



Master Universitario en Ingeniería
de Telecomunicación UOC-URL

Área
Telemática

TRABAJO FIN DE MASTER

Gestión de Bandas de Frecuencias en Entornos Celulares mediante técnicas Predictivas de Deep Learning

Autor: Andrés Parra Guirado

Tutores: Dr. José López Vicario y Dr. Xavier Vilajosana Guillén

Contenidos

- Objetivos
- Repetidores de Salto de Frecuencia (FSR)
- Inteligencia Artificial
- Redes neuronales artificiales
- Red LSTM
- Herramientas TIC
- Implementación
- Pruebas
- Resultados
- Conclusiones

Objetivos

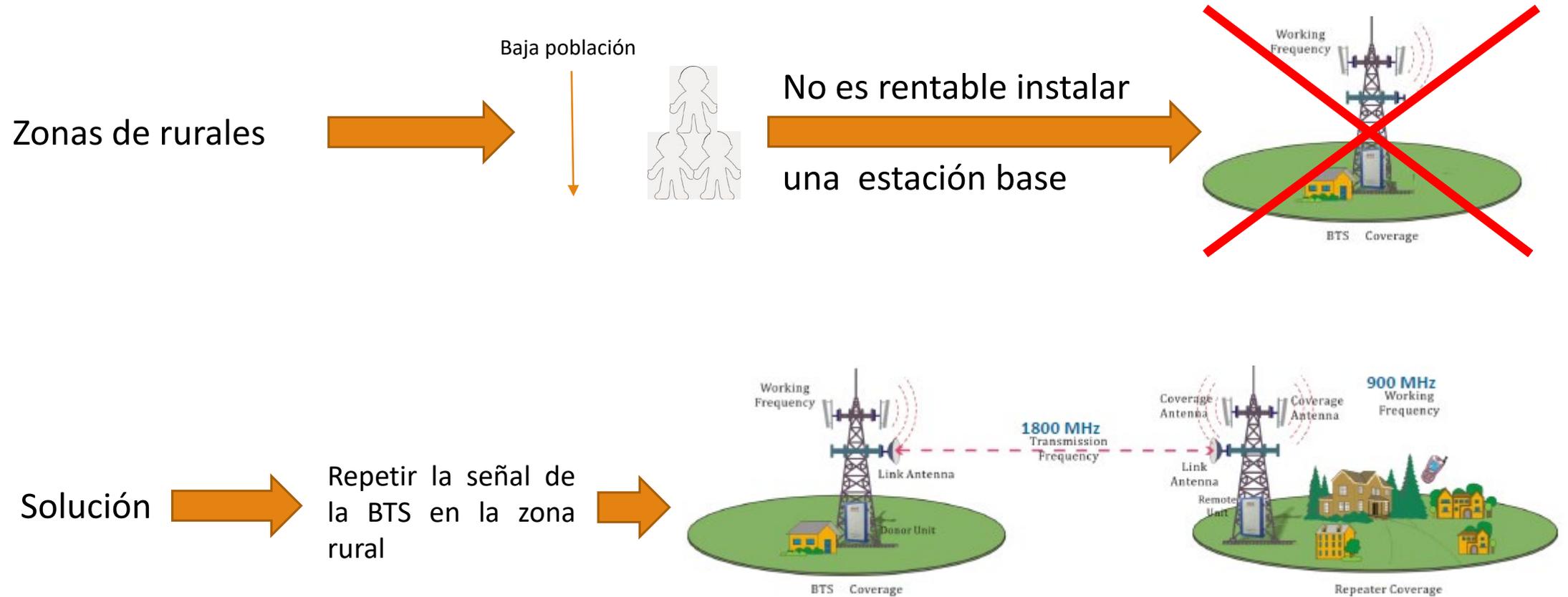
Generales

- Implementar un modelo capaz de predecir el número de llamadas salientes en una región de la ciudad de Milán.
- Capacidad de elección sobre el tipo de red neural adecuado para la predicción de series temporales.

Específicos

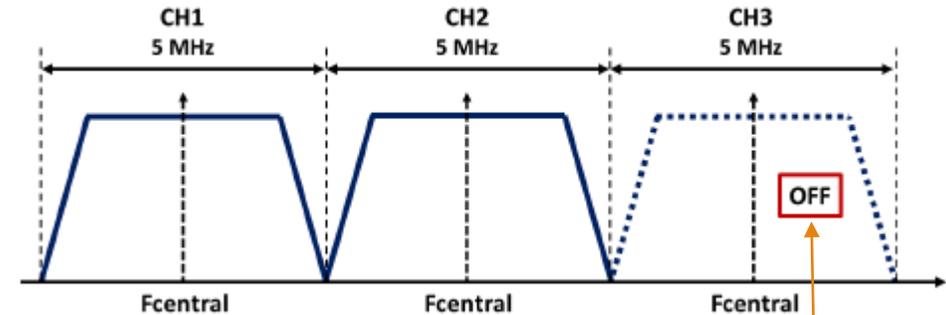
- Capacidad para tratar y extraer información de datos estructurados.
- Capacidad para resolver un problema de predicción de una serie temporal a través de técnicas de Deep Learning.
- **Capacidad para implementar un sistema con un horizonte de predicción amplio, aplicable a la gestión de bandas de frecuencias en entornos celulares.**
- Capacidad de interpretación sobre los resultados obtenidos detectando si los datos de entrenamiento provocan overfitting.

Repetidores de Salto de Frecuencia (FSR)



Repetidores de Salto de Frecuencia (FSR)

Por ser más eficientes, los FSRs solo tienen dos canales activos que cubren las llamadas habituales de la población



Conmutación manual

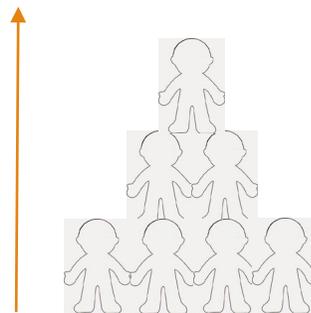
Problema

En algunas épocas

la población aumenta



20 – 40 %



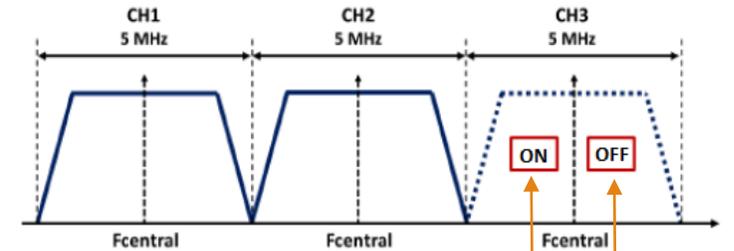
Si el número de llamadas excede la capacidad de los dos canales, estas no serán cursadas

Repetidores de Salto de Frecuencia (FSR) (y III)

Solución

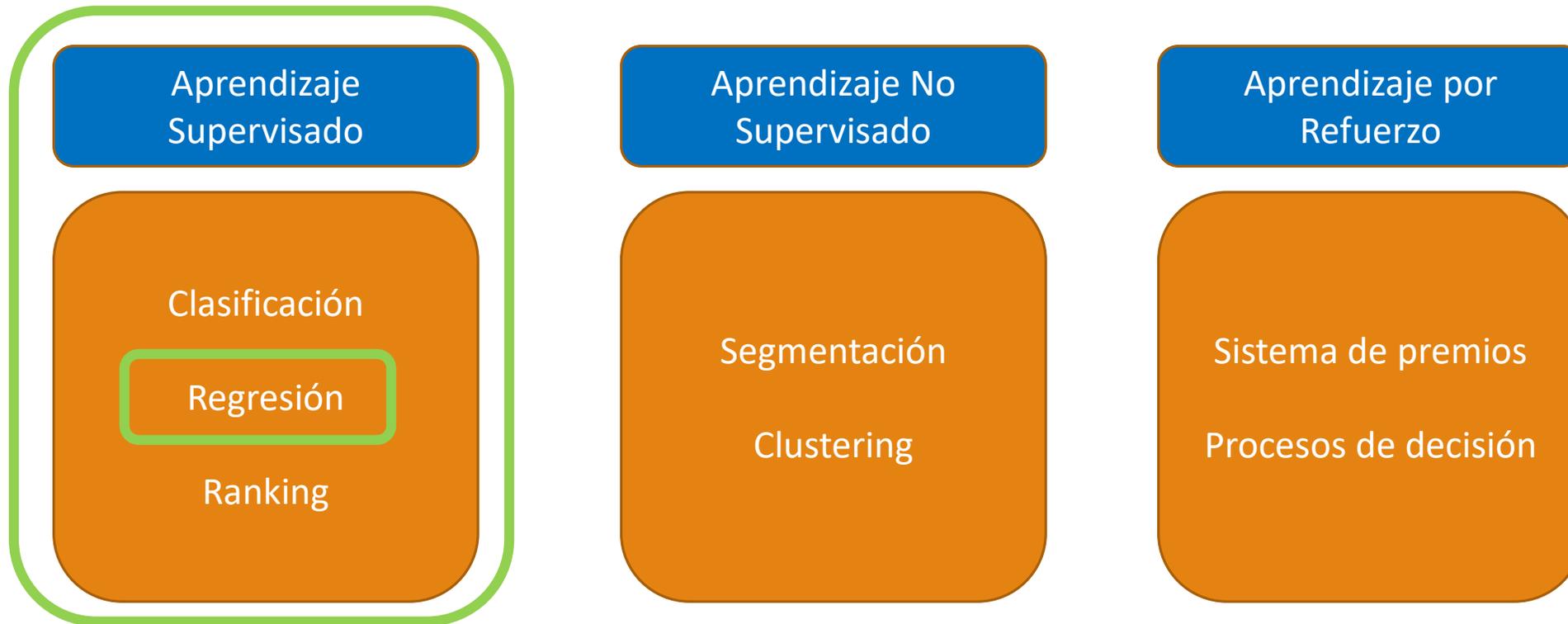


Predicción del número de llamadas mediante técnicas de Deep Learning

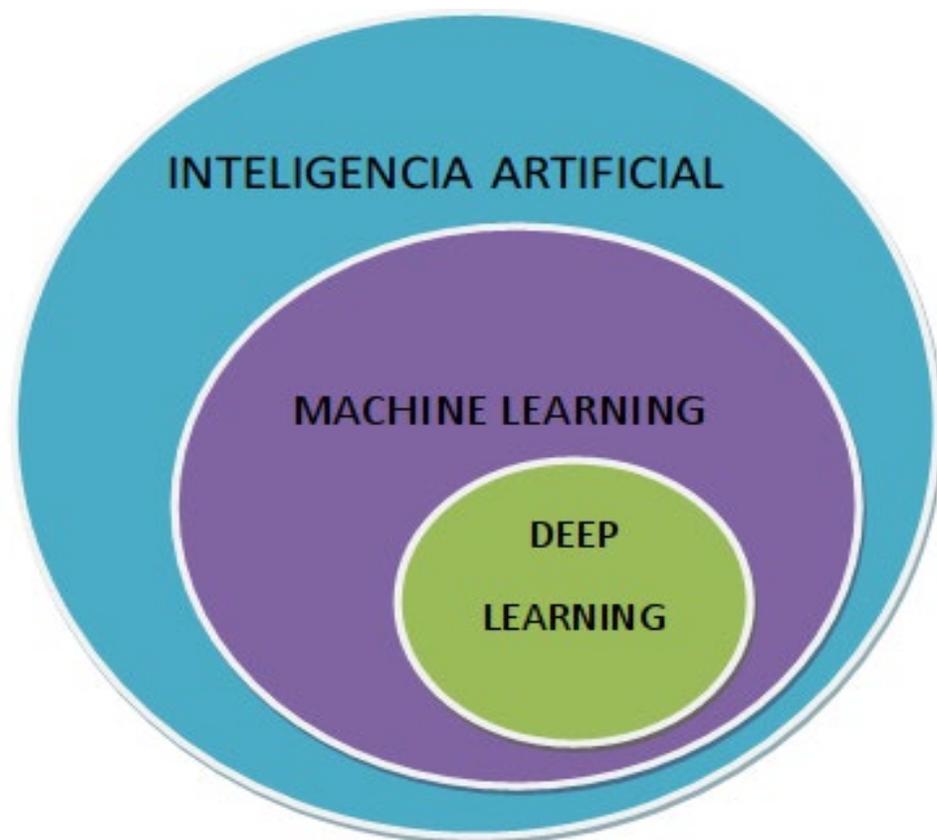


Conmutación automática

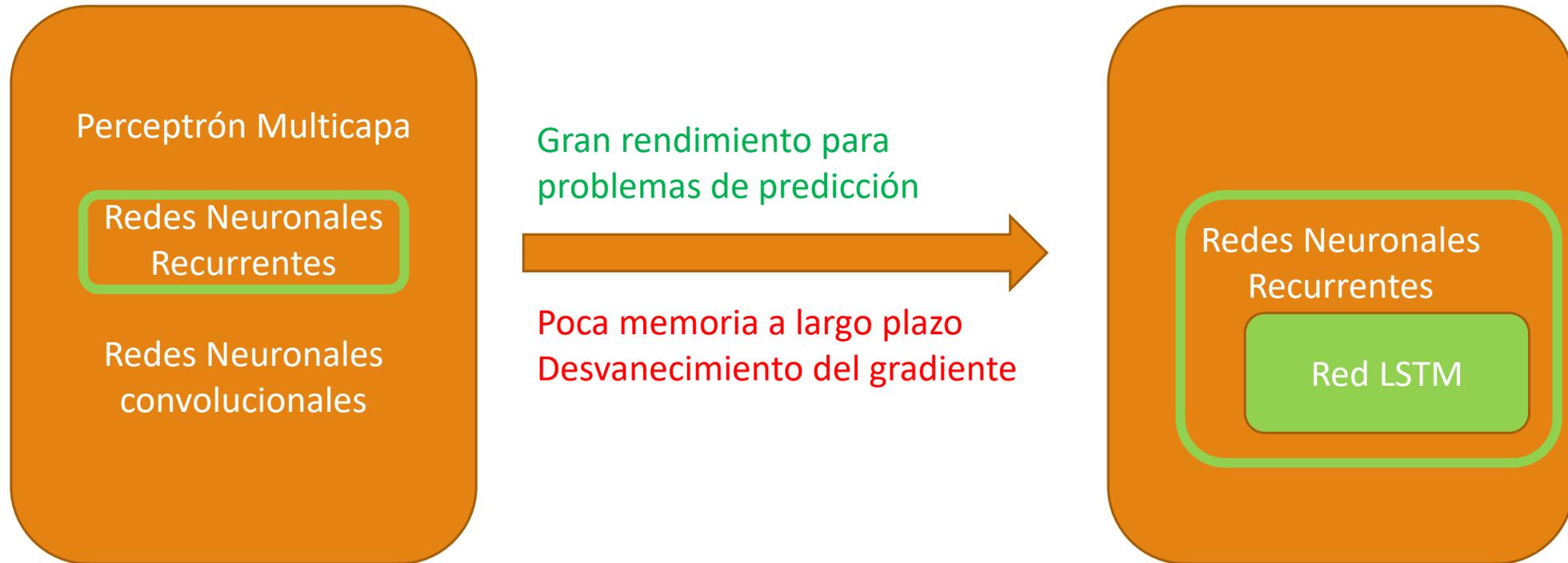
Inteligencia Artificial. Tipos de aprendizaje



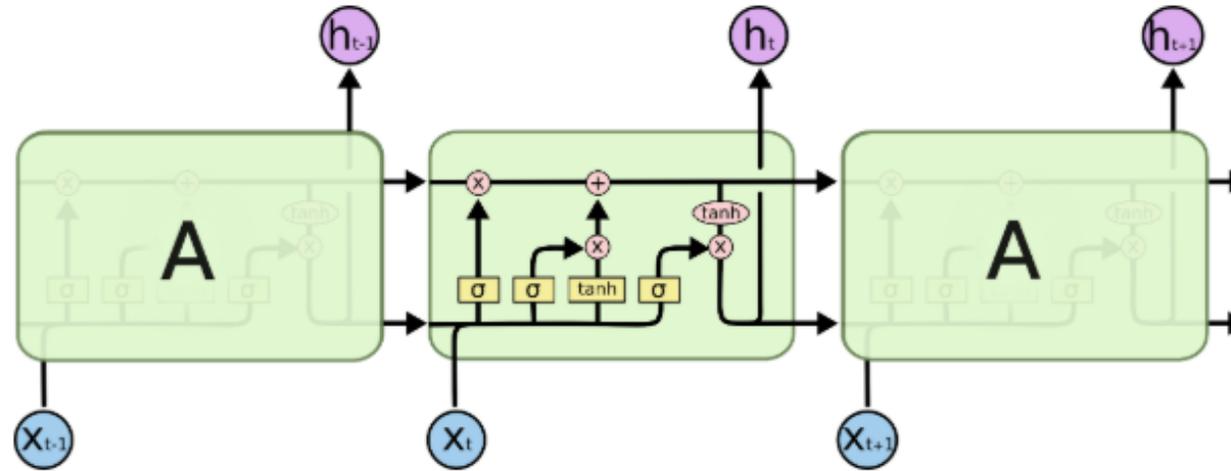
Inteligencia Artificial. Deep Learning (y II)



Redes Neuronales Artificiales



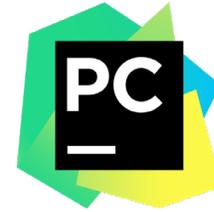
Red Neuronal LSTM



- Soluciona el problema del desvanecimiento del gradiente
- Tiene memoria a largo plazo

- Puerta de entrada $\longrightarrow i_t = (W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$
- Puerta de candidato $\longrightarrow \tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$
- Celda de estado $\longrightarrow C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$
- Puerta de salida $\longrightarrow o_t = \tanh(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$
- Salida $\longrightarrow h_t = o_t * \tanh(C_t)$

Herramientas TIC

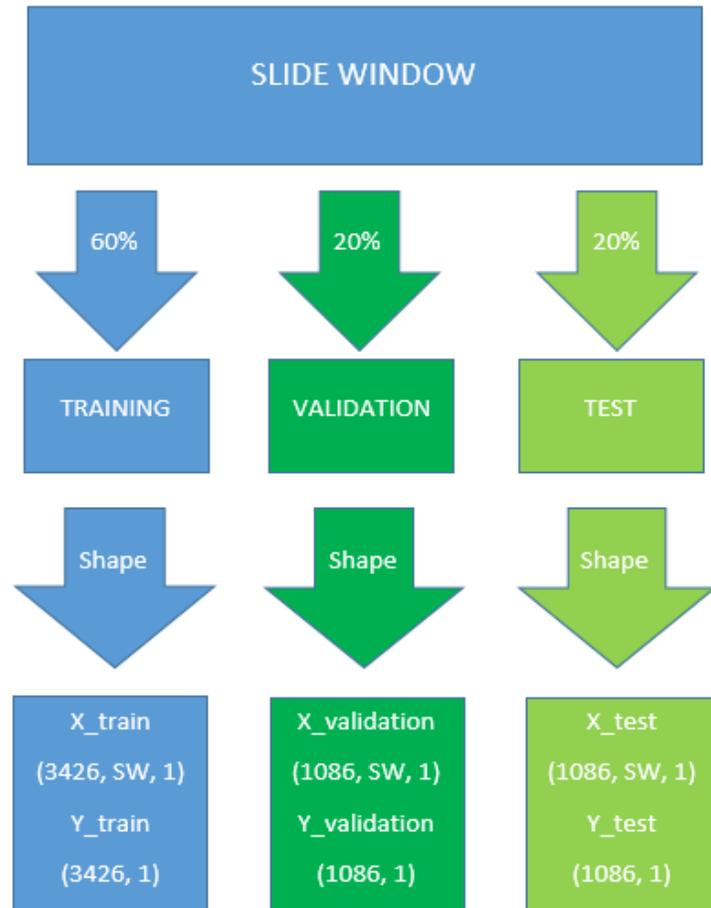


Herramientas TIC. TensorFlow (y II)



- Framework de bajo nivel.
- Ejecución de múltiples arquitecturas.
- Operaciones numéricas a través de diagramas de flujo de datos.
- Las operaciones matemáticas son representadas por los nodos de los diagramas, las aristas muestran tensores.
- Fácil implementación.
- Soporte para GPU.
- Extensa documentación y gran número de tutoriales.

Implementación. División de los datos



Ejemplo con horizonte de predicción a 2 muestras vista. SLIDE WINDOW = 3
Vector de entrada: $X = [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8]$
El dato predicho es cotejado con Y_data

X data 1	X data 2	X data 3	Y data
1	2	3	5
2	3	4	6
3	4	5	7
4	5	6	8

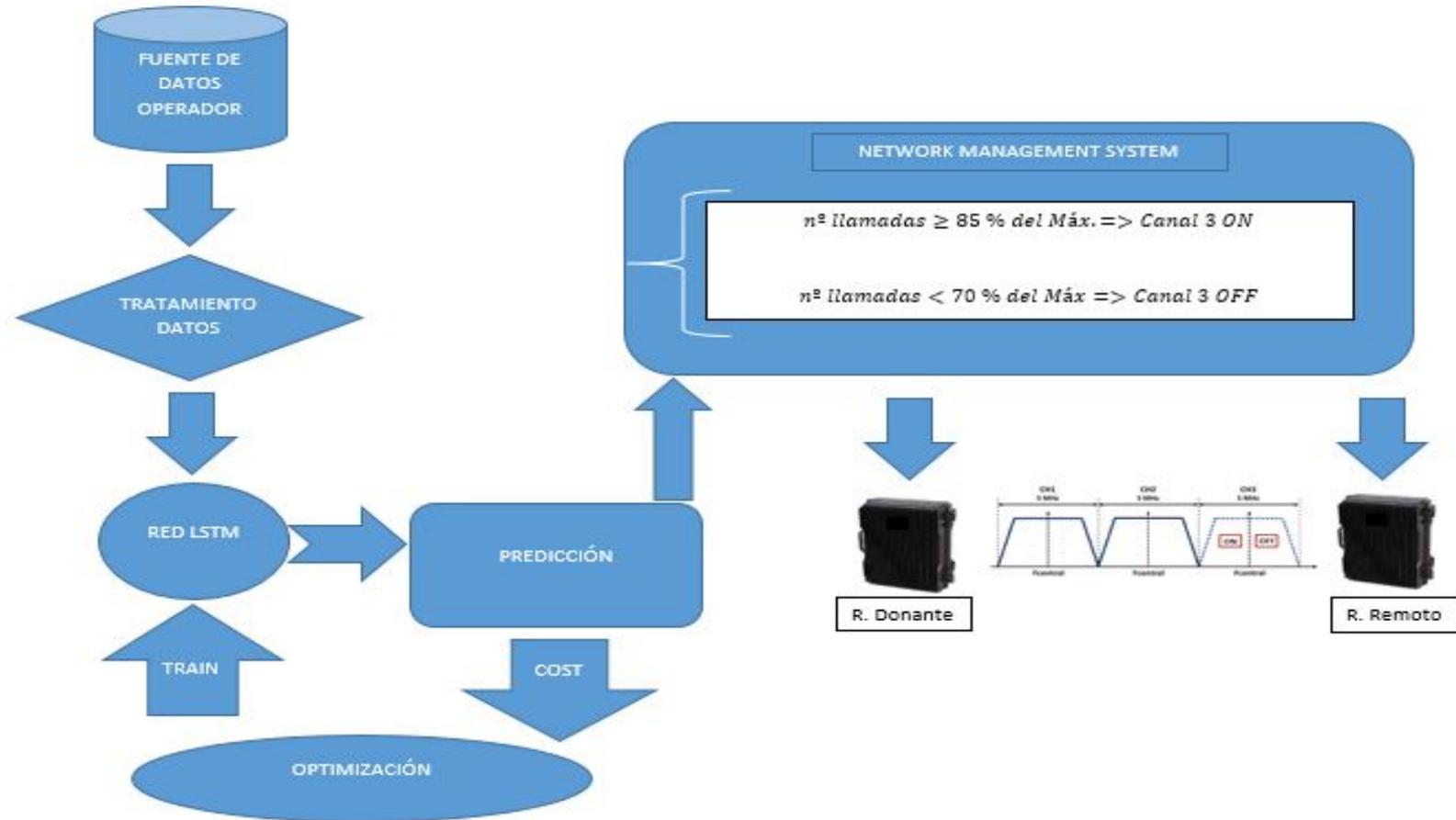
Funcionamiento

Una vez tratados los datos, el modelo es entrenado hasta conseguir la mejor predicción dentro de un horizonte de predicción que sea aplicable a la aplicación de gestión de los FSRs.

- Si el número de llamadas predichas es mayor o igual al 85 % del número máximo de llamadas habituales cursadas por el repetidor, el canal 3 se activará.
- Si el número de llamadas predichas es menor al 70 % del número máximo de llamadas habituales cursadas por el repetidor, el canal 3 se desactivará.

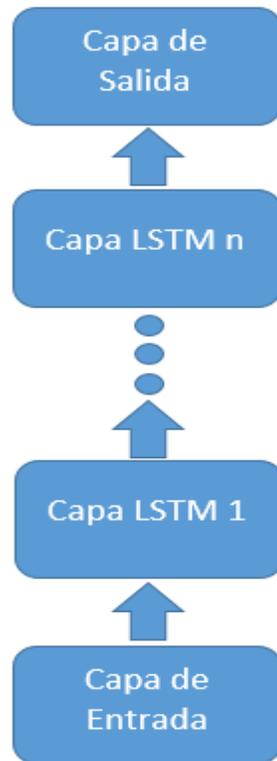
El sistema de monitorización NMS será el encargado de hacer la conmutación.

Implementación. Modelo completo

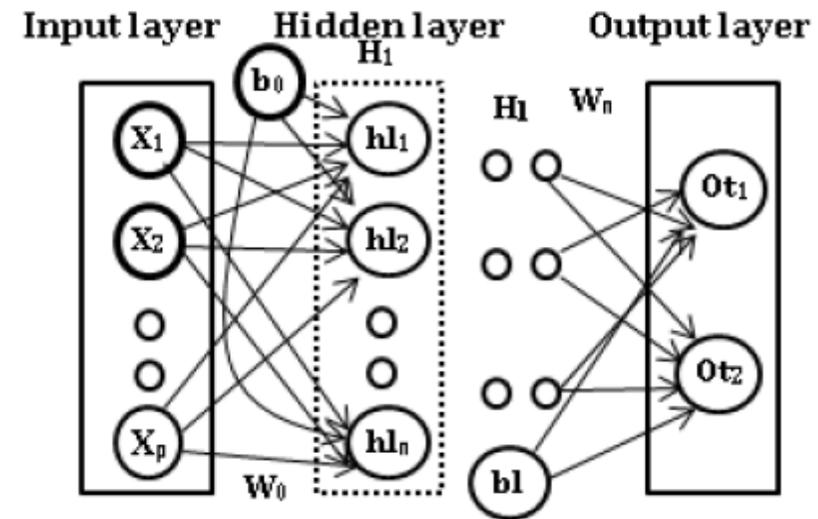


Implementación. Redes implementadas (y IV)

Modelo LSTM



Modelo Perceptrón multicapa

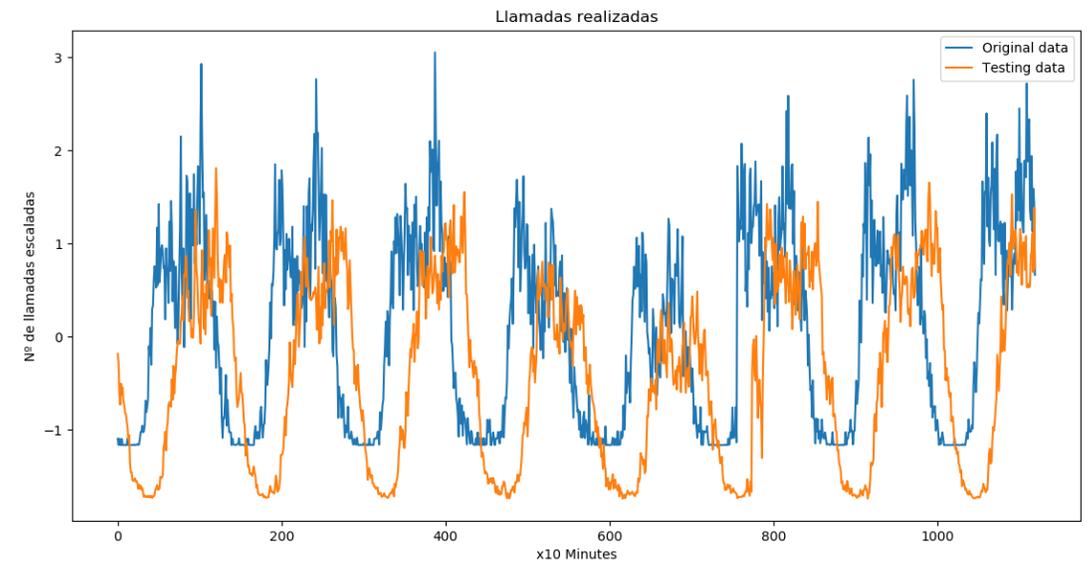
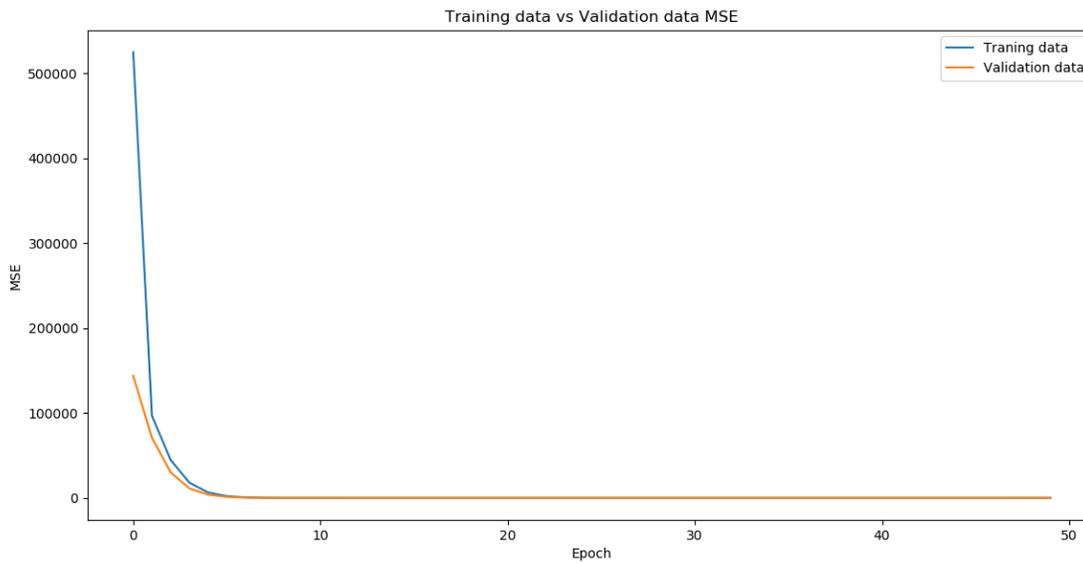


El Perceptrón multicapa ha sido implementado para poder comparar el rendimiento del modelo LSTM

Resultados. Perceptrón multicapa

Red	Muestras vista	Capas	Nodos	Ventana	Batch	Epochs	L Rate	MSE	MSE Relativo (%)
Perceptrón	18	2	300	20	40	50	0,0005	1,17	87,9

Esta red tiene un error muy elevado para ser utilizada en la gestión de bandas de frecuencias



Resultados. Red LSTM (y II)

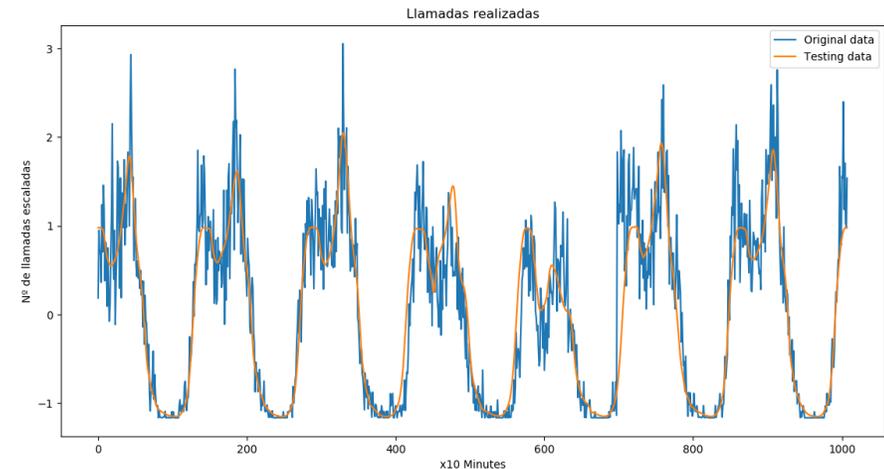
Red	Muestras vista	Capas	Nodos	Ventana	Batch	Epochs	L Rate	MSE	MSE Relativo (%)
LSTM	6	1	32	84	96	70	0,001	0,14	5,9
LSTM	12	2	64	84	168	70	0,0009	0,16	6,94
LSTM	18	3	64	84	168	70	0,0005	0,17	7,12

La red LSTM de 3 capas con un horizonte de predicción de 18 muestras vista (3h.) es una opción viable

Buena evolución de aprendizaje. No hay síntomas de overfitting

Ejemplo para máx. 1000 llamadas cursadas habituales

Llamadas $\geq 850/1,0712$
Llamadas error=850-794



Acción	Máx. llamadas	Umbral llamadas (%)	Predicción	MSE_r (%)	Llamadas error	Llamadas reales
Act. Ch. 3	1000	≥ 85	3 h.	7,12	56	794
Des. Ch. 3	1000	< 70	3 h.	7,12	47	653

$Llamadas reales * 1.0712 \geq \%Máx. llamadas habitual$

$Llamadas reales * 1.0712 < \%Máx. llamadas habitual$

Conclusiones

- Todos los objetivos propuestos se han cumplido.
- Aportación relevante: Predicción de 3 horas.
- Es conveniente formarse sobre una tarea en lugar de investigarla mientras se ejecuta.
- La cantidad de datos para entrenar la red es importante, pero lo es más la calidad de los mismos.

FIN

¡Gracias por su atención!