

Estimación de potencial hídrico en vid por medio de medidas termográficas y espectrales

VILA H^{1,2}.; HUGALDE I¹.; DI FILIPPO M¹.

RESUMEN

El potencial hídrico foliar (Ψ_L) es una variable frecuentemente utilizada para medir el estado hídrico de los cultivos. Su medición con cámara de presión es lenta, lo que impide tomar un gran número de muestras. El objetivo del trabajo fue evaluar métodos alternativos para estimar el Ψ_L mediante sensores remotos. Uno de los métodos utilizados fue el de la reflectancia espectral. Esta técnica requiere de análisis estadísticos para poder estimar las variables de interés. Se probaron dos análisis, el cálculo de índices a partir de los valores del espectro y el análisis de Mínimos Cuadrados Parciales (PLS). El otro método probado fue la termografía que registra las Temperaturas de la Canopia (TC), que se relacionan con su estado hídrico. Los datos termométricos sirvieron para construir dos modelos de regresión que estimaron Ψ_L . Uno de los modelos fue una regresión simple con TC vs. Ψ_L ; el otro fue una regresión múltiple construida junto con el "índice normalizado de vegetación" ($NDVI = (R_{900} - R_{680}) / (R_{900} + R_{680})$) y con el "índice hídrico" ($WI = (R_{900} / R_{970})$). El ensayo se llevó a cabo en un viñedo de la variedad Malbec, en Mendoza, Argentina. La reflectancia se midió durante la mañana y el Ψ_L al mediodía, paralelamente a la toma de imágenes termográficas. Por PLS, usando las reflectancias entre 325 y 1075 nm, se pudo predecir el Ψ_L . Por regresión se obtuvieron las ecuaciones $\Psi_L = -1,21659 + 0,445078 * TC$; $R^2 = 0,19$, $p = 0,0000$ y $\Psi_L = 1,83399 - 0,613766 * NDVI + 0,0447517 * TC - 1,45787 * WI$, $R^2 = 0,36$, $p = 0,0000$. Al mapear mediante krigeado los Ψ_L observados y los estimados por los tres procedimientos, para analizar las similitudes en distribución espacial se observó una apreciable semejanza entre ellos a pesar de los bajos coeficientes de regresión encontrados. Esto es así porque los planos incluyen información espacial ausente en las regresiones. Se halló una mayor semejanza entre el Ψ_L observado y el estimado por PLS, comparado con los otros métodos.

Palabras clave: reflectancia, termografía, PLS, viticultura de precisión.

ABSTRACT

Leaf water potential (Ψ_L) is a useful variable for the water status assessment of crops. The pressure chamber is the current method for its measurement, but has the disadvantage of being too slow and impractical when to assess an important number of plants become necessary, as is required in Precision Viticulture. The objective of this investigation was to evaluate alternative methods for estimating Ψ_L , using remote sensors. One of these methods was based on spectral reflectance. This is a non destructive, quick and efficient method. Nevertheless, this technique requires statistical analysis in order to estimate the needed variables. In this study, two analyses were tested. On one side, we calculated indexes from spectral values, and on the other side, we tested the Partial Least Squares analysis (PLS). The other tested method

¹ Laboratorio de Viticultura, INTA EEA Mendoza. San Martín 3853, 5505 Luján de Cuyo, Mendoza, Argentina.

² hervila@mendoza.inta.gov.ar

Recibido 08 de octubre// Aceptado 02 de diciembre// Publicado online 15 de diciembre

was based on Thermography Canopy temperature (TC) is known to be related to water status. In this case, images of the canopy of the vineyard were taken, and the temperatures of each point of the assessed area were recorded. Two regression models derived from the thermographic data: one of these models was a simple regression with TC vs. Ψ_L ; and the other was a multiple regression, including temperature, the reflectance indices NDVI ($R_{900}-R_{680}/R_{900}+R_{680}$) and WI (R_{900}/R_{970}). The assessment took place in a Malbec vineyard, in Mendoza, Argentina. Reflectance was measured during the morning and Ψ_L at noon, just at the same time as the images were taken. By PLS, using reflectances from 325 to 1075 nm, Ψ_L could be estimated. With simple and multiple regressions the following equations were obtained: $\Psi_L = -1.21659 + 0.445078 * T^\circ$; $R^2 = 0,19$ and $\Psi_L = 1,83399 - 0,613766 * NDVI + 0,0447517 * TC - 1,45787 * WI$, $R^2 = 0,36$, $p = 0,0000$. When the observed and estimated Ψ_L obtained by the three procedures were mapped by krigging in order to analyze the likelihood between the spatial distributions, a high level of similarity was found, despite the low regression coefficients. Apparently, the maps include spacial information that is absent in the regressions. Higher likelihood was found between the measured Ψ_L and the estimated by PLS, when compared to the other methods.

Key words: reflectance, thermography, PLS, Precision Viticulture.

INTRODUCCIÓN

El potencial hídrico foliar (Ψ_L) es una variable comúnmente utilizada para evaluar el estado hídrico de las plantas de vid (Williams y Araujo, 2002; Schultz, 2003). El método estándar para realizar esta medición es el de la cámara de presión (Scholander *et al.*, 1965) que brinda valores precisos del Ψ_L , pero tiene la desventaja de ser destructivo y lento. Por esto resulta poco práctico a la hora de medir grandes superficies como se requiere en la viticultura de precisión. Dada la variabilidad espacial que presentan los viñedos, la estimación remota del potencial hídrico se convierte en una herramienta fundamental para diseñar estrategias de riego sitio específicas, importantes para optimizar la producción y la calidad de la uva (Rodríguez-Pérez *et al.*, 2007).

En la viticultura de precisión se necesitan mediciones rápidas como las que brinda la medición espectral. Esta tecnología es interesante ya que permite estimar, mediante mediciones de reflectancia, la proporción de la energía incidente que es reflejada por un objeto (en este caso la cubierta vegetal), pigmentos fotosintéticos, biomasa de cultivos y constituyentes minerales del suelo (He *et al.*, 2005; Raun *et al.*, 2001; Brown *et al.*, 2006). Los tejidos vegetales fotosintéticos reflejan una baja proporción de la energía incidente en las longitudes de onda del visible, si se compara con la que se produce en las longitudes de onda no visibles del infrarrojo cercano (NIR). Una planta estresada o senescente presenta una menor reflectancia en el NIR que una planta no estresada (Pinter *et al.*, 2003).

La espectrometría es una técnica que también se usa en laboratorio, donde acorta tiempos y evita el uso de

reactivos químicos para analizar distintos productos. Las muestras no se destruyen durante su análisis y varios constituyentes pueden determinarse simultáneamente (Cozzolino *et al.*, 2003; Batten, 1998, Schmilovitch *et al.*, 2000; He *et al.*, 2005).

Para su interpretación, las mediciones espectrales requieren algún tipo de análisis o calibración. Clásicamente, el uso de sensores multiespectrales en teledetección se ha complementado con índices de vegetación que combinan los valores de reflectancia en dos o más longitudes de onda del espectro. Existen diversos índices calculados a partir de estos datos. Entre los más comúnmente utilizados se encuentra el índice normalizado de vegetación (NDVI) que permite estimar la biomasa de cultivos (Lokupitiya *et al.*, 2010). Este índice se calcula a partir de la diferencia de las reflectancias en NIR (R_{900} nm) y en rojo (R ; R_{680}), dividido por la suma de las mismas. Existen otros índices que se utilizan para estimar el estado hídrico en diferentes tejidos y plantas (Pinter *et al.*, 2003). Uno de los más usados es el índice de estado hídrico (WI; Peñuelas *et al.*, 1993; Pinter *et al.*, 2003), que es el cociente entre la reflectancia a 900 nm y a 970 nm. Rodríguez-Pérez *et al.* (2007) probaron varios índices para estado hídrico calculados a partir del espectro de reflectancia y obtuvieron correlaciones entre 0,477 y 0,619, con variables fisiológicas como Ψ_L y contenido relativo de agua.

Los sensores hiperespectrales, por otro lado, pueden ser útiles para estimar el estado hídrico y se han utilizado en cultivos como trigo (Fitzgerald *et al.*, 2006) y vid (Rodríguez-Pérez *et al.*, 2007); pero para poder analizar un gran número de variables en forma conjunta se

Entre éstas, una de las más usadas es la regresión de Cuadrados Mínimos Parciales (PLS). Diversos autores han probado que este método de calibración puede estimar en el laboratorio componentes de calidad de frutos, como sólidos solubles, pH, color y propiedades físicas como fuerza de compresión (He *et al.*, 2005, Schmilovitch *et al.*, 2000, Bureau *et al.*, 2008).

El análisis de PLS es un método de construcción de ecuaciones de regresión que se utiliza cuando el número de variables independientes es mucho mayor al número de casos, siendo las variables no independientes entre sí (Hoskuldsson, 1988). Para obtener una relación entre la o las variables dependientes y las variables explicativas, el análisis construye nuevas variables llamadas latentes o componentes, donde cada una es una combinación lineal de las variables explicativas originales. Luego, por regresión, se determinan ecuaciones que relacionan los componentes con las variables respuesta (Garthwaite, 1994; Abdi, 2007). Los componentes formados capturan la máxima información de las variables independientes para predecir con mayor precisión las variables dependientes. El método tiene la desventaja de que la elección del número de componentes es subjetiva. Esta elección debe ser cuidadosa, ya que el ajuste puede llegar a ser muy explicativo de los datos de calibración, pero tener bajo nivel predictivo. Esta desventaja puede minimizarse mediante la validación cruzada que permite comprobar el poder predictivo de la calibración. En 2003 Hansen *et al.* midieron la biomasa de un cultivo de trigo a través de índices normalizados de vegetación y utilizando PLS.

Otra alternativa para estimar el estado hídrico de los cultivos por teledetección es la termografía infrarroja. Esta técnica consiste en obtener imágenes que registran las temperaturas de cada punto de una superficie dada. La Temperatura de la Canopia (TC) está relacionada con el estado hídrico de las plantas (Reynolds *et al.*, 2007). Esto es debido al aumento de temperatura que sufre la hoja cuando disminuye la transpiración como consecuencia del cierre estomático (Gardner *et al.*, 1992b; Pinter *et al.*, 2003; Jones *et al.*, 2003; Cohen *et al.*, 2005; Fitzgerald *et al.*, 2006; Jones y Schofield, 2008).

El objetivo del trabajo fue evaluar métodos alternativos a la cámara de presión -rápidos y no destructivos- que permitan estimar el Ψ_L , y conocer su potencialidad en viticultura de precisión. Para esto se compararon, en un viñedo, las mediciones de Ψ_L realizadas con cámara de presión, con las estimaciones a partir de espectroradiómetro y termografía. Estas últimas se complementaron con métodos de análisis y calibración tales como índices de vegetación, regresión simple y PLS.

MATERIALES Y MÉTODOS

En el año 2009, durante el mes de enero, se realizaron medidas espectrales de reflectancia, imágenes termográficas

y medidas de Ψ_L en distintos puntos de un viñedo. El viñedo de 10 años era de la variedad Malbec y estaba ubicado en la Estación Experimental Agropecuaria Mendoza del INTA, en Luján de Cuyo. La conducción era en espaldero a 2,5 m entre hileras y 1,5 m entre plantas. El viñedo se regaba gravitacionalmente cada 15 días y presentaba una notoria heterogeneidad de expresión vegetativa en el sentido del riego. Las mediciones espectrales se tomaron entre las 10:30 y las 12:00 h, en una planta cada 7,5 m, a lo largo de las 13 hileras ($n = 210$ plantas). Se midió la reflectancia de las plantas entre 350 y 1075 nm (cada 1 nm) a 0,5 m de distancia del lateral de las canopias, en una superficie de 0,05 m², con un espectroradiómetro FieldSpec UV/VNIR (Analytical and Spectral devices Inc., Boulder, Colorado, USA). A continuación, entre las 14:00 y las 16:00 h se midió el potencial hídrico foliar de mediodía (Ψ_{md}) con cámara de presión (Biocontrol Inc., Argentina), y la TC con una cámara termográfica Fluke TiR (Fluke Corporation, USA). Las 14:00 h representaban, en Mendoza, el medio día solar, ya que existía un desfase entre la hora legal y la solar. La TC se midió a 1 m de la canopia, obteniéndose una imagen de 1 m² de canopia, con una resolución de 320 x 240 píxeles. Estas últimas mediciones se tomaron en una planta cada 15 m en cada hilera ($n=112$). Las mediciones se hicieron en 2 días consecutivos y de características muy similares en cuanto a luz, temperatura y humedad.

Las imágenes termográficas se analizaron con el software Smart View 1.9 (Copyright © 2006-2007, Fluke corporation, USA) con el que se obtuvo el valor de TC media de una superficie de alrededor de 40 x 20 cm, libre de huecos de luz, representativa de la canopia de cada planta. A partir de los espectros de reflectancia de las plantas (figura 1) se calcularon los índices de vegetación y de estado hídrico NDVI y WI. Previo a este cálculo, los espectros fueron sometidos a un método de suavizado para eliminar picos anómalos que representaban ruidos inherentes al equipo. Se consideraron picos anómalos aquellos cuyo valor de reflectancia era mayor a 3 desviaciones estándar de los 20 valores de reflectancia en torno al valor espectral dado. Cuando se detectaba un pico anómalo, su valor de reflectancia se reemplazaba por el promedio de las reflectancias de 20 valores en torno al valor espectral dado. Para el cálculo de regresiones simples y múltiples se utilizó el programa StatsGraphics plus para Windows 4.0 (Statistical Graphics Corp., USA), utilizando como variables predictoras de Ψ_L la TC y los índices espectrales (NDVI y WI).

Por otra parte, los valores de reflectancia de las distintas longitudes de onda se utilizaron como variables predictivas para el análisis PLS. Se reservó fuera del análisis una cantidad de 98 observaciones elegidas al azar, con el objeto de realizar una validación cruzada. Para este análisis se usó el programa Statistica 6.1 (StatSoft, Inc., 2003). Para seleccionar el número de componentes del PLS se analizaron los valores de suma de cuadrados residuales predichos (PRESS) que brindaron una medida de la confianza de la estimación. Se consideró que si

se obtenía un buen ajuste entre los valores observados reservados para validación cruzada y los predichos a partir del PLS, la función obtenida era una buena predictor de casos futuros (Tobias, R.D., 1995). Por este motivo se buscaron los valores más bajos de PRESS que mostraran una buena estimación de Ψ_L en los casos reservados para la validación cruzada.

Los Ψ_L medidos a campo y estimados por espectrometría y termografía se modelizaron por krigeado con el software VESPER v 1.62 (Australian Centre for Precision Agriculture, University of Sydney, Australia). Se interpoló

a 0,25 m, con ajuste esférico sobre el variograma y se realizó un krigeado puntual. Los valores interpolados de L observados y predichos por los distintos métodos se graficaron con el programa Surfer v 6.01 (Golden Software, Colorado, USA) para su comparación visual.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

A partir de las medidas espectrales y mediante el análisis PLS se realizaron estimaciones de Ψ_L extrayendo

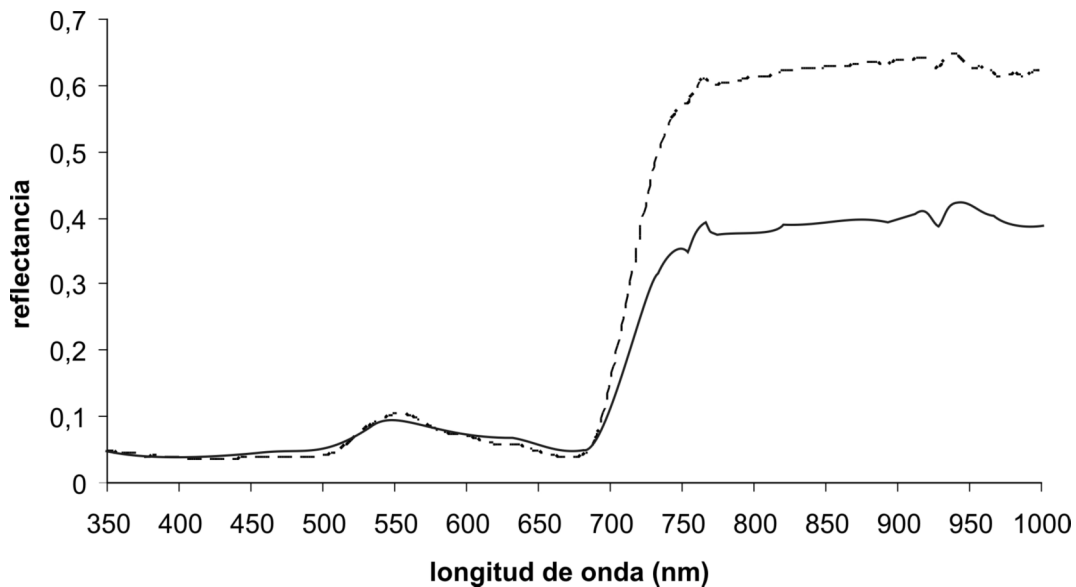


Figura 1: Curvas de reflectancia de una planta estresada, ($\Psi_{MD} -1,2$ MPa; -) y una planta no estresada, ($\Psi_{MD} -0,7$ MPa; ---) tomada con el espectroradiómetro FieldSpec UV/VNIR.

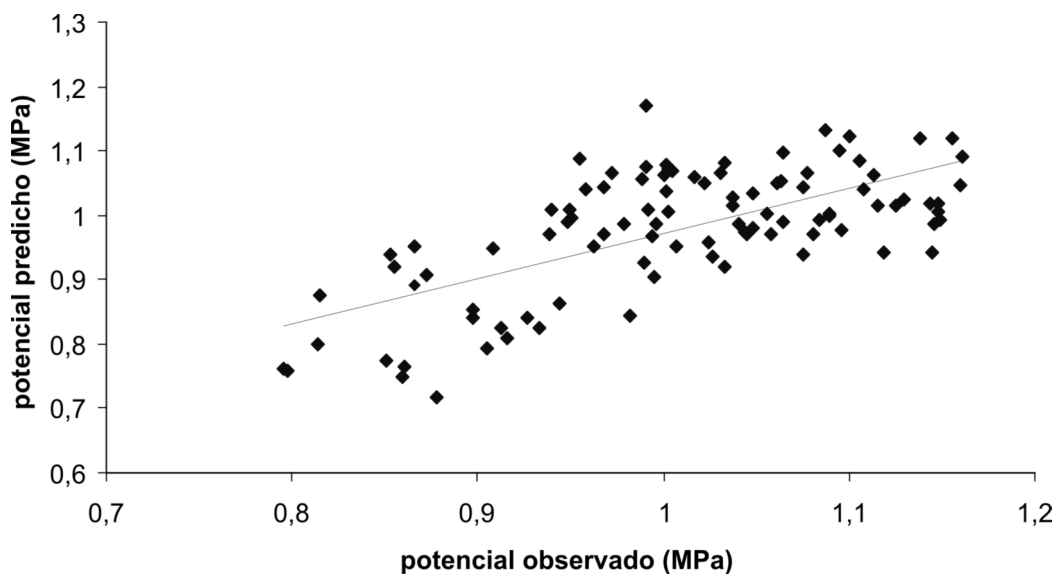


Figura 2: Ψ_L observados y predichos por espectrometría calibrada con PLS y 4 factores ($R^2 = 0,45$; valor $p = 0,000$; error estándar de la estimación = $0,07265$) en un viñedo de Malbec en el verano 2009, previo a cosecha.

entre 3 y 12 componentes. Los valores de Ψ_L predichos se compararon con los Ψ_L observados a campo mediante la correlación de Pearson. La mejor calibración se obtuvo eligiendo los primeros 4 componentes, con un R de 0,67, $p = 0,000$ y error estándar de la estimación de $= 0,07265$ entre los Ψ_L observados y predichos (figura 2), lo cual significó una correlación bastante baja como para proponer a este método como alternativo al de la cámara de presión. A pesar de esto, los planos de interpolación de estas variables mostraron una apreciable similitud visual (figura 3 a y b).

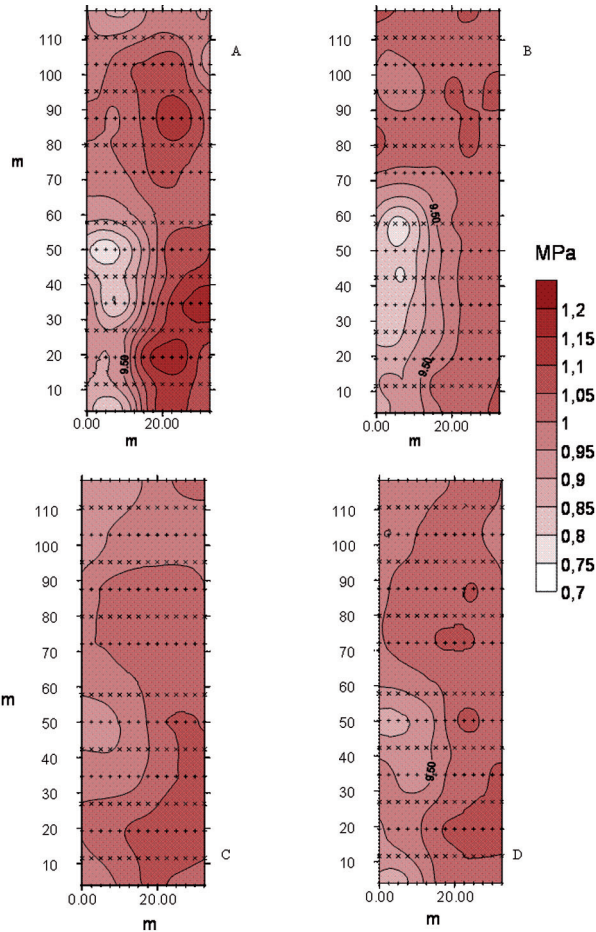


Figura 3 (a, b, c, d) Plano de Ψ_L observados (A), Ψ_L predichos por PLS con 4 factores (B), Ψ_L predichos utilizando termografías de copias (C) y Ψ_L predichos por regresión múltiple a partir de NDVI, WI y TC (D); en un viñedo de Malbec en el mes de enero de 2009.

A partir de las TC obtenidas con las imágenes termográficas (figura 4) se predijeron los Ψ_L mediante regresión lineal. El nivel de asociación entre ambas variables resultó bajo aunque significativo ($\Psi_L = -1,2165 + 0,445078 \text{ TC}$; $R^2 = 0,19$; $R = 0,44$; $p=0,000$; error estándar de la estimación de $= 0,142989$; figura 5). Una vez mapeados los valores de Ψ_L predichos a partir del análisis termográfico se pudo observar que, en concordancia con la menor correlación observada, la predicción a partir de TC se ajustó en menor medida que la predicción

por PLS (figura 3 c). Sin embargo, aún fue posible identificar los sectores con mayores y menores nivel de estrés hídrico. (figura 4 y 5)

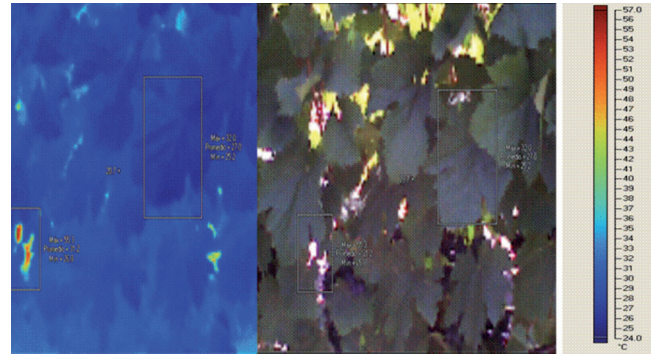


Figura 4. Imágenes visible (izquierda) e infrarroja (derecha) tomadas sobre el lateral de una canopia de vid Malbec. El polígono de la izquierda en cada imagen es un ejemplo de las porciones utilizadas para calcular la temperatura media de la canopia desestimando los huecos (polígonos de la derecha en cada imagen).

Con el fin de aumentar el grado de predicción del Ψ_L con la termografía, se intentó complementar esta variable con los índices NDVI y WI obtenidos por espectrometría de reflectancia. Para ello, se calculó un modelo de regresión múltiple para predecir Ψ_L . Esta regresión obtuvo un coeficiente de determinación apreciablemente mayor que cuando se usó la termografía sola ($\Psi_L = 1,83399 - 0,613766 * \text{NDVI} + 0,0447517 * \text{TC} - 1,45787 * \text{WI}$, $R^2 = 0,36$, $p = 0,0000$; error estándar de la estimación $= 0,128503$; Figura 6). No obstante ello, este método no pudo superar a la espectrometría con calibración PLS. (figura 6).

En la figura 3d puede observarse cómo en el plano de Ψ_L predichos aumentó el nivel de predicción en forma sensible con respecto al método anterior.

Con ninguno de los métodos probados se encontraron correlaciones suficientemente altas entre Ψ_L observados y predichos como para establecer a alguno de ellos como método alternativo al de la cámara de presión. Específicamente no se hallaron correlaciones suficientemente importantes que permitan concluir que, a partir del conjunto de los valores de reflectancia de las plantas, se pueda llegar a medir indirectamente Ψ_L . Esto concuerda con los resultados de Hunt *et al.* (1989) y Pierce *et al.* (1990), que concluyeron que, para distintas especies forestales, los índices calculados a partir de reflectancias NIR no pueden usarse para la estimación remota del estado hídrico de las plantas.

Por otro lado, debe tenerse en cuenta que con la tecnología disponible en este estudio sólo pudo analizarse el espectro de reflectancia desde el UVA hasta el NIR, siendo que el contenido hídrico está más asociado (en forma negativa) con la reflectancia en el infrarrojo medio (MIR; entre 1.500 y 1.900 nm; Chuvieco Salinero, 2002;

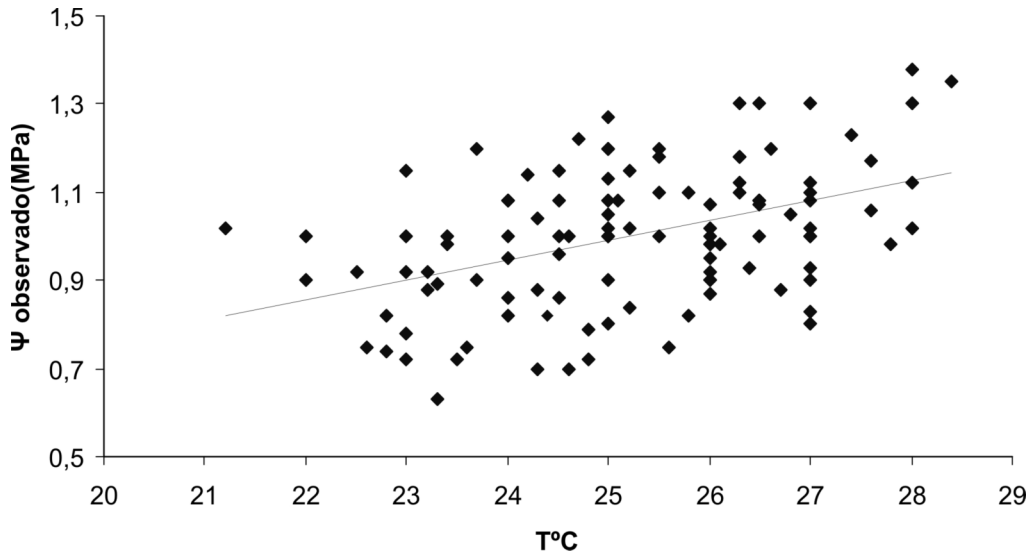


Figura 5. Relación entre temperatura de la canopia (TC) y Ψ_L observados a campo ($R^2= 0.19$; $p=0.000$; error estándar de la estimación de = $0,142989$) en un viñedo de Malbec en el verano 2009, previo a cosecha.

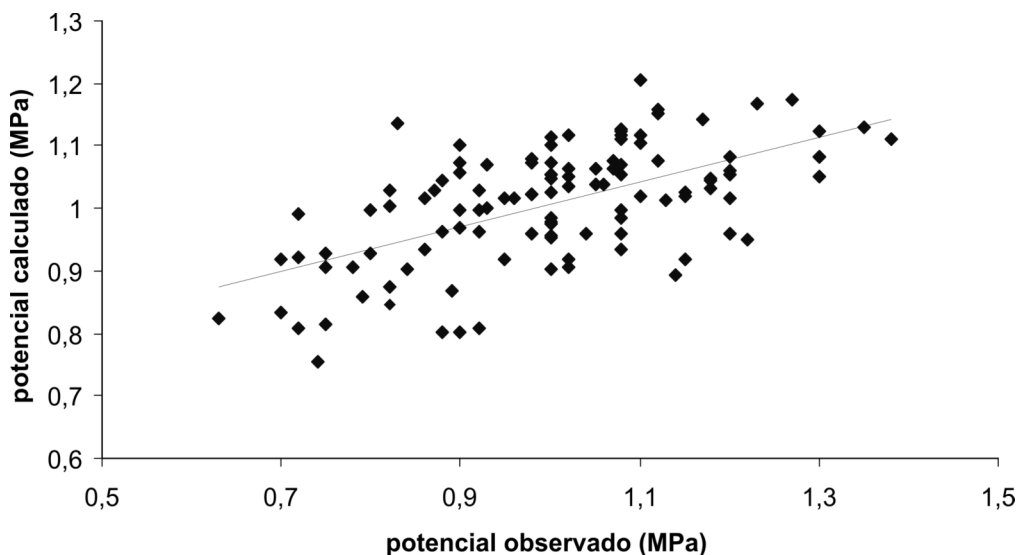


Figura 6. Ψ_L observados y predichos mediante la técnica de combinar termografía e índices de reflectancia NDVI y WI ($R^2= 0.33$; valor $p=0.000$; error estándar de la estimación= $0,128503$) en un viñedo de Malbec en el verano previo a cosecha.

Lestander y Geladi, 2005). No obstante, la reflectancia en el NIR está asociada a diversas formas de estrés y no debería descartarse. Es posible que utilizando espectroradiómetros con una mayor amplitud de captación de bandas que tengan en cuenta el NIR y lleguen hasta el MIR la calibración PLS pueda resultar más potente para predecir Ψ_L .

Por otro lado se observó que la estimación realizada con TC no tuvo una exactitud suficiente para estimar valores de Ψ_L en las zonas más estresadas (Ψ_L por debajo de $-1,2$ MPa), ocurriendo lo contrario en la estimación por regresión múltiple a partir de NDVI, WI y TC. De

esta manera, podría ser interesante probar la utilización de ambos planos para poder zonificar una parcela, siendo esto importante a la hora de eficientizar el manejo del agua y economizar labores culturales. De esta manera, Rock *et al* (1986) usaron NIR y MIR (infrarrojo medio) para separar zonas estresadas de no estresadas en bosques de coníferas.

Es importante observar que, aunque los valores de correlación no resultaron suficientemente altos, los planos de valores estimados en general mostraron suficientes semejanzas con los valores observados como para permitir una aceptable zonificación de áreas sometidas a estrés hídrico.

CONCLUSIONES

El método de espectrometría UVA/VNIR calibrado con PLS y una extracción de 4 componentes brinda una aceptable estimación del estado hídrico del viñedo, dadas las limitaciones de la técnica de teledetección.

Estas estimaciones no pueden tomarse más que como orientativas, dada la baja asociación con los valores reales de Ψ_L medidos en el campo. Sin embargo, los mapeos a partir de técnicas espectrométricas muestran una apreciable semejanza con los mapeos de Ψ_L observados. Si bien esto parece contradictorio, los planos incluyen información espacial ausente en las regresiones. La técnica serviría para dividir la superficie cultivada en zonas con distinto estado hídrico, válido para zonificar el viñedo y conducir un manejo diferencial del agua.

Este estudio abre la puerta a futuras investigaciones, tales como la prueba de otros índices espectrales, otras variables fisiológicas y otras técnicas de teledetección que, sumadas a las técnicas de análisis y calibración, puedan explicar con mayor certeza la variabilidad que rodea a la medición de Ψ_L . Jones y Schofield (2008) concluyeron que el desarrollo de estudios por imágenes a partir de varios tipos de sensores es necesario para lograr un buen diagnóstico y monitoreo en plantas. Las metodologías podrían incluir simples combinaciones de sensores térmicos, de reflectancia y fluorescencia, entre otros.

BIBLIOGRAFÍA

ABDI H. 2007. Encyclopedia of measurement and statistics. Program in Cognition and Neurosciences. ed Neil Sakind, MS: Gr.4.1, University of Texas, Dallas.

BATTEN, G. D. 1998. Plant analysis using near infrared reflectance spectroscopy: the potential and the limitations. Australian Journal of Experimental Agriculture 38(7), 697 - 706.

BROWN, D. J.; SHEPHERD, K. D.; WALSH, M. G.; MAYS, M. D.; REINSCH, T. G. 2006. Global soil charac-

terization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy. Geoderma 132, 273-290.

BUREAU, S.; RUIZ, D.; REICH, M.; GOUBLE, B.; BERTRAND, D.; AUDERGON, J.-M.; RENARD, C.M.G.C.; 2009. Rapid and non-destructive analysis of apricot fruit quality using FT-near-infrared spectroscopy. Food Chemistry 113, 1323-1328.

CHUVIECO SALINERO, E. 2002. Teledetección ambiental, la observación de la tierra desde el espacio. ed Ariel Ciencia. Barcelona, España. 57-60.

COHEN, Y.; ALCHANATIS, V.; MERON, M.; SARANGA, Y.; TSIPRIS, J. 2005. Estimation of leaf water potential by thermal imagery and spatial analysis. Journal of experimental botany. 56, (417), 1843-1852.

COZZOLINO, D.; MORÓN, A. 2003. The potential of near-infrared reflectance spectroscopy to analyze soil chemical and physical characteristics. Journal of Agricultural Science, 140(1) 65-71.

FITZGERALD, G.J.; RODRÍGUEZ, D.; CHRISTENSEN, L.K.; BELFORD, R.; SADRAS, V.O.; CLARKE, T.R. 2006. Spectral and thermal sensing for nitrogen and water status in rainfed and irrigated wheat environments. Precision Agriculture 7, 233-248.

GARDNER, B.R.; NEILSEN, D.C.; SHOCK, C.C. 1992. Infrared thermometry and the crop water stress index. II : sampling procedures and interpretation. Journal of production agriculture. 5: 4, 466-475.

GARTHWAITE, P.H. 1994. An Interpretation of Partial Least Squares. Journal of the American Statistical Association 89, (425). 122-127.

HANSEN, P.M., SCHJOERRING, J.K. 2003. Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression. Remote sensing of environment. 86, 542-553.

HE, Y; ZHANG, Y; PEREIRA, A.G.; GÓMEZ, A.H.; WANG, J. 2005. Nondestructive Determination of Tomato Fruit Quality Characteristics Using Vis/NIR Spectroscopy

Technique. *International Journal of Information Technology*. 11 (11).

HOSKULDSSON, P. 1988. "PLS Regression Methods", *Journal of Chemometrics*, 2, 211-228.

HUNT, R., ROCK, B.N. 1989. Detection of changes in leaf water content using near and middle-infrared reflectances, *Remote Sensing of Environment*, 30, 43-54.

JONES, H.G.; LEINONEN, I. 2003. Thermal Imaging for the study of plant water relations. *Journal of Agriculture meteorology*, 59 (3), 205-217.

JONES H. G. Y SCHOFIELD P. 2008. Thermal and other remote sensing of plant stress. *General and applied plant physiology*, special issue, 34 (1-2), 19-32.

LESTANDER, T A.; GELADI, P. 2005. NIR spectral information used to predict water content of pine seeds from multivariate calibration *Canadian Journal of Forest Research* 35(5) 1139-1148.

LOKUPITIYA, E.; LEFSKY, M.; PAUSTIAN, K. 2010. Use of AVHRR NDVI time series and ground-based surveys for estimating county-level crop biomass. *International Journal of Remote Sensing*, 31, (1), 141 - 158.

PEÑUELAS, J.; FILELLA, I.; BIEL, C.; SERRANO, L.; SAVE, R. 1993. The reflectance at 950-970 nm region as an indicator of plant water status. *International journal of remote sensing* 14, 1887-1905.

PIERCE, L.; RUNNING, S; RIGGS, G. 1990. Remote detection of canopy water stress in coniferous forests using the NS001 Thematic Mapper Simulator and the thermal infrared multispectral scanner. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 56, 579-586.

PINTER, P.J.; HATFIELD, J.L.; SCHEPERS, J.S.; BARNES, E.M.; MORAN, M.S.; DAUGHTRY, C.S.T.; UPCHURCH, D.R. 2003. Remote sensing for crop management. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 69 (6), 647-664.

RAUN, W.; SOLIE, J. B.; JOHNSON, G. V.; STONE, M. L.; LUKINA, E. V.; THOMASON, W. E.; SCHEPERS J. S. 2001. In-season prediction of potential grain yield in winter wheat using canopy reflectance. *Agronomy Journal* 93, 131-138.

REYNOLDS, M.P.; DRECCER, F.; TRETOWAN, R. 2007. Drought adaptative traits derived from wheat wild relatives and landraces. *Journal of experimental botany* 58, 177-186.

ROCK, B.N.; VOGELMANN, J.E.; WILLIAMS, D.L.; VOGELMANN, A.F.; HOSHIZAKI T. 1986. Remote detection of forest damage. *Bioscience* 36(7) 439-445.

RODRÍGUEZ-PÉREZ, J.R.; RIAÑO, D.; CARLISLE, E.; USTIN, S.; SMART, D.R. 2007. Evaluation of hyperspectral reflectance indexes to detect grapevine water status in vineyards. *American Journal of Enology and Viticulture*. 58(3), 302-317.

SCHMILOVITCH, Z.; MIZRACH, A.; HOFFMAN, A.; EGOZI, A H.; FUCHS, Y. 2000. Determination of mango physiological indices by near-infrared spectrometry. *Postharvest Biology and Technology* 19, 245-252.

SCHOLANDER, P. F.; BRADSTREET, E. D.; HEMMINGSEN, E.A.; HAMMEL, H. T. 1965. Sap Pressure in Vascular Plants, Negative hydrostatic pressure can be measured in plants. *Science* 148(3668), 339 - 346.

SCHULTZ, H.R. 2003. Differences in hydraulic architecture account for near-isohydric and anisohydric behaviour of two field-grown *Vitis vinifera* L. cultivars during drought. *Plant, Cell & Environment*, 26 (8), 1393-1405.

TOBIAS, R. D. 1995. *An Introduction to Partial Least Squares Regression*. SAS Institute Inc., Cary, NC.

WILLIAMS, L.E.; ARAUJO, F.J. 2002. Correlations among predawn leaf, midday leaf and midday stem water potential and their correlations with other measures of soil and plant water status in *Vitis vinifera*. *Journal of American Society for Horticultural Science*, 127 (3), 448-454.