

**Automatización del análisis de imágenes hiperespectrales
para identificación de aptitud de patatas**

Daniela Ayala Martini

Tutores:

C. López Molina, Dpto. Automática y Computación

A. López Maestresalas, Dpto. Ing. Rural y Proyectos

Grado en Innovación de Procesos y Productos Alimentarios

Universidad Pública de Navarra

Pamplona, Enero de 2018

Resumen

El presente documento sirve como memoria del Trabajo fin de Grado realizado por Daniela Ayala Martini como consecución de los estudios del Grado de Innovación de Procesos y Productos Alimentarios. La memoria se refiere a un estudio realizado por la alumna en el marco de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Agrónomos. Este estudio se realizó con un doble objetivo. Por un lado, se trata de automatizar el proceso de adquisición y tratamiento de imágenes hiperespectrales; por otro, se intenta diferenciar las aptitudes industriales de la patata gracias a la interpretación de esas imágenes.

El proyecto comienza con el envío, por parte del Instituto Vasco de Investigación y Desarrollo Agrario (NEIKER-Tecnalia), de 20 variedades de patatas, de las cuales 11 eran de aptitud industrial para cocido y 9 de aptitud industrial para fritura. Dichas muestras fueron llevadas al Departamento de Proyectos e Ingeniería Rural de la UPNA. En este departamento se tomaron imágenes de las muestras con ayuda del equipo de adquisición de imágenes hiperespectrales, el cual estaba ya preparado con el software específico y las condiciones óptimas para evitar errores en los resultados.

Tomados los datos para el estudio, se procedió a su tratamiento. Uno de los hándicaps de las imágenes hiperespectrales es su difícil interpretación. En este proyecto, esta interpretación hubo de ser facilitada por diferentes *scripts* de MATLAB, que procesaban los datos brutos para obtener imágenes y/o gráficos de fácil interpretación. En ellos se pueden apreciar, por ejemplo, los espectros medios de diferentes zonas de la patata.

Una vez procesados los datos, el estudio concluyó con la interpretación de los mismos en el contexto de la discriminación de variedades de patata por su aptitud. En concreto, se realizaron una serie de hipótesis cualitativas con el objetivo de esclarecer si existe una relación entre los perfiles hiperespectrales de diferentes regiones de las patatas obtenidas y sus aptitudes industriales.

Los resultados indicaron que no había relación evidente entre aptitud y espectros medios por zona, pero sí permitieron sacar otras conclusiones reseñables. Por ejemplo, los resultados mostraron que la evolución del hiperespectro en diferentes regiones de la patata mantiene patrones no evidentes. Esto implica que, por ejemplo, el centro de la misma no parezca la región más representativa de las muestras.

El estudio ha tenido, pues, éxito heterogéneo en sus objetivos. En términos de automatizar el proceso, se puede considerar un éxito, habiendo generado diferentes visualizaciones y gráficos de las imágenes hiperespectrales de manera totalmente automática. En cuanto a la diferenciación de aptitudes, los esfuerzos nos arrojan un éxito parcial. Esto plantea la posibilidad de introducir estas técnicas en la industria agroalimentaria, de manera automatizada, rápida y fiable, aunque aún hace falta descubrir más aplicaciones y modificaciones de este proceso para que se puedan resolver necesidades específicas, como las de este estudio.

Keywords

Imagen hiperespectral, Análisis de patatas, Producción de patatas, Control de calidad, Procesamiento de Imagen, Automatización de experimentos

Índice general

Resumen	3
1 Introducción y Objetivos	7
2 Revisión Bibliográfica	9
2.1 Mercado de la Patata	9
2.1.1 Clasificaciones de la Patata	9
2.1.2 Situación Mundial	10
2.1.3 Situación en España	11
2.1.4 Situación en Navarra	13
2.2 Variedades de Patata y sus Aptitudes Culinarias	15
2.3 Valor Nutritivo de la Patata durante el Tratamiento Culinario	16
2.4 Imágenes Hiperespectrales (HSI)	17
2.4.1 Base Teórica	17
2.4.2 Infrarrojo Cercano y su Aplicación	19
2.4.3 Aplicabilidad de las Imágenes Hiperespectrales en Patata	19
3 Materiales y Métodos	21
3.1 Diseño del Estudio	21
3.2 Equipos	23
3.2.1 Cortadora Braher	23
3.2.2 Equipo de Captura de Imágenes Hiperespectrales	24
3.2.3 Software	27
3.3 Adquisición de Imágenes Hiperespectrales	28
4 Resultados y Discusión	31
4.1 Procesamiento de las Imágenes Hiperespectrales	31
4.2 Hipótesis Cualitativas	33
4.2.1 Hipótesis Sobre el Perfil Espectral del Centro al Borde	34
4.2.2 Hipótesis de la Relación de Aptitud y Perfil Hiperespectral	35
5 Conclusiones	39
Bibliografía	41
Índice de Figuras	45
Índice de Tablas	47
Anexos	49

Capítulo 1

Introducción y Objetivos

En los últimos años los dispositivos de adquisición de imágenes hiperespectrales se han abaratado de manera considerable. Esto ha conllevado un aumento significativo de estas cámaras en diferentes contextos, incluyendo la producción alimentaria. En nuestra propia región se ha visto cómo diferentes empresas y proyectos de investigación hacían usos de imágenes hiperespectrales para aplicaciones variadas, desde la agricultura de precisión al control de calidad de productos en su procesamiento inicial.

El beneficio de las imágenes hiperespectrales, en relación a las imágenes convencionales, reside en su capacidad para medir energía en frecuencias que escapan a la vista humana. Esto se aprovecha para analizar las propiedades físicas o químicas de diferentes productos agroalimentarios. El principio de funcionamiento es básico: las propiedades físicas de un producto tienen un efecto en la absorción de energía, y este efecto debería medirse con las cámaras hiperespectrales. Así pues, muchas aplicaciones en el contexto de agricultura se desarrollan ya con estas cámaras.

El principal problema de las imágenes hiperespectrales, al menos en estas fases iniciales de adopción de la tecnología, es la gran cantidad de datos que contienen. Si bien una imagen convencional almacena tres valores por píxel (generalmente, los valores de rojo, verde y azul), una imagen hiperespectral suele contener cientos de valores por cada píxel. De hecho, tantos como longitudes de onda ($1/\text{frecuencia}$) se estén midiendo. Esto no es sólo un problema en términos de almacenamiento o de requisitos de hardware. Supone también un problema de comprensión humana en el tratamiento de los datos. De hecho, es incluso difícil generar una visualización lógica de los datos, habida cuenta de que un monitor de ordenador convencional sólo admite tres canales de color. En términos de Jacobson y Gupta, las imágenes hiperespectrales pueden tener aplicaciones en tareas muy específicas, por ejemplo en planos de imagen fija, como un campo de cultivo, observando sus variaciones respecto a otros planos de referencia, con parámetros de referencia. Además de lo anterior, satisfacen objetivos científicos de cualquier tipo, sirven para analizar, evaluar y comprender una información muy específica. (Jacobson y Gupta, 2005).

La gestión de la información de las imágenes hiperespectrales se complica más allá de la mera visualización, a pesar de que ésta ya suponga un reto. Aunque cada equipo de imagen es diferente, una cámara puede distribuir la información de una imagen en cientos de archivos. La simple inspección y validación de los mismos es una tarea que consume mucho tiempo y esfuerzo. Este proyecto ha tomado como objetivo la automatización de estas tareas. El objetivo primario es simplificar las tareas del propio proyecto mediante la generación de herramientas software dedicadas. Sin embargo, también se persigue de manera secundaria que posteriores proyectos del departamento de Ingeniería Rural y Proyectos pueda aprovecharse de estas herramientas para simplificar las tareas de los operadores de cámara hiperespectral.

Dentro de las aplicaciones de cámaras hiperespectrales, hemos elegido una referente al análisis de patatas. En concreto, a la discriminación de la aptitud para cocción/fritura de diferentes variedades de patatas. La elección de este producto no es casual, ya que la patata es uno de los principales cultivos alimenticios a nivel mundial, con una producción de 380 millones de toneladas en el año 2014 (FAO, 2014). Véase Tabla 2.1. La patata se comercializa tanto fresca como procesada, y es ingrediente de infinidad de productos elaborados en los que el consumidor apenas nota su presencia. Una gran parte de su producción se destina a la elaboración de piensos y a la utilización como tubérculo-semilla, lo que la hace un cultivo esencial desde el punto de vista industrial y agronómico.

Atendiendo a las diferentes variedades de patata, y a su composición, se distinguen variedades con una aptitud culinaria determinada. Es decir, algunas variedades son mejores para determinados tratamientos culinarios. Esto se debe a que conservan mejor sus propiedades nutritivas y sensorialmente se potencian sus cualidades con un tratamiento culinario específico.

Siguiendo esta línea de estudio, se ha desarrollado el presente trabajo, con el que se pretende establecer un método de distinción de aptitudes de la patata, mediante patrones de sus imágenes hiperespectrales. Las dos aptitudes que se pretenden distinguir son la de fritura y cocción, teniendo como material vegetal, diferentes variedades aptas para cada aptitud en concreto.

Como objetivo general, o contextual, pretendemos generar herramientas software que permitan inspeccionar, validar y procesar de manera genérica grandes lotes de imágenes hiperespectrales con intervención marginal por parte de un operador humano. Ya en el contexto de la inspección de patatas, los objetivos específicos planteados para el presente trabajo fueron los siguientes:

- Realizar las mediciones correctas de las diferentes variedades que se verán más adelante, con ayuda del equipo de adquisición de imágenes hiperespectrales.
- Desarrollar los *scripts* necesarios para el procesado de esas imágenes, ya que sin ellos, no se podrían interpretar ni visualizar sus correspondientes espectros.
- Realizar diferentes hipótesis de tipo cualitativo para los resultados obtenidos en forma de espectros medios de cada patata.
- Concluir si hay distinción entre las variedades con aptitud de fritura y las variedades con aptitud de cocción según las imágenes hiperespectrales.

De los objetivos planteados, el desarrollar *scripts* que faciliten la interpretación de imágenes hiperespectrales tiene un potencial interés y aplicabilidad en la industria agroalimentaria. Independientemente de las conclusiones obtenidas respecto a las aptitudes de las patatas, si se llega a poder interpretar esas imágenes iniciales y sacar representaciones comprensibles de sus espectros, uno de los objetivos está conseguido. Esta interpretación de espectros podría aplicarse para la identificación de infinidad de parámetros como composición, humedad, acidez o contaminación por metales, así como a numerosos tipos de alimentos.

Capítulo 2

Revisión Bibliográfica

Esta sección se dedica a introducir el contexto del mercado de la patata, incluyendo factores productivos y/o socioeconómicos

2.1. Mercado de la Patata

Actualmente, el cultivo de la patata se extiende por más de un centenar de países en todo el mundo, sobre todo en climas templados y tropicales. Esta planta se adapta a una gran diversidad de condiciones y tipos de suelo, lo que facilita su correcto crecimiento.

La patata ocupa el cuarto lugar en el ranking de producción mundial de productos alimenticios, que está encabezado por el trigo, el arroz y el maíz, en ese mismo orden. Este papel en la agricultura mundial es debido, principalmente, a sus propiedades y su alto valor nutritivo. Nótese además que la patata tiene diversas finalidades alimentarias, aparte del consumo humano. Por ejemplo, se destina en forma de piensos para ganado, es fuente de componentes derivados como el almidón y el etanol para la industria e, incluso, se usa como semilla (FAO, 2014).

2.1.1. Clasificaciones de la Patata

No es sencillo clasificar las patatas en grupos, debido a la multitud de características por las que se puede obtener una clasificación. Algunos ejemplos de características definitorias son, por ejemplo, la productividad, el color de la piel o de la carne, la textura, la forma de la patata, o la resistencia a plagas. Sin embargo, el criterio más utilizado en el ámbito agroalimentario es la duración de los ciclos de cultivo, la cual remite a la siguiente clasificación (García, 2011):

- *Precoces (Extratemporanas)*: ciclo inferior a 90 días.
 - Carne amarilla: Anais, Gauna, Palogán;
 - Carne blanca: Blanka, Mariana;
 - Carne amarilla pálida: Jaerla, Monalisa.
- *Semitempranas (Tempranas)*: ciclo entre 90 y 120 días.
 - Carne amarilla: Hermes, Duquesa, Idoia, Spunta;
 - Carne blanca: Arran-Banner, Kennebec, Red Pontiac;
 - Carne amarilla pálida: Marfona.

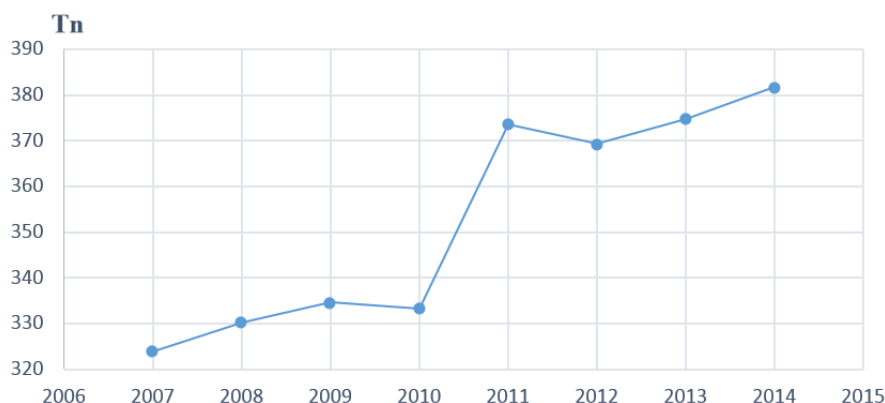


Figura 2.1: Producción mundial de patata en millones de toneladas (2007-2014). Elaboración propia. Fuente: FAO (2014).

- *Semitardías (Media Estación)*: ciclo entre 120 y 150 días.
 - Carne amarilla: Agria, Belda, Desirée, Edurne;
 - Carne blanca: Olalla;
 - Carne amarilla pálida: Fina.
- *Tardías*: ciclo entre 150 y 200 días.
 - Carne amarilla: Álava, Baraka, Goya;
 - Carne blanca: Turia, Victor.

2.1.2. Situación Mundial

El sector mundial de la patata ha ido incrementando su producción al mismo tiempo que lo hacía su demanda en países como Asia, África y América del Sur. Esto contrasta con la situación de hace dos décadas, cuando los principales productores y consumidores se situaban en Europa, América del Norte y la Unión Soviética. Así pues, los últimos años han conllevado una diversificación de los países productores y consumidores, acompañada de un crecimiento general en términos productivos. Las cifras de producción mundial se sitúan en torno a 380 millones de toneladas, según registros del año 2014. (FAO, 2014). La Figura 2.1 recoge este incremento.

Analizando los datos (Figura 2.2) de producción por continentes, tenemos que el la región mundial líder en producción es Asia, con un 48,96 % de la producción mundial en 2014, de acuerdo a la base de datos estadísticos de la FAO (2014). Dentro de Asia, el país que más patata produce es China, con un valor registrado de 95,5 millones de toneladas de patata en el año 2014. Este dato coloca a China como nación líder en el mundo. En la Tabla 2.1 se detallan los países líderes en producción de patata a nivel mundial, con datos recogidos, teniendo en cuenta únicamente a aquellos países que superan la decena de toneladas producidas.

En el ámbito europeo, el comercio continental de patata está controlado por los países integrados dentro del grupo NEPG (acrónimo inglés de *North-Western European Potato Growers*). Este grupo está compuesto por cinco países: Holanda, Bélgica, Reino Unido, Francia y Alemania. Como puede verse en la Tabla 2.1, el volumen de producción de estos países es significativamente

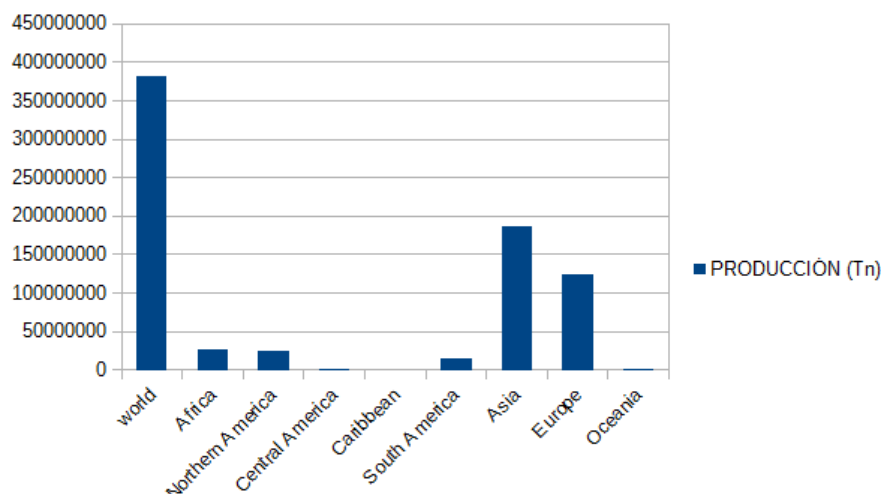


Figura 2.2: Producción de patata por continentes, 2014. Fuente: FAO (2014).

Posición mundial	País	Producción (Tn)
1	China	95.515.000
2	India	46.395.000
3	Rusia	31.501.354
4	Ucrania	23.693.350
5	Estados Unidos	20.056.500
6	Alemania	11.607.300

Tabla 2.1: Principales países productores de patata en el año 2014. Elaboración propia. Fuente: FAO (2014)

inferior al de otros países implicados en el comercio mundial de patata. En concreto, el mayor productor de los NEPG (Alemania), produce casi nueve veces menos patata que China, y casi cuatro veces menos que India.

2.1.3. Situación en España

En España se cultivan aproximadamente ciento cincuenta variedades de patata, que generalmente se agrupan según su ciclo de cultivo, como se ha visto anteriormente. Muchas de ellas se distinguen, además, por factores externos fácilmente visibles al ojo humano. En términos relativos respecto a la producción mundial, España produjo un 0,66 % con un total de 2,5 millones de toneladas en 2014 (FAO, 2014).

Según el Ministerio de Agricultura y Pesca, Alimentación y Medio Ambiente (MAPAMA), un registro obtenido desde el año 2004 hasta el 2016, detalla un aumento considerable en la superficie destinada al cultivo de tubérculos, respecto al de otros cultivos a nivel nacional. De hecho, la mayor parte del resto de cultivos han decrecido o apenas han aumentado su superficie en estos últimos años. Los datos se detallan en la Figura 2.3.

A pesar de estos datos de los últimos años, desde hace décadas lleva disminuyendo tanto la superficie como la producción de patata nacional, según datos del MAPAMA y la Junta de Castilla y León. En la Tabla 2.2 se puede observar cómo han evolucionado los valores de

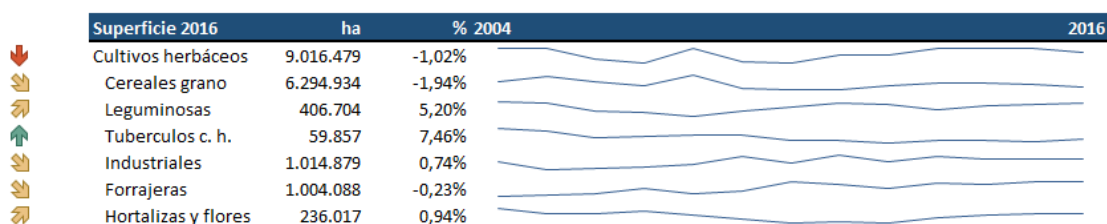


Figura 2.3: Evolución de la superficie nacional de cultivos. Fuente: MAPAMA (2016).

Campaña	España		Castilla y León	
	Superficie (ha)	Producción (t)	Superficie (ha)	Producción (t)
1985/86	323.615	5.780.900	59.900	1.124.500
1990/91	271.300	5.330.700	41.500	1.119.300
1995/96	206.306	3.913.800	25.00	784.800
2000/01	11.800	3.078.100	27.400	975.700
2005/06	95.123	2.563.500	21.594	845.563
2006/07	86.850	2.501.800	20.798	859.500
2007/08	89.240	2.518.200	22.610	871.400
2008/09	85.166	2.365.400	21.554	835.656
2009/10	84.697	2.440.400	22.249	915.579
2010/11	77.600	2.297.600	22.068	877.000
2011/12	78.687	2.360.700	23.237	1.007.772
2012/13	75.578		20.462	

Tabla 2.2: Evolución de la superficie y producción de patata en España y en Castilla y León (1985-2013).

superficie y producción de patata en España y en Castilla y León. No obstante, cabe destacar que el rendimiento de los cultivos casi se ha multiplicado por dos en las tres últimas décadas. Esto refleja gran esfuerzo de los agricultores españoles, que han conseguido equipararse a los valores de rendimiento de los NEPG, anteriormente nombrados.

El consumo de patata ha bajado en España de forma considerable estos últimos 25 años, hasta los 35 kg por habitante/año en fresco, y unos 4,5 kilos en patata transformada. Sin embargo, se ha pasado de ser autosuficiente a tener que importar grandes cantidades, principalmente de Francia. Hay que tener en cuenta que, en 1986, año de la entrada de España en el Mercado Común Europeo, el consumo *per cápita* de patata en España era de 56 kg al año y la importación era prácticamente nula. Un motivo por el que se importa tanta patata de Francia se atribuye a que la mayoría de las patatas son compradas por la gran distribución, que curiosamente en España es en gran parte, de capital francés. En los lineales de las grandes superficies, lo que encontramos mayoritariamente es patata francesa. Más concretamente, patata que está envasada en España, por envasadores españoles, pero producida en Francia. (Arce, 2012; Estavillo Dorado, 2005).

Para una mejor visualización de los datos, se muestran a continuación en la Figura 2.4, la

Provincias y CCAA	Patata extratemprana		Patata temprana		Patata media estación		Patata tardía	
	Sup. (ha)	Prod. (t)	Sup. (ha)	Prod. (t)	Sup. (ha)	Prod. (t)	Sup. (ha)	Prod. (t)
A Coruña	32	587	612	11.615	5.319	116.539	54	1.066
Lugo	-	-	142	1.517	3.450	70.856	609	11.436
Ourense	-	-	89	2.158	6.114	232.702	679	14.443
Pontevedra	40	699	762	14.051	2.333	56.032	24	465
Galicia	72	1.286	1.605	30.341	17.216	476.129	1.366	27.410
P. de Asturias	-	-	-	-	1.010	22.220	-	-
Cantabria	-	-	-	-	30	750	250	6.250
Álava	-	-	-	-	385	13.955	890	30.259
Guipúzcoa	-	-	25	565	140	3.080	-	-
Vizcaya	-	-	80	1.710	120	2.700	10	280
País Vasco	-	-	105	2.275	645	19.735	900	30.539
Navarra	-	-	-	-	216	7.433	321	6.393

Tabla 2.3: Análisis provincial de superficie y recolección según épocas de recolección (2014). Fuente: MAPAMA (2014). Véase tabla completa en Anexo 1.

serie histórica de superficie, producción y valor de la patata en España en la última década.

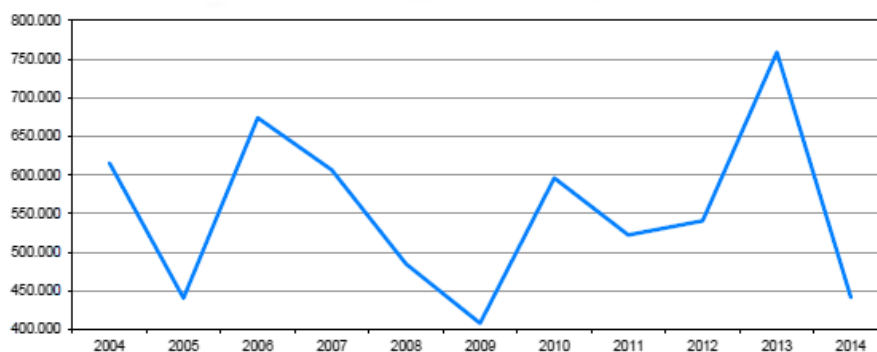
A grandes rasgos, se observa un declive de la superficie cultivada, pero también una tendencia de aumento en la producción, lo que resulta en un mayor rendimiento del cultivo. El precio, por otro lado, baja estrepitosamente. Si los precios al productor acompañan, como es el caso del año 2012, se puede detener la caída de superficies. Sin embargo, si se repiten campañas con precios al productor de menos de 4 céntimos de euro por kilo, se prevé que la caída continuará (Arce, 2012).

2.1.4. Situación en Navarra

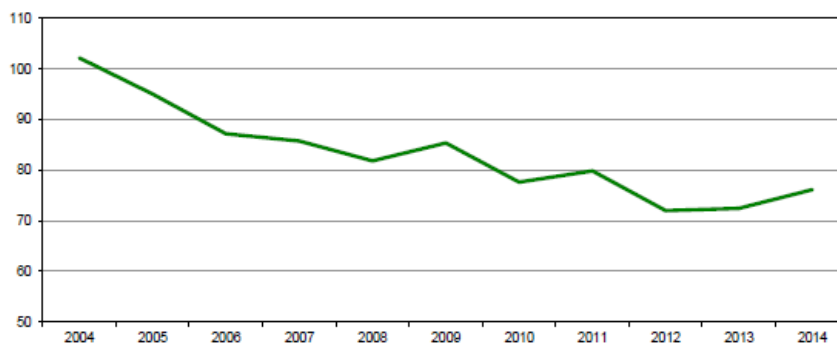
La producción de patata de siembra es una actividad tradicional en Navarra. Existe la Organización de la Patata en el Pirineo Occidental S.A. (OPPOSA), que agrupa a 51 agricultores de patata de siembra, los cuales se encuentran en el Pirineo, Codés y Valdizarbe (Gobierno de Navarra, 2011).

A mediados del siglo XX, cuando se fundó un servicio a nivel nacional para regular el mercado y controlar la producción de semillas, Navarra era una de las zonas destinadas a la producción de patata de siembra. Esta patata sólo se obtiene de cultivos oficiales, que requieren un control por parte de la normativa, y es muy diferente al resto de cultivos de patata, con unas necesidades climáticas y de desarrollo específicas, así como sus cuidados frente a plagas o infecciones (Arce, 2012). La producción de estos tubérculos en Navarra ha sufrido un descenso progresivo en los últimos años, afectando tanto a la patata de consumo como a la de siembra, como se aprecia en las Tablas 2.3 y 2.4.

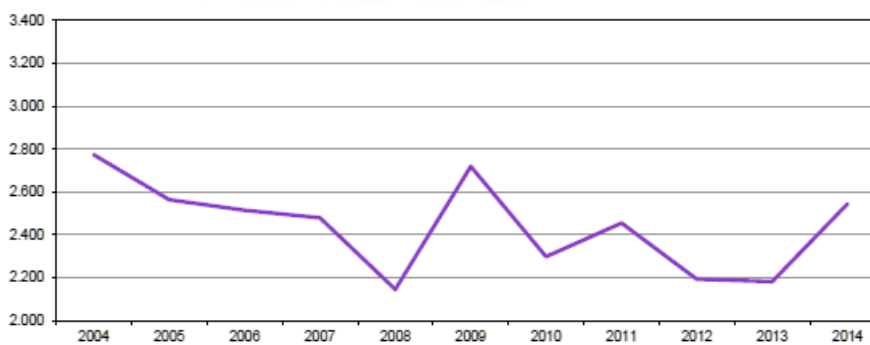
El descenso productivo de la patata en Navarra está relacionado con los mismos motivos que a nivel nacional, es decir, descenso de superficie cultivada principalmente, aunque haya un mayor rendimiento en ciertas comunidades autónomas. Este descenso continuo se aprecia desde la entrada de España en la Unión Europea (Gobierno de Navarra, 2011).



(a) Volumen del negocio nacional de la patata (miles de euros)



(b) Superficie de patata (miles de hectáreas)



(c) Producción de patata (miles de toneladas)

Figura 2.4: Evolución temporal de diferentes aspectos de la producción de patata. Fuente: MA-PAMA (2014).

Provincias y CCAA	Superficie (ha)			Rendimiento (kg/ha)		Producción (t)
	Secano	Regadío	Total	Secano	Regadío	
A Coruña	5.715	302	6.017	21.555	21.910	129.807
Lugo	4.184	17	4.201	20.175	20.538	84.807
Ourense	2.908	3.974	6.882	24.472	44.826	249.303
Pontevedra	3.042	117	3.159	22.497	24.017	71.247
Galicia	15.849	4.410	20.259	21.909	42.661	535.166
P. de Asturias	1.010	-	1.010	22.000	-	22.220
Cantabria	280	-	280	25.000	-	7.000
Álava	24	1.251	1.275	20.500	34.950	44.214
Guipúzcoa	165	-	165	22.091	-	3.645
Vizcaya	210	-	210	22.333	-	4.690
País Vasco	399	1.251	1.650	22.123	34.950	52.549
Navarra	241	296	537	15.536	34.059	13.826
La Rioja	-	1.528	1.528	-	48.835	74.620

Tabla 2.4: Análisis provincial de superficie, rendimiento y producción (2014). Fuente: MAPAMA (2014).

2.2. Variedades de Patata y sus Aptitudes Culinarias

En nuestro país se pueden encontrar numerosas variedades de patata, las cuales se diferencian por el color de su piel y la composición de su carne, de la que se estudia la cantidad de fécula principalmente. Esta cualidad de mayor o menor cantidad de fécula es determinante para seleccionar las variedades que son más aptas para cada preparación culinaria y su estacionalidad. Esto ayuda al consumidor a conocer las variedades que le aportarán sus mejores cualidades sensoriales y la época en que se deben obtener.

Atendiendo a la clasificación por su ciclo de cultivo descrito anteriormente, se distinguen diferentes zonas dentro de la península ibérica en las que se producen determinadas variedades.

La patata temprana (de abril a junio) se produce en zonas de costa mediterránea, como por ejemplo, Málaga, Valencia, Murcia, Barcelona o Cádiz. Las variedades más frecuentes en esta época de primavera son Spunta y Monalisa. Las patatas de media estación (de junio a septiembre), aparecen en zonas más interiores de la península. Los cultivares que aparecen en esta época son fundamentalmente Kennebeck, Desirée, Jaerla y Red Pontiac, aunque también están apareciendo otros de forma creciente. (MAPAMA, 2017). Las tardías (de septiembre a enero) tienen un ciclo treinta días más largo que las de media estación, y junto a éstas, abarcan el 75% del suelo y de la producción nacional (Estavillo Dorado, 2005). Las zonas españolas donde se cultivan también son las costeras y de interior, de igual forma que la de media estación, pero las temperaturas muy frías no les favorecen.

Según la composición de la patata, se le pueden aplicar diferentes tratamientos culinarios, de forma que el resultado sea el mejor posible, buscando una textura óptima, unas propiedades nutritivas mejores y una buena percepción sensorial.

- **Para Freír.** Para la industria, las patatas de mayor calibre (el óptimo es mayor de 55mm) y de forma muy ovalada son las más apreciadas para obtener un mayor rendimiento y

menores pérdidas en el cortado. Los métodos que se utilizan en la industria para valorar la aptitud de fritura en las diferentes variedades de patata son, el contenido en azúcares reductores ($< 2,5$ g/kg, materia seca > 200 g/kg), materia seca (con un aerómetro específico para patatas), aptitud para fritura (evaluando con cartas de color de la USDA), absorción de lípidos (método *Soxhlet*) y su rendimiento al hacer el cortado en barrita propio de las patatas fritas industriales, por diferencia de pesos (Gallego et al., 2006).

En un experimento propuesto por Gallego et al. (2006), se analizaron 6 variedades, de las cuales, sólo la denominada Agria cumplía todos los estándares fijados por la industria para la aptitud de fritura.

En cuanto a la calidad sensorial de la patata frita, se ha relacionado el color de las hojuelas más tostado, con un olor y sabor muy agradables después de la fritura. Esto puede deberse a una mayor proporción de azúcares reductores, que son los que tienden a producir coloraciones oscuras o tostadas durante el proceso de fritura. En un estudio realizado por Durán (2007) y tras realizar una cata con jueces profesionales se determinó que las mejores variedades con aptitud de fritura eran aquellas que se quedaban más crujientes, porque absorbían menos aceite y su industrialización era viable.

- **Para Cocer.** Al cocer las patatas y triturarlas, aparece un fenómeno conocido como *pardeamiento enzimático*, que influye en la sensación visual del producto, dándole un color menos vivo y más desagradable a todas aquellas patatas que hayan sufrido un proceso de pasteurización, esterilización, fritura y posterior congelación (Gravouille, 1999). Frente a este problema, la solución es un proceso de blanqueamiento, basado en la inmersión de las patatas en agua a temperaturas cercanas a los 80°C .

En el experimento de Gallego et al. (2006), sin ir más lejos, la variedad Hermes no resultó apta para la industria, ya que presentaba un pardeamiento visible en la patata triturada después de una hora de exposición al aire. Para el proceso de cocción, es mejor elegir una variedad de patata firme, como Baraka, Kennebec o Spunta, que sufren menos roturas, sobre todo si se cuecen con piel (MAPAMA, 2017).

2.3. Valor Nutritivo de la Patata durante el Tratamiento Culinario

Según el tratamiento culinario que se vaya a dar a la patata y dependiendo de las características iniciales de la misma, hay variaciones considerables en cuanto a su valor nutritivo.

En un estudio realizado en la Universidad de la Rioja, se analizaron diversos parámetros en patatas de la variedad Cara, tras distintos procesos culinarios. Se analizaron parámetros relacionados con el contenido nutricional que puede tener una patata, como el porcentaje de peso seco, de agua, de lípidos, etc. El objetivo de este estudio era descubrir el aporte final de nutrientes que tiene la patata tras sufrir los procesos culinarios correspondientes (Suárez Hernández et al., 2004). En el proceso de fritura, es donde hubo una mayor pérdida de agua, la cual se sustituyó en su mayoría, por aceite, cuyo porcentaje fue del 20,2 % del peso seco final de la patata frita. En los otros procesos no hubo tanta pérdida de agua, pero sí de componentes como el almidón y la vitamina C, a diferencia de la fritura, que los mantuvo estables. Los procesos de fritura y asado resultaron ser los que mejor conservaron el contenido proteico y de cenizas, debido a la pérdida de agua en la fritura y de almidón en el asado.

2.4. Imágenes Hiperespectrales (HSI)

La técnica de imágenes hiperespectrales, o HSI por sus siglas en inglés (*Hyper Spectral Imaging*), es una de las diversas técnicas englobadas dentro de la espectroscopia. Propiamente, no trata de capturar luz visible, sino absorción de energía en ciertos rangos de longitud de onda, algunos de los cuales pueden entrar dentro del intervalo de luz visible. Por lo tanto, aunque su configuración es la propia de una imagen (matriz discreta con valores de energía medidos en cada punto), hay quién discute su definición de imagen. En cualquier caso, es una herramienta útil para el análisis no destructivo de materiales, ya que la absorción de energía en un objeto depende de su composición, estado, etc. Por lo tanto, se ha empleado en análisis de materiales de estudio en el ámbito de la producción alimentaria (Amigo et al., 2015). Es importante señalar que la imagen hiperespectral permite relacionar tanto la información espacial como la información espectral derivada de esta, a diferencia de las técnicas espectroscópicas convencionales (Gowen et al., 2007).

El número de imágenes adquiridas depende del rango espectral que tiene el sistema de detección que se va a utilizar. Estas imágenes se combinan formando un hipercono de datos de tres dimensiones, que contienen información espectral y espacial bidimensional. En esencia, las imágenes convencionales forman un hipercono, si bien su profundidad puede variar desde 1 (imágenes en escala de grises) a 4 (imágenes en color con transparencia). Dependiendo del tipo de sensor, las imágenes hiperespectrales se pueden adquirir en la región ultravioleta (UV), visible (VIS) o infrarroja (IR) del espectro electromagnético (ElMasry et al., 2012b). El sistema más utilizado en análisis de alimentos es el que trabaja en el rango VIS y VIS-NIR (infrarrojo cercano).

El modo más común de adquisición de imágenes hiperespectrales es la reflectancia (Gowen et al., 2007), que consiste en medir la cantidad de energía reflejada por los objetos irradiados. En oposición, algunos equipos miden la cantidad de energía que atraviesa los objetos, obteniendo una imagen inversa a la obtenida por reflectancia.

2.4.1. Base Teórica

Una imagen genérica es una matriz de píxeles $I \times J$, donde I son las filas y J las columnas. Cada píxel posee un valor de intensidad de color, ya sea en la escala de grises, o la combinación de tres imágenes para dar un color resultante de un valor de rojo, verde y azul (RVA o RGB). La tercera dimensión de la matriz, sea H , corresponde a la intensidad reflejada por cada píxel en las diferentes longitudes de onda medidas (Grahn y Geladi, 2007; Rosenfeld y Kak, 1982). En las imágenes hiperespectrales hay cientos de capas superpuestas de imágenes monocromáticas, una por cada longitud de onda (λ) que se haya muestreado. Por ello, la matriz tiene un perfil tridimensional, con píxeles que poseen información espectral concreta en cada uno de ellos, y de los cuales se puede sacar un espectro completo. En la Figura 2.5 se puede observar cómo sería una matriz de este tipo de forma representativa, con las diferentes longitudes de onda para cada píxel de la posición (I, J) , que forman el espectro que interesa analizar.

El principio básico para la utilización de las técnicas de análisis de imágenes hiperespectrales, es que todo material debido a su composición química y a su estructura física intrínseca reacciona de una forma específica frente a la radiación, ya sea reflejando parte de ésta en las diferentes longitudes de onda, absorbiendo, dispersando o emitiendo.

Las imágenes hiperespectrales tienen diferentes ventajas sobre las imágenes convencionales (de espectro visible). Como ya se ha mencionado, una de las principales ventajas del análisis de imágenes hiperespectrales es la unión de la información espacio-espectro, pero no es la única. Sun (2010) también menciona las siguientes:

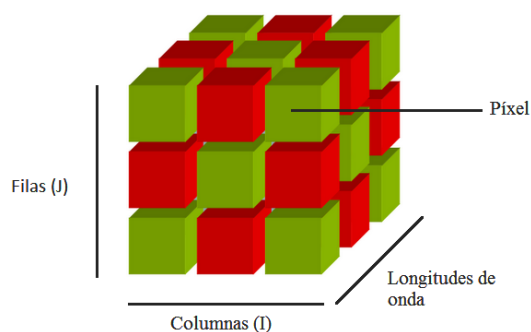


Figura 2.5: Representación de un hipercubo. Fuente: Elaboración propia.

- Teniendo en cuenta que es una técnica no invasiva y no destructiva permite la utilización de la muestra para otros propósitos u análisis. También, claro se puede combinar con una técnica destructiva para obtener más información a partir de su combinación, o simplemente para correlacionar los resultados de las mismas. Esto no es posible con dos técnicas destructivas, al menos sobre exactamente la misma muestra.
- No es necesario ningún tipo de preparación de la muestra para su análisis.
- Es un análisis libre de químicos, seguro y respetuoso con el medio ambiente, ya sea porque no perjudica al medio o bien porque es una técnica que sirve para la detección de componentes dañinos.
- Proporciona información de diversos componentes bioquímicos dependiendo de la composición interna de la muestra. A partir del conocimiento de las propiedades del elemento, se pueden esperar ciertos niveles de absorción de energía en el perfil espectral de un objeto. Esto puede darse de manera cuantitativa (valores de absorción) o cualitativa (presencia de picos o valles en ciertas longitudes de onda).

Por otra parte, a pesar de las ventajas que esta tecnología de análisis pueda tener, los sistemas de análisis de imágenes hiperespectrales tienen ciertos puntos negativos:

- La obtención de imágenes hiperespectrales supone la adquisición de una gran de información espectral que no siempre es de utilidad, por lo que serán necesarias técnicas de fusión de información y pre-procesado.
- Dada la cantidad de información espectral solapada, la asignación de grupos químicos a longitudes de onda específicas puede ser una tarea compleja.
- Debido a que se trata de un método indirecto de análisis será necesaria una calibración estandarizada y procedimientos de validación con el fin de establecer con validez la relación longitud de onda-componentes químicos.
- No es adecuada para el análisis de muestras líquidas u homogéneas, ya que se pierde la capacidad para relacionar la información espacial.

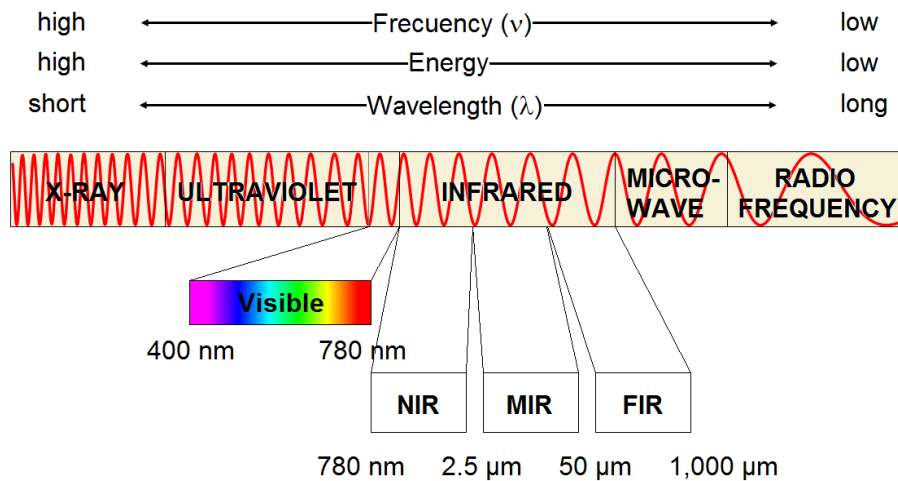


Figura 2.6: Espectro electromagnético. Longitud de onda (nm y μm). Fuente: López-Maestresalas (2016).

2.4.2. Infrarrojo Cercano y su Aplicación

Hay una estrecha relación entre la radiación y la composición de un material, como se ha explicado anteriormente, por ello, es importante destacar el uso de la radiación infrarroja en el análisis de alimentos, especialmente el infrarrojo cercano (NIR). El infrarrojo es la parte del espectro electromagnético con una longitud de onda más larga que la luz visible, pero a la vez más corta que la de las microondas. Se divide generalmente en tres secciones (Figura 2.6): Infrarrojo cercano, medio y lejano. El *infrarrojo cercano* (NIR, 780-2500 nm), incluye los espectros de alta energía. Recientemente se han desarrollado nuevas aplicaciones de esta técnica en la industria farmacéutica y en agricultura, aunque los sensores son todavía bastante caros. *Infrarrojo medio*, o térmico (MIR, 2500-5000 nm), son espectros de múltiples bandas debidas a vibraciones del esqueleto molecular. Finalmente, el *infrarrojo lejano* (FIR, 5000-10⁶ nm), son espectros de menos energía que en el infrarrojo cercano y medio, cuenta con longitudes de onda más largas.

La aplicación de técnicas espectroscópicas en el infrarrojo cercano (NIR) es cada vez más exitosa en la evaluación de la calidad de la patata. Puede decirse que está cubriendo una demanda creciente de técnicas que permitan el control de la calidad de los alimentos de forma rápida y segura. Las imágenes hiperespectrales ofrecen un método de evaluación de la calidad rápido, no invasivo y respetuoso con el medio ambiente. Uno de los primeros usos de esta técnica en el análisis de tubérculos de patata consistió en la predicción del contenido de humedad de las mismas y sucesivamente se empleó para la estimación de diferentes parámetros como carbohidratos, proteínas y características físicas como la textura (López-Maestresalas, 2016).

2.4.3. Aplicabilidad de las Imágenes Hiperespectrales en Patata

Las principales aplicaciones de la técnica HSI en patata encontradas en bibliografía se centran en proporcionar el contenido de agua de los tubérculos, así como en la estimación del contenido de carbohidratos como almidón, azúcares, etc., en el seguimiento de diferentes procesos y en la detección de daños o anomalías.

En este estudio, se han utilizado patatas crudas, sin embargo, HSI también permite la supervisión de procesos alimentarios, como la cocción de unas patatas. A este respecto, Nguyen

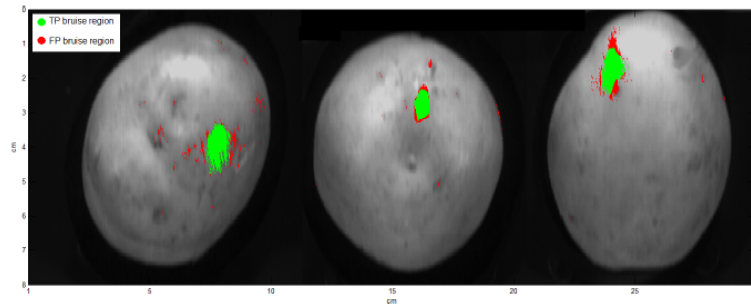


Figura 2.7: Sistema de detección de manchas negras en el rango espectral Vis-NIR en una muestra. Fuente: López-Maestresalas et al. (2016b)

Do Trong et al. (2011) predijeron el tiempo óptimo de cocción con imágenes hiperespectrales obtenidas en el rango de 400-1000nm. Las muestras fueron hervidas para 0 (crudas), 3, 6, 9, 12, 15, 18, 21, 24, 27 y 30 minutos y la mitad de cada patata fue escaneada por el sistema hiperespectral. Se realizó una PLS-DA para discriminar entre regiones cocidas y regiones crudas de cada patata. Aplicando una ecuación derivada de la teoría de transferencia de calor, los autores fueron capaces de estimar el tiempo óptimo de cocción con un 90 % de efectividad.

Otros autores se han centrado en la evaluación de defectos y enfermedades por análisis de HSI, para clasificar los tubérculos. La identificación de los daños internos o externos en tubérculos es esencial para el procesamiento y el mercado fresco de los mismos, pero esta tarea es llevada a cabo de forma tradicional por personas, con todas las desventajas que esto conlleva. Para la identificación de daños, son más apropiados los sistemas de imágenes hiperespectrales que la espectroscopía NIR, ya que proporcionan información tanto espacial como espectral. Esto permite la evaluación de todo el tubérculo y la identificación de características locales tales como magulladuras o daños por pinchazos (López-Maestresalas et al., 2016b). Ver Figura 2.7.

Cabe destacar que la presente no es la única aplicación de tecnología hiperespectral al contexto de procesamiento de patatas. Otras aplicaciones a mencionar son las siguientes (López-Maestresalas, 2016):

- Identificación de defectos y enfermedades en patatas fritas. Análisis multi-espectral (RGB). (Noordam, et al., 2005).
- Detección de alteraciones internas (Hollow heart). Análisis hiperespectral (SWIR-NIR). (Dacal-Nieto, et al., 2011b).
- Detección de costra negra. Análisis hiperespectral (SWIR-NIR). (Dacal-Nieto, et al., 2011a).
- Máquina para detección de patata en segadora. Análisis multi-espectral (UV). (Al-Mallahi, et al., 2010).
- Detección de tubérculos con morfología irregular. Análisis de imagen (RGB). (ElMasry, et al., 2012a).
- Detección no destructiva de puntos negros en patatas, con tecnología de imagen hiperespectral VIS-NIR y SWIR (López-Maestresalas et al., 2016a).

Capítulo 3

Materiales y Métodos

Esta sección describe el proceso de estudio realizado desde la recepción de las muestras hasta el testeo de las diferentes hipótesis cualitativas al respecto de la relación entre el hiperespectro de los productos y su aptitud culinaria.

Cabe reseñar que esta sección de la memoria se ha diseñado en términos del experimento de análisis de patata. El perfil aplicado de este proyecto, así como su contacto con la realidad de diferentes líneas de investigación, hace que el trabajo realizado haya abordado muchos aspectos. Principalmente, se ha realizado trabajo de automatización de procesos, fusión y ordenación de datos, etc. Todo el material producido a este efecto se refiere como material utilizado, mientras que sus resultados son habilitantes del análisis aquí descrito.

3.1. Diseño del Estudio

El proceso seguido en el estudio de las variedades de patata en función de su aptitud culinaria se explica en la Figura 3.1. Cada una de sus partes se detalla a continuación.

En primer lugar, se seleccionaron las variedades que iban a pertenecer a este estudio, clasificadas dentro de dos aptitudes diferentes, como se explica a continuación. Una vez seleccionadas las patatas, se cortaron en rodajas de 1 cm de grosor con la cortadora Braher, y se escanearon con el sistema hiperespectral, ya calibrado con el blanco y el negro. A continuación, se realizaron los *scripts* para poder pasar de las imágenes PNG de partida, a hipercubos, una versión mucho más compacta y manejable de la información. Los hipercubos resultantes fueron tratados para discriminar las regiones ocupadas por patata de aquellas en las que el fondo era visible. Esto llevó al cómputo de hiperespectros medios en diferentes zonas de la patata. Con estos resultados, se procedió a comprobar la validez de ciertas hipótesis cualitativas propuestas en el inicio de esta memoria.

En la realización de este estudio se emplearon tubérculos de patata de 20 variedades diferentes (Tabla 3.1): 11 variedades clasificadas como de aptitud industrial para cocido y 9 variedades con aptitud industrial para frito; cosechadas en octubre de 2016. Se utilizaron 4 patatas por variedad, sumando un total de 80 tubérculos.

Todas las patatas fueron suministradas por el Instituto Vasco de Investigación y Desarrollo Agrario (NEIKER-Tecnalia), y enviadas al Departamento de Proyectos e Ingeniería Rural de la UPNA, donde se mantuvieron refrigeradas a 10°C de temperatura hasta la realización de los ensayos posteriores.

Antes de llevar a cabo los ensayos, se procedió a la caracterización de los tubérculos. Para ello, se enumeraron las patatas de cada variedad por separado, y una vez identificadas, se pesaron y

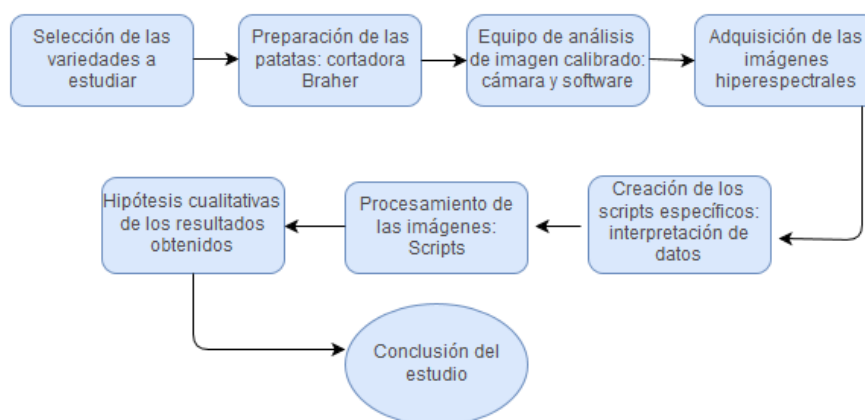


Figura 3.1: Diagrama de flujo del estudio.

Aptitud Industrial cocido		Aptitud Industrial frito	
Variedad	N	Variedad	N
Ambition	4	Alicante	4
Constance	4	Bordura	4
Jaerla	4	Babylon	4
Laudine	4	Corsica	4
Levantina	4	Hermes	4
Madeleine	4	Lady Amarilla	4
Marfona	4	Lyoness	4
Montana	4	Honorata	4
Red Pontiac	4	Ottawa	4
Rosa Gold	4		
Rudolph	4		

Tabla 3.1: Variedades de patata empleadas en el estudio.

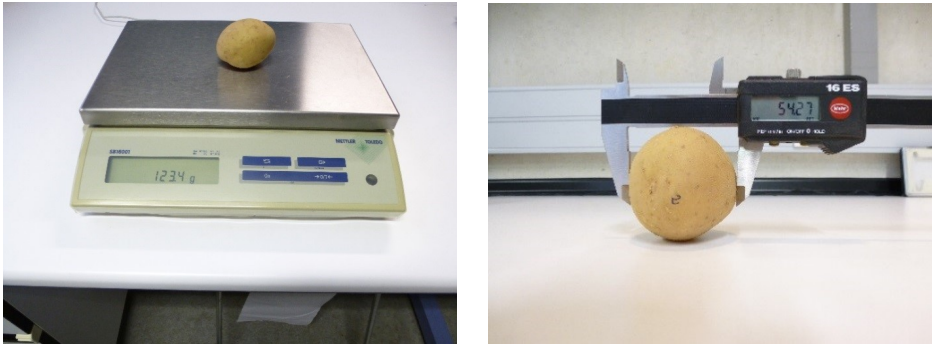


Figura 3.2: Instrumentos utilizados en la experimentación física. A la izquierda, una balanza de precisión Mettler Toledo SB16001. A la derecha, un calibre digital Mahr 16ES.

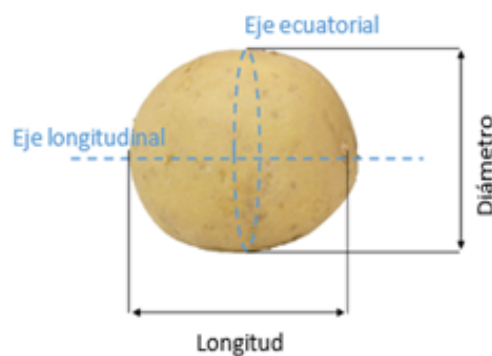


Figura 3.3: Determinación del tamaño en cada patata.

midieron individualmente. El peso (g) de cada patata se determinó con una balanza de precisión Mettler Toledo (Modelo SB16001) (Figura 3.2, izquierda), y en la determinación del tamaño se utilizó un calibre digital Mahr 16ES de precisión 0,01 mm (Figura 3.2, derecha), para medir longitud (mm) y diámetro (mm) de cada tubérculo (Figura 3.3).

3.2. Equipos

3.2.1. Cortadora Braher

Los ensayos se realizaron empleando como material rodajas de patata de 1 cm de grosor. Se utilizaron dos rodajas por tubérculo, sumando un total de 160 muestras. En la preparación de las muestras se empleó una cortadora de fiambre Braher (Modelo USA-280) (Figura 3.4), obteniendo cada una de las dos rodajas en cada tubérculo tras cortar la patata (con un cuchillo) por el eje ecuatorial en dos mitades similares y hacer una rodaja de cada mitad.



Figura 3.4: Imagen comercial de una cortadora Braher.

3.2.2. Equipo de Captura de Imágenes Hiperespectrales

En este estudio, se trabajó con datos obtenidos en el rango del espectro electromagnético de 900 a 1700 nm, el cual corresponde al infrarrojo cercano (NIR). La adquisición de las imágenes hiperespectrales se llevó a cabo en el Laboratorio de Imagen de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Agrónomos (ETSIA) de la UPNA. Las muestras de patata se escanearon con un equipo de imagen compuesto por los siguientes elementos: un sistema hiperespectral (sensible en el rango NIR de 900 a 1700 nm), una plataforma móvil, una fuente de iluminación y un ordenador.

El sistema hiperespectral empleado en este estudio consta de una cámara Xeva 1.7-320-100Hz (Xenics, Leuven, Bélgica), con detector InGaAs de resolución 320 x 256 píxeles y conexión USB, acoplada a un espectrógrafo ImSpector N17E (Specim, Spectral Imaging Ltd., Oulu, Finland) con abertura (slit) de 30 μm , y a una lente OPT-000034 (SWIR, 16 mm, f/1.4, Xenics, Leuven, Bélgica) con una distancia focal de 16 mm. Se representa el equipo de forma simplificada en la Figura 3.5.

Este sistema de adquisición de imagen realiza en un escaneado lineal o *pushbroom*, ya que registra línea por línea la imagen a lo largo de la muestra. Su funcionamiento consiste en lo siguiente (Elmasry et al., 2012a): el haz de luz reflejada, procedente de la línea de muestra escaneada, es dirigido a través de la lente hacia la abertura de entrada del espectrógrafo (Figura 3.6). Aquí, se dispersa en las diferentes longitudes de onda del rango espectral medido y se proyecta en el detector de la cámara formando una imagen bidimensional; una dimensión representa el eje espectral (λ), y la otra una dimensión espacial (i) de la línea escaneada. Moviendo la muestra línea tras línea a través de la zona de escaneo se consigue la segunda dimensión espacial (j), y tras juntar las imágenes bidimensionales generadas del escaneo completo de la muestra se obtiene la imagen hiperespectral tridimensional (i, j, λ).

En este caso se utilizó una plataforma móvil de activación manual por sistema hidráulico, para mover la muestra a velocidad constante a través de la zona de escaneo (Figura 3.7).

Para la iluminación de las muestras se utilizaron cuatro lámparas halógenas de 46 W (Lexman). Se colocaron de tal manera que cada lámpara enfocaba una esquina de la placa porta muestras, con el fin de conseguir una iluminación homogénea en el campo visual de la cámara. Para evitar que entrase luz de fuera del equipo, como puede ser luz a través de las ventanas, el entorno se cubre con una sábana negra mientras se hace la medición, y de esta manera se evitan datos erróneos. Se puede ver la iluminación en la Figura 3.8.

Las muestras se escanearon ajustando la velocidad de la plataforma a 9-10 mm/s y fijando

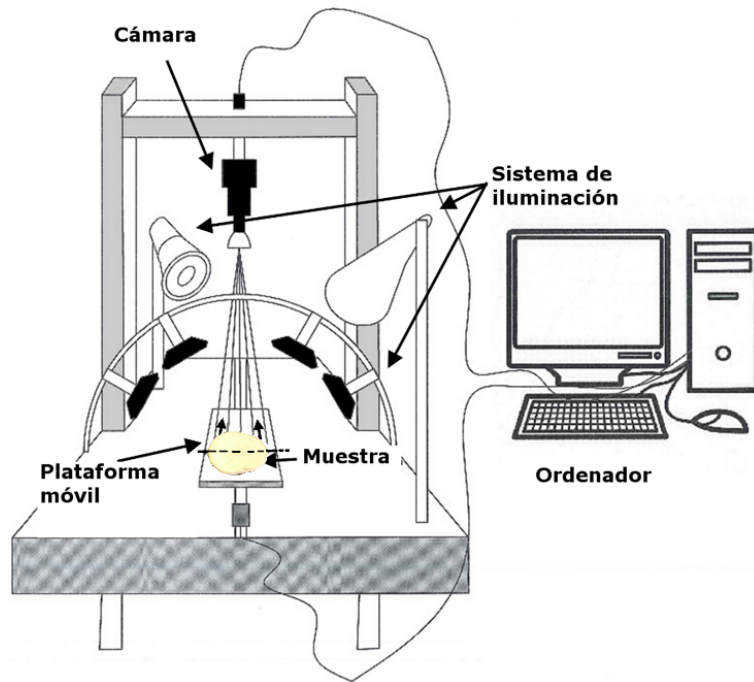


Figura 3.5: Dibujo del equipo completo de adquisición de imágenes hiperespectrales. (Fuente: adaptado de López-Maestresalas et al. (2016a).

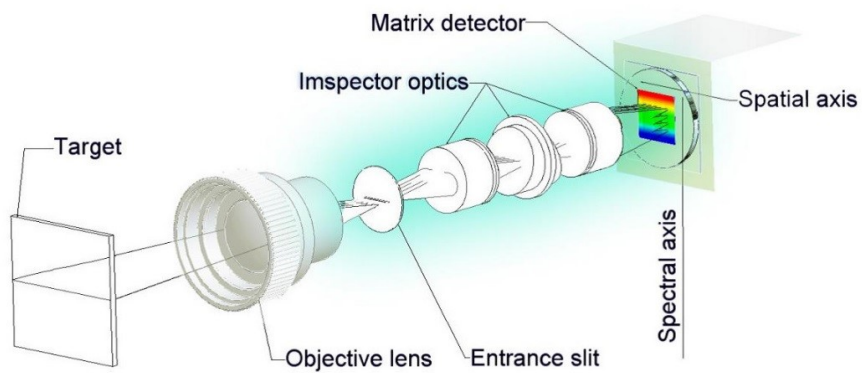


Figura 3.6: Diagrama esquemático del espectrógrafo empleado (Fuente: Hyvärinen, s. f.).

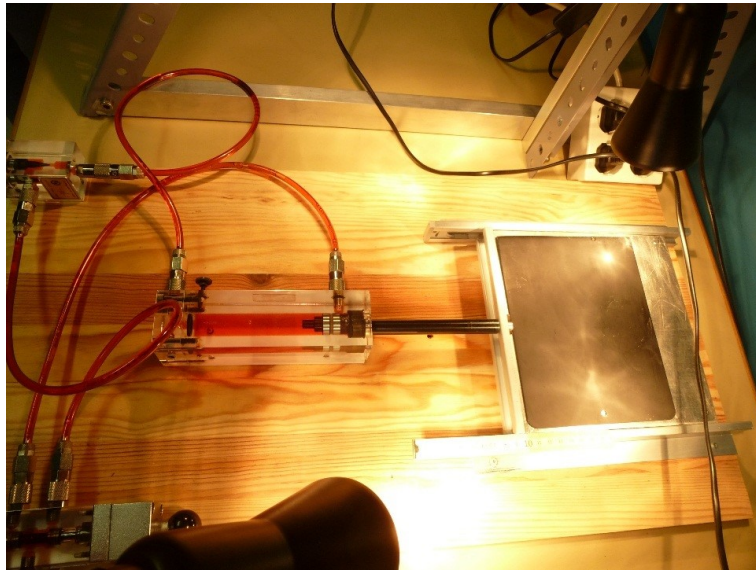


Figura 3.7: Plataforma de sistema hidráulico del equipo hiperespectral.

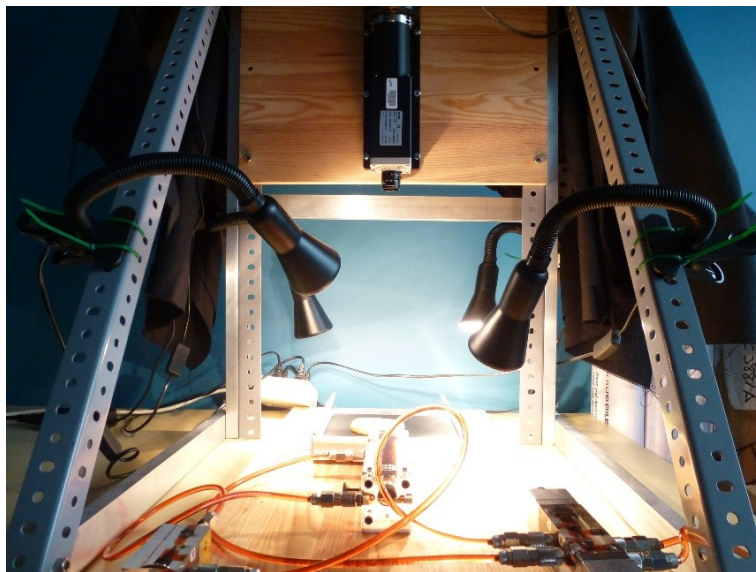


Figura 3.8: Equipo real de adquisición de las imágenes hiperespectrales, con sus cuatro fuentes de luz encendidas.

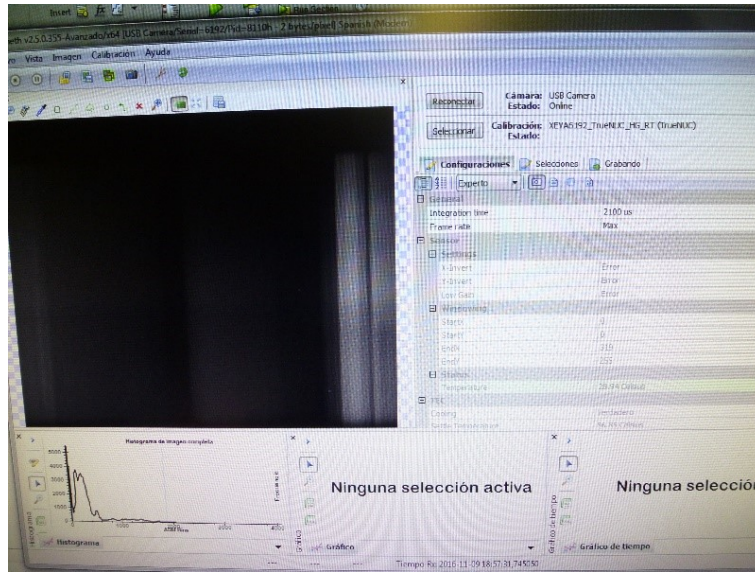


Figura 3.9: Pantallazo del uso del Software Xeneth Advanced en la lectura de una de las muestras tomadas en el laboratorio.

una distancia de separación entre la lente y la superficie de la muestra de 30 cm. Además, se fijó una distancia de enfoque de 0,25 m y la máxima apertura del diafragma ($f/1.4$) en la lente. Las imágenes se adquirieron en el modo de calibración TrueNUC-HG de la cámara, a la máxima velocidad de escaneo (100 Hz), y estableciendo un tiempo de integración de $2000 \mu\text{s}$ en todos análisis. Este equipo mide el valor de reflectancia cada $3,125 \text{ nm}$, por lo que hay 256 valores de reflectancia para cada espectro.

3.2.3. Software

El sistema de adquisición hiperespectral se controla por medio de un ordenador equipado con el software Xeneth Advanced (Figura 3.9), el cual permite establecer previamente los parámetros de ensayo de la cámara y controlar el funcionamiento de la misma durante la adquisición de las imágenes.

Con MATLAB se lleva a cabo el procesamiento de imágenes, para la generación del hipercono. MATLAB es ampliamente utilizado en todas las áreas de matemáticas aplicadas, en la educación y la investigación en las universidades, y en la industria. MATLAB significa MATrix LABoratory, dado que el software utiliza vectores y matrices como estructuras básicas de datos. Esto hace que sea particularmente útil para el álgebra lineal, pero MATLAB también es una gran herramienta para realizar trabajos de procesamiento de imágenes, así como para visualización de datos. MATLAB tiene potentes herramientas gráficas y puede producir imágenes de buena calidad tanto en 2D como en 3D. También es un lenguaje de programación, y es uno de los más fáciles para escribir programas matemáticos. MATLAB también tiene algunas cajas de herramientas útiles para procesamiento de señales, procesamiento de imágenes, optimización, etc. (Wright, 2017). En este estudio, se utilizó para la creación de *scripts* que trabajan con las imágenes hiperespectrales (Figura 3.10).

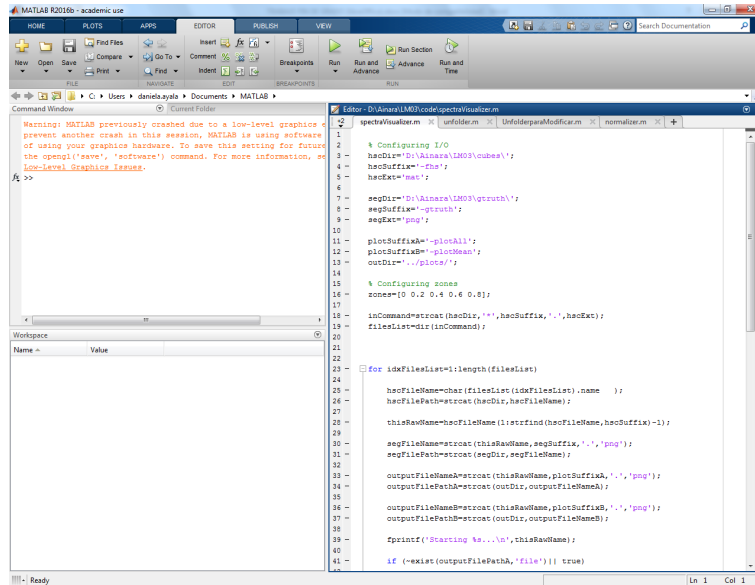


Figura 3.10: Visualización del entorno de programación MATLAB sobre una plataforma Windows.

3.3. Adquisición de Imágenes Hiperespectrales

Con las condiciones descritas anteriormente, de velocidad de la plataforma, tiempo de integración y apertura del diafragma, se tomaron las imágenes correspondientes de las diferentes variedades. Para ello, el equipo debe calibrarse con dos referencias de reflectancia máxima o mínima, elementos que suelen llamarse *blanco* y *negro*, debido a que en imagen convencional estos son precisamente los tonos correspondientes a la energía máxima y mínima medida.

- El *negro*, o referente mínimo, se obtiene tomando imágenes con la lente de la cámara tapada, y será el límite inferior o valor mínimo de reflectancia del equipo.
- El *blanco*, o referente máximo, será el límite superior, o valor máximo prácticamente inalcanzable, que se tomará adquiriendo imágenes de un spectralon cuya reflectancia es del 99 %.

El hipercono original se combina con la información de estos dos elementos visuales tal que

$$R = I_X - \frac{I_D}{I_W} - I_D, \quad (3.1)$$

donde R es la reflectancia relativa, I_X corresponde al valor de intensidad adquirida en la muestra, I_D es la intensidad adquirida para la referencia del negro y I_W es la de la referencia del blanco.

El resultado de la captura de la imagen no es un único fichero, sino una serie de ellos. En concreto, una serie de imágenes PNG. Estas imágenes representan la reflectancia de una fila completa de la imagen (es decir, una fila del hipercono final) para todas las frecuencias medidas. Es decir, el proceso de captura genera matrices en formato PNG con 320 posiciones de ancho y 256 posiciones de altura. La primera cantidad corresponde, de hecho, al número de columnas del hipercono final. El número de filas es el número de frecuencias medidas en el NIR. Así pues, es

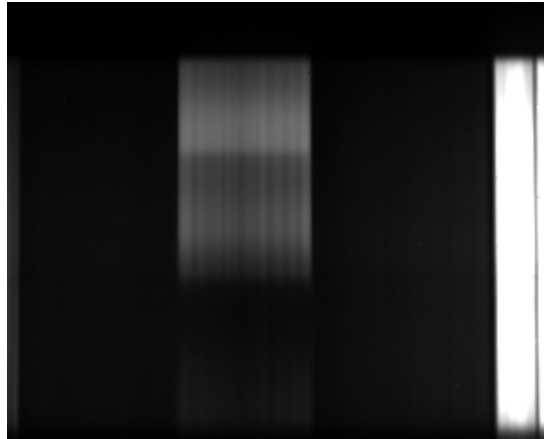


Figura 3.11: Ejemplo de imagen en bruto (*raw image*) obtenida por el equipo HSI. Nótese que muestra la reflectancia en todas las frecuencias para una fila del hipercubo final, y no la respuesta a una frecuencia concreta.

necesario apilar todos estos ficheros, cuya interpretación visual es prácticamente imposible (ver Figura 3.11), para poder generar un hipercubo que conecte las dimensiones espacial y espectral.

Con la disposición del material necesario y el objetivo del trabajo, se comenzó el proceso de creación de los *scripts*, de manipulación y comprensión de las imágenes obtenidas, así como la búsqueda de un método discriminatorio que fuera aplicable e innovador.

Capítulo 4

Resultados y Discusión

4.1. Procesamiento de las Imágenes Hiperespectrales

Para procesar las imágenes, es necesario montar los hipercubos con ellas y se hace con el *processer*, un *script* que se explica más adelante. En el hipercubo se juntan las dos dimensiones espaciales, I e J , y la dimensión espectral, que es λ , tal y como se explica en la Sección 2.4.1. Sin estos hipercubos, sería imposible llegar a obtener su espectro, y menos todavía, el espectro medio por cada zona de la patata (Figura 4.1).

Se programaron diferentes pasos a seguir para procesar las imágenes en MATLAB. Cada uno de los *scripts* es indispensable para poder continuar con el siguiente, aunque se pueden modificar para otro tipo de alimento o para cumplir otra función diferente, por lo que son aplicables a un número infinito de estudios. Nótese que los *scripts* se incluyen junto a esta memoria para su comprobación y análisis.

- *Processer.m*: Este *script* es el encargado de montar los hipercubos, cogiendo las imágenes en formato PNG de cada muestra y convirtiéndolas en hipercubos de aproximadamente 150 filas x 320 columnas x 256 longitudes de onda. Los datos de estas imágenes están registradas como enteros de 16 bits, pero son reconvertidos a números en coma flotante normalizados para su mejor manejo. (Ver Anexos, Script 5.4)
- *Normalizer.m*: Convierte los datos de reflectancia para cada longitud de onda en valores normalizados entre 0 y 1. Ver Figura 4.2, sin normalizar. Estos valores se normalizan mediante la adquisición de una referencia blanca (valores máximos) y una negra (valores mínimos). Cada valor de reflectancia de cada píxel se normaliza mediante la ecuación descrita en la Sección 3.3. De esta manera, se obtienen imágenes con datos entre 0 y 1, de tipo decimal, con los valores de blanco y negro como límites de referencia. (Ver Anexos, Script 5.2)
- *Segmenter.m*: El primer paso en la segmentación es el de separar la región de interés, es decir, la patata del fondo. Este algoritmo por lo tanto, se emplea para aislar la imagen de la muestra del fondo que incluye la base porta muestras. Este paso es necesario ya que solo nos interesan los valores de reflectancia de la muestra (región de interés). El algoritmo utilizado es el presentado en Lopez-Molina et al. (2017), que consiste en la aplicación de una partición watershed sobre una imagen de bordes calculada a partir del contraste local de los espectros en cada píxel. Dentro de esta partición, se seleccionan como regiones de patata aquellas que están suficientemente centradas y tienen suficiente energía, utilizándose de hecho un umbral sobre el producto de estas dos medidas.

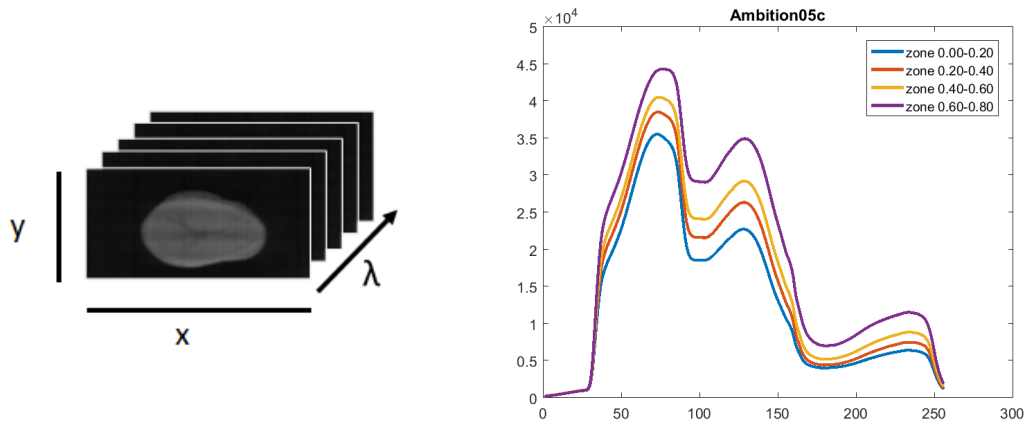


Figura 4.1: Representación de un hipercubo de patata (izquierda) y sus espectros por zonas (derecha).

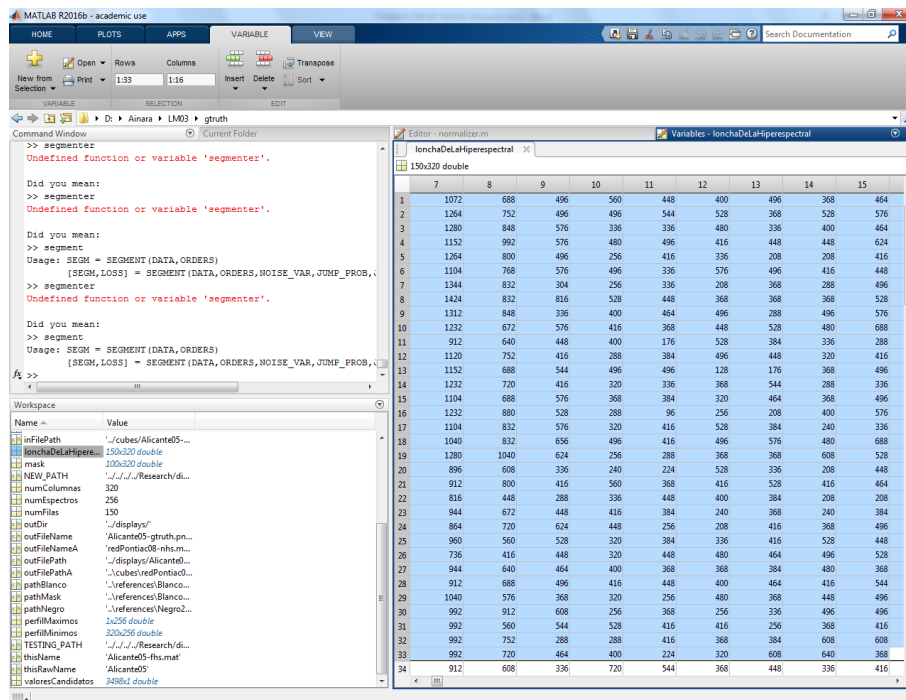


Figura 4.2: Datos de la imagen hiperespectral sin normalizar.



Figura 4.3: Región de interés separada del fondo (izquierda), junto a la segmentación en anillos de igual superficie.

El resultado de este proceso es una máscara binaria donde a los valores del fondo se les asigna el valor 0 y a los de la muestra 1. Esta máscara (Figura 4.3) se combina con el hipercubo original donde los valores del fondo quedarán a cero mientras que los de la muestra mantendrán su valor de reflectancia original. (Ver Anexos, Script 5.3)

- `SpectraVisualizer.m`: Con este algoritmo se seleccionan diferentes zonas de la patata partiendo del centro geométrico de la misma. Cada anillo tiene exactamente el mismo número de píxeles. Una vez realizado este paso, se muestra el espectro medio de cada zona en un gráfico para realizar las hipótesis cualitativas correspondientes acerca de los espectros medios de cada zona, en función de la variedad de la patata pero sin conocer su aptitud, para realizar las hipótesis de una forma más objetiva.

El número de zonas a analizar, así como el área de la patata que ocupa cada una de ellas, se determina en el propio *script* mediante una instrucción. Por ejemplo, la instrucción en MATLAB: `zones= [0 0.2 0.4 0.6 0.8];`, que puede encontrarse dentro de este mismo *script*, delimitaría cuatro zonas diferentes. Una primera zona sería 0-0.2, que corresponde al 20 % de la superficie más céntrica y está formada por el 20 % del número total de píxeles de la patata. La zona 0.2-0.4 al siguiente anillo alrededor del círculo central, con igual superficie total y así sucesivamente hasta el último anillo (Figura 4.3).

El resultado del *script* es un gráfico para cada una de las patatas, donde se muestran diferentes espectros para cada zona seleccionada de las muestras. En concreto, este gráfico contiene el espectro medio de cada zona especificada anteriormente. Cada uno de los gráficos, a razón de uno por patata, se almacenan en archivos diferentes de imagen, por ejemplo, a continuación se puede apreciar un gráfico de una de las varias muestras de Lady Amarilla que se tomaron (Ver Figura 4.4). Esto permite una fácil y rápida revisión de los datos de todo el experimento. (Ver Anexos, Script 5.4)

- `SuperLauncher.m`: Este algoritmo engloba a los demás, de forma que invoca la ejecución de todos ellos en el orden establecido. De esta manera, con un solo *script* se automatiza el proceso, desde la obtención de la imagen inicial, hasta los gráficos diferenciados por zonas y variedades. Esto permite realizar hipótesis sobre la relación de los espectros, con las variedades o las aptitudes.

4.2. Hipótesis Cualitativas

Completada la primera tarea del proyecto, como es el procesamiento automático de la información, se pasa a la fase de análisis. Antes de realizar pruebas cuantitativas, queremos saber si la información obtenida es valiosa para la discriminación de patatas, específicamente en función de su aptitud para fritura/cocción. Para ello, se plantean una serie de hipótesis cualitativas acerca

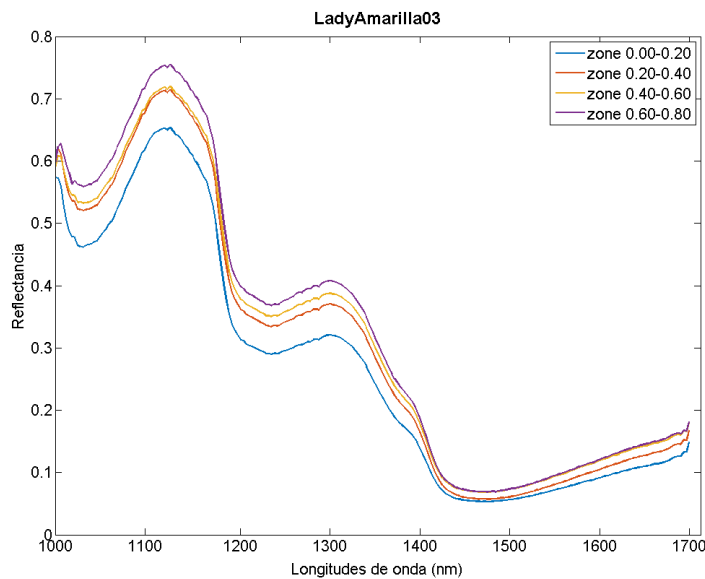


Figura 4.4: Ejemplo de gráfico de espectros medios por zonas obtenido por el *script* SpectraVisualizer en una patata de variedad Lady Amarilla. Cada uno de las líneas se corresponde a una de las zonas anulares en torno al centro geométrico de la patata, tal y como se muestra en la Figura 4.3.

del comportamiento de los espectros en las diferentes zonas del tubérculo, para las 20 variedades que se tienen para este experimento.

4.2.1. Hipótesis Sobre el Perfil Espectral del Centro al Borde

La hipótesis que se plantea es que los espectros o los valores de reflectancia van a seguir una progresión lógica ascendente o descendente conforme se midan, desde el centro de la patata hasta el borde. Para comprobar esta hipótesis se utiliza el *script* mspectralDisplay, que permite visualizar de forma gráfica el espectro almacenado en un punto seleccionado de la imagen. El píxel a visualizar se selecciona en una visualización básica de la imagen hiperespectral en la que se muestra, para cada posición de la imagen, el valor de reflectancia medio para todas las longitudes de onda. Una vez seleccionada la posición de la imagen, en un gráfico auxiliar se muestra el propio espectro (Ver Figura 4.5).

Al principio, se habían planteado varios perfiles posibles que podían seguir los espectros, pero tras analizar los gráficos, se observó que solo seguían dos, llamados A y B. El perfil A corresponde a la hipótesis planteada, en la que los valores de reflectancia aumentan conforme nos alejamos del centro de la patata. En el perfil B, al igual que en el A, los valores de reflectancia son más bajos en el centro de la patata, pero sin embargo, no ascienden de manera progresiva conforme nos alejamos de él.

- *Perfil A.* Conforme se va seleccionando la zona de la patata de dentro hacia fuera, los espectros de cada zona presentan el mismo perfil o dibujo, y de forma progresiva ascendente. Es decir, los espectros son homogéneos dentro de una misma patata, y la cantidad de reflectancia aumenta cuanto más lejanos están del centro geométrico (Ver Figura 4.6).

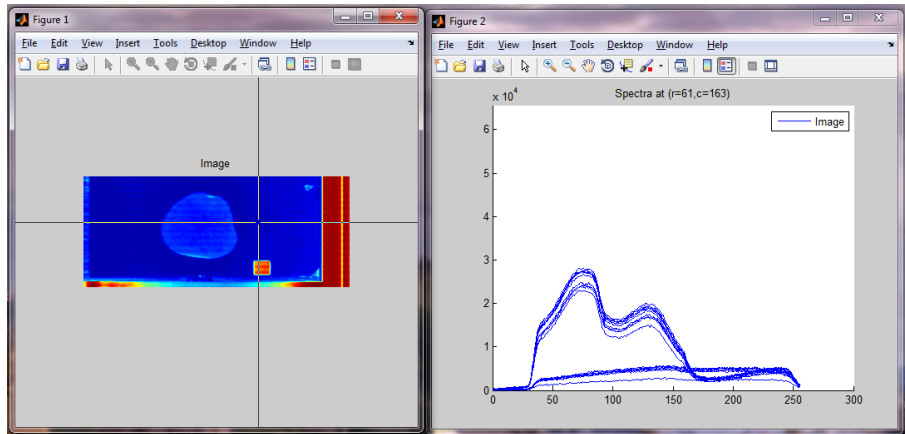


Figura 4.5: Captura del proceso de selección de espectros con el script *mspectralDisplay.m*.

Los espectros se representan en el rango de 1000 a 1700 nm, porque la región comprendida entre 900 y 1000 nm presentaba mucho ruido.

- *Perfil B*. Es similar al perfil A en cuanto a homogeneidad de los espectros de una misma patata, pero el orden no es progresivo, no siguen un orden lógico. Conforme se van seleccionando las zonas de la patata desde el centro geométrico hacia fuera, se observa que los espectros pueden tener valores de reflectancia mayores en una zona más cercana al centro que en otra más alejada (Figura 4.7).

Al finalizar el análisis de los gráficos, se observó que había un número muy equilibrado de perfiles A y B, siendo aproximadamente un 45 % y un 55 % respectivamente. Aunque sean diferentes, siempre el centro tiene valores de reflectancia más bajos que el resto de zonas de la patata, esto pasa tanto para el perfil A como para el perfil B.

4.2.2. Hipótesis de la Relación de Aptitud y Perfil Hiperespectral

La hipótesis de que los valores de reflectancia siguen un orden progresivo entre en centro y el borde, no se cumple para todas las variedades de patata. Se plantea una segunda hipótesis para verificar si tiene alguna relación el tipo de perfil con la aptitud industrial, de fritura o cocción.

Esta segunda hipótesis se rechaza al comprobar que los perfiles no tienen una relación clara y directa con la aptitud industrial de cada variedad (Tabla 4.1). En definitiva, las dos hipótesis planteadas no tuvieron unos resultados ideales en cuanto a una distinción perfecta de las aptitudes gracias a los perfiles espectrales. La primera hipótesis da un resultado inesperado de un segundo perfil espectral cuando se esperaba que en todas se diera el mismo. Pero esto supone un nuevo conocimiento acerca del interior del tubérculo y de la localización del centro real y el centro geométrico de la patata.

La segunda hipótesis es rechazada debido a una discrepancia entre los dos perfiles obtenidos y las aptitudes industriales. No hay ninguna relación clara, lo cual no quiere decir que de otra forma, o con otros alimentos no se pueda distinguir. El hecho de conseguirlo en otros alimentos supone seguir avanzando en el procesamiento de las imágenes hiperespectrales y sus aplicaciones.

No obstante, se ha logrado un avance muy importante en cuanto a la automatización del procesamiento de imágenes hiperespectrales. Supone un rendimiento de proceso mucho más elevado

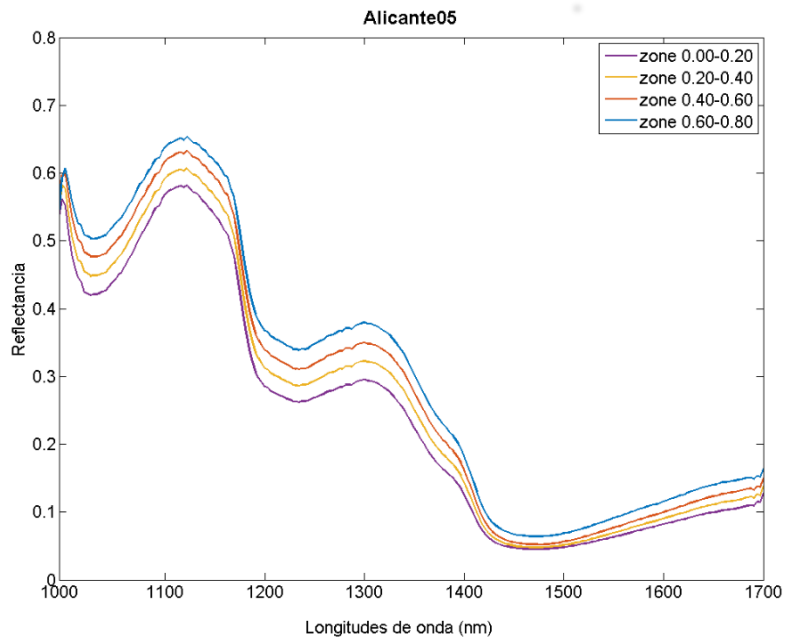


Figura 4.6: Espectros medios de la muestra de variedad Alicante05, como ejemplo de hiperespectro asociado a la categoría Perfil A.

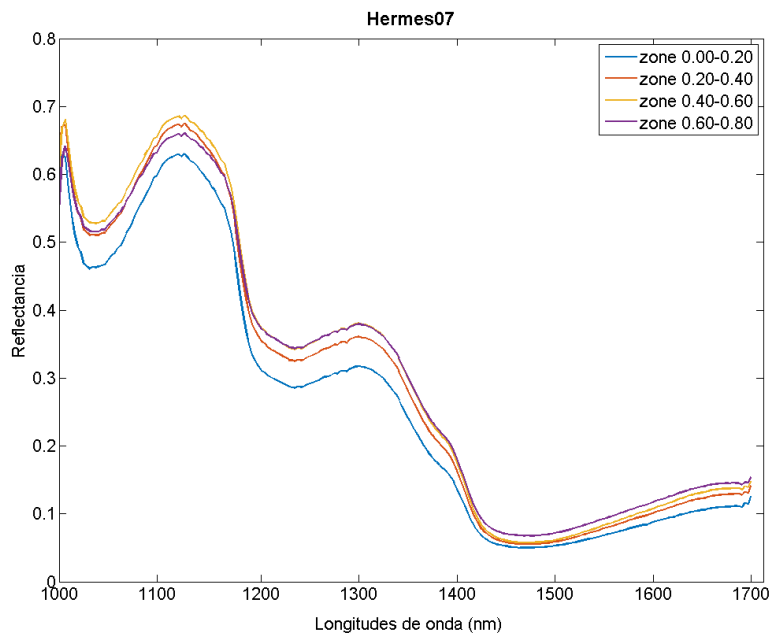


Figura 4.7: Espectros medios de la muestra de variedad Hermes07, como ejemplo de hiperespectro asociado a la categoría Perfil B.

Variedad	Aptitud	Perfil
Ambition	Cocción	A
Constance	Cocción	B
Jaerla	Cocción	B
Laudine	Cocción	B
Levantina	Cocción	B
Madeleine	Cocción	A
Marfona	Cocción	A
Montana	Cocción	B
Red Pontiac	Cocción	B
Rosa Gold	Cocción	A
Rudolph	Cocción	B
Alicante	Fritura	A
Bordura	Fritura	A
Babylon	Fritura	A
Corsica	Fritura	B
Hermes	Fritura	B
Lady Amarilla	Fritura	A
Lyoness	Fritura	B
Honorata	Fritura	A
Ottawa	Fritura	B

Tabla 4.1: Perfiles asociados a cada una de las variedades consideradas en el estudio, junto con su aptitud culinaria

en cuanto a tiempo y calidad de los resultados. Los principales problemas encontrados en los proyectos de la ETSIA con el equipo hiperespectral utilizado radican en la complejidad del tratamiento de los datos. Es de esperar que los *scripts* producidos en este trabajo simplifiquen el trabajo y alivien la carga asociada a fases iniciales de la investigación.

La elección de los *scripts* y las funciones que llevan a cabo cada uno de ellos, se pueden modificar según las necesidades de la investigación. Por un lado, podrían servir para dar otro tipo de resultados, diferentes a los gráficos de este estudio, como por ejemplo, otro tipo de gráficos que diferencien la patata según parámetros de textura, color, composición, estado físico post-tratamiento, daños internos o externos, nivel de maduración, etc. Incluso podrían modificarse para adaptarse a otros tipos de alimentos e investigar algo concreto de cada uno de ellos. Por ejemplo, investigación en calidad de frutas, alimentos cárnicos, cereales, cultivos, etc.

Algunos autores han realizado diferentes estudios en relación a la calidad de las patatas mediante técnicas de imágenes hiperespectrales, pero una vez establecidas las aptitudes industriales. Como Rady et al. (2015), cuyo estudio ofreció la posibilidad de medir los azúcares presentes en las patatas de forma rápida y monitorizada, gracias al uso de HSI. Otro de los objetivos de su estudio, era clasificar las diferentes variedades de patata gracias al contenido en azúcares. Para ello escogió dos variedades con aptitudes industriales diferentes, una destinada a fritura y otra a cocción, e intentó diferenciarlas por sus espectros de sacarosa y glucosa. El porcentaje de error relativo fue bastante alto, por lo que no consiguió ese objetivo tampoco, pero demostró el potencial de HSI en métodos de clasificación. En otro estudio realizado por Rady et al. (2014), se utilizó espectroscopia VIS-NIR y sistemas de HSI para estimar los componentes de dos variedades de patata, con diferentes aptitudes. Se medían parámetros como los azúcares, los sólidos solubles, la gravedad específica, etc. Se empleó la espectroscopia convencional NIR en diferentes modos, interacción y transmitancia, así como la técnica HSI en reflectancia. Pero sólo

se consiguieron diferencias significativas entre las dos variedades al comparar los azúcares, en el resto no.

Todos los estudios de HSI se centran en la medición de parámetros o componentes relacionados con la calidad de la patata, pero no hay estudios que intenten clasificarlas según su aptitud industrial, actualmente, sólo se hace de forma destructiva en laboratorios. De ahí que sea importante llegar a clasificarlas de forma no destructiva y monitorizada, aprovechando el potencial que tienen las técnicas de espectroscopía VIS-NIR y HSI.

Capítulo 5

Conclusiones

Este proyecto ha tenido diferentes aspectos positivos, entre los que cabe destacar la utilización de equipos hiperespectrales de última generación. Actualmente se demandan este tipo de técnicas de análisis en la industria agroalimentaria, ya que han demostrado ser fiables, rápidas y más precisas que las técnicas convencionales. En este estudio, se ha visto cómo mejorar un proceso de análisis de imagen hiperespectral, en el cual se ha automatizado todo el proceso de análisis de 20 variedades de patata. El objetivo principal del proyecto se ha cumplido totalmente, llegando a dominar el procesado de dichas imágenes y a mejorarlo con un solo *script* que realiza todos los pasos necesarios.

Para la realización de este estudio se ha necesitado la colaboración del Departamento de Automática y Computación y el de Proyectos e Ingeniería Rural de la UPNA. Siendo un proyecto con dos vertientes muy diferentes, que se unen para un objetivo común, la automatización de un proceso agroalimentario. Dada la necesidad actual de investigación en este campo y los avances de automatización de todo tipo de procesos, es un objetivo muy ambicioso el poder seguir investigando en el análisis de imágenes hiperespectrales y sus aplicaciones en la industria agroalimentaria. Se han dado pequeños pasos en la búsqueda de un método de diferenciación de variedades de patata según sus componentes, pero el poder clasificarlas según sus aptitudes sería un gran paso en cuanto a la dominación de las técnicas no destructivas y eficientes, como lo son la espectroscopía VIS-NIR y HSI. El futuro de la industria agroalimentaria sería más prometedor con avances de este tipo, pudiendo ofrecer en poco tiempo, un resultado fiable acerca de la composición, la aptitud, la calidad o la vida útil de cualquier alimento o cosecha, sin destruirlo.

En el lado negativo deberíamos contar el hecho de que las hipótesis a contrastar hayan sido puramente cualitativas. Si bien en un primer momento se planteó como objetivo el llegar a procesos más complejos, esto ha resultado del todo imposible.

Para finalizar, es importante reseñar el papel que tiene el entorno de investigación en el aprendizaje durante en Trabajo Fin de Grado. Haber estado en contacto con las necesidades y tiempos de investigadores activos da un valor añadido al aprendizaje, así como a las herramientas software producidas. En el peor de los casos, demuestra que el aprendizaje realizado se ajusta a las demandas más punteras de la industria.

Bibliografía

- Al-Mallahi, A., Kataoka, T., Okamoto, H., & Shibata, Y. (2010). Detection of potato tubers using an ultraviolet imaging-based machine vision system. *Biosystems Engineering*, 105(2), 257-265.
- Alonso Arce, F. (2012). Situación actual y perspectivas de futuro de la patata en España. *Vida Rural*, 33-37.
- Dacal-Nieto, A., Formella, A., Carrión, P., Vazquez-Fernandez, E., & Fernández-Delgado, M. (2011a). Common scab detection on potatoes using an infrared hyperspectral imaging system. Paper presented at the Image Analysis and Processing-ICIAP 2011.
- Dacal-Nieto, A., Formella, A., Carrión, P., Vazquez-Fernandez, E., & Fernández-Delgado, M. (2011b). Non-destructive Detection of Hollow Heart in Potatoes Using Hyperspectral Imaging. Paper presented at the 14th Computer Analysis of Images and Patterns.
- Durán Ivanoff D.C. (2007). Determinación de Calidad Culinaria y Organoléptica de 50 Variedades de Papa Nativa Originaria de Chiloé. Tesis de la Universidad Austral de Chile.
- ElMasry, G., Cubero, S., Moltó, E., & Blasco, J. (2012a). In-line sorting of irregular potatoes by using automated computer-based machine vision system. *Journal of Food Engineering*, 112(1), 60-68.
- ElMasry, G., Kamruzzaman, M., Sun, D. W., & Allen, P. (2012b). Principles and applications of hyperspectral imaging in quality evaluation of agro-food products: a review. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 52(11), 999-1023.
- Estavillo Dorado J., Aguado Manzanares S., Bielza Días M., Garrido Colmenero A. y Sumpsi Viñas J. (2005). El nuevo seguro de ingresos de la patata, una evaluación preliminar. ISSN 1578-0732 Vol. 5,9. pp 139-163.
- FAO. (2014). Crops. Retrieved from <http://www.fao.org/faostat/en/#data/QC>
- Gallego, E. M^a; Miguez, M.; De la Montaña, J., (2006). Aptitud de variedades de patata para su transformación en barritas prefritas. Departamento de Química Analítica y Alimentaria. Facultad de Ciencias. Universidad de Vigo. As Lagoas sn. 32004. Ourense..ISSN 1135-8122.
- García, G. (2011). Guía de Cultivo. Orientaciones para el cultivo de la patata para fresco en Asturias. Asturias.
- Gobierno de Navarra, (2011). Retrieved from http://www.navarra.es/home_es/Actualidad/Sala+de+prensa/Noticias/2011/04/15/aniversario+de+opposita.htm

- Gowen, A., O'Donnell, C., Cullen, P., Downey, G., & Frias, J. (2007). Hyperspectral imaging—an emerging process analytical tool for food quality and safety control. *Trends in Food Science & Technology*, 18(12), 590-598.
- Grahn, H., & Geladi, P. (2007). *Techniques and applications of hyperspectral image analysis*. John Wiley & Sons.
- Gravouelle, J. M. 1999. Utilización de la patata en la alimentación humana. En: *La patata. Producción, mejora, plagas, enfermedades y utilización*. Rouselle, P.; Robert, Y.; Crosnier J. C. (Ed.). Ediciones Mundiprensa. Madrid.
- Hyvärinen, T. (s. f.). What Makes Push-broom Hyperspectral Imaging Advantageous for Art Applications. Oulu, Finland. Recuperado a partir de http://www.cosch.info/documents/14030/52106/Hyvrinen_presentation.pdf
- INE. (2017). *Agricultura y Medio Ambiente*. Retrieved from http://www.ine.es/dyngs/INEbase/es/categoria.htm?c=Estadistica_P&cid=1254735570567
- J. Qiao, N. Wang and M.O. Ngadi, “Water content and weight estimation for potatoes using hyperspectral imaging”, 2005 ASAE Annual Meeting, p. 1 (2005).
- Jacobson, N. P., & Gupta, M. R. (2005). Design goals and solutions for display of hyperspectral images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(11), 2684–2692.
- López-Maestresalas, A., Janos C., Goodarzi M., Arazuri S., Jarén C., Saeys W. (2016a) Non-destructive detection of blackspot in potatoes by Vis-NIR and SWIR hyperspectral imaging. Department of Projects and Rural Engineering. Universidad Pública de Navarra.
- López-Maestresalas, A., Janos C., Arazuri S., Jarén C., Saeys W. (2016b) Recent applications of near infrared hyperspectral imaging for quality inspection in the potato sector. Department of Projects and Rural Engineering. Universidad Pública de Navarra.
- López-Maestresalas, A. (2016) Near-infrared spectroscopy and hyperspectral imaging for non-destructive quality inspection of potatoes. Department of Projects and Rural Engineering. PhD THESIS. Universidad Pública de Navarra.
- MAPAMA. (2016). Encuesta sobre superficies y rendimientos de cultivos. Resultados nacionales y autonómicos. Gobierno de España.
- MAPAMA. (2014). *Anuario de Estadística Avance 2015*. Madrid. Retrieved from <http://www.mapama.gob.es/es/estadistica/temas/publicaciones/anuario-deestadistica/2015/default.aspx?parte=3&capitulo=13&grupo=3&seccion=2>
- MAPAMA. (2017) *Enciclopedia de los Alimentos, Variedad de Patata y su Uso en la Cocina*. Gobierno de España. Retrieved from http://www.alimentacion.es/es/conoce_lo_que_comes/bloc/patata/variedad_y_uso_en_la_cocina
- N. Nguyen Do Trong, M. Tsuta, B. Nicolai, J. De Baerdemaeker and W. Saeys, “Prediction of optimal cooking time for boiled potatoes by hyperspectral imaging”, *J. Food Eng.* 105, 617–624 (2011). DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2011.03.031>
- Noordam, J. C., Van den Broek, W. H., & Buydens, L. (2005). Detection and classification of latent defects and diseases on raw French fries with multispectral imaging. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 85(13), 2249-2259.

- Rady A., Guyer D., Lu R. (2015). Evaluation of Sugar Content of Potatoes using HyperSpectral Imaging. *Food Bioprocess Technol* DOI 10.1007/s11947-014-1461-0.
- Rady A., Guyer D., Kirk W., Donis-González I. (2014). The Potential Use of Visible/near Infrared spectroscopy and hyperspectral imaging to predict processing-related constituents of potatoes.
- Rosenfeld, A., & Kak, A. C. (1982). *Digital Picture Processing: Vol.: 1*. Academic press.
- Suárez Hernández, P., Díaz Romero, C., & Rodríguez Rodríguez, E. M. (2004). Ciencia y tecnología alimentaria. *Revista de La Asociación de Licenciados En Ciencia Y Tecnología de Los Alimentos de Galicia*, 4(4), 257–261.
- Wright G. (2017). *Introduction to MATLAB*, Department of Mathematics, University of Utah.

Índice de figuras

Capítulo 2- Revisión Bibliográfica	9
2.1 Producción mundial de patata en millones de toneladas (2007-2014). Elaboración propia. Fuente: FAO (2014).	10
2.2 Producción de patata por continentes, 2014. Fuente: FAO (2014).	11
2.3 Evolución de la superficie nacional de cultivos. Fuente: MAPAMA (2016).	12
2.4 Evolución temporal de diferentes aspectos de la producción de patata. Fuente: MAPAMA (2014).	14
2.5 Representación de un hipercubo. Fuente: Elaboración propia.	18
2.6 Espectro electromagnético. Longitud de onda (nm y μm). Fuente: López-Maestresalas (2016).	19
2.7 Sistema de detección de manchas negras en el rango espectral Vis-NIR en una muestra. Fuente: López-Maestresalas et al. (2016b)	20
Capítulo 3- Materiales y Métodos	21
3.1 Diagrama de flujo del estudio.	22
3.2 Instrumentos utilizados en la experimentación física. A la izquierda, una balanza de precisión Mettler Toledo SB16001. A la derecha, un calibre digital Mahr 16ES.	23
3.3 Determinación del tamaño en cada patata.	23
3.4 Imagen comercial de una cortadora Braher.	24
3.5 Dibujo del equipo completo de adquisición de imágenes hiperespectrales. Fuente: adaptado de López-Maestresalas et al. (2016a).	25
3.6 Diagrama esquemático del espectrógrafo empleado. Fuente: Hyvärinen, s. f.	25
3.7 Plataforma de sistema hidráulico del equipo hiperespectral.	26
3.8 Equipo real de adquisición de las imágenes hiperespectrales, con sus cuatro fuentes de luz encendidas.	26
3.9 Pantallazo del uso del Software Xeneth Advanced en la lectura de una de las muestras tomadas en el laboratorio.	27
3.10 Visualización del entorno de programación MATLAB sobre una plataforma Windows.	28
3.11 Ejemplo de imagen en bruto (<i>raw image</i>) obtenida por el equipo HSI. Nótese que muestra la reflectancia en todas las frecuencias para una fila del hipercubo final, y no la respuesta a una frecuencia concreta.	29
Capítulo 4- Resultados y Discusión	31
4.1 Representación de un hipercubo de patata (izquierda) y sus espectros por zonas (derecha).	32
4.2 Datos de la imagen hiperespectral sin normalizar.	32

4.3	Región de interés separada del fondo (izquierda), junto a la segmentación en anillos de igual superficie.	33
4.4	Ejemplo de gráfico de espectros medios por zonas obtenido por el <i>script</i> Spectra-Visualizer en una patata de variedad Lady Amarilla.	34
4.5	Captura del proceso de selección de espectros con el <i>script</i> <i>mspectralDisplay.m</i> . . .	35
4.6	Espectros medios de la muestra de variedad Alicante05, como ejemplo de hiperespectro asociado a la categoría <i>Perfil A</i>	36
4.7	Espectros medios de la muestra de variedad Hermes07, como ejemplo de hiperespectro asociado a la categoría <i>Perfil B</i>	36

Lista de tablas

Capítulo 2- Revisión Bibliográfica	9
2.1 Principales países productores de patata en el año 2014. Elaboración propia. Fuente: FAO (2014)	11
2.2 Evolución de la superficie y producción de patata en España y en Castilla y León (1985-2013).	12
2.3 Análisis provincial de superficie y recolección según épocas de recolección (2014). Fuente: MAPAMA (2014). Véase tabla completa en Anexo 1.	13
2.4 Análisis provincial de superficie, rendimiento y producción (2014). Fuente: MAPAMA (2014) Véase completa en Anexo 2.	15
Capítulo 3- Materiales y Métodos	21
3.1 Variedades de patata empleadas en el estudio.	22
Capítulo 4- Resultados y Discusión	31
4.1 Perfiles asociados a cada una de las variedades consideradas en el estudio, junto con su aptitud culinaria	37

Anexos

Código Experimental en MATLAB

Script 5.1: Script `processor.m`

```
1
2 inDir='C:\Resources\Images\LM03\Images raw\';
3 inExt='png';
4 outDir='C:\Resources\Images\LM03\processed\cubes\';
5 inCommand=strcat(inDir,'*.*',inExt);
6 filesList=dir(inCommand);
7
8 fileRawNames={};
9 for idxFilesList=1:length(filesList)
10     thisName=char(filesList(idxFilesList).name);
11     thisRawName=thisName(1:strfind(thisName,'_')-1);
12     if (isempty(strmatch(thisRawName,fileRawNames,'exact')))
13         fileRawNames(length(fileRawNames)+1)=cellstr(thisRawName);
14     end
15 end
16
17 for idxHSImage=1:length(fileRawNames)
18
19     hsImRawName=char(fileRawNames(idxHSImage));
20     inCommand=strcat(inDir,hsImRawName,'*.*',inExt);
21     hsFilesList=dir(inCommand);
22
23     outFileName=strcat(hsImRawName,'-fhs.mat');
24     outFilePath=strcat(outDir,outFileName);
25
26     if (~exist(outFilePath,'file'))
27         tic
28         for idxSlideImage=1:length(hsFilesList)
29             inputImName=char(hsFilesList(idxSlideImage).name);
30             inputImPath=strcat(inDir,inputImName);
31
32             rowSlideIm=double(imread(inputImPath));
33
34             if (idxSlideImage==1)
35                 hsImage=zeros(length(hsFilesList),size(rowSlideIm,2),size(rowSlideIm,1));
36             end
37
38             for idxChannel=1:size(rowSlideIm,1)
39                 for idxCol=1:size(rowSlideIm,2)
40                     hsImage(idxSlideImage,idxCol,idxChannel)=rowSlideIm(idxChannel,idxCol);
41                 end
42             end
43         end
44     end
45 end
```

```
44     end
45
46
47     save(outFilePath,'hsImage','hsFilesList');
48     fprintf('\tDone file %s, %d images\n',outFilePath,length(hsFilesList));
49 else
50     fprintf('\t Checked file %s\n',outFilePath);
51 end
52
53
54
55 end
```

Script 5.2: Script normalizer.m

```
1
2 pathNegro='C:\Resources\Images\LM03\Processed\references\Negro.mat';
3 data= load(pathNegro);
4 perfilMinimos=data.perfilMinimos;
5 pathBlanco='C:\Resources\Images\LM03\Processed\references\Blanco.mat';
6 data= load(pathBlanco);
7 perfilMaximos=data.perfilMaximos;
8
9 inDir='C:\Resources\Images\LM03\processed\cubes\';
10 inExt='mat';
11 outDir='C:\Resources\Images\LM03\processed\cubes\';
12
13 inCommand=strcat(inDir,'*-fhs.',inExt);
14 filesList=dir(inCommand);
15
16 for idxFilesList=1:length(filesList)
17     thisName=char(filesList(idxFilesList).name );
18     thisRawName=thisName(1:strfind(thisName,'-fhs')-1);
19
20     inFileFullPath=strcat(inDir,thisName);
21
22     outFileFileNameA=strcat(thisRawName,'-nhs.mat');
23     outFileFullPathA=strcat(outDir,outFileFileNameA);
24
25     fprintf('Starting %s...\n',thisRawName);
26
27     if (~exist(outFileFullPathA,'file'))
28         data=load(inFileFullPath);
29         hsimOriginal=data.hsimImage;
30         hsimImage=zeros(size(hsimOriginal));
31         [numFilas,numColumnas,numEspectros]=size(hsimImage);
32         for idxFilas=1:numFilas
33             for idxColumnas=1:numColumnas
34                 for idxEspectros=1:numEspectros
35                     a=hsimOriginal(idxFilas,idxColumnas,idxEspectros);
36                     b=perfilMinimos(idxColumnas,idxEspectros);
37                     c=perfilMaximos(idxEspectros);
38                     valor=(a-b)/(c-b);
39                     valor=min(1,valor);
40                     hsimImage(idxFilas,idxColumnas,idxEspectros)=valor;
41                 end
42             end
43         end
44         save(outFileFullPathA,'hsImage')
45         fprintf('\tCompleted file %s\n',outFileFullPathA);
46     else
```

```

47     fprintf('\tChecked file %s\n',outFilePathA);
48     end
49 end

```

Script 5.3: Script `segmenter.m`

```

1
2 NEW_PATH = 'C:\Resources\kitt\boundaryImageComparison\';
3 path(path,NEW_PATH);
4 NEW_PATH = 'C:\Resources\kitt\edgeDetection\';
5 path(path,NEW_PATH);
6 NEW_PATH = 'C:\Resources\kitt\fungaTopologyAnalysis\';
7 path(path,NEW_PATH);
8 NEW_PATH = 'C:\Resources\kitt\generalImageProcessing\';
9 path(path,NEW_PATH);
10
11 TESTING_PATH = 'C:\Resources\distributable\utilitiesPackage\';
12 path(path,TESTING_PATH);
13 NEW_PATH = 'C:\Resources\distributable\edgeDetection\';
14 path(path,NEW_PATH);
15
16 %Configuring I/O
17 inDir='C:\Resources\Images\LM03\processed\cubes\';
18 inExt='mat';
19 outDir='C:\Resources\Images\LM03\processed\gtruth\';
20
21 inCommand=strcat(inDir,'*-fhs.',inExt);
22 filesList=dir(inCommand);
23
24 for idxFilesList=1:length(filesList)
25
26     thisName=char(filesList(idxFilesList).name);
27     thisRawName=thisName(1:strfind(thisName,'-fhs')-1);
28
29     inFileFullPath=strcat(inDir,thisName);
30
31     outFileFullPath=strcat(outDir,thisRawName,'-gtruth.png');
32     outFileFullPath=strcat(outDir,outFileFullPath);
33
34     fprintf('Starting %s...\n',thisRawName);
35
36     if (~exist(outFileFullPath,'file'))
37         data=load(inFileFullPath);
38         hsim=data.hsim;
39         sgImage=segmentImage(hsim);
40         imwrite(sgImage,outFileFullPath);
41
42         fprintf('\tCompleted file %s\n',outFileFullPath);
43     else
44         fprintf('\tChecked file %s\n',outFileFullPath);
45     end
46 end

```

Script 5.4: Script `spectraVisualizer.m`

```

1
2 % Configuring I/O
3 hscDir='C:\Resources\Images\LM03\processed\cubes\';
4 hscSuffix='-nhs';
5 hscExt='mat';

```

```
6
7 segDir='C:\Resources\Images\LM03\processed\gtruth\';
8 segSuffix='-gtruth';
9 segExt='png';
10
11 plotSuffixA='plotAll';
12 plotSuffixB='plotMean';
13 outDir='C:\Resources\Images\LM03\processed\plots\';
14
15 % Configuring zones
16 zones=[0 0.2 0.4 0.6];
17
18 inCommand=strcat(hscDir,'*',hscSuffix,'.',hscExt);
19 fileList=dir(inCommand);
20
21 for idxFilesList=1:length(fileList)
22
23     hscFileName=char(fileList(idxFilesList).name );
24     hscFilePath=strcat(hscDir,hscFileName);
25
26     thisRawName=hscFileName(1:strfind(hscFileName,hscSuffix)-1);
27
28     segFileName=strcat(thisRawName,segSuffix,'.','png');
29     segFilePath=strcat(segDir,segFileName);
30
31     outputFileNameA=strcat(thisRawName,plotSuffixA,'.','png');
32     outputFilePathA=strcat(outDir,outputFileNameA);
33
34     outputFileNameB=strcat(thisRawName,plotSuffixB,'.','png');
35     outputFilePathB=strcat(outDir,outputFileNameB);
36
37     fprintf('Starting %s...\n',thisRawName);
38
39     if (~exist(outputFilePathA,'file') || true)
40
41         data=load(hscFilePath);
42         hsImage=data.hsImage;
43
44         sgImage=double(imread(segFilePath));
45         sgImage(sgImage>0.5)=1;
46
47         zoneMap=generateZoneImage(sgImage,zones);
48         meanSpectra=meanSpectraByZone(hsImage,zoneMap);
49
50         f=figure;plot(meanSpectra');
51
52         ylim([0 1])
53         xlim([30 260])
54
55         legendText=cell(length(zones)-1,1);
56         for idxZone=1:length(zones)-1
57             legendText(idxZone)=cellstr(sprintf('zone %.2f-%.2f',zones(idxZone),zones(
58                 idxZone+1)));
59         end
60
61         legend(legendText);
62         title(thisRawName)
63         print('-dpng',outputFilePathA);
64
65         fprintf('\tCompleted file %s\n',thisRawName);
66     else
67         fprintf('\tChecked file %s\n',thisRawName);
```

67 **end**
68 **end**
