

Detector de madurez en palma de aceite (OPRID) y método térmico no destructivo para estimar la calidad del aceite de palma

Oil Palm Ripeness Detector (OPRID) and Non-Destructive Thermal Method of Palm Oil Quality Estimation

AUTORES: Abdul Rashid Mohamed Shariff, Lim Voon Huey y Adiljiang Tuerxun.

CITACIÓN: Shariff, R. *et al.* (2019). Detector de madurez en palma de aceite (OPRID) y método térmico no destructivo para estimar la calidad del aceite de palma. *Palmas*, 40 (Especial Tomo II) 9-17.

PALABRAS CLAVE: madurez de la palma de aceite, calidad del aceite de palma, luz visible, NIR, temperatura.

KEYWORDS: oil palm ripenes, oil palm quality, visible light, NIR, temperature.



ABDUL RASHID MOHAMED SHARIFF
Departamento de Ingeniería Biológica
y Agrícola, Facultad de Ingeniería,
Universiti Putra Malaysia, Malasia

Resumen

El método que se utiliza actualmente para determinar los parámetros del aceite de palma requiere un análisis químico que es destructivo, lento y costoso. Por lo tanto, el objetivo de esta investigación es obtener uno no destructivo, más fácil y más rápido, y reemplazar el método actual. Al mismo tiempo, establecer un procedimiento para distinguir directamente los grados de madurez de RFF. Se utilizó el *software* Weka para analizar los datos. Se aplicó una clasificación por regresión lineal y una SMO con validación cruzada de 10 y porcentaje dividido de 66 %. Como resultado, una combinación del sensor 3 (Emisión Red, Detector Red), sensor 2 (Emisión Dred, Detector Dred), sensor 2 (Emisión Fre, Detector Fre), sensor 4 (Emisión Blu, Detector Blu) y sensor 4 (Emisión NIR, Detector NIR) mostró la mejor precisión general para distinguir la madurez de racimos de fruta fresca con 79,8 % para sobremaduro, 69,4 % para maduro y 93,3 % para poco maduro (inmaduro). El valor promedio de ROC fue de 80,6 %. Por otra parte, el sensor 2 (Emisión Fre, Detector Fre) mostró la mejor precisión promedio para medir valores de diferentes parámetros, con 59,81 % al determinar la proporción de

aceite por racimo, 73 % en la relación de aceite a pericarpio seco, 62,57 % en el índice de deterioro del blanqueo (DOBI), 71,22 % en carotenos, 48,68 % en el valor de peróxido y 35,76 % en los ácidos grasos libres (AGL). Los valores de precisión para la detección de estos últimos aumentaron al 70,94 % con la adición de temperatura promedio como sensor.

Abstract

The present method used in determining oil palm parameters required chemical analysis which is destructive, time consuming and expensive. Hence, the purpose of this research is to obtain a non-destructive, easier and faster method in determining oil palm parameters to replace current method. At the same time, to obtain a method to directly distinguish the grades of FFB. Weka *software* was used to analyze data. Linear regression classification and SMO classification with cross validation of 10 and percentage split of 66% were applied. As a result, combination of Sensor 3(Red Emission, Red Detector), Sensor 2(Dred Emission, Dred Detector), Sensor 2(Fre Emission, Fre Detector), Sensor 4(Blu Emission, Blu Detector) and Sensor 4(NIR Emission, NIR Detector) showed the best overall accuracy to distinguish ripeness of fresh fruit bunch with 79.8% over ripe, 69.4% ripe and 93.3% under ripe. The mean average ROC value is 80.6%. On the other hand, Sensor 2(Fre Emission, Fre Detector) showed the best average accuracy in measuring different parameters values with 59.81% in determining oil to bunch ratio, 73% in determining oil to dry pericarp ratio, 62.57% in determining deterioration of bleaching index, 71.22% in determining carotene, 48.68% in determining peroxide value, 35.76% in determining free fatty acids. Accuracy values to detect free fatty acids increases to 70.94% with addition of average temperature as sensor.

Introducción

La madurez de los racimos de fruta fresca (RFF) de la palma de aceite, se puede determinar a través del ojo humano, identificando su color. Actualmente, el sistema de clasificación se realiza a través de la visión humana y puede no ser consistente, debido a las capacidades para diferenciar el color de los diferentes operadores, ya que no todos son experimentados o han sido entrenados (Abdullah, 2001). Si se cosecha un RFF poco maduro, no producirá un contenido de aceite óptimo. Si se cosecha muy tarde, será demasiado maduro y tendrá una cantidad alta de ácidos grasos libres (AGL). Esto reducirá la calidad del aceite y producirá problemas durante el proceso de extracción (Ismail *et al.*, 2009). El método que se utiliza hoy para determinar los parámetros del aceite de palma, requiere un análisis químico que es destructivo, lento y costoso. Alternativamente, el procedimiento no destructivo que usa técnicas ópticas espectrales permite la detección rápida y puede ser utilizado dentro

de la plantación (Giovenzana *et al.*, 2015). En general, el color observado en un objeto es el resultado de la reflexión de la luz en varias longitudes de onda cuando entran en contacto con la superficie de un objeto. Por este motivo, el tono de los materiales biológicos puede ser utilizado para estimar la calidad del fruto. La capacidad de un dispositivo para capturar la cantidad de luz reflejada es un aporte significativo para la clasificación de la madurez del fruto (Alfatni *et al.*, 2008). En estudios previos, los datos de reflectancia espectral, específicamente a 570, 670, 750 y 870 nm en un sistema sensorial, lograron detectar la madurez de los RFF de palma de aceite (Sankaran *et al.*, 2012).

No existe un método que permita a los calificadores medir todos los parámetros del RFF directamente en el campo. Sin embargo, es posible estimar varios como los AGL, el contenido de aceite y la madurez del RFF, utilizando la técnica de espectroscopia VIS/NIR (Makky y Soni, 2014). Por lo tanto, el objetivo de esta investigación es obtener un método no des-

tructivo, más fácil y más rápido, para determinar los criterios del aceite de palma y reemplazar el actual. Igualmente, establecer un procedimiento para distinguir los parámetros de los RFF directamente, sin realizar pruebas de laboratorio.

Para ayudarnos a identificar la mejor combinación del espectro de luz para determinar la madurez del RFF y otros de sus indicadores, durante la fase de análisis usamos un *software* de aprendizaje automatizado (*machine learning*) para que nos ayudara en el proceso de minería de datos. El WEKA ha sido ampliamente utilizado, y es útil para extraer información valiosa y predecir la precisión de combinaciones específicas de bandas de grandes conjuntos de datos (Khan y Quadri, 2012). El modelo de predicción es esencial para determinar la exactitud del sensor para medir los parámetros y la madurez del RFF. Estudios anteriores han demostrado que el método de regre-

sión lineal múltiple y las redes neuronales artificiales, pueden adaptarse para predecir la precisión del modelo (Makky *et al.*, 2014).

Materiales y métodos

Sensor óptico

Se utilizó un sensor OPRID para recolectar los datos. Este se dividió en dos partes: 10 módulos LED en la región externa y cinco módulos de sensor en la interna, tal y como se muestra en la Figura 1. Cada módulo LED consiste en ocho LEDES para cada longitud de onda, excepto luz UV y ámbar. Estas dos luces consisten en un máximo de 16 LEDES (dos módulos). La Tabla 1 muestra el número de módulos LED para cada longitud de onda. Los de sensores se dividieron en 450 nm (80 nm BW), 600 nm (25 nm BW), 674 nm

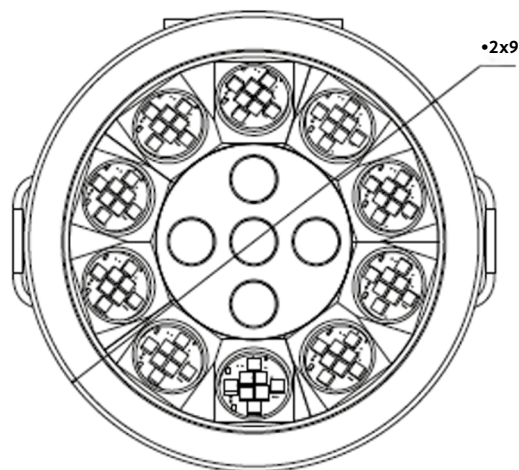


Figura 1. Disposición de los sensores y módulos LED.

Tabla 1. Número de módulos, con nombres para cada longitud de onda diferente.

Longitud de onda	Nombre de la luz	Número de módulos
365 nm	UV	2
460 nm	Azul	1
523 nm	Verde	1
590 nm	Ámbar	2
623 nm	Rojo	1
660 nm	Rojo oscuro	1
735 nm	Rojo lejano	1
850 nm	Infrarrojo cercano	1

(25 nm BW) y 750 nm (50 nm BW), y uno de sensor de todo el espectro. Cuatro filtros diferentes, con 25 nm de diámetro, fueron fijados a cada módulo del sensor.

Recolección de datos

Se recolectaron y clasificaron muestras de 15 RFF inmaduros, 15 maduros y 10 sobremaduros de una plantación local. Primero, fueron cepillados para remover cualquier material extraño. Se utilizó un trozo de tela negra para cubrir el borde del sensor OPRID y la parte frontal del RFF que mira hacia este, tal y como se muestra en la Figura 2. Se evitó la interferencia de la luz externa empleando la tela negra. El sensor OPRID emitió luces hacia el RFF con diferentes longitudes de onda. Estas fueron categorizadas como luces ámbar (AM1AM2), UV (UV2UV1), rojas, azules (Blu), verdes, roja lejana (Fre), roja oscura (Dred) y del infrarrojo cercano (NIR). Una cierta cantidad de luz fue absorbida, mientras que la que no lo fue se reflejó de vuelta al sensor de detección. La intensidad de los valores de reflectancia para cada categoría de luz se obtuvo con cuatro filtros distintos, cada uno capaz de capturar longitudes de onda diferentes.

El conjunto de RFF fue enviado al laboratorio el mismo día. Los resultados obtenidos fueron el de aceite por racimo y por pericarpio seco, índice de deterioro del blanqueo (DOBI), valor de peróxido, ácidos grasos libres (AGL) y carotenos. Se registró la temperatura promedio del RFF.

Análisis de datos

Primero, los datos logrados se filtraron para remover cualquier dato incompleto. Se obtuvieron tres conjuntos mediante diferentes métodos de remoción: (i) de cero datos (0 DN), (ii) de datos saturados (65.280 DN) y (iii) de cero datos y datos saturados. Ciertos sensores fallaron en absorber cualquier luz, debido a su capacidad de filtrarla en longitudes de onda específicas. Por lo tanto, estos sensores suministraron una cantidad alta de datos nulos. Los RFF con mayoría de datos nulos no fueron analizados y se removieron. Así, se utilizaron los datos de 11 RFF inmaduros, 12 maduros y siete sobremaduros.

Se usó el *software* WEKA 3.6 para un análisis adicional, y los datos del conjunto (i). La precisión de los sensores y las distintas combinaciones para medir parámetros diferentes, se hizo mediante la clasificación de regresión lineal con validación cruzada de 10 y una división porcentual de 66 %. Entretanto, se identificó la mejor combinación de sensores para distinguir la madurez del racimo de fruta fresca utilizando la clasificación SMO con validación cruzada de 10 y una división porcentual de 66 %. La curva de la característica operativa del receptor (ROC, por su sigla en inglés) obtenida de la clasificación SMO, sirvió para ilustrar el desempeño y la precisión en la distinción de la madurez de los RFF, con diferentes combinaciones de sensores. Se incluyó la temperatura promedio para observar cualquier efecto sobre la me-

Figura 2. Se utilizó un trozo de tela negra para cubrir el borde del sensor OPRID y la parte frontal del RFF.



dición de los distintos parámetros. La Tabla 2 presenta una lista de etiquetas y sus descripciones, usadas

para representar los tipos de emisión y detector, y que sirve como guía para la Tabla 3 y la Figura 3.

Tabla 2. Etiqueta y descripción del tipo de emisión y detector.

Etiqueta	Descripción
Sin temperatura	Sin sensor de temperatura promedio
Con temperatura	Con sensor de temperatura promedio
Color verde	Valores que aumentan con la adición de temperatura promedio
Color amarillo	Valores que disminuyen con la adición de temperatura promedio
S4 UV2UV1	Sensor 4 (Emisión UV2UV1 , Detector UV2UV1)
S1 Verde	Sensor 1 (Emisión Verde, Detector Verde)
S4 Verde	Sensor 4 (Emisión Verde, Detector Verde)
S4 Azul	Sensor 4 (Emisión Azul, Detector Azul)
S2 AM1AM2	Sensor 2 (AM1AM2 Emisión, Detector AM1AM2)
S4 AM1AM2	Sensor 4 (AM1AM2 Emisión, Detector AM1AM2)
S2 Rojo	Sensor 2 (Emisión Roja, Detector Rojo)
S3 Rojo	Sensor 3 (Emisión Roja, Detector Rojo)
S4 Rojo	Sensor 4 (Emisión Roja, Detector Rojo)
S2 Dred	Sensor 2 (Emisión Dred, Detector Dred)
S3 Dred	Sensor 3 (Emisión Dred, Detector Dred)
S4 Dred	Sensor 4 (Emisión Dred, Detector Dred)
S2 Fre	Sensor 2 (Emisión Fre, Detector Fre)
S3 Fre	Sensor 3 (Emisión Fre, Detector Fre)
S4 Fre	Sensor 4 (Emisión Fre, Detector Fre)
S4 NIR	Sensor 4 (Emisión NIR, Detector NIR)

Figura 3. Combinación del sensor 3 (Emisión Roja, Detector Rojo), sensor 2 (Emisión Dred, Detector Dred), sensor 2 (Emisión Fre, Detector Fre), sensor 4 (Emisión Blu, Detector Blu) y sensor 4 (Emisión NIR, Detector NIR) para detectar la madurez de RFF.

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
	0	0	0	0	0	0.798	Overripe
	1	0.611	0.522	1	0.686	0.694	Ripe
	0.636	0	1	0.636	0.778	0.933	Underripe
Weighted Avg.	0.633	0.244	0.575	0.633	0.559	0.806	

=== Confusion Matrix ===

```

a b c <-- classified as
0 7 0 | a = Overripe
0 12 0 | b = Ripe
0 4 7 | c = Underripe

```

Tabla 3. Resumen de los tipos de emisión, detector en diferentes parámetros.

Tipos de emisión, detector	o/b	o/dp	pv	AGL	DOBI	Caroteno
Relación de reflectancia (Azul/UV2UV1)	-	-	-	-	-0,1682	-
Relación de absorción (Azul/UV2UV1)	-	-	-	-	-0,1663	-
Sensor 4 (UV2UV1)	0,1807	-0,2367	0,0890	-0,4021	-0,6257	-0,7122
Sensor 4 (Blu)	-0,1957	0,131	-0,4868	-0,4021	-0,6257	-0,7122
Sensor 2 (Fre)	-0,5981	-0,7300	-0,4868	0,3571	-0,6257	-0,7122
Sensor 2 (Rojo)	-0,5242	-0,6441	-0,2382	-0,4021	-0,5901	-0,7122
Sensor 3 (Rojo)	-0,3594	-0,6441	-0,5081	0,141	-0,6257	-0,7122
S3 Rojo, S3 Dred	-0,4589	-0,6424	-0,5889	0,1410	-0,5507	-0,6504
2 Fre, S4 NIR	-0,5981	-0,7300	-0,4868	0,3222	-0,6257	-0,7122
S2 Rojo, S4 Blu	-0,205	0,131	-0,2382	-0,4021	-0,5901	-0,7122
S3 Rojo, S4 Azul	-0,2072	0,131	-0,5081	0,141	-0,6257	-0,7122
2 Fre, S4 Blu	-0,3493	0,0525	-0,4868	0,3571	-0,6257	-0,7122
S2 Rojo, S4 UV2UV1	0,1224	-0,2367	-0,0069	-0,4021	-0,5901	-0,7122
S3 Rojo, S4 Blu	0,1591	-0,2367	-0,0459	0,141	-0,6257	-0,7122
S2 Fre, S4 UV2UV1	0,1552	-0,3952	0,089	0,3056	-0,6257	-0,7122
2 Fre, S4 NIR, S4 AM1AM2	-0,5981	-0,7300	-0,2895	0,3220	-0,3885	-0,1945
S2 Fre, S3 Rojo, S4 AM1AM2	-0,5589	-0,7300	-0,3623	0,3571	-0,3885	-0,1945
S2 Fre, S4 NIR, S2 AM1AM2, S4 Rojo	-0,5981	-0,7300	-0,3572	0,2232	-0,6257	-0,7122
S2 Fre, S4 NIR, S2 AM1AM2, S3 Dred	-0,3275	-0,3715	-0,4801	0,1875	-0,5507	-0,52
S2 Fre, S4 NIR, S2 AM1AM2, S4 Dred	-0,384	-0,73	-0,4943	0,1233	-0,5552	-0,6052

Resultados y discusión

Combinación de sensores para distinguir la madurez de RFF

La combinación del sensor 3 (Emisión Roja, Detector Rojo), sensor 2 (Emisión Dred, Detector Dred), sensor 2 (Emisión Fre, Detector Fre), sensor 4 (Emisión Azul, Detector Azul) y sensor 4 (Emisión NIR, Detector NIR) resultó ser la mejor para distinguir la madurez de RFF, con 79,8 % para sobremaduro, 69,4 % para maduro y 93,3 % para inmaduro. El valor medio promedio de ROC fue de 80,6 %. Esta combinación proporcionó el mayor valor ROC para determinar RFF maduros e inmaduros. En la matriz de confusión, todos los RFF maduros se clasificaron correctamente y los distinguió de los sobremaduros con cero clasificaciones erróneas. Sin embargo, hay cuatro clasificaciones erróneas para

RFF inmaduros. En esta situación existen dos posibilidades: o los clasificadores o el sensor los clasificó incorrectamente. La superficie cubierta por el sensor OPRID era muy limitada, y ciertas partes del RFF no fueron expuestas a las luces. Tal y como se muestra en la Figura 4, la estructura de los RFF pudo haber ocasionado que la luz no llegara a los pedúnculos y que cayera entre estos, resultando en una intensidad de reflexión más débil. Para evitar incertidumbres, la recolección de datos de cada RFF debe repetirse tres veces y obtener su valor promedio.

Refiriéndose a la Tabla 1, esta combinación muestra que una longitud de onda de entre 623 nm y 850 nm y de 460 nm es útil para distinguir la madurez de los RFF. Los racimos inmaduros tienen una mayor cantidad de clorofila, lo que da la apariencia de color verde. Dos tipos diferentes de clorofila son responsables de la absorción de luz en las plantas. La clorofila

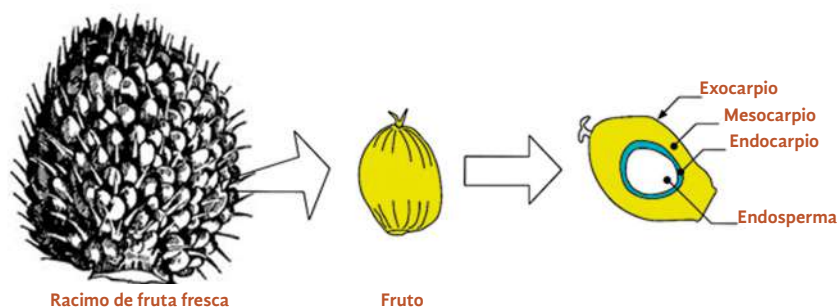


Figura 4. La estructura del racimo de fruta fresca descrita por (Harun *et al.*, 2013).

b absorbe la luz en rojo y la clorofila a la azul-violeta; la verde no es absorbida y se refleja, dando como resultado que el objeto parezca verde. Por lo tanto, cuando esta combinación de luces es absorbida por el RFF, se registran bajos valores de reflectancia. Esto explica la capacidad de distinguir el 93,3 % de los frutos poco maduros. Para las categorías de maduro y sobremaduro, ambas deben ser cosechadas y contienen más carotenoides. Los carotenoides encontrados al interior de los racimos sobremaduros reflejan luces con una mayor longitud de onda, como la amarilla, roja y naranja (Karp y Pruitt, 2010). Entonces, el alto valor de reflectancia detectado por el sensor puede determinar los racimos de fruta sobremadura utilizando luces dentro del rango de color rojo: rojo, rojo oscuro y rojo lejano.

Esto coincide con el valor más alto de ROC registrado para determinar RFF sobremaduros correctamente al 88,5 %, utilizando la combinación del sensor 3 (Emisión Roja, Detector Rojo), el sensor 2 (Emisión Dred, Detector Dred) y el sensor 2 (Emisión Fre, Detector Fre). Otros valores de ROC son 6,1 % para maduro y 75,5 % para poco maduro.

Precisión del sensor para medir parámetros diferentes

Cada sensor demostró diferentes capacidades al medir parámetros distintos. El sensor 2 (Emisión Fre, Detector Fre) presentó la mejor precisión promedio con 59,81 % al determinar la proporción de aceite por racimo, 73 % en la relación de aceite a pericarpio seco, 48,68 % en el valor de peróxido, 35,76 % en los AGL, 62,57 % en el DOBI y 71,22 % en los carotenos, tal y como se muestra en la Tabla 3. Si bien el sensor 3 (Emi-

sión Roja, Detector Rojo) mostró la mayor precisión al determinar el valor de peróxido con 50,81 %, sus resultados fueron bajos en otros parámetros. La mayor lectura de precisión registrada para la identificación de ácidos grasos libres fue de 40,21 % por otros sensores, que es ligeramente mayor que la del sensor 2 (Emisión Fre, Detector Fre). La precisión al establecer el valor DOBI mediante la proporción de absorción de luces azules a UV es considerada muy baja, con 16,63 %. Se obtuvieron resultados similares al utilizar una proporción de reflexión de luces azules a luces UV para determinar el valor DOBI, con una precisión del 16,82 %.

Precisión de diferentes combinaciones de sensores para medir distintos parámetros

Con base en la Tabla 3, la mejor combinación de sensores con o sin temperatura promedio como sensor, es el sensor 2 (Emisión Fre, Detector Fre) y el sensor 4 (Emisión NIR, Detector NIR). La combinación del sensor Fre (Emisión, Detector Fre) con otras ha demostrado aumentar la precisión para medir diferentes parámetros. Por otra parte, la adición del sensor 4 (Emisión Blu, Detector Blu) reduce el valor de precisión para tasar la proporción de aceite a pericarpio seco, y la del sensor 4 (Emisión UV2UV1, Detector UV2UV1) disminuye notablemente la precisión para calcular el valor de peróxido. También se descubrió que el sensor 4 (Emisión AM1AM2, Detector AM1AM2) reduce el valor de precisión para medir carotenos a un valor promedio inferior al 20 %. La exactitud para la medición de todos los parámetros no aumentó cuando se utilizaron más de cuatro tipos diferentes de emisión y de detectores.

Efectos de la temperatura promedio en la medición de diferentes parámetros

Los valores de precisión de todas las combinaciones de sensores para detectar RFF aumentaron con la adición de la temperatura promedio como un sensor. El sensor 2 (Emisión Fre, Detector Fre) mostró el mayor valor de precisión registrado: 70,94 %. Este es el doble del sensor 2 (Emisión Fre, Detector Fre) sin temperatura promedio como sensor, que es de 35,71 %. Sin embargo, los valores de precisión para otros parámetros, tales como DOBI, carotenos, proporción aceite a racimo y aceite a pericarpio se redujeron en general y permanecieron constantes con la adición de la temperatura promedio como sensor. El valor de precisión de DOBI y carotenos, que anteriormente se registró con un máximo de 62,57 % y 71,22 % utilizando el sensor 2 (Emisión Fre, Detector Fre), se redujo hasta 23,94 % y 29,83 %, respectivamente, con la adición de la temperatura promedio como sensor. La precisión del valor de peróxido no se vio afectada en gran medida, ya que la del sensor 2 (Emisión Fre, Detector Fre) permaneció en 48,68 % con la adición de la temperatura promedio como sensor (Tabla 4).

Tabla 4. Efectos de la temperatura promedio en la medición de diferentes parámetros.

Tipos de emisión, detector	o/b		o/dp		pv		AGL		DOBI		Caroteno	
	w/o temp	w temp	w/o temp	w temp	w/o temp	w temp	w/o temp	w temp	w/o temp	w temp	w/o temp	w temp
Reflectancia promedio	-	-	-	-	-	-	-	-	-0,1682	-0,0628	-	-
Absorción promedio	-	-	-	-	-	-	-	-	-0,1663	-0,0663	-	-
Sensor 2 (Fre)	-0,5981	-0,3954	-0,73	-0,5001	-0,4868	-0,4868	0,3571	0,7094	-0,6257	0,2394	-0,7122	0,2983
Todos los sensores	-0,0493	0,2297	-0,2068	-0,2484	-0,5022	-0,5073	0,0692	0,4786	-0,285	-0,1698	-0,2795	0,0355
Sensor 4 (UV2UV1)	0,1807	0,1807	-0,2367	-0,2367	0,089	0,0501	-0,4021	0,6654	-0,6257	0,2037	-0,7122	0,2983
Sensor 1 (Verde)	-0,5242	-0,277	-0,6441	-0,394	-0,2431	-0,4178	-0,1909	0,6654	-0,6257	0,2037	-0,7122	0,2983
Sensor 4 (Verde)	-0,3074	-0,277	-0,6441	-0,394	-0,1482	-0,1524	-0,4021	0,636	-0,6257	0,2394	-0,5379	0,2671
Sensor 4 (Blu)	-0,1957	-0,2458	0,131	0,0439	-0,4868	-0,4868	-0,4021	0,6654	-0,6257	0,2394	-0,7122	0,2983
Sensor 2 (AM1AM2)	-0,5242	-0,277	-0,6441	-0,394	-0,4868	-0,4868	-0,4021	0,6654	-0,6257	0,2394	-0,7122	0,2983
Sensor 4 (AM1AM2)	-0,5242	-0,277	-0,6441	-0,394	-0,2118	-0,2144	-0,4021	0,6654	-0,3958	0,1806	-0,7122	0,2983
Sensor 2 (Rojo)	-0,5242	-0,277	-0,6441	-0,4269	-0,2382	-0,2382	-0,4021	0,6654	-0,5901	0,1467	-0,7122	0,2983
Sensor 3 (Rojo)	-0,3594	-0,3006	-0,6441	-0,394	-0,5081	-0,5081	0,141	0,6654	-0,6257	0,2394	-0,7122	0,2983
Sensor 4 (Rojo)	-0,5242	-0,277	-0,6441	-0,394	-0,3572	-0,3572	-0,4021	0,6654	-0,6257	0,2394	-0,7122	0,2983
Sensor 2 (Dred)	-0,5242	-0,277	-0,6441	-0,394	-0,2786	-0,2786	-0,4021	0,6654	-0,6257	0,2394	-0,7122	0,2983
Sensor 3 (Dred)	-0,5242	-0,2428	-0,6424	-0,484	-0,4801	-0,4801	-0,4021	0,6654	-0,5507	0,2394	-0,6504	0,2983
Sensor 4 (Dred)	-0,2845	-0,2428	-0,6441	0,394	-0,4943	-0,4943	-0,3502	0,6654	-0,5552	0,2394	-0,6052	0,2094

Conclusión

La mejor combinación de sensores para distinguir la madurez del racimo de fruta fresca es utilizar el sensor 3 (Emisión Roja, Detector Rojo), sensor 2 (Emisión Dred, Detector Dred), sensor 2 (Emisión Fre, Detector Fre), sensor 4 (Emisión Blu, Detector Blu) y sensor 4 (Emisión NIR, Detector NIR). Se determinó la precisión de los sensores para medir diferentes parámetros y las características de los mismos ante distintas longitudes de onda. Adicionalmente, se mostró que una combinación diferente de sensores utilizados para tasar parámetros diversos tiene una mayor precisión promedio en comparación con el sensor 2 (Emisión Fre, Detector Fre) por sí solo. Por último, el efecto de la adición de la temperatura promedio como sensor puede aumentar el valor de precisión únicamente en el caso de los ácidos grasos libres.

Trabajos a futuro

El sensor 4 permite la detección de todos los espectros. Por lo tanto, en sus resultados se encuentra una

gran cantidad de datos saturados. Estos pueden proporcionar información útil sobre la capacidad del sensor 4 para detectar parámetros específicos y la

madurez del RFF. Trabajos futuros pueden explorar aún más la correlación entre estos indicadores y los parámetros de calidad del aceite de palma.

Referencias

- Abdullah, M.G. (2001). Stepwise Discriminant Analysis for Colour Grading of Oil Palm Using Machine Vision System. *Food and Bioprocess Technology* 79(4). doi:10.1205/096030801753252298
- Alfatni, M.S., Shariff, A.R., Shafri, H.Z., Saaed, O.M., and Eshanta, O.M. (2008). Oil Palm Fruit Bunch Grading System Using Red, Green and Blue Digital Number. *Journal of Applied Sciences* 8(8): 1444-1452. doi:10.3923/jas.2008.1444.1452
- Giovenzana, V., Beghi, R., Civelli, R., and Guidetti, R. (2015). Optical techniques for rapid quality monitoring along minimally processed fruit and vegetable chain. *Trends in Food Science & Technology* 46(2): 331-338. doi:10.1016/j.tifs.2015.10.006
- Harun, N., Mison, N., Sidek, R., Aris, I., Ahmad, D., Wakiwaka, H., and Tashiro, K. (2013). Investigations on a Novel Inductive Concept Frequency Technique for the Grading of Oil Palm Fresh Fruit Bunches. *Sensors* 13(2); 2254-2266. doi:10.3390/s130202254
- Ismail, W.I.W., Razali, M.H., Ramli, A.R., Sulaiman, M.N., and Harun, M.H.B. (2009). Development of Imaging Application for Oil Palm Fruit Maturity Prediction. *Engineering e-Transaction* 4(2): 56-63.
- Karp, G., and Pruitt, N.L. (2010). Cell and molecular biology: Concepts and Experiments. In: G. Karp, and N.L. Pruitt, *Cell and molecular biology: Concepts and Experiments* (p. 212). Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
- Khan, M., and Quadri, S. (2012). Evaluating Various Learning Techniques for Efficiency. *International Journal of Engineering and Advanced Technology* 2(2): 326-331.
- Makky, M., and Soni, P. (2014). *In situ* quality assessment of intact oil palm fresh fruit bunches using rapid portable non-contact and non-destructive approach. *Journal of Food Engineering* 120; 248-259. doi:10.1016/j.jfoodeng.2013.08.011
- Makky, M., Soni, P., and Salokhe, V. (2014). Automatic non-destructive quality inspection system for oil palm fruits. *International Agrophysics* 28(3): 319-329. doi:10.2478/intag-2014-0022
- Sankaran, S., Shariff, A.R., Shafri, H.Z., Ehsani, R., Alfatni, M.S., and Hazir, M.A. (2012). Classification of oil palm fresh fruit bunches based on their maturity using portable four-band sensor system. *Computers and Electronics in Agriculture* 82: 55-60. doi:10.1016/j.compag.2011.12.010