

Uso de información hiperespectral y análisis de componentes principales para el estudio de las firmas espectrales del Trigo (*Triticum aestivum* L.) y Raigrás (*Lolium multiflorum* L.) en diferentes estadios fenológicos.

*Trabajo final presentado para optar al título de
Especialista en Teledetección y Sistemas de Información Geográfica aplicados al estudio
de los recursos naturales y la producción agropecuaria*

Francisco Javier Navarrete
Ingeniero Agrónomo - UNLP - 2011



Escuela para Graduados Ing. Agr. Alberto Soriano
Facultad de Agronomía - Universidad de Buenos Aires

TUTOR

Tutor

Christian Weber

Ingeniero Agrónomo (UNLP)

Dr. en Cs. Agrarias (UNLP)

JURADO DE TRABAJO FINAL

Jurado

Nombre/s y apellido/s

Título de grado (Universidad)

Título de posgrado (Universidad)

Jurado

Nombre/s y apellido/s

Título de grado (Universidad)

Título de posgrado (Universidad)

Fecha de defensa del Trabajo Final: 17 de Diciembre de 2019

Agradecimientos

En primer lugar, agradecer el apoyo incondicional de mi esposa, hijo y toda mi familia para que pueda llevar a cabo este anhelo de la especialización.

Agradecer también a todo el equipo de la especialización en teledetección y SIG. Grandes profesionales que en todo momento se hicieron presentes para que este camino sea más ameno y fácil de transitar.

A Christian Weber, quien aceptó dirigir el presente trabajo. Siempre con una gran predisposición para atender todas mis consultas.

A mis compañeros de la especialización, a todos ellos ¡GRACIAS!

“Declaro que el material incluido en esta tesis es, a mi mejor saber y entender, original, producto de mi propio trabajo (salvo en la medida en que se identifique explícitamente las contribuciones de otros), y que este material no ha sido presentado, en forma parcial o total, como una tesis en esta u otra institución.”

Resumen

La complejidad en el manejo de malezas ha aumentado exponencialmente en los últimos 20 años debido a la aparición de malezas resistentes o tolerantes a los herbicidas. En este contexto, nuevas herramientas y estrategias son requeridas para lidiar más eficientemente con las malezas, con énfasis en aquellos individuos que presentan algún mecanismo que les permite subsistir a los herbicidas. Hoy en día existe la posibilidad de ajustar el uso de herbicidas antes de la siembra o pre-emergencia de los cultivos a través de sensores ópticos. El desafío actual es poder detectarlas con el cultivo ya emergido. Para el presente trabajo se utilizó información de un sensor hiperespectral en el rango de los 400-800 nm con una resolución espectral de 1 nm. Se registraron las firmas espectrales de trigo y raigrás anual, y se analizaron mediante análisis de cluster y componentes principales (CP). Además, se contrastaron diversas combinaciones de estadios fenológicos de maleza / cultivo identificadas previamente como posibles de encontrar en situaciones reales de campo para detectar la existencia de diferencias significativas entre las medias ($P < 0,05$). Con esta metodología fue posible diferenciar el trigo del raigrás en todas las etapas fenológicas evaluadas. Además, se identificaron las longitudes de onda de mayor importancia en dicha discriminación. Los resultados demuestran la importancia de utilizar la información espectral para la discriminación de malezas y la viabilidad de su uso para futuras aplicaciones.

Palabras clave: Sensores remotos, firma espectral, malezas, componentes principales, manejo sitio-específico.

índice

Introducción	1
a. Teledetección y percepción remota en malezas: Principios.....	1
Objetivos:.....	8
a. Generales:	8
b. Particulares:.....	8
Hipótesis:	8
Materiales y métodos	8
a. Datos generales	8
b. Toma de datos espectrales.....	9
c. Análisis	9
<i>c.1. Análisis de cluster</i>	11
<i>c.2. Análisis de componentes principales (ACP)</i>	11
<i>c.3. ANOVA, contrastes</i>	11
Resultados	12
Discusión	18
Conclusión	19
Bibliografía	20

Índice de tablas

Tabla 1. Contrastes bajo consideración para cada par de situaciones cultivo/maleza en cada grupo ortogonal	10
Tabla 2. Análisis de componentes principales. Autovalor, varianza explicada y acumulada de la matriz de covarianza, para el estudio de los espectros de trigo y raigrás.	14
Tabla 3. Matriz de resumen de contrastes. Los números en cada celda indican el eje de CP sobre el cual cada par de combinación cultivo/maleza presenta diferencias significativas ($p < 0.05$).	17

Índice de figuras

Figura 1. Curvas típicas de reflectancia espectral del agua, suelo, nieve y vegetación en el rango de 0,4 a 2,8 μm	3
Figura 2. Curvas de reflectancia espectral de diferentes tipos de vegetación rango 0,4 a 2,4 μm	4
Figura 3. Reflectancia, absorbancia y reflectancia de la hoja de una planta de tabaco (Knipling, 1970).....	5
Figura 4. Estructura interna de una hoja y trayectoria esquemática de los diferentes componentes de luz solar. A.- Cutícula: película que reviste el tallo y las hojas de las plantas. La cutícula cumple una función de protección y juega un rol más o menos importante en la reflectancia (actúa como espejo cuando es cerosa). B.- Epidermis superior: sitio dónde se encuentran los estomas (aberturas naturales que aseguran los intercambios con el medio exterior (respiración, excreción). C.- Parénquima de empalizada: conformada por células paralelepípedas de la cara superior de las hojas. Aquí se encuentran la mayoría de cloroplastos en las zonas de pequeños espacios intercelulares y la presencia de granos de almidón y varios cristales que aumentan la absorción de la energía. D.- Parénquima lagunoso (mesófilo): células redondeadas no ordenadas con grandes espacios llenos de aire o líquidos. E.- Estomas y epidermis inferior formados por células que permiten la respiración de la hoja.....	6
Figura 5. Firma espectral promedio para trigo y raigrás en diferentes estadios fenológicos. Inicio de macollaje (IM), fin de macollaje (FM) y estadio reproductivo (REP).	12
Figura 6. Dendrograma resultante del análisis de cluster sobre los espectros de trigo y raigrás. Para el análisis se eligieron los parámetros vecino más próximo y la distancia de Mahalanobis. Se observa como resultado tres grupos bien definidos, cada uno con un color diferente.	13
Figura 7. Cargas para los CP 1, 2 y 3 en función de λ . El valor de cargas de los CP indica la importancia relativa de cada longitud de onda en cada CP.	14
Figura 8. Espectros en sus nuevas coordenadas sintéticas, generadas a partir del análisis de componentes principales para cada uno de los contrastes propuestos. Se muestra el p-valor para indicar la existencia o no de dif. Significativas entre estadios. Ref. Triplot: PC1:93,4%, PC2:4,7% y PC3:1,4%; Tr IM vs Rg IM: PC1:0,5983, PC2: 0,1353 y PC3: 0,0019; Tr FM vs Rg FM: PC1:0,1798, PC2:0,0263 y PC3:0,0013; Tr Rep vs Rg Rep: PC1:0,0233, PC2: 0,0255 y PC3:0,0001; Tr IM vs Rg FM: PC1:0,0004, PC2:0,0066 y PC3:0,0489; Tr FM vs Rg Rep: PC1: 0,1091, PC2:0,0005 y PC3:<0,0001; Tr FM vs Rg IM: CP1:0,0347, CP2:0,3581 y CP3:<0,0001; Tr Rep vs Rg FM: PC1:0,0427, PC2:<0,0001 y PC3:0,0026.....	16

Introducción

El manejo de las malezas es decisivo para incrementar la producción por unidad de área. Esta adversidad biótica puede afectar a los cultivos de manera directa, compitiendo por los recursos disponibles e indirecta, produciendo siembras y cosechas desuniformes, contaminando el producto cosechado, incrementando el riesgo de enfermedades y pestes y produciendo reducciones en el rendimiento (Guglielmini *et al.*, 2004; Koch, 2012).

Las comunidades de malezas que se encuentran en invierno en cultivos como el trigo, son el resultado de una serie de factores interrelacionados, que tienen su comienzo con la preparación de la tierra para la siembra. Las especies y su abundancia dependen entre otras cosas del grado de infestación en años previos, la historia del lote (rotaciones) y el actual manejo del mismo (Tuesca & Puricelli, 2007). Otro factor importante que afecta la abundancia y distribución de las malezas, es el régimen de herbicidas utilizados en el cultivo antecesor. En este sentido, el continuo uso de herbicidas hormonales en trigo, con el correr de los años favoreció el incremento de las poblaciones de gramíneas (Leguizamón & Puricelli, 2004). Istilart & Yannicari (2011), encontraron que el raigrás fue la maleza gramínea que más se expandió, registrándose valores de constancia y frecuencia del 50% en diversas áreas relevadas en el país.

En Argentina, hace más de 20 años que el modelo dominante de producción consiste en sistemas con cero labranza (siembra directa) y el uso de herbicidas donde el glifosato es casi exclusivo. Asociado a un uso inapropiado de dicha tecnología, se produjo un incremento considerable en el número de biotipos y especies capaces de sobrevivir a tratamientos con glifosato (Fischer, 2011; Leguizamón, 2014). En 2007, se reportaron casos de resistencia a glifosato en raigrás anual [*Lolium multiflorum* L.] (Diez De Ulzurrun *et al.*, 2012) y en 2008 en raigrás perenne [*Lolium perenne* L.] (Yannicari *et al.*, 2012). En 2010 se reportaron casos de resistencia múltiple en raigrás anual (Diez De Ulzurrun *et al.*, 2012).

La generación de resistencia revela uno de los problemas que puede generar el uso incorrecto de los herbicidas, aunque el verdadero impacto por su mal uso en un sistema productivo es más amplio y puede conllevar serias complicaciones medioambientales que terminan por afectar los recursos productivos como el suelo y el agua.

En el campo, las malezas crecen en parches definidos, y su distribución suele seguir un patrón desuniforme, significando esto que vastas porciones del terreno pueden contener absolutamente nada de malezas o malezas por debajo del umbral de control (Thornton *et al.*, 1990; Johnson *et al.*, 1995). Las aplicaciones de herbicidas ignorando este concepto, incrementan el riesgo de contaminación medioambiental.

Es por ello, que uno de los propósitos de la teledetección de malezas es mapear su variabilidad espacial (Cid, 2011; Weber, 2014). El exitoso reconocimiento y aislamiento de dichos parches enmalezados es la base para realizar aplicaciones sitio-específicas de herbicidas (Thorp & Tian, 2004).

a. Teledetección y percepción remota en malezas: Principios.

La teledetección o percepción remota es el proceso de adquisición de datos y/o información acerca de algunas propiedades de un objeto, superficie o material por medio de un instrumento alejado (no en contacto directo) de la superficie u objeto de interés. La

percepción remota en un sentido más restringido involucra la detección y medición de energía electromagnética (fotones), que se emana de objetos distantes (percepción remota óptica).

Los componentes básicos de un sistema de percepción remota incluyen un módulo de adquisición de datos y uno de extracción de información a partir de esos datos. El componente adquisición de datos involucra el diseño, construcción, calibración, evaluación y operación de sensores mientras que el módulo de extracción de la información va desde la recepción de los datos registrados por el sensor hasta la transferencia de la información al usuario. Los datos corresponden a los valores medidos o registrados de un atributo por un sensor. Estos corresponden en general, a una señal eléctrica. La información incluye una transformación e interpretación de los datos de manera tal que ahora es posible describir un aspecto de la naturaleza de una superficie u objeto. El paso de datos a información requiere de modelos conceptuales que relacionen la señal percibida y los procesos o estructuras a describir. A partir de la información aportada/registrada por un sensor podemos conocer las características de un objeto o superficie. (Paruelo *et al.*, 2014)

Para comprender la teledetección de la vegetación, es importante conocer cómo la radiación electromagnética interacciona con esta, sus componentes y su entorno (suelo y agua), para generar una respuesta única que permite su caracterización (o identificación).

La Figura 1 muestra las curvas típicas de reflectancia espectral de distintos objetos presentes en la superficie terrestre. Cada uno de ellos con sus particularidades frente a la incidencia de la luz, lo que hace que sus firmas sean diferentes.

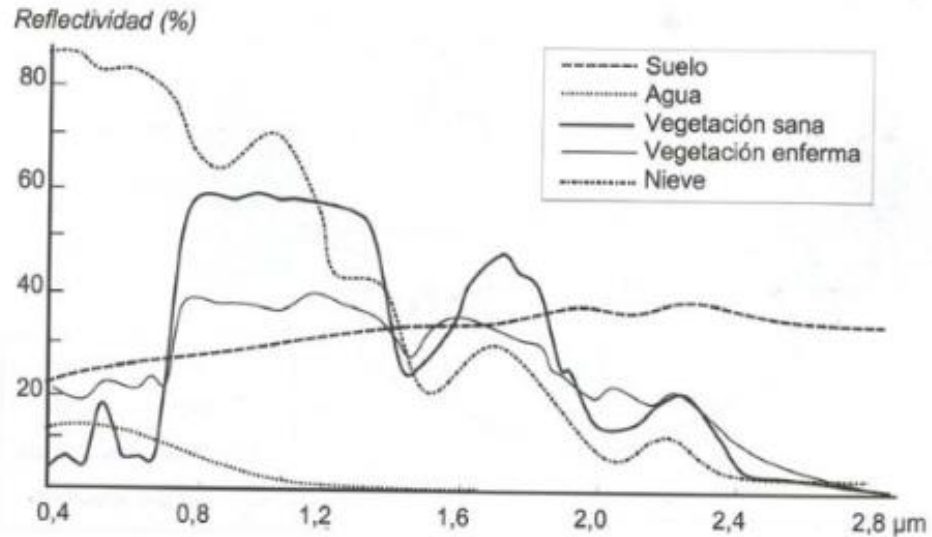


Figura 1. Curvas típicas de reflectancia espectral del agua, suelo, nieve y vegetación en el rango de 0,4 a 2,8 μm . Tomado de Maden & Kapetesky (1992).

- Suelo: La reflectancia espectral del suelo es controlada principalmente por cinco variables: humedad, materia orgánica, óxidos de hierro, mineralogía y estructura/distribución de las partículas. El contenido de humedad es quizás la más importante de todas ellas debido a su dinámica temporal y su efecto notorio en la reflectancia de todo el suelo.
- Agua: El agua clara refleja muy poca irradiancia solar, pero el agua turbia es capaz de reflejar grandes cantidades de luz solar.
- Vegetación: Como la vegetación es nuestro objeto de estudio, analizaremos con más detalle su comportamiento. La figura 2 muestra una típica respuesta espectral de diferentes tipos de cubiertas vegetales.

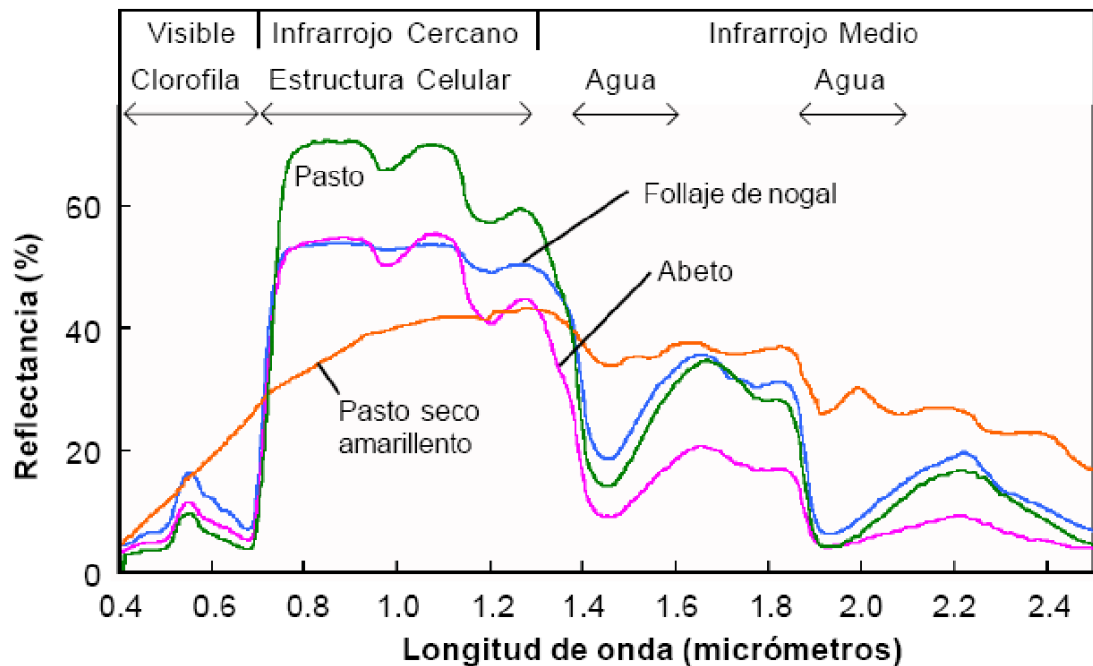


Figura 2. Curvas de reflectancia espectral de diferentes tipos de vegetación rango 0,4 a 2,4 μm . Tomado de Mendoza & Casiani, (2014).

La reflectancia de una hoja en activo crecimiento es baja, cercana al 10%, en la parte visible del espectro (de 0,4 a 0,7 μm), con un pico alrededor de los 0,55 μm en la región del verde (Figura 2). Este pico representa el color verde de las plantas que es percibido por el ojo humano. La reflectancia se incrementa hasta su máximo en la zona del infrarrojo cercano (0,7 μm a 1,3 μm) decreciendo gradualmente a valores bajos en el infrarrojo medio. Solo una parte de la energía incidente es reflejada por la hoja. El resto por lo tanto es absorbido o transmitido. Estos tres componentes se encuentran muy relacionados (su suma es igual a 1) y es necesario considerarlos juntos a la hora de evaluar los principios físicos y fisiológicos de la reflectancia de la hoja. El espectro de transmitancia posee la misma forma que el de reflectancia, pero invertido. El espectro de absorbancia, sin embargo, es lo opuesto a los otros dos. La absorción es alta en el visible e infrarrojo, más allá de los 1,3 μm pero cercana a cero en el infrarrojo cercano 0,7 μm a 1,3 μm (Figura 3).

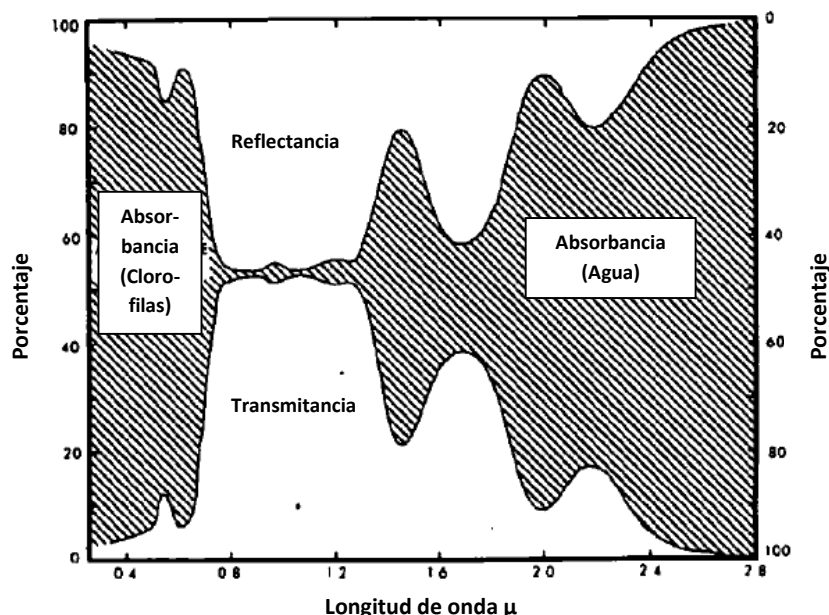


Figura 3. Reflectancia, absorbanza y transmitancia de la hoja de una planta de tabaco (Knipling, 1970)

La alta absorción de la hoja en el infrarrojo más allá de los $1,3\mu\text{m}$ es debido al agua. En la región visible del espectro, la alta absorción de la radiación es debido a los pigmentos de la hoja, principalmente clorofilas, aunque los pigmentos carotenoides (carotenos y xantofilas) y antocianinas también tienen su efecto. (Knipling, 1970)

La alta reflectividad de las hojas en el infrarrojo cercano es causada por su estructura celular interna. La cera cuticular de las hojas es transparente a la radiación del visible e infrarrojo y muy poca de la radiación solar incidente es reflejada directamente por la superficie externa de la hoja. La radiación se difunde y dispersa a través de la cutícula y epidermis hacia las células del mesófilo donde la radiación se refleja y refracta debido a las discontinuidades de índices de refracción (n) dentro de la hoja ($n \sim 1.4$ para paredes celulares hidratadas, $n \sim 1.33$ para el agua a $1 \mu\text{m}$ y $n = 1$ para el aire) lo cual induce a una mayor dispersión (scattering) que contribuye a la medida de la reflectancia.

A su vez, parecería que constituyentes celulares (no pigmentos) tales como fenoles, ácidos nucleicos y proteínas serían receptores potenciales de luz. Algunos de estos fotorreceptores protegen a la hoja del daño cuando la frecuencia se aproxima al ultravioleta. Como la absorción de la luz dentro del tejido vegetal por parte del agua y de los pigmentos está espectralmente separada, se estudian independientemente (Seyfried & Fukshansky, 1983; Jacquemoud & Baret 1990).

Debido a que la estructura interna de las hojas es muy variable entre especies de plantas (ej. monocotiledóneas y dicotiledóneas) medir la reflectancia en el rango del infrarrojo usualmente nos permite discriminar entre especies (incluso cuando su respuesta en el rango visible es similar). A su vez, las hojas inmaduras poseen una estructura interna compacta con células distribuidas por toda la hoja, mientras que las maduras más espacios intercelulares. Las hojas inmaduras a su vez poseen menos clorofila y menos aire, por lo que reflejan más

radiación visible y menos infrarroja (Vogelman et al., 1996). La Figura 4 ilustra las diferentes trayectorias de la luz al interactuar con el tejido vegetal.

En resumen, la zona de 0,4 a 0,9 μm corresponde a los pigmentos y la zona entre 0,9 y 2,5 μm , al agua. En esta región, a su vez, la absorción por el agua puede verse enmascarada por los efectos de la celulosa, azúcares, proteínas y la lignina (Gausman & Allen, 1973; Kingston, 1978).

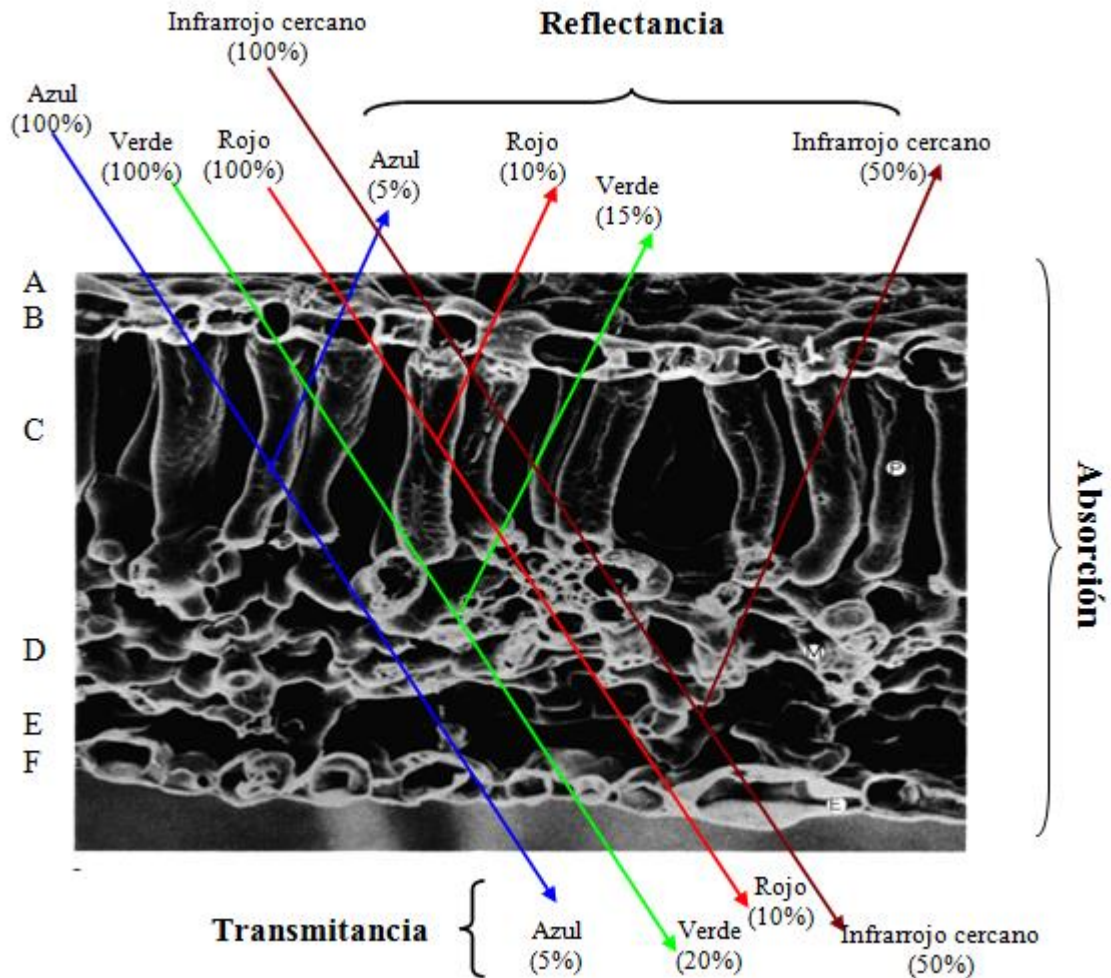


Figura 4. Estructura interna de una hoja dicotiledónea y trayectoria esquemática de los diferentes componentes de luz solar. A.- Cutícula: película que reviste el tallo y las hojas de las plantas. La cutícula cumple una función de protección y juega un rol más o menos importante en la reflectancia (actúa como espejo cuando es cerosa). B.- Epidermis superior: sitio dónde se encuentran los estomas (aberturas naturales que aseguran los intercambios con el medio exterior (respiración, excreción). C.- Parénquima de empalizada: conformada por células paralelepípedas de la cara superior de las hojas. Aquí se encuentran la mayoría de cloroplastos en las zonas de pequeños espacios intercelulares y la presencia de granos de almidón y varios cristales que aumentan la absorción de la energía. D.- Parénquima lagunoso (mesófilo): células redondeadas no ordenadas con grandes espacios llenos de aire o líquidos. E.- Estomas y epidermis inferior formados por células que permiten la respiración de la hoja. Tomado de Weber, (2009).

Los sensores ópticos pueden resultar una herramienta muy útil para delimitar las zonas infestadas con malezas y determinar su presencia en parches. Las áreas infestadas con malezas poseen una respuesta espectral que es característica del tipo de maleza, su abundancia y fenología (Lopez Granados, 2011). Además, las zonas infestadas con malezas pueden ser relativamente estables en locación de año a año (Barroso *et al.*, 2004., Heijting *et al.*, 2007., Jurado-Exposito *et al.*, 2009).

Hoy en día es posible ajustar el uso de insumos de acuerdo con un manejo sitio-específico, es decir, aplicándolos dependiendo de las necesidades reales de cada unidad de lote (Thorp & Tian, 2004). Los algoritmos de clasificación para la teledetección de malezas funcionan bien en pre-emergencia del cultivo debido a que la respuesta espectral del suelo desnudo es, en general, espectralmente separable de aquella que presentan las malezas o la vegetación fotosintéticamente activa (Lamb & Weedon, 1998). De esta forma, las zonas vegetadas pueden ser tratadas inmediatamente, por ejemplo, con un herbicida no selectivo. El desafío actual es aplicar el concepto de manejo sitio-específico en tiempo real para el manejo de malezas con el cultivo emergido. Sin embargo, para la teledetección de malezas en post-emergencia del cultivo, la capacidad de una clasificación para detectar con precisión las malezas se ve reducida, debido a que el cultivo y la maleza presentan características espectrales similares (Lamb & Brown, 2001), más aún si la toma de información espectral se realiza en estadios fenológicos tempranos tanto de la maleza como el cultivo. Es aquí donde el uso información hiperespectral puede ser útil para detectar pequeñas variaciones en la reflectividad de las especies estudiadas (Thorp & Tian, 2004). Gray *et al.* (2009) discutieron la precisión de los mapas de plántulas de malezas concluyendo que la diferenciación de cada especie de maleza requeriría de imágenes aéreas hiperespectrales y técnicas de análisis de imagen más potente que, por ejemplo, el clasificador de máxima verosimilitud.

En los últimos años, la investigación basada en la discriminación entre cultivos y malezas se centró en mejorar la adquisición y el análisis de datos, es decir, reducir las bandas espectrales y aplicar análisis estadísticos más sofisticados. Varios autores están trabajando con información hiperespectral (Smith & Blackshaw, 2003; Okamoto *et al.*, 2007; Irisarri *et al.*, 2009; Eddy *et al.*, 2014; Fletcher *et al.*, 2017); UAV (drones) (Unmanned aerial vehicle) para alta resolución espacial (Peña Barragan *et al.*, 2007; Lopez Granados 2011) y visión artificial (Burgos-Artizzu *et al.*, 2009; Piron *et al.*, 2009; Tellaeche *et al.*, 2011; Kazmi *et al.*, 2015; Strothmann *et al.*, 2017).

Para mejorar la discriminación entre cultivo y maleza, es necesario desarrollar tecnologías y metodologías de discriminación espectral, que permita diferenciar los estratos herbáceos pertenecientes a un cultivo de aquello que representan las malezas. El uso de información hiperespectral no solo permitiría la discriminación de la maleza con el cultivo emergido, sino que también discriminar entre especies de malezas (Irisarri *et al.*, 2009, Weber, 2014).

El propósito del presente trabajo fue estudiar, empleando información hiperespectral, las firmas espectrales del trigo y el raigrás para lograr encontrar regiones del espectro que potencien la discriminación cultivo/maleza en combinaciones de diferentes estadios fenológicos. El estudio de las firmas espectrales es una herramienta con un gran potencial, que nos permitirá identificar malezas dentro de los cultivos, y permitirá generar nuevos modelos para estudiar su comportamiento y establecer así mecanismo de control más adecuados que los actualmente utilizados.

Objetivos:

a. Generales:

Desarrollar una herramienta o metodología basada en la espectroscopía hiperespectral para identificar malezas dentro de cultivos.

b. Particulares:

Comparar la respuesta espectral de la maleza y el cultivo en diferentes estadios fenológicos y evaluar su separabilidad espectral.

Identificar mediante la aplicación de componentes principales regiones espectrales que puedan ser utilizadas en la caracterización de cada uno y maximicen su separabilidad

Evaluar la posibilidad de utilizar esta información como base para la aplicación selectiva de herbicidas.

Hipótesis:

Mediante el uso de sensores remotos y el estudio de las firmas espectrales de trigo y raigrás, es posible identificar regiones espectrales características de cada especie que posibilite su identificación y posterior discriminación.

Las regiones espectrales antedichas varían en función del estado fenológico estudiado en el sistema maleza-cultivo.

Materiales y métodos

a. Datos generales

El ensayo se llevó a cabo en instalaciones de la Facultad de Cs. Agrarias y Forestales de la UNLP. La siembra se escalonó de la siguiente manera: 1er fecha de siembra (FS) a principios de agosto, 2da FS a mediados de septiembre y 3er FS a fines de septiembre, con la finalidad de llevar a cabo las mediciones radiométricas el mismo día para los diferentes estadios fenológicos propuestos.

El cultivar de trigo utilizado fue el Baguete® 801 y la semilla de raigrás resistente a glifosato fueron aportadas por el INTA Castelar. Ambas especies se sembraron en macetas de 10 L (22 cm de diámetro y 40 cm de alto) sobre el mismo sustrato (mismas propiedades ópticas). La frecuencia e intensidad de riego fue de acuerdo con las necesidades de cada especie con el fin de evitar estrés hídrico. Tanto el trigo como el raigrás se mantuvieron libres de plagas y enfermedades.

b. Toma de datos espectrales

Las medidas radiométricas se obtuvieron mediante un espectro-radiómetro pasivo, hiperespectral (OCEAN OPTICS USB 650), en el rango de los 380-1100 nm, con una resolución espectral de 1 nm y con un FOV de 25°. Se tomaron 5 muestras (cada maceta representa una muestra), con tres mediciones en cada una de ellas, tanto para trigo como raigrás en los estadios fenológicos de inicio de macollaje (IM) (Z 2.1), final de macollaje (FM) (Z 3.0) y un estadio reproductivo (Rep) (Z 5.0) (Zadocks et al., 1974). La medida radiométrica se tomó colocando el sensor a 5 cm del dosel de hojas, evitando así la interferencia del suelo y cualquier otro disturbante ambiental. A su vez, las medidas se realizaron al mediodía solar y en días diáfanos donde se encuentra el menor camino óptico, la mayor sensibilidad y el menor impacto atmosférico sobre la señal radiométrica. Si bien el sensor registra los datos en ND (número digital) los mismos se convirtieron a reflectancia utilizando un panel de referencia (spectralon) y utilizando la siguiente fórmula.

$$R_{\lambda} = \frac{R_{s\lambda} - Z_{\lambda}}{R_{r\lambda} - Z_{\lambda}}$$

Donde $R_{s\lambda}$ es la señal de la vegetación para la longitud de onda (λ), $R_{r\lambda}$ es la señal de referencia para la misma λ , y finalmente Z_{λ} es la corriente oscura del espectroradiómetro para esa longitud de onda. El tiempo de integración (TI) fue variando con el fin de ubicar los valores de la medida dentro del rango dinámico, haciendo más confiable el dato obtenido. Luego todas las medidas se dividieron por el TI previamente utilizado para calcular la reflectancia y hacer que los datos sean comparables. El rango de longitudes de onda finalmente seleccionado fue entre los 450nm y 850nm. Valores más bajos o altos a este rango no aportaron información relevante porque la señal allí se presentó muy ruidosa. Además, para suavizar y reducir la relación ruido/señal, se construyeron bandas de 5nm de ancho. Para ello se promediaron los valores correspondientes a cinco λ ej. 450-454 nm, 455-459 nm, etc obteniéndose un total de 82 bandas de 5nm de ancho. Finalmente, se promediaron las tres repeticiones de cada una de las 5 muestras tanto del cultivo como la maleza resultando en la firma espectral finalmente utilizada para el análisis.

c. Análisis

Previo al análisis de los datos, se identificaron los contrastes de las variables a ser comparadas. Para ello, los pares de maleza/cultivo con sus correspondientes estadios fenológicos posibles de encontrar en situaciones reales de campo fueron identificados y divididos en tres grupos, cada uno formado con un criterio particular (Tabla 1). En el primer grupo de contrastes se considera el mismo estadio fenológico para cultivo y maleza. El segundo grupo considera combinaciones cultivo/malezas posibles de encontrar luego de un control de malezas de barbecho o pre-emergencia. El tercer grupo corresponde a aquellas situaciones cultivo/maleza encontradas luego de un pobre control post-emergencia. Los contrastes se agruparon a modo de asegurar la ortogonalidad entre ellos.

GRUPO	CONTRASTE
1	Tr IM vs Rg IM
	Tr FM vs Rg FM
	Tr Rep vs Rg Rep
2	Tr IM vs Rg FM
	Tr FM vs Rg Rep
3	Tr FM vs Rg IM
	Tr Rep vs Rg FM

Tabla 1. Contrastes bajo consideración para cada par de situaciones cultivo/maleza en cada grupo ortogonal. IM= Inicio Macollaje, FM= Fin macollaje, REP= Reproductivo.

Todo el análisis estadístico se realizó con el software Infostat® ver. Estudiantil y el mismo consistió de tres partes:

1. Con el objetivo de tener una aproximación de la viabilidad de discriminar la maleza del cultivo, se realizó un análisis de cluster para observar el agrupamiento de los tratamientos (estadio fenológico según especie). Dicho análisis nos brindó una primera aproximación a la posibilidad de discriminar la maleza del cultivo. Si la estructura del cluster separa el trigo del raigrás, esto sugiere que las firmas espectrales de ambos presentan características distintivas que permite su diferenciación.

2. Debido a que la gran cantidad de variables (información en cada longitud de onda) provistas por el sensor hiperespectral se encuentran por lo general altamente correlacionadas, es necesario reducir dicha cantidad para realizar un análisis multivariado satisfactorio. El análisis de componentes principales toma la variabilidad original de los espectros y los traduce a nuevas variables sintéticas. Cada variable explica la mayor variabilidad posible y los resultados se dan en orden de variabilidad decreciente (Kenkel *et al.*, 2002). Este procedimiento permite seleccionar algunas variables (generalmente dos o tres) que explican casi el 100% de la variabilidad. Estas nuevas variables se identifican como los componentes principales. Se espera que, de acuerdo con el análisis de clusters, los componentes principales

separen el trigo del raigrás y se agrupen en diferentes regiones del espacio de las nuevas variables. En particular, se espera que los componentes principales permitan separar los contrastes previamente identificados.

3. Mediante contrastes estadísticos sobre el valor del autovector de los componentes principales, se evaluó la existencia de diferencias significativas ($p < 0,05$) sobre las diferentes combinaciones de estadios fenológicos cultivo/maleza propuestas.

c.1. Análisis de cluster

Para el análisis de conglomerados (cluster), se consideraron las 82 bandas (variables) de 5nm de ancho creadas anteriormente, clasificadas según especie (trigo, raigrás) y estadio fenológico (IM, FM, Rep). Teniendo en cuenta que para cada especie y etapa fenológica se toman cinco repeticiones, se analizaron un total de treinta espectros. *Average linkage* (promedio) (Wilks, 2011) y la distancia de Mahalanobis (Maesschalck, 2000) se seleccionaron en el programa estadístico. El método *Average linkage* significa que los grupos se determinan en función de la distancia promedio entre todos los pares de puntos. Allí, la distancia se mide según una métrica seleccionada (Mahalanobis en nuestro caso). La distancia de Mahalanobis mide la distancia entre un punto y una nube de puntos (o entre dos nubes de puntos) incluyendo en su definición la matriz de covarianza de los puntos. En este sentido, la distancia de Mahalanobis no solo considera la cercanía del punto a la nube, sino también si pudiera pertenecer a la nube al considerar su distribución. Luego, el análisis de clusters realizado considera la variabilidad intra (estadística) de las repeticiones como una característica para ayudar en la clasificación.

c.2. Análisis de componentes principales (ACP)

El ACP busca reducir la variabilidad original, creando nuevas variables sintéticas (componentes principales) capaces de explicar la mayor variabilidad posible en un menor número de variables. El ACP está justificado porque los sensores hiperespectrales proporcionan información de alta dimensionalidad y a menudo altamente correlacionados con lo cual, es necesario reducir dicha dimensionalidad para el manejo de los datos (Koger *et al.*, 2003).

Los treinta espectros fueron empleados para el análisis. En el programa estadístico se estableció que los valores y los vectores propios sean calculados a partir de la matriz de covarianza.

c.3. ANOVA, contrastes.

Una vez que se seleccionaron los componentes principales (PC), se llevaron a cabo los contrastes propuestos previamente. Los factores y sus niveles se corresponden con el cultivo y la maleza en los diferentes estadios fenológicos, y la variable respuesta es el valor de las puntuaciones que toma cada componente principal, los cuales se calculan a partir de los

valores del autovector. El nivel de significancia se estableció en 0.05. Los contrastes fueron realizados por grupos ortogonales para garantizar resultados no correlacionados.

Resultados

La maleza y el cultivo presentaron un comportamiento de reflectancia similar (Fig 5). Se observó una alta reflectancia por encima de 750 nm, mientras que la región entre 520 nm y 610 nm presenta una reflectancia moderada. Como se mencionó anteriormente, la principal explicación de la baja reflectancia en la región visible de los espectros se encuentra en los pigmentos presentes en el tejido vegetal, especialmente en la clorofila, que tiene máximos de absorción característicos en la región del azul y rojo (400-500 nm y 600-700 nm respectivamente). El máximo observado a 550 nm explica el color verde de las plantas percibidas por el ojo humano. En la región del infrarrojo cercano se observa un marcado aumento en los valores de reflectancia. Este comportamiento se debe principalmente a la estructura de la hoja (agrupación celular, espacios con aire, cloroplastos y contenido de agua) y la diferencia entre el índice de refracción del aire ($n = 1$) y las paredes de celulosa hidratada ($n = 1.4$) dentro de la estructura de la hoja.

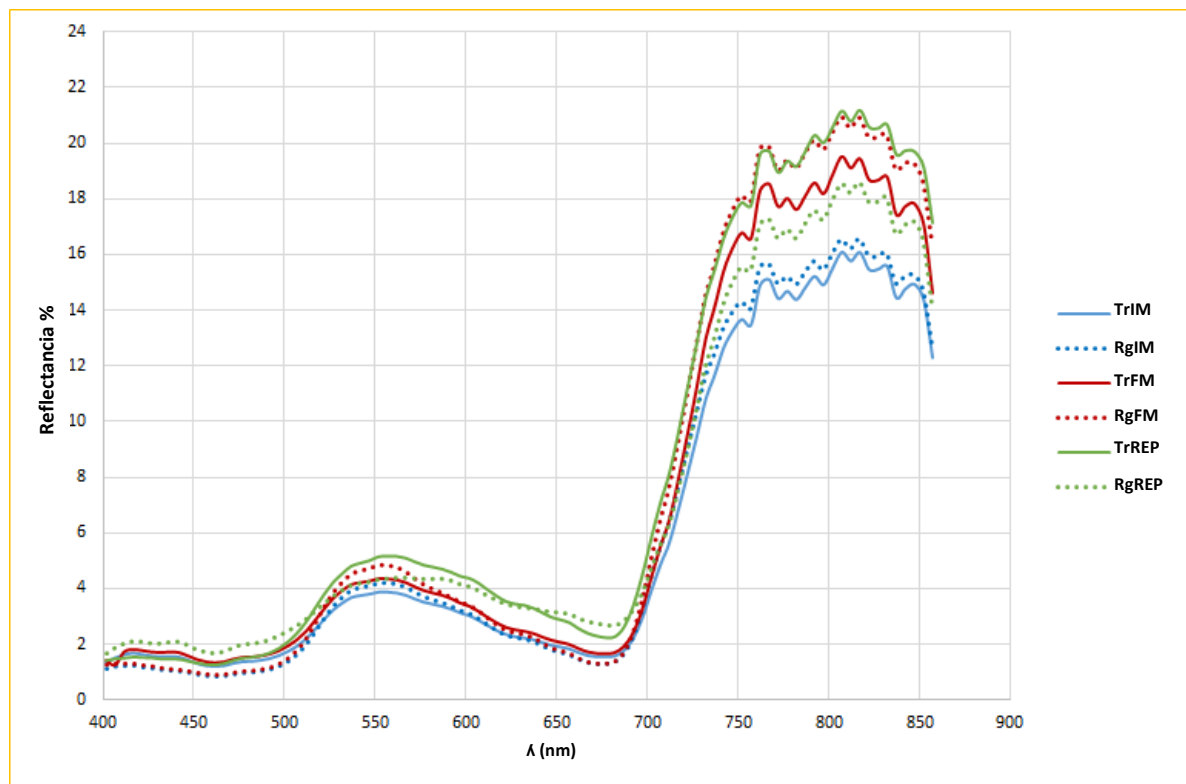


Figura 5. Firma espectral promedio para trigo y raigrás en diferentes estadios fenológicos. Inicio de macollaje (IM), fin de macollaje (FM) y estadio reproductivo (REP).

A partir del análisis de cluster se confeccionó un dendrograma en el cual se diferenciaron tres grupos (Fig 6). Uno corresponde a Rg que abarca todas las etapas fenológicas. Los otros dos, agrupan el Tr siendo las etapas fenológicas IM y FM emparejadas y el Rep está en un solo grupo. Este resultado fomenta la posibilidad de discriminar el cultivo de la maleza mediante el empleo de PCA. De esta manera, debido a que el análisis de cluster con el método de *average linkage* y la distancia de Mahalanobis separan Tr y Rg en clusters bien diferenciados, parece confiable que PCA también los separe.

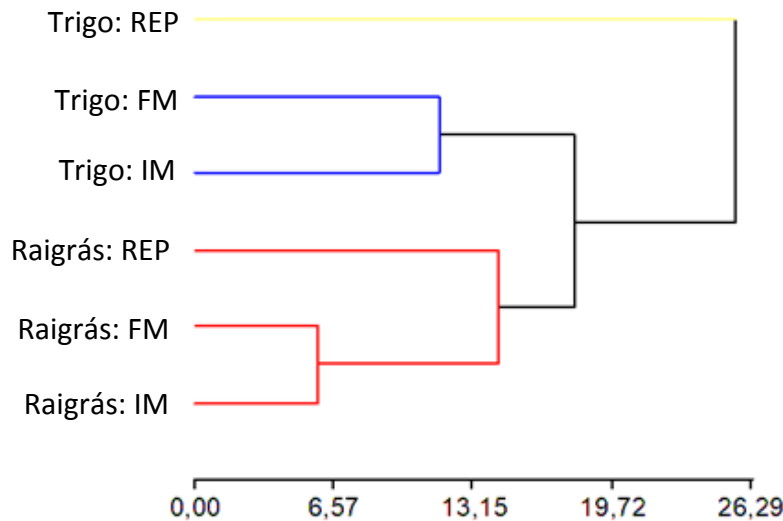


Figura 6. Dendrograma resultante del análisis de cluster sobre los espectros de trigo y raigrás. Para el análisis se eligieron los parámetros vecino más próximo y la distancia de Mahalanobis. Se observa como resultado tres grupos bien definidos, cada uno con un color diferente.

En cuanto al análisis de componentes principales, se calculó sobre los espectros sin estandarizar. Los primeros tres componentes principales fueron retenidos y explican más del 99% de la varianza (Tabla 2). El PC3 explica más del 1% de la varianza y, junto con PC2, supera el 5%. Las cargas de factores se muestran en la Fig. 7.

Las cargas de factores PC1 se asemejan al comportamiento general de los espectros con un máximo local a 550 nm y una región de alta magnitud a partir de 750 nm (Fig 7). Por otro lado, las cargas de PC2 presentan un tipo de factor complementario que es relevante cuando las cargas de PC1 son bajas, pero incluyen una región de valores negativos de 725 nm a 825 nm. Finalmente, las cargas de PC3 tienen un pico fuerte en el borde rojo, donde se cruzan las correspondientes a PC1 y PC2, y una contribución secundaria de alrededor de 550 nm que se extiende hasta 650 nm. Sin embargo, las cargas de PC3 también muestran valores negativos por debajo de 520 nm, entre 650 nm y 680 nm y por encima de 750 nm.

	PC1	PC2	PC3
Autovalor	163,99	8,22	2,51
Varianza explicada (%)	93.4	4.7	1.4
Acumulado (%)	93.4	98.1	99.5

Tabla 2. Análisis de componentes principales. Autovalor, varianza explicada y acumulada de la matriz de covarianza, para el estudio de los espectros de trigo y raigrás.

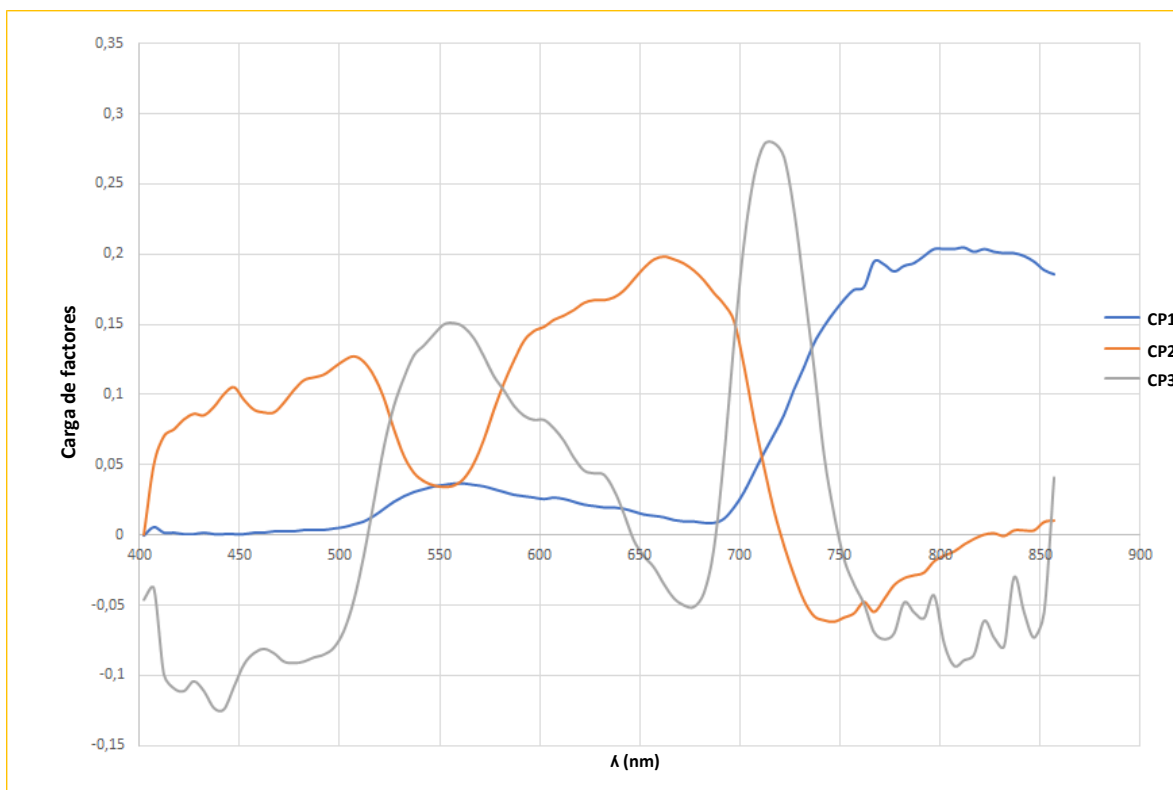


Figura 7. Cargas para los CP 1, 2 y 3 en función de λ . El valor de cargas de los CP indica la importancia relativa de cada longitud de onda en cada CP.

Los espectros medidos en sus nuevas coordenadas pueden visualizarse en el triplot mostrado en la figura 8 (a). Para cada eje de CP, la varianza explicada se muestra entre paréntesis.

Como puede observarse, la separabilidad no puede garantizarse mediante una simple inspección. Luego, se evaluaron los contrastes sobre cada CP siguiendo la Tabla 1, como se discutió en la sección anterior. La Tabla 3 y las Figuras 8 (b) -8 (h) resumen los resultados. Se empleó el mismo código de color que en la Tabla 1 en la Tabla 3 y como marco en las Figuras 8 (b) -8 (h). La tabla indica qué CP son significativamente diferentes, mientras que las figuras representan las nubes particulares de puntos de los contrastantes considerados y su proyección en planos 2D. Cada eje de CP incluye el p-valor entre paréntesis. Para el grupo 1 (rosa), se puede observar que, independientemente de la etapa fenológica, solo el tercer CP permite, sin dudas, diferenciar cultivos y malezas. Gráficamente se puede observar en las proyecciones 2D de las Figuras 8 (b) -8 (d) donde las nubes de puntos están claramente separadas en CP3. En el grupo 2 (verde) se puede diferenciar Tr IM de Rg FM sobre CP1 y CP2, mientras que para Tr FM y Rg Rep CP2 y CP3 son estadísticamente diferentes. Estas situaciones se pueden observar en las Figuras 8 (e) y 8 (f) en sus respectivas proyecciones 2D. Finalmente, el grupo 3 (amarillo) presenta una similitud con el grupo 2, siendo la CP2 y CP3 de Rg Rep distinguible de Tr FM mientras que solo CP3 separa la combinación Tr FM con Rg IM. Las Figuras 8 (g) y 8 (h) muestran estos dos últimos contrastes.

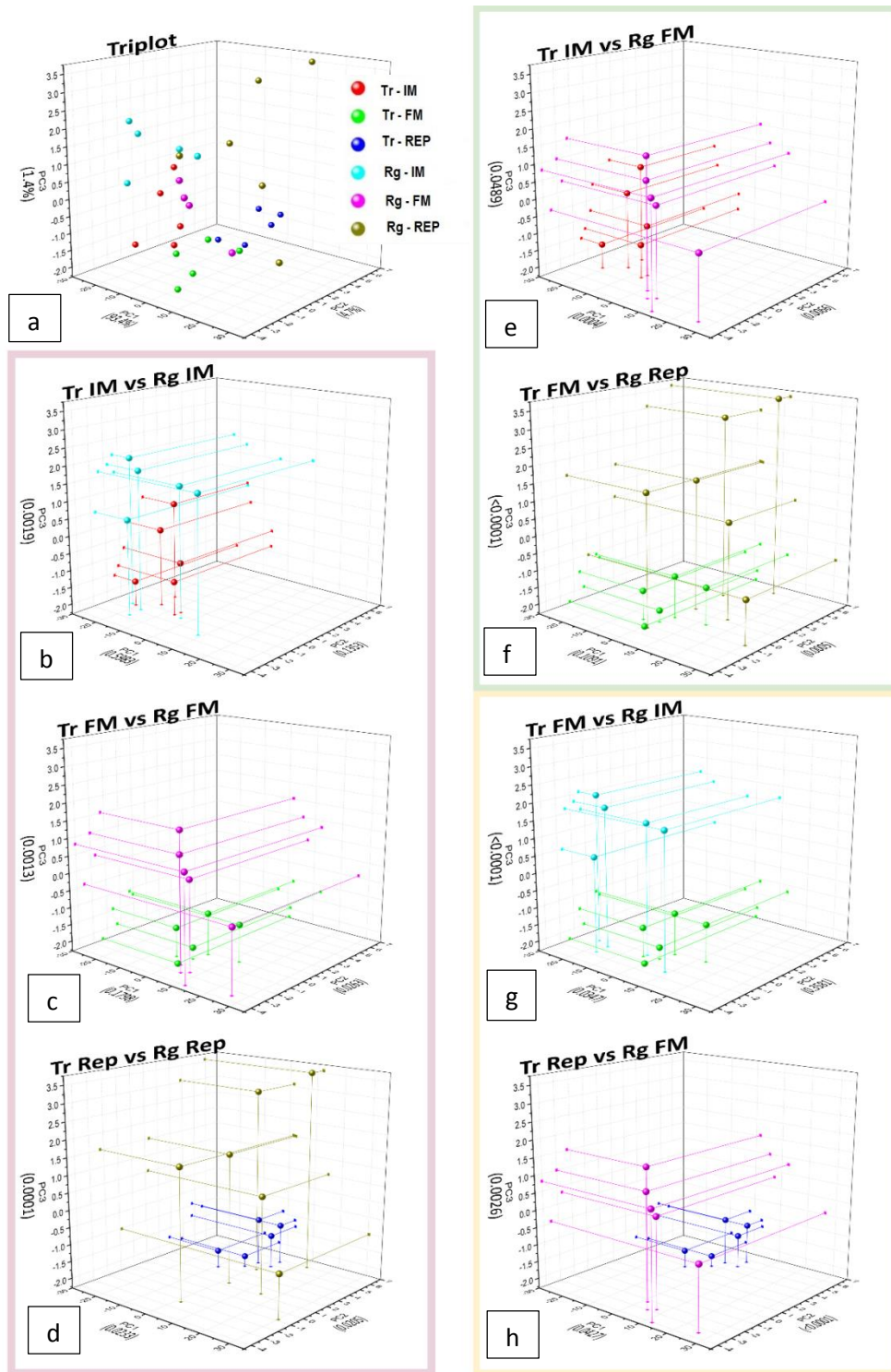


Figura 8. Espectros en sus nuevas coordenadas sintéticas, generadas a partir del análisis de componentes principales para cada uno de los contrastes propuestos. Se muestra el p-valor para indicar la existencia o no de dif. La leyenda de colores se repite para todas las imágenes. Significativas entre estadios. Ref. Triplot: PC1:93,4%, PC2:4,7% y PC3:1,4%; Tr IM vs Rg IM: PC1:0,5983, PC2: 0,1353 y PC3: 0,0019; Tr FM vs Rg FM: PC1:0,1798, PC2:0,0263 y

PC3:0,0013; Tr Rep vs Rg Rep: PC1:0,0233, PC2: 0,0255 y PC3:0,0001; Tr IM vs Rg FM: PC1:0,0004, PC2:0,0066 y PC3:0,0489; Tr FM vs Rg Rep: PC1: 0,1091, PC2:0,0005 y PC3:<0,0001; Tr FM vs Rg IM: CP1:0,0347, CP2:0,3581 y CP3:<0,0001; Tr Rep vs Rg FM: PC1:0,0427, PC2:<0,0001 y PC3:0,0026.

	<i>Rg-IM</i>	<i>Rg- FM</i>	<i>Rg-Rep</i>
<i>Tr- IM</i>	III	I ;II; III	
<i>Tr- FM</i>	I ; III	II; III	II; III
<i>Tr- Rep</i>		I ;II; III	I ; II; III

Tabla 3. Matriz de resumen de contrastes. Los números en cada celda indican el eje de CP sobre el cual cada par de combinación cultivo/maleza presenta diferencias significativas (p<0.05).

Discusión

De los resultados previos se observa que, empleando las herramientas estadísticas propuestas, el raigrás y el trigo se pueden diferenciar a través de diferentes etapas fenológicas. El análisis de cluster, reanudado en el dendrograma de la Fig. 6 muestra que TR Rep está lejos de Rg IM y Rg FM, lo que es coherente con el hecho de que TR Rep y Rg FM son distinguibles a través de los CP1, 2 y 3 como se muestra en la Tabla 3. Del mismo modo, como se ve en la Fig. 6, Rg Rep y TR FM están más cerca que Rg Rep y TR Rep, lo que coincide con el hecho de que el primer par es solo distinguible mirando los CP 2 y CP 3 mientras que CP1, CP2 y CP3 separan al último par mencionado. Tomando ahora los estadios fenológicos TR IM y RG IM, los mismos solo son separables en el CP 3, que es a su vez el que menos variabilidad explica de los tres componentes seleccionados, lo que estaría indicando un alto grado de similitud entre las firmas espectrales de estas especies en dicho estadio fenológico.

Siguiendo estos ejemplos, se puede llevar a cabo un análisis similar sobre otros contrastes y agrupaciones.

De la Fig. 7 se puede ver que las cargas para cada PC resaltan diferentes características del espectro de la hoja. Las cargas de PC1 se asemejan a un espectro típico como las que se muestran en la Fig. 5. En este sentido, podría pensarse que las cargas de PC1 capturan las características generales (promedio) de los espectros. A su vez, las cargas de PC2 parecen estar relacionadas con los pigmentos en el tejido vegetal (clorofila y caroteno). Mientras que las cargas de PC3 se relacionan con los picos de reflectancia verde y el borde rojo. Este último representa la región de cambio abrupto en la reflectancia de la hoja entre los 680 y 780nm causado por los efectos combinados de la fuerte absorción de la clorofila en las longitudes de onda rojas y la alta reflectancia en el las longitudes de onda del NIR debido a la dispersión interna de las hojas (Gates *et al.*, 1965; Horler *et al.*, 1983). Los cambios en la posición del borde rojo (punto de inflexión de la pendiente entre el rojo/NIR) a longitudes de onda más largas o más cortas se han utilizado como un medio para estimar cambios en el contenido de clorofila foliar y también como un indicador de estrés de la vegetación (Chang & Collins, 1983; Horl er *et al.*, 1983; Curran *et al.*, 1995; Clevers *et al.*, 2002; Lamb *et al.*, 2002; Smith *et al.*, 2004). Las diferencias detectadas a través del CP3, donde dicha región resulta importante, puede deberse entonces a varios factores que pueden ir más allá de la especie y/o el estadio fenológico en el cual se encuentran, como, por ejemplo, enfermedades fúngicas y stress hídrico. En el presente trabajo, dichas variables no fueron tenidas en cuenta, aunque esto sería un punto importante a tener en cuenta en futuros trabajos.

A partir de este análisis, se podría esperar que, mediante el uso de un sistema multiespectral con cinco bandas, centrado por ejemplo en los máximos observados en la Fig. 7 (450 nm, 550 nm, 675 nm, 725 nm y 825 nm), un trigo determinado en una etapa fenológica establecida pueda diferenciarse de raigrás transformando los espectros medidos al espacio de los componentes principales para luego clasificar los mismos mediante diferentes algoritmos, por ejemplo, con algoritmos de inteligencia artificial como el *support vector machine*. Resultados similares encontraron Piron et al., (2009) donde luego de probar 22 filtros comerciales para discriminar zanahoria de sus malezas, aquellos que se centraban en los 450, 550 and 700 nm fueron los que presentaron la mayor precisión de clasificación.

A su vez, las bandas espectrales detectadas en este trabajo son comparables con las utilizadas en la determinación de las variables biofísicas de la vegetación, (Verstraete & Pinty, 1996; Thenkabail *et al.*, 2000) y varios autores también mencionan estas regiones como importantes

en la discriminación de especies de plantas (Frazier *et al.*, 2014; Kanke *et al.*, 2012; Irisarri *et al.*, 2009; Piron *et al.*, 2009; Eddy *et al.*, 2014).

El análisis previo demuestra que de acuerdo con la combinación de etapas fenológicas en las que se encuentran la maleza y el cultivo, las regiones más eficientes del espectro para la discriminación varían, lo que significa que no solo las especies son importantes sino también su etapa fenológica, lo que coincide con uno de los resultados reportados por Irisarri *et al.*, (2009).

Conclusión

Los resultados obtenidos en este trabajo muestran la posibilidad de discriminar el trigo del ryegrass en diferentes etapas fenológicas utilizando información espectral y análisis multivariado cuando ambas especies son estudiadas independientemente (firmas puras) a nivel foliar. Además, se observó que la región más efectiva del espectro para diferenciarlos depende de la etapa fenológica en que se encuentre tanto el cultivo como la maleza. Este trabajo representa un avance en el tema, y el uso de información hiperespectral y análisis multivariado parece una herramienta prometedora en el manejo de esta y otras malezas. Se espera que futuros trabajos, en los que la información obtenida aquí se combine con otros métodos de discriminación de malezas y cultivos como la visión artificial, tengan un gran impacto en la agricultura de precisión y logren diferenciar las malezas en cultivos establecidos, donde la situación se vuelve más compleja por el desafío extra que agrega la estructura de los canopeos, la interferencia del suelo y los canopeos mixtos, ya que cultivo y maleza no pueden separarse en el campo para estudiarse independientemente.

Bibliografía

- Barroso, J., C. Fernandez Quintanilla, D. Ruiz, P. Hernaiz & L. J. Rew. 2004. "Spatial stability of *Avena sterilis* ssp. *ludoviciana* populations under annual applications of low rates of imazamethabenz". *Weed Research* 44, 178–186.
- Burgos Artizzu, X. P., A. Ribeiro, A. Tellaeché, G. Pajares & C. Fernández-Quintanilla. 2009. "Improving weed pressure assessment using digital images from an experience-based reasoning approach". *Computers and Electronics in Agriculture* 65, 176–185
- Chang, S. H., & W. Collins. 1983. "Confirmation of the airborne biogeophysical mineral exploration technique using laboratory methods". *Economic Geology and the Bulletin of the Society of Economic Geologists*, 78, 723–736.
- Cid, E. 2011. "Mapeo de malezas para aplicaciones sitio específicos." En Resúmenes de trabajos presentados: 10th Curso Internacional de Agricultura de Precisión, 71-76. INTA, Córdoba.
- Clevers, J. G. P.W., S. M. De Jong, G. F. Epema, F. Van der Meer, W. H. Bakker & A. K. Skidmore. 2002. "Derivation of the red edge index using MERIS standard band setting". *International Journal of Remote Sensing*, 23 (16), 3169–3184.
- Curran, P. J., W. R. Windham & H. L. Gholz. 1995. "Exploring the relationship between reflectance red edge and chlorophyll concentration in slash pine leaves". *Tree Physiology*, 15, 203–206.
- Diez De Ulzurrun, P., & M.I. Leaden. 2012. "Análisis de la sensibilidad de biotipos de *Lolium multiflorum* a herbicidas inhibidores de la enzima ALS, ACCasa y Glifosato". *Planta Daninha*, 30(3), 667-673. <https://dx.doi.org/10.1590/S0100-83582012000300024>
- Eddy P.R., A.M. Smith, B.D. Hill, D.R. Peddle, C.A. Coburn & R.E. Blackshaw. 2014. "Weed and crop discrimination using hyperspectral image data and reduced bandsets." *Canadian Journal of Remote Sensing*, 39(6): 481-490, DOI: 10.5589/m14-001
- Fischer, A. J. 2011. "Resistencia a herbicidas. Mecanismos y mitigación". *Revista técnica especial. Malezas problema. AAPRESID*. ISSN 1860-0633. 13-19 pp
- Fletcher, R. S. & R. B. Turley. 2017. "Employing Canopy Hyperspectral Narrowband Data and Random Forest Algorithm to Differentiate Palmer Amaranth from Colored Cotton." *American Journal of Plant Sciences* 8, 3258-3271.
- Gates, D. M., H. J. Keegan, J. C. Schleiter & V. R. Weidner. 1965. "Spectral properties of plants". *Applied Optics*, 4(1), 11–20.
- Gausman H.W. & W.A Allen. 1973. "Optical parameters of leaves of 30 plant species". *Plant Physiology* 52: 57-62.
- Gray, C.J., D. R. Shaw & L. M. Bruce. 2009. "Utility of hyperspectral reflectance for differentiating soybean (*Glycine max*) and six weed species". *Weed Technology*, 23, 108-119.
- Guglielmini, A.C., D. Batlla & R.L. Benech Arnold. 2004. "Bases para el control y manejo de malezas". In *Producción de Granos. Bases funcionales para su manejo. Sección V: Protección de los cultivos de grano*, edited by E.H. Satorre, R.L. Benech Arnold, G.A.

- Heijting, S., W.V. Werf, A. Stein & M. Kropff. J. 2007. "Are weed patches stable in location? Application of an explicitly two-dimensional methodology". *Weed Research* 47, 381–395.
- Horler, D. N. H., M. Dockray & J. Barber. 1983. "The red edge of plant leaf reflectance". *International Journal of Remote Sensing*, 4(2), 273–288.
- Irisarri, J. G. N., M. Oesterheld, S. R. Verón, & J. M. Paruelo. 2009. "Grass Species Differentiation through Canopy Hyperspectral Reflectance." *International Journal of Remote Sensing* 30 (22): 5959-975. doi:10.1080/01431160902791895.
- Istilart, C & M. Yannicari. 2013. "Análisis de la evolución de malezas en cereales de invierno durante 27 años en la zona sur de la pampa húmeda argentina". *Revista técnica especial: malezas problema*. 47-50. Accessed January 2019. https://www.aapresid.org.ar/rem/wpcontent/uploads/sites/3/2013/02/REMSD12_008.pdf
- Jacquemoud S. & S.L. Ustin. 2001. "Leaf optical properties: a state of the Art". *Proc. 8th International Symposium Physical Measurements & Signatures in Remote Sensing*, Aussois (Francia) CNES, pp 223-232.
- Johnson, G. A., D. A. Mortensen & A. R. Martin. 1995. "A simulation of herbicide use based on weed spatial distribution". *Weed Research* 35, 197–205.
- Jurado Exposito, M., F. López Granados, J. M. Peña Barragán & L. Garcia Torres. 2009. "A digital elevation model to aid geostatistical mapping of weeds in sunflower crops". *Agronomy for Sustainable Development* 29, 391–400.
- Kazmi, W., F. J. Garcia Ruiz, J. Nielsen, J. Rasmussen & H. J. Andersen. 2015. "Detecting creeping thistle in sugar beet fields using vegetation indices". *Comp. Electron. Agricult.* 112, 10–19.
- Kenkel, N.C., D.A. Derksen, A. G. Thomas & P. R. Watson. 2002, "Multivariate analysis in weed science research". *Weed Science*, 50, pp. 281–292.
- Kingston, R.H. 1978. "Detection of optical and infrared radiation". *Springer Series in Optical Sciences*. Springer-Verlag, (Berlin) Vol. 10: 3135–3141.
- Knipling, E. B. 1970. "Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation". *Remote Sensing of Environment* 1, 155–159
- Koch, M. 2012. "Implementación del Manejo Integrado de Malezas para los Cultivos Tolerantes a Herbicidas". *Crop Life International*. En línea [www.croplife.org]. Ultimo ingreso 06/03/18.
- Koger, C.H., L. M. Bruce, D. R. Shaw & K. N. Reddy. 2003. "Wavelet analysis of hyperspectral reflectance data for detecting pitted morninglory (*Ipomoea lacunosa*) in soybean (*Glycine max*)". *Remote Sensing of Environment*, 86, pp. 108–119.
- Lamb, D. W. & M. Weedon. 1998. "Evaluating the accuracy of mapping weeds in fallow fields using airborne digital imagery: *Panicum effusum* in oilseed rape stubble". *Weed Research* 38, 443–451.
- Lamb, D. W. & R. B. Brown. 2001. "Remote-sensing and mapping of weeds in crops". *Journal of Agricultural Engineering Research*. 78(2), 117–125.
- Lamb, D. W., M. Steyn-Ross, P. Schaare, M. M. Hanna, W. Silvester & A. Steyn-Ross. 2002. "Estimating leaf nitrogen concentration in ryegrass (*Lolium* spp.) pasture using the chlorophyll red-edge: Theoretical modelling and experimental observations". *International Journal of Remote Sensing*, 23 (18), 3619–3648.

- Leguizamón E. & E. Puricelli. 2004. "Manejo de malezas en trigo". Cátedra de Malezas. Departamento de Sistema de Producción Vegetal. Facultad de Ciencias Agrarias, Universidad Nacional de Rosario.
- Leguizamón, E. S. 2014. "La agricultura y las malezas: Pasado, presente y perspectivas". In *Malezas e invasoras de la Argentina. Tomo I: Ecología y Manejo*, edited by Osvaldo A. Fernández, Eduardo S. Leguizamón, Horacio A. Acciaresi, 25-41. Editorial UNS, Bahía Blanca ISBN 978-987-1907-70-0.
- López-granados, F. 2011. "Weed detection for site-specific weed management: mapping and real-time approaches". *Weed Research* 51, 1–11. DOI:10.1111/j.1365-3180.2010.00829.x
- Maesschalck, R. De., D. Jouan-Rimbaud & D. L. Massart. 2000. "The Mahalanobis Distance. ", *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 50, 1-18.
- Meaden, G.J. & J.M. Kapetsky. 1992. "Los sistemas de información geográfica y la telepercepción en la pesca continental y la acuicultura". FAO Documento Técnico de Pesca. N° 318. Roma, FAO. Cap IV. 266p. ISBN 92-5-303052-6
- Mendoza, G. & M. Casiani. 2014. "Manual de radiometría de campo para la vigilancia y protección fitosanitaria". Caso de aplicación para HLB. ISBN 978-607-9343-40-8
- Okamoto, H., T. Murata, T. Kataoka & S. I. Hata. 2007. "Plant classification for weed detection using hyperspectral imaging with wavelet analysis". *Weed Biology and Management*, 7, 31–37
- Paruelo, J. M., S. R. Verón & D. De Abelleira. 2014. "Principios básicos de percepción remota Percepción Remota y Sistemas de Información Geográfica. Sus aplicaciones en Agronomía y Ciencias Ambientales". p. 21 – 37.
- Peña Barragan, J. M., F. López Granados, M. Jurado Exposito & L. Garcia Torres. 2007. "Mapping *Ridolfia segetum* patches in sunflower crop using remote sensing". *Weed Research* 47, 164–172.
- Piron, A., V. Leemans, F. Lebeau & M. F. Destain. 2009. "Improving in-row weed detection in multispectral stereoscopic images". *Computers and electronics in agriculture*, 69, 73– 79
- Seyfried, M. & L. Fukshansky. 1983. "Light gradients in plant tissue". *Applied Optics* 22: 1402-1408.
- Smith, A. M. & R. E. Blackshaw. 2003. "Weed-crop discrimination using remote sensing: a detached leaf experiment". *Weed Technol.* 17, 11–820.
- Smith, K. L., M. D. Steven & J. J. Colls. 2004. "Use of hyperspectral derivative ratios in the red edge region to identify plant stress responses to gas leak". *Remote Sensing of Environment*, 92, 207–217
- Strothmann, W., A. Ruckelshausen, J. Hertzberg, C. Scholz & F. Langsenkamp. 2017. "Plant classification with in-field-labeling for crop/weed discrimination using spectral features and 3d surface features from a multi-wavelength laser line profile system". *Computers and Electronics in Agriculture*, 134, 79 – 93
- Tellaeche, A., G. Pajares, X. P. Burgos-Artizzu & A. Ribeiro. 2011. "A computer vision approach for weeds identification through support vector machines". *Applied Soft Computing*, 11, 908-915.
- Thenkabail, P. S., R. B. Smith & E. DePauw. 2000. "Hyperspectral vegetation indices and their relationships with agricultural crop characteristics". *Remote Sensing of Environment* 71, 158–182.

- Thornton, P. K., R. H. Fawcett, J. B. Dent & T. J. Perkins. 1990. "Spatial weed distribution and economic thresholds for weed control". *Crop Protection*, 9, 337–342.
- Thorp, K. & L. Tian. 2004. "A review on remote sensing of weeds in agriculture". *Precision Agriculture* 5 (5): 477-508. DOI:10.1007/s11119-004-5321-1
- Tuesca, D. & E. Puricelli. 2007. "Effect of Tillage Systems and Herbicide Treatments on Weed Abundance and Diversity in a Glyphosate Resistant Crop Rotation.". *Crop Protection* 26 (12): 1765-770. doi:10.1016/j.cropro.2007.03.008.
- Verstraete, M. M. & B. Pinty. 1996. "Designing optical spectral indexes for remote sensing applications". *IEEE transactions in Geoscience and Remote Sensing* 34: 1254-1265.
- Weber, C. 2009. "Reflectancia espectral en trigo (*Triticum aestivum* L.) Su utilización en la detección del estatus nitrogenado". Tesis para optar al grado de doctor de la facultad de Cs. Agrarias y Ftles. UNLP. <https://doi.org/10.35537/10915/1820>.
- Weber, C. 2014. "Sensores remotos y aplicación sitio-específica de herbicidas". In *Malezas e invasoras de la Argentina. Tomo I: Ecología y Manejo*, edited by Osvaldo A. Fernández, Eduardo S. Leguizamón, Horacio A. Acciaresi, 25-41. Editorial UNS, Bahía Blanca ISBN 978-987-1907-70-0.
- Wilks, D. 2011. "Cluster Analysis". *International Geophysics Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*, 100, 603-616.
- Yanniccari, M., C. Istilart, D. O. Giménez & A. M. Castro. 2012. "Glyphosate Resistance in Perennial Ryegrass (*Lolium Perenne* L.) from Argentina." *Crop Protection* 32 (02): 12-16. doi:10.1016/j.cropro.2011.09.021.
- Zadoks, J.C., T. T. Chang & C. F. Konzak. 1974. "A decimal code for the growth stages of cereals". *Weed research*, 14, pp.415–421.