

IDENTIFICACIÓN Y CLASIFICACIÓN DE PAPEL Y CARTÓN A PARTIR DE SUS
PROPIEDADES INFRARROJAS Y TÉRMICAS

1428

CARLOS MAURICIO CORREDOR MONTES
WILSON DANIEL MÉNDEZ PEÑALOSA

PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA
FACULTAD DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA DE ELECTRÓNICA
BOGOTÁ D.C.
2014

IDENTIFICACIÓN Y CLASIFICACIÓN DE PAPEL Y CARTÓN A PARTIR DE SUS
PROPIEDADES INFRARROJAS Y TÉRMICAS

1428

CARLOS MAURICIO CORREDOR MONTES
WILSON DANIEL MÉNDEZ PEÑALOSA

Trabajo de grado para optar el título de Ingeniero Electrónico

Ingeniero
CÉSAR LEONARDO NIÑO BARRERA
Director de la maestría en Ingeniería Electrónica
Director del Proyecto

PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA
FACULTAD DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
BOGOTÁ D.C.
2014

AGRADECIMIENTOS

Agradecemos en primer lugar a nuestras familias, especialmente a nuestros padres y madres, por su apoyo absoluto tanto en el ámbito emocional como en el económico, durante el curso de la carrera y del proyecto de trabajo de grado. El respaldo brindado por ellos fue determinante para culminar esta etapa de nuestras vidas.

También agradecemos al Ing. César Leonardo Niño Barrera que, como director de trabajo de grado, nos ha orientado constantemente, apoyando y corrigiendo nuestra labor investigativa.

CONTENIDO

AGRADECIMIENTOS	3
CONTENIDO	4
LISTA DE TABLAS	6
LISTA DE GRÁFICAS	7
INTRODUCCIÓN	8
2. MARCO TEÓRICO	10
2.1. INTERACCIÓN ENTRE LA MATERIA Y LA RADIACIÓN ELECTROMAGNÉTICA	10
2.2. INFRARROJO	10
2.3. REFLEXIÓN.....	10
2.3.1. Ángulo de incidencia y ángulo de reflexión.....	10
2.3.2. Ley de Snell.....	10
2.3.3. Ley de la reflexión.	11
2.3.4. Reflexión especular y reflexión difusa.	11
2.4. REFLECTANCIA	11
2.5. MÁQUINA DE SOPORTE VECTORIAL	12
2.6. VALIDACIÓN CRUZADA	12
2.7. CURVA ROC.....	13
2.8. INVESTIGACIÓN PREVIA	13
2.9. APORTES DE TRABAJOS PREVIOS	14
3. ESPECIFICACIONES	15
4. DESARROLLO	16
4.1. MÓDULO DE ADQUISICIÓN	16
4.1.1. Porta-muestras.	16
4.1.2. Dispositivos para luz visible y no visible.	17
4.2. MÓDULO DE ACONDICIONAMIENTO	20
4.2.2. Acondicionamiento de señal	21
4.3. PROCEDIMIENTO SEGUIDOS PARA LAS MEDICIONES	21
4.3.1. Temperatura.....	21
4.3.2. Reflectancia.....	24
5. ANÁLISIS DE RESULTADOS	25
5.1. EXTRACCIÓN DE PARÁMETROS DEL COMPORTAMIENTO TÉRMICO.....	25
5.2. EXTRACCIÓN DE PARÁMETROS DEL COMPORTAMIENTO REFLECTIVO.....	27
5.3. CLASIFICADOR	28
CONCLUSIONES	30
BIBLIOGRAFÍA	31

ANEXOS	34
ANEXO A	34
ANEXO B	35
ANEXO C	36
ANEXO D.....	37
ANEXO E.....	38
ANEXO F.....	39
ANEXO G	43

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Reflectancia del espejo, de una muestra de papel y de una de cartón.	27
Tabla 2.	27
Tabla 3. Influencia del color de la muestra en la reflectancia a 470 nm. Se observa la reflectancia de la misma muestra en lugares en los que el color es diferente.	27
Tabla 4. Probabilidad de error de cada iteración, varianza y medida; en una validación cruzada de 4 Iteraciones. Se comparan varias funciones <i>Kernel</i>	28
Tabla 5. Matrices de confusión obtenidas para cada una de las funciones <i>Kernel</i>	28

LISTA DE GRÁFICAS

Figura 1. Una onda incide sobre un medio con un ángulo θ_i y se refleja con un ángulo θ_r [19].	11
Figura 2. Tipos de reflexión [20].	11
Figura 3. Ejemplo de una máquina de soporte vectorial para dos diferentes tipos de clases. Los signos positivos representan la clase 1 y los negativos la clase (2), los datos que se encuentran encerrados por un círculo y que limitan con el hiperplano de separación se conocen como vectores de soporte [22].	12
Figura 4. Validación cruzada usando K grupos. Se asume un valor de $K=4$ y se realiza la división del grupo de 20 muestras en 4 subgrupos de 5, se realizan K iteraciones variando los datos de prueba y los datos de entrenamiento [24].	12
Figura 5. Matriz de confusión para análisis de la curva ROC [24], donde TP representa los éxitos de clasificación, TN rechazos de clasificación correctos, FP rechazo de éxitos cuando en realidad son correctos y FN aceptación de los éxitos cuando en realidad son incorrectos.	13
Figura 6. Curva de enfriamiento del papel y del cartón, obtenida con de la medición de la temperatura a través del tiempo, habiendo calentado previamente las muestras con la misma cantidad de energía y durante el mismo tiempo.	13
Figura 7. Espectro de reflectancia de diferentes tipos de muestras: Celulosa pura, Cartón de fibras vírgenes (FBB) y Cartón reciclado (WLC). Longitudes de onda útiles para la identificación de las muestras son aquellas en las que el porcentaje reflectancia para cada muestra es considerablemente distinta. Con esto se deduce que los números de onda adecuados están en los siguientes tres rangos: 1000 cm^{-1} a 1200 cm^{-1} ; 1300 cm^{-1} a 1500 cm^{-1} ; 2900 cm^{-1} a 3300 cm^{-1} . [11].	14
Figura 8. Diagrama del sistema de caracterización del papel y del cartón.	16
Figura 9. Diseño del porta-muestras con sus funcionalidades.	16
Figura 10. Campo de visión del emisor YSL-R1042B5C-D13 [29].	17
Figura 11. Respuesta espectral del sensor de luz LX192 [31].	18
Figura 12. Características del emisor infrarrojo EL-1KL3. a) Espectro de emisión. b) Campo de visión. [31].	18
Figura 13. Características del sensor infrarrojo ST-1KL3B. a) Respuesta espectral. b) Campo de visión. [32].	19
Figura 14. Configuración de pines del sensor MLX90614.	19
Figura 15. Campo de visión del sensor MLX90614 [33].	20
Figura 16. Factor de rechazo común (dB) vs. Frecuencia (Hz) del amplificador de instrumentación AD623. [34].	21
Figura 17. Ajuste del sensor de temperatura en el porta-muestras. a) Vista lateral del porta-muestras. b) Vista superior del porta- muestras. c) Ángulo de inclinación del soporte del señor de temperatura. d) Ángulo de rotación del sensor de temperatura con respecto al plano que forma la muestra.	22
Figura 18. Promedio de temperatura de la plancha Corning, medido con una cámara Fluke Ti32.	23
Figura 19. Ajuste del ángulo de inclinación del soporte. b) Ajuste del ángulo de inclinación del sensor y del emisor.	24
Figura 20. Temperatura vs. tiempo, de una muestra de papel y una de cartón.	25
Figura 21. a) Ajuste exponencial de los datos de temperatura de una muestra de papel. b) Ajuste exponencial de los datos de temperatura de una muestra de papel.	26
Figura 22. Curva ROC del clasificador con el desempeño de diferentes funciones <i>Kernel</i> mediante la validación cruzada de 4 iteraciones.	29
Figura 23. Diagrama esquemático para la medición de temperatura.	35
Figura 24. Diagrama esquemático para la medición de la reflectancia a 470 nm.	37
Figura 25. Diagrama esquemático para la medición de la reflectancia a 940 nm.	37

INTRODUCCIÓN

El reciclaje del papel y del cartón es comúnmente aplicado a nivel industrial, es decir, en grandes cantidades y mediante el uso de procesos manuales, mecánicos y/o electrónicos altamente complejos, lo que conlleva al uso de maquinarias de gran tamaño y peso como lo demuestra [1], [2], [3] y [4], razón por la cual su aplicación e integración en comunidades pequeñas es altamente costoso y poco viable.

En noviembre del año 2013 la UESP¹, en cooperación con la JICA², presentó el informe final del Proyecto de Estudio del Plan Maestro para el Manejo Integral de Residuos Sólidos en Bogotá D.C. en el que se evidencia que tanto a nivel residencial como a nivel de pequeños y grandes generadores, es decir, establecimientos residenciales, comerciales e instituciones; el papel y el cartón representan el tercer mayor porcentaje de residuos después de los alimentos y el plástico [5]. Igualmente, la Secretaría de Desarrollo Económico dentro del marco del 2do Congreso de Reciclaje, indicó que en la capital el papel y el cartón comprenden el segundo grupo de residuos reciclables con mayor presencia, representando el 31% de éstos [6].

Recientemente en Bogotá D.C. se incluyeron dos nuevas políticas en el campo de manejo de residuos sólidos. El programa Basura Cero, bajo la responsabilidad de la UAESP, que tiene como objetivo lograr que los residuos sólidos no sean enterrados o incinerados, sino aprovechados y devueltos al ciclo productivo en un 100% [7]; y el Plan de Inclusión de los Recicladores que presenta el modelo de disposición de residuos sólidos proyectado en la ciudad [8], cuyo modelo se constituye sobre la introducción e incremento progresivo de la práctica de separación en la fuente³ por parte de los generadores de desechos de la ciudad. Además, el Art. 14, Dto. 1713 de 2002; decreta que el almacenamiento y presentación de los residuos sólidos son obligaciones del usuario del servicio público de aseo.

Existen pocos estudios sobre la identificación de papel y cartón que puedan ser usados a pequeña escala, es decir, sin el uso de sistemas complejas; y los existentes se enfocan únicamente en una espectroscopia de infrarrojo cercano de papel reciclado [11]; o una espectroscopia de infrarrojo mediano de la celulosa, y del cartón virgen y reciclado, como lo evidencia [12]; o en la caracterización dieléctrica de la celulosa y del papel como lo manifiesta [13]. Incluso, aún menores son las investigaciones que integran la clasificación de los dos residuos en cuestión. En éstas se considera el papel y el cartón dentro de un mismo grupo y se utilizan equipos y dispositivos costosos para caracterizarlos. Ver [14] y [15]. En resumen, no se encontró una investigación que los clasifique por separado tomando cantidades individuales o pequeñas, ni usando un bajo presupuesto. Es por esto que este proyecto aporta un nuevo enfoque investigativo mediante el uso de tecnología ya existente pero de forma innovadora y de bajo costo, que contribuirá a la automatización del reciclaje de residuos sólidos en la fuente, específicamente del papel y del cartón, y cuyos resultados podrían ser usados para futuras investigaciones.

¹ Unidad Administrativa Especial de Servicios Públicos.

² Agencia de Cooperación Internacional del Japón.

³ La separación en la fuente es la clasificación de los residuos en el sitio donde se generan, para su posterior eliminación y/o aprovechamiento. [9]

⁴ Respecto al actual esquema de Gestión Integral de Residuos de Bogotá, la separación en la fuente constituye el primer eslabón en el proceso de aprovechamiento y reciclaje de los residuos, toda vez que es allí donde los residuos adquieren las características necesarias de calidad, para vincularse dentro del mercado de los aprovechables en condiciones óptimas (...) [10]

En este proyecto se busca determinar la viabilidad de usar las propiedades reflectivas y térmicas del papel y del cartón para clasificarlos, a partir de una fusión sensorial y por medio del uso de métodos no destructivos. Se desarrolló un sistema que obtiene tales características fue diseñado y un *software* que realiza la clasificación.

Considerando lo anterior, los objetivos que definieron este trabajo de grado son:

- Realizar un montaje instrumental que garantice las condiciones óptimas para obtener la reflectancia y el parámetro de enfriamiento del papel y del cartón.
- Obtener la reflectancia en dos longitudes de onda del infrarrojo mediano (entre los siguientes rangos: 3 μm a 3,5 μm ; 6,6 μm a 7,6 μm u 8,3 μm a 10 μm), y el enfriamiento del papel y del cartón.
- Definir el ángulo adecuado del emisor IR y el sensor IR, para obtener el parámetro de la reflectancia.
- Obtener una correlación de tres variables (dos longitudes de onda del infrarrojo mediano y el enfriamiento).

En este documento se proporciona una explicación concisa del procedimiento seguido para lograr la identificación y clasificación del papel y del cartón, usando métodos no destructivos. Esto incluye una contextualización teórica de los fenómenos físicos involucrados en el proyecto, la reseña de proyectos anteriores que aporten al desarrollo de este trabajo de grado, el diseño e implementación de *hardware* que asegure las condiciones necesarias para adquirir la reflexión en dos longitudes de onda y el enfriamiento a través del tiempo, la selección de los dispositivos adecuados para lograr lo anterior, la parametrización de los datos que se obtengan, y la descripción del software desarrollado para clasificar el papel y el cartón. Finalmente, se registran los resultados obtenidos con la clasificación, así como su respectivo análisis.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. INTERACCIÓN ENTRE LA MATERIA Y LA RADIACIÓN ELECTROMAGNÉTICA

Toda la materia refleja, absorbe y emite radiación electromagnética de una forma única. Esta particularidad se denomina característica espectral. Un átomo cuyo núcleo está compuesto de uno o más electrones, tiene un estado interior que depende de su nivel de energía discreta. Ésta a su vez, determina la órbita del electrón. Cuando incide radiación electromagnética sobre el átomo con un nivel de energía menor, parte de ésta es absorbida y un electrón es inducido, por excitación, a un nivel de energía superior resultando en la órbita superior.

De esta manera, el cambio del estado inherente en un átomo, se dará únicamente cuando éste absorba radiación electromagnética a una longitud de onda específica, y radiará cuando el nivel de energía cambie de un nivel mayor a uno menor. Como toda la materia está compuesta por átomos y moléculas con una composición particular, emitirá o absorberá radiación electromagnética a una longitud de onda particular.

Los tipos de estados inherentes se clasifican en: ionización, excitación, vibración molecular, rotación molecular, entre otros, los cuales radiarán la radiación electromagnética, valga la redundancia, asociada. En particular, el infrarrojo es irradiado por vibración molecular. [16].

Además, para que se produzca la absorción cuando tiene lugar la vibración, la molécula tiene que experimentar un cambio en su momento dipolar. De lo contrario, no será útil en el infrarrojo [17].

2.2. INFRARROJO

La región del infrarrojo, es una porción del espectro electromagnético, que cubre el rango de longitudes de onda desde 0,7 μm hasta 100 μm [18].

2.3. REFLEXIÓN

Cuando una onda, haz de radiación en este caso, incide sobre un determinado medio, parte de la onda se transmite y experimenta un cambio de dirección; a este fenómeno se le conoce como refracción, la otra parte se refleja [19].

2.3.1. Ángulo de incidencia y ángulo de reflexión.

Dependiendo de la ubicación espacial del emisor, la onda incidirá sobre la superficie con un determinado ángulo. Este ángulo es conocido como ángulo de incidencia. Una vez que la onda se refleja, esta cambia su dirección con un determinado ángulo, a este ángulo se le conoce como ángulo de reflexión [20]. En la Figura 1 se muestra el ángulo de incidencia y el ángulo de reflexión de una onda incidiendo sobre un medio.

2.3.2. Ley de Snell.

En la Figura 1, el segmento AB corresponde al frente de onda incidente mientras que el segmento CD al frente de onda reflejado. Suponiendo que la onda incidente es unidireccional, se asume que $AC=BD$, razón por la cual los triángulos comparten la misma hipotenusa, ver ecuación 1 [19]. Esta ecuación es conocida como la Ley de Snell.

$$\frac{\text{sen } \theta_i}{BD} = \frac{\text{sen } \theta_r}{AC} \quad (1)$$

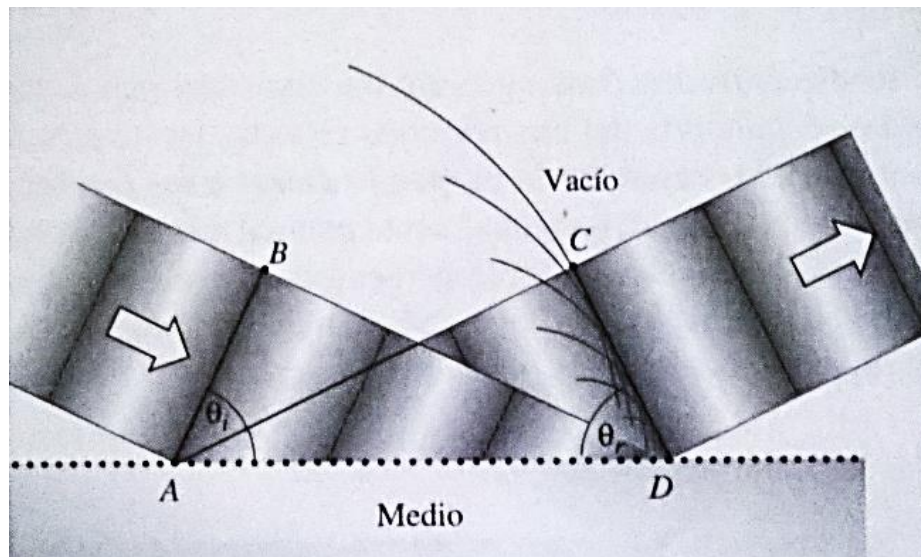


Figura 1. Una onda incide sobre un medio con un ángulo θ_i y se refleja con un ángulo θ_r [19].

2.3.3. Ley de la reflexión.

Como todas las ondas viajan con una misma velocidad, el tiempo que tarda la onda en viajar del punto B al punto D, es el mismo tiempo que tarda la onda desde el punto A hasta el C (ver Figura 1). Por lo anterior se deducen las ecuaciones (2) y (3) [19].

$$BD = v_i * \Delta t = AC \rightarrow \text{sen } \theta_i = \text{sen } \theta_r \quad (2)$$

$$\theta_i = \theta_r \quad (3)$$

Es decir que el ángulo de incidencia es igual al ángulo de reflexión.

2.3.4. Reflexión especular y reflexión difusa.

El parámetro de reflexión depende del material en el que incide la onda. Si el material es totalmente liso, es decir que la rugosidad del material es mucho más pequeña que la longitud de onda del haz emitido, el haz reflejado será totalmente unidireccional, lo que se conoce como reflexión especular. En caso contrario, si la rugosidad del material es mucho mayor a la longitud de onda del haz, el haz reflejado será un conjunto de haces dispersos [20]. Los tipos de reflectancia se observan con mejor claridad en la Figura 2.

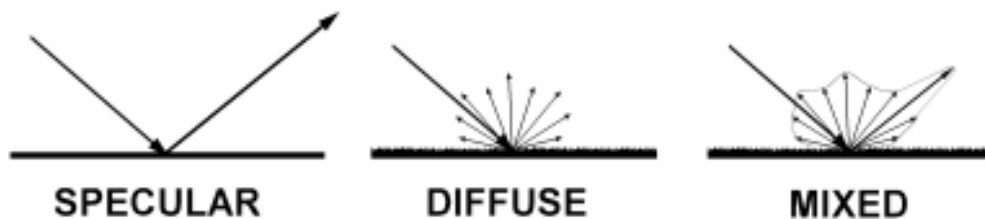


Figura 2. Tipos de reflexión [20].

2.4. REFLECTANCIA

La reflectancia es definida como la tasa entre un flujo incidente en una superficie de muestra y el flujo reflejado de dicha muestra. Es un valor entre 0 y 1 [21].

2.5. MÁQUINA DE SOPORTE VECTORIAL

Las máquinas de soporte vectorial (Support Vector Machines por sus siglas en inglés) permiten la clasificación de dos clases de datos de acuerdo a un número de características propias de cada clase. La máquina realiza la clasificación encontrando el mejor hiperplano que separa una clase de otra de acuerdo a sus características, es decir, traza la mayor distancia de separación posible entre las clases. Se define un vector de soporte como aquel dato que limita con el hiperplano. En la Figura 3 se observa un ejemplo de una clasificación vectorial para dos clases diferentes. [22].

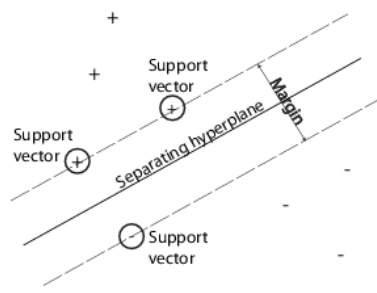


Figura 3. Ejemplo de una máquina de soporte vectorial para dos diferentes tipos de clases. Los signos positivos representan la clase 1 y los negativos la clase (2), los datos que se encuentran encerrados por un círculo y que limitan con el hiperplano de separación se conocen como vectores de soporte [22].

Generalmente cuando se entrena una máquina de soporte vectorial se opta por una separación lineal, pero existen algunas clasificaciones que no es posible separarlas mediante este método. Para resolver este problema, existen modelos matemáticos que ajustan los hiperplanos a funciones gaussianas, polinómicas, funciones de base radial entre otros [22]. A este tipo de modelos se le conoce como funciones de Kernel.

2.6. VALIDACIÓN CRUZADA

Para probar la efectividad de la máquina de soporte vectorial, es necesario partir de una evaluación analítica que permita determinar el rendimiento de esta. La validación cruzada es una de las herramientas más importantes, puesto que arroja un valor de confianza real del comportamiento de la máquina [23]. Existen diferentes métodos para realizar una validación cruzada entre los que se incluyen, validación cruzada dejando uno afuera (leave-one-out cross-validation), validación cruzada aleatoria y validación cruzada por K grupos.

En la validación cruzada usando K grupos o conocida comúnmente como K-fold-cross-validation, los datos se dividen en k sub-conjuntos, en los que uno de los subgrupos se utiliza como datos de prueba y los demás como entrenamiento. Este proceso se repite durante K iteraciones con cada uno de los subgrupos [24]. La Figura 4 muestra un ejemplo de validación cruzada por K grupos.

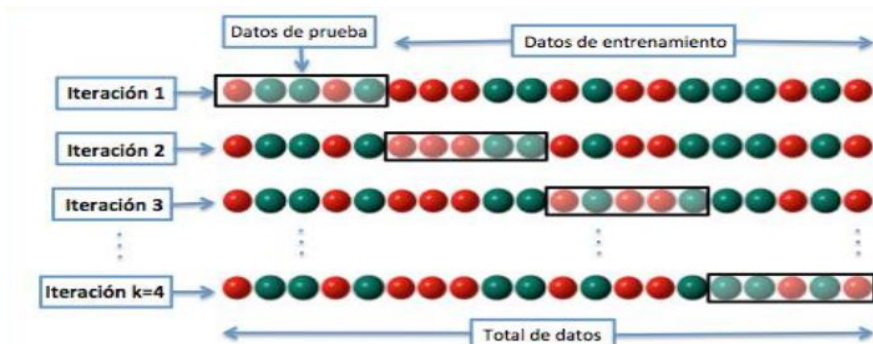


Figura 4. Validación cruzada usando K grupos. Se asume un valor de $K=4$ y se realiza la división del grupo de 20 muestras en 4 subgrupos de 5, se realizan K iteraciones variando los datos de prueba y los datos de entrenamiento [24].

2.7. CURVA ROC

La curva ROC (Receiver Operating Characteristic), es una representación de la sensibilidad en función de 1-especificidad para una máquina de clasificación. El análisis de esta curva permite seleccionar los modelos más óptimos de clasificación [25]. Una interpretación más adecuada de la curva ROC arroja como parámetro de salida una matriz de confusión o matriz de contingencia como lo muestra la Figura 5.

Test	Disease		n	Absent	n	Total
	Present					
Positive	True Positive (TP)	a	False Positive (FP)	c	a + c	
Negative	False Negative (FN)	b	True Negative (TN)	d	b + d	
Total		a + b		c + d		

Figura 5. Matriz de confusión para análisis de la curva ROC [24], donde TP representa los éxitos de clasificación, TN rechazos de clasificación correctos, FP rechazo de éxitos cuando en realidad son correctos y FN aceptación de los éxitos cuando en realidad son incorrectos.

Nuevos datos estadísticos pueden ser definidos a partir de la matriz de confusión, como los son la sensibilidad y la especificidad, variables necesarias para la construcción de la curva ROC. La sensibilidad representa la razón de verdaderos positivos, es decir mide como un clasificador es capaz de clasificar los casos positivos correctamente, de entre todos los casos positivos disponibles durante la prueba, por otro lado la especificidad representa la razón de verdaderos negativos, es decir, define cuántos resultados positivos son incorrectos de entre todos los casos negativos disponibles durante la prueba [27].

Para el análisis de las curvas ROC, cuando un punto se ubica en la coordenada (0,1), se conoce como punto de clasificación perfecta, un punto ubicado a lo largo de la línea que pasa por los puntos (0,0) y (1,1) será un punto de clasificación aleatoria, y un punto ubicado en (1,0) representa una clasificación invertida.

2.8. INVESTIGACIÓN PREVIA

Una investigación previa al desarrollo de este proyecto fue realizada. Cinco (5) muestras de papel y cinco (5) de cartón fueron calentadas con la misma energía y por el mismo período de tiempo, fueron colocadas a temperatura ambiente, y su temperatura fue medida durante sesenta (60) segundos. La Figura 6 muestra el promedio de las curvas de enfriamiento de las muestras de papel y de cartón.

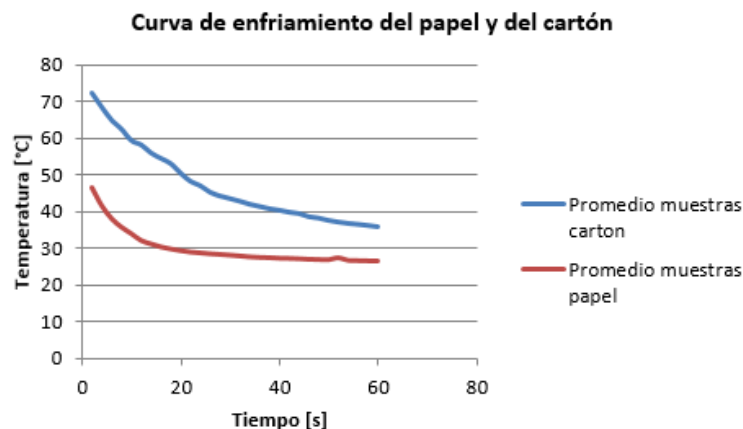


Figura 6. Curva de enfriamiento del papel y del cartón, obtenida con de la medición de la temperatura a través del tiempo, habiendo calentado previamente las muestras con la misma cantidad de energía y durante el mismo tiempo.

La Figura 2 evidencia que la temperatura puede ser usada como parámetro de clasificación de las muestras de papel y de cartón.

2.9. APORTES DE TRABAJOS PREVIOS

Cuando un rayo de luz interactúa con una muestra, ésta absorbe energía (fotones) del campo incidente. Las moléculas de la muestra absorben energía a frecuencias que coinciden con sus modos de vibración. Por ende, mediante el estudio del espectro transmitido o reflejado, es posible obtener información sobre la estructura molecular de la muestra, tal como lo menciona [27].

Como lo demuestra J.-R. Riba, et al. [11], y se observa en la Figura 7, la reflectancia a longitudes de onda específicas del infrarrojo mediano puede ser utilizada para diferenciar la celulosa, el cartón de fibras vírgenes y el cartón reciclado.

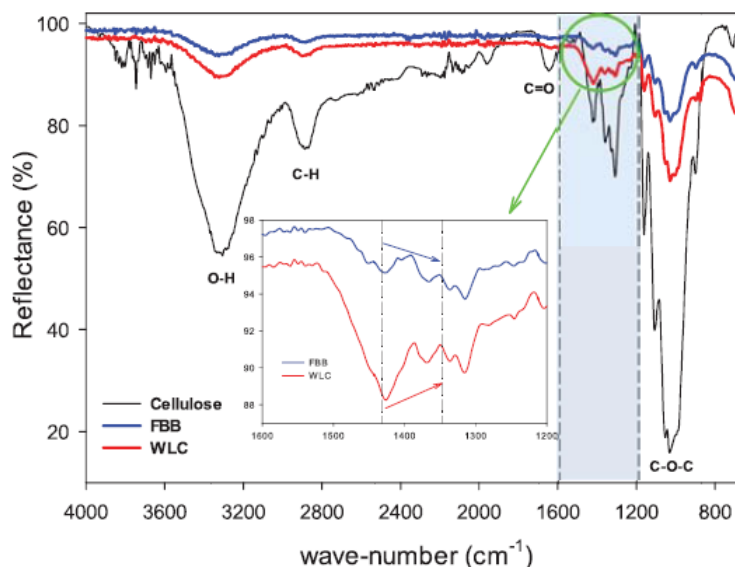


Figura 7. Espectro de reflectancia de diferentes tipos de muestras: Celulosa pura, Cartón de fibras vírgenes (FBB) y Cartón reciclado (WLC). Longitudes de onda útiles para la identificación de las muestras son aquellas en las que el porcentaje reflectancia para cada muestra es considerablemente distinta. Con esto se deduce que los números de onda⁵ adecuados están en los siguientes tres rangos: 1000 cm^{-1} a 1200 cm^{-1} ; 1300 cm^{-1} a 1500 cm^{-1} ; 2900 cm^{-1} a 3300 cm^{-1} . [11].

Sin embargo, a diferencia de la Figura 7, una espectroscopia completa en todo el infrarrojo mediano no fue realizada debido al costo que implica el uso de un espectrómetro o el desarrollo de uno, sino que fue obtenida la reflectancia en dos longitudes de onda específicas. Es más, una de las consignas de este trabajo de grado es su bajo costo. Además, se trabajó con muestras de papel y de cartón.

El infrarrojo cercano (NIR, 800-2500 nm) también puede ser un espectro de estudio viable, como lo demuestra [27], y debido a que la coloración de las muestras a estas longitudes de onda no influye en los datos extraídos.

⁵ El número de onda $\tilde{\nu}$ expresado en cm^{-1} , es igual a $1/\lambda$ como lo muestra [28]. Es decir la longitud de onda es igual a $1/\tilde{\nu}$.

3. ESPECIFICACIONES

El propósito de este proyecto es obtener parámetros, mediante métodos no destructivos, con los cuales se pueda realizar la clasificación de papel y de cartón. La reflexión en dos longitudes de onda y la curva de enfriamiento de las muestras de papel y de cartón deben ser obtenidas. Esto implica que gran parte de éste, será fundamentado en realizar un montaje instrumental que garantice las mejores condiciones posibles para obtener tales características. Es decir, que la preparación y la disposición de las muestras, así como las configuraciones de los emisores y sensores deberán ser adecuados.

De esta manera, el montaje instrumental debe ser capaz de obtener, por un lado, los datos de reflexión de una muestra en dos longitudes de onda específicas; para lo cual será necesario ubicar un emisor y un sensor; cuya distancia a la muestra y ángulos de emisión y recepción serán adoptados de las recomendaciones disponibles en las hojas de especificaciones respectivas; en caso de no detallarlos se deberá usar la Ley de Snell para calcularlos. Por otro lado, debe adquirir la temperatura de la muestra mientras se estabiliza térmicamente con el ambiente. Para esto, cada muestra debe ser calentada con la misma cantidad de energía y durante el mismo período de tiempo, e inmediatamente después debe ser ubicada a temperatura ambiente, para medir su temperatura, valga la redundancia, por aproximadamente treinta (30) segundos.

Cabe resaltar, que el montaje está limitado por el presupuesto natural de un desarrollo investigativo financiado únicamente por los propios estudiantes.

Las muestras compatibles con el proyecto deben haber sido aplanadas previamente y sus dimensiones máximas serán 20 cm de largo por 20 cm de ancho. Éstas se colocarán individualmente, y de una a la vez, en un porta-muestras en donde se tomarán las medidas respectivas. Todo lo anterior dentro de un ambiente controlado, pero dentro de los límites presupuestales y naturales de un trabajo de grado de pregrado.

Posteriormente, las señales deben ser digitalizadas y enviadas a un computador a través un puerto USB. En éste, se debe obtener una curva de enfriamiento por muestra a partir de los datos de temperatura adquiridos y luego ajustar dichas curvas para obtener sus parámetros; mientras que con las señales de reflexión, se debe calcular la reflectancia.

Finalmente, una vez obtenidos los datos se realizará la clasificación entre papel y cartón y se evaluará el desempeño del clasificador.

4. DESARROLLO

Para el desarrollo del proyecto, la reflexión en dos longitudes de onda y la curva de enfriamiento de las muestras de papel y de cartón deben ser obtenidas. Para esto se diseña el sistema de caracterización mostrado en Figura 8. La primera sección corresponde al diseño e implementación de un sistema de caracterización que permite adquirir la reflexión en dos longitudes de onda y el enfriamiento a través del tiempo. La segunda sección, presenta el método de parametrización de los datos que fueron adquiridos y el desarrollo de un *software* que realiza la clasificación de las muestras, entre papel y cartón.

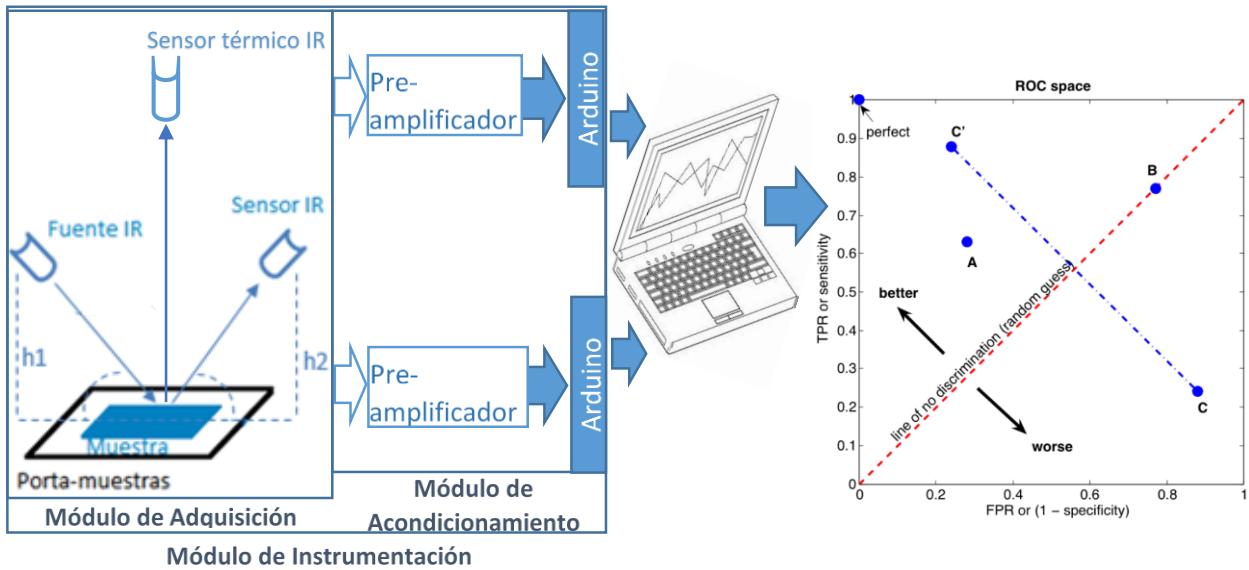


Figura 8. Diagrama del sistema de caracterización del papel y del cartón.

4.1. MÓDULO DE ADQUISICIÓN

4.1.1. Porta-muestras.

Se diseña un porta-muestras adecuado que permita calentar los materiales, y medir su temperatura mientras se estabilizan térmicamente y su reflexión en dos longitudes de onda. El diseño realizado se muestra en la Figura 9. Los segmentos 1A, 1B, 2 y 3 miden 20 cm, lo que restringe el tamaño de las muestras a un máximo de 18 cm x 18 cm.

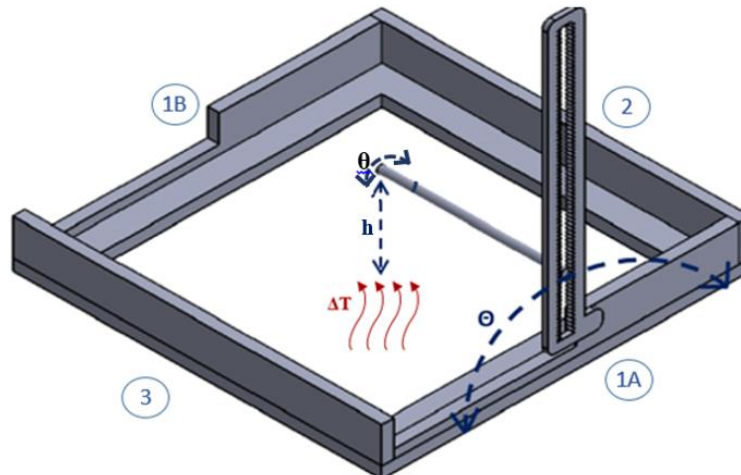


Figura 9. Diseño del porta-muestras con sus funcionalidades.

En la imagen se observa únicamente un soporte (1A), en el que se coloca un foto-transistor. Sin embargo, en el diseño implementado se dispone de dos soportes adicionales, uno en la cara contraria (1B) en el que se coloca un emisor acorde al sensor, y otro en la cara lateral (2) en el que se coloca el sensor de temperatura. Los ángulos de inclinación y la distancia del emisor y de los sensores, con respecto a la muestra, pueden ser modificados. Adicionalmente, se evidencia que el diseño permite que los materiales sean calentados desde una fuente de calor situada debajo del porta-muestras, logrando que el flujo de calor circule a través del interior del marco.

Por lo descrito anteriormente, la medición de la temperatura y la reflexión en las dos longitudes de onda, no pueden ser tomadas simultáneamente, razón por la cual, el ángulo de inclinación y la distancia de las muestras al(los) transductor(es) debe ser ajustado para cada característica.

El material de construcción escogido fue el nylon, debido a su resistencia a temperaturas mayores a 130 °C y su estabilidad dimensional con respecto al cambio de temperatura, cualidades fundamentales al momento de preparar las muestras y realizar las mediciones necesarias para el desarrollo del proyecto. El grosor de la lámina de *nylon* fue de 0.8 cm.

4.1.2. Dispositivos para luz visible y no visible.

La medición de la reflectancia es realizada en dos longitudes de onda: una en espectro visible y otra en espectro no visible. Se debe garantizar que sea exacta y precisa con el fin de obtener una medida confiable, por ende, es necesario evitar que la radiación de la luz blanca o la iluminación artificial interfieran con las medidas. Por esta razón se dispone de una caja sellada a la luz externa, en la que es ubicado el porta-muestras. Adicionalmente, se debe seleccionar un emisor para cada longitud de onda, así como un sensor adecuado para cada emisor.

Se utiliza un emisor de luz visible de color azul referencia YSL-R1042B5C-D13, que se debe polarizar con un voltaje entre 3 V y 3.4 V. Emite radiación a una longitud de onda pico entre 470 nm y 475 nm (color azul) y tiene un campo de visión de 10° [29], como lo demuestra la Figura 10.

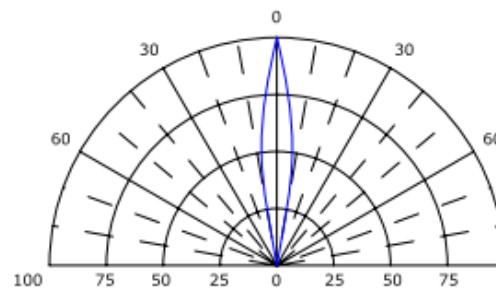


Figura 10. Campo de visión del emisor YSL-R1042B5C-D13 [29].

Para medir la intensidad de radiación reflejada por las muestras a 470 nm, se usa un fotodiodo PIN de silicón referencia LX192IBCCT, que se polariza con un voltaje entre -0.3 V y 6 V; y posee una sensibilidad mayor al 80% en un rango de longitudes de onda entre 460 nm y 590 nm [30], aproximadamente, como se evidencia en la Figura 11. Esto quiere decir que su característica espectral se ajusta al espectro de emisión del dispositivo mencionado en el numeral anterior.

Se emplea un emisor infrarrojo de alta potencia referencia EL-1KL3, que se debe polarizar con 1.35 V. Emite radiación a una longitud de onda pico de 940 nm con un ancho de banda al 50% de 50 nm, como se evidencia en el espectro de emisión mostrado en la Figura 12a; y posee un campo de visión de 20° como lo indica la Figura 12b [31].

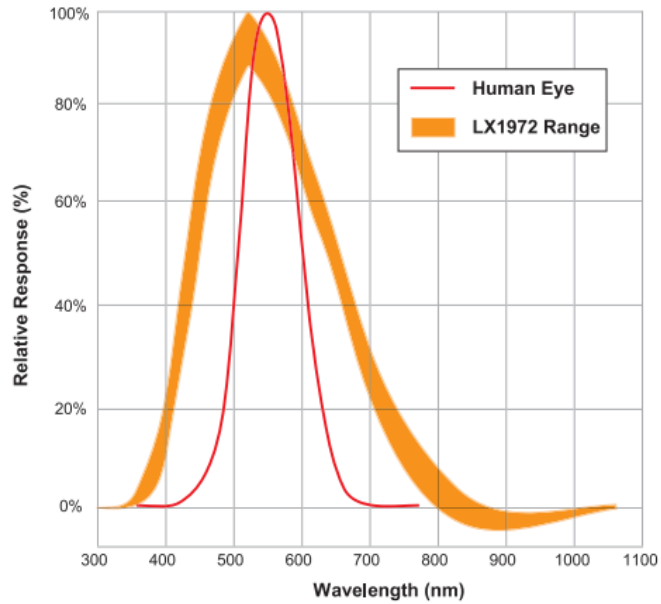


Figura 11. Respuesta espectral del sensor de luz LX192 [31].

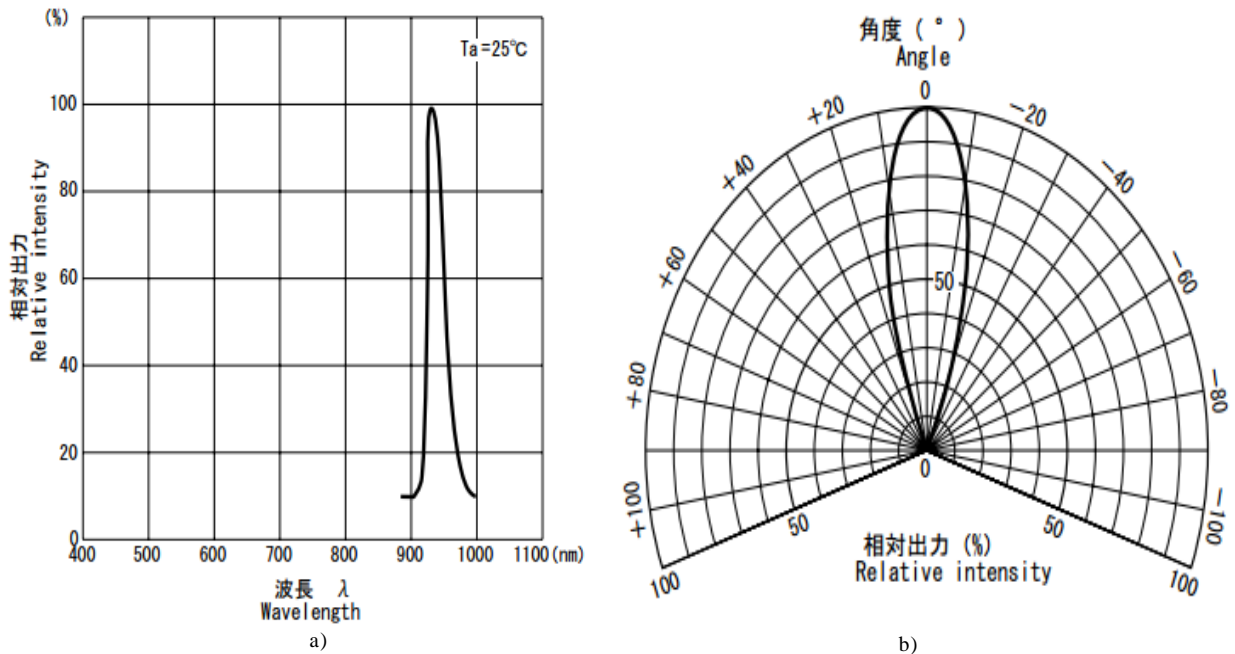


Figura 12. Características del emisor infrarrojo EL-1KL3. a) Espectro de emisión. b) Campo de visión. [31].

La radiación reflejada por las muestras a 940 nm, se mide con un foto-transistor de silicio de alta sensibilidad referencia ST-1KL3B, que se polariza con un voltaje máximo de 6 V. Su respuesta espectral va desde los 500 nm hasta los 1050 nm, como se evidencia en la Figura 13a. En ésta se observa que se caracteriza por tener una sensibilidad mayor al 90% en un rango de longitudes entre 800 nm y 950 nm [32], lo cual se ajusta a los requerimientos exigidos por el dispositivo señalado en el numeral anterior. Además, su campo de visión es cercano a los 10° como se observa en la Figura 13b.

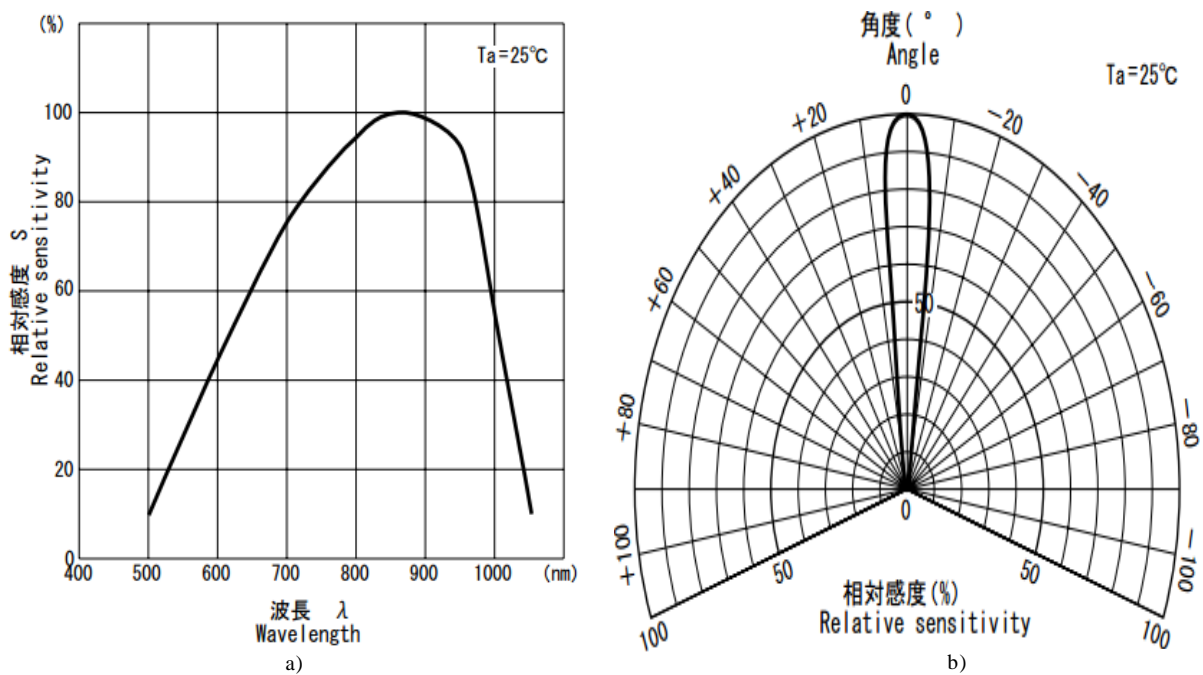


Figura 13. Características del sensor infrarrojo ST-1KL3B. a) Respuesta espectral. b) Campo de visión. [32].

4.1.3. Dispositivos para temperatura.

La medición de la temperatura debe ser precisa, exacta y lo suficientemente rápida para detectar cambios cada 100 ms. Por esta razón se utiliza un sensor térmico infrarrojo MLX90614. Es un termómetro diseñado para medir la temperatura de un objeto sin la necesidad de que éste tenga contacto con el sensor. Integra una termopila IR y un acondicionador de señal que proporciona una señal digital PWM de 10 bits, configurado para transmitir la temperatura continuamente en un rango de -20 °C a 120 °C de temperatura del objeto con una resolución de 0.14 °C [33].

También es necesario registrar la humedad relativa (RH%) para cada medida, puesto que es un factor que puede afectar la temperatura de cada muestra y alterar los resultados. Para esto se utilizó un mini termo-anemómetro Extech 45158.

- Conexión del sensor de temperatura

El sensor posee cuatro (4) pines de conexión como se muestra en la Figura 14. VSS es la tierra, VDD es la fuente de alimentación externa, SDA son los datos seriales y SCL el reloj serial; estos dos últimos usan en el protocolo de comunicación serial I2C [33].

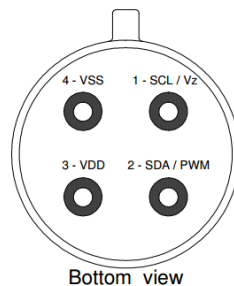


Figura 14. Configuración de pines del sensor MLX90614.

- Campo de visión del sensor de temperatura

El campo de visión se refiere a los ángulos que garantizan una sensibilidad mayor al 50%, en este caso, entre -45° y 45° aproximadamente, como se muestra en la Figura 15. Se observa también, que se debe procurar que el sensor se ubique paralelamente a la muestra situada debajo de éste. El valor medido es la temperatura promedio de todos los objetos en el campo de visión [33].

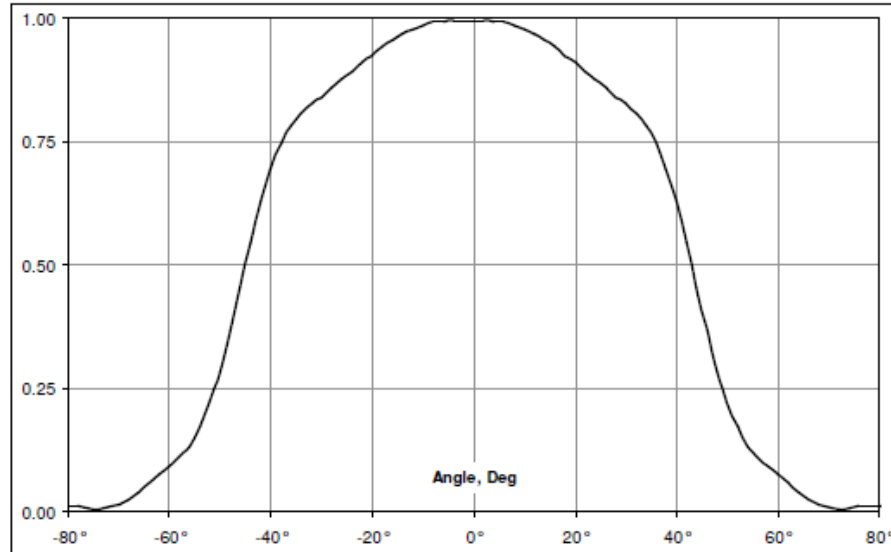


Figura 15. Campo de visión del sensor MLX90614 [33].

Para calentar las muestras se dispone de una plancha de calentamiento para laboratorio marca Corning. La ventaja de usar este elemento es su estabilidad térmica, una vez se configura la temperatura deseada.

4.2. MÓDULO DE ACONDICIONAMIENTO

4.2.1. Dispositivo de control.

Son dispositivos necesarios un conversor análogo-digital (ADC) con el fin de enviar los datos provenientes del módulo de acondicionamiento al computador (explicado en el siguiente numeral), así como un micro-controlador que ejecute acciones de control para habilitar la toma de datos cuando sea oportuno (Ver Anexo D).

Una tarjeta Arduino Uno, basada en el microcontrolador ATmega 328, fue usada para adquirir las señales de temperatura y reflexión. La ventaja de esta tarjeta es su simplicidad para ejecutar comandos, al contar con una interfaz de programación propia.

Ésta cuenta con seis (6) pines de entradas análogas, una unidad ALU (Arithmetic Logic Unit) que realiza las operaciones aritméticas y lógicas del microcontrolador, y tres (3) memorias disponibles (Flash, EEPROM, RAM). Su velocidad de reloj es de 16 MHz, es decir, que su período es 62.5 ns. Integra un conversor análogo-digital con resolución de 10 bits, con entradas análogas con un rango de voltaje de 0 V al voltaje de alimentación ($V_{cc} = 5$ V). El voltaje de referencia para este caso será de 5 V, razón por la cual su resolución será 4.88 mV. El microcontrolador es compatible con una interfaz serial TWI (I2C) que usa dos líneas de bus bi-direccionales, una para el reloj (SCL) y otra para los datos (SDA). Estos corresponden a los pines de entrada análogos A4 y A5 del Arduino Uno, respectivamente [34], lo que significa que los datos provenientes de los sensores ingresarán al Arduino por el pin A5 (SDA), y serán enviados al computador mediante comunicación serial a través de su puerto USB.

4.2.2. Acondicionamiento de señal

Es necesario amplificar la señal del sensor debido a que la reflexión de las muestras puede ser muy baja, caso en el cual será del orden de decenas de milivoltios; y es fundamental rechazar los voltajes de entrada comunes. Por esta razón se usa un amplificador de instrumentación AD623 usado para interfaces de transductores, entre otras aplicaciones.

Es un dispositivo *rail-to-rail*, que se polariza con un voltaje entre 3 V y 12 V y que cuenta con un factor de rechazo en modo común (CMRR o CMR) mayor a 90 dB (Figura 16) en DC [34]; teniendo en cuenta que se alimenta con los 5 V de salida del Arduino, se configura con una ganancia igual a cuatro (4) y con un voltaje de referencia V_s igual a 0 V.

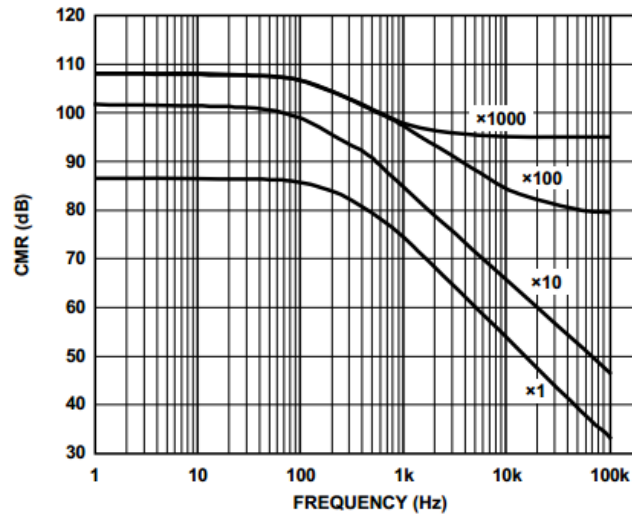


Figura 16. Factor de rechazo común (dB) vs. Frecuencia (Hz) del amplificador de instrumentación AD623. [34].

La ganancia del dispositivo se programa mediante un resistor, o más precisamente, por la impedancia que aparezca entre los pines uno (1) y ocho (8) del dispositivo. La ecuación 4 describe el comportamiento de la ganancia. Con ésta se deduce que para una ganancia de 4, el resistor R_G debe ser de 33.3 k Ω .

$$R_G = \frac{100 \text{ k}\Omega}{G-1} \quad (4)$$

Es preciso acoplar impedancias en el acondicionamiento de las señales con el fin de evitar lecturas erróneas debidas a la impedancia de entrada del Arduino. Por esto, se usa un amplificador operacional OP191. Es un dispositivo *rail-to-rail*, que opera en un rango de voltaje entre 2.7 V y 12 V [36] (Ver Anexo D).

4.3. PROCEDIMIENTO SEGUIDOS PARA LAS MEDICIONES

4.3.1. Temperatura.

Se instala el sensor térmico en el porta-muestras (ver Figuras 17a y 17b), y se ajusta el soporte del sensor con el fin de comprobar su rotación con respecto al plano que forma la muestra. El ángulo de inclinación se mide con un inclinómetro análogo (Ver Figuras 17c y 17d).

Posteriormente se ajusta la temperatura de la plancha a 123 °C aproximadamente. Esto, debido a la separación de las muestras con la plancha, definida por el grosor de *nylon*. La temperatura se comprueba con la imagen obtenida a través de una cámara térmica Fluke Ti32, habilitando la función “cuadro central” en la que se observa el promedio de temperatura de los puntos enmarcados por el recuadro. Ver Figura 18. Se debe tener en cuenta el ajuste de la emisividad del objeto medido, en este caso, es un metal pintado lo que significa una emisividad muy cercana o igual a uno (1).



Figura 17. Ajuste del sensor de temperatura en el porta-muestras. a) Vista lateral del porta-muestras. b) Vista superior del porta-muestras. c) Ángulo de inclinación del soporte del sensor de temperatura. d) Ángulo de rotación del sensor de temperatura con respecto al plano que forma la muestra.

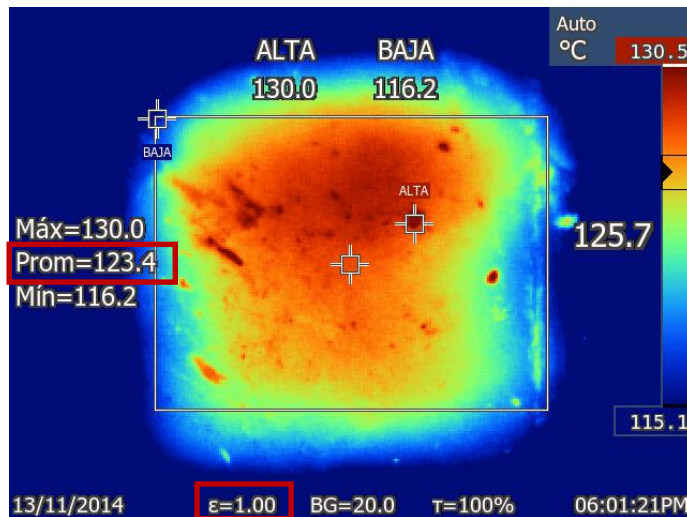


Figura 18. Promedio de temperatura de la plancha Corning, medido con una cámara Fluke Ti32.

Se coloca el porta-muestras sobre la plancha y se comprueba la calibración del sensor MLX90614 ajustando la altura “h” del sensor en el soporte, y midiendo la temperatura de la fuente de calor hasta obtener un valor similar al indicado por la cámara térmica. Para obtener el valor registrado por el sensor, se carga el código indicado en el Anexo A en el software de uso libre *Arduino*. El código hace uso de una librería externa llamada *Adafruit_MLX90614.h*, adjunta en la copia digital del Anexo A, que debe ser incluida en la carpeta raíz de librerías, que por defecto es: *C:\Users\”Usuario”\Documents\Arduino\libraries*. La medida registrada por el sensor fue 123.27 °C, la cual es muy aproximada al registrado por la cámara térmica mostrada en la Figura 18. De esta manera, se establece que la altura “h” adecuada para la medición de la temperatura de las muestras es 1.5 cm.

Se realiza la conexión mostrada en el Anexo B, y se carga el código indicado en el Anexo C (este código también hace uso de la librería externa *Adafruit_MLX90614.h*, adjunta en la copia digital del Anexo A) en el software *Arduino* con el que se controló el tiempo de calentamiento de las muestras durante 60 segundos y el tiempo de enfriamiento durante 30 segundos. Las muestras fueron colocadas manualmente cuando un LED era encendido y posteriormente, el porta-muestras fue retirado manualmente cuando otro LED era encendido.

Se ejecuta el software *Realterm*, también de uso libre, diseñado para capturar y guardar flujos de datos recibidos por el puerto serial del computador. Se especifican los baudios correctos (9600), se selecciona el puerto de recepción y se prepara para almacenar habilitando la función “*Open*”. Posteriormente se comienza la captura de datos en un archivo seleccionando el botón “*Start Overwrite*”.

Tan pronto se abre el puerto para la captura de datos, se proporciona un margen de siete (7) segundos para preparar y habilitar la captura. La preparación implica seleccionar la carpeta en donde se guardará el archivo con extensión “.txt” y establecer un nombre para éste.

La humedad relativa (RH%) fue registrada en cada toma de datos.

4.3.2. Reflectancia.

Debido a la limitación del montaje instrumental diseñado, sólo es posible medir la reflexión en una longitud de onda a la vez. No obstante, el proceso es semejante entre ambos casos. La diferencia radica en el sensor y emisor usados para obtener la medición respectiva en cada caso. Se instala un sensor y un emisor en cada soporte. Se realiza la conexión del Anexo D y se carga el *sketch* del Anexo E. Lo siguiente es establecer la radiación incidente sobre las muestras. Para esto se ubica un espejo en el porta-muestras y se registra la radiación medida por el sensor. El espejo debe ser de alta calidad y de primera superficie, con el fin de que refleje el haz incidente de forma especular y no incida en el ángulo de reflexión [37], razón por la cual se usa uno extraído de la sección óptica de una fotocopiadora Ricoh. Posteriormente, se ajusta la altura “h” y el ángulo de inclinación de los dispositivos hasta lograr que el sensor capte la mayor intensidad de radiación posible.

Se establece que la altura “h” deber ser 2.2 cm. Por otra parte, el ángulo de inclinación debe ser lo más agudo posible, como lo indica [38]. En este caso, se fija en 20°, debido a la limitación del montaje instrumental, específicamente de los soportes del emisor y de sensor; como se evidencia en la Figura 20.

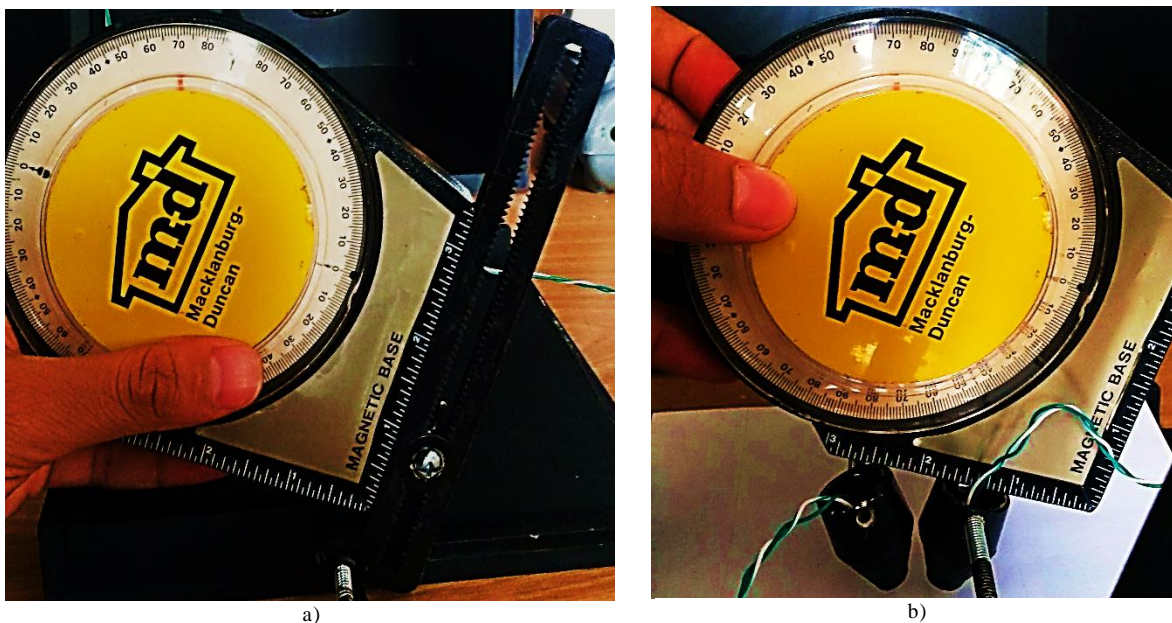


Figura 19. Ajuste del ángulo de inclinación del soporte. b) Ajuste del ángulo de inclinación del sensor y del emisor.

Se ejecuta el software *Realterm*, se ajustan los baudios correctos (1200), se selecciona el puerto de recepción y se prepara para almacenar habilitando la función “*Open*”. Se especifica que la toma de datos sea durante cinco (5) segundos (End After) y se comienza la captura de datos en un archivo seleccionando el botón “*Start Overwrite*”.

5. ANÁLISIS DE RESULTADOS

En esta sección la clasificación de las muestras de papel y de cartón es llevado a cabo por medio del análisis de la reflexión en dos longitudes de onda y el enfriamiento, y la acción combinada de la extracción de parámetros y métodos de clasificación. El ajuste de curvas y el cálculo de la reflectancia fueron los métodos de extracción de parámetros utilizados. Se aplicó un clasificador basado en el modelo de una máquina de soporte vectorial y la validación cruzada por k grupos.

La reflexión en dos longitudes de onda y el enfriamiento fueron medidos para cien (100) muestras. Como éstas tienen orígenes diferentes, se asume que esas diferencias son reflejadas en sus espectros y comportamientos térmicos. Es conocido que cincuenta y una (51) de la cantidad total de cien (100) muestras son papel, mientras que las cuarenta y nueve (49) restantes son cartón.

5.1. EXTRACCIÓN DE PARÁMETROS DEL COMPORTAMIENTO TÉRMICO

Se registró la humedad relativa en cada toma de datos de muestras, y se obtuvo un rango de variación de 8.1%. Sin embargo, esta variación no representó una problemática evidente al realizar la clasificación.

Se graficó la temperatura de las muestras de papel y de cartón a través del tiempo. Un ejemplo del comportamiento térmico de una muestra aleatoria de cada clase se muestra en la Figura 21.

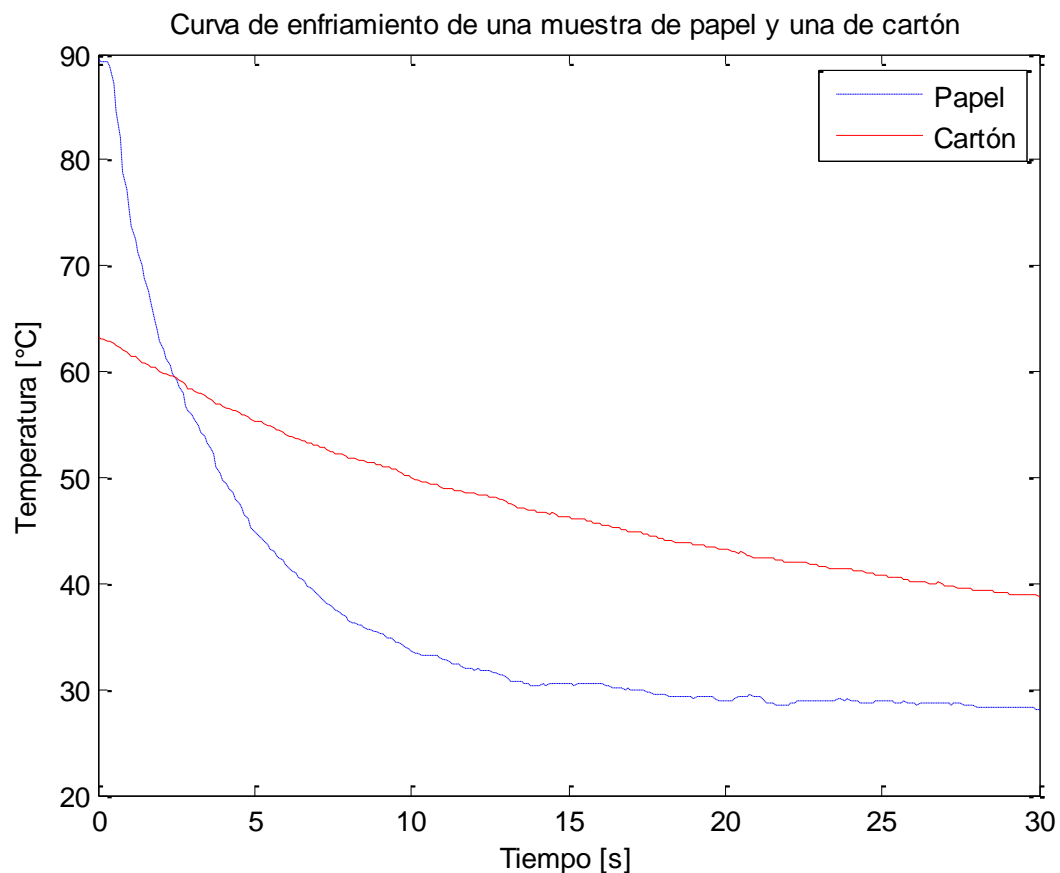


Figura 20. Temperatura vs. tiempo, de una muestra de papel y una de cartón.

Se observó que el enfriamiento es caracterizado por presentar un comportamiento exponencial decreciente. Esta tendencia se percibió en todos los ejemplares. Por esto, se realizó un ajuste de curvas a cada uno de los datos de temperatura de cada una de las muestras. El ajuste consistió en obtener una expresión matemática que representara el comportamiento térmico de cada una de las muestras, con el fin de extraer los parámetros característicos de cada expresión matemática obtenida para cada clase.

Para realizar el ajuste de curvas se utilizó la herramienta “*Curve Fitting Tool*” de Matlab 2014a. En ésta se deben seleccionar los datos correspondientes al eje X (tiempo) y al eje Y (temperatura), el modelo (exponencial) y el número de términos (dos). Esto último se debe a que con un término el ajuste no es aproximado. En la Figura 22a y Figura 22b se evidencia el ajuste de las muestras de papel y de cartón mostradas en la Figura 21.

De esta manera, para cada curva de enfriamiento se obtiene la ecuación 5 que es la suma de dos términos exponenciales, y de cada ecuación se extraen los parámetros A, B, C y D. En resumen, con la temperatura se obtienen cuatro (4) parámetros por muestra.

$$f(x) = A * \exp(B * x) + C * \exp(D * x) \quad (5)$$

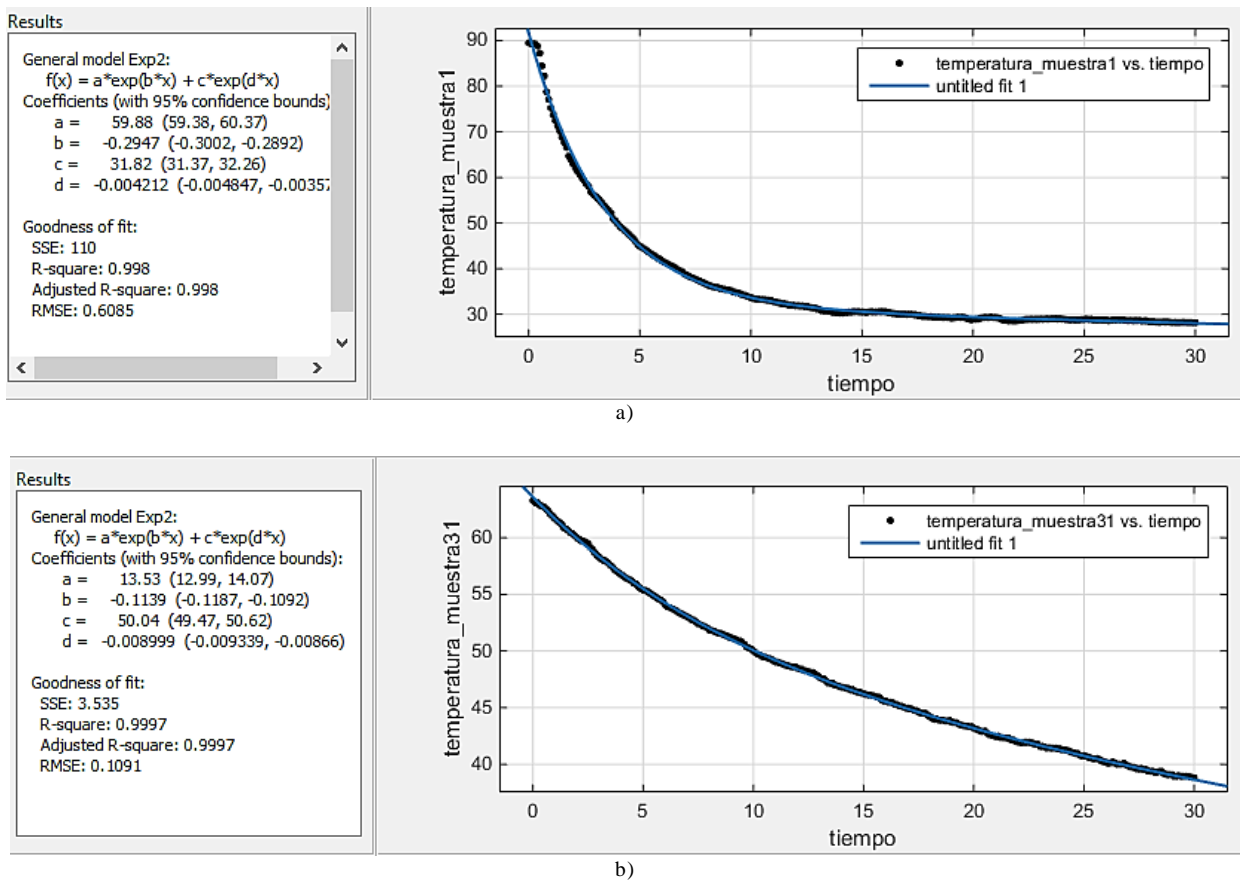


Figura 21. a) Ajuste exponencial de los datos de temperatura de una muestra de papel. b) Ajuste exponencial de los datos de temperatura de una muestra de papel.

5.2. EXTRACCIÓN DE PARÁMETROS DEL COMPORTAMIENTO REFLECTIVO

Se midió la reflexión de cada una de las muestras durante cinco (5) segundos y se promediaron los datos medidos de cada muestra con el fin de obtener un único valor significativo que representa la radiación reflejada. Asimismo, se midió la reflexión del espejo para obtener la radiación incidente. Luego se calcula la reflectancia⁶ para cada una de las muestras; y para las dos longitudes de onda. En la Tabla 1, se muestra un ejemplo con el valor de reflexión promedio y de la reflectancia obtenido para el espejo, y para las muestras de papel y de cartón mencionadas anteriormente. En resumen, con la reflectancia se obtienen dos (2) parámetros por muestra

	Espejo	Muestra de papel	Muestra de cartón
Reflexión a 470 nm	3.05474	0.97263	0.58651
Reflexión a 940 nm	4.11655	0.9566049	0.8385014
Reflectancia a 470 nm	1	0.1511558	0.0202076
Reflectancia a 940 nm	1	0.2323802	0.2036903

Tabla 1. Reflectancia del espejo, de una muestra de papel y de una de cartón.

Para comparar los parámetros extraídos e ilustrar algunas diferencias encontradas se tabulan los resultados obtenidos para cinco (5) muestras de papel y cinco (5) de cartón como se observa en la Tabla 2. En general, los parámetros A y D, y la reflectancia a 940 nm son mayores en las muestras de papel que en las de cartón; los parámetros B, C son mayores en las de cartón que en las de papel.

Clase	Parámetros temperatura				Reflectancia	
	A	B	C	D	470 nm	940 nm
Cartón	10.71	-0.13600	51.18	-0.0115600	0.0194487	0.1823191
Cartón	37.59	-0.13650	34.82	-0.0091610	0.1695153	0.2811766
Cartón	25.66	-0.06527	34.44	-0.0040790	0.0193709	0.1593129
Cartón	16.47	-0.09178	41.95	-0.0077350	0.0193125	0.1681882
Cartón	38.62	-0.11280	37.03	-0.0068320	0.1537632	0.2319130
Papel	52.38	-0.37240	35.77	-0.0058620	0.1512531	0.2654689
Papel	55.35	-0.31360	30.42	-0.0033970	0.1519536	0.2792497
Papel	73.43	-0.82080	29.83	-0.0023580	0.1318432	0.2119627
Papel	47.06	-0.17380	31.92	-0.0036060	0.1592864	0.2705876
Papel	49.56	-0.12900	30.17	-0.0010510	0.1707797	0.3053894

Tabla 2. Comparación de los seis (6) parámetros de cinco (5) muestras de papel y cinco (5) de cartón.

Es preciso aclarar que al trabajar con una longitud de onda de 468nm, se evidenció que el color de la muestra influye en las medidas como se muestra en la Tabla 3, sin embargo, se continuó utilizando este parámetro debido a las restricciones de presupuesto, disponibilidad y complejidad para trabajar con longitudes de onda superiores.

	Muestra de papel_1	Muestra de papel_2
Reflectancia a 470 nm	0.20160145	0.02559956

Tabla 3. Influencia del color de la muestra en la reflectancia a 470 nm. Se observa la reflectancia de la misma muestra en lugares en los que el color es diferente.

⁶ Como se indicó en el capítulo 2, la reflectancia es la relación entre la radiación incidente y la radiación reflejada.

5.3. CLASIFICADOR

Las claves del análisis de los datos son el clasificador así como la técnica de validación. Ésta permite determinar la efectividad del método propuesto para clasificar papel y cartón. Para realizar la clasificación se entrenó una máquina de soporte vectorial con los seis (6) parámetros extraídos y descritos previamente. Se comprobó su efectividad mediante la técnica de validación cruzada por k grupos y se ilustró su desempeño mediante la gráfica ROC. En el Anexo F se muestra el código desarrollado para este fin.

Las cien (100) muestras fueron divididas aleatoriamente en cuatro (4) conjuntos iguales. Para el entrenamiento de la máquina se realizan cuatro (4) iteraciones. En cada iteración tres (3) conjuntos son usados como entrenamiento y el restante como predicción. De esta manera, se usan todos los conjuntos como prueba y como entrenamiento.

Mientras que el conjunto de matrices de entrenamiento contiene 75×6 elementos, el conjunto de matriz de predicción contiene 25×6 elementos. Las seis (6) columnas corresponden a la reflectancia en dos longitudes de onda, y a cuatro (4) parámetros de enfriamiento.

Las probabilidades de error de cada iteración y para cada función, así como el promedio y la varianza son presentadas en la Tabla 4, en la que se observa que la función *Kernel* lineal clasificó correctamente un 93.5% de los casos, la función *Kernel* Gaussiana un 84.33%, la función *Kernel* polinomial de 2do orden un 90.83%, la función *Kernel* polinomial de 3er orden un 66.25% y la función *Kernel* polinomial de 4to orden un 66.83%. Por ende, la función que mejor desempeño presenta es la lineal. Además, posee la segunda mejor varianza.

	Lineal	Gaussiana	Rbf	Polinomial de 2do orden	Polinomial de 3er orden	Polinomial de 4to orden
1ra iteración	0.04	0.12	0.12	0.04	0.52	0.48
2da iteración	0.06	0.12	0.12	0.12	0.32	0.3
3ra iteración	0.08	0.1887	0.1887	0.1067	0.24	0.2267
4ta iteración	0.08	0.2	0.2	0.1	0.27	0.32
\bar{x}	0.065	0.1567	0.1567	0.0917	0.3375	0.3317
σ^2	3.67e-4	1.8e-3	1.8e-3	1.3e-4	15.9e-3	11.4e-3

Tabla 4. Probabilidad de error de cada iteración, varianza y medida; en una validación cruzada de 4 Iteraciones. Se comparan varias funciones *Kernel*.

Las matrices de confusión (MC) para cada uno de los *Kernel* fueron determinadas, y son presentadas en la Tabla 5, en la que se muestra que la función *Kernel* lineal presenta 45 verdaderos positivos, 4 falsos positivos, 4 falsos negativos y 47 verdaderos negativos.

MC Kernel lineal		MC Kernel Gaussiano o RBF		MC Kernel Polinomial de 2do orden		MC Kernel Polinomial de 3er orden		MC Kernel Polinomial de 4to orden	
45	4	48	19	44	5	34	12	37	20
4	47	1	32	5	46	15	39	12	31

Tabla 5. Matrices de confusión obtenidas para cada una de las funciones *Kernel*.

El resumen del desempeño del clasificador usando diferentes funciones *Kernel* se muestra en la Figura 23. Con la curva ROC se comprueba que la función *Kernel* lineal es la que mejor desempeño presenta. Además de ser el más simple, la efectividad de clasificación es muy buena puesto que las probabilidades de error de las 4 iteraciones se ubican cerca al punto (0,1).

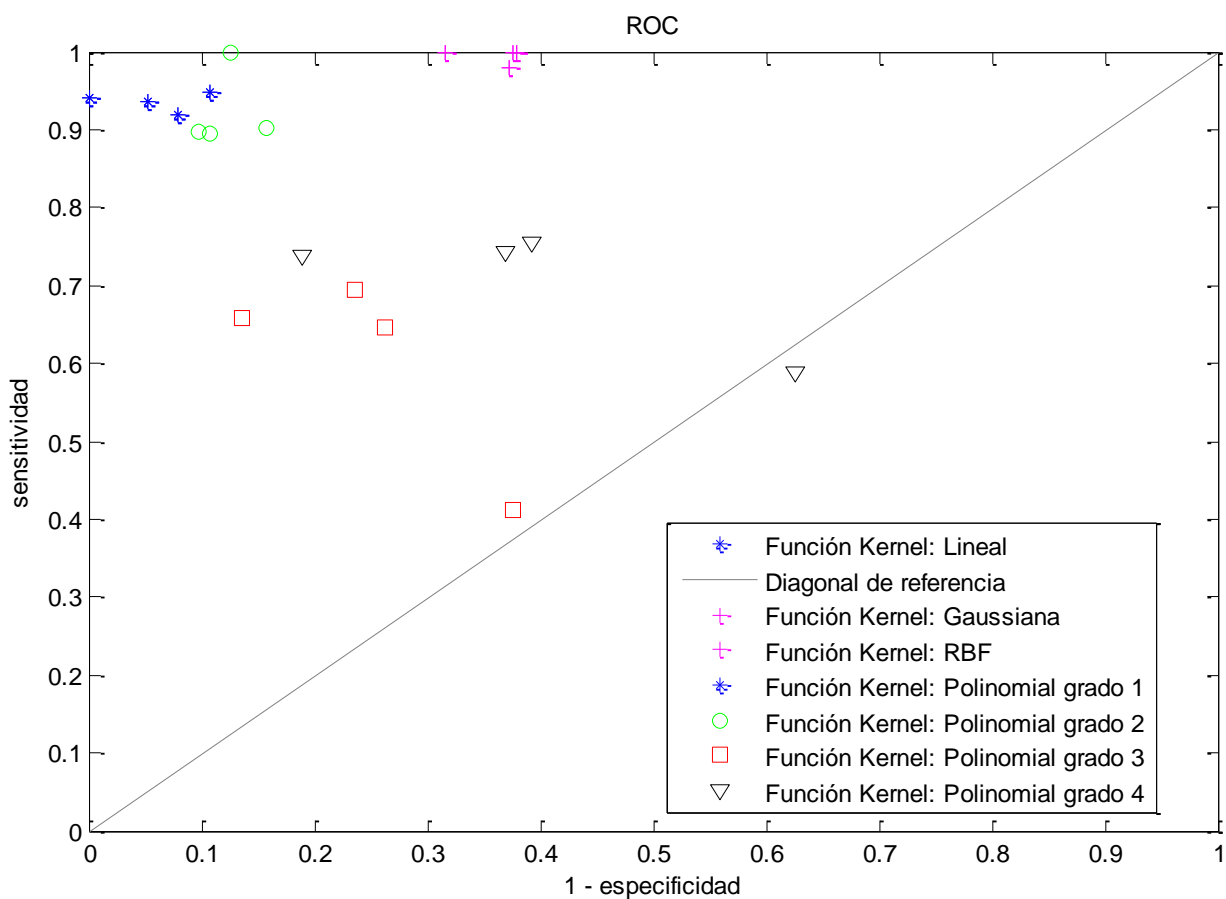


Figura 22. Curva ROC del clasificador con el desempeño de diferentes funciones *Kernel* mediante la validación cruzada de 4 iteraciones.

CONCLUSIONES

Actualmente los métodos de reciclaje implican personal calificado, máquinas especializadas de alto costo, y grandes áreas de trabajo. La investigación de nuevas técnicas de clasificación de materiales, y la prueba e implementación de nuevos modelos permitieron encontrar un nuevo método clasificador de sólidos reciclables como el papel y el cartón, algo que se traduce en el posible desarrollo de nueva tecnología de bajo costo aplicada al reciclaje y concientización de las personas sobre este tipo de temas.

De acuerdo a los resultados obtenidos, es posible clasificar papel y cartón a partir de sus propiedades reflectivas y térmicas. Es satisfactorio, haber encontrado un método que no solamente ayudará a la clasificación de materiales para su posterior reciclaje, sino que permitirá contribuir a la solución de problemas relacionados con el medio ambiente.

En cuanto a los objetivos planteados, estos se modificaron ligeramente pero se logró el cumplimiento del objetivo general con la reforma. Es decir para obtener la reflectancia se prefirió trabajar con longitudes de onda diferentes a las especificadas en los documentos previos. La razón de ello fueron sus elevados costos, la falta de presupuesto y la poca disponibilidad de estos a nivel comercial; los resultados de este cambio fueron favorables y permitieron la caracterización correcta de los materiales. Desde una investigación previa se asumió el comportamiento térmico de las muestras como una función exponencial de primer orden asociándose a este un solo parámetro de enfriamiento; de lo obtenido en los resultados, se concluyó que las muestras no presentaban un comportamiento exponencial de una función de un término sino de dos términos, por lo que fue necesario tener en cuenta cada uno de los parámetros adicionales que caracterizan esta función. Debido al número total de variables obtenidas; reflectancia en dos longitudes de ondas y 4 parámetros la suma de dos exponenciales, no fue posible obtener una correlación de tres variables, pero si, comprobar la eficacia de utilizar estos métodos para clasificar papel y cartón. La comprobación de esto, se hizo mediante el entrenamiento de una máquina de soporte vectorial así como de su respectiva validación.

Por otra parte, lograr realizar la clasificación con las propiedades térmicas y reflectivas es un resultado de gran aporte, y es aún más significativo lograrlo con tecnologías de bajo costo, puesto que pueden ser usadas en la implementación de un sistema de baja complejidad que clasifique el papel y el cartón.

A futuro, se propone la implementación de una máquina, que utilice las propiedades anteriormente mencionadas para la clasificación de este tipo de sólidos de manera automática. Y por qué no, proponer la posibilidad de usar dichas propiedades para clasificar otro tipo de materiales.

Se recomienda el estudio de la reflectancia del papel y del cartón en otras longitudes de onda superiores a la luz visible, con el fin de evitar variaciones dependientes del color de las muestras.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Plantas de clasificación de papel y cartón, Imabe América S.A., Arganda del Rey, España. [En línea] Disponible en: <http://www.imabeiberica.com/es/papel-carton-y-plasticos-sector-de-recuperacion/plantas-de-clasificacion-de-papel-y-carton>.
- [2] Separación de papel y cartones, Stadler Selecciona S.L.U, Alcázar de San Juan, España. [En línea] Disponible en: http://www.w-stadler.de/spanisch/anlagen/papier_kartonagentrennung.html.
- [3] Planta de selección de papel y cartón, Cogersa, Principado de Asturias, España. [En línea] Disponible en: <http://www.cogersa.es/metaspacerportal/14498/19179>.
- [4] Guía de buenas prácticas, Agencia de Residuos de Cataluña, 2012, pp 32-34. [En línea] Disponible en:
http://residus.gencat.cat/web/.content/home/lagencia/publicacions/centre_catala_del_reciclatge__ccr/cast_guiapapercartro_web.pdf.
- [5] I. Mori. “Proyecto de Estudio del Plan Maestro para el Manejo Integral de Residuos Sólidos en Bogotá D.C.”, Kokusai Kogyo Co. Ltd., GE-JR-13-213, PM 1-4, Noviembre 2013. [En línea]. Disponible en:
http://www.uaesp.gov.co/uaesp_jo/images/SubdRBL/jica/GEJR13213_BOGOTA_RESUMEN.pdf.
- [6] A. P. Crespo, “Un balance, desde la perspectiva de la Secretaría Distrital de Desarrollo Económico, de ASURA CERO” en 2º *Congreso de Reciclaje*, Bogotá D.C., 2013, pp. 7. [En línea]. Disponible en:
http://www.andi.com.co/Archivos/file/Pulpa_papel_carton/Memorias%20%20Congreso%20de%20Reciclaje/09%20Argemiro%20secretaria%20distrital.pdf.
- [7] Autor anónimo, “¿Qué es Basura Cero?”. 2013, Septiembre. [En línea]. Disponible en:
http://www.uaesp.gov.co/uaesp_jo/index.php?view=article&id=32%3Aique-es-basura-cero&format=pdf&option=com_content&Itemid=51.
- [8] Esquema de metas a cumplir para la inclusión de la población recicladora en la gestión pública de residuos sólidos en la ciudad de Bogotá D.C., pp 21. [En línea]. Disponible en:
http://www.uesp.gov.co/uaesp_jo/index.php?option=com_wrapper&view=wrapper&Itemid=16
- [9] “Gestión de residuos”, Concesionaria Tibitoc S.A. E.S.P. [En línea] Disponible en:
http://www.laseguridad.ws/consejo/consejo/html/memorias/Memorias_Complementarias_Congreso_39/archivos/trabajos/gestion/GestiondeResiduosTibitoc.pdf.
- [10] Esquema de metas a cumplir para la inclusión de la población recicladora en la gestión pública de residuos sólidos en la ciudad de Bogotá D.C., Op. cit., pp 83.
- [11] J.-R. Riba, T. C. Parelló, R. Cantero, “Comparative Study of Multivariate Methods to Identify Paper Finishes Using Infrared Spectroscopy”, *Transactions of instrumentation and measurement*, Vol. 61, pp. 1029-1036, Abr. 2012.
- [12] J.-R. Riba, T. Canals, R. Cantero, “Recovered Paperboard Samples Identification by Means of Mid-Infrared Sensors”, *IEEE Sensors Journal*, Vol. 13, No. 7, pp. 2763-2770, Jul. 2013.
- [13] R. EK, R. M. Hill, J. M. Newton, “Low frequency dielectric spectroscopy characterization of microcrystalline cellulose, tablets and paper”, *Journal of materials sciences*, Vol. 32, Iss. 18, pp. 4807-4814, Sept 1997.

- [14] L.-G. Omar, R.-A. Oscar, T.-G. Andrés, S.-G. Francisco, “Multimedia inorganic waste separator”, ITESO-Jesuit University of Guadalajara, Jul. 2013.
- [15] J. Huang, T. Pretz, Z. Bian, “Intelligent Solid Waste Processing Using Optical Sensor Based Sorting Technology”, presentado en “3rd International Congress on Image and Signal Processing”, 2010.
- [16] Autor anónimo, “Fundamentals of Remote Sensing”, ch. 1, pp 6. [En línea]. Disponible en: http://www.jars1974.net/pdf/02_Chapter01.pdf.
- [17] Autor anónimo, “Espectroscopia infrarroja”, *Curso de análisis de superficies*, Servicios Técnicos de Investigación, Nov. 2012. [En línea]. Disponible en: <http://ssyf.ua.es/es/formacion/documentos/cursos-programados/2012/especifica/tecnicas-instrumentales-en-el-analisis-de-superficie/espectrometria-de-infrarrojo.pdf>
- [18] Autor anónimo, “Fundamentals of remote sensing”, Canada Centre for Remote Sensing, ch. 1, pp. 9. [En línea] Disponible en: https://www.nrcan.gc.ca/sites/www.nrcan.gc.ca/files/earthsciences/pdf/resource/tutor/fundam/pdf/fundamentals_e.pdf.
- [19] E. Hecht, “Óptica”, Addison Wesley Iberoamericana, 3ra edición, Madrid, 2000, cap. 4, pp. 98-102.
- [20] R. Willey, “Practical Production of Optical Thin Films”, Willey Optical, 3ra edición, 2011, ch. 2. [En línea] Disponible en: <http://www.willeyoptical.com/pdfs/GoodRandTmeasurements.pdf>.
- [21] Autor anónimo, “Fundamentals of Remote Sensing”, Jars, chp. 1, pp. 16-17. [En línea] Disponible en: http://www.jars1974.net/pdf/02_Chapter01.pdf.
- [22] Autor anónimo, “Support Vector Machines (SVM)”, MathWorks Inc. United States. [En línea] Disponible en: <http://www.mathworks.com/help/stats/support-vector-machines-svm.html>
- [23] C. McCormick, “K-Fold Cross-Validation, With Matlab Code”, Computer Vision and Machine Learning Projects and Tutorials. [En línea], Disponible en: <https://chrisjmcormick.wordpress.com/2013/07/31/k-fold-cross-validation-with-matlab-code/>
- [24] O. Rodriguez, “Validación cruzada (cross-validation) y Remuestreo (bootstrapping)”, [En línea] Disponible en: http://www.oldemarrodriuez.com/yahoo_site_admin/assets/docs/Presentaci%C3%B3n_-_CV.293124233.pdf
- [25] Autor anónimo, “ROC curve analysis in MedCalc”, MedCalc easy to use statistical software, [En línea] Disponible en: <http://www.medcalc.org/manual/roc-curves.php>
- [26] J. Cerda, L. Cifuentes “Using ROC curves in clinical investigation. Theoretical and practical issues”, Pontificia Universidad Católica de Chile, Departamento de salud pública [En línea]. Disponible en: http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0716-10172012001200003.
- [27] J.-R. Riba, T. C. Parelló, R. Cantero, “Comparative Study of Multivariate Methods to Identify Paper Finishes Using Infrared Spectroscopy”, *Transactions of instrumentation and measurement*, Vol. 61, pp. 1029-1036, Abr. 2012.

- [28] J. Serrano, “Curso: Instrumentación y métodos de análisis químico”, pp. 8. [En línea]. Disponible en: http://www.upct.es/~minaees/espectroscopia_infrarroja.pdf.
- [29] China Young Sun Led Technology Co. Ltd., Data sheet. [En línea] Disponible en: <http://www.sparkfun.com/datasheets/Components/LED/Blue-10mm.pdf>.
- [30] Microsemi, Product Specification, Rev. 1.1b, Oct. 2005. [En línea] Disponible en: <http://www.microelectronicos.com/datasheets/LX1972IBCCT.pdf>.
- [31] Kodenshi Corp, Infrared Emitting Diodes(GaAs), Data Sheet. Sep 2012. [En línea]. Disponible en: http://www.kodenshi.co.jp/products/pdf/opto/emittingdiodes_gaas/EL-1KL3.pdf.
- [32] Kodenshi Crop, ST-1KL3B, Phototransistors, Data Sheet, Sep. 2012. [En línea]. Disponible en: <http://www.kodenshi.co.jp/products/pdf/opto/phototransistor/ST-1KL3B.pdf>.
- [33] Melexis NV, MLX90614 Familiy, Data Sheet, Rev. 008, Feb. 2013. [En línea] Disponible en: <http://www.melexis.com/Asset/IR-sensor-thermometer-MLX90614-Datasheet-DownloadLink-5152.aspx>.
- [34] Autor anónimo, “Arduino Uno”. [En línea] Disponible en: <http://arduino.cc/en/Main/arduinoBoardUno>.
- [35] Analog Devices Inc, AD623, Data Sheet, Rev. D. [En línea]. Disponible en: http://www.analog.com/static/imported-files/data_sheets/AD623.pdf.
- [36] Analog Devices Inc, OP191/OP291/OP491, Data Sheet, Rev. E. [En línea]. Disponible en: http://www.analog.com/static/imported-files/data_sheets/OP191_291_491.pdf.
- [37] A. Ryer, “Ligth Measurement Handbook”, International Light Inc., 1998, cap. 4, pp. 19. [En línea]. Disponible en: http://irtel.uni-mannheim.de/lehre/seminar-physiophysik/artikel/Alex_Ryer_Light_Measurement_Handbook.pdf.
- [38] Íbid, cap. 6, pp. 27.

ANEXOS

ANEXO A

```
#include <Wire.h>
#include <Adafruit_MLX90614.h>
#include <Time.h>

Adafruit_MLX90614 mlx = Adafruit_MLX90614();

void setup() {
  Serial.begin(1200);
  mlx.begin();
}

void loop() {
  Serial.print("Temperatura objeto [C] = "); Serial.print(mlx.readObjectTempC());
  delay(100);
}
```

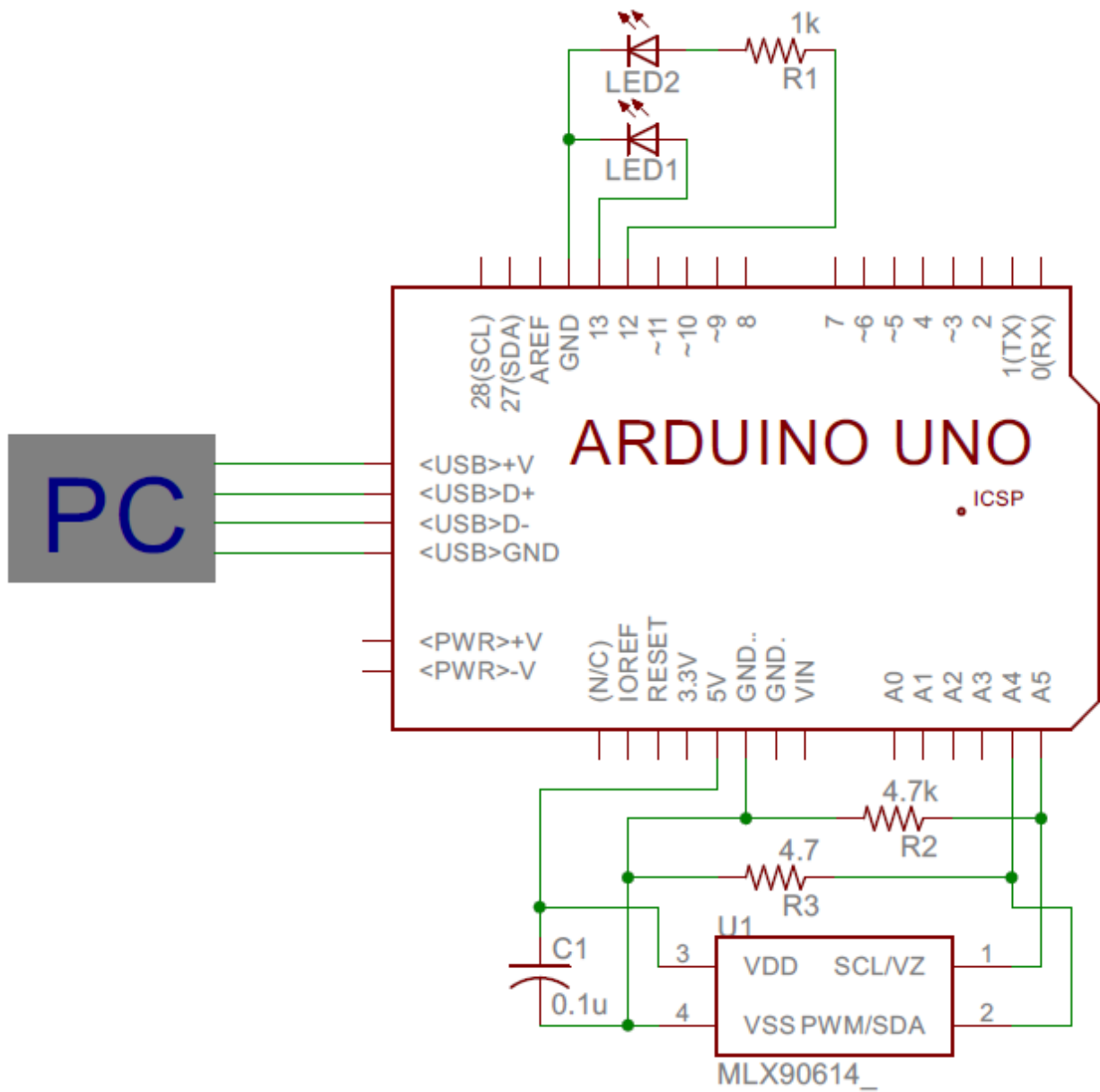


Figura 23. Diagrama esquemático para la medición de temperatura.

ANEXO C

```
#include <Wire.h>
#include <Adafruit_MLX90614.h>
#include <Time.h>

Adafruit_MLX90614 mlx = Adafruit_MLX90614();
int valorSensor = 0;
float voltaje = 0;
int x= 0;
int i=100;
int j=0;

void setup() {
  Serial.begin(9600);
  mlx.begin();
  pinMode(12,OUTPUT);
  pinMode(13,OUTPUT);
}

void loop() {
  valorSensor = analogRead(A0);
  float voltaje = valorSensor*(5/1023.0);
  for(j=0; j<i; j++){
    delay(50);
  }
  digitalWrite(13,HIGH);
  for(j=0; j<i; j++){
    delay(500);
  }
  digitalWrite(13,LOW);
  if(x<i){
    digitalWrite(12,HIGH);
    for(i=0; i<=300; i++){
      //Serial.print("\tVoltajeR = ");
      Serial.print(voltaje,5); Serial.print("\t");
      //Serial.print("\tAmbiente = ");
      Serial.print(mlx.readAmbientTempC()); Serial.print("\t");
      //Serial.print("\tObjeto = ");
      Serial.print(mlx.readObjectTempC()); Serial.print("\t");
      //Serial.print("\tTiempo = ");
      Serial.println(0.1*i);
      Serial.println();
      delay(100);
      x=x+1;
    }
  }
  digitalWrite(12,LOW);
  digitalWrite(13,LOW);
}
```

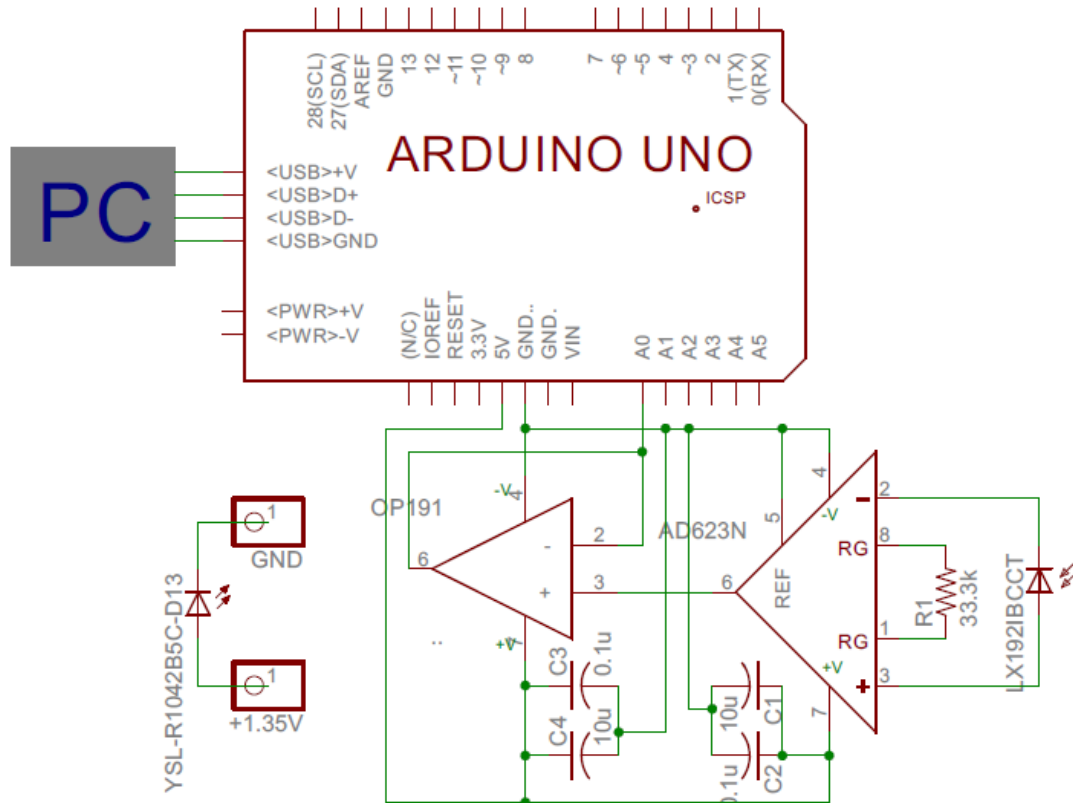


Figura 24. Diagrama esquemático para la medición de la reflectancia a 470 nm.

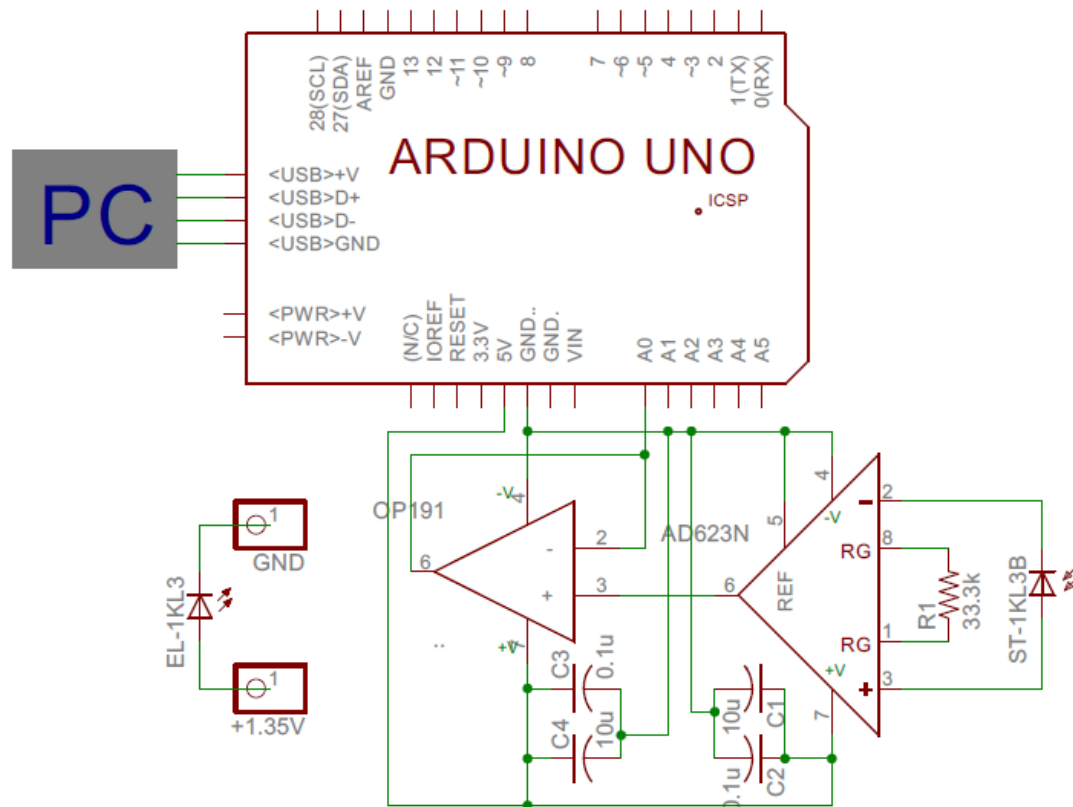


Figura 25. Diagrama esquemático para la medición de la reflectancia a 940 nm.

ANEXO E

```
int sensorValue = 0;
float voltage = 0;

void setup(){
  Serial.begin(1200);
}

void loop(){
  sensorValue = analogRead(A0);
  float voltage = sensorValue*(5/1023.0);
  Serial.println(voltage,5);
}
```

ANEXO F

```
clear all
close all
clc

datos = load('Entrenamiento_ordenado.txt');
grupo = importdata('Grupo_ordenado.txt');

%% SVM y validación cruzada.

N = length(grupo);
k = 4; %Crosvalidación "K-Fold".
num_metodos = 7;

CP = classperf(grupo); %Obtiene las características de las clases.
indices = crossvalind('KFold',N,k); % Aleatoriamente se asigna un índice a
cada muestra. Este índice representa el "fold" al que pertenece.
probabilidad_errores_folds = zeros(k,num_metodos);
matriz_confusion = cell(1,num_metodos);
sensitividad = zeros(k,1);
especificidad = zeros(k,1);

for n = 1:k %Cros-validacion "K-fold". SVM con kernel lineal.
    prueba = (indices==n); %Se designa un grupo de "folds" como prueba para la
    SVM.
    entrenamiento = ~prueba; %Se designa el resto de "folds" como
    entrenamiento para la SVM.
    SVMModel_2 =
    fitcsvm(datos(entrenamiento,:),grupo(entrenamiento,:), 'BoxConstraint',1, 'Kerne
    lFunction','linear'); %Se entrena la SVM con los "folds" designandos como
    entrenamiento.
    clasificacion = predict(SVMModel_2,datos(prueba,:)); %Se clasifican los
    "fold" designados como pruebas, a partir de la SVM entrenada.
    classperf(CP,clasificacion,prueba); %Se evalúa el desempeño del
    clasificador en cada "fold" (teniendo en cuenta el "fold" de prueba actual).
    probabilidad_errores_folds(n,1) = CP.ErrorRate; %Se obtiene la
    probabilidad de error en cada "fold" (teniendo en cuenta el "fold" de prueba
    actual).
    sensitividad(n,1) = CP.Sensitivity;
    especificidad(n,1) = CP.Specifity;
end
especificidad = 1-especificidad;
matriz_confusion{1,1} = CP.CountingMatrix(1:2,1:2); %Se obtiene la matriz de
confusión del clasificador.
figure(1)
plot(especificidad,sensitividad,'*b',0:1,0:1);
xlabel('1 - especificidad');
ylabel('sensitividad');
hold on

CP = classperf(grupo); %Obtiene las características de las clases.
for n = 1:k %Cros-validacion "K-fold". SVM con kernel gaussiano.
    prueba = (indices==n); %Se designa un grupo de "folds" como prueba para la
    SVM.
    entrenamiento = ~prueba; %Se designa el resto de "folds" como
    entrenamiento para la SVM.
```

```

    SVMModel_2 =
fitsvm(datos(entrenamiento,:),grupo(entrenamiento,:), 'BoxConstraint',1, 'KernelFunction', 'gaussian'); %Se entrena la SVM con los "folds" designandos como
entrenamiento.
    clasificacion = predict(SVMModel_2,datos(prueba,:)); %Se clasifican los
"fold" designados como pruebas, a partir de la SVM entrenada.
    classperf(CP,clasificacion,prueba); %Se evalúa el desempeño del
clasificador en cada "fold" (teniendo en cuenta el "fold" de prueba actual).
    probabilidad_errores_folds(n,2) = CP.ErrorRate; %Se obtiene la
probabilidad de error en cada "fold" (teniendo en cuenta el "fold" de prueba
actual).
    sensibilidad(n,1) = CP.Sensitivity;
    especificidad(n,1) = CP.Specificity;
end
especificidad = 1-especificidad
matriz_confusion{1,2} = CP.CountingMatrix(1:2,1:2); %Se obtiene la matriz de
confusión del clasificador.
figure(1)
plot(especificidad,sensibilidad, '*m', 'Marker', '+');
hold on

CP = classperf(grupo); %Obtiene las características de las clases.
for n = 1:k %Cros-validacion "K-fold". SVM con kernel rbf.
    prueba = (indices==n); %Se designa un grupo de "folds" como prueba para la
SVM.
    entrenamiento = ~prueba; %Se designa el resto de "folds" como
entrenamiento para la SVM.
    SVMModel_2 =
fitsvm(datos(entrenamiento,:),grupo(entrenamiento,:), 'BoxConstraint',1, 'KernelFunction', 'rbf'); %Se entrena la SVM con los "folds" designandos como
entrenamiento.
    clasificacion = predict(SVMModel_2,datos(prueba,:)); %Se clasifican los
"fold" designados como pruebas, a partir de la SVM entrenada.
    classperf(CP,clasificacion,prueba); %Se evalúa el desempeño del
clasificador en cada "fold" (teniendo en cuenta el "fold" de prueba actual).
    probabilidad_errores_folds(n,3) = CP.ErrorRate; %Se obtiene la
probabilidad de error en cada "fold" (teniendo en cuenta el "fold" de prueba
actual).
    sensibilidad(n,1) = CP.Sensitivity;
    especificidad(n,1) = CP.Specificity;
end
especificidad = 1-especificidad
matriz_confusion{1,3} = CP.CountingMatrix(1:2,1:2); %Se obtiene la matriz de
confusión del clasificador.
figure(1)
plot(especificidad,sensibilidad, '*m', 'Marker', '+');
hold on

CP = classperf(grupo); %Obtiene las características de las clases.
for n = 1:k %Cros-validacion "K-fold". SVM con kernel polinomial de orden 1.
    prueba = (indices==n); %Se designa un grupo de "folds" como prueba para la
SVM.
    entrenamiento = ~prueba; %Se designa el resto de "folds" como
entrenamiento para la SVM.
    SVMModel_2 =
fitsvm(datos(entrenamiento,:),grupo(entrenamiento,:), 'BoxConstraint',1, 'KernelFunction', 'Polynomial', 'PolynomialOrder',1); %Se entrena la SVM con los
"folds" designandos como entrenamiento.

```



```

    clasificacion = predict(SVMModel_2,datos(prueba,:)); %Se clasifican los
"fold" designados como pruebas, a partir de la SVM entrenada.
    classperf(CP,clasificacion,prueba); %Se evalúa el desempeño del
clasificador en cada "fold" (teniendo en cuenta el "fold" de prueba actual).
    probabilidad_errores_folds(n,4) = CP.ErrorRate; %Se obtiene la
probabilidad de error en cada "fold" (teniendo en cuenta el "fold" de prueba
actual).
    sensibilidad(n,1) = CP.Sensitivity;
    especificidad(n,1) = CP.Specificity;
end
especificidad = 1-especificidad
matriz_confusion{1,4} = CP.CountingMatrix(1:2,1:2); %Se obtiene la matriz de
confusión del clasificador.
figure(1)
plot(especificidad,sensitividad,'*b');
hold on

CP = classperf(grupo); %Obtiene las características de las clases.
for n = 1:k %Cros-validacion "K-fold". SVM con kernel polinomial de orden 2.
    prueba = (indices==n); %Se designa un grupo de "folds" como prueba para la
SVM.
    entrenamiento = ~prueba; %Se designa el resto de "folds" como
entrenamiento para la SVM.
    SVMModel_2 =
fitsvm(datos(entrenamiento,:),grupo(entrenamiento,:),'BoxConstraint',1,'Kerne
lFunction','Polynomial','PolynomialOrder',2); %Se entrena la SVM con los
"folds" designandos como entrenamiento.
    clasificacion = predict(SVMModel_2,datos(prueba,:)); %Se clasifican los
"fold" designados como pruebas, a partir de la SVM entrenada.
    classperf(CP,clasificacion,prueba); %Se evalúa el desempeño del
clasificador en cada "fold" (teniendo en cuenta el "fold" de prueba actual).
    probabilidad_errores_folds(n,5) = CP.ErrorRate; %Se obtiene la
probabilidad de error en cada "fold" (teniendo en cuenta el "fold" de prueba
actual).
    sensibilidad(n,1) = CP.Sensitivity;
    especificidad(n,1) = CP.Specificity;
end
especificidad = 1-especificidad
matriz_confusion{1,5} = CP.CountingMatrix(1:2,1:2); %Se obtiene la matriz de
confusión del clasificador.
figure(1)
plot(especificidad,sensitividad,'*g','Marker','o');
hold on

CP = classperf(grupo); %Obtiene las características de las clases.
for n = 1:k %Cros-validacion "K-fold". SVM con kernel polinomial de orden 3.
    prueba = (indices==n); %Se designa un grupo de "folds" como prueba para la
SVM.
    entrenamiento = ~prueba; %Se designa el resto de "folds" como
entrenamiento para la SVM.
    SVMModel_2 =
fitsvm(datos(entrenamiento,:),grupo(entrenamiento,:),'BoxConstraint',1,'Kerne
lFunction','Polynomial','PolynomialOrder',3); %Se entrena la SVM con los
"folds" designandos como entrenamiento.
    clasificacion = predict(SVMModel_2,datos(prueba,:)); %Se clasifican los
"fold" designados como pruebas, a partir de la SVM entrenada.
    classperf(CP,clasificacion,prueba); %Se evalúa el desempeño del
clasificador en cada "fold" (teniendo en cuenta el "fold" de prueba actual).

```

```

    probabilidad_errores_folds(n,6) = CP.ErrorRate; %Se obtiene la
probabilidad de error en cada "fold" (teniendo en cuenta el "fold" de prueba
actual).
    sensibilidad(n,1) = CP.Sensitivity;
    especificidad(n,1) = CP.Specificity;
end
especificidad = 1-especificidad
matriz_confusion{1,6} = CP.CountingMatrix(1:2,1:2); %Se obtiene la matriz de
confusión del clasificador.
figure(1)
plot(especificidad,sensitividad,'*r','Marker','s');
hold on

CP = classperf(grupo); %Obtiene las características de las clases.
for n = 1:k %Cros-validacion "K-fold". SVM con kernel polinomial de orden 4.
    prueba = (indices==n); %Se designa un grupo de "folds" como prueba para la
SVM.
    entrenamiento = ~prueba; %Se designa el resto de "folds" como
entrenamiento para la SVM.
    SVMModel_2 =
fitsvm(datos(entrenamiento,:),grupo(entrenamiento,:),'BoxConstraint',1,'Kerne
lFunction','Polynomial','PolynomialOrder',4); %Se entrena la SVM con los
"folds" designandos como entrenamiento.
    clasificacion = predict(SVMModel_2,datos(prueba,:)); %Se clasifican los
"fold" designados como pruebas, a partir de la SVM entrenada.
    classperf(CP,clasificacion,prueba); %Se evalúa el desempeño del
clasificador en cada "fold" (teniendo en cuenta el "fold" de prueba actual).
    probabilidad_errores_folds(n,7) = CP.ErrorRate; %Se obtiene la
probabilidad de error en cada "fold" (teniendo en cuenta el "fold" de prueba
actual).
    sensibilidad(n,1) = CP.Sensitivity;
    especificidad(n,1) = CP.Specificity;
end
especificidad = 1-especificidad
matriz_confusion{1,7} = CP.CountingMatrix(1:2,1:2); %Se obtiene la matriz de
confusión del clasificador.
figure(1)
plot(especificidad,sensitividad,'*k','Marker','v');
legend({'Función Kernel: Lineal','Diagonal de referencia','Función Kernel:
Gaussiana','Función Kernel: RBF','Función Kernel: Polinomial grado 1','Función
Kernel: Polinomial grado 2','Función Kernel: Polinomial grado 3','Función
Kernel: Polinomial grado 4'});
hold off

varianza_probabilidad_error = var(probabilidad_errores_folds); %Se obtiene la
varianza de la probabilidad de error de la validación cruzada.
rango_probabilidad_error = range(probabilidad_errores_folds); %Se obtiene el
rango de la probabilidad de error de la validación cruzada.
probabilidad_error = mean(probabilidad_errores_folds); %Se obtiene la
probabilidad de error de la validación cruzada.

```

ANEXO G

Clase	Parámetros temperatura				Reflectancia	
	A	B	C	D	470 nm	940 nm
Cartón	44.10	-0.18660	33.79	-0.0032090	0.0189039	0.2363896
Cartón	47.16	-0.10590	37.35	-0.0066400	0.2092693	0.3626330
Cartón	27.14	-0.16590	41.96	-0.0081500	0.1599080	0.2551531
Cartón	35.51	-0.12070	39.80	-0.0046280	0.1624952	0.2582866
Cartón	30.34	-0.12360	40.87	-0.0056080	0.1595194	0.2401464
Cartón	66.45	-0.02492	0.55	0.0873600	0.1565823	0.2371488
Cartón	49.08	-0.07671	31.02	-0.0011290	0.2098725	0.3223623
Cartón	45.56	-0.05404	35.90	-0.0037500	0.1572828	0.2560678
Cartón	40.28	-0.12100	39.36	-0.0093290	0.1758559	0.2964555
Cartón	13.61	-0.08192	37.90	-0.0030270	0.0187677	0.2387644
Cartón	13.02	-0.11870	50.58	-0.0093180	0.0202076	0.2036903
Cartón	52.52	-0.01137	0.03	0.1493000	0.0199936	0.2087552
Cartón	43.72	-0.01726	0.52	0.0597200	0.0199352	0.1776868
Cartón	50.51	-0.01027	0.05	0.1349000	0.0198574	0.1685968
Cartón	33.31	-0.03582	19.90	0.0085480	0.0198768	0.1846740
Cartón	6.63	-0.19980	48.27	-0.0083650	0.0197601	0.1658713
Cartón	16.27	-0.04988	36.44	-0.0021610	0.0196433	0.1545639
Cartón	51.66	-0.01427	0.49	0.0651700	0.0196822	0.1685775
Cartón	29.51	-0.12140	40.38	-0.0070590	0.1447975	0.2551142
Cartón	29.82	-0.09851	39.65	-0.0074670	0.1599272	0.2666949
Cartón	36.63	-0.16470	46.47	-0.0043410	0.1660731	0.2722813
Cartón	34.46	-0.08203	36.67	-0.0046520	0.1748456	0.2399907
Cartón	9.231	-0.12060	42.11	-0.0084560	0.1458659	0.1955541
Cartón	39.43	-0.14440	43.98	-0.0057760	0.1632152	0.2705295
Cartón	34.62	-0.10510	42.70	-0.0086650	0.1464494	0.2143371
Cartón	47.56	-0.06532	23.47	0.0055660	0.0195655	0.2177822
Cartón	37.91	-0.14640	32.88	-0.0057700	0.1347023	0.2409445
Cartón	40.54	-0.12340	37.46	-0.0089550	0.1637402	0.2987328
Cartón	44.75	-0.20110	36.16	-0.0053330	0.1540937	0.2455380
Cartón	43.67	-0.11630	36.55	-0.0094600	0.1843170	0.2768162
Cartón	17.58	-0.14180	48.24	-0.0133300	0.1445251	0.2057146
Cartón	30.67	-0.10980	38.32	-0.0081370	0.0199157	0.1845184
Cartón	25.44	-0.07693	37.70	-0.0043170	0.0192736	0.1672343
Cartón	41.52	-0.08491	38.92	-0.0069880	0.0211608	0.2099773
Cartón	34.78	-0.14880	40.65	-0.0118600	0.1683497	0.2893709
Cartón	10.71	-0.13600	51.18	-0.0115600	0.0194487	0.1823191
Cartón	37.59	-0.13650	34.82	-0.0091610	0.1695153	0.2811766
Cartón	25.66	-0.06527	34.44	-0.0040790	0.0193709	0.1593129
Cartón	16.47	-0.09178	41.95	-0.0077350	0.0193125	0.1681882
Cartón	38.62	-0.11280	37.03	-0.0068320	0.1537632	0.2319130
Cartón	24.09	-0.11070	40.93	-0.0111500	0.1512143	0.2237187

Cartón	39.98	-0.18340	36.08	-0.0111800	0.0200714	0.2201958
Cartón	34.86	-0.14590	40.92	-0.0139500	0.1537243	0.2406329
Cartón	2.96	-0.14360	44.98	-0.0112800	0.1356742	0.2000698
Cartón	16.81	-0.09000	52.07	-0.0132000	0.1411788	0.2095490
Cartón	51.02	-0.01285	0.58	0.0603400	0.0193904	0.1618036
Cartón	49.06	-0.01377	0.68	0.0611400	0.0193125	0.1688692
Cartón	50.14	-0.01241	0.07	0.1156000	0.0193125	0.1742615
Cartón	54.31	-0.01090	0.00	0.1970000	0.0192931	0.1833704
Papel	58.52	-0.27590	30.99	-0.0031310	0.1511558	0.2323802
Papel	48.24	-0.36400	33.79	-0.0046130	0.0188455	0.1908047
Papel	52.38	-0.37240	35.77	-0.0058620	0.1512531	0.2654689
Papel	55.35	-0.31360	30.42	-0.0033970	0.1519536	0.2792497
Papel	73.43	-0.82080	29.83	-0.0023580	0.1318432	0.2119627
Papel	47.06	-0.17380	31.92	-0.0036060	0.1592864	0.2705876
Papel	49.56	-0.12900	30.17	-0.0010510	0.1707797	0.3053894
Papel	44.78	-0.19860	35.92	-0.0050920	0.1620671	0.2577612
Papel	49.57	-0.22040	32.70	-0.0026170	0.1603938	0.2646514
Papel	48.48	-0.26080	33.64	-0.0043870	0.1592085	0.2549195
Papel	41.86	-0.18020	36.80	-0.0057990	0.1582168	0.2497811
Papel	48.14	-0.40010	29.95	-0.0033080	0.1732120	0.1551085
Papel	74.70	-0.33030	30.44	-0.0008309	0.1558819	0.2661306
Papel	54.10	-0.23410	30.67	-0.0033530	0.1604521	0.2430271
Papel	57.22	-0.22190	30.83	-0.0031420	0.1553570	0.2401270
Papel	54.87	-0.18770	33.11	-0.0042960	0.1629038	0.2588316
Papel	51.82	-0.21670	30.76	-0.0033130	0.1554150	0.2529147
Papel	59.28	-0.07496	27.64	-0.0017470	0.1690297	0.2724564
Papel	50.24	-0.12770	35.21	-0.0065610	0.1793966	0.2984020
Papel	49.54	-0.14410	32.08	-0.0039010	0.1439999	0.2468225
Papel	51.51	-0.21580	30.74	-0.0039690	0.1515644	0.2249838
Papel	52.66	-0.21860	29.98	-0.0047190	0.1549293	0.2501509
Papel	50.76	-0.22130	31.69	-0.0048080	0.2941826	0.2385698
Papel	56.41	-0.24490	31.04	-0.0050350	0.1611915	0.2607196
Papel	53.93	-0.25460	30.66	-0.0038640	0.1494261	0.2202932
Papel	52.81	-0.19360	34.43	-0.0065730	0.1549488	0.2314458
Papel	47.47	-0.17640	29.85	-0.0018470	0.1523622	0.2674150
Papel	60.83	-0.19270	30.47	-0.0061270	0.1652170	0.3123575
Papel	56.02	-0.29300	28.44	-0.0028760	0.0201687	0.2917257
Papel	51.39	-0.24130	32.84	-0.0070230	0.0196822	0.2362146
Papel	50.56	-0.25300	33.32	-0.0063610	0.1498925	0.2451681
Papel	52.67	-0.26230	31.69	-0.0046090	0.1440777	0.2413530
Papel	52.27	-0.29020	29.85	-0.0028000	0.1501645	0.2592988
Papel	53.22	-0.24340	32.09	-0.0053990	0.1469358	0.2399711
Papel	53.23	-0.26650	29.97	-0.0053770	0.1579249	0.2685635
Papel	68.91	-0.61540	27.27	-0.0013190	0.1458077	0.2364480

Papel	46.37	-0.16670	34.41	-0.0094650	0.1702543	0.3124548
Papel	47.26	-0.19600	34.61	-0.0079320	0.1481227	0.2461023
Papel	55.31	-0.30760	31.95	-0.0073410	0.1541911	0.2794442
Papel	55.46	-0.35570	29.72	-0.0037250	0.1568547	0.2568465
Papel	54.42	-0.21310	28.96	-0.0046060	0.1616974	0.3135836
Papel	51.86	-0.20440	29.05	-0.0043660	0.1475973	0.2719505
Papel	53.59	-0.39950	31.32	-0.0044950	0.0196239	0.2338593
Papel	48.47	-0.02039	28.95	-0.0035130	0.1509807	0.2373824
Papel	53.56	-0.19080	29.36	-0.0027540	0.1482589	0.2348909
Papel	53.78	-0.18600	30.35	-0.0048690	0.1520314	0.2416841
Papel	46.32	-0.20850	31.20	-0.0058480	0.1299184	0.2128386
Papel	71.66	-0.42690	28.17	-0.0025570	0.0203633	0.2553089
Papel	28.32	-0.22950	30.30	-0.0048690	0.1503200	0.2215973
Papel	48.5	-0.19550	31.71	-0.0051920	0.1542107	0.2472897
Papel	48.5	-0.18150	33.62	-0.0059070	0.1508062	0.2296551