

9CFE-2013

Actas del Noveno Congreso Forestal Español Edita: **Sociedad Española de Ciencias Forestales. 2025**. ISBN: **978-84-941695-7-1**



Organiza



NIR portátil para diferenciar la especie de eucalipto (*nitens* o globulus) y predecir la densidad básica de la madera en la cadena de suministro a la industria

MERLO SÁNCHEZ, E. (1), PIÑEIRO GARCÍA, M. (1), RUIZ FERNÁNDEZ, F. (2). (1) Madera Plus Calidad Forestal S.L. (2) ENCE. Energía y Calulada S.A.

(2) ENCE, Energía y Celulosa S.A.

Resumen

El equipo MICRONIR ha permitido la captura in situ de espectros sobre la cara radial de las trozas recién cortadas. Este trabajo comprueba la eficiencia de un modelo predictivo desarrollado a partir de espectros tomados directamente sobre madera verde húmeda, e introducido en el equipo portátil MicroNIR para diferenciar especie y estimar la densidad básica. Se evaluaron 279 rodajas, las cuales fueron extraídas sobre trozas de ambas especies, tras la tala de los árboles. En cada rodaja de E. globulus y E. nitens fueron tomados 4 y 8 espectros de forma sistemática en varias zonas entre la médula y la corteza. El análisis de dichos espectros y los resultados de densidad en laboratorio permitió evaluar la eficiencia inicial del modelo. Para ambas especies las predicciones son buenas. En densidad básica se han conseguido coeficientes de determinación adecuados con valores de 0.83 y 0.88 para E. globulus y E. nitens respectivamente y con errores de predicción del orden de 20 kg/m³. En el caso de la diferenciación de especies, el modelo consigue distinguir correctamente las dos especies en más del 90% de los casos. La predicción individual de densidad básica de una rodaja mediante la captura de 4 espectros en la madera según metodología propuesta (2 parte exterior, 1 parte intermedia, 1 parte interior) se muestra como opción óptima.

Palabras clave

Espectro, infrarojo cercano, caracterización in situ, madera verde, quimiometría, regresión por mínimos cuadrados, análisis discriminante.

1. Introducción

Eucalyptus globulus y Eucalyptus nitens son dos de las principales especies forestales de interés comercial ampliamente distribuidas en el noroeste ibérico. Estas especies desempeñan un papel fundamental en la economía forestal debido a su rápido crecimiento y a su utilidad en diversas aplicaciones industriales, como la producción de papel, biomasa y otros productos derivados de la madera. La densidad básica de la madera es un parámetro crítico para la industria del eucalipto, ya que es una propiedad que tiene una correlación directa con las características físico-mecánicas de la madera, con implicaciones directas en el comportamiento, procesamiento y aplicación final de los productos (Amaral et al., 2020; Costa et al., 2019). En este sentido, la madera de E. globulus es considerablemente más densa que la de E. nitens (Raymond & Muneri, 2001), lo que repercute directamente en su calidad y en su idoneidad para determinadas aplicaciones industriales. En concreto la pulpa Kraft blanqueada de E. globulus es ampliamente valorada en el mercado para la producción de papel, debido a su combinación de resistencia, densidad, opacidad y textura suave (Kibblewhite et al., 1991; Santos et al., 2006). Por otro lado, existe una considerable variabilidad en las propiedades de la fibra de la madera de especies del género Eucalyptus, a diferentes niveles: dentro de cada árbol, entre árboles y entre diferentes masas forestales (Greaves & Borralho, 1996; Valente et al., 1922). Además, algunas veces es difícil diferenciar las trozas sin corteza de E. globulus y E. nitens, a la entrada en fábrica, ya que presentan aspectos muy similares. Por todo ello, poder tener un método portátil para diferenciar estas especies y conocer con precisión las



propiedades es fundamental para optimizar el aprovechamiento sostenible de los recursos forestales de estas especies.

La espectroscopía de infrarrojo cercano (NIR) es una tecnología basada en la intensidad de la absorción de radiación electromagnética para analizar la interacción del material biológico con los enlaces orgánicos que constituyen la muestra. Esta técnica ha sido utilizada en el sector forestal porque es no destructiva, confiable y proporciona respuestas en tiempo real (Ramalho et al., 2018; Sheppard et al., 1987). La información obtenida mediante espectroscopia NIR se asocia con los valores de las propiedades determinadas en el laboratorio. Posteriormente, se pueden desarrollar modelos estadísticos para predecir dichas propiedades; la regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS-R) es el modelo más comúnmente utilizado para este análisis (Amaral et al., 2021; Sandak et al., 2016). Entre las propiedades de la madera, la variación de la densidad tiene una fuerte correlación con la firma espectral en el NIR (Hein et al., 2009). Los modelos para estimar la densidad básica de la madera de Eucalyptus mediante espectroscopia NIR con un instrumento de laboratorio mostraron resultados adecuados para la selección de material genético en algunas entidades forestales (Amara et al., 2021; Arriel et al., 2019; Costa et al., 2018; Rosso et al., 2013). Durante muchos años el uso de NIR para caracterización de la madera se realizaba en laboratorio y exigía un proceso muy laborioso de preparación de la muestra antes de la captura del espectro, que implicaba muchas veces su trituración y secado de la madera. Sin embargo recientemente algunos trabajos ya han demostrado la posibilidad de predecir la densidad básica de la madera tomando espectros NIR directamente sobre madera sólida, independientemente de la humedad de la misma tanto con equipo de laboratorio como con equipo portátil (Medeiros et al., 2024).

2. Objetivos

Los objetivos de este estudio son elaborar modelos específicos para la predicción de la densidad básica de la madera, así como para la diferenciación entre ambas especies, en base a la tecnología de espectroscopía de infrarrojo cercano (NIR), utilizando un dispositivo portátil y capturando los espectros directamente sobre madera sólida verde.

3. Metodología

En primer lugar, se procedió a la extracción de las muestras, las cuales consistieron en rodajas de sección circular obtenidas directamente de los troncos de los árboles tras el apeo. Para la captura de los espectros, se empleó el equipo portátil MicroNIR, de la compañía VIAVI, diseñado para capturar espectros de absorción en el rango de longitudes de onda comprendido entre 908 y 1676 nm. Se han analizado un total de 279 muestras, de las cuales 226 se correspondían con rodajas de *E. globulus* y 53 de *E. nitens*. En cada rodaja de *E. globulus* se tomaron cuatro mediciones espectrales en la cara radial: dos en la zona externa cercana a la corteza, una en la zona intermedia y una más cerca de la médula. En el caso de *E. nitens*, con menor número de efectivos, se tomaron cuatro espectros adicionales con la misma sistemática de distribución en la cara radial, para incrementar el número de espectros de esa especie de cara al modelo de diferenciación de especies. Se capturaron un total de 1214 espectros.

La determinación de la densidad básica de las muestras de madera se efectuó siguiendo el Método Tappi UM 20, el cual se centra en la determinación de la densidad de la madera usando el principio de Arquímedes. Así, en primer lugar, se descortezaron las rodajas y se pesaron. A continuación, se sumergieron en una cubeta previamente enrasada con agua, recogiendo en un vaso y pesando el agua



rebosante. Acto seguido, se suspendió cada rodaja individualmente sobre la cubeta, esperando a que escurriese el agua, para luego secarla superficialmente con papel absorbente. Tras esto, se pesaron las rodajas escurridas. Posteriormente, se introdujeron las muestras en una estufa a 100 – 105 °C durante 48 horas para secarla completamente. Por último, se pesaron las rodajas. En consecuencia, el valor de la densidad básica se obtuvo del siguiente modo:

$$H(\%) = \frac{C - D}{D} \times 100$$

$$DV\left(\frac{kg}{m^3}\right) = \frac{C}{V + (E - D)} \times 1000$$

$$DB\left(\!\frac{kg}{m^3}\right) = DV \times \frac{100\text{ - }H}{100}$$

Siendo: *C*, peso de la muestra sin corteza (g); *D*, peso de la muestra seca (g); *E*, peso de la muestra escurrida (g); *V*, volumen (ml) o peso (g) del agua desplazada; *H*, humedad de la muestra (%); *DV*, densidad húmeda de la madera, calculada como el peso verde dividido por el volumen de la madera húmeda (kg/m³); *DB*, densidad básica, calculada como el peso seco dividido por el volumen de la madera húmeda (kg/m³).

Una vez obtenidos los espectros NIR fueron analizados eliminando aquellos que siguiesen patrones anómalos. Para ello, se llevó a cabo un análisis de componentes principales seguido del cálculo de la distancia de Mahalanobis (Shah & Gemperline, 1989) para cada uno. Posteriormente, se procesaron empleando las siguientes transformaciones del espectro en crudo:

- 1. Normalización del espectro (SNV) (Barnes et al., 1989).
- 2. Normalización del espectro seguida de un suavizado de tendencias (DET) (Barnes et al., 1989).
- 3. Primera y segunda derivada del espectro en crudo mediante el filtro de Savitzky Golay (SG1 y SG2) (Savitzky & Golay, 1964; Schafer, 2011).
- 4. Primera y segunda derivada del espectro normalizado mediante el filtro de Savitzky Golay (SNVSG1 y SNVSG2).

En la figura 1, se muestran los espectros de absorción tomados en este estudio directamente sobre la región radial de la madera húmeda de las dos especies de eucalipto y las diferentes transformaciones realizadas. Como puede apreciarse, la diferenciación de visu del espectro no es suficiente para encontrar las diferencias entre especies, siendo necesario el análisis quimiométrico posterior y la obtención de un modelo predictivo que permita ser aplicado sobre el espectro para conseguir el resultado de interés.





 Figura 1. Representación gráfica del espectro según la variación de absorbancia en función de la longitud de onda, Se muestran los espectros en crudo y sus transformaciones: espectros normalizados (SNV), normalizados y suavizados (Detrend), primera derivada (SG1), segunda derivada (SG2)y normalización de los espectros derivados (SNVSG1) y (SNVSG2).

Los espectros han sido tratados de manera conjunta o de manera independiente en cada muestra de madera según el objetivo. Así, para realizar los modelos predictivos de densidad básica se ha utilizado el promedio de los cuatro espectros recogidos por rodaja en las diferentes posiciones de médula a corteza, de cara a recoger toda la variación de densidad de la rodaja. Este espectro promedio en cada rodaja se enfrentó al valor de densidad básica obtenido en laboratorio para la misma muestra. Sin embargo para realizar el modelo de diferenciación de especies, se emplearon todos los espectros capturados en las rodajas de manera individualizada, independientemente de su posición en la misma y considerando que independientemente de donde se capture el espectro dentro de la rodaja, deberá ser posible diferenciar de qué especie se trata. Tanto en los modelos de densidad como en los de diferenciación de especies, se empleó el paquete *pls* (Mevik & Wehrens, 2007) del software estadístico R.

Para los modelos de densidad básica, se utilizó la técnica de regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS-R), especialmente adecuada para casos como éste, en los que las variables predictoras presentan una alta correlación. Esta técnica transforma las variables originales en nuevas variables ortogonales entre sí, denominadas componentes o variables latentes, que capturan la mayor variabilidad explicativa posible de los datos. El número de componentes de los modelos se seleccionó en base al criterio de Wold (Wold, 1978), según el cual se elige el número de componentes cuyo modelo proporcione primer mínimo local del menor error medio cuadrático de la validación cruzada (RMSE_{cv}). En este caso, se ejecutó una validación cruzada uno a uno, mediante un sistema iterativo de predicción dejando uno fuera ("LOO"). Durante el proceso, se eliminaron las observaciones en las que los modelos registraron residuos significativamente altos (umbral o *p-valor* < 0.05). La selección del mejor modelo, de entre los obtenidos para cada transformación, se basó en el coeficiente de determinación y en la raíz del error medio cuadrático (R²_{cv} y RMSE_{cv} respectivamente) de la validación cruzada dejando un dato fuera en cada iteración, conocida como validación "leave



one out" (*"LOO"*). Por último, se representó el gráfico de observados – predichos para visualizar el comportamiento del modelo seleccionado.

En el caso de los modelos de diferenciación de especies, se empleó la técnica PLS-DA (Partial Least Squares Discriminant Analysis, por sus siglas en inglés), la cual es una variante de la técnica de regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS) adaptada para problemas de clasificación. Se dividieron los datos en dos subconjuntos (entrenamiento y validación) compuestos ambos por el 50% de los datos y asegurando que, en el subconjunto de entrenamiento, la muestra tuviese ambas clases (E. globulus y E. nitens) igualmente representadas, balanceando así los datos, para asegurar que el modelo no estuviese sesgado hacia la clase mayoritaria durante el proceso de entrenamiento. El conjunto de entrenamiento constó de 591 espectros, de los cuales 297 fueron sobre E. globulus y 294 sobre E. nitens, mientras que el conjunto de validación lo compusieron los 623 espectros restantes. El número de componentes adecuado se determinó gráficamente, a partir de la visualización de la curva de desempeño del error de clasificación mediante el método del codo, es decir, observando el punto donde la métrica dejaba de mejorar significativamente. Los modelos se aplicaron para cada transformación del espectro, calculando las matrices de confusión respectivas y seleccionando aquella transformación cuya precisión fuese más alta. Por último, se comprobó el desempeño en los datos de validación, mediante la correspondiente matriz de confusión.

4. Resultados

4.1 Densidad Básica

Según se aprecia en la tabla1, la transformación del espectro con la que se obtiene el modelo que mejor predice los valores de densidad básica, mediante validación cruzada, es la primera derivada del espectro normalizado (SNCSG1). En esta tabla se comparan los resultados de estadísticos de bondad de ajuste de los modelos conseguidos con las diferentes transformaciones del espectro. Se eliminaron 21 valores atípicos resultando un tamaño muestral final de 258 observaciones.

Transformació n	R ²	R ² cv	RMSE	RMSE _{cv}	NC	n
Crudo	0.84	0.81	25.4	27.5	12	258
SNV	0.87	0.85	22.2	23.9	12	258
DET	0.87	0.84	22.6	24.8	12	258
SG1	0.83	0.81	25.6	27.6	12	258
SG2	0.86	0.83	23.8	26.2	12	258
SNVSG1	0.88	0.86	21.8	23.4	12	258
SNVSG2	0.87	0.85	22.4	24.6	12	258

Tabla 1. Calidad de los ajustes de los modelos de densidad básica de *E. globulus*.

*R²coeficiente de determinación del modelo descriptivo; R²_{cv}: coeficiente de determinación del modelo validado de forma iterativa dejando un dato fuera: RMSE error del modelo descriptivo de predicción de densidad básica en Kg/m³; RMSE error del modelo de predicción con validación cruzada en Kg/m³; NC: número de componentes del modelo; n: número de efectivos utilizados. Para representar el ajuste del mejor modelo descriptivo seleccionado para predecir la densidad básica y de la validación cruzada (uno a uno) de dicho modelo, utilizamos el gráfico de observados frente a predichos (Figura 2).





Figura 2. Gráfico de observados frente a predichos del modelo desarrollado para predicción de densidad básica a partir del espectro (izquierda) y de su validación cruzada LOO (derecha).

4.2 Diferenciación de especies

La siguiente tabla (Tabla 2) resume los resultados de las matrices de confusión para comparar los valores de la sensibilidad, especificidad y precisión balanceada de los modelos discriminantes realizados para cada transformación sobre la muestra de entrenamiento, con indicación del número de componentes en cada caso. El mejor modelo discriminante se obtuvo, en este caso, utilizando el espectro normalizado (SNV).

Tabla 2. Valores de Precisión, sensibilidad y especificidad extraídos de las matrices de confusión obtenidas comparando los modelos de diferenciación de especies en función de la transformación empleada y siendo NC el número de componentes del modelo en cada caso.

Transformación	NC	Sensibilidad	Especificidad	Precisión
Crudo	17	0.96	0.96	0.96
SNV	17	0.97	0.96	0.97
DET	14	0.97	0.93	0.95
SG1	18	0.95	0.94	0.94
SG2	18	0.96	0.95	0.95
SNVSG1	20	0.96	0.94	0.95
SNVSG2	17	0.96	0.95	0.96

Una vez seleccionado el mejor modelo con la muestra de entrenamiento, este se ha incluido en el equipo y ha sido validado directamente sobre una muestra externa de espectros pudiendo comprobar, en base a la matriz de confusión, que se obtienen valores de sensibilidad y de especificidad, sobre esta muestra independiente, de 0.94 y 0.98 respectivamente. A continuación, se muestran las matrices de confusión con el número total de aciertos y fallos para los conjuntos de entrenamiento y validación del modelo discriminante seleccionado.



Tabla 3 Resultados de precisión, sensibilidad y especificidad extraídos de las matrices de confusión para el set de entrenamiento y en el de validación utilizando el espectro normalizado.

Predichos	Entrena	amiento	Validación		
	EG	EN	EG	EN	
EG	289	11	496	2	
EN	8	283	30	95	
Sensibilidad / Especificidad	97%	96%	94%	98%	

5. Discusión

Este trabajo demuestra la eficiencia de equipos portátiles de infrarojo cercano, para la optimizar la clasificación de la madera en rollo en la cadena de suministro a la industria de *E. globulus* y *E. nitens*. Los resultados permiten definir o verificar la especie y clasificar por densidad básica con un error de predicción de 21Kg/m³ ligeramente inferior al error de otros modelos obtenidos por otros autores para madera de eucalipto con equipos NIR de laboratorio Arriel et al. (2019). El instrumento NIR portátil tiene un coste más bajo y mayor facilidad de uso que el de laboratorio además de permitir la medición directa en campo (Ramalho et al., 2018).

La eficiencia de la captura de espectros sobre la sección radial de la madera sólida coincide con lo observado por otros autores como Amaral et al. (2021) con equipo de laboratorio, Costa et al. (2018) sobre madera saturada. También Vimal y Dubey (2014) utilizaron la espectroscopía NIR para estimar la densidad básica de la madera de *Eucalyptus tereticornis* en condiciones verdes (30% de humedad) y evaluaron el efecto de la superficie radial y tangencial en la calibración del modelo obteniendo mejores coeficientes de determinación en la superficie radial. Esto podría explicarse por el hecho de que la sección radial de la madera de *Eucalyptus* se caracteriza por una mayor exposición de la masa fibrosa, la cual está altamente correlacionada con la densidad de la madera (Pirralho et al., 2014).

Referente a realizar el espectro medio de varios espectros capturados en distintas posiciones de médula a corteza, aunque no hemos encontrado ningún trabajo que lo realice, si hay autores como Medeiros et al que demuestran mediante un análisis de componentes principales, que existe una variación del espectro en función de su posición médula/corteza que está relacionado con el diferente valor de densidad de la madera. Por otro lado, nuestra metodología de utilizar el promedio de los espectros de la rodaja nos ha permitido obtener modelos predictivos con coeficientes de determinación de 0.86 ligeramente superiores a varios estudios como Amaral et al. (2021) que predijeron la densidad básica de la madera de *Eucalyptus* a humedad de equilibrio con un $R^2_{cv} = 0.70$. De manera similar, Costa et al. (2018) predijeron la densidad básica $R^2 = 0.76$; de Medeiros et al (2024) desarrollaron modelos para predecir la densidad básica de la madera de *Eucalyptus grandis* a diferentes niveles de humedad con coeficientes de determinación R2 que variaron entre 0.77 y 0.85 y el rendimiento de los modelos no se vio afectado por el contenido de humedad.

6. Conclusiones

El modelo PLS-R desarrollado con los espectros NIR para predecir la densidad básica de *E. globulus* y *E. nitens* mostró un coeficiente de determinación adecuado (0.88), presentando un error medio cuadrático de 21.8 kg/m³. El modelo de



diferenciación de especies permite diferenciar correctamente las especies en más del 95% de los casos, incluso en el conjunto de validación externa.

Así, la especie y la densidad básica pueden ser estimadas *in situ* en maderas recién cortadas, sobre camión a la entrada en fábrica o en el parque de madera, con un equipo NIR portátil que integre los modelos desarrollados. Esto contribuirá a la optimización de los procesos de producción en la cadena de suministro a la industria.

7. Agradecimientos

Agradecemos a la fábrica de ENCE en Navia por su colaboración en la aportación de muestras y análisis de las mismas en laboratorio, para la realización de este estudio.

8. Bibliografía

AMARAL, E. A.; SANTOS, L. M.; COSTA, E. V. S.; TRUGILHO, P. F.; HEIN, P. R. G. 2020. Estimation of moisture in wood chips by near infrared spectroscopy. *Maderas: Cienc. Tecnol.* 22(3), 291 – 302.

AMARAL, E. A.; DOS SANTOS, L. M.; HEIN, P. R. G.; COSTA, E. V. S.; ROSADO, S. C. S.; TRUGILHO, P. F. 2021. Evaluating basic density calibrations based on NIR spectra recorded on the three wood faces and subject to different mathematical treatments. *N. Z. J. For. Sci.* 51, 1 - 7.

ARRIEL, T. G.; RAMALHO, F. M. G.; LIMA, R. A. B.; DE SOUSA, K. I. R.; HEIN, P. R. G.; TRUGILHO, P. F. 2019. Developing near infrared spectroscopic models for predicting density of *Eucalyptus* wood based on indirect measurement. *Cerne* 25(3), 294 - 300.

BARNES, R.J.; DHANOA, M. S.; LISTER, S. J.; 1989. Standard normal variate transformation and de-trending of near-infrared diffuse reflectance spectra. *Appl Spectrosc*, 43 (5), 772 - 777.

COSTA, E. V. S.; ROCHA, M. F. V.; HEIN, P. R. G.; AMARAL, E. A.; DOS SANTOS, L. M.; BRANDÃO, L. E. V. de S.; TRUGILHO, P. F. 2018. Influence of spectral acquisition technique and wood anisotropy on the statistics of predictive near infrared-based models for wood density. *J. Near Infrared Spectrosc.* 26(2), 1 – 11.

COSTA, L. R.; TONOLI, G. H. D.; MILAGRES, F. R.; HEIN, P. R. G. 2019. Artificial neural network and partial least square regressions for rapid estimation of cellulose pulp dryness based on near infrared spectroscopic data. *Carbohydr. Polym.* 224, 1 – 9.

DE MEDEIROS, D. T.; GOMES, J. N. N.; BATISTA, F. G.; MASCARENHAS, A. R. P.; PIMENTA, E. M.; CHAIX, G.; HEIN, P. R. G. 2024. Estimation of the basic density of *Eucalyptus grandis* wood chips at different moisture levels using benchtop and handheld NIR instruments. *Ind Crops Prod.* 209, 1 - 10.

GREAVES, B. L.; BORRALHO, N. M. G. 1996. The influence of basic density and pulp yield on the cost of eucalypt kraft pulping:A theoretical model for tree breeding. *Appita J.* 49(2), 90–93.

HEIN, P. R. G.; CAMPOS, A. C. M.; TRUGILHO, P. F.; LIMA, J. T.; CHAIX, G. 2009. Near infrared spectroscopy for estimating wood basic density in *Eucalyptus urophylla* and *Eucalyptus grandis*. *Cerne (Lavras)* 15. 133 – 141.

KIBBLEWHITE, R. P.; BAWDEN, A. D.; HUGHES, M. C. 1991. Hardwood market kraft fibre and pulp qualities. *Appita J.* 44(5), 325 - 341.

MEVIK, B.H.; WEHRENS, R.; 2007. The pls package: Principal component and partial least squares regression in R. *J Stat Software*, 18 (2), 1-23.

PIRRALHO, M.; FLORES, D.; SOUSA, V.B.; QUILHÓ, T.; KNAPIC, S.; PEREIRA, H. 2014. Evaluation of paper making potential of nine *Eucalyptus* species based on wood anatomical features. *Ind. Crops Prod.* 54, 327–334.



RAMALHO, F. M. G.; ANDRADE, J. M.; HEIN, P. R. G. 2018. Rapid discrimination of wood species from native forest and plantations using near infrared spectroscopy. *Forest Syst.* 27(2), 1 9.

RAYMOND, C. A.; MUNERI, A. 2001. Nondestructive sampling of *Eucalyptus globulus* and *E. nitens* for wood properties. I. Basic density. *Wood Sci. Technol.* 35, 27 – 39. ROSSO, S.; DE MUNIZ, G. I. B.; DE MATOS, J. L. M.; HASELEIN, C. R.; HEIN, P. R. G.; LOPES, M. de C. 2013. Predição da massa específica de Eucalyptus grandis W. Hill ex Maiden por espectroscopia no infravermelho próximo. *Cerne* 19(4). 647 – 652. SANDAK, J.; SANDAK, A.; MEDER, R. 2016. Assessing trees, wood and derived products with near infrared spectroscopy: Hints and tips. *J. Near Infrared Spectrosc.* 485 – 505.

SANTOS, A. J. A.; ANJOS, O. M. S.; SIMÕES, R. M. S. 2006. Papermaking potential of *Acacia dealbata* and *Acacia melanoxylon. Appita J.* 59(1), 58 – 64.

SAVITZKY, A.; GOLAY, M. J. E.; 1964. Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures. *Anal Chem*, 36 (8), 1627 - 1639. SCHAFER, R. W.; 2011. What is Savitzky Golay filter?. *IEEE Signal Process Mag*, 28 (4), 111 – 117.

SHAH, N. K., & GEMPERLINE, P. J. (1989). Program for calculating mahalanobis distances using principal component analysis. In *TrAC - Trends in Analytical Chemistry* (Vol. 8, Issue 10). https://doi.org/10.1016/0165-9936(89)85073-3 SHEPPARD, N.; WILLIS, H. A.; RIGG, J. C. 1987. International Union of Pure and Applied Chemistry, Physical Chemistry Division, Commission on Molecular Structure and Spectroscopy, and International Federation of Clinical Chemistry (IFCC), Scientific Committee, Analytical Section, Expert Panel on Quantities and Units. Approved recommendation (1985) on names, symbols, definitions and units of quantities in optical spectroscopy. *Pure and Appl Chem*, 57 (1), 105 – 120. SIESLER, H.W.; KAWATA, S.; HEISE, H.M.; OZAKI, Y. (Eds.), 2008. *Near-Infrared Spectroscopy: Principles, Instruments, Applications*. Jhon Wiley & Sons. 338 páginas. Weinheim.

VALENTE, C.A.; SOUSA, A.P.M.; FURTADO, F.P.; CARVALHO, A.P. 1992. Improvement program for *Eucalyptus globulus* at PORTUCEL: technological component. *Appita J*, 45 (6), 403 - 407.

VIMAL, K.; AASHEESH, R.; DUBEY, Y.M. 2014. Enhancing the applicability of near infrared spectroscopy for estimating specific gravity of green timber from Eucalyptus tereticornis by developing composite calibration using both radial and tangential face of wood. *Eur. J. Wood Wood Prod.* 72 (1), 11–20.

WOLD, S; 1978. Cross-Validatory Estimation of the Number of Components in Factor and Principal Components Models. *Technometrics*, 20(4), 397-405.