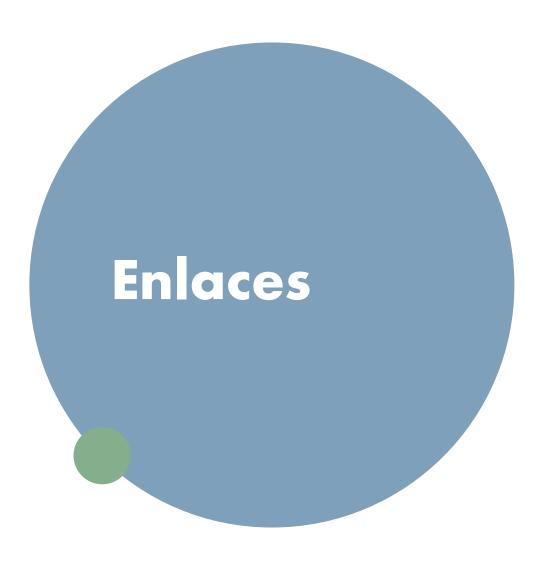
Se puede predecir.

- Las imágenes modeladas son más sencillas para las redes que las crudas.
- El número de muestras afecta → ↑ Complejidad ↑ Muestras
- La recurrencia mejora los resultados.
- ↑ N° capas → ↑ Prestaciones
- Uso de redes que capten las correlaciones espacio-temporales simultáneamente (ConvLSTM)
- ↑ Gap → ↓ Prestaciones

7. Conclusiones

Líneas futuras

- Predicción de objetos reales en movimiento:
 - Mayor tamaño de imagen
 - Distintas formas y tamaños de objeto
 - Dinámicas ruidosas
 - Presencia de aceleración
 - Pérdida de muestras
- Integración en **aplicación real** > Seguimiento



 Repositorio: <u>https://github.com/RoboticsLabURJC/2017-tfm-nuria-oyaga</u>

• Bitácora:

https://roboticslaburjc.github.i o/2017-tfm-nuria-oyaga/