

Redes neuronales artificiales para modelizar la emergencia de malas hierbas

Joel Torra¹, Aritz Royo-Esnaol¹, Guillermo R. Chantre², Jordi Recasens¹

¹ Malherbología y Ecología Vegetal. Dpto HBJ. Agrotecnio, Universitat de Lleida. Avda. Rovira Roure 191, 25198-Lleida, España

² Departamento de Agronomía y CERZOS, Universidad Nacional del Sur/CONICET, 8000-Bahía Blanca, Argentina

✉ joel@hbj.udl.cat

Resumen: El objetivo del presente trabajo fue desarrollar redes neuronales artificiales (RNA) para predecir la emergencia del bromo (*Bromus diandrus*) y comparar su capacidad predictiva con los modelos sigmoidales (MS). Los tiempos termales e hídricos fueron usados como variables independientes de entrada (modelo bivariado) y la proporción de emergencia acumulada fue considerada la variable de salida, para un total de 16 escenarios distintos (con diferentes fechas de siembra y manejos del suelo), con el fin de comparar la bondad de los ajustes con la raíz del error medio cuadrático (REMC) entre las RNA y los MS. Los resultados indican que tanto las RNAs como los MS predicen satisfactoriamente la emergencia de *B. diandrus*. Sin embargo, se observó un mejor ajuste en 11 de los 16 escenarios evaluados utilizando RNA (REMCun 46% más bajos comparados con los MS).

Palabras clave: *Bromus diandrus*, mínimo laboreo, modelo no lineal sigmoidal, siembra directa.

1. INTRODUCCIÓN

La mayoría de los modelos predictivos desarrollados para predecir la emergencia de malas hierbas utilizan modelos no lineales de tipo sigmoidal (Forcella, 1998). Normalmente las variables predictivas son los tiempos termales (Izquierdo et al., 2009) o hidrotermales (Royo-Esnaol et al., 2010), aunque también se ha observado que añadiendo el fotoperiodo (índice fotohidrotermal) se mejoran las capacidades predictivas (Royo-Esnaol et al., 2015). En el caso del bromo (*Bromus diandrus* Roth.), los modelos desarrollados predicen satisfactoriamente su emergencia (García et al., 2013). En esta especie el momento de intervención para realizar una escarda química es crucial para maximizar la eficacia de los herbicidas. En este sentido, desarrollar herramientas predictivas de la emergencia de la mala hierba lo más precisas posibles serían de gran ayuda para su potencial implementación en sistemas de ayuda a la toma de decisiones.

Las redes neuronales artificiales (RNAs) son algoritmos de cálculo con funciones complejas de aprendizaje que emulan la funcionabilidad del cerebro (Çakmak and Yıldız, 2011). Las RNAs tienen un alto potencial de aplicabilidad en sistemas ecológicos gracias a su elevada capacidad para describir relaciones no lineales complejas entre múltiples variables. Son una herramienta prometedora para predecir de forma muy precisa la emergencia de malas hierbas. Sin embargo, hasta la fecha, solo han sido implementadas para predecir los patrones de emergencia de la especie cosmopolita *Avena fatua* L. (Chantre et al., 2012; Chantre et al., 2014), observándose una mayor capacidad predictiva comparativamente con los modelos sigmoidales tradicionales.

El objetivo del presente trabajo consistió en implementar RNAs para predecir la emergencia del bromo (*Bromus diandrus*) y comparar su capacidad predictiva con los modelos sigmoidales (MS) previamente desarrollados.

2. MATERIAL Y MÉTODOS

3.1. Datos de campo. Los datos de campo utilizados para desarrollar las RNAs y los modelos sigmoidales provinieron de dos ensayos de campo ubicados en una finca comercial de cereal de secano en la localidad de Agramunt (Lleida). El campo tenía una infestación natural de *B. diandrus*. En el primer ensayo se estudió la emergencia del bromo en tres fechas de siembra distintas, octubre, noviembre y diciembre en siembra directa. En el segundo ensayo se estudió la emergencia en cuatro tipos de manejo del suelo diferentes: siembra directa, chisel, subsolador y vertedera (Recasens et al., 2016). El diseño fue en tres bloques completamente al azar en ambos experimentos. La emergencia acumulada se evaluó durante tres campañas, 2008/09, 2009/10 y 2010/11 (García et al., 2013). Se realizaron conteos periódicos ubicando 5 marcos de 0.1 m² al azar en cada parcela elemental. Los datos climatológicos se obtuvieron de una estación experimental ubicada en el mismo campo. Los modelos no lineales desarrollados utilizaron la ecuación Chapman (García et al., 2013).

3.2. Desarrollo de la RNAs. Con los datos climatológicos de temperatura del aire y pluviometría, se estimaron la temperatura y el potencial hídrico del suelo usando el programa STM² (Spokas & Forcella, 2009). Los tiempos termales e hídricos fueron usados como variables independientes de entrada configurando modelos bivariados (Chantre et al., 2012) (Fig. 1). Se utilizó una arquitectura tipo feedforward con tres capas, una de entrada (variables tiempo térmico e hidrotiempo), una capa oculta y otra de salida representada por la emergencia acumulada (Fig. 1). Para el desarrollo de la red neuronal se utilizaron un total de 1610 pares de datos de entrada/salida correspondientes a tres años de campo en dos ensayos diferentes.

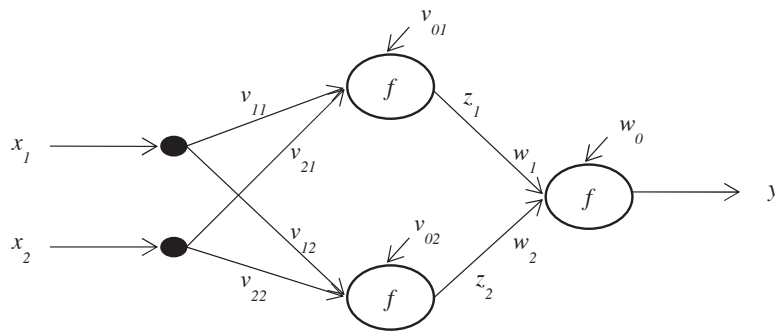


Figura 1. Red Neuronal Artificial con arquitectura feedforward de tres capas. La variables de entrada x_1 y x_2 , la capa oculta con dos neuronas, y la tercera capa conteniendo la variable de salida (y). f representa la función de procesamiento o activación de las neuronas; V_{ij} son los pesos de las conexiones entre la primera y segunda capa; V_{0i} son los desvíos de las neuronas de la capa interna; Z_j son las salidas-respuesta de las neuronas de la capa oculta; W_j son los pesos de las conexiones entre la 2da y la 3er capa y W_0 el desvío de la capa de salida.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los datos se dividieron en sets de aprendizaje (i.e. entrenamiento) y testeo, 40 - 60% de los datos, respectivamente. Un total de 16 escenarios distintos (con diferentes fechas de siembra

y manejos del suelo) fueron modelizados con el fin de comparar la bondad de los ajustes entre RNAs y MS.

Utilizando como criterios de bondad del ajuste la raíz del error medio cuadrático (REMC) y el criterio de información de Akaike (CIA), se fue aumentando el número de neuronas en la capa oculta a fin de seleccionar la mejor RNA. Como se puede observar la tabla 1, el modelo de 3 neuronas resultaría seleccionado según el AIC.

Tabla 1. RNA de tres capas para predecir la emergencia de *Bromus diandrus* aumentando el número de neuronas de 1 a 4 en la capa escondida. Variables de entrada: tiempos termales e hídricos; variable de salida, emergencia acumulada relativa. Bondad del ajuste sobre el set de entrenamiento: REMC, Raíz del Error Medio Cuadrático; CIA, Criterio de Información de Akaike

Modelo	Nº neuronas	REMC	CIA
RNA1	1	0.082	-2.24
RNA2	2	0.082	-2.25
RNA3	3	0.083	-2.28
RNA4	4	0.084	-2.27

Sin embargo, a fin de poder seleccionar el modelo RNA más adecuado con fines predictivos se procedió a analizar el comportamiento gráfico de cada una de las RNA desarrolladas. Como se observa en la Fig. 2, las predicciones sobre el set de testeo (datos independientes) con las RNA de tres y cuatro neuronas muestran cierto grado de sobreajuste evidenciando fluctuaciones en la variable de salida. Sin embargo, la predicción resultó aceptable según los valores de REMC. Considerando el sobreajuste (i.e. sobre parametrización) evidenciado por el modelo de 3 neuronas, se seleccionó el RNA2 dada su mayor parsimonia y adecuada representación de la emergencia acumulada a campo del bromo.

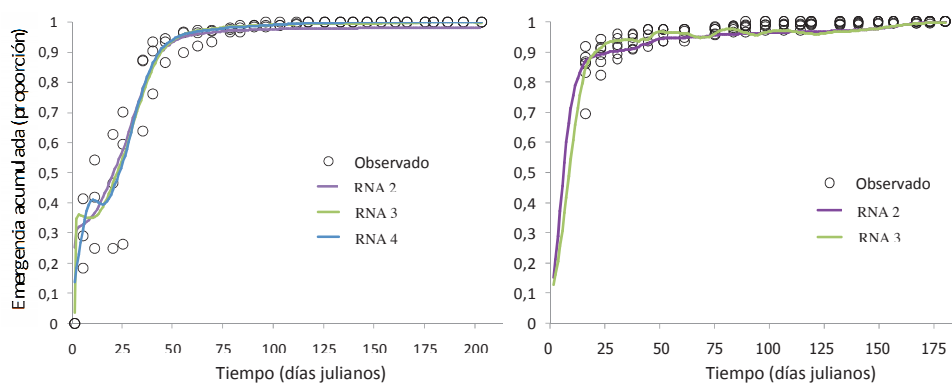


Figura 2. Emergencia acumulada observada (círculos) de *Bromus diandrus* para dos escenarios ejemplo (izquierda y derecha) del set de testeo y emergencia acumulada predicha (líneas) por RNA con número creciente de neuronas en la capa escondida, dos (RNA2), tres (RNA3) y cuatro (RNA4).

Luego de seleccionado el modelo RNA2 se procedió a comparar la bondad del ajuste con los MS ya desarrollados (García et al., 2013).

Tabla 2. Raíz del Error Medio Cuadrático (REMC) para la emergencia acumulada de *Bromus diandrus* durante tres campañas en 16 escenarios diferentes predicha mediante Redes Neuronales Artificiales (RNA), Modelos Sigmoiales (MS) y Modelos Sigmoiales conlag phase (+ lag phase)

Escenario		REMC		
		RNA	MS	+ lag phase
Octubre	10/11	6.2	11.4	
Noviembre	08/09	2.9	5.3	13.5
“	09/10	5.5	10.1	8.1
“	10/11	10.7	5.6	15.9
Diciembre	08/09	1.3	2.2	4.2
“	09/10	2.5	3.3	2.6
“	10/11	2.6	7.5	18.0
Subsolador	08/09	7.0	7.6	2.6
“	09/10	2.5	6.1	4.1
“	10/11	7.3	5.7	14.5
Chisel	08/09	8.4	5.9	1.3
“	09/10	2.8	6.0	4.0
“	10/11	6.6	4.4	17.6
Vertedera	08/09	6.5	4.1	3.6
“	09/10	10.7	14.2	11.8
“	10/11	11.3	11.9	14.0
	Media	5.9	7.0	9.1

Tanto las RNA como las MS predijeron satisfactoriamente la emergencia de *B. diandrus*, del set de testeo, con REMC por debajo de 20 en todos los casos (Tabla 2), lo que se considera como una buena capacidad predictiva (Royo-Esnal et al., 2015). La red RNA2 generó mejores predicciones que los MS (García et al., 2013; Recasens et al., 2016) en 11 de los 16 escenarios. De media, las RNA obtuvieron REMC un 46% más bajo comparado con los MS.

En resumen, la red neuronal artificial desarrollada con tres capas de neuronas (una de entrada, una interna con dos neuronas, y una de salida), evidencia una buena capacidad predictiva de la emergencia en campo del bromo. Por lo tanto, las RNA son buenas candidatas para ser implementadas en sistemas de ayuda a la toma de decisiones. Futuros trabajos requieren una ampliación de las técnicas de ajuste y selección de dichos modelos.

4. AGRADECIMIENTOS

Los datos utilizados en este trabajo corresponden a resultados de ensayos de sendos proyectos financiados por el Ministerio de Educación y Ciencia de España (AGL2007-60828 y AGL2010-22084-C02-01).

5. REFERENCIAS

- Çakmak G & Yıldız C (2011). The prediction of seedy grape drying rate using a neural network method. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75, 132-138.
- Chantre GR, Blanco AM, Lodovichi MV, Bandoni AJ, Sabbatini MR, López RL, Vigna MR and Gigón R (2012). Modeling *Avena fatua* seedling emergence dynamics: An artificial neural network approach. *Computers and Electronics in Agriculture*, 88, 95-102.
- Chantre GR, Blanco AM, Forcella F, Van Acker RC, Sabbatini MR and González-Andújar JL (2014). A comparative study between Nonlinear Regression and Artificial Neural Network approaches for modeling wild oat (*Avena fatua*) field emergence. *Journal of Agricultural Science*, 152, 254-262.
- Forcella F (1998). Real-time assessment of seed dormancy and seedling growth for weed management. *Seed Science Research*, 8, 201-209.
- García AL, Recasens J, Forcella F, Torra J and Royo-Esnal A (2013). Hydrothermal emergence model for *Bromus diandrus*. *Weed Science*, 61, 146-153.
- Izquierdo J, González-Andújar JL, Bastida F, Lezáun JA and Del Arco MJS (2009). A thermal time model to predict corn poppy (*Papaver rhoeas*) emergence in cereal fields. *Weed Science*, 57, 660-664.
- Recasens J, García AL, Cantero-Martínez C, Torra J and Royo-Esnal A (2016). Long-term effect of different tillage systems on the emergence and demography of *Bromus diandrus* in rainfed cereal fields. *Weed Research*, 56, 31-40.
- Royo-Esnal A, Gesch RW, Forcella, Torra J, Recasens and Necajeva E (2015). The role of light in the emergence of weeds: Using *Camelina microcarpa* as an example. *PLoS ONE*, 10, e0146079.
- Royo-Esnal A, Torra J, Conesa JA and Recasens J (2010). Characterization of emergence of autumn and spring cohorts of *Galium* spp. in winter cereals. *Weed Research*, 50, 572-585.
- Spokas K & Forcella F (2009). Software tools for weed seed germination modeling. *Weed Science*, 57, 216-227.

Artificial neural networks to model weed emergence

Summary: The objective of the present study was to develop artificial neural networks (ANN) to predict the field emergence of brome (*Bromus diandrus*) and compare their predictive capabilities with non-linear sigmoidal models (NLM) previously developed (MS). Thermal and hydric times were used as independent input variables in bivariate models, while the proportion of cumulative emergence was used as the output variable, for a total of 16 different scenarios (with different sowing times and soil managements), with the aim of comparing the goodness of fit with the root-mean square errors (RMSE) between the ANN and NLM. Results indicate that both modelling approaches are able to predict satisfactorily *B. diandrus* emergence. However, in 11 of 16 scenarios tested, the RMSES were lower (46% on average) using ANN compared to NLM.

Keywords: *Bromus diandrus*, minimum tillage, no-linear model, direct drilling.

