

Modelado predictivo del rendimiento de trigo bajo estrés por inundación: enfoque basado en el algoritmo Chaid

Hoceme Degaichia^{1,§}

Sara Hezil¹

Touati Bakria¹

Ahcène Hakem¹

Centro de Investigación en Agropastoralismo Centro de Investigación en
Agropastoralismo Djelfa Argelia

Autor para correspondencia: hoceme.degaichia@crapast.dz.

Resumen

La investigación tuvo como objetivo examinar el impacto de las inundaciones en el rendimiento del trigo duro utilizando un enfoque de modelización predictiva basado en el análisis Chaid. Se llevaron a cabo ensayos en bloques completos al azar en dos localidades, con y sin inundación, utilizando cuatro cultivares de trigo duro (GTA dur, Citra, Simeto y Boussalem). La evaluación de la pérdida de rendimiento destacó una sensibilidad significativa de los cultivares al anegamiento, siendo Simeto el que mostró la mayor pérdida de rendimiento (64.33%). El análisis Chaid permitió identificar y jerarquizar los factores que influyen en el rendimiento, revelando que la inundación es el predictor más importante (71.14%), seguido por el número promedio de macollos por planta (16.74%), la variedad (6.32%) y la densidad de emergencia (5.8%). Más allá de la simple observación del impacto negativo, este modelo permite predecir las pérdidas de rendimiento en función de diversos parámetros agronómicos. Los resultados mostraron que la inundación reduce considerablemente el rendimiento (16.895 q ha⁻¹); es importante mencionar que el macollaje y la variedad también juegan un papel importante en la respuesta del trigo a la inundación. El estudio subraya la importancia de la modelización predictiva para anticipar las pérdidas de rendimiento y orientar las decisiones de gestión de cultivos en áreas propensas a inundaciones.

Palabras clave:

agricultura de precisión, estrés hídrico, gestión de riesgos, *Triticum durum* L..



Introducción

El trigo duro (*Triticum durum* L.) es un cultivo cerealero esencial que desempeña un papel crucial en la seguridad alimentaria global (Dadrasi *et al.*, 2023). Sin embargo, su producción está cada vez más amenazada por fenómenos climáticos extremos, especialmente por las inundaciones (Lesk *et al.*, 2016). Las inundaciones pueden provocar pérdidas sustanciales de rendimiento debido al estrés hipóxico y anóxico que sufren las plantas, a la interrupción de la absorción de nutrientes y al desarrollo de enfermedades (Trought y Drew, 1980; Voisenek *et al.*, 2006). Los modelos de predicción del rendimiento son herramientas valiosas para anticipar las pérdidas de cultivos y guiar decisiones en el manejo de los cultivos (Basso y Liu, 2019; Elbasi *et al.*, 2023).

Entre los diversos enfoques de modelación, el análisis de detección automática de interacciones mediante chi-cuadrado (Chaid, por sus siglas en inglés) destaca por su capacidad para identificar interacciones complejas entre factores ambientales y agronómicos (Kass, 1980). Este método permite segmentar los datos en grupos homogéneos con base en las variables que más influyen en la variable objetivo, proporcionando así una mejor comprensión de los factores determinantes del rendimiento (Rokach *et al.*, 2014).

El objetivo de este estudio es desarrollar un modelo predictivo del rendimiento del trigo duro bajo estrés por inundación mediante análisis Chaid para priorizar la influencia de factores agronómicos como el macollaje, el cultivar y la densidad de plantas, con el fin de anticipar pérdidas de rendimiento y guiar decisiones efectivas en el manejo de cultivos en zonas propensas a inundaciones. Examinamos la influencia de la inundación, el macollaje, el cultivar y la densidad de emergencia sobre el rendimiento para identificar factores clave y sus interacciones. Los hallazgos de este estudio contribuirán a una mejor comprensión de los mecanismos de respuesta del trigo ante las inundaciones y al desarrollo de estrategias de adaptación para minimizar las pérdidas de rendimiento.

Material y métodos

Diseño experimental y sitios de estudio

El estudio se llevó a cabo en dos lugares distintos: Annaba, Argelia (no se presentaron inundaciones) y Constantine, Argelia (caracterizado por episodios de inundación). El evento de inundación en Constantine fue un fenómeno natural ocurrido durante la fase de macollaje. La duración de este evento continuo de saturación del suelo fue de siete días. Este evento se caracterizó como anegación. Los cultivos en el sitio no inundado de Annaba fueron de temporal para mantener condiciones óptimas.

En cada sitio se estableció una parcela experimental de 2 500 m². Esta superficie total se dividió en 12 parcelas experimentales (cuatro cultivares x tres repeticiones) para un diseño de bloques completos al azar (DBCA), resultando en una superficie bruta de aproximadamente 208.33 m² por repetición de cada cultivar. Los ensayos se llevaron a cabo utilizando un diseño de bloques completos al azar (DBCA) (Steel *et al.*, 1997) con tres repeticiones por cultivar para minimizar la variabilidad espacial (Slafer y Araus, 2007). Los cuatro cultivares de trigo duro seleccionados para este estudio fueron GTA Dur, Citra, Simeto y Boussalem.

Prácticas agronómicas

Para garantizar condiciones óptimas de crecimiento para los cultivares, se implementaron diversas prácticas agronómicas. La siembra se realizó a una tasa de 2 q ha⁻¹ para establecer una densidad de siembra adecuada y una emergencia uniforme. Se aplicó una fertilización base compuesta por fosfato monoamónico (MAP, por sus siglas en inglés) a una tasa de 1.5 q ha⁻¹ para satisfacer los requerimientos nutricionales iniciales de las plantas. Además, se aplicaron tratamientos fungicidas con Celest Top y Acil para proteger los cultivos frente a enfermedades y promover su desarrollo.

Parámetros medidos

Se midieron varios parámetros para evaluar el impacto de las inundaciones en el rendimiento del trigo duro. Durante la etapa de macollaje se evaluaron parámetros de crecimiento sensibles al tiempo, a saber, la densidad de emergencia (plantas m⁻²) y el número promedio de macollos por planta. Los componentes finales de rendimiento se determinaron a la madurez fisiológica e incluyeron: número de granos por espiga; número de espigas por m²; peso de mil granos (PMG); rendimiento teórico (q ha⁻¹) y rendimiento práctico (q ha⁻¹). Estas mediciones permitieron evaluar la respuesta de los diferentes cultivares bajo condiciones de agua contrastantes en ambos sitios y cuantificar el impacto de las inundaciones en los componentes del rendimiento.

Tasa de pérdida de rendimiento del trigo

La tasa de pérdida de rendimiento del trigo (TPR %) se calculó para evaluar el impacto de las inundaciones sobre el rendimiento de diferentes cultivares de trigo. Este cálculo se basó en el rendimiento práctico obtenido bajo condiciones de no inundación (RNIN) y bajo condiciones de inundación (RIN). La tasa de pérdida de rendimiento (TPR) se determinó utilizando la fórmula propuesta por Berry y Spink (2012):

$$TPR \% = \frac{R_{NIN} - R_{IN}}{R_{IN}} \times 100$$

Análisis de datos

El análisis de datos se realizó con IBM SPSS Modeler 18.0. Se empleó el método de modelación de detección automática de interacciones mediante Chi-cuadrado (Chaid) para identificar relaciones entre una variable dependiente (rendimiento práctico) y múltiples variables independientes (predictores). Este método segmenta los datos en grupos homogéneos con base en las variables que más influyen en la variable objetivo (Kass, 1980).

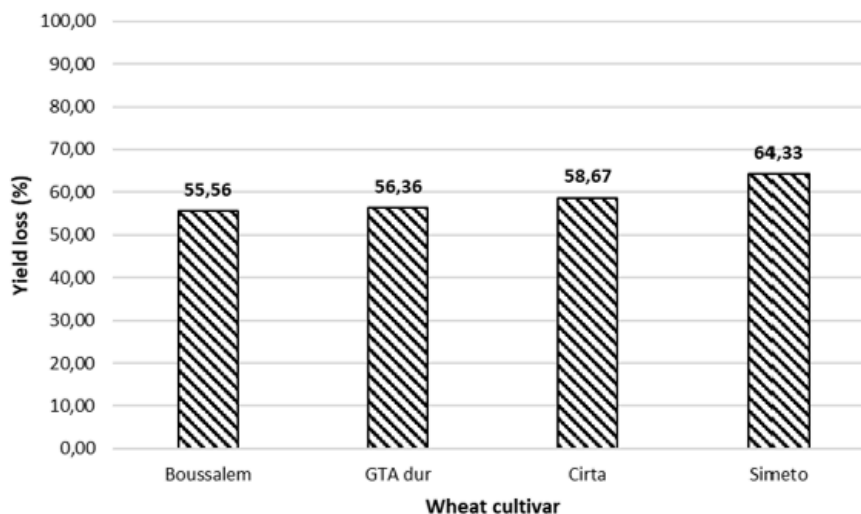
Resultados

Tasa de pérdida de rendimiento del trigo

Las tasas de pérdida de rendimiento presentadas en la Figura 1 ilustran claramente el impacto sustancial de las inundaciones sobre la productividad de los cuatro cultivares de trigo evaluados. La magnitud de estas pérdidas pone de manifiesto una marcada variabilidad genotípica en la tolerancia al exceso de humedad del suelo, con ciertos cultivares que presentan reducciones severas en el rendimiento, mientras que otros mantienen un rendimiento comparativamente superior.



Figura 1. Tasas de pérdida de rendimiento del trigo causadas por inundaciones.



La comparación de los cuatro cultivares de trigo bajo condiciones de inundación y de no inundación reveló diferencias claras en la intensidad de la reducción del rendimiento. En todos los parámetros medidos, Simeto mostró la mayor caída en el rendimiento, registrando una tasa de pérdida del rendimiento del 64.33%, lo que representa la mayor discrepancia entre los rendimientos prácticos obtenidos en condiciones normales y en condiciones de inundación. Esta reducción sustancial refleja un marcado contraste entre su productividad teórica y los valores registrados tras la exposición a inundaciones.

Cirta también mostró una considerable disminución de la productividad, con una tasa de pérdida de rendimiento del 58.67%. La reducción del rendimiento práctico bajo condiciones de inundación fue consistentemente mayor que la observada en condiciones normales, lo que sitúa a Cirta entre los cultivares más afectados del conjunto de datos. La diferencia entre los valores teóricos y prácticos de rendimiento fue igualmente pronunciada.

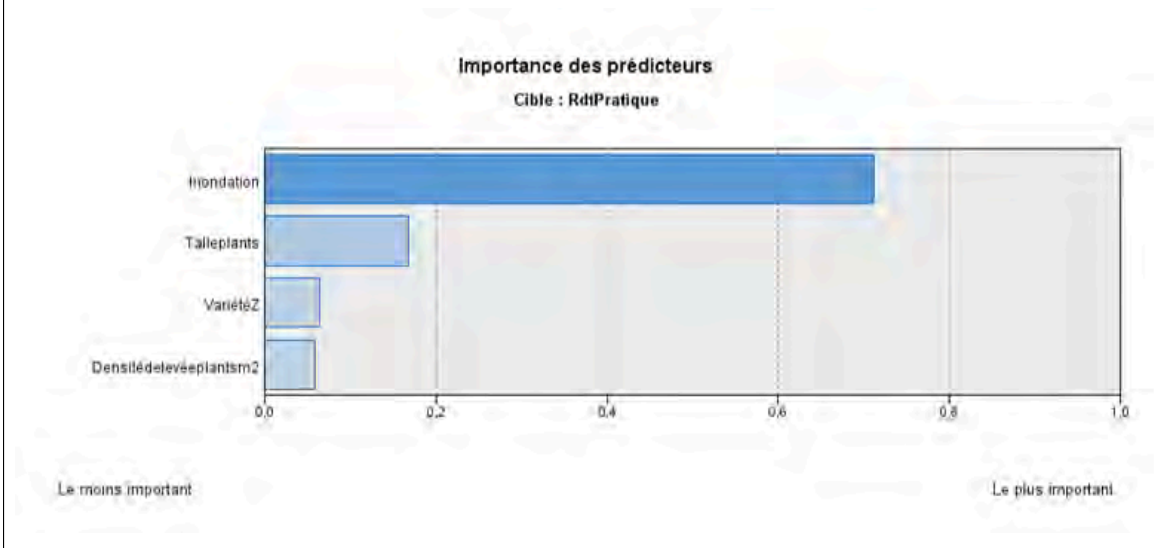
GTA dur registró una tasa de pérdida de rendimiento del 56.36%, ubicándose en un rango intermedio entre los cultivares evaluados. La reducción observada entre condiciones normales y de inundación fue consistente en todos los componentes de rendimiento, con una caída notable en los valores del rendimiento práctico en comparación con los registrados en parcelas no inundadas.

Boussalem registró la tasa de pérdida de rendimiento más baja, con un 55.56%, mostrando la menor diferencia entre los rendimientos prácticos obtenidos en condiciones normales y de inundación. Aunque aún se observó un descenso en el rendimiento, el grado de reducción fue menos marcado en comparación con otros cultivares. En general, el conjunto de datos muestra un gradiente progresivo en la magnitud de la pérdida de rendimiento entre cultivares: Simeto mostró la mayor caída, seguido por Cirta, GTA dur y, finalmente, Boussalem, que presentó la reducción de rendimiento más moderada bajo condiciones de inundación.

Importancia de los predictores

El análisis Chaid permitió identificar y clasificar diversos predictores que contribuyen a la modelación del rendimiento del trigo, destacando los factores más influyentes y su importancia relativa (Figura 2).

Figura 2. Importancia del predictor estudiado.



Los resultados del análisis Chaid muestran que el predictor más importante es la inundación, con una importancia del 71.14% (Figura 2). Este resultado resalta el gran impacto de la presencia o ausencia de inundaciones en el rendimiento del trigo.

El segundo predictor más importante es el número promedio de macollos por planta, con una importancia del 16.74%. El macollaje, que representa la capacidad de la planta para producir tallos secundarios, desempeña un papel crucial en la determinación del rendimiento. Un macollaje adecuado puede compensar pérdidas debidas a otros factores de estrés, pero su efecto se modula significativamente por la presencia o ausencia de inundaciones, como demuestra el árbol de decisión Chaid.

El cultivar de trigo ocupa el tercer lugar, con una importancia del 6.32%. Aunque es menos influyente que la inundación de agua y el macollaje, el cultivar contribuye significativamente a la variación del rendimiento. Finalmente, la densidad de emergencia de plantas por metro cuadrado es el predictor menos importante, con una importancia del 5.8%. Aunque la densidad de siembra es una práctica agronómica fundamental, su influencia en el rendimiento es relativamente débil en comparación con otros factores considerados, especialmente bajo condiciones de estrés hídrico. Esto sugiere que, dentro de los límites estudiados, la densidad de emergencia tiene un impacto limitado en el rendimiento final, especialmente cuando la inundación es el factor limitante principal.

Modelación de factores que influyen en el rendimiento

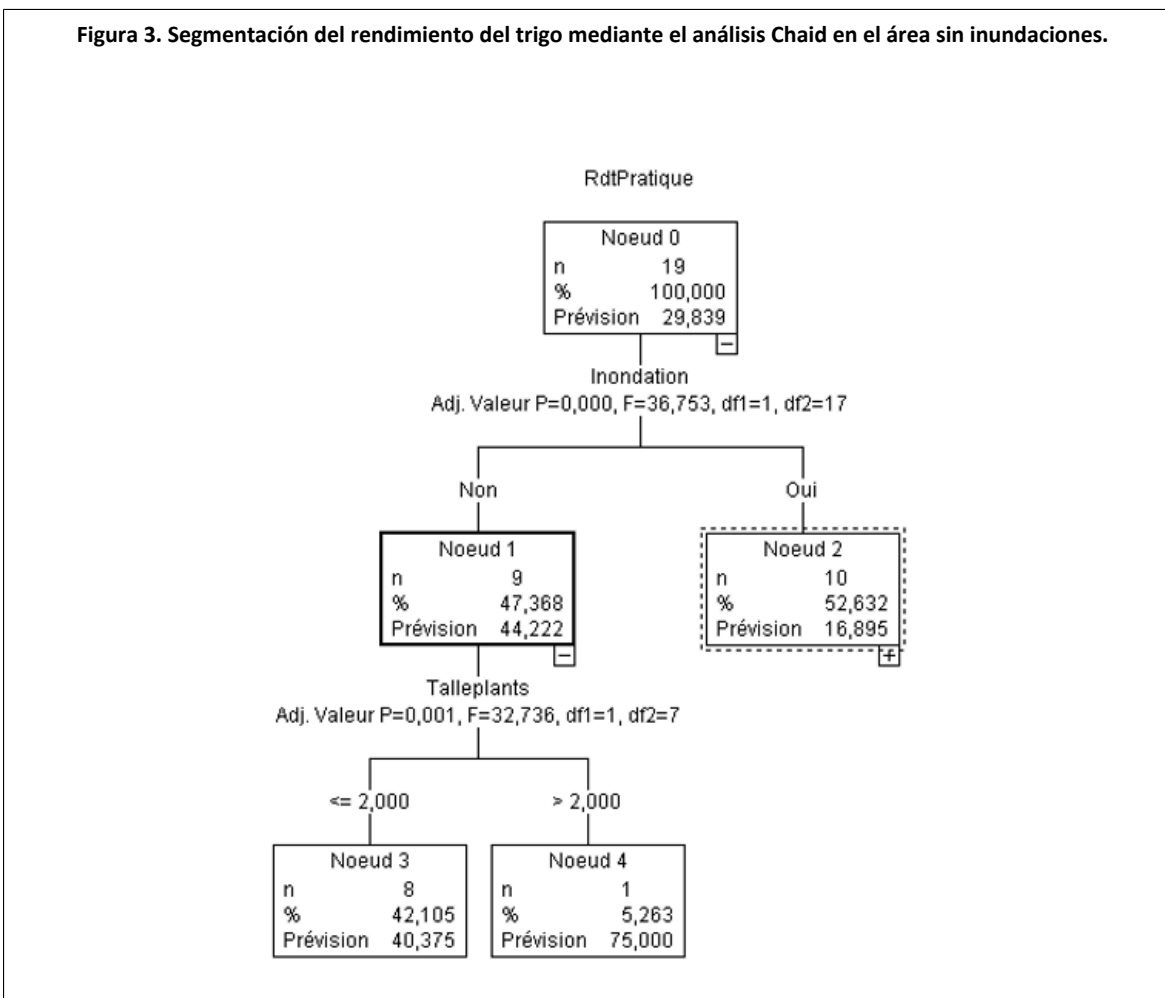
En condiciones de no inundación, el conjunto de datos muestra un claro aumento en la productividad general, con un rendimiento promedio de 44.222 q ha⁻¹. Dentro de este subconjunto, el número de macollos por planta emerge como el parámetro discriminador clave, estructurando la división de las observaciones y los valores asociados de rendimiento.

Cuando el número promedio de macollos por planta supera 2, el grupo correspondiente muestra un rendimiento notablemente elevado, alcanzando 75 q ha⁻¹, lo que representa el nivel de rendimiento más alto registrado en la categoría de no inundación. Este subgrupo forma un nodo distinto, caracterizado por valores de productividad consistentemente altos. En contraste, las observaciones con un número promedio de macollos por planta igual o inferior a 2 forman un grupo separado en el árbol de decisión, asociado a valores de rendimiento sustancialmente inferiores en comparación con el grupo de >2 macollos.

La segmentación capturada en la Figura 3 destaca la marcada diferenciación entre estas dos clases, ilustrando la fuerte asociación entre el número de macollos y los niveles de rendimiento

en condiciones de no inundación. En general, la rama de no inundación del modelo muestra una progresión estructurada de valores de rendimiento, donde el subgrupo con más de dos macollos por planta se alinea consistentemente con los valores máximos de rendimiento observados en el conjunto de datos.

Figura 3. Segmentación del rendimiento del trigo mediante el análisis Chaid en el área sin inundaciones.

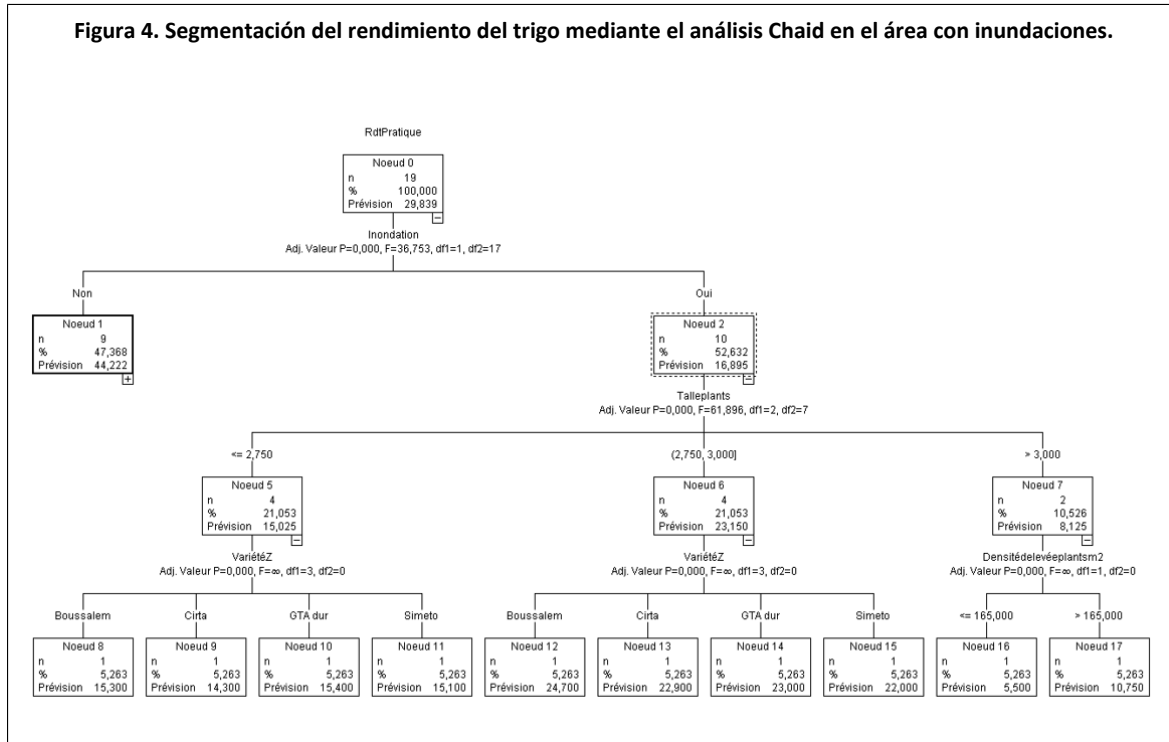


En condiciones de inundación, el conjunto de datos muestra una reducción sustancial de la productividad, con un rendimiento medio que disminuye a 16.895 q ha⁻¹. Dentro de esta rama con inundación, el número de macollos por planta sigue siendo una variable estructurante en el árbol de decisión, aunque las diferencias entre clases se vuelven menos pronunciadas en comparación con el escenario sin inundaciones.

Las observaciones caracterizadas por un número promedio de macollos menor o igual a 2.75 forman un grupo distinto asociado a valores bajos de rendimiento, alcanzando 15.025 q ha⁻¹. Este grupo representa la mayoría de los casos dentro de la condición de inundación y muestra una variabilidad interna limitada. Dentro de este nodo aparecen pequeñas diferencias entre cultivares, pero el rendimiento global sigue siendo consistentemente bajo en las variedades incluidas en este subgrupo.

La segmentación ilustrada en la Figura 4 destaca la concentración de observaciones de bajo rendimiento dentro de la categoría de ≤2.75 macollos bajo inundación, formando un grupo homogéneo con dispersión estrecha del rendimiento. En cambio, los casos que superan este umbral de macollos ocupan un nodo terminal separado, caracterizado por valores de rendimiento ligeramente superiores, pero aún dentro del rango inferior registrado bajo inundación. En general, la parte con inundación del modelo está definida por resultados de rendimiento uniformemente bajos, con el grupo de ≤2.75 macollos representando el perfil dominante de bajo rendimiento identificado en el árbol de decisión.

Figura 4. Segmentación del rendimiento del trigo mediante el análisis Chaid en el área con inundaciones.



Dentro del subgrupo caracterizado por un número promedio de macollos por planta inferior o igual a 2.75, el árbol de decisión diferencia aún más las observaciones según el cultivar. En este segmento, Boussalem, GTA dur y Simeto muestran valores de rendimiento estrechamente alineados, todos situados alrededor de 15 q ha⁻¹, formando un grupo compacto con dispersión mínima. El cultivar Cirta pertenece a la misma rama estructural, pero presenta un rendimiento ligeramente menor, del 14.3 q ha⁻¹, situándose en el extremo inferior de este grupo. Aunque las diferencias numéricas siguen siendo estrechas, el árbol de decisión delimita estas variedades en nodos terminales distintos, reflejando una separación medible pero limitada en el comportamiento del rendimiento bajo inundaciones.

Una rama posterior del modelo agrupa las observaciones con un número promedio de macollos por planta entre 2.75 y 3, generando un nivel de rendimiento distinto de 23.15 q ha⁻¹. Este subgrupo constituye un nodo separado dentro de la condición de inundación y marca un cambio notable respecto a los rendimientos uniformemente bajos observados en la categoría de ≤2.75 macollos. Los valores de rendimiento dentro de este intervalo muestran un aumento moderado, formando un grupo discreto caracterizado por resultados consistentemente más altos en relación con los nodos anteriores.

La estructura del árbol captura claramente esta elevación del rendimiento, con la transición entre clases representada por una marcada segmentación en la Figura 4. Más allá de este rango intermedio de macollaje, el modelo aísla observaciones con un número promedio de macollos por planta superior a 3, generando un nodo terminal correspondiente con un rendimiento notablemente menor, alcanzando 8.125 q ha⁻¹. Este grupo representa la categoría de rendimiento más baja identificada en condiciones de inundación. Las observaciones asociadas forman un grupo compacto y homogéneo, distinguido por una fuerte disminución del rendimiento en relación con la clase de 2.75-3 macollos. Esta separación distintiva se representa claramente en la estructura jerárquica del modelo, que enfatiza el marcado contraste entre los valores de rendimiento de estos nodos sucesivos.

Dentro de esta última rama, la densidad de emergencia se introduce como una variable discriminante adicional, produciendo dos nodos subordinados. Los casos con densidades de emergencia superiores a 165 plantas m^{-2} muestran un nivel de rendimiento ligeramente superior del 10.75 q ha^{-1} , situado por encima del grupo principal de la categoría de >3 macollos. Por el contrario, las observaciones con densidades de emergencia de 165 plantas m^{-2} o menos siguen asociadas con un valor menor de 8.125 q ha^{-1} , formando el subconjunto de rendimiento más pequeño bajo condiciones de inundación. Aunque la diferencia numérica entre estos dos grupos sigue siendo modesta, el modelo captura esta bifurcación, documentando un efecto estructural secundario atribuible a la densidad de plantas.

En general, la porción de inundación del árbol de decisión presenta una organización estratificada de valores de rendimiento, con los cultivares formando clases de bajo rendimiento agrupadas estrechamente, el macollaje intermedio generando un aumento de rendimiento distintivo, y un mayor macollaje, combinado con efectos de densidad, definiendo los nodos terminales de menor rendimiento en el modelo.

Discusión

Las pérdidas de rendimiento debidas a las inundaciones pueden variar significativamente entre los diferentes cultivares de trigo (Berry y Spink, 2012). Un estudio de Collaku y Harrison (2002) reportó reducciones del rendimiento que oscilan entre el 20% y el 60%, dependiendo del cultivar y la duración de las inundaciones. La mayor pérdida de rendimiento observada en el cultivar Simeto coincide con los hallazgos de estudios que han identificado ciertos genotipos de trigo como particularmente susceptibles al anegamiento (Bassu *et al.*, 2009).

Las pérdidas de rendimiento del trigo debido a inundaciones pueden variar entre diferentes cultivares, influenciadas por factores como la duración del estrés, la etapa de crecimiento, la gestión agrícola y las características del suelo (Berry *et al.*, 2012). Por ejemplo, los estudios han reportado reducciones en el rendimiento que oscilan entre el 20% y más del 60% bajo condiciones de inundación (Collaku *et al.*, 2002). La mayor pérdida de rendimiento observada en el cultivar Simeto coincide con los hallazgos de estudios que han identificado ciertos genotipos de trigo como particularmente susceptibles al anegamiento. Por ejemplo, algunos cultivares han mostrado pérdidas de rendimiento que oscilan entre el 10% y el 70%, dependiendo de su susceptibilidad y de las condiciones ambientales (Bassu *et al.*, 2009).

Además de los factores genéticos, las condiciones ambientales, como el tipo de suelo y los factores climáticos, juegan un papel en la determinación del grado de pérdida de rendimiento debido a las inundaciones. Un estudio previo examinó el impacto del anegamiento en diferentes etapas de crecimiento (macollaje, elongación del tallo y embuche) y confirmó que la gravedad de la pérdida de rendimiento depende en gran medida del momento y la duración del estrés, mostrando a menudo la mayor reducción cuando el anegamiento ocurre al inicio del ciclo de vida (Shao *et al.*, 2013). Por lo tanto, comprender la interacción entre las características del cultivar y los factores ambientales es esencial para desarrollar estrategias de gestión efectivas para mitigar las pérdidas de rendimiento debidas a las inundaciones (Liliane y Charles, 2020).

Los resultados confirman el impacto devastador de las inundaciones en el rendimiento del trigo, en línea con los hallazgos de investigaciones previas (Herzog *et al.*, 2016). No obstante, el enfoque de la modelación Chaid nos permitió ir más allá de la mera observación de este impacto negativo, cuantificando la importancia relativa de este factor (71.14%) e integrándolo en un modelo predictivo robusto. Los mecanismos fisiológicos subyacentes que contribuyen a la reducción del rendimiento, como la disminución de la fotosíntesis y la acumulación de etanol, están bien documentados (Bailey-Serres y Voesenek, 2008). Estudios recientes también han destacado la importancia de la señalización hormonal, especialmente del ácido abscísico (AAB) y del etileno, en la respuesta del trigo al estrés hídrico (Aslam *et al.*, 2023).

La importancia del macollaje, destacada por nuestro análisis (16.74%), confirma su papel crucial en la respuesta del trigo al estrés hídrico. Como señalan Miralles *et al.* (2000), el macollaje

puede mejorar la recuperación de las plantas tras una inundación. Sin embargo, nuestros hallazgos matizan esta visión, mostrando que el macollaje excesivo puede ser contraproducente en condiciones de estrés severo. Esta observación subraya la necesidad de una gestión del macollaje afinada, adaptada a las condiciones específicas de cada entorno. Investigaciones recientes también han explorado el impacto de la densidad de siembra en el macollaje y la tolerancia a las inundaciones, subrayando la importancia de prácticas culturales adecuadas (Kaur *et al.*, 2020).

Nuestro enfoque de modelación nos permitió cuantificar el impacto del cultivar sobre el rendimiento e incorporarlo en un modelo predictivo. Estudios recientes también han identificado genes implicados en la tolerancia a las inundaciones en el trigo, lo que allana el camino para la selección asistida por marcadores (MAS, por sus siglas en inglés) para desarrollar cultivares más resilientes (Shen *et al.*, 2021).

Integrar los conceptos de predicción y modelación en nuestro estudio nos permite ir más allá de la mera descripción de los efectos de las inundaciones. La modelación Chaid nos permitió construir un modelo predictivo de rendimiento basado en los principales factores que influyen. Este modelo puede utilizarse para anticipar pérdidas de rendimiento en caso de inundaciones y guiar las decisiones en el manejo de los cultivos.

El uso de modelos predictivos en la agricultura está en rápida expansión, impulsado por los avances en el aprendizaje automático e inteligencia artificial (IA) (Liakos *et al.*, 2018). Estas tecnologías se integran cada vez más en los sistemas modernos de producción de cultivos, donde permiten analizar conjuntos de datos grandes y complejos para predecir el rendimiento de los cultivos, optimizar la asignación de recursos y apoyar la toma de decisiones basada en la evidencia. La capacidad de los modelos basados en IA para aprender a partir de datos empíricos y detectar interacciones no lineales entre variables climáticas, genéticas y agronómicas ofrece ventajas significativas frente a los enfoques estadísticos tradicionales (Githui *et al.*, 2022).

Investigaciones recientes también han subrayado el papel central de la agricultura de precisión en la mejora de la productividad y la resiliencia de los sistemas de cultivo. Las tecnologías de agricultura de precisión, incluyendo sensores multispectrales, sondas de humedad del suelo, imágenes basadas en UAV y maquinaria guiada por GPS, proporcionan información de alta resolución y en tiempo real sobre el estado de los cultivos y las condiciones ambientales (Gebbers y Adamchuk, 2010). Este flujo continuo de datos espaciales y temporales permite la detección temprana del estrés, la gestión precisa de los insumos y una intervención oportuna, reduciendo así las pérdidas de rendimiento asociadas a riesgos climáticos como las sequías, el estrés térmico o las inundaciones (Zhang *et al.*, 2023).

Un enfoque integral para modelar los efectos del anegamiento en el trigo debe ir más allá del daño fisiológico directo para incluir las interacciones resultantes entre el suelo y la planta. Aunque los modelos suelen cuantificar las pérdidas de rendimiento debidas a la anoxia radicular y deficiencias de nutrientes, con frecuencia pasan por alto los bucles de retroalimentación biológica agravados por el estrés (Degaïchia *et al.*, 2019). La naturaleza integral de la modelación del estrés por anegamiento en el trigo requiere integrar conocimientos tanto de los mecanismos fisiológicos de tolerancia como de la ciencia de datos avanzada (Setter y Waters, 2003).

Además, la integración de la modelación predictiva con plataformas de agricultura de precisión está emergiendo como un enfoque transformador en el manejo de cultivos. Al combinar datos derivados de sensores con algoritmos de aprendizaje automático, los sistemas predictivos pueden predecir las etapas de crecimiento de los cultivos, estimar el potencial de rendimiento e identificar zonas de riesgo dentro de los campos. Estas herramientas contribuyen a mejorar los sistemas de apoyo a las decisiones, permitiendo a agricultores e investigadores anticipar eventos de estrés y ajustar las prácticas de gestión de forma proactiva. Esta convergencia de IA, big data y agricultura de precisión abre así nuevas vías para mejorar la sostenibilidad ambiental, la productividad y la resiliencia climática en agroecosistemas basados en trigo.

Conclusiones

La evaluación de la pérdida de rendimiento reveló diferencias claras y sustanciales en la susceptibilidad entre los cultivares evaluados. El cultivar Simeto mostró la mayor tasa de pérdida de rendimiento, lo que confirma su marcada sensibilidad a las inundaciones. Cirta le siguió de cerca, mostrando también una marcada disminución de la productividad bajo estrés, mientras que GTA dur mostró una susceptibilidad moderada. Boussalem, con la menor tasa de pérdida de rendimiento, emergió como el cultivar más tolerante dentro de las condiciones experimentales. Estas distinciones subrayan la fuerte variabilidad genotípica en las respuestas del trigo a las inundaciones, demostrando la importancia de la selección de cultivares en ambientes propensos a un exceso de humedad del suelo.

Este estudio demostró la eficacia del enfoque de modelación Chaid para predecir el rendimiento del trigo bajo condiciones de inundación. El modelo proporcionó una estructura clara de clasificación y conocimientos sólidos de las relaciones entre variables agronómicas y ambientales. El análisis estableció una jerarquía consistente en la importancia de los predictores, identificando la inundación como el factor predominante que moldea los resultados del rendimiento, seguida del macollaje, el cultivar y la densidad de emergencia. Esta clasificación refleja la influencia abrumadora del estrés por inundación en el desarrollo de las plantas y en la formación del rendimiento, al tiempo que destaca la relevancia continua de los rasgos fisiológicos y de los factores genéticos.

Agradecimientos

Esta investigación fue financiada por la Direction Générale de la Recherche Scientifique et du Développement Technologique (DGRSDT), Algérie y el Research Center in Agropastoralism CRAPast, Algérie.

Los autores expresan su agradecimiento a la Direction Générale de la Recherche Scientifique et du Développement Technologique (DGRSDT), Algérie, y al Research Center in Agropastoralism CRAPast, Algérie.

Bibliografía

- 1 Aslam, A.; Mahmood, A.; Ur-Rehman, H.; Li, C.; Liang, X.; Shao, J.; Negm, S.; Moustafa, M.; Aamer, M. and Hassan, M. U. 2023. Plant adaptation to flooding stress under changing climate conditions: ongoing breakthroughs and future challenges. *Plants*. 12(22):1-23. <https://doi.org/10.3390/plants12223824>.
- 2 Bailey-Serres, J. and Voesenek, L. A. C. J. 2008. Flooding stress: acclimations and genetic responses. *Annual Review of Plant Biology*. 59(1):313-339. <https://doi.org/10.1146/annurev.arplant.59.032607.092752>.
- 3 Basso, B. and Liu, L. 2019. Seasonal crop yield forecast: methods, applications, and accuracies. *Advances in agronomy*. 154(1):201-255.
- 4 Bassu, S.; Asseng, S.; Motzo, R. and Giunta, F. 2009. Optimising sowing date of durum wheat in a variable Mediterranean environment. *Field Crops Research*. 111(1-2):109-118. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2008.11.002>.
- 5 Berry, P. M. and Spink, J. 2012. Predicting yield losses caused by lodging in wheat. *Field Crops Research*. 137(1):19-26. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2012.07.019>.
- 6 Collaku, A. and Harrison, S. A. 2002. Losses in wheat due to waterlogging. *Crop Science*. 42(2):444-450. <https://doi.org/10.2135/cropsci2002.4440>.
- 7 Dadrasi, A.; Chaichi, M.; Nehbandani, A.; Sheikhi, A.; Salmani, F. and Nemati, A. 2023. Addressing food insecurity: an exploration of wheat production expansion. *Plos One*. 18(12):e0290684. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0290684>.

- 8 Degaïchia, H.; Bouchenak, F.; Benrima, A. and Forti, J. A. 2019. Modeling of the linear extension of *Verticillium dahliae* Kleb. (Moniliaceae) in soil based on eggplant root exudates, *Agrobiologia*. 9(1):1284-1291.
- 9 Elbasi, E.; Zaki, C.; Topcu, A. E.; Abdelbaki, W.; Zreikat, A. I.; Cina, E.; Shdefat, A. and Saker, L. 2023. Crop prediction model using machine learning algorithms. *Applied Sciences*. 13(16):1-20. <https://doi.org/10.3390/app13169288>.
- 10 Gebbers, R. and Adamchuk, V. I. 2010. Precision agriculture and food security. *Science*. 327(5967):828-831. <https://doi.org/10.1126/science.1183899>.
- 11 Githui, F.; Beverly, C.; Aiad, M.; McCaskill, M.; Liu, K. and Harrison, M. T. 2022. Modelling waterlogging impacts on crop growth: a review of aeration stress definition in crop models and sensitivity analysis of APSIM. *International Journal of Plant Biology*. 13(3):180-200.
- 12 Herzog, M.; Striker, G. G.; Colmer, T. D. and Pedersen, O. 2016. Mechanisms of waterlogging tolerance in wheat a review of root and shoot physiology. *Plant, Cell & Environment*. 39(5):1068-1086. <https://doi.org/10.1111/pce.12676>.
- 13 Kass, G. V. 1980. An exploratory technique for investigating large quantities of categorical data. *Journal of the Royal Statistical Society: series C. Applied Statistics*. 29(2):119-127. <https://doi.org/10.2307/2986296>.
- 14 Kaur, G.; Singh, G.; Motavalli, P. P.; Nelson, K. A.; Orlowski, J. M. and Golden, B. R. 2020. Impacts and management strategies for crop production in waterlogged or flooded soils: a review. *Agronomy Journal*. 112(3):1475-1501. <https://doi.org/10.1002/agj2.20093>.
- 15 Lesk, C.; Rowhani, P. and Ramankutty, N. 2016. Influence of extreme weather disasters on global crop production. *Nature*. 529(7584):84-87. <https://doi.org/10.1038/nature16467>.
- 16 Li, J.; Xie, T.; Chen, Y.; Zhang, Y.; Wang, C.; Jiang, Z. and Zhang, J. 2022. High-throughput UAV-based phenotyping provides insights into the dynamic process and genetic basis of rapeseed waterlogging response in the field. *Journal of Experimental Botany*. 73(15):5264-5278.
- 17 Liakos, K. G.; Busato, P.; Moshou, D.; Pearson, S. and Bochtis, D. 2018. Machine learning in agriculture: a review. *Sensors*. 18(8):1-29. <https://doi.org/10.3390/s18082674>.
- 18 Liliane, T. N. and Charles, M. S. 2020. Factors affecting yield of crops. In : *agronomy, climate change & food security*. Johnson, R. P. and Wang, L. Ed. 2nd. Springer. New York, NY, USA. 9-24 pp.
- 19 Miralles, D. J.; Richards, R. A. and Slafer, G. A. 2000. Duration of the stem elongation period influences the number of fertile florets in wheat and barley. *Functional Plant Biology*. 27(10):931-940. <https://doi.org/10.1071/PP00021>.
- 20 Mustroph, A. 2018. Improving flooding tolerance of crop plants. *Agronomy*. 8(9):1-25. <https://doi.org/10.3390/agronomy8090160>.
- 21 Setter, T. L. and Waters, I. 2003. Review of prospects for germplasm improvement for waterlogging tolerance in wheat, barley and oats. *Plant and soil*. 253(1):1-34.
- 22 Shao, G. C.; Lan, J. J.; Yu, S. E.; Liu, N.; Guo, R. Q. and She, D. L. 2013. Photosynthesis and growth of winter wheat in response to waterlogging at different growth stages. *Photosynthetica*. 51(3):429-437.
- 23 Shen, C.; Yuan, J.; Ou, X.; Ren, X. and Li, X. 2021. Genome-wide identification of alcohol dehydrogenase (ADH) gene family under waterlogging stress in wheat (*Triticum aestivum*). *PeerJ*. 9(1):1-26. <https://doi.org/10.7717/peerj.11861>.
- 24 Slafer, G. A. and Araus, J. L. 2007. Physiological traits for improving wheat yield under a wide range of conditions. In: *scale and complexity in plant systems research*. Spiertz, J. H. J.; Struik, P. C. and Laar van, H. H. Ed. Springer. Dordrecht, Netherlands. 147-156 pp.

- 25 Steel, R. G. D.; Torrie, J. H. and Dickey, D. A. 1997. Principles and procedures of statistics: a biometrical approach. 3rd Ed. McGraw-Hill. New York, NY, USA. 666 p.
- 26 Trought, M. and Drew, M. C. 1980. The development of waterlogging damage in wheat seedlings (*Triticum aestivum* L.) II. Accumulation and redistribution of nutrients by the shoot. Plant and Soil. 56(2):187-199.
- 27 Zhang, J.; Pan, B.; Shi, W. and Zhang, Y. 2023. Monitoring waterlogging damage of winter wheat based on Hydrus-1D and Wofost coupled model and assimilated soil moisture data of remote sensing. Remote Sensing. 15(17):1-21.



Modelado predictivo del rendimiento de trigo bajo estrés por inundación: enfoque basado en el algoritmo Chaid

Journal Information
Journal ID (publisher-id): remexca
Title: Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas
Abbreviated Title: Rev. Mex. Cienc. Agríc
ISSN (print): 2007-0934
ISSN (electronic): 2007-9934
Publisher: Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias

Article/Issue Information
Date received: 01 November 2025
Date accepted: 01 January 2026
Publication date: 01 February 2026
Publication date: Feb-Mar 2026
Volume: 17
Issue: 2
Electronic Location Identifier: e3895
DOI: 10.29312/remexca.v17i2.3895

Categories

Subject: Artículos

Palabras clave:

Palabras clave:

agricultura de precisión
estrés hídrico
gestión de riesgos
Triticum durum

Counts

Figures: 8

Tables: 0

Equations: 2

References: 27