

Análisis de las pruebas realizadas en el Robot UAV Esclavo-Maestro para optimizar peso

Analysis of the tests performed on the Slave-Master UAV Robot to optimize weight

M. Y. Huerta-Castillo ^{a,*}, X. M. García-Cruz ^b, J. O. Rivera-Nieblas ^{b,c},
J. L. Molina-Quijada ^b, R. Acedo-Ruiz ^b, C. J. Paez-Lozano ^c



Ciencias de la Ingeniería Mecatrónica (CIMT)

Análisis de las pruebas realizadas en el Robot UAV Esclavo-Maestro para optimizar peso

Analysis of the tests performed on the Slave-Master UAV Robot to optimize weight

**M. Y. Huerta-Castillo^{a,*}, X. M. García-Cruz^b, J. O. Rivera-Nieblas^{b,c}, J. L. Molina-Quijada^b,
R. Acedo-Ruiz^b, C. J. Paez-Lozano^c**

^a *Departamento de Sistemas y Computación, Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de Hermosillo, Ave. Tecnológico S/N, Col. Sahuaro, C.P. 83170 Hermosillo, Sonora, México.*

^b *Departamento de Metal-Mecánica, Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de Hermosillo, Ave. Tecnológico S/N, Col. Sahuaro, C.P. 83170 Hermosillo, Sonora, México.*

^c *Carrera de Ingeniería Mecatrónica, Universidad Tecnológica de Hermosillo, Boulevard de los Seris Final, Parque Industrial Hermosillo, C.P. 83299 Hermosillo, Sonora, México.*

Correo electrónico: yolanda.huerta@gmail.com, xmgc78@hotmail.com, jorn26@gmail.com, jrivera@uthermosillo.edu.mx

(Recibido: 14 de sep. 2018; Aceptado: 23 de nov. 2018; Publicado: 30 de abr. 2021)

RESUMEN

Actualmente, algunas empresas realizan el análisis de sus datos para obtener mejores resultados en la toma de decisiones en pequeñas y medianas empresas, industrias, mantenimiento eléctrico y servicios utilizando la técnica de redes neuronales. En este artículo, proponemos un método basado en redes neuronales del tipo de perceptrón supervisado con una función de activación sigmooidal en la que se tomó como base el peso máximo soportado por el robot y el peso mínimo en forma binaria y también se comparó mediante un Método numérico para determinar el peso óptimo que soportará el robot por las revoluciones por minuto.

Palabras claves: Red neuronal en ExcelTM, Maestro-Esclavo, optimo.

ABSTRACT

Currently some companies perform the analysis of their data to obtain better results in decision making in small and medium enterprises, industry, electrical maintenance and services using the neural network technique. In this paper, we propose a method based on neural networks of the supervised perceptron type with a sigmoidal activation function in which the maximum weight supported by the Robot and the minimum weight in binary form were taken as a basis and also compared by means of a numerical method to determine the optimal weight that will support the robot by the revolutions per minute.

Keywords: Neural Network in ExcelTM, Master-Slave, optimization.

1. Introducción

Actualmente en la industria y la empresa se recurre al uso de técnicas de inteligencia artificial como indica Plata [1], Serrano-Guerrero [2] las cuales generan datos relevantes para toma de decisiones, datos estadísticos, de muestreo, etc., como lo muestran los trabajos de Brandstetter [3], Ballabio [4], Wang [5] y Hegazy [6].

En este artículo se decidió el uso de la técnica de Inteligencia Artificial (IA) de Redes Neuronales (RN) mediante Excel™, la cual ya ha sido referenciada por García [7], Aloy [8] y Amos [9], esta nos servirá como estrategia para determinar el peso óptimo de carga en el recorrido a realizar por parte del Robot Esclavo presentado en la figura 1.

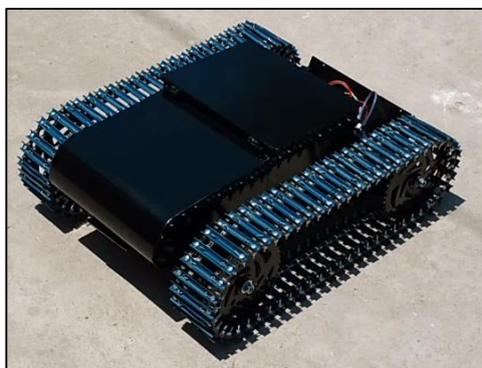


Fig.1 Robot Esclavo.

Este artículo está organizado de la siguiente forma: En la sección 2 se presenta la formulación del problema, donde se desconoce el peso máximo que el Robot Esclavo puede cargar, para usar esa información en la siguiente etapa, también se presenta la solución por la aplicación de la red neuronal (RN) en Excel™. La sección 3 muestra el resultado de los datos del experimento propuesto. La sección 4 presenta el análisis de resultados y finalmente las conclusiones y recomendaciones.

2. Desarrollo

En esta sección se describirán las partes del sistema desarrollado.

2.1 Descripción de UAV maestro-esclavo

La figura 2 muestra la propuesta de UAV Maestro-Esclavo, que fue diseñada para la localización de personas después de desastres naturales, esta consta de un UAV Phantom 3™ profesional (maestro), y de uno a tres robots esclavos, que sirven como un enjambre de UAVs, algunos diseños son para localización de

personas luego de desastres naturales o desastres provocado como lo presentan García [10] y Aprville [11].

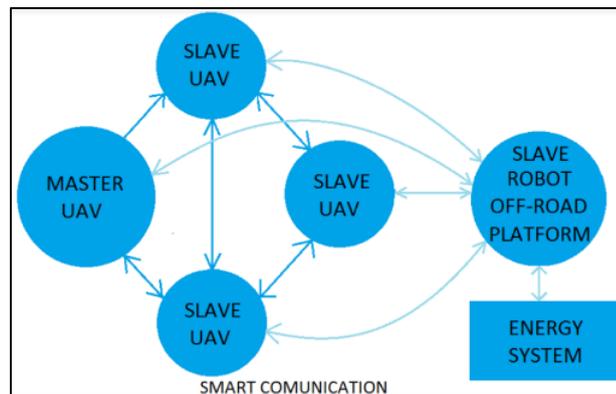


Fig.2 UAV Sistema Esclavo-Maestro.

2.1 Descripción del experimento

El interés en este artículo es el determinar el peso máximo que puede cargar el Robot Esclavo, al obtener esta información se puede diseñar el enjambre de UAV. Para obtener el peso óptimo se utilizó un método simple y de bajo costo, el cuál parte del análisis efectuado en el experimento descrito, este consiste en obtener la velocidad de vibración en cm/s de las catarinas delanteras del prototipo, los parámetros son descritos a continuación:

- Peso de 1 a 5 kg con un $\Delta\omega = 1$ Kg.
- Velocidad angular: 8 a 37 RPM, Δ RPM=1 RPM.
- Muestreo en la rueda dentada delantera (dos)
- Distancia de recorrido: 4 m.

El experimento consiste en ubicar el "parámetro Z", el cual es la relación entre las revoluciones por minuto de cada rueda dentada frontal del robot esclavo y la velocidad de vibración, donde "Z" es el desplazamiento angular por centímetro en rad / cm. Este método puede combinarse con otros métodos para comparar los resultados. En las siguientes secciones se muestran gráficos del parámetro "Z" contra el peso, se analizan máximos y mínimos y el punto de intersección entre la rueda derecha e izquierda.

3. Metodología

Para la solución del problema mencionado anteriormente, se decidió diseñar una aplicación mediante Redes Neuronales en Excel™, cómo se muestra en las referencias [7][8][9], esta es una solución buena y de bajo costo para resolver problemas.

La figura 3 muestra el proceso para resolver el problema.



Fig. 3 Procesos para obtener el peso óptimo.

El criterio de verificación de la hipótesis es el objetivo principal de la presente investigación; los problemas mencionados en la Sección 2 se pueden resolver con una Red Neuronal en Excel™. Estas formas son las más factibles de mejorar las restricciones de resolución para la identificación de parámetros y obtener el peso óptimo.

3.1 Obtención del parámetro "Z"

Cómo se mostró en la Sección 2, el parámetro "Z" fue un dato experimental de la relación entre las revoluciones por minuto de cada rueda dentada frontal del robot esclavo y la velocidad de vibración (obtenida del medidor de vibración), este parámetro se define como el desplazamiento angular por centímetro en rad/cm.

En la figura 4, la gráfica muestra el máximo y el mínimo del parámetro "Z" para cada rueda, al comparar ambas gráficas se puede analizar el punto de intersección, los resultados se presentan más adelante en la tabla 1.

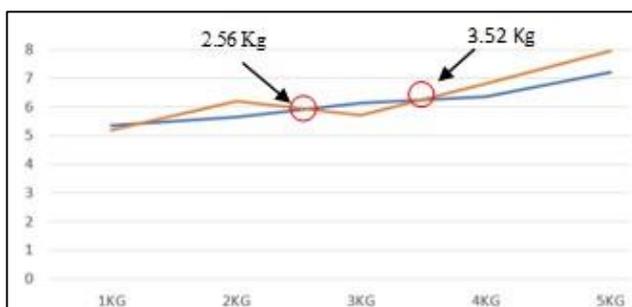


Fig. 4 "Z" Comparación de peso de la rueda derecha e izquierda.

El punto de intersección es entre la rueda dentada derecha y la rueda izquierda desde la parte frontal del Robot Esclavo. Como se indicó en la sección I, los parámetros experimentales son importante para verificar nuestra hipótesis.

3.2 Obtención del parámetro "Zrn"

La obtención del parámetro Zrn es importante para verificar la hipótesis, esta técnica es interesante pues permite mejorar la efectividad del entrenamiento de una RN como la cita González [12], en este caso se propone la variación de la pendiente de la función de transferencia lineal que responde a la expresión que ecuación (1):

$$F(x) = a * x + b \quad (1)$$

Donde "a" es la pendiente, "x" es la entrada de la neurona y "b" es el umbral de la neurona. Al variar la pendiente, se puede lograr una mejor adaptación de las salidas de la RN.

Con la función sigmoideal, para la mayoría de los valores de entrada (variable independiente), el valor dado por la función está cerca de uno de los valores asintóticos. Esto en la mayoría de los casos, el valor de salida se incluye en el área alta o baja del sigmoide. De hecho, cuando la pendiente es alta, esta función tiende a funcionar en el paso. Sin embargo, pese a la importancia de la función sigmoideal al derivarse, esta es siempre positiva y cercana a cero para grandes valores positivos o negativos; Además, toma su valor máximo cuando x es 0. Esto hace posible utilizar las reglas de aprendizaje definidas para la función de paso, con la ventaja, con respecto a esta función, de que la derivada se define a lo largo del intervalo.

La función logística sigmoideal responde a la expresión que ecuación (2):

$$F(x) = [c / (1 + \exp(-a(x+b)))] + d \quad (2)$$

Con d=0 y c=1 tenemos una función sigmoideal que toma los valores asintóticos 0 y 1. La función de transferencia sigmoideal tangencial hiperbólica es similar a la anterior, aunque, en este caso, la salida también puede ser negativa, como se ve en la figura 5 de la columna para Zrn, esta función responde a la ecuación (3):

$$F(x) = c * (\exp(2a(x+b)) - 1) / (\exp(2a(x+b)) + 1) + d \quad (3)$$

Con d=0 y c=1 tenemos una función sigmoideal que toma los valores asintóticos -1 y 1.

Data obtained by applying a 1 layer hidden NN		Data obtained by applying a NN the sigmoidal function					
1Kg		2Kg		3Kg		4Kg	
Zrn	Zsg	Zrn	Zsg	Zrn	Zsg	Zrn	Zsg
-0.905	0.288024	-1.13	0.244161	-1.13	0.244161	-1.08	0.253506
-0.915	0.285978	-0.75	0.320821	-1.095	0.250678	-0.995	0.269926
-0.8	0.310026	-0.86	0.297339	-0.8	0.310026	-0.755	0.319733
-0.46	0.386986	-0.64	0.345247	-0.7	0.331812	-0.64	0.345247
-0.84	0.301535	-0.63	0.347511	-0.705	0.330705	-0.565	0.362391
-0.335	0.417025	-0.38	0.406127	-0.45	0.389361	-0.63	0.347511
-0.25	0.437823	-0.45	0.389361	-0.475	0.383433	-0.495	0.378716
0.1	0.524979	-0.2	0.450166	-0.485	0.381072	-0.425	0.395321
0.2	0.549834	-0.1	0.475021	-0.3	0.425557	-0.13	0.467546
0.35	0.586618	0.025	0.50625	-0.215	0.446456	-0.24	0.440266
0.05	0.512497	0.35	0.586618	0.2	0.549834	-0.14	0.465057
0.25	0.562177	0.035	0.508749	0.135	0.533699	0.005	0.50125
0.9	0.71095	0.2	0.549834	1.035	0.737684	-0.23	0.442752
1.015	0.733314	0.46	0.613014	0.9	0.71095	0.6	0.645656
1.12	0.753989	0.675	0.662622	1.165	0.76224	0.705	0.663295
0.85	0.700567	0.75	0.679179	1.2	0.768525	0.565	0.637609
0.9	0.71095	0.815	0.693174	1.21	0.770299	1.09	0.746932
1.185	0.765846	0.9	0.71095	1.015	0.733398	1.015	0.733398
1.085	0.747439	1.3	0.785835	1.01	0.73302	1.035	0.737884
1.5	0.817574	1.2	0.768525	0.86	0.702661	1.005	0.732041
1.015	0.733998	1.07	0.744597	1.245	0.776433	1.035	0.737884
1.35	0.79413	1.57	0.827784	0.96	0.723122	1.21	0.770299
1.02	0.734973	1.85	0.864127	0.86	0.702661	0.9	0.71095
1.365	0.796571	1.9	0.869892	0.925	0.71606	0.95	0.721115
1.96	0.876533	2.05	0.885348	1.1	0.75026	1.085	0.747439
1.6	0.832018	2.1	0.890903	1.12	0.753989	1.2	0.768525
1.65	0.838891	1.45	0.809998	1.85	0.864127	0.75	0.679179
2	0.890797	1.89	0.868756	1.585	0.829911	1.2	0.768525
2.37	0.914511	2.1	0.890903	1.71	0.846836	1.3	0.785835
1.6	0.832018	2.55	0.927574	1.835	0.862356	1.55	0.824914

Fig.5 Tabla con los parametros Zrn y Zsg utilizando Excel™.

En la figura 6 se puede observar que Zrn se obtuvo al aplicar una capa RN oculta en Excel™, obtenemos el Zrn para cada peso y cada RPM, como explicamos en la sección 2.

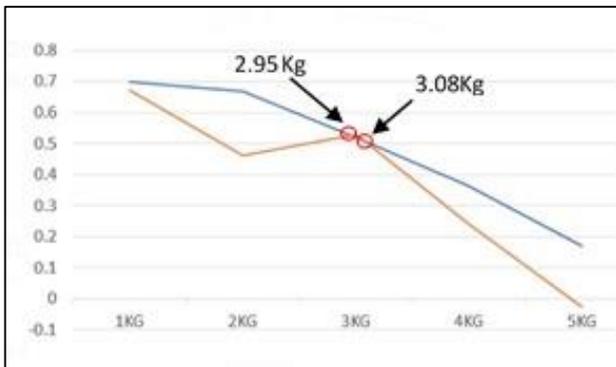


Fig. 6 “Zrn” vs. peso de la catarina derecha e izquierda.

La figura 6 presenta el promedio del valor Zrn para cada peso y los gráficos se pueden analizar desde el punto de intersección. Los resultados estarán en Tabla 1.

3.2 Parámetros obtenidos de “Zsg”

En lo que respecta a la RN sigmoidal predicha, esta función de activación es una de las cuatro más comunes [6], algunas propuestas teóricas para RN en la práctica pueden aplicarse en la Propiedad de Aproximación Universal (UAP). Los resultados de algunos autores afirman que dado suficiente número de

nodos sigmoidales, al menos entre la capa de entrada y la de salida, cualquier función continua puede aproximarse aleatoriamente como lo indica Mishra [13].

El número mínimo de capas ocultas que se utilizarán en este artículo fue de uno, y se requiere que la función sea continua, limitada y monótonamente creciente, como proponen algunos autores. Las activaciones usadas generalmente son la función log-sigmoid:

$$F1(x) = 1 / (1 + \exp(-x)) \quad (4)$$

o, la función hyperbolic-tangent:

$$F2(x) = \tanh(x) = (\exp(x) - \exp(-x)) / (\exp(x) + \exp(-x)) \quad (5)$$

Las funciones log-sigmoid (4) y la hyperbolic-tangent (5) están relacionadas como:

$$F2(x/2) = 2 F1(x) - 1 \quad (6)$$

La figura 7 se obtuvo al aplicar una RN sigmoidal predicha en Excel™, de la cual obtenemos el Zsg para cada peso y cada RPM, como explicamos en la sección 2.

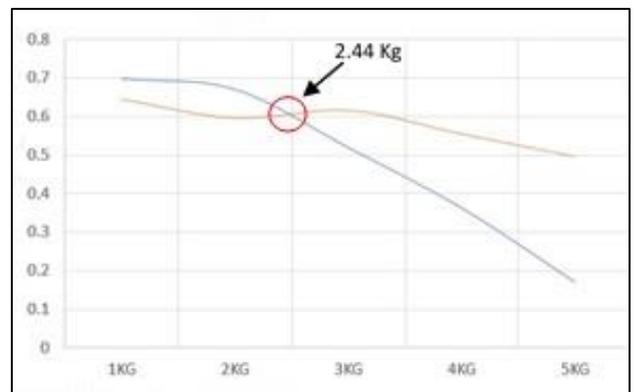


Fig. 7 “Zsg” vs. peso de la catarina derecha e izquierda.

La figura 7 presenta el promedio del valor Zsg para cada peso y las gráficos se pueden analizar desde el punto de intersección, los resultados en la tabla 1.

4. Resultados

Una vez que se ha desarrollado el modelo RN, se puede poner en uso para encontrar el peso óptimo para el robot esclavo. En este caso, la RN se presenta la mejor opción para el usuario con respecto a los 3

factores característicos que describen el experimento.

Por lo tanto, un modelo práctico tiene que evaluar la sensibilidad de las predicciones del modelo a la variación en las características del experimento, este modelo se codificó en Excel™ utilizando su función predicha sigmoideal y se vinculó a la hoja de cálculo de la RN. En la tabla 1, se muestran los pesos óptimos encontrados por diferentes métodos.

Tabla 1. Peso

Número	Resultado Obtenido		
	Parámetro	W1 ^a	W2 ^a
1	“Z”	2.56	3.52
2	“Zrn”	2.95	3.08
3	“Zsg”	2.44	-

^a. Peso Kg

En la tabla 1, se analizó el parámetro Z de la primera fila con 300 muestras de lápiz de medición de vibración, este parámetro se calculó como se vio en la sección 2. En la segunda fila se aplicó la RN con tres entradas, una neurona y una salida. En la tercera fila se muestra el entrenamiento de la RN con la función sigmoideal.

Luego de verificar la hipótesis, es importante analizar de la tabla 1. La información se analizó basándose en diferentes criterios de estimación. Por lo tanto, a partir de las consideraciones anteriores y el punto de vista de la optimización del peso, podemos concluir lo siguiente: para todos los valores posibles de velocidad de vibración (VV), hay dos posibles valores de peso en el rango entre 1 y 5 kg que crecen continuamente. Pero la información acerca de VV crece de manera discreta. Dichos valores son de 2.56-3.52 (primera fila de la tabla 1), 2.95-3.08 (segunda fila de la tabla 1) y 2.44 (tercera fila de la tabla 1). Tal situación es muy conveniente para nosotros en esta tarea particular.

En la práctica, significa lo siguiente: El peso máximo de 3.52 Kg que se obtuvo para el robot esclavo con un desplazamiento angular por centímetro de 6.26, Z será crítico para todo el sistema; para un peso de 2.56 Kg, tienen un desplazamiento angular por centímetros igual a 5.92, este desplazamiento es 1.05 veces más pequeño que 6.26. Todos estos análisis son para el parámetro "Z" que se obtuvo del experimento que se realizó.

La tabla 2 muestra todos los pesos encontrados y el porcentaje de velocidad de vibración; durante el experimento, el valor más alto encontrado fue de 8.1 m/s, este número representa el cien por ciento.

La tabla 2 es una recopilación de todos los resultados del experimento y sigmoide RN predicha en los datos de Excel™.

Tabla 2. Porcentaje VV

Número	Resultado obtenido para el parámetro Z en porcentaje	
	W(Kg)	VV(%)
1	2.44	60
2	2.56	53
3	2.95	53
4	3.08	51
5	3.52	56

El siguiente peso de selección de 3.08 es apropiado para su uso en carga limitada del Robot Esclavo. El peso 2.44 Kg tiene 60% de VV y tiene 1.17 veces más vibración que el peso 3.08 Kg. El peso de 2.56 Kg tiene 53% de VV y tiene 1.03 veces más vibración que el peso de 3.08 Kg. El peso de 2.95 Kg tiene 53% de VV y tiene 1.03 veces más vibración que el peso de 3.08 Kg. El peso 3.52 Kg tiene 56% de VV y tiene 1.09 veces más vibración que el peso 3.08 Kg.

Sin embargo, tal variación de peso óptimo es aceptable para usar esta información en la siguiente etapa para UAV Esclavo-Maestro.

5. Conclusiones

Este artículo ofrece la solución para encontrar el peso óptimo para el Robot Esclavo, el robot Esclavo-Maestro UAV será utilizado para detectar personas después de un desastre natural o provocado, y el peso óptimo es un factor importante, ya que el sistema será autónomo y el Robot Esclavo es una plataforma de carga. Se observa que en el experimento computacional de esta investigación se obtiene el valor de un peso particular. Dicha solicitud permite pasar a la siguiente etapa.

La aplicación de RN en Excel™ fue de gran ayuda porque los puntos importantes para nuestra investigación son la solución de problemas a bajo costo, por la razón de que encontrará que los programas de software libre pueden ayudar a resolver algunos problemas en la investigación.

El método numérico y la red neuronal propuesta en este artículo son compatibles para decidir el peso óptimo soportado por el Robot, principalmente cuando la función sigmoideal se aplicó a la red neuronal del tipo de perceptrón supervisado.

Como recomendación sugerimos analizar los datos que se obtuvieron en esta propuesta diseñando un Sistema en el Lenguaje Phyton™, que es libre, el cuál genere la RN de tipo multicapa con aprendizaje supervisado.

6. Agradecimientos

Se agradece al Tecnológico Nacional de México / IT Hermosillo por el apoyo recibido para realizar la investigación referente a los proyectos 6725.18-P y 6728.18-P.

7. Referencias

- [1] Plata Cheje, Rubén Wismark. "MatLab & Redes Neuronales." *Revista de Información, Tecnología y Sociedad* (2008): 96.
- [2] Serrano-Guerrero, Xavier. et. al. "Election of variables and short-term forecasting of electricity demand based on backpropagation artificial neural networks". *Power, Electronics and Computing (ROPEC). 2017 IEEE International Autumn Meeting on. IEEE, 2017.*
- [3] Brandstetter, Pavel, and Martin Kuchar. "Sensorless control of variable speed induction motor drive using RBF neural network." *Journal of Applied Logic* 24 (2017): 97-108.
- [4] Ballabio, Davide, and Mahdi Vasighi. "A MATLAB toolbox for Self Organizing Maps and supervised neural network learning strategies." *Chemometrics and intelligent laboratory systems* 118 (2012): 24-32.
- [5] Wang, Lin, et al. "Optimal forecast combination based on neural networks for time series forecasting." *Applied Soft Computing* 66 (2018): 1-17.
- [6] Hegazy, Tarek, and Amr Ayed. "Neural network model for parametric cost estimation of highway projects." *Journal of Construction Engineering and Management* 124.3 (1998): 210-218.
- [7] García, J. "Hojas de cálculo para la simulación de redes de neuronas artificiales (RNA)." *Quèstiió: quaderns d'estadística i investigació operativa* 26.1 (2002): 289-305.
- [8] Aloy, Patrick, et al. "'TransMem': a neural network implemented in Excel spreadsheets for predicting transmembrane domains of proteins." *Bioinformatics* 13.3 (1997): 231-234.
- [9] Amos, Michael D., and Bruce E. Segee. "Artificial Neural Networks Using Microsoft Excel For Windows 95." *1997 Annual Conference. 1997.*
- [10] Garcia-Cruz, X. M.; Rivera-Nieblas J.O.; Molina-Quijada, J.L.; et al., "Master-Slave for location after a contingency" 2017, Memorias del 1er Congreso Internacional de Aeronáutica de la Red Temática Nacional en Aeronáutica CONACYT.
- [11] Apvrille, L., Tanzi, T., & Dugelay, J. L. (2014, August). Autonomous drones for assisting rescue services within the context of natural disasters. In General Assembly and Scientific Symposium (URSI GASS), 2014 XXXIth URSI (pp. 1-4). IEEE.
- [12] González Molina, Francisco, Tesis doctoral: Evaluación estadística del comportamiento de líneas aéreas de distribución frente a sobretensiones de origen externo. <https://www.tdx.cat/handle/10803/6281> Defensa de tesis 2001. ISBN: 846996688X. (Consulta 15/07/2018-11:50 am).
- [13] Mishra, Akash, et al. "Bi-modal derivative adaptive activation function sigmoidal feedforward artificial neural networks." *Applied Soft Computing* 61 (2017): 983-994.