

Recibido: 01/11/2017
Aceptado: 16/06/2018



REVISTA DE TELEDETECCIÓN
Asociación Española de Teledetección
(2018) 51, 99-112
ISSN 1133-0953
EISSN 1988-8740
<https://doi.org/10.4995/raet.2018.8891>

Estimación de la cosecha de trigo en Andalucía usando series temporales de *MERIS Terrestrial Chlorophyll Index* (MTCI)

Egea-Cabrero, V., Rodríguez-Galiano, V.*, Sánchez-Rodríguez, E., García-Pérez, M. A.

Geografía Física y Análisis Geográfico Regional, Universidad de Sevilla, 41004 Sevilla, España.

Resumen: Existe una relación entre la producción primaria neta del trigo y los índices de vegetación obtenidos de imágenes de satélite. Con frecuencia se utiliza el NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) para la estimación de producción y rendimiento de trigo y otros cultivos. Sin embargo, hay pocas investigaciones que utilicen el índice MTCI (*MERIS Terrestrial Chlorophyll Index*) para conocer el rendimiento y la producción de los cultivos a una escala regional posiblemente debido a la falta de continuidad del sensor MERIS. No obstante, la posibilidad del cálculo de MTCI a partir de Sentinel 2 abre nuevas oportunidades para su aplicación e investigación. En esta investigación se han generado dos modelos empíricos de estimación de producción y rendimiento de trigo en Andalucía. Para ello, se ha empleado la serie temporal completa (imágenes semanales de 2006 a 2011) del índice de vegetación MTCI del sensor satelital MERIS (*Medium Resolution Imaging Spectrometer*) asociada a los datos de producción y rendimiento del Anuario de estadísticas agrarias y pesqueras de Andalucía (AEAP). Para la creación de estos modelos ha sido necesaria la identificación del periodo óptimo del desarrollo de la planta, la agregación temporal de los valores MTCI usando ese momento óptimo como referencia, relacionar ese índice con observaciones directas de producción y rendimiento a través de agregaciones espaciales mediante la utilización de coberturas SIGPAC y las solicitudes de ayudas PAC, caracterizar la variación del índice en función del año de cultivo y relacionarlo con los datos estadísticos. Los resultados obtenidos indican una correlación estadísticamente significativa (p -valor $< 0,05$) entre el índice MTCI y los datos de producción y rendimiento recogidos por AEAP ($R^2=0,81$ y $0,57$, respectivamente).

Palabras clave: teledetección, MTCI, modelo, trigo, cosecha, series temporales.

Wheat yield prediction in Andalucía using MERIS Terrestrial Chlorophyll Index (MTCI) time series

Abstract: There is a relationship between net primary production of wheat and vegetation indices obtained from satellite imaging. Most wheat production studies use the Normalised Difference Vegetation Index (NDVI) to estimate the production and yield of wheat and other crops. On the one hand, few studies use the MERIS Terrestrial Chlorophyll Index (MTCI) to determine crop yield and production on a regional level. This is possibly due to a lack of continuity of MERIS. On the other hand, the emergence of Sentinel 2 open new possibilities for the research and application of MTCI. This study has built two empirical models to estimate wheat production and yield in Andalusia. To this end, the study used the complete times series (weekly images from 2006–2011) of the MTCI vegetation index from the Medium Resolution Imaging Spectrometer (MERIS) sensor associated with the Andalusian yearbook for agricultural and fishing statistics (AEAP—*Anuario de estadísticas agrarias y pesqueras de Andalucía*). In order to build these models, the optimal development period for the plant needed to be identified, as did the time-based aggregation of MTCI values using said optimal period as a reference, and relation with the index, with direct observations of production and

To cite this article: Egea-Cabrero, V., Rodríguez-Galiano, V., Sánchez-Rodríguez, E., García-Pérez, M. A. 2018. Wheat yield prediction in Andalucía using MERIS Terrestrial Chlorophyll Index (MTCI) time series. *Revista de Teledetección*, 51, 99-112. <https://doi.org/10.4995/raet.2018.8891>

* Corresponding author: vrgaliano@us.es

yield through spatial aggregation using coverage from the Geographic Information System for Agricultural Parcels (SIGPAC—*Sistema de información geográfica de parcelas agrícolas*) and requests for common agricultural policy (CAP) assistance. The obtained results indicate a significant association between the MTCI index and the production and yield data collected by AEAP at the 95% confidence level ($R^2=0.81$ and $R^2=0.57$, respectively).

Key words: remote sensing, MTCI, model, wheat, yield, time series.

1. Introducción

La agricultura, y por ende el cultivo del trigo, afronta hoy día grandes desafíos globales que afectan directamente al crecimiento y a la producción de los cultivos (Kumar, 2016). Existen numerosos indicios que sugieren que el clima del planeta lleva cambiando desde el siglo XIX, lo cual puede afectar a la agricultura y a la producción de alimentos. Concretamente en el caso del trigo, Duncan *et al.* (2015) han constatado que el aumento de la temperatura está afectando negativamente a su producción en la India, principal productor a nivel mundial junto con China (FAOSTAT, 2013). Otros autores como Lobell *et al.* (2011) sugieren que el cambio climático producido entre 1980 y 2008 podría haber reducido el potencial de la producción mundial de trigo en un 5,5%. Además, Asseng *et al.* (2014) estiman que la producción de trigo mundial caerá un 6% por cada grado centígrado que aumente la temperatura media global.

Por otro lado, el sector agrícola está sufriendo otro gran impacto motivado por el aumento de la población mundial y el consiguiente incremento de la demanda de alimentos (Foley *et al.*, 2011). En este escenario climático y demográfico, la agricultura se enfrenta al reto de ser más eficiente. Por tanto, conocer la producción y rendimiento de trigo adquiere gran importancia a nivel mundial (Curtis y Halford, 2014), siendo para ello necesario diseñar una serie de políticas a largo plazo capaces de proporcionar esa información (Dash y Curran, 2007).

Existen distintas posibilidades para cuantificar la productividad de los cultivos: cuestionarios a agricultores, informes estatales de producción, desarrollo de modelos, etc. En concreto, en el desarrollo de modelos pueden distinguirse dos tipos de estudios según el objetivo de los mismos sea

predecir o estimar la producción y el rendimiento del trigo. Por un lado, mediante la utilización de modelos de predicción de cosecha se calcula, con anterioridad al momento de la recolección, la producción que van a tener los cultivos en función de diferentes variables medidas en tiempo real (climáticas, propiedades del suelo, manejo del cultivo, etc.). Con ello, se pretende minimizar los riesgos y modificar, si es necesario y cuando todavía se está a tiempo, la gestión del cultivo, para obtener una óptima producción agrícola. Según Becker-Reshef *et al.*, (2010), suelen emplearse diferentes técnicas tales como visualización del cultivo *in situ*, muestreo mediante encuestas, aproximaciones análogas de producción con otros años o simulación de crecimiento de los cultivos, cuyas metodologías están descritas en publicaciones como las de Vazifedoust *et al.* (2009), Jégo *et al.* (2012) o Huang *et al.* (2013b). Destaca Johnson *et al.* (2016) al utilizar técnicas novedosas como la inteligencia artificial (*machine learning*) para la obtención de estos modelos. Por otro lado, los modelos de estimación de cosecha pretenden caracterizar la potencialidad productiva de las regiones agrícolas, para de esta forma controlar su evolución a lo largo del tiempo (Dente *et al.*, 2008; Kowalik *et al.*, 2014; Huang *et al.*, 2015 y Huang *et al.*, 2016). Este tipo de modelos relacionan diferentes parámetros bióticos y abióticos (estado sanitario de la planta, actividad fotosintética, disponibilidad de agua, etc.) con la producción observada del cultivo. De esta forma, se ponen de manifiesto los posibles desequilibrios de mercado entre producción y demanda de alimentos a escala regional (Padilla *et al.*, 2012).

Atanasova *et al.* (2008) clasifica los modelos en base a otro criterio diferente en modelos teóricos y modelos empíricos. Los modelos teóricos (*knowledge driven*) siguen un enfoque basado en la comprensión teórica del crecimiento

y desarrollo de los cultivos y parten del conocimiento de los principales mecanismos fisiológicos de las cubiertas vegetales (Rembold *et al.*, 2013). Por su parte, los modelos empíricos (*data driven*) se basan en un enfoque inductivo que relaciona el rendimiento de los cultivos con una serie de variables seleccionadas *a priori*, sin considerar ningún conocimiento teórico explícito que influya en el comportamiento de la vegetación. Es decir, se seleccionan una serie de variables (como por ejemplo radiación interceptada por la vegetación, temperatura, humedad etc.), que en principio pueden o no afectar a la producción, y mediante la aplicación de modelos de regresión se examina si existe o no relación entre esas variables y la producción del cultivo, como ocurre en el caso de los trabajos de Johnson *et al.* (2016) o Dempewolf *et al.* (2014). Entre los modelos empíricos destacan los que usan como variables independientes datos basados en tecnologías de observación de la tierra.

La teledetección presenta un inestimable valor como fuente de datos en la agricultura por su potencial para estudiar diferentes parámetros productivos, ya que proporciona información regular y continua desde el punto de vista espacial y presenta alta periodicidad de observación (Atzberger, 2013). Son numerosos los trabajos que estudian el cultivo del trigo mediante la utilización imágenes de satélite para la estimación de cosecha y el rendimiento tanto a nivel regional como local (Rembold *et al.*, 2013). En concreto, autores como Boken y Shaykewich (2002), Reeves *et al.* (2005), Salazar *et al.* (2007), Wall *et al.* (2008), Huang *et al.* (2015) o Huang *et al.* (2016) llevaron a cabo estudios en algunas comarcas agrarias de Estados Unidos, Canadá y China. En Europa destacan los trabajos sobre caracterización de la cosecha de trigo realizados por Mika *et al.* (2002), Dente *et al.* (2008), Kouadio *et al.* (2012) Boissard *et al.* (1989) o Padilla *et al.* (2012), centrados en Hungría, Italia, Bélgica, Francia o España, respectivamente. Todos estos estudios tienen un elemento en común: se fundamentan en la relación existente entre la radiancia espectral de las cubiertas vegetales (medida a través de sensores) y parámetros biofísicos del cultivo, excepto Padilla *et al.* (2012) que la relaciona con el estado fenológico.

Existe una gran variedad de sensores satelitales que miden la radiancia procedente de la superficie terrestre en diferentes longitudes de onda. La idoneidad de sus imágenes para este uso depende en gran medida de su resolución espacial, su resolución temporal y el número y anchura de bandas del espectro que mide. Se pueden obtener diversos índices de vegetación relacionados con el índice de área foliar (LAI) y la actividad fotosintética de la vegetación verde, actuando como una medida indirecta de la productividad primaria en base a su relación con el fAPAR (*Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation*) (Rembold *et al.*, 2013). Entre ellos destacan el NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), EVI (*Enhanced Vegetation Index*), SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*), MVGI (*MERIS Vegetation Global Index*) o MTCI (*MERIS Terrestrial Chlorophyll Index*). En relación con el tema que nos interesa, Wu *et al.* (2009) y Zhang y Liu, (2014) han constatado una correlación mayor entre la producción primaria neta del trigo y los índices MGVI y MTCI, que con el NDVI. Por otro lado, Dash y Curran (2007) informan de una mejor respuesta del MTCI, comparado con el MVGI, para la estimación de la cosecha de trigo. En comparación con el alto número de estudios (Boken y Shaykewich, 2002; Reeves *et al.*, 2005; Fontana *et al.*, 2007; Ren *et al.*, 2008; Ahmed *et al.*, 2010; Chahbi *et al.*, 2014 o Tadesse *et al.*, 2015) que utilizan el índice NDVI para la estimación de producción y rendimiento de trigo y otros cultivos, hay pocas investigaciones que utilicen el índice MTCI para conocer el rendimiento y la producción de los cultivos a una escala regional (Dash y Curran, 2007; Zhang y Liu, 2014). De ahí la necesidad de una mejor evaluación del potencial del MTCI en este sentido, en especial desde el lanzamiento de los satélites Sentinel 2, los cuales permiten su cálculo.

El objetivo de este trabajo fue desarrollar un conjunto de modelos empíricos que permitan estimar el rendimiento y la producción de trigo en Andalucía a partir de datos del índice de vegetación MTCI obtenidos del sensor MERIS entre los años 2006 y 2011, para así disponer de una herramienta que complemente el sistema de estimación de cosecha de trigo de la Junta de Andalucía y del Ministerio de Agricultura y Medio Ambiente (MAGRAMA).

2. Material y métodos

2.1. Área de estudio

El clima de la mayor parte de Andalucía es semiárido seco según la clasificación de Köppen, ideal para el cultivo de trigo (Arévalo-Barroso, 1992). Existen dos factores limitantes para el desarrollo de este cereal: la temperatura (que debe oscilar entre los 18 y 28 °C) y la precipitación. Respecto a las precipitaciones, las condiciones ideales para su cultivo son 500-600 mm durante su ciclo, pero puede desarrollarse sin dificultad con 300 ó 400 mm de lluvia. Las provincias que presentan mayor superficie cultivada de trigo son Sevilla, Córdoba, Cádiz y Huelva.

2.2. Datos y fuentes de información

El cultivo agrícola objeto de la investigación es el trigo duro (*Triticum turgidum* sp. *durum*) y blando (*Triticum aestivum* sp. *Aestivum*) en secano. El periodo de estudio viene determinado por la disponibilidad de las imágenes MERIS y la coexistencia de todas las bases de datos en el tiempo. Así, el periodo de estudio comprendió los años 2006 a 2011.

Las fuentes de información utilizadas para la generación de los modelos fueron las siguientes:

- Declaraciones de pago único de la Política Agraria Comunitaria (PAC). Fue utilizada para identificar los recintos agrícolas que tuvieron trigo cada año en Andalucía. Dado que no siempre todo el recinto está sembrado del mismo cultivo, a partir de esta fuente se crearon tres umbrales: 50%, 75% y 90% de la superficie del recinto sembrada con trigo.
- Sistema de información geográfica de parcelas agrícolas (SIGPAC). Fue usado para la localización espacial de los recintos de la PAC (sembrados de trigo).
- Anuario de estadísticas agrarias y pesqueras de Andalucía (AEAP). De esta fuente se obtuvieron los datos a nivel provincial de rendimiento y producción de trigo (CAPDER, 2015). Los valores provinciales de producción y rendimiento del trigo en secano de las campañas agrícolas de 2006 a 2011 para la creación de los modelos se obtuvieron de dicho anuario. Las cifras

de producción reflejan el valor acumulado de producto agrícola generado a nivel provincial (expresado en toneladas); y el rendimiento (en kg/ha) la cantidad media de producto agrícola obtenido por unidad de superficie cultivada a nivel provincial.

- Encuesta de superficies y rendimientos agrícolas de España (ESYRCE). Esta base de datos proporciona información sobre el rendimiento que obtienen determinados recintos muestreados (MAGRAMA, 2015).
- Serie temporal del índice de vegetación MTCI. Se construyó una serie temporal para las parcelas cultivadas con trigo con objeto de conocer su evolución en el contenido en clorofila a partir de las bandas 8, 9 y 10 del sensor MERIS. Para ello, se generaron compuestos semanales de MTCI a resolución espacial de 300 m desde 2006 a 2011. Este conjunto de datos fue procesado por Airbus Defence and Space en el marco del proyecto EuroSat4PhenoChanges (FP7-People-331667). Las series temporales fueron suavizadas usando el algoritmo de Fourier descrito en Dash *et al.* (2010).

2.3. Metodología

La construcción de los modelos de estimación de la producción y rendimiento del trigo mediante series temporales de índices de vegetación obtenidos de imágenes de satélite requiere de diferentes etapas según Kowalik *et al.* (2014): i) identificar el periodo óptimo del desarrollo de la planta; ii) agregar los valores del índice de vegetación usando ese momento óptimo como referencia (integración temporal); iii) identificación de los píxeles cultivados de trigo y agregación de sus valores a nivel provincial (agregación espacial); iv) relacionar los índices de vegetación con observaciones de producción y rendimiento.

Según Zhang y Liu (2014) la etapa del ciclo del trigo más relacionada con la producción y el rendimiento coincide con el final de la etapa de espigado (espiga totalmente visible). Duncan *et al.* (2015) señalan que esta etapa corresponde a los 30 días posteriores al valor máximo del índice de vegetación en la serie temporal. La selección del valor acumulado de MTCI a partir de la antesis del trigo (floración) responde al hecho de que el llenado del grano utiliza carbohidratos generados

en la fase vegetativa a partir de la fotosíntesis en las hojas verdes y almacenados en los tallos. Por otro lado, los granos en desarrollo también necesitan nitrógeno. La planta extrae poco nitrógeno del suelo después de la antesis, por lo que éste es obtenido de las hojas verdes, produciendo su muerte progresiva. Cuanto menor sea la cantidad de nitrógeno almacenado más rápidamente morirán las hojas y menor será la producción (Rawson y Macpherson, 2001). A partir de la identificación del momento de ocurrencia del valor máximo MTCI en cada píxel, se calculó un valor único correspondiente a cada año resultado de integrar el área bajo la curva de la serie temporal de MTCI de los 4 compuestos temporales posteriores al máximo, que llamaremos MTCIacum. Esta adición equivale al valor acumulado de los 28 días posteriores al máximo, ya que partimos de compuestos de 7 días.

Para la identificación de los píxeles cultivados de trigo se parte del filtrado de la PAC, seleccionado exclusivamente trigo (duro o blando) en seco, y de la localización espacial de esos recintos a partir de las correspondientes coberturas SIGPAC. Puesto que existen recintos agrícolas parcialmente sembrados de trigo, lo cual podría influir en su relación con el MTCIacum, se crearon tres categorías según umbrales mínimos de porcentaje de siembra del 50%, 75% y 90%. En la Tabla 1 se muestra el número y superficie de los recintos de trigo por año para cada una de estas tres categorías. Como es lógico, a medida que aumenta el porcentaje mínimo de superficie cultivada de trigo en los recintos el número de recintos y la superficie total que conforma el área de estudio disminuye, pero en cualquier caso es más que

suficiente, acercándose en el umbral más exigente a 198.000 recintos y superando las 800.000 ha.

En cada uno de estos umbrales, se consideraron válidos aquellos píxeles centrales de trigo rodeados por otros píxeles de trigo, evitando así que intervengan en el cálculo de los valores provinciales píxeles mezclados. Por su parte, los recintos utilizados en la encuesta ESYRCE fueron igualmente localizados espacialmente a partir de la cobertura SIGPAC.

Para la agregación espacial de los valores MTCIacum a nivel provincial se realizó en primer lugar el sumatorio de sus valores en cada provincia (que se relacionará con los valores de producción provincial puesto que este parámetro es acumulativo de todos los recintos agrícolas de una provincia) y en segundo lugar se calculó su promedio (con el fin de relacionarlo con el rendimiento, que por su naturaleza es un valor medio por unidad de superficie). Para el trabajo con los datos proporcionados por la encuesta ESYRCE no es necesaria la agregación espacial, y se extrajeron directamente los valores de MTCIacum medio para cada recinto.

Por último, mediante análisis de regresión se generaron modelos que relacionan por un lado la sumatoria y el promedio del MTCIacum de cada provincia con los datos de producciones y rendimientos provinciales contenidos en el Anuario de Estadística Agraria y Pesquera (AEAP) de la Consejería de Agricultura, Pesca y Desarrollo Rural de la Junta de Andalucía; y por otro, los valores del MTCIacum de cada recinto muestreado con los valores de rendimiento de las encuestas de superficies y rendimientos de los

Tabla 1. Número y superficie (en hectáreas) de los recintos que corresponden a trigo en seco procedentes de la unión PAC-SIGPAC, según el porcentaje de superficie sembrada de trigo.

Año	50%		75%		90%	
	Nº	Superficie	Nº	Superficie	Nº	Superficie
2006	26.148	135.180	24.607	100.071	23.470	85.914
2007	27.794	147.375	26.150	107.775	24.912	93.141
2008	32.000	136.341	30.191	105.246	28.765	91.449
2009	21.572	88.551	20.428	67.689	19.468	59.022
2010	64.188	372.699	61.146	291.105	59.086	263.988
2011	51.291	304.560	48.767	236.097	42.213	213.156
Total	222.993	1.184.706	211.289	907.983	197.914	806.670

cultivos (ESYRCE) del Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente (MAGRAMA).

La Figura 1 muestra la metodología desarrollada para obtener los modelos de estimación de producción y rendimiento de parcelas cultivadas de trigo en Andalucía a partir de los datos de teledetección y los valores estadísticos de zonas cultivadas de este cereal en el periodo de estudio.

3. Resultados y discusión

3.1. Evolución de la producción y rendimiento de trigo en Andalucía

La Tabla 2 presenta los valores de producción de trigo desglosados por provincias y el sumatorio de toda la Comunidad Autónoma para el período comprendido entre 2006 y 2011. En el total de Andalucía se evidenció una tendencia a la caída de la cosecha a lo largo del tiempo, que únicamente se rompe en 2011, cuando aumentó en más de 100.000 toneladas. Esta tendencia de la producción a la baja podría venir determinada por la evolución de las ayudas PAC a este cereal. Desde el año 2003 la PAC estuvo marcada por la introducción del llamado pago único y a partir de entonces se percibieron ayudas en función de la

superficie sembrada de trigo duro cada vez más reducidas, para finalmente en 2010/11 eliminar los importes por superficie de trigo duro (CAPDER, 2012). La disminución progresiva de esta ayuda provocó que se redujera la superficie cultivada de trigo (especialmente trigo duro) en favor de otros cereales con mayor margen de beneficios.

Aunque el descenso en la producción es generalizado y notorio en todas las provincias andaluzas, existen importantes diferencias entre ellas, como se observa en la Tabla 2. Las provincias con más producción fueron Sevilla, Córdoba y Cádiz que generaron más del 80% de la cosecha total de Andalucía, ya que reúnen las características físicas y agronómicas más adecuadas para el cultivo de este cereal. En concreto, Sevilla fue la provincia en la que se obtuvo una mayor producción, a pesar de sufrir un descenso total aproximado del 50% en el periodo de 2006 a 2011. No obstante, en 2009 aumentó su producción respecto a 2008 en casi 30.000 toneladas. Córdoba tuvo un patrón similar a la anterior, excepto en 2009 que tuvo la misma producción que el año anterior. Por otro lado, en la provincia de Cádiz el descenso de producción fue un poco menos acusado, algo más de un 20%. Por último, las provincias de Almería y Granada destacaron por mantener una producción baja

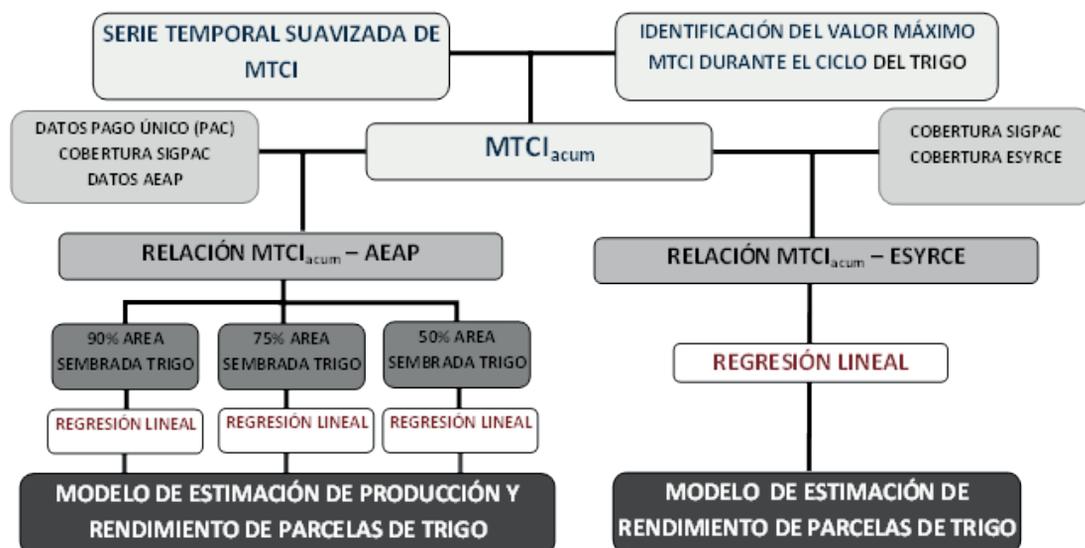


Figura 1. Metodología para la obtención de modelos de estimación de cosecha para el periodo comprendido entre 2006 y 2011. Donde: $MTCI_{acum}$ es el sumatorio de MTCI de los 30 días posteriores al máximo valor MTCI, PAC es Política agraria común, SIGPAC es el sistema de información geográfica de parcelas agrícolas, AEAP es el Anuario de estadísticas agrarias y pesqueras de Andalucía, ESYRCE es la Encuesta de superficie y rendimiento de los cultivos.

Tabla 2. Producción de trigo (t) en seco de las distintas provincias andaluzas entre los años 2006 y 2011. Fuente: CAPDER, 2015.

Provincias	2006	2007	2008	2009	2010	2011
Almería	3.626	3.858	1.786	2.847	1.923	5.671
Cádiz	218.173	214.998	208.024	189.419	107.581	169.360
Córdoba	333.938	219.888	250.425	250.395	108.630	154.936
Huelva	38.337	14.447	12.594	11.183	16.786	28.603
Jaén	56.675	56.340	56.932	55.147	29.340	41.664
Granada	41.947	38.750	31.302	24.374	15.224	20.591
Málaga	88.367	86.057	83.817	76.973	51.833	49.325
Sevilla	651.337	594.313	496.716	523.557	351.676	316.154
Total Andalucía	1.432.400	1.228.651	1.141.596	1.133.895	682.993	786.304

pero estable, que incluso experimentó un aumento entre 2010-2011 del 200 y 70%, respectivamente.

A continuación, en la Tabla 3, aparecen los valores de rendimiento medio de trigo en Andalucía y por provincias para el mismo periodo de estudio. A nivel autonómico, no existe una tendencia clara, al observarse constantes subidas y bajadas en el rendimiento de este cereal. En concordancia con los datos de producción de la tabla anterior, los mayores y menores valores anuales se alcanzaron en 2006 y 2010 respectivamente, con una merma entre ellos de casi el 40%. Esta similitud se debe a que la variable de producción de una parcela agrícola depende del rendimiento que se experimenta en ella. No obstante, las oscilaciones no tienen por qué ser proporcionales al intervenir otros factores. En el caso de la producción, se relaciona con la superficie sembrada del cultivo y en el rendimiento intervienen diferentes factores: edafológicos, climatológicos, técnicas agronómicas empleadas, variedades de trigo cultivadas, etc.

A nivel provincial, a pesar de que fue la quinta provincia en cuanto a producción, Huelva presentó el mayor rendimiento, seguida de Sevilla y

Málaga. En contraste, Granada y Almería experimentaron un rendimiento que fue la mitad del de la provincia onubense, posiblemente debido a que el cultivo del trigo se da en suelos menos fértiles, lo que provoca que su rendimiento sea menor.

3.2. Comportamiento del índice de vegetación MTCI en el trigo.

En la Tabla 4 se presentan los valores MTCI_{acum} totales de los recintos que presentan al menos un 90% de su superficie cultivada de trigo en toda Andalucía. La tendencia general de los valores totales MTCI_{acum} es decreciente conforme avanza el periodo de estudio, excepto en 2008 que experimentó un incremento anual del 1% y en 2011, cuando el valor MTCI_{acum} fue casi tres veces superior al del año anterior (que fue el mínimo valor de la serie). Esta progresión decreciente con ascenso al final del periodo de estudio, coincidió de manera general con el patrón de producción que registró el Anuario de estadística en el periodo de estudio (Tabla 2), exceptuando el año 2008, que no existió tal incremento. Esto se explica porque la producción de trigo es resultado de la

Tabla 3. Rendimiento (kg/ha) de las parcelas de trigo en seco en las distintas provincias andaluzas entre los años 2006 y 2011. Fuente: CAPDER, 2015.

Provincias	2006	2007	2008	2009	2010	2011	Media provincial
Almería	1.195	2.034	815	1.302	1.007	2.566	1.487
Cádiz	3.050	3.050	2.750	2.760	1.673	2.900	2.697
Córdoba	3.250	2.465	2.650	2.875	1.500	2.350	2.515
Granada	2.449	1.509	1.171	1.035	1.774	2.622	1.760
Huelva	3.222	3.500	3.100	3.655	1.900	3.500	3.146
Jaén	2.800	3.100	2.353	2.200	1.495	2.342	2.382
Málaga	3.150	3.250	3.050	3.100	2.334	2.250	2.856
Sevilla	3.501	3.489	2.854	3.478	2.353	2.788	3.077
Media Andalucía	3.258	3.098	2.742	3.063	1.978	2.679	-

acumulación de la asimilación fotosintética y de la cantidad de clorofila que tenga la planta (variables relacionadas con el MTCI). Así, valores bajos de MTCI en el periodo de crecimiento implicarán bajas producciones y rendimientos, ya que al tener una menor tasa de asimilación fotosintética la planta genera menos azúcares, crece menos y por tanto produce menos biomasa (Zhang y Liu, 2014).

Tabla 4. Valores totales anuales de MTClacum en recintos cultivados al menos en un 90% de trigo en Andalucía.

Año	Valor total de MTClacum
2006	92.804,75
2007	83.248,29
2008	84.448,28
2009	43.391,75
2010	31.559,91
2011	123.203,27

La Tabla 5 presenta los datos anuales promedios de MTClacum, para las parcelas cultivadas de trigo que han sido identificadas a través de las dos fuentes de información utilizadas (PAC-SIGPAC y SIGPAC-ESYRCE). De modo general, se comprueba que existen diferencias significativas entre los valores promedios MTClacum de las dos fuentes. Los valores medios MTClacum de las parcelas resultantes de la unión PAC-SIGPAC oscilaron entre 0,64 y 7,58, tomando valores más pequeños que los del SIGPAC-ESYRCE (entre 8 y 10). Ambos presentaron la misma tendencia general decreciente, a excepción de los años 2008 y 2011, en los que se produjeron dos subidas con respecto a los años anteriores en PAC-SIGPAC; y 2009 y 2011 en el caso de SIGPAC-ESYRCE.

La escasa variabilidad en los valores MTClacum de SIGPAC-ESYRCE puede deberse a que las encuestas ESYRCE se realizan siempre en los mismos recintos, lo que no ocurre en las parcelas de trigo definidas por PAC-SIGPAC, que representan por tanto una muestra más amplia, lo que justifica que presenten una horquilla mayor de valores MTClacum.

Para caracterizar el comportamiento temporal del MTCI, a partir de los 276 compuestos (o *composites*) MTCI realizados cada 7 días desde enero de 2006 a finales de 2011, a continuación se describe

Tabla 5. Valores promedios anuales de MTClacum en función de las parcelas de trigo que indica cada fuente empleada; SIGPAC -PAC y SIGPAC-ESYRCE.

Año	Valor medio de MTClacum	
	Recintos de trigo según PAC-SIGPAC	Recintos de trigo según SIGPAC-ESYRCE
2006	7,58	10,44
2007	5,05	10,01
2008	6,47	9,50
2009	4,20	9,76
2010	0,64	8,21
2011	4,35	9,18

y analiza el comportamiento del MTCI en el trigo en un año concreto, y en todo el periodo de estudio al completo.

En la Figura 2 se muestra un perfil típico anual de MTCI de una parcela de trigo. En concreto, en este gráfico se representan los valores extraídos del píxel central de un recinto agrícola elegido al azar que fue sembrado de trigo en Utrera (Sevilla), para los 57 compuestos desde octubre del año 2006 hasta finales del año 2007. En él se aprecian varios periodos diferenciados, que se corresponden con diferentes fases en el ciclo del desarrollo del cereal.

El ciclo del trigo comienza en el otoño del año anterior a su cosecha, cuando se inician diversas prácticas agronómicas para el cultivo del cereal. A partir de octubre de 2006, se preparó el terreno para la siembra del trigo empleando herbicidas para eliminar las malas hierbas que compiten con él durante la fase de germinación. Así, se procuró que no hubiese vegetación en el suelo,

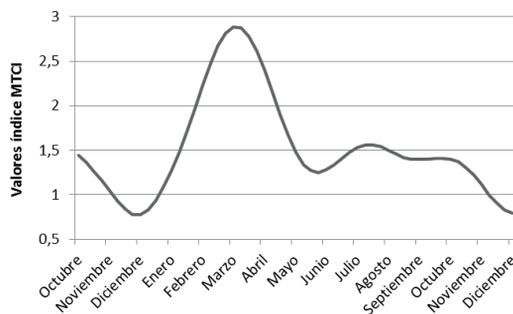


Figura 2. Perfil del índice MTCI en una parcela de trigo de Utrera (Sevilla) en 2006-2007.

lo que coincidió con la tendencia decreciente del MTCI hasta alcanzar los valores más bajos de la curva (entre 0,80 y 1). En enero (año 2007) germinaron las semillas y comenzó a desarrollarse la vegetación, hasta alcanzar el máximo crecimiento a finales de la fase reproductiva de la planta, en marzo. La progresión de este desarrollo del cultivo se tradujo en un crecimiento exponencial de MTCI, que aumentó en casi el 300% en apenas tres meses, pasando de un valor de 1 a casi 3. En abril-mayo, el trigo se encuentra en la fase de maduración: el grano crece y acumula carbohidratos y proteínas al mismo tiempo que la planta se va desecando. Por ello, el MTCI va descendiendo hasta alcanzar valores ligeramente por encima de 1 en junio. En verano el cereal se cosecha y desde entonces hasta el mes de octubre se observó un aumento relativo del MTCI, debido a que el sensor sigue captando esa pequeña fracción de los restos de cosecha del trigo (rastros) que se mantienen en el campo de cultivo.

La Figura 3 muestra el perfil interanual de MTCI de una parcela sembrada con trigo. Se observa la sucesión de diferentes patrones a lo largo del tiempo, que se corresponden con varios cultivos y no sólo a trigo. Ello se debe a la alternancia de la siembra de cereales con otros cultivos en Andalucía, donde se realiza de forma habitual la rotación de cultivos.

En la Figura 3, aparecen enmarcados los periodos temporales que corresponden al periodo de desarrollo del trigo (de noviembre a junio) en 2007, 2009 y 2011. En estos años se aprecia que existe

una evolución similar del MTCI. Sin embargo, aunque el patrón es parecido, los máximos y mínimos del índice MTCI cambian de un año a otro debido a las condiciones climáticas de cada campaña agrícola. En concreto, en este caso los valores más altos de MTCI para el periodo de crecimiento del trigo se alcanzaron en la campaña de 2007 y los más bajos en la de 2011.

3.3. Modelos de estimación de producción y rendimiento de trigo en Andalucía

Se generaron tres modelos empíricos de estimación de producción y rendimiento del trigo en Andalucía:

A) Modelo de producción de trigo

La Figura 4 (izquierda) muestra los diagramas de dispersión y las ecuaciones resultantes de los tres análisis de regresión, identificados como a, b y c en función de la proporción del recinto de parcela (50, 75 y 90% respectivamente) sembrada de trigo. De forma general, independientemente del porcentaje de recinto cultivado de trigo, los resultados son muy similares. En los tres casos la relación entre las dos variables es lineal y no existen *outliers* o casos atípicos destacables. Los tres modelos presentan coeficientes de determinación significativos para un nivel de confianza del 95%, y explican gran parte de la varianza (alrededor del 80%) de la producción de trigo. Los coeficientes de determinación de los tres modelos son similares a los obtenidos por Duncan *et al.*, (2015) en

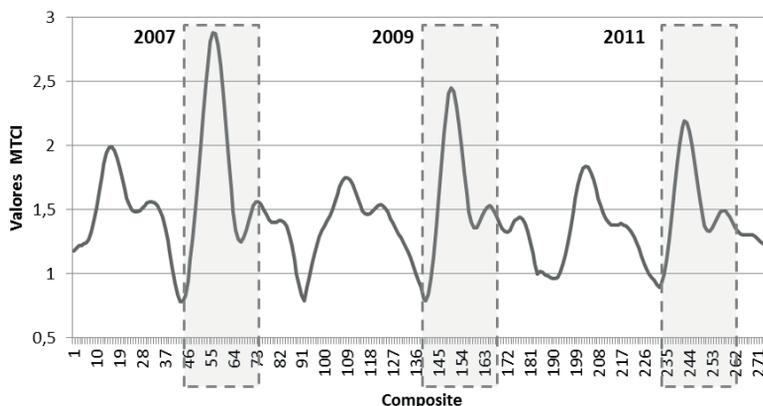


Figura 3. Perfil del índice MTCI del pixel central de una parcela de trigo situada en Utrera (Sevilla) para un periodo de 6 años (2006 a 2011).

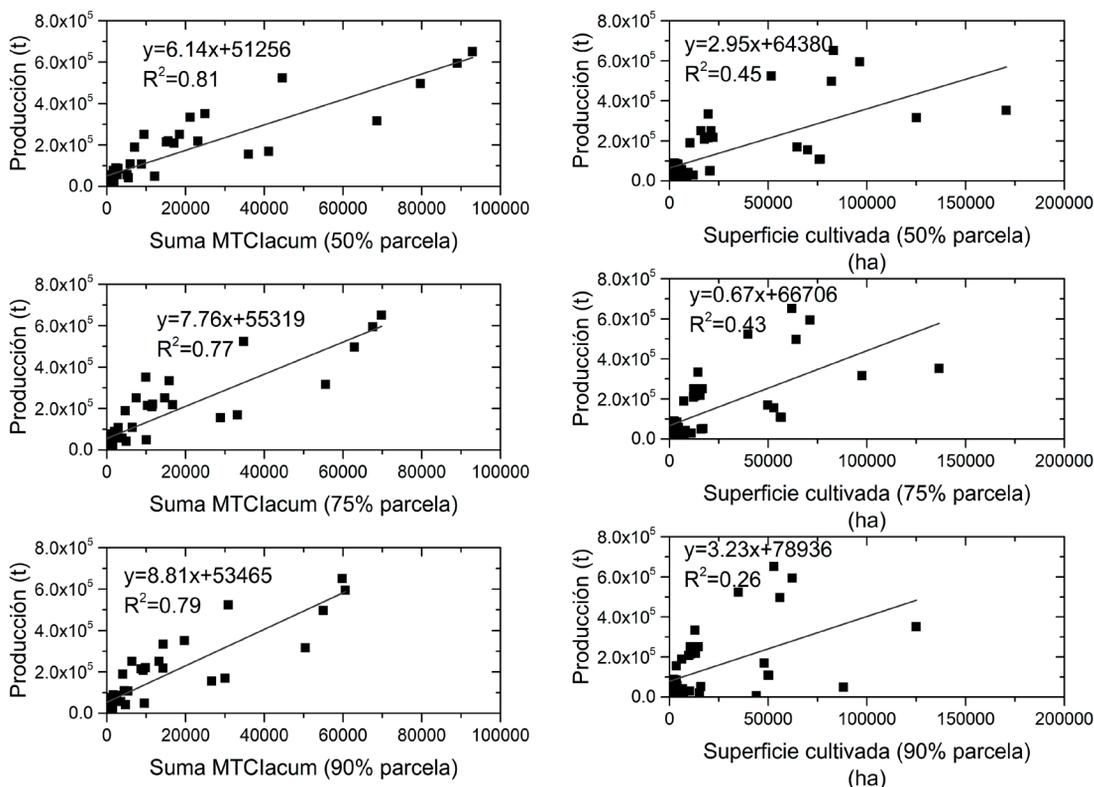


Figura 4. Diagramas de dispersión entre la producción procedente del AEAP y el sumatorio provincial del índice MTCIacum (izquierda) o la superficie total cultivada obtenida del cruce de información entre el SIGPAC-PAC (derecha).

parcelas de trigo en India usando series temporales de EVI MODIS. Los buenos resultados obtenidos por nuestros modelos de producción contrastan con los de Kowalik *et al.* (2014), que argumentó que su modelo de predicción de cosecha de trigo presentaba errores al aplicarse en España, por no disponer de estadísticas de producción fiables. Aunque la varianza explicada por MTCI pudiera estar debida en parte a su acumulación y por tanto al número de píxeles como medida indirecta del área cultivada, la correlación entre los valores de producción y el total de superficie cultivada obtenida de la combinación de las parcelas del SIGPAC y las declaraciones de la PAC (Figura 4, derecha) fue sensiblemente menor en este caso, mostrando el mayor poder predictivo del MTCI.

Dado que en principio parecería más lógico obtener mejores resultados para los recintos más puros de trigo y que las diferencias entre los tres modelos son muy pequeñas (no sólo en R^2 , sino también en la ecuación de regresión) parece que el

porcentaje de superficie ocupada por el trigo en el recinto no es del todo determinante para estimar la producción, al menos cuando es superior al 50%. Así, a partir de datos del sensor MERIS a una resolución espacial de 300 m es posible determinar la producción de trigo a partir de parcelas con una superficie representativa.

B) Modelos de estimación de rendimiento de trigo

- Modelos de estimación de rendimiento del trigo basados en datos estadísticos de AEAP

Los resultados de los análisis de regresión realizados entre los datos de rendimiento obtenidos del AEAP y las medias provinciales de MTCIacum se presentan en la Figura 5. Al igual que en el modelo anterior, dicha figura presenta tres gráficas en función del porcentaje de la superficie del recinto ocupada por el trigo (50%, 75% y 90%, respectivamente). De nuevo, los tres modelos generados fueron significativos para un nivel de confianza

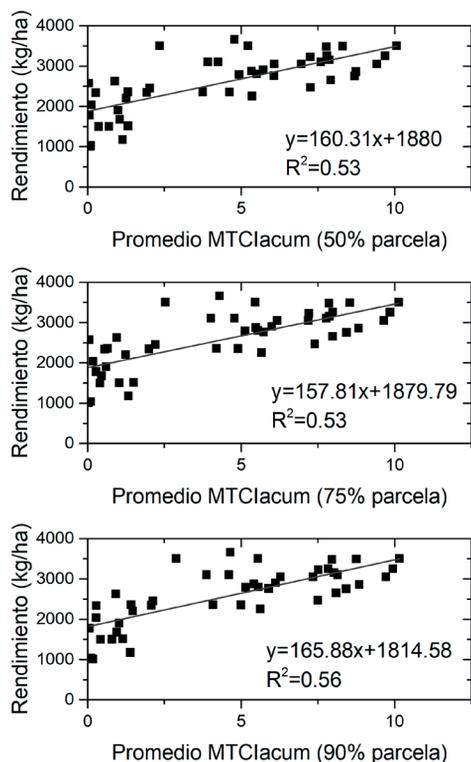


Figura 5. Diagramas de dispersión entre el rendimiento procedente del AEAP y el promedio provincial del índice MTCIacum.

del 95%, pero con menor capacidad predictiva al alcanzarse valores de R^2 entre 0,5 y 0,6. En cualquier caso, son unas diferencias insignificantes que de nuevo ponen de manifiesto la escasa importancia que tiene el porcentaje de superficie ocupada de trigo en el recinto, al menos siempre que supere el 50%, al igual que se comprobó en el caso del modelo de estimación de la producción ya comentado. Estos resultados son similares a los obtenidos para el mismo cereal en India por Duncan *et al.* (2015), que consiguieron mejores resultados en su modelo de producción que en el de rendimiento (producción $R^2=0,87$; rendimiento $R^2=0,6$).

- Modelo de estimación de rendimiento del trigo basado en datos estadísticos de las Encuestas ESYRCE

En la Figura 6 se presenta el diagrama de dispersión y la ecuación resultante del modelo de regresión generado a partir de la muestra de 642 recintos agrícolas sembrados de trigo seleccionados de los

segmentos muestreados de ESYRCE. En ella, se aprecia a simple vista la falta de relación entre las variables estudiadas. La existencia de diferentes valores MTCIacum para el mismo valor de rendimiento y viceversa, indujo a pensar que el rendimiento de las encuestas ESYRCE pudiera no ser representativo de la realidad o al menos no ser comparable con MTCI MERIS. Esta escasa explicación predictiva podría ser debida a la estimación del rendimiento del trigo a partir de la utilización de varios métodos para aforar (conteo de espigas y granos, conteo y pesada de espigas y la pesada de espigas) que podrían sobreestimar o infravalorar el dato real de rendimiento de la parcela del segmento territorial. Cabe mencionar que la correlación entre los rendimientos de AEAP y ESYRCE es considerablemente más baja que la de MTCI y AEAP (ver sección anterior). Por tanto, cabe pensar que las encuestas ESYRCE pueden no ser representativas del rendimiento de trigo en Andalucía. No obstante, estos resultados contrastan con los obtenidos por el modelo predictivo de rendimiento de trigo de Castilla y León (ITACyL, AEMET, & Consejería de Agricultura y Ganadería de la Junta de Castilla y León, 2016), el cual funciona mejor usando encuestas ESYRCE. En este sentido, cabe mencionar también que la estimación del rendimiento a través de las encuestas ESYRCE es competencia de las Comunidades Autónomas, por lo que la bondad de éstas puede diferir de unas comunidades a otras. Además, el modelo de regresión de Castilla y León presenta otras diferencias de carácter metodológico y relacionadas con la naturaleza de los datos: la regresión se realiza para una serie temporal más larga, siendo posible generar un modelo para cada

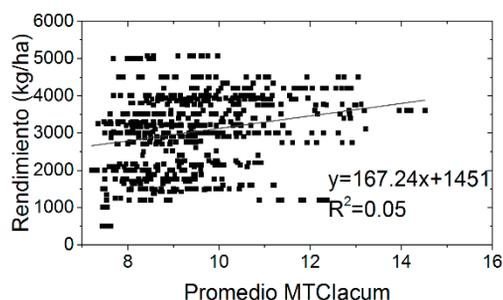


Figura 6. Diagramas de dispersión entre el rendimiento procedente de ESYRCE y el promedio del índice MTCIacum, para cada recinto SIGPAC de los segmentos territoriales muestreados por ESYRCE.

provincia, con unas características agronómicas más homogéneas; la extensión del cultivo de trigo en Castilla y León es mayor que en Andalucía.

4. Conclusiones

A través de la utilización del Anuario de estadísticas agrarias y pesqueras de Andalucía se observó una tendencia decreciente en la producción de trigo en Andalucía (y también a nivel provincial de forma general), que puede deberse a los cambios experimentados durante el periodo de estudio en la PAC. Por su parte, el rendimiento no presentó una tendencia clara, sino más bien una gran variabilidad temporal, que podría deberse a factores climáticos y agronómicos.

El estudio de la serie temporal de MERIS indicó la existencia de una gran variabilidad estacional en los perfiles de MTCI en Andalucía. Esto podría deberse a la heterogeneidad de las características climáticas y agronómicas que se dan en cada campaña agrícola en esta región y a la alternancia de cultivos asociada al desarrollo de este cereal, lo que hace que su estudio a través de la teledetección sea especialmente interesante.

El análisis de regresión simple entre los datos de producción provincial del AEAP y los valores totales MTCI acum clasificados en función de la proporción del recinto sembrado de trigo, mostró una relación lineal con coeficientes de determinación significativos y muy parecidos, lo que indicó que para estimar la producción el periodo de 28 días después del valor máximo MTCI es adecuado y que la superficie ocupada por el trigo en el recinto no es determinante (al menos cuando es superior al 50%).

Los resultados obtenidos indican una asociación mayor con los datos de producción que con los de rendimiento ($R^2=0,81$ y $R^2=0,57$, respectivamente). No existe correlación entre los valores de MTCI acum y los valores de rendimiento obtenidos de las encuestas ESYRCE.

Agradecimientos

Agradecemos la financiación obtenida de MINECO (Proyectos BIA2013-43462-P, CSO2014-51994-P) y de la Junta de Andalucía (Grupo Investigación RNM177).

Referencias

- Ahmed, B.M., Tanakamaru, H., Tada, A. 2010. Application of remote sensing for estimating crop water requirements, yield and water productivity of wheat in the Gezira Scheme. *International Journal of Remote Sensing*, 31(16), 4281-4294. <https://doi.org/10.1080/01431160903246733>
- Arévalo-Barroso, A. 1992. Atlas Nacional de España. Sección II. Grupo 9. Recuperado el 5 de noviembre de 2016, a partir de <http://www.ign.es/ane/ane1986-2008/>
- Asseng, S., Ewert, F., Martre, P., Rötter, R.P., Lobell, D.B., Cammarano, D., ... Zhu, Y. 2014. Rising temperatures reduce global wheat production. *Nature Climate Change*, 5(2), 143-147. <https://doi.org/10.1038/nclimate2470>
- Atanasova, N., Todorovski, L., Džeroski, S., Kompare, B. 2008. Application of automated model discovery from data and expert knowledge to a real-world domain: Lake Glumsø. *Ecological Modelling*, 212(1-2), 92-98. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2007.10.032>
- Atzberger, C. 2013. Advances in Remote Sensing of Agriculture: Context Description, Existing Operational Monitoring Systems and Major Information Needs. *Remote Sensing*, 5(2), 949-981. <https://doi.org/10.3390/rs5020949>
- Becker-Reshef, I., Justice, C., Sullivan, M., Vermote, E., Tucker, C., Anyamba, A., ... Doorn, B. 2010. Monitoring Global Croplands with Coarse Resolution Earth Observations: The Global Agriculture Monitoring (GLAM) Project. *Remote Sensing*, 2(6), 1589-1609. <https://doi.org/10.3390/rs2061589>
- Boissard, P., Guérif, M., Pointel, J.G., Guinot, J.P. 1989. Application of SPOT data to wheat yield estimation. *Advances in Space Research*, 9(1), 143-154. [https://doi.org/10.1016/0273-1177\(89\)90479-1](https://doi.org/10.1016/0273-1177(89)90479-1)
- Boken, V.K., Shaykewich, C.F. 2002. Improving an operational wheat yield model using phenological phase-based Normalized Difference Vegetation Index. *International Journal of Remote Sensing*, 23(20), 4155-4168. <https://doi.org/10.1080/014311602320567955>
- CAPDER. 2012. *Seguimiento de los mercados de cereales y oleaginosas*. Consejería de Agricultura, Pesca y Desarrollo Rural (CAPDER). Secretaría General Técnica. Servicio de Publicaciones y Divulgación. Junta de Andalucía.

- CAPDER. 2015. Anuario de estadísticas agrarias y pesqueras de Andalucía. Recuperado a partir de <http://www.juntadeandalucia.es/organismos/agriculturapescaydesarrollorural/consejeria/sobre-consejeria/estadisticas/paginas/agrarias-anuario.html> [Último acceso: junio de 2018].
- Chahbi, A., Zribi, M., Lili-Chabaane, Z., Duchemin, B., Shabou, M., Mougnot, B., Boulet, G. 2014. Estimation of the dynamics and yields of cereals in a semi-arid area using remote sensing and the SAFY growth model. *International Journal of Remote Sensing*, 35(3), 1004-1028. <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.875629>
- Curtis, T., Halford, N. G. 2014. Food security: the challenge of increasing wheat yield and the importance of not compromising food safety. *Annals of Applied Biology*, 164(3), 354-372. <https://doi.org/10.1111/aab.12108>
- Dash, J., Curran, P. 2007. Relationship between the MERIS vegetation indices and crop yield for the state of South Dakota, USA. *Proc. Envisat Symposium*.
- Dash, J., Jeganathan, C., Atkinson, P.M. 2010. The use of MERIS Terrestrial Chlorophyll Index to study spatio-temporal variation in vegetation phenology over India. *Remote Sensing of Environment*, 114(7), 1388-1402. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.01.021>
- Dempewolf, J., Adusei, B., Becker-Reshef, I., Hansen, M., Potapov, P., Khan, A., Barker, B. 2014. Wheat yield forecasting for Punjab Province from vegetation index time series and historic crop statistics. *Remote Sensing*, 6(10), 9653-9675. <https://doi.org/10.3390/rs6109653>
- Dente, L., Satalino, G., Mattia, F., Rinaldi, M. 2008. Assimilation of leaf area index derived from ASAR and MERIS data into CERES-Wheat model to map wheat yield. *Remote Sensing of Environment*, 112(4), 1395-1407. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.05.023>
- Duncan, J.M.A., Dash, J., Atkinson, P.M. 2015. Elucidating the impact of temperature variability and extremes on cereal croplands through remote sensing. *Global change biology*, 21(4), 1541-51. <https://doi.org/10.1111/gcb.12660>
- FAOSTAT. 2013. Productos agrícolas. Recuperado 17 de agosto de 2016, a partir de http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Agricultural_products/es#Fuente_de_los_datos_de_las_tablas_y_los_gr.C3.A1ficos_.28MS_Excel.29
- Foley, J.A., Ramankutty, N., Brauman, K.A., Cassidy, E.S., Gerber, J.S., Johnston, M., ... Zaks, D.P.M. 2011. Solutions for a cultivated planet. *Nature*, 478(7369), 337-342. <https://doi.org/10.1038/nature10452>
- Fontana, D.C., Potgieter, A.B., Apan, A. 2007. Assessing the relationship between shire winter crop yield and seasonal variability of the MODIS NDVI and EVI images. *Applied GIS*, 3(7).
- Huang, J., Sedano, F., Huang, Y., Ma, H., Li, X., Liang, S., ... Wu, W. 2016. Assimilating a synthetic Kalman filter leaf area index series into the WOFOST model to improve regional winter wheat yield estimation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 216, 188-202. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.10.013>
- Huang, J., Tian, L., Liang, S., Ma, H., Becker-Reshef, I., Huang, Y., ... Wu, W. 2015. Improving winter wheat yield estimation by assimilation of the leaf area index from Landsat TM and MODIS data into the WOFOST model. *Agricultural and Forest Meteorology*, 204, 106-121. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.02.001>
- Huang, Y., Zhu, Y., Li, W. L., Cao, W. X., & Tian, Y. C. 2013. Assimilating remotely sensed information with the wheatgrow model based on the ensemble square root filter for improving regional wheat yield forecasts. *Plant Production Science*, 16(4), 352-364. <https://doi.org/10.1626/pp.16.352>
- ITACyL, AEMET, Consejería de Agricultura y Ganadería de la Junta de Castilla y León. 2016. Boletín de predicción de cosechas de Castilla y León. Recuperado 25 de octubre de 2016, a partir de <https://cosechas.itacyl.es/es/inicio>
- Jégo, G., Pattey, E., Liu, J. 2012. Using Leaf Area Index, retrieved from optical imagery, in the STICS crop model for predicting yield and biomass of field crops. *Field Crops Research*, 131, 63-74. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2012.02.012>
- Johnson, M.D., Hsieh, W.W., Cannon, A.J., Davidson, A., Bédard, F. 2016. Crop yield forecasting on the Canadian Prairies by remotely sensed vegetation indices and machine learning methods. *Agricultural and Forest Meteorology*, 218-219, 74-84. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.11.003>
- Kouadio, L., Duveiller, G., Djaby, B., El Jarroudi, M., Defourny, P., Tychon, B. 2012. Estimating regional wheat yield from the shape of decreasing curves of green area index temporal profiles retrieved from MODIS data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 18(1), 111-118. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.01.009>

- Kowalik, W., Dabrowska-Zielinska, K., Meroni, M., Raczka, T.U., de Wit, A. 2014. Yield estimation using SPOT-VEGETATION products: A case study of wheat in European countries. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 32(1), 228-239. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.03.011>
- Kumar, M. 2016. Impact of climate change on crop yield and role of model for achieving food security. *Environmental Monitoring and Assessment*, 188(8), 1-14. <https://doi.org/10.1007/s10661-016-5472-3>
- Lobell, D.B., Schlenker, W., Costa-Roberts, J. 2011. Climate trends and global crop production since 1980. *Science*, 333(6042), 616-20. <https://doi.org/10.1126/science.1204531>
- MAGRAMA. 2015. Encuesta sobre Superficies y Rendimientos Cultivos (ESYRCE) de 2004 a 2015. Recuperado a partir de <http://www.magrama.gob.es/es/estadistica/temas/estadisticas-agrarias/agricultura/esyrce/resultados-de-anos-anteriores/default.aspx>
- Mika, J., Kerényi, J., Rimóczi-Paál, A., Merza, Á., Szinell, C., Csiszár, I. 2002. On correlation of maize and wheat yield with NDVI: Example of Hungary (1985-1998). *Advances in Space Research*, 30(11), 2399-2404. [https://doi.org/10.1016/S0273-1177\(02\)80288-5](https://doi.org/10.1016/S0273-1177(02)80288-5)
- Padilla, F.L.M., Maas, S.J., González-Dugo, M.P., Mansilla, F., Rajan, N., Gavilán, P., Domínguez, J. 2012. Monitoring regional wheat yield in Southern Spain using the GRAMI model and satellite imagery. *Field Crops Research*, 130, 145-154. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2012.02.025>
- Rawson, H.M., Macpherson, H.G. 2001. *Trigo regado: manejo del cultivo*. FAO.
- Reeves, M.C., Zhao, M., Running, S.W. 2005. Usefulness and limits on MODIS GPP for estimating wheat yield. *International Journal of Remote Sensing*, 26(7), 1403-1421. <http://doi.org/10.1080/01431160512331326567>
- Rembold, F., Atzberger, C., Savin, I., Rojas, O. 2013. Using Low Resolution Satellite Imagery for Yield Prediction and Yield Anomaly Detection. *Remote Sensing*, 5(4), 1704-1733. <https://doi.org/10.3390/rs5041704>
- Ren, J., Chen, Z., Zhou, Q., Tang, H. 2008. Regional yield estimation for winter wheat with MODIS-NDVI data in Shandong, China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 10(4), 403-413. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2007.11.003>
- Salazar, L., Kogan, F., Roytman, L. 2007. Use of remote sensing data for estimation of winter wheat yield in the United States. *International Journal of Remote Sensing*, 28(17), 3795-3811. <https://doi.org/10.1080/01431160601050395>
- Tadesse, T., Senay, G.B., Berhan, G., Regassa, T., Beyene, S. 2015. Evaluating a satellite-based seasonal evapotranspiration product and identifying its relationship with other satellite-derived products and crop yield: A case study for Ethiopia. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 40, 39-54. <http://doi.org/10.1016/j.jag.2015.03.006>
- Vazifedoust, M., van Dam, J.C., Bastiaanssen, W.G. M., Feddes, R.A. 2009. Assimilation of satellite data into agrohydrological models to improve crop yield forecasts. *International Journal of Remote Sensing*, 30(10), 2523-2545. <https://doi.org/10.1080/01431160802552769>
- Wall, L., Larocque, D., Léger, P.M. 2008. The early explanatory power of NDVI in crop yield modelling. *International Journal of Remote Sensing*, 29(8), 2211-2225. <https://doi.org/10.1080/01431160701395252>
- Wu, C., Niu, Z., Tang, Q., Huang, W., Rivard, B., Feng, J. 2009. Remote estimation of gross primary production in wheat using chlorophyll-related vegetation indices. *Agricultural and Forest Meteorology*, 149(6), 1015-1021. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2008.12.007>
- Zhang, S., Liu, L. 2014. The potential of the MERIS Terrestrial Chlorophyll Index for crop yield prediction. *Remote Sensing Letters*, 5(8), 733-742. <https://doi.org/10.1080/2150704X.2014.963734>