

Estimación de flujos de entrada de vehículos al puerto de Algeciras durante el desarrollo de la Operación Paso del Estrecho basada en redes neuronales

Pablo Aparicio-Ruiz, Jesús Portillo García-Pintos, Luis Onieva Giménez,
Alejandro Escudero-Santana

Recibido: 27 de Noviembre de 2021

Aceptado: 3 de Febrero de 2022

<https://doi.org/10.37610/dyo.v0i79.635>

Resumen

El desplazamiento migratorio de la comunidad magrebí desde diferentes países de Europa al norte de África durante el periodo estival se suele realizar por medio de vehículos privados, con un volumen de tránsitos de más de 730.000 vehículos en un periodo de tres meses. Esta situación requiere el despliegue de un Plan Estatal de Protección Civil denominado Operación Paso del Estrecho que garantice una adecuada coordinación y planificación de las actuaciones de los distintos servicios intervinientes (autoridades portuarias, fuerzas y cuerpos de seguridad del estado, servicios asistenciales, etc.). En este escenario, conocer con la suficiente anticipación los flujos de vehículos en determinados puntos críticos es esencial para el desarrollo de una adecuada planificación. Este artículo presenta como la aplicación de una red neuronal, puede ser una buena solución para conocer el flujo de llegada de vehículos al puerto de Algeciras en franjas de tiempo de 8 horas, con una antelación de 16 horas a la llegada de los viajeros.

Palabras clave

Redes neuronales, operación paso del estrecho, flujos de vehículos, previsión.

1. Introducción

El intenso tránsito por las carreteras españolas de vehículos de inmigrantes magrebíes residentes en Europa,

coincidiendo con la época estival, así como su embarque en los puertos españoles con destino hacia el norte de África (concentrándose aproximadamente un 62% del volumen de vehículos en el puerto de Algeciras: ~ 45% en la línea Algeciras – Tánger Med y ~ 17% en la línea Algeciras – Ceuta), origina un escenario de especial complejidad el cual puede dar lugar a situaciones de emergencia. La coyuntura es de singular intensidad en una serie de fechas consideradas como críticas en las que se concentra el mayor volumen del flujo de vehículos. Al objeto de garantizar una adecuada coordinación y planificación de las actuaciones de los distintos servicios intervinientes (autoridades portuarias, fuerzas y cuerpos de seguridad del estado, servicios asistenciales, etc.) el Ministerio del Interior del Gobierno de España despliega un Plan Estatal Integral de Protección Civil denominado “Operación Paso del Estrecho” (OPE). En el marco del mismo, conocer con la suficiente anticipación los flujos de vehículos en determinados puntos críticos (esencialmente en el puerto de Algeciras en su condición de cuello de botella de la Operación) resulta de especial importancia. Es importante destacar que este flujo migratorio presenta una tendencia alcista, como se ve en la Figura 1.

✉ Pablo Aparicio-Ruiz (1)
pabloaparicio@us.es

 ORCID: 0000-0002-9979-4183


Jesús Portillo García-Pintos (2)
jesus.portillo@correo.gob.es

 ORCID: 0000-0002-4417-3187

Luis Onieva Giménez (1)
onieva@us.es

 ORCID: 0000-0002-4466-615X

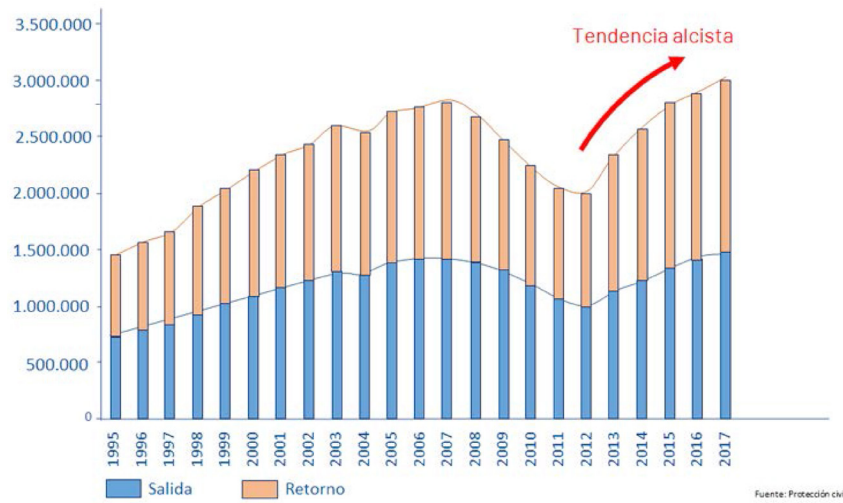
Alejandro Escudero-Santana (1)
alejandroescudero@us.es

 ORCID: 0000-0002-9490-1402

(1) Departamento de Organización Industrial y Gestión de Empresas II. Escuela Técnica Superior de Ingenieros. Universidad de Sevilla. Camino de los Descubrimientos s/n 41092

(2) Delegación del Gobierno en Andalucía. Unidad de Protección Civil. Plaza de España - Torre Norte, 41013, Sevilla, España

Figura 1 Comparación de los embarques de pasajeros 1995-2017



Fuente: Protección civil

Como se puede observar en la siguiente Figura 2, el tránsito de vehículos se produce por dos corredores fundamentales, a saber: el mediterráneo (A-7) y el central (A-1 y continuación por A-4), siendo los puntos de entrada en la

península los puestos fronterizos de Irún y La Junquera, en los que se encuentran instalados sendos puntos de lectura de matrículas.

Figura 2 Rutas de la OPE (Dirección General de Tráfico, Gobierno de España, 2018)



Con ello, el objetivo del presente artículo es desarrollar un modelo que permita conocer con 16 horas de antelación la llegada de los vehículos al puerto de Algeciras en base a datos de entrada de vehículos de determinados países con un número elevado de residentes magrebíes por los pasos fronterizos españoles. El pronóstico de movilidad es el primer paso para la asignación eficiente y la optimización de los recursos disponibles. El resultado tiene gran interés para mejorar la actividad portuaria y la gestión de servicios.

Las propuesta que se presenta, es una contribución que emerge de la interacción de diversas instituciones, paso previo al desarrollo de proyectos multidisciplinares entre las organizaciones, como actualmente ocurre en España (Díaz-De la Fuente et al. 2021).

La aplicación de redes neuronales puede resolver esta problemática. Las redes neuronales pueden ser aplicadas para realizar previsiones a corto plazo (minutos, horas, o

días por delante). Si bien son muy aplicadas en el mercado energético, por ejemplo, como metodologías que optimizan la compra de electricidad (Guzmán, M. P., Rubia, Peris & Alfalla-Luque 2021), o en planes de aprovisionamiento, producción y distribución de la cadena de suministros (Guzmán, E., Poler & Andrés 2020), también son aplicadas en el transporte tanto para el análisis de flujo de vehículos como de velocidad o tiempo (Ermagun and Levinson, 2018). Actualmente, la aplicación de técnicas de predicción en el transporte se basa en el aprendizaje automático y la teoría estadística (Poonia, Jain and Kumar, 2018). Frente a los modelos clásicos en los que se requiere un ajuste manual de la estacionalidad y otros parámetros, las redes neuronales son flexibles, adaptables y permiten aprender patrones asociados a problemas complejos que carecen de linealidad.

2. Caracterización del problema

Se quieren conocer los valores de tránsito de vehículos por el puerto de Algeciras procedentes de Europa con destino al continente africano, en base a las lecturas de matrículas de vehículos que provienen de determinados países de la Unión Europea que tienen una significativa población de residentes magrebíes.

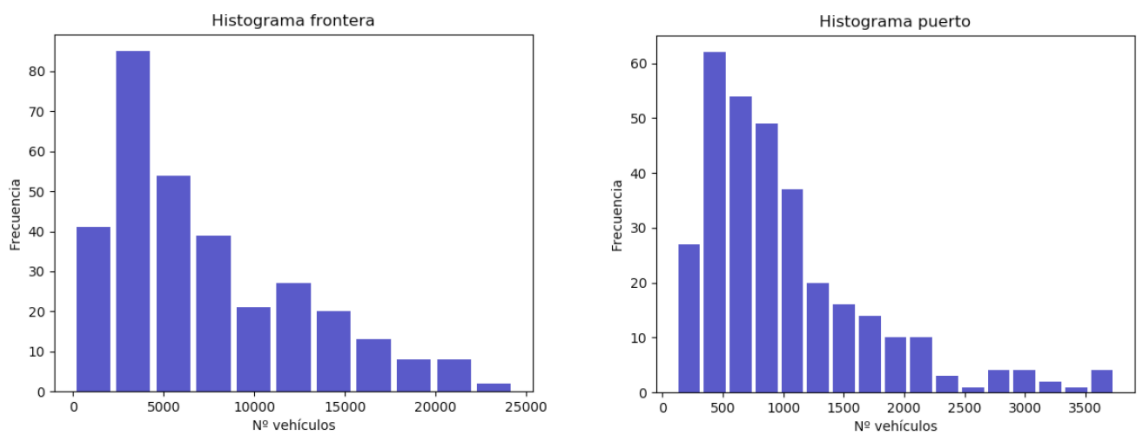
Para este estudio, se analizan datos agregados de entrada de vehículos por los puestos fronterizos de Irún y de La Junquera, en periodos de 8 horas.

Se conoce que el tiempo de viaje entre estos puntos y el puerto es de entre 11 y 13 horas de conducción, más los pertinentes descansos. Se decide construir un modelo de relación entre la entrada en el país y la llegada a puerto (salida), basado en un desfase de 16 horas. Por tanto, para la previsión del tránsito de entrada en el puerto de Algeciras, se analizarán los datos de vehículos que pasan previamente por la frontera en los tramos de 16-24, 24-32 y 32-40 horas previas al tramo de estudio de vehículos que llegan al puerto con objeto de viajar a los países del Magreb.

3. Análisis previo

Se parte de un conjunto de datos de los últimos cuatro años relativos a las entradas de vehículos en el puerto de Algeciras y a los tránsitos por frontera. Se analizan los datos de vehículos que pasan por la frontera en las franjas horarias 00:00 a 8:00, 8:00 a 16:00 y 16:00 a 00:00. Se observa que los vehículos asociados al problema caracterizado anteriormente pueden llegar a un máximo entorno a los 25,000 vehículos, y en el caso de la llegada a puerto en el entorno de los 3,500 para franjas horarias de 8 h, como se puede observar en la Figura 3.

Figura 3 Frecuencias de aparición de vehículos en las fronteras y puerto en tramos de 8h.



Se estima que parte de estos viajeros podrían realizar una pernoctación por el camino dependiendo de la franja horaria en la que se cruce el paso fronterizo.

Se analizan los datos utilizados para el entrenamiento de la red neuronal en estudio, y se obtiene que la media de vehículos característicos que pasa por la frontera en los tramos de ocho horas es de 7,361.32 con una desviación estándar de 5,317.54, frente al caso del puerto donde la media es de 1,014.89 vehículos con una desviación de 710.31.

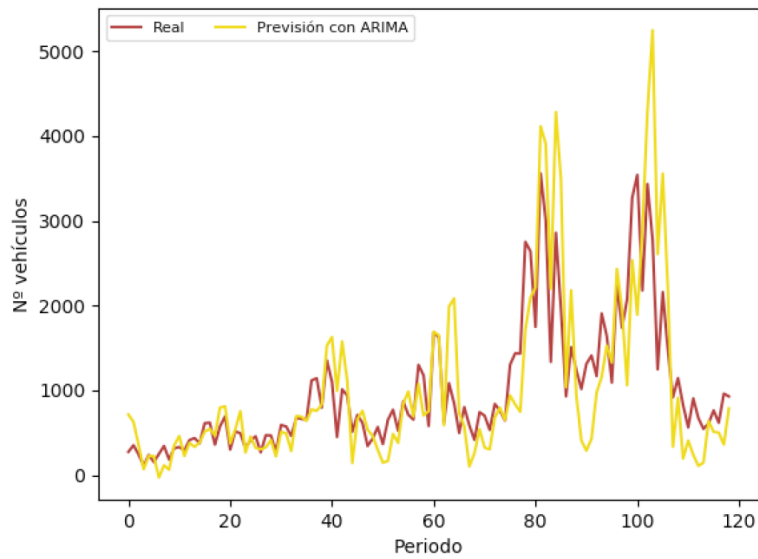
Se decide analizar la relación existente entre los datos de la muestra de entrada: DS representa el día de la semana de 1-7

(lunes–domingo) de llegada al puerto, y, TD_{16-24h} , TD_{24-32h} , TD_{32-40h} , representan el número de vehículos que pasan por la frontera en 8h., con una antelación de 16, 24 y 32 horas. Mediante la aplicación de una regresión lineal múltiple por mínimos cuadrados se puede obtener la solución:

$$\text{Puerto} = -316.53 + 46.7 \cdot DS + 0.0743 \cdot TD_{16-24h} + 0.0623 \cdot TD_{24-32h} + 0.0191 \cdot TD_{32-40h}$$

Los coeficientes obtenidos suponen una R^2 ajustada de 0.619. Si no se incorporara DS y solo con los tramos, la R^2 ajustada sería 0.598, con dos parámetros 0.581 y con uno es inferior a 0.3.

Figura 4 Previsión aplicando el modelo ARIMA.



Igualmente, se realizó un modelo ARIMA con los datos de entrada de vehículos al puerto, para la previsión del tramo de 16-24 horas posteriores a la última entrada, en base a los 3 últimos tramos (parte auto regresiva del modelo), de forma que fueran comparables los resultados al modelo de red neuronal. Se usaron como histórico los mismos datos que en la red neuronal para el entrenamiento, y se observó un error cuadrático medio (RMSE) de 554.726 al analizar los datos que se usarían para testar el modelo (Figura 4).

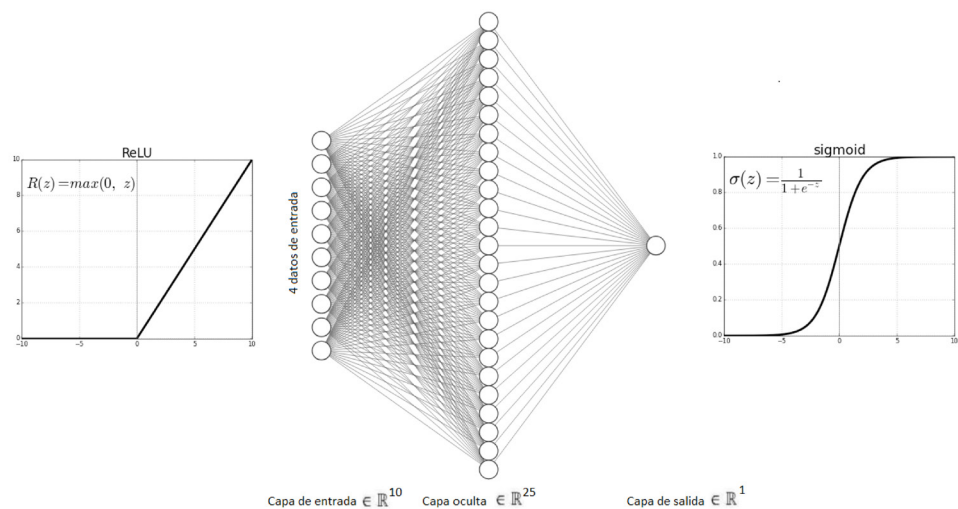
4. Aplicación de redes neuronales

Desde el redescubrimiento del algoritmo de propagación de error en la década de 1980, los perceptrones multicapa

(MLP) se han convertido en un modelo de red neuronal artificial ampliamente utilizado (Rumelhart, McClelland & University of California 1986; Bishop 1995).

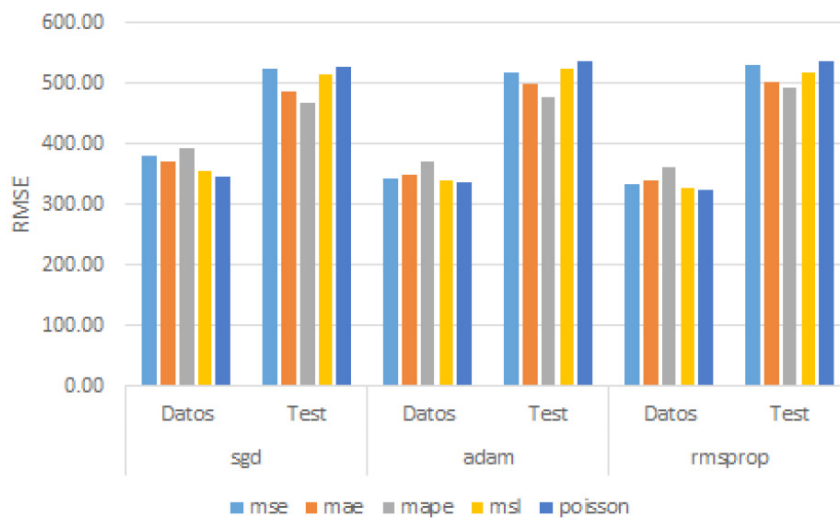
Como se puede ver en la Figura 5, se ha desarrollado una red densa formada por un perceptrón multicapa (MLP), estructurado en tres capas, una capa de entrada constituida por 10 neuronas conectadas a los datos de entrada y con una función de activación tipo ReLu. Una capa oculta con 25 neuronas conectadas a la capa de entrada y con una función de activación tipo ReLu, y conectada a una neurona que define la capa de salida y con una función de activación tipo Sigmoide.

Figura 5 Estructura de la red neuronal.



En comparación con Sigmoid, autores como (Glorot, Bordes & Bengio 2011; Zeiler et al. 2013) subrayan algunas ventajas del uso de ReLu. Se destaca que generalmente pueden eliminar la necesidad de preentrenamiento y hacer que las redes converjan a soluciones más discriminatorias de forma más rápida. Por este motivo, en este trabajo, se aplican las funciones de activación ocultas más utilizadas, sigmoid y ReLu. Dado que se trata de un estudio preliminar, en la búsqueda de una solución al problema definido se analizará dicha estructura, con objeto de observar la posible aplicación técnica en la resolución del problema. Si bien, como se discutirá en el apartado 5, se requiere de un estudio específico y análisis de diversas tipologías y diseños de redes neuronales. Así, es preciso tener en cuenta que se puede requerir una mayor cantidad de datos de entrenamiento dependiendo del diseño seleccionado, para alcanzar una cierta calidad en los resultados.

Figura 6 Error cuadrático medio (RMSE) generado por la aplicación de diferentes optimizadores y funciones de coste o pérdida.



En la Figura 7, se pueden observar las soluciones. En tonos rojos aparecen los datos reales. En tonos amarillos se presenta la previsión aplicando una regresión multivariante cuyo RMSE en el entrenamiento es de 409.85 y con los datos de prueba de 477.60. Mientras en tonos azules, se presentan los resultados de aplicar la red neuronal definida, con un RMSE en el entrenamiento de 347.03 y con los datos de prueba de 498.24.

Podemos destacar que la aplicación de las redes neuronales en el problema en estudio puede ser una buena herramienta para desarrollar previsiones que faciliten la planificación de los servicios intervinientes en la OPE. Sería pues conveniente desarrollar un marco de trabajo en esta línea, en busca de mejoras en la previsión.

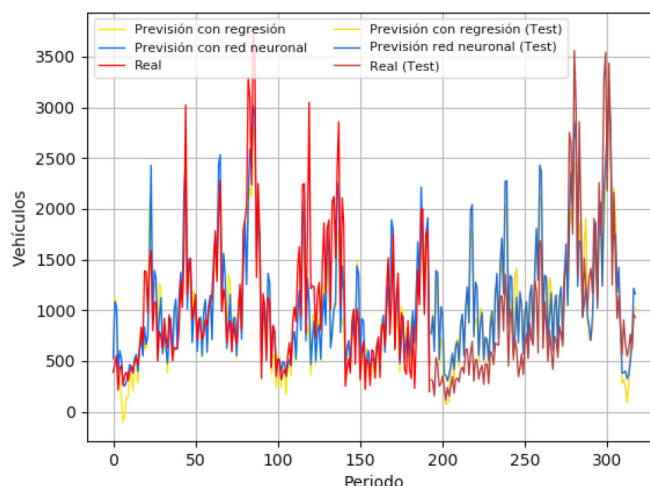
5. Resultados y discusión

Para analizar los resultados, se han aplicado tres optimizadores: sgd (Stochastic Gradient Descent), Adaptive Moment Estimation (Adam) (Kingma & Ba 2014), rmsprop (Zou, Shen, Jie, Zhang & Liu 2018) y se han analizado los resultados combinados con diferentes funciones de coste o pérdida (error cuadrático medio o mse, el error medio absoluto o mae, el error medio porcentual absoluto o mape, el error logarítmico cuadrático medio o msl, poisson) para estimar el error en un entorno de aprendizaje supervisado, de forma que a medida que se entrena el modelo se irán ajustando los pesos de las interconexiones de las neuronas de manera automática hasta obtener buenas predicciones. El valor del error se propaga hacia atrás (retropropagación o backpropagation). Partiendo de la capa de salida, esa información de error se propaga hacia todas las neuronas de la capa oculta que contribuyen directamente a la salida. Como se puede observar en la Figura 6, la combinación que en media ofrece una mejor solución en base al error cuadrático medio es la optimización con Adam y la función error medio absoluto.

Respecto a la caracterización del problema, es necesario estudiar el nivel de agregación de los datos. También, sería conveniente analizar la ampliación del modelo con la incorporación de más puntos de estudio de salida (otros puertos) o con puntos intermedios del trayecto, junto con el análisis de otras posibles variables como días de festividad en los países de procedencia.

Respecto a la aplicación de las redes neuronales, mencionar que existe un amplio espectro de estructuras y diseños de red. Si bien, no hay una estructura clara, se debe desarrollar un análisis que permita mejorar los resultados. Líneas de desarrollo en el este sentido pueden ser análisis de capas, activadores, o incluso previsiones basadas en otras redes neuronales que podrían ser anexionadas al modelo de previsión final objeto de estudio.

Figura 7 Comparativa de resultados aplicando el optimizador.



6. Conclusiones

Las redes neuronales pueden ser una buena herramienta para relacionar variables que afectan, contienen información o relación con la actividad portuaria que acontece durante la OPE. El resultado de esta investigación es alentador para desarrollar y ampliar modelos de redes neuronales que permitan alcanzar el objetivo, en base a las diversas propuestas de extensión del modelo.

Se han evaluado diferentes parámetros, concluyendo que los indicios son prometedores para continuar el estudio y desarrollar un marco experimental con el cual discutir y analizar los resultados, para detectar distintos escenarios. Cabe resaltar que la aplicación de redes neuronales permite el uso de amplios conjuntos de información y brinda la capacidad de integrar los nuevos datos y parámetros disponibles. Por lo tanto, esta es una herramienta potente y flexible con la que se pueden desarrollar modelos que se ajusten de forma dinámica al problema.

7. Agradecimientos

Los autores desean agradecer al siguiente personal de la Dirección General de Protección Civil y Emergencias del Ministerio de Interior su apoyo para el desarrollo de este estudio: Dr. Francisco José Ruiz Boada, Subdirector General de Prevención, Planificación y Emergencias. Carmen Cobo Gil, jefa de la Sala Nacional de Emergencias del Centro Nacional de Emergencias (CENEM).

8. Referencias

BISHOP, C. M. (1995). *Neural networks for pattern recognition*. Clarendon Press.

DÍAZ-DE LA FUENTE, S., AHEDO, V., CARO, J., PEREDA, M., SANTOS, J. I. & GALÁN, J. M. (2021). «Multidisciplinary research in Spain. A network perspective». *Dirección y Organización*, 74(74), pp. 39–53, doi:10.37610/DYO.V0I74.601.

GLOROT, X., BORDES, A. & BENGIO, Y. (2011). *Deep Sparse Rectifier Neural Networks*.

GUZMÁN, E., POLER, R. & ANDRÉS, B. (2020). «Un análisis de revisiones de modelos y algoritmos para la optimización de planes de aprovisionamiento, producción y distribución de la cadena de suministro». *Dirección y Organización*, 70(70), pp. 28–52, doi:10.37610/DYO.V0I70.567.

GUZMÁN, M. P., RUBIA, B. N., PERIS, P. M. & ALFALLA-LUQUE, R. (2021). «Desarrollo metodológico para la optimización del coste eléctrico en fábricas de cemento, mediante inteligencia artificial, operando sobre coste eléctrico del mercado». *Dirección y Organización*, 74(74), pp. 5–19, doi:10.37610/DYO.V0I74.598.

KINGMA, D. P. & BA, J. (2014). «Adam: A Method for Stochastic Optimization».

RUMELHART, D. E., MCCLELLAND, J. L. & UNIVERSITY OF CALIFORNIA, S. D. P. R. G. (1986). *Parallel distributed processing : explorations in the microstructure of cognition*. MIT Press.

ZEILER, M. D., RANZATO, M., MONGA, R., MAO, M., YANG, K., LE, Q. V., NGUYEN, P., SENIOR, A., VANHOUCHE, V., DEAN, J. & HINTON, G. E. (2013). «On rectified linear units for speech processing». In: *ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings*. IEEE, pp. 3517–3521.

ZOU, F., SHEN, L., JIE, Z., ZHANG, W. & LIU, W. (2018). «A Sufficient Condition for Convergences of Adam and RMSProp»