

UNIVERSIDAD DE INGENIERÍA Y TECNOLOGÍA

CARRERA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA



**DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE BALANZA
INTELIGENTE PARA AUTOSERVICIO USANDO
CELDA DE CARGA Y VISIÓN COMPUTACIONAL**

TESIS

Para optar el Título Profesional de Ingeniero Mecatrónico

AUTORES:

Eduardo Jose Apaza Alvarez (ORCID:0000-0001-5583-2830)

Eduardo Hernán Guerrero Dextre (ORCID: 0000-0003-3804-9494)

ASESOR

Elvis Jara Alegría (ORCID: 0000-0002-5620-7583)

Lima - Perú

2024

DECLARACIÓN JURADA

Yo, Mónica Cecilia Santa María Fuster identificada con DNI No 18226712 en mi condición de autoridad responsable de validar la autenticidad de los trabajos de investigación y tesis de la UNIVERSIDAD DE INGENIERIA Y TECNOLOGIA, DECLARO BAJO JURAMENTO:

Que la tesis denominada “DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE BALANZA INTELIGENTE PARA AUTOSERVICIO USANDO CELDA DE CARGA Y VISIÓN COMPUTACIONAL” ha sido elaborada por el señor Eduardo Jose Apaza Alvarez y el señor Eduardo Hernan Guerrero Dextre, con la asesoría de Elvis Omar Jara Alegría, identificado con DNI 44008255, y que se presentan para obtener el título profesional de Ingeniero mecatrónico, ha sido sometida a los mecanismos de control y sanciones anti plagio previstos en la normativa interna de la universidad, encontrándose un porcentaje de similitud de 0%.

En fe de lo cual firmo la presente.



Dra. Mónica Santa María Fuster
Directora de Investigación

En Barranco, el 4 de julio 2024

TABLA DE CONTENIDO

	Pág.
RESUMEN	9
ABSTRACT	10
INTRODUCCIÓN	11
Presentación del tema de investigación	11
Descripción de la situación problemática	13
Formulación del problema	13
Objetivos de investigación	14
Justificación	14
Alcance y limitaciones / restricciones	15
CAPÍTULO I REVISIÓN CRÍTICA DE LA LITERATURA	17
1.1 Diseño y construcción de balanzas electrónicas	17
1.2 Reconocimiento mediante visión computacional	19
1.3 Antecedentes	21
CAPÍTULO II MARCO TEÓRICO	23
2.1 Teoría sobre balanzas	23
2.1.1 Balanzas mecánicas	24
2.1.2 Balanzas electrónicas	26
2.1.3 Precisión de balanza	29
2.2 Componentes electrónicos de balanzas	31
2.2.1 Galgas extensiométricas	31
2.2.2 Puente de Wheatstone	33
2.2.3 Celdas de carga	34

2.2.4	Transmisores de celdas de carga	36
2.2.5	Convertor de señal analógica digital (ADC)	39
2.2.6	Módulo HX711	40
2.3	Consideraciones de diseño de balanzas	41
2.3.1	Norma de diseño VDI 2225	42
2.3.2	Selección de cámaras	43
2.3.3	Visión estereoscópica	46
2.3.4	Parámetros de iluminación	47
2.3.5	Posicionamiento de emisores de luz	49
2.4	Visión computacional	50
2.4.1	Redes neuronales convolucionales	51
2.4.2	Máquina de boltzmann restringida	54
2.4.3	Autoencoder	56
2.4.4	Sparse coding	57
2.5	Sistemas de recomendación	58
2.5.1	Filtrado basado en el contenido	58
2.5.2	Filtrado colaborativo para recomendación	60
2.5.3	Sistemas híbridos de recomendación	61
2.5.4	Filtros demográficos y basados en conocimiento	61
CAPÍTULO III MARCO METODOLÓGICO		62
3.1	Diseño basado en la metodología VDI 2225	62
3.1.1	Tabla de requerimientos	64
3.1.2	Abstracción de ideas y definición de funciones	65
3.1.3	Matriz morfológica	67
3.1.4	Definición de concepto de proyecto preliminar	69
3.1.5	Proyecto preliminar	71
3.2	Diseño e implementación del sistema mecatrónico de una balanza hecha a base de galgas extensiométricas	75

3.3	Diseño y construcción de la estructura para la balanza inteligente	79
3.4	Desarrollo de sistema de reconocimiento de productos mediante visión compu- tacional	85
3.5	Desarrollo de sistema de recomendación e interfaz de usuario	88
CAPÍTULO IV RESULTADOS		95
4.1	Estructura realizada para la balanza	95
4.2	Pruebas del sistema de pesaje y desarrollo del circuito electrónico	103
4.3	Validación del sistema de reconocimiento de productos	111
4.3.1	Detección de productos de cada clase	111
4.3.2	Evaluación de un producto fuera de clase y de distintas variedades de un mismo producto	113
4.4	Algoritmo para sistema de recomendación e interfaz de usuario	114
CONCLUSIONES		119
RECOMENDACIONES		120
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS		136
ANEXOS		137
A	ANEXO 1: Construcción final de balanza	138
B	ANEXO 2: Planos de Estructura	139
C	ANEXO 3: Plano explosionado	142
D	ANEXO 4: Expectativa de uso	144
E	ANEXO 5: Diseño de placa PCB	145
F	ANEXO 6: Esquema eléctrico del circuito	146
G	ANEXO 7: Matrices de confusión de la primera experimentación	147
H	ANEXO 8: Matrices de confusión de la segunda y tercera epxerimentación . .	150
I	ANEXO 9: Base de datos creada para sistema de recomendación	152
J	ANEXO 10: Modos de interacción de la balanza inteligente con el usuario . .	153

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1	Tabla de capacidad máxima y resolución para balanzas a granel [47].	31
Tabla 2.2	Tipos de Iluminación.	48
Tabla 2.3	Técnicas de posicionamiento de los emisores de luz.	49
Tabla 3.1	Propiedades requeridas de la balanza.	65
Tabla 3.2	Evaluación VDI 2225	70
Tabla 3.3	Selección de proyecto preliminar.	73
Tabla 3.4	Propiedades requeridas del sensor.	76
Tabla 3.5	Propiedades requeridas del sensor.	77
Tabla 3.6	Largo, ancho y alto de cada componente a usar.	81
Tabla 3.7	Parámetros para calcular FOV de cámaras.	83
Tabla 3.8	Campo de visión de cámaras.	83
Tabla 4.1	Materiales de los elemento usados para el prototipado.	96
Tabla 4.2	Medidas del centro de masa.	96
Tabla 4.3	Medidas de la posición y ángulo para cámaras.	97
Tabla 4.4	Centro de intersección entre cámaras.	99
Tabla 4.5	Medidas para hallar el ángulo de la pantalla.	101
Tabla 4.6	Exactitud y tasa de teconocimiento de cada una de las matrices de confusión.	112
Tabla 4.7	Precisión de cada clase en cada matriz de confusión.	112
Tabla 4.8	Tasa de reconocimiento de las matrices de confusión.	113

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1	Representación de una balanza egipcia [36].	24
Figura 2.2	Representación de una balanza romana [37].	25
Figura 2.3	Dinamómetro de Newton [39].	26
Figura 2.4	Balanza electrónica para laboratorio [44].	27
Figura 2.5	Balanza electrónica de supermercado [45].	29
Figura 2.6	Clasificación de balanzas por grupos de exactitud [46].	30
Figura 2.7	Partes de la Galga extensiométrica [23].	32
Figura 2.8	Esquema del puente de Wheatstone [50].	34
Figura 2.9	Comportamiento de la celda de carga [53].	35
Figura 2.10	Celda de carga de punto único [23].	36
Figura 2.11	Esquema de un amplificador operacional o Op-amp [55].	36
Figura 2.12	Configuración de un amplificador inversor [54].	37
Figura 2.13	Configuración de un amplificador no inversor [54].	38
Figura 2.14	Esquema interno del amplificador de instrumentación [58].	39
Figura 2.15	Proceso de conversión de señal analógica a digital [59].	40
Figura 2.16	Circuito interno del módulo HX711 [60].	41
Figura 2.17	Transmisorde Carga HX711 [62].	41
Figura 2.18	Partes de la cámara [68].	44
Figura 2.19	Proyección de la imagen [71].	45
Figura 2.20	Campo de visión [73].	46
Figura 2.21	Sistema de visión usando dos cámaras [74].	47
Figura 2.22	Fuentes de iluminación de visión y contenido espectral [76].	48
Figura 2.23	Iluminación frontal para frutas y verduras [79].	49
Figura 2.24	Ejemplo de sistema de visión computacional [83].	50
Figura 2.25	Arquitectura básica de una CNN [87].	51
Figura 2.26	Arquitectura de un R-CNN [93].	52

Figura 2.27	Arquitectura de una Fast R-CNN [94].	53
Figura 2.28	Arquitectura de una Faster R-CNN [95].	53
Figura 2.29	Desarrollo de modelos clásicos de CNN [100].	54
Figura 2.30	Arquitectura de una máquina de Boltzmann restringida [105].	55
Figura 2.31	Modelos DBN, DBM y DEM [107].	56
Figura 2.32	Arquitectura de Autoencoder [111].	57
Figura 2.33	Clasificación de modelos de sistema de recomendación [120].	58
Figura 2.34	Principio de recomendación de filtrado basado en el contenido [116].	59
Figura 2.35	Funcionamiento con la similitud del coseno.	60
Figura 3.1	Diagrama de flujo del proceso para cumplir con los objetivos específicos.	63
Figura 3.2	Entradas y salidas del sistema considerado como caja negra.	65
Figura 3.3	Funciones principales del sistema de balanza inteligente.	67
Figura 3.4	Matriz morfológica.	68
Figura 3.5	Leyenda de matriz morfológica.	69
Figura 3.6	Diagrama de flujo del desarrollo e implementación del sistema electrónico.	75
Figura 3.7	Conexión a interfaz de acondicionamiento de la señal y balanza.	77
Figura 3.8	Diagrama de bloques de las conexiones del Raspberry.	79
Figura 3.9	Proceso del diseño y construcción de la estructura para la balanza inteligente.	80
Figura 3.10	Prototipo realizado en software CAD.	82
Figura 3.11	Prototipo realizado a base de MDF.	85
Figura 3.12	Proceso de detección y clasificación de los productos mediante visión computacional.	86
Figura 3.13	Arquitectura de la RCNN InceptionV3 [134].	87
Figura 3.14	Proceso de la creación de interfaz gráfica y sistema de recomendación.	88

Figura 3.15	Diagrama de flujo de seccion de configuración.	90
Figura 3.16	Máquina de estados del programa realizado.	91
Figura 3.17	Envío de datos entre secciones del programa.	92
Figura 3.18	Diagrama de flujo para el sistema de recomendación.	93
Figura 4.1	Prototipo en CAD de la balanza inteligente.	95
Figura 4.2	Comprobación de centro de masa con software.	96
Figura 4.3	Posición y orientación de cámaras.	97
Figura 4.4	Comparación entre usos de 1 o 2 cámaras.	98
Figura 4.5	Gráfica de validación de 1 o 2 cámaras.	98
Figura 4.6	Prueba sin iluminación y con iluminación.	99
Figura 4.7	Validación de uso de elementos para iluminación.	100
Figura 4.8	Posicionamiento frontal y posicionamiento posterior.	100
Figura 4.9	Comparación entre tipos de iluminación.	101
Figura 4.10	Ángulo de visión de persona a balanza.	102
Figura 4.11	Construcción de balanza - múltiples vistas.	103
Figura 4.12	PCB diseñado para las pruebas de la balanza.	104
Figura 4.13	Prueba de calibración.	105
Figura 4.14	Medición con peso patrón de 200 gramos.	106
Figura 4.15	Prueba con pesas patrón de 200 gramos.	106
Figura 4.16	Prueba de pesaje incrementando cada gramo.	107
Figura 4.17	Prueba de pesaje incrementando cada 5 gramos.	107
Figura 4.18	Grupo de exactitud de balanza.	108
Figura 4.19	Prueba de pesaje por repetición.	109
Figura 4.20	Prueba con mejora realizada.	110
Figura 4.21	Peso en la interfaz de usuario.	110
Figura 4.22	Cantidad de productos comprados.	114
Figura 4.23	Matriz de similitud entre usuarios.	115
Figura 4.24	Funcionamiento de sistema de recomendación por colaboración.	115

Figura 4.25 Prueba de similitud para un usuario.	116
Figura 4.26 Interfaz de usuario: Ventana inicial.	116
Figura 4.27 Interfaz de usuario: Segunda Ventana.	117
Figura 0.28 Matriz de confusión de los productos con el primer mayor valor. . .	147
Figura 0.29 Matriz de confusión de los productos con el segundo mayor valor. .	148
Figura 0.30 Matriz de confusión de los productos con el tercer mayor valor. . .	149
Figura 0.31 Matriz de confusión de los productos externos detectados con el primer mayor valor.	150
Figura 0.32 Matriz de confusión de los productos externos detectados con el segundo mayor valor.	151
Figura 0.33 Matriz de confusión de los productos externos detectados con el tercer mayor valor.	152
Figura 0.34 Persona no detectada cerca a la balanza, todo el sistema en modo dormido para ahorre energía.	153
Figura 0.35 Detección de persona cerca a la balanza durante 3 segundos con indicador de luz verde.	154
Figura 0.36 Detección completada de producto y peso con indicador de luz azul.	155
Figura 0.37 Error en el sistema de la balanza.	156

RESUMEN

El tiempo de espera en colas debido a los procesos de tasación de productos a granel puede generar incomodidad y estrés en los compradores, lo que lleva a afectar la fidelidad hacia la compañía. Si bien se han desarrollado modelos para optimizar la detección de productos empaquetados, esta requiere aún más investigación en el campo de productos a granel. Por consiguiente, la presente investigación propone un sistema mecatrónico capaz de medir la masa y determinar el tipo de producto colocado en la plataforma de pesaje mediante visión computacional. El producto, su masa y precio serán visualizados en una pantalla, la cual cuenta con una interfaz que, a la par recomienda productos adicionales en base a las preferencias del cliente. Esta investigación considera tres etapas: el diseño y construcción de una balanza mecánico-eléctrica compuesta principalmente por una celda de carga de punto único; el desarrollo y puesta en marcha de un sistema de visión computacional basado en redes neuronales convolucionales, dos cámaras ubicadas estratégicamente y un sistema de iluminación; y el desarrollo de un algoritmo que recomiende productos en base a las preferencias de los usuarios. El funcionamiento del sistema se validó experimentalmente con 10 productos entre frutas y verduras para evaluar el funcionamiento del sistema de visión computacional y las decisiones tomadas en la construcción de la estructura. Mientras que se utilizaron pesas patrón para las pruebas de calibración de la balanza. Además, el sistema de recomendación fue validado mediante el uso de una base de datos diseñada para el desarrollo de la presente investigación.

PALABRAS CLAVES:

Celdas de carga; visión computacional; redes neuronales convolucionales; sistemas inteligentes, sistema de recomendación.

ABSTRACT

DESIGN AND IMPLEMENTATION OF SMART BALANCE FOR SELF-SERVICE USING LOAD CELL AND COMPUTER VISION

The waiting time in queues due to bulk product appraisal processes creates discomfort and stress for buyers. Which leads to affecting loyalty towards the company. Although models have been developed to optimize the detection of packaged products, this requires even more research in the field of bulk products. Therefore, the following research proposes a mechatronic system that measures the weight and classifies the product on the weighing platform by computer vision. The product's label, weight, and price will be visualized on a monitor, which includes an interface that recommends additional products according to the client's preference. This research consists of three stages: the design and construction of a mechanic-electrical balance composed principally by a single point load cell; the development of a computer vision system based on convolutional neural networks and two cameras located strategically; and the development of an algorithm that recommends products according to the user's preferences. The operation of the system was validated experientially using 10 products between fruits and vegetables to evaluate the operation of the computer vision system and the decisions made in the construction of the structure. Standard weights were used for the balance calibration tests. In addition, the recommendation system was validated through the use of a database designed for the development of this research.

KEYWORDS:

Load cells, computer vision, convolutional neural networks, intelligent systems, recommendation systems.

INTRODUCCIÓN

Presentación del tema de investigación

En los supermercados, durante el proceso de pago, los trabajadores de la zona de caja deben seguir un protocolo de atención al cliente, donde uno de los puntos claves es el tipo de producto a cobrar. Si el producto es uno a granel, debe pasar primero por un proceso de pesado, reconocimiento y tasación por parte del trabajador [1]. Al momento de elegir el producto, generalmente los ordenadores de los cajeros cuentan con una pantalla táctil (o teclado) para introducir el código asociado (puede ser el stock keeping unit o SKU, o el universal product code o UPC) y realizar una búsqueda en la base de datos de inventario del supermercado [2]. Según estudios realizados a procesos de pesaje y tasación de productos. En los cajeros para compras mayores a diez productos, el procedimiento explicado anteriormente puede demorar entre 3 minutos y medio hasta 4 por cliente [3].

Al ser estos tiempos acumulativos genera crecimiento en las colas de espera y por ende retrasos de entre 11 a 15 minutos [4]. Debido a que la tasación de productos empaquetados solo demora entre 5 a 9 segundos, el 62.5 % del tiempo se invierte en el proceso de tasación de los productos a granel. En ocasiones existen variables que pueden afectar el tiempo de tasación, como es el caso del desconocimiento del SKU o UPC del producto a tasar. Lo cual puede aumentar aproximadamente 1.5 minutos por producto [5]. En caso de que el cliente compre 10 productos a granel de los cuales el personal del cajero desconoce los SKUs o UPCs se generaría retrasos de 15 minutos en un solo cliente, lo cual solo haría que la fila siga aumentando.

Generalmente, un cliente tiende a tolerar una cantidad no mayor a 5 minutos [4] antes de empezar a tener una percepción distinta del tiempo. Dependiendo del tiempo perdido por las variables comentadas anteriormente, pueden generar en el usuario cuadros de estrés y como consecuencia disgusto por el momento y el establecimiento, afectando su reputación.

Desde finales del siglo XX, se ha venido aplicando nuevas tecnologías para solucionar el problema de las colas y mejorar la satisfacción del cliente. Entre ellas destaca la implementación de cabinas con sistemas de autopago en cadenas de supermercado [6]. Primero en Estados Unidos (Walmart, IBM, entre otros) y Asia (York Benimaru) y recientemente en Latinoamérica y Perú (Plaza Veá y Tottus) [7]. En principio, estos equipos cuentan con todos los componentes que posee un cajero común, además de estar conectado a un sistema POS de pago por tarjeta y de una balanza. Sin embargo, en la mayoría de los casos, estas balanzas son utilizadas únicamente para motivos de detección de fallas (El cliente se equivoque o quiera pasar un producto diferente a menor costo) [8].

Es por este motivo que las compañías pertenecientes al rubro de venta de productos al por menor buscan mejorar la satisfacción del cliente. Este disgusto y/o satisfacción se ve claramente reflejado en los ingresos para la compañía [9]. Con el desarrollo de nuevas tecnologías para la inspección de productos en el sector agroalimentario, se ha evaluado el uso de visión artificial como posible medio de innovación, específicamente enfocado en productos a granel. A través de diversas técnicas y algoritmos aplicados es posible reconocer rasgos físicos como el color, tamaño, forma y estado de una gran variedad de frutas y verduras [10].

Por otro lado, en los últimos años se ha implementado nuevas tecnologías en el uso de sistemas de recomendación con el fin de mejorar continuamente la satisfacción del cliente [11]. Entre ellos destaca el uso de sistemas para recomendar productos que coincidan con la preferencia del usuario. Se ha demostrado que la correcta comprensión de la conducta puede permitir a la empresa obtener una mayor fidelización por parte de los clientes [12].

Descripción de la situación problemática

El tiempo de espera en las colas ocasionado por proceso de tasación de productos a granel (productos no empaquetados ni procesados como frutas y verduras) provoca en conjunto un promedio de entre 11 a 15 minutos en la fila. Es en ese lapso de tiempo que el cliente puede darlo como perdido, pudiendo generar cuadros de estrés en el cliente y a consecuencia, pérdida en la fidelidad del cliente con la compañía [4]. Si bien el uso de máquinas de autoservicio trata de reducir el tiempo de demora, requieren mejoras al momento de considerar alimentos a granel [8].

Hoy en día se puede notar el aumento de consumo de productos a granel [13]. Uno de sus principales factores es el aumento de costos en los insumos ocasionado por especulaciones financieras en las bolsas de valores de países industrializados debido a las crisis globales que suceden en los últimos años [14].

Por otro lado, muchas compañías y organizaciones buscan continuamente el desarrollo sostenible en todos sus aspectos. El consumo de productos a granel ha demostrado su efectividad en modelos de comercialización que buscan cero desperdicios. Al vender productos de esta forma se promueve el uso de envases reutilizables (Principalmente en granos) que evitan el uso constante de bolsas de plástico [15]. Es por todos estos factores que los productos a granel están tomando cada vez más relevancia.

Formulación del problema

Conociendo el aumento de la popularidad del consumo de productos a granel por los factores mencionados previamente y el constante crecimiento e innovación en los sistemas de autopago (o autoservicio) se plantea la siguiente interrogante: ¿Cómo podemos

implementar un sistema de balanza inteligente para productos a granel que considere diversos sensores, sistemas de visión y recomiende al usuario productos relacionados a sus intereses?

Objetivos de investigación

La investigación tiene como objetivo principal desarrollar un sistema mecatrónico inteligente para autoservicio capaz de medir la masa de productos a granel (frutas y verduras). El sistema debe ser capaz de reconocerlos mediante visión computacional, visualizar los datos obtenidos en la pantalla haciendo uso de una interfaz y que logre aprender las preferencias del comprador.

Los objetivos específicos son:

1. Desarrollar el sistema electrónico de una balanza hecha a base de una celda de carga de punto único que cumpla con la normativa peruana y pertenezca como mínimo al grupo de balanzas de exactitud media (OE1).
2. Diseñar y construir la estructura para la balanza inteligente priorizando la aplicación de un monitor, cámaras, iluminación y accesibilidad al cliente (OE2) .
3. Desarrollar un modelo de visión computacional que permita reconocer el producto que se encuentre en la balanza al momento de ser evaluado (OE3).
4. Desarrollar una interfaz de usuario que sea capaz de aprender y brindar sugerencias en base a las preferencias del cliente (OE4) .

Justificación

Al desarrollar una balanza con las características propias de un sistema inteligente se busca, en primer lugar, brindar un valor agregado a las soluciones existentes de sistemas

de autopago. Al incluir la detección de productos a granel y su pesaje, todos los productos existentes en los supermercados podrán pasar por el sistema de autopago, evitando que el cliente no experimente los problemas expuestos en secciones anteriores.

Esto beneficia tanto al cliente mismo como a la compañía. Al cliente porque le ahorra tiempo el cual puede disponer para continuar con sus pendientes y terminar más temprano. Y a la compañía porque aumentaría la lealtad de sus clientes recurrentes y atraería a los clientes casuales [16], además de poder reducir costos[17]. Por otro lado, el uso de galgas extensiométricas en balanzas actuales es útil debido a su tiempo de respuesta rápido, su precisión y su uso en múltiples industrias [18].

Finalmente, las nuevas tecnologías pueden impulsar el uso de alimentos a granel buscando sostenibilidad y desperdicio cero [19]. Por lo que es necesario innovar en las balanzas mejorando sus condiciones mecánicas, electrónicas y de interfaz. En este último punto se ha demostrado que conocer los gustos del cliente permite que este tenga una mejor experiencia [20]. Por lo que esta mejora se puede dar a través de un sistema de recomendaciones de productos.

Alcance y limitaciones / restricciones

El dispositivo mide productos a granel hasta un máximo de 20 kg una vez sean colocados encima del plato del sistema y sin que vuelva a existir manipulación humana mientras se pese un producto. Además, el producto no debe contar con una bolsa plástica. La investigación se centra en poder tener correctos resultados de peso de los productos para una balanza de exactitud media según la normativa peruana [21]. La interfaz de usuario muestra el producto detectado con mayor valor de confiabilidad, seguido de los dos productos con segundo y tercer mayor valor.

Se tienen las siguientes restricciones: los sensores que se usan galgas extensiométricas tienen un error de ± 5 gramos [22], no se consideran los efectos de la temperatura en

la calibración del sistema. La balanza no se encuentra certificada por el Instituto Nacional de Calidad (INACAL), para validar la precisión y resolución se utilizaron pesas patrones de laboratorio. Se debe establecer un ambiente controlado para hacer su validación, y la capacidad de la memoria del microcontrolador usado puede no ser suficiente para el algoritmo a usar. El sistema no brinda un producto exacto reconocido, sino que el usuario a escoge entre un grupo de tres productos que han obtenido los mayores porcentajes de exactitud. No se considera como dispositivo portátil, sino que la balanza se encuentre en un lugar fijo conectado a una fuente de poder. Además, se requiere conexión Wi-Fi, y la interfaz de usuario (GUI) diseñada es una base para futuras mejoras. Para esta investigación no se está considerando implementar una pasarela de pago en el proceso final de la balanza por motivos de limitación en licencias y proveedores. Finalmente, debido a que el prototipo propuesto es uno de baja fidelidad, no se considera realizar pruebas en supermercados o tiendas de conveniencia.

CAPÍTULO I

REVISIÓN CRÍTICA DE LA LITERATURA

En este capítulo se muestra la revisión crítica de la literatura asociada a esta investigación la cual cuenta con tres etapas: la primera que corresponde al diseño, construcción y circuitería de la balanza, la segunda al reconocimiento del producto que se encuentre en la misma, y la tercera centrada en los antecedentes de modelos de sistemas de autopago y pesaje para productos empaquetados y frescos.

1.1 Diseño y construcción de balanzas electrónicas

Para el diseño de una balanza electrónica, Otero [23] propone identificar elementos de detección y visualización del peso. Además de comunicación con el computador e ingreso de código del producto. Para ello, la celda de carga es fundamental determinando así el rango y precisión de la señal para hallar el peso. En su caso utilizó una celda de punto único colocándolo en una base de apoyo y encima de este, un plato. También se creó una estructura donde se pueda colocar los elementos anteriormente identificados y que cubra las necesidades del mercado comercial.

Para Bayona [24] el armar una balanza electrónica se debe basar también en la celda de carga apoyada de un módulo de acondicionamiento de la señal, siendo este un transmisor HX711, el cuál se adiciona a un protocolo de comunicación serial, para la lectura de datos de la celda de carga y envía la señal posteriormente a una tarjeta de Arduino. En su caso, a través de un módulo bluetooth envía los datos de los pesos medidos a un aplicativo móvil.

Costa et al.[25] hacen un análisis de la estructura a usar y de los efectos en las celdas de carga teniendo un sistema mecánico formado por la base, la celda de carga y la porta bandeja cubierto por un gabinete fabricado mediante la técnica de termo plegado. Se usan elementos de visualización como algunos display de 7 segmentos, botones y una batería ensamblada al sistema. Se realizan pruebas con todos los módulo uno por uno y se obtuvo un diseño de hardware a bajo costo y genérico para su implementación.

A diferencia de la propuesta anterior, Silva [26] propone una balanza electrónica basada en un sensor de peso tipo S para pesar cargas de mayor cantidad enfocadas en el sector ganadero. Sin embargo, al igual que los anteriores autores la forma de acondicionar la señal de las celdas de carga se basa en un amplificador diferencial. Para la conversión Análoga/Digital usa un microcontrolador PIC18F4620. Además, en la programación, el uso de base de datos de registro es importante y esta se guarda en la memoria EEPROM del PIC16F4620.

Dentro de las ventajas de los 4 modelos se encontró que la circuitería usada se basa en el uso de un sensor de peso y un conversor para poder llevar la señal a un microcontrolador y poder mostrarla al usuario. La mayor parte de dispositivos usados son fáciles de encontrar en el mercado local. Por lo que facilita el desarrollo de la parte electrónica en este proyecto.

Por otro lado, Silva en [26] usó un sensor tipo S que se basa también en galgas extensiométricas, pero da a conocer que existen otros modelos del sensor, en este caso el tipo S soporta cargas mucho mayores. Sin embargo; para el uso comercial no sería necesario medir grandes cantidades de masa. Los autores también comentan acerca del uso de tarjetas programables comunes que puede agilizar el proceso en las primeras pruebas.

Como oportunidades de mejora en las investigaciones realizadas se encontró que los modelos presentados por los autores tratan de emular las balanzas electrónicas que suelen ser utilizadas en el supermercado. Además, el modelo propuesto por [25] utiliza una gran cantidad de botones para que el comprador o el personal del cajero lo manipulen.

Estos autores usan mayormente un display de 7 segmentos para mostrar únicamente la masa.

Para esta investigación se plantea realizar un modelo de balanza distinto, que use visión computacional con iluminación para una mejor detección con el monitor y el plato de fácil acceso para el usuario. La celdas de carga presenta diversas aplicaciones. Uriol en [27] propone adquirir datos de una celda de carga por medio de una etapa de acondicionamiento de señal usando capacitores de desacoplo en las entradas de un ADC. Además, a través de ecuaciones, se permite conocer cuál será la señal que la celda de carga podría enviar y cómo se transformará para un posterior procesamiento de señal.

Para Diaz en [28] el uso de las celdas se hace con una configuración tipo suma y, a través de un transmisor de peso, puede acondicionar la señal y transformarla en unidades de peso, llevándola a un dispositivo maestro. La velocidad del envío es óptima y puede comunicarse de diversas maneras. Una de las características a destacar de estos dos autores es que la adquisición de datos de la celda de carga la hacen a través de un transmisor, bien sea a base de capacitores o haciendo uso de alguna tarjeta que cumpla con esa función. La desventaja del primero es que el proceso de construcción de circuito transmisor puede tardar y se necesita todo un estudio para poder completarlo. Por lo que, para este proyecto, se buscará usar un circuito de acondicionamiento al que se le adicione un protocolo de comunicación serial que permita llevar la señal obtenida del pesaje al dispositivo que se encargará de su análisis.

1.2 Reconocimiento mediante visión computacional

Para el reconocimiento de productos a granel mediante visión computacional, Jadhav en [29] propone un método para clasificar frutas según su calidad (fruta en buen estado o podrida) usando una cámara y un entorno bien iluminado compuesto de dos luces

que apuntan al objeto a clasificar. Para detectar la fruta, el autor primero transforma la imagen en escala de grises para luego realizar una binarización de la misma, siendo el lado blanco el lugar donde se localice la fruta. Para calcular el tamaño de la fruta, primero se calcula el centro de la fruta para posteriormente seleccionar un punto y calcular su diámetro. En base del diámetro es que se clasifica la fruta. Abbas y otros en [30] desarrollaron un modelo similar al de Jadhav. Sin embargo, para la clasificación del estado de la fruta utilizan el modelo de color HSV en vez de RGB y filtran las texturas, mediante un filtro de entropía. El valor importante de HSV es la V (Valor), el cual mide la amplitud de la luz. Las variaciones de la luz, permiten detectar las partes de la fruta que están en mal estado. Dependiendo del área de las variaciones de luz en las regiones es que se determina si la fruta está en mal estado o no y o cuanto tiempo tiene para que se pudra.

Feng y Qixin [31] proponen un sistema de detección de frutas similar al de los dos presentados anteriormente. Sin embargo, su clasificación se dirige más a la pureza del rojo en una manzana. La metodología para detectar la manzana es similar a las anteriores. Solo que, para clasificar a las manzanas por color se usa clasificador bayesiano.

Mustafa et al. proponen en [32] un método diferente al de los tres trabajos mencionados anteriormente. Usan SVM para detectar y clasificar el producto, y para clasificar el tamaño el producto usan lógica fuzzy. La extracción y el preprocesamiento se desarrolla mediante la herramienta de procesamiento de imágenes en Matlab. Durante el preprocesamiento de la imagen se calcula tanto la forma del producto como el borde, ancho y alto y área de la misma. Para calcular el área se convierten los píxeles dentro del contorno a centímetros cuadrados. Para clasificar el tipo de fruta se utiliza Support Vector Machine y tanto los datos de entrenamiento como de validación deben contener imágenes de las frutas tomadas desde distintos ángulos. Finalmente, para determinar el tamaño se usan 3 conjuntos fuzzy como entradas (largo mayor, largo menor y área), lo que da un modelo de 107 reglas fuzzy, teniendo como salida un valor defuzzyficado entre 0 y 10. Donde 0 es muy pequeño y 10 es muy grande.

La mayoría de los autores para detectar el producto utilizan un algoritmo el cual comienza con la binarización de la imagen y la delimitación del borde del producto. Posteriormente cada autor desarrolla una metodología diferente según el requerimiento que desee. Si bien en esta investigación solo busca la detección y clasificación del objeto (objetivo el cual se puede lograr utilizando los primeros algoritmos) al clasificador se le podría agregar metodologías adicionales, especialmente la clasificación del producto según su estado.

1.3 Antecedentes

Recientemente se han desarrollado modelos relacionados al pesaje y detección de productos a granel o empacados. Miyagi en [33] propone un modelo basado en el uso de dos cámaras y sensores para detectar el producto a tasar y el movimiento de posicionamiento del producto, para evitar duplicados en la boleta final. Por otro lado, la compañía Toshiba propuso en [34] un modelo de balanza inteligente diseñado para pesar y valorar productos a granel. El modelo propuesto consta de una balanza en la parte inferior en la cual el usuario colocará productos varios que serán pesados y tasados. Sin embargo, a diferencia de Miyagi, Toshiba no utiliza cámaras para detectar los productos, sino una interfaz basada en los productos en stock disponible, en dicha interfaz el usuario deberá seleccionar el producto.

En el plano local, algunas empresas relacionadas al retail han implementado sistemas de autopago que incluyen balanzas inteligentes [35]. La cadena de supermercados Plaza Vea cuenta con una balanza en el área inferior de su sistema de autopago, su principal función es evitar que el comprador cometa errores en el producto o que intente llevarse más productos de el que va a pagar.

La mayoría de los modelos propuestos previamente tratan de mejorar la experiencia del usuario al momento de realizar el pago, tanto para alimentos empacados como a

granel. Sin embargo, o bien usan balanzas y una interfaz o bien emplean cámaras para detectar el producto. Hasta donde se investigó, no existe un antecedente que considere tanto el uso de cámaras como balanza en un diseño integrado como el que se propone en este trabajo.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

En este capítulo se abordarán todos los conceptos teóricos que se utilizarán para diseñar e implementar una balanza inteligente. Al igual que en el capítulo anterior, las primeras secciones tratarán sobre los conceptos necesarios para el diseño y construcción de la balanza. Mientras que, las últimas secciones se enfocarán en los conceptos básicos para el reconocimiento de los productos mediante visión computacional y el desarrollo de un sistema de recomendación.

2.1 Teoría sobre balanzas

La balanza (o báscula) es un instrumento que es utilizado para medir la masa de un elemento como medio de comparación usando la fuerza de gravedad que la tierra ejerce sobre el cuerpo, obteniendo de esa manera el peso [25]. La relación entre el peso y la masa es dada en la ecuación (2.1)

$$P = m \cdot g, \tag{2.1}$$

donde P representa al peso en Newtons, m a la masa en kilogramos, y g a la aceleración de la gravedad en m/s^2 . En las siguientes subsecciones se observarán los distintos tipos de balanzas desarrolladas durante la historia, haciendo énfasis en su funcionamiento y los componentes que utilizaron.

2.1.1 Balanzas mecánicas

Los primeros indicios del uso de balanzas fueron encontrados en el Antiguo Egipto en unos papiros encontrados en Tebas que datan del año 3200 a.C. Estas primitivas balanzas aplicaban el principio del equilibrio comparando un peso conocido con el elemento a pesar. Estos pesos eran colocados sobre dos platos unidos por una cuerda en una barra horizontal, como se observa en la Figura 2.1 [36].

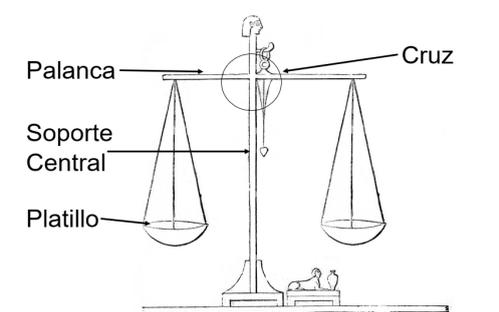


FIGURA 2.1: Representación de una balanza egipcia [36].

Siglos después fue inventada la balanza romana o statera, la cual constaba de dos varas, una con más longitud que la otra, y graduado con marcas. Una de las varas tenía ganchos para el plato donde se colocaba la mercancía, y la otra, el plato de la balanza [37]. Por otro lado, la vara más grande se dividía por trazos, haciendo referencia a unidades de medida de la época como libras u onzas. Se colocaba también en la vara un pilón, que funcionaba como contrapeso fijo y contrarrestaba con el cuerpo pesado como se observa en la Figura 2.2.

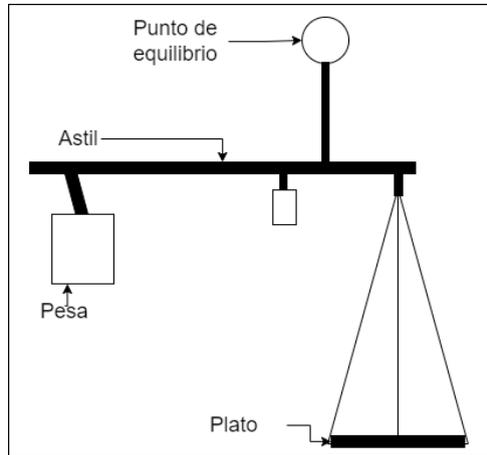


FIGURA 2.2: Representación de una balanza romana [37].

El principio físico que se utiliza en la statera es la ley de palanca, la cual depende de los pesos y las distancias entre ellos respecto un punto fijo o eje de suspensión. Para lograr igualar el peso colocado en una varilla con el peso del otro extremo se aplica la ecuación (2.2).

$$PD_P = P_c \cdot D_C, \quad (2.2)$$

donde P representa al peso, D_P es la distancia entre el peso y el eje, P_c es el contrapeso, y D_C es la distancia entre el contrapeso y el eje [38].

Siglos después, las balanzas sufrieron ciertas modificaciones manteniendo la ley de la palanca, o ley del equilibrio, como principio. No es hasta finales del siglo XVII cuando el físico Isaac Newton desarrolló el dinamómetro [39], una herramienta para la medición de fuerza que tiene diversos modelos. El más clásico es un cilindro hueco y en su interior, un resorte con una determinada calibración, mientras que uno de los ganchos está conectado al resorte (ver Figura 2.3).

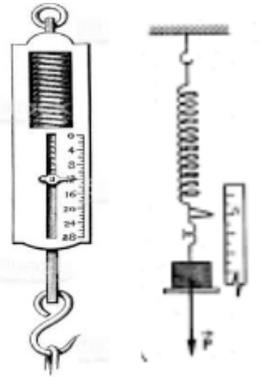


FIGURA 2.3: Dinamómetro de Newton [39].

El dinamómetro está basado en la 3era ley de Newton y la ley de Hooke. Esta relaciona de manera directa la fuerza ejercida con la elongación del resorte (ver ecuación 2.3).

$$F = -kx, \quad (2.3)$$

donde F representa a la fuerza, x la elongación y k es una constante de elasticidad. El signo negativo es debido a que la fuerza del resorte va en dirección contraria al desplazamiento [40].

2.1.2 Balanzas electrónicas

A mediados del siglo XX, la electrónica empezó a tomar impulso, innovando en múltiples equipos que se utilizaban tiempo atrás. Esta innovación se debió principalmente a la creación del transistor, que tuvo un gran uso en la instrumentación debido a sus características de amplificación y conmutación para realizar adecuadas mediciones usando sensores convirtiendo una magnitud física a una señal eléctrica medible [41].

Entre los dispositivos mejorados se encuentran las balanzas. Esta nueva gama posee internamente celdas de carga, microprocesadores, interfaz para visualizar resultados,

y, algunas cuentan con unidades de almacenamiento. Externamente están conformados por una carcasa para la protección de los elementos mencionados, una base rígida y comúnmente cuenta con un plato de metal donde se coloca el elemento a pesar. [42].

Hay diversos tipos de balanzas electrónicas, dentro de ellos se encuentran las balanzas electrónicas de laboratorio, para conteo de piezas, de supermercado, entre otras. Más detalles técnicos sobre estos tipos de balanzas se observan en las siguientes secciones.

Balanza electrónica de laboratorio: Es un sistema que, al requerir de una gran precisión, tiene una resolución de $0,01\text{ mg}$. Estos dispositivos requieren características especiales como estar encerrado dentro de un vidrio o plástico para que el aire ambiental no afecte la lectura, además de incluir un certificado de calibración emitido por algún laboratorio especializado según la norma ISO 17025 [43]. Su uso principalmente se enfoca en sustancias de laboratorios químicos y opera con el principio de compensación de fuerza electromagnética combinando componentes mecánicos con los sistemas de lectura automáticos y suelen utilizar una cápsula de protección para la correcta medición (ver Figura 2.4).



FIGURA 2.4: Balanza electrónica para laboratorio [44].

La balanza funciona debido al uso de una bobina situada en un espacio de un electroimán magneto cilíndrico que genera una fuerza de compensación con el flujo de corriente electrónica como se observa en la ecuación 2.4

$$F = I \cdot l \cdot B, \quad (2.4)$$

donde I representa la corriente eléctrica, l es la longitud total del alambre de la bobina y B corresponde a la intensidad de flujo magnético. El resultado de la señal eléctrica pasa por un servo-amplificador y después de un proceso de retorno a la posición de equilibrio mide indirectamente el peso con el voltaje resultante [44].

Balanza electrónica para conteo de piezas: Es un sistema que primero necesita pesar solo una de las piezas para posteriormente, cuando se pese todo el producto completo (a través de un cálculo), pueda brindar una cantidad aproximada de las piezas totales. El primer valor se guarda en una memoria tras presionar un botón y para brindar la cantidad total de piezas se utiliza la ecuación (2.5)

$$P_i = P_T/P_u, \quad (2.5)$$

donde P_T el peso total de la segunda medición y P_u es el peso por unidad. Normalmente es usado en empresas e industrias donde se producen piezas en grandes cantidades, cuenta con galgas extensiométricas, pantalla LCD y un microprocesador.

Balanza electrónica de supermercado: Es un dispositivo que, en su mayoría, cuenta con un teclado, pantalla táctil, indicador de estado y carga de batería, plato de pesaje, y enchufe de alimentación. En este dispositivo, al colocar elementos en la parte superior, indica a través de su pantalla el peso del producto en lb/oz , kg/g , kg , g , lb , oz . Es usado en negocios donde se venden productos a granel o en hogares para pesar alimentos. Además, en joyerías o en centros de salud [45]. Como

se puede observar en la Figura 2.5), este tipo de balanza requiere de un suministro de energía y usa celdas de carga basadas en galgas extensiométricas sensibles a la deformación al colocar un elemento sobre el plato de la balanza.



FIGURA 2.5: Balanza electrónica de supermercado [45].

2.1.3 Precisión de balanza

Para determinar el buen funcionamiento de una balanza, se utiliza la clasificación definida por la Organización Internacional de Metrología Legal (OIML). La cual desarrolla normas modelo y estándares para que el comercio tenga una infraestructura de metrología compatible globalmente [46].

Las balanzas se clasifican en cuatro grupos:

- Grupo I: balanzas de exactitud especial
- Grupo II: balanzas de exactitud alta
- Grupo III: balanzas de exactitud media
- Grupo IV: balanzas de exactitud ordinaria

Esta clasificación se basa en dos importantes parámetros, la carga máxima, denotada como W_{\max} , y el valor de la división digital d_d . El resultado es el número de divisiones de la escala n , la cual se puede calcular mediante la ecuación (2.6).

$$n = W_{\max}/d_d. \quad (2.6)$$

Una vez encontrado n , los parámetros serán útiles para comparar con la gráfica mostrada en la Figura 2.6 y obtener la calidad de la balanza.

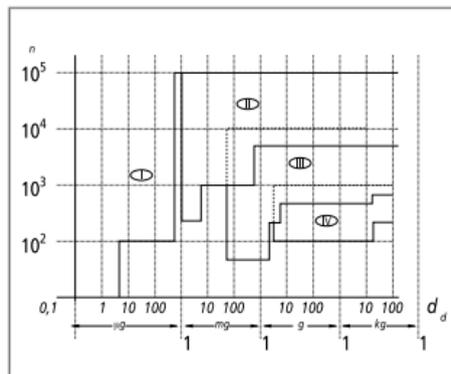


FIGURA 2.6: Clasificación de balanzas por grupos de exactitud [46].

Por otra parte, se tiene que validar con la normativa de cada país. En el Perú se mantiene en vigencia la norma NMP 003 del 2009, la cual tiene como título “Instrumentos de pesaje de funcionamiento no automático”. Esta se centra en los requisitos técnicos de los instrumentos electrónicos, también en los requisitos metrológicos como su clasificación y errores máximos permitidos [21].

En el Perú, INACAL (Instituto Nacional de Calidad) es el ente rector encargado de la normalización, acreditación y metrología. En la Resolución directoral N° 004-2020-INACAL/DM se considera para la verificación de las balanzas de clase III y IV una capacidad máxima de 100 Kg [47]. Sin embargo, en las capacitaciones brindadas por este ente, se muestra la siguiente tabla dirigida a balanzas para pesar productos a granel, la

cual aconseja el uso de una balanza con capacidad máxima de 20 Kg y 2 o 5 gramos de resolución.

TABLA 2.1: Tabla de capacidad máxima y resolución para balanzas a granel [47].

Tipo	Capacidad máxima	División de escala
Balanza Mecánica	Hasta 5 Kg	5 gramos
Balanza Electrónica	Hasta 20 Kg	2 o 5 gramos

2.2 Componentes electrónicos de balanzas

En esta sección se ahondará en los componentes principales de una balanza electrónica, como son las celdas de carga y sus componentes (galgas extensiométricas, puente de Wheatstone, entre otros).

2.2.1 Galgas extensiométricas

Las galgas extensiométricas son sensores pasivos conformados por una base no conductora y un hilo metálico fino (ver Figura 2.7). Este elemento principalmente va dentro de las celdas de carga y son útiles para medir la presión y esfuerzo de un elemento que se deforma cuando se le aplica una fuerza.

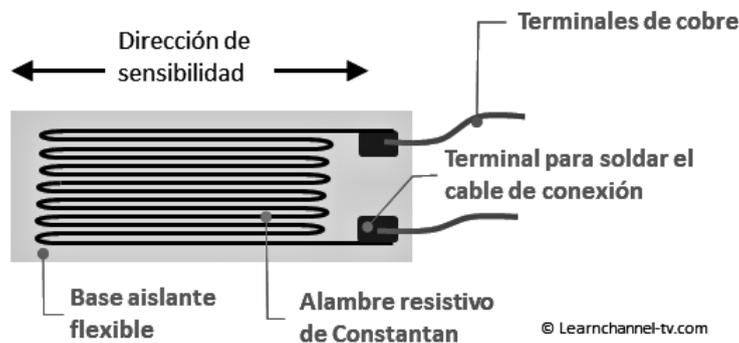


FIGURA 2.7: Partes de la Galga extensiométrica [23].

La variación de la longitud en la celda produce una variación en la resistencia eléctrica de las galgas debido a un cambio en la longitud y diámetro del hilo metálico [23]. La resistencia R puede ser expresada de la siguiente manera:

$$R = \rho L/A, \quad (2.7)$$

donde ρ es la constante de resistividad y A es la sección transversal. Conociendo el funcionamiento de las galgas se podrá elegir la cantidad de celdas de carga a usar, así como el tipo de celda y el material que la compongan. Por este motivo es que se debe conocer el factor de la galga (G_F). Este define la sensibilidad de la celda y es el parámetro más importante de este componente. El Factor de galga (G_F), o Factor K, esta dado por la ecuación:

$$G_F = \frac{\Delta R/R_o}{\varepsilon} \quad (2.8)$$

donde G_F es definido como el cociente de la variación fraccional entre la resistencia eléctrica y la tensión ε . Además, el factor de galga depende la piezorresistividad y la relación conocida como el coeficiente de Poisson que considera la deformación transversal y longitudinal, siendo una constante y cada material posee un coeficiente propio [48]. Esto

último debido a que al momento de hacer un esfuerzo sobre la galga extensiométrica se crea una deformación afectando tanto a la sección transversal y generando una deformación axial [23].

2.2.2 Puente de Wheatstone

El puente de Wheatstone es un circuito diseñado por el físico inglés Charles Wheatstone en 1833. En él, se miden las resistencias eléctricas de valor desconocido mediante el equilibrio de los brazos del puente. Dicho puente, está compuesto por dos divisores de tensión [49] que incluyen cuatro resistencias, un voltaje de entrada y un voltaje de salida. Siendo uno de los beneficios que presenta el medir pequeñas variaciones en la resistencia [50], además de poseer una alta precisión [51].

Como se puede apreciar en la Figura 2.8, este circuito está compuesto por cuatro resistencias R_i . Estas, se encuentran conectadas de tal manera que, el voltaje de salida G , pueda ser medido mediante el nodo que conecta a las resistencias $R_{1,3}$ y el nodo que conecta las resistencias $R_{2,4}$. Hoffmann en [50] comenta que dependiendo la cantidad de galgas extensiométricas usadas su ubicación en el puente de Wheatstone va a variar. En caso de que se trabaje con una sola resistencia (quarter bridge), esta se ubicará en la posición de R_1 . Si se trabaja con dos resistencias (half bridge), ambas se ubicarán en las posiciones R_1 y R_3 . Finalmente, cuando se trabajan con las cuatro resistencias (full bridge), las cuatro galgas estarán posicionadas en las cuatro resistencias.

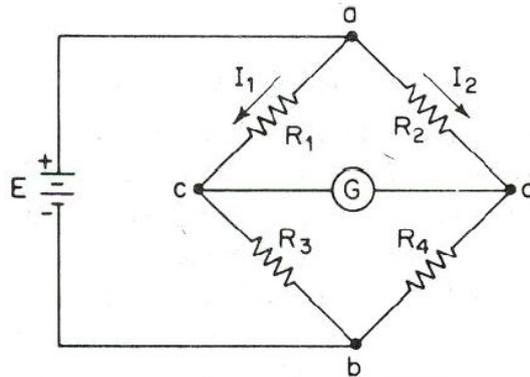


FIGURA 2.8: Esquema del puente de Wheatstone [50].

Para obtener el voltaje de salida del puente de Wheatstone se utiliza la siguiente formula:

$$V_g = \left(\frac{R_2}{R_1 + R_2} - \frac{R_4}{R_4 + R_3} \right) V_s, \quad (2.9)$$

donde R_1 , R_2 , R_3 y R_4 son las resistencias, V_g es el voltaje de salida, y V_s es el voltaje de entrada. Para motivos de la investigación, las resistencias mencionadas en esta sección, serán galgas extensiométricas (ver sección 2.2.1) Estas forman parte del elemento de la siguiente subsección.

2.2.3 Celdas de carga

Las celdas de carga son transductores que convierten la fuerza aplicada en señales eléctricas, y son el principal sensor usado en balanzas electrónicas. Comúnmente forman parte de una columna de carga a la cual se apoya el elemento a pesar. Contiene una pieza metálica (comúnmente una galga extensiométrica vista en la sección 2.2.1) con una perforación que debilita un punto para permitir la deformación. Al colocar un peso sobre la estructura de la celda ocasiona un cambio en la longitud de esta [52]. Hay que tener en cuenta que, debido al ruido, humedad o temperaturas altas, pueden presentar errores

por problemas en la calibración y linealidad. Si se usan celdas de mayor capacidad se le pueden sumar errores por histéresis o repetibilidad [25]. Las celdas pueden soportar cierto rango de fuerza ya sea en tensión y/o compresión, o también por fuerza de corte, siendo limitado siempre por la elasticidad [53]. Los límites de esta celda se detallan en la Figura 2.9. Para no llegar a ellos se procura tener un límite menor al lineal usando protecciones mecánicas.

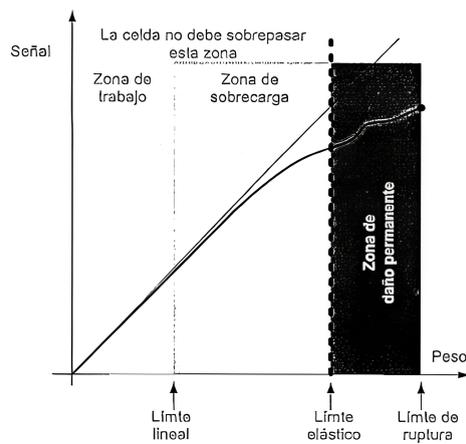


FIGURA 2.9: Comportamiento de la celda de carga [53].

Las celdas de carga se pueden clasificar por su tipo de deformación o su estructura:

- Celdas de carga a flexión o doblado
- Celdas de viga cortada
- Celdas de compresión

Dentro del grupo de celdas de carga a flexión o doblado se encuentra las celdas de punto único (ver Figura 2.10). En ella se coloca la galga extensiométrica en la parte plana donde se encuentre el punto en el que se da la máxima deformación ya sea en la sección superior o inferior [23].

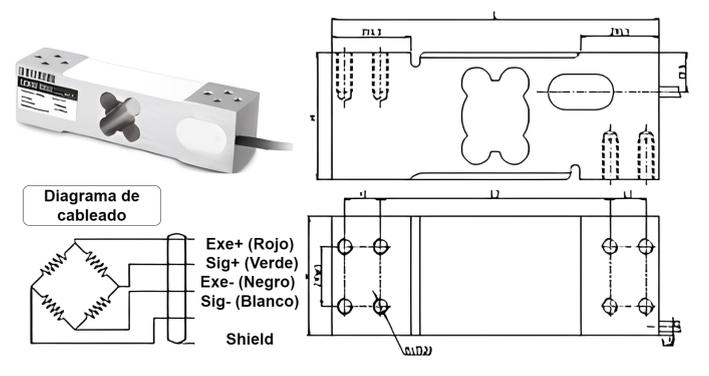


FIGURA 2.10: Celda de carga de punto único [23].

2.2.4 Transmisores de celdas de carga

Amplificadores operacionales: Los amplificadores operacionales son elementos presentes en múltiples circuitos activos. Están diseñados para realizar operaciones matemáticas como suma, resta, multiplicación, división, diferenciación e integración [54]. Se caracterizan por tener una alta ganancia con una alta impedancia de entrada y una baja impedancia en la salida [55].

En la Figura 2.11 se puede observar el esquema y los componentes de un amplificador operacional. Donde V_+ es la entrada no-inversora y V_- es la entrada inversora. V_{s+} y V_{s-} las señales de alimentación y V_{out} es la señal amplificada de salida.

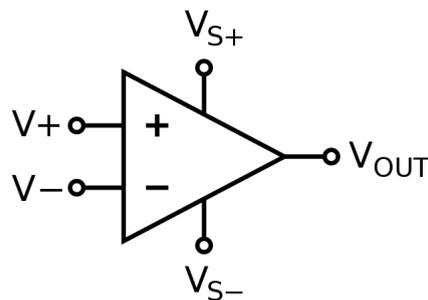


FIGURA 2.11: Esquema de un amplificador operacional o Op-amp [55].

Dada las características de las entradas, los amplificadores operacionales pueden ser de entrada sencilla, donde la señal ingresa únicamente por $V+$ o por $V-$ (este último invierte la polaridad de V_{out}) [55]; o diferenciales, el cual responde únicamente a la diferencia (V_d) de los voltajes de entrada, mientras que rechaza cualquier señal común entre ambos voltajes [56]. Por consiguiente, amplifica V_d y se les conoce comúnmente como restadores [54]. Dados los usos de los amplificadores operacionales, estos se pueden dividir en amplificadores inversores y no inversores.

Amplificadores inversores: Conocidos también como circuito de retroalimentación negativa, tiene como componentes base un amplificador y dos resistencias ($R_{1,2}$). Donde R_1 está conectada a la fuente y al entrada $V-$, mientras que R_2 se conecta a la entrada $V-$ y a la salida V_{out} . Al agregar $R_{1,2}$, V_{out} ya no depende únicamente de la ganancia del amplificador; ahora presenta una ganancia en lazo cerrado [57].

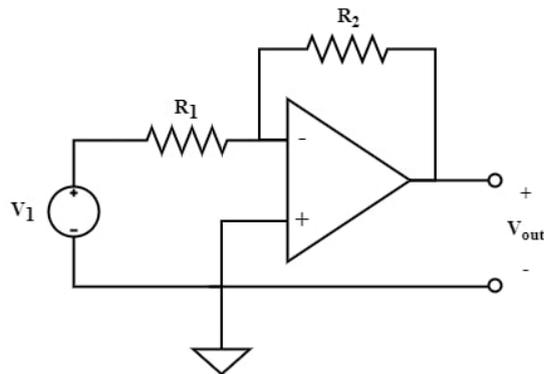


FIGURA 2.12: Configuración de un amplificador inversor [54].

Como se comentó anteriormente, el valor de V_{out} ahora tiene como ganancias a las resistencias y, debido a que V_i entra por $V-$, la polaridad de V_{out} se invertirá (ver ecuación 2.10)[54].

$$V_{out} = -V_i \frac{R_2}{R_1} \quad (2.10)$$

Amplificadores no inversores: A diferencia de los amplificadores inversores, los no inversores tienen el voltaje de entrada (V_i) conectado a la entrada V_+ , mientras que R_1 se conecta directamente a tierra y a V_- , y R_2 se encuentra conectado a V_{out} y a V_- [57] (ver Figura 2.13).

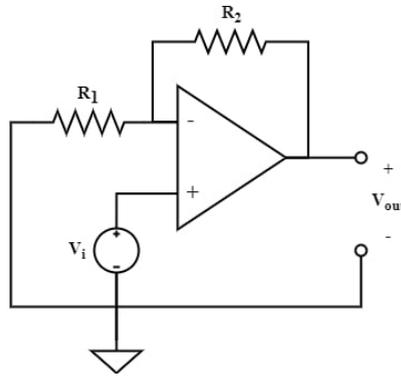


FIGURA 2.13: Configuración de un amplificador no inversor [54].

Como se comentó anteriormente, al V_i entrar por V_+ , la polaridad del voltaje de salida V_{out} es igual [57]. Sin embargo, debido al cambio de señales en las entradas $V_{+,-}$, la corriente I fluye de manera distinta, haciendo que la ecuación (2.10) cambie a (2.11) [54].

$$V_{out} = V_i \left(1 + \frac{R_2}{R_1} \right) \quad (2.11)$$

Amplificador diferencial de instrumentación: Es uno de los amplificadores más utilizados para medidas de precisión, control de procesos, amplificadores de aislamiento, de termopar y en sistemas de adquisición de datos [54].

Este amplificador es del tipo diferencial. Sin embargo, internamente está compuesto de tres amplificadores operacionales y siete resistores [58] (ver Figura 2.14).

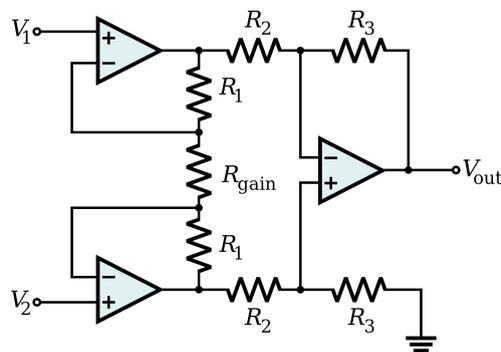


FIGURA 2.14: Esquema interno del amplificador de instrumentación [58].

En la Figura 2.14 se puede observar que el amplificador tiene una resistencia externa (R_{Gain}). Esta resistencia sirve como ajuste de la ganancia utilizada para amplificar la señal. En la ecuación (2.12) se puede ver la formula para calcular la ganancia que depende de las resistencias internas. Se puede inferir que la resistencia externa ajusta la ganancia del amplificador.

$$A_v = 1 + \frac{2R}{2R_G}. \quad (2.12)$$

2.2.5 Conversor de señal analógica digital (ADC)

Un conversor analógico digital (ADC por sus siglas en ingles) transforma una señal eléctrica análoga en un valor digital [59]. Para convertir una señal de análogo a digital primero se hace un muestro y/o captación de valores discretos de una señal en intervalos de tiempo. Estas muestras se retienen para posteriormente ser evaluadas. Luego se mide el valor del voltaje para cada muestra con asignación de un margen de valor; finalmente este valor obtenido se traduce a binario como se puede observar en la Figura 2.15.

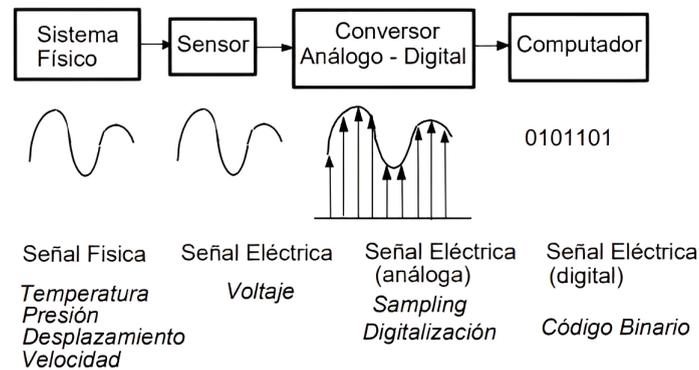


FIGURA 2.15: Proceso de conversión de señal análoga a digital [59].

Las parámetros más importantes al momento de convertir de análogo a digital son:

- Frecuencia de Muestreo (Hz): Tener un menor periodo (mayor frecuencia) puede ocasionar menor precisión y mayor consumo.
- Resolución: Una mayor cantidad de bits implica mayor precisión, pero mayor complejidad.
- Voltaje de referencia: Debe ser cercano al valor de voltaje a medir o que lo adecue.

2.2.6 Módulo HX711

Es un módulo amplificador y convertidor de señales analógicas a digitales (ADC) de 24 bits, el cual ha sido diseñado para sensores de pesaje digitales y aplicaciones de control industrial [60]. En la Figura 2.16 se puede observar los componentes internos del módulo. Este cuenta con dos entradas analógicas INA y INB. Ambas entradas analógicas tienen entradas diferenciales inversoras y no-inversoras [61]. Internamente el módulo tiene un multiplexor en caso se utilicen los dos puertos analógicos, un amplificador de ganancia programable, el cual es un amplificador diferencial de instrumentación, cuya ganancia para el puerto INA puede variar entre 128 o 64; mientras que para INB la ganancia está fijada en 32 [61]. Posteriormente la señal amplificada va al convertidor ADC

de 24 bits y sale por el pin DOUT. Por otro lado, en la Figura 2.17 se puede observar la forma comercial del mismo y que se utilizará en el desarrollo del prototipo.

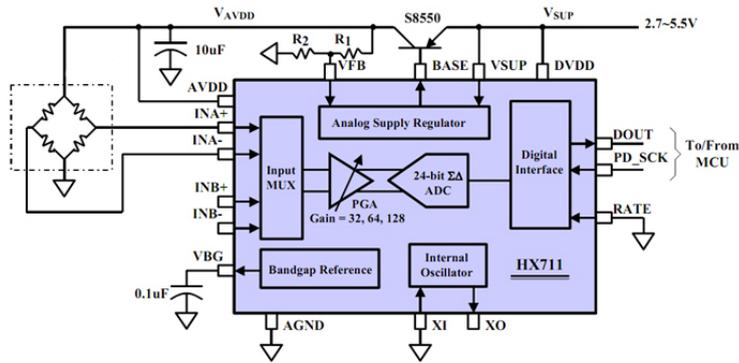


FIGURA 2.16: Circuito interno del módulo HX711 [60].



FIGURA 2.17: Transmisorde Carga HX711 [62].

2.3 Consideraciones de diseño de balanzas

El diseño en la ingeniería es el proceso de concepción de un sistema para satisfacer necesidades específicas. El proceso del diseño de un sistema se basa en la ciencia básica, matemática y conocimientos en ingeniería [63]. Además, se tiene que tener en cuenta las dimensiones y funcionalidad.

Un sistema de balanza electrónica esta conformado por una celda de carga; un plato donde se coloquen los productos a pesar; una tarjeta electrónica; módulo de acondicionamiento; botones y una pantalla para interacción [64]. Además, para el sistema de visión computacional, es importante considerar una buena iluminación, adecuar el entorno, posicionar en un ángulo correcto a la cámara y reconocer su área de visión [65].

2.3.1 Norma de diseño VDI 2225

La Asociación Alemana de Ingenieros propone la norma de ingeniería VDI 2225 [66] como secuencia de etapas para el diseño y evaluación de productos. Basada en un enfoque sistemático y estructurado, esta busca optimizar el diseño para lograr costos óptimos. Principalmente se enfoca en dimensionar productos y sistemas teniendo en cuenta la funcionalidad, facilidad de fabricación y montaje, además de los costos de producción.

Las etapas se dividen en:

- **Análisis del problema:** Entender los requisitos del proyecto, identificando y comprendiendo los objetivos, identificando las restricciones y estableciendo los resultados esperados.
- **Abstracción de ideas y definición de funciones:** Identificar las funciones principales para que el producto pueda cumplir con los requerimientos y también analizar las funciones internas que están relacionadas entre si.
- **Matriz morfológica:** Crear una matriz para generar diferentes alternativas de posibles soluciones, teniendo en consideración combinaciones para cada función evaluando su factibilidad.
- **Definición del concepto del proyecto:** Elección de la alternativa o combinación más adecuada, basada en la matriz morfológica para definir el concepto general del proyecto.

- **Proyecto preliminar:** Desarrollar el diseño preliminar del producto, incluyendo especificaciones técnicas, dimensionamiento básico y selección de componentes.
- **Definición del proyecto:** Detallar y documentar el diseño final del producto, teniendo en cuenta aspectos como tolerancias, materiales, métodos de fabricación y costos.

En el contexto de esta tesis, la norma será usada como herramienta para validar la selección de materiales y dimensiones de los componentes mecánicos y electrónicos del sistema de la balanza inteligente.

2.3.2 Selección de cámaras

La cámara es un dispositivo con la función principal de capturar imágenes fijas o en movimiento siendo indispensable en los procesos de reconocimiento de objetos [67]. Las cámaras cuentan con varios componentes, dentro de los más comunes se muestran en la Figura 2.18 como lo son [68]:

- **Diafragma:** Regula el paso de la luz abriendo y cerrando.
- **Espejo:** Refleja la imagen para que sea visible al ojo humano.
- **Objetivo:** Consta de una o varias lentes para proyectar rayos de luz.
- **Obturador:** Permite el paso de la luz al sensor durante determinado tiempo.
- **Película - Sensor de imagen:** Detecta y captura información de la imagen con las ondas de luz.

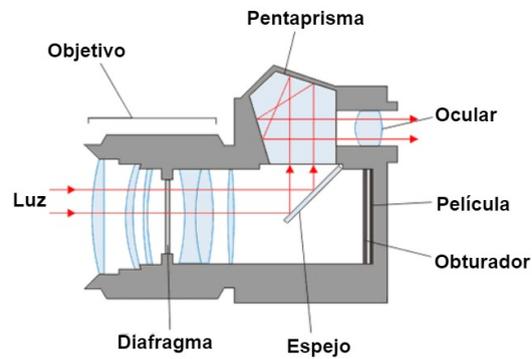


FIGURA 2.18: Partes de la cámara [68].

Las características principales para la selección de cámaras son [67]:

- FOV (Campo de visión): Es el área de superficie visible que puede ver una cámara, es importante para conocer el posicionamiento del dispositivo.
- Sensor de imagen: Elemento formado por componentes sensibles a la luz y expuestos a la imagen deseada.
- Distancia focal: Distancia desde el centro del objetivo hasta el sensor de imagen, sirve para determinar la máxima la amplitud de una escena.
- Resolución de imagen: Es el número de píxeles escaneados en una toma, se determina con el sensor y los valores típicos suelen ser 128, 512 y 1024 píxeles.

Los últimos tres parámetros se pueden obtener de la hoja de datos del fabricante de cada cámara, con el fin de obtener el campo de visión de cámara [69]

Proyección de una imagen y sistema de coordenadas: La proyección puntual es la imagen transformada al pasar por el dispositivo visual, se aproxima a través del "pinhole camera" que es la proyección de puntos en el espacio (p, P', P'') a través del plano de la imagen (x, y, z) (ver Figura 2.19). El plano se encuentra a una distancia f del lente de la cámara, Lo cual es la distancia focal [70].

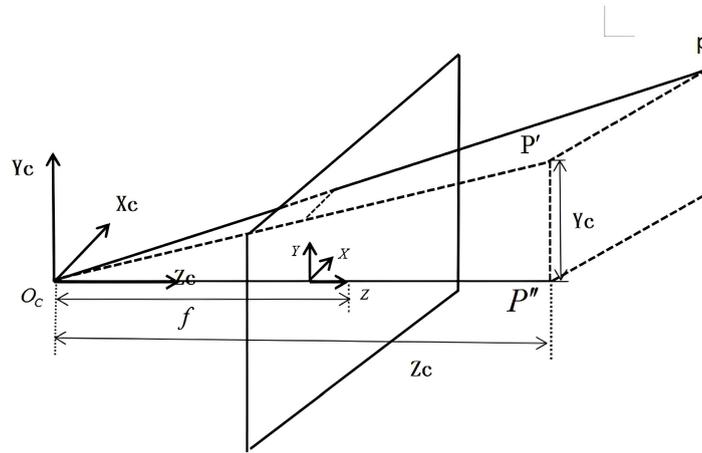


FIGURA 2.19: Proyección de la imagen [71].

Para simplificar los cálculos y evitar la inversión de la imagen se considera a $z = 0$ con lo que la ecuación de la relación geométrica entre el sistema de coordenadas de la imagen y de la cámara es:

$$\begin{cases} x = \frac{f}{Z_c} X_c \\ y = \frac{f}{Z_c} Y_c \end{cases} \quad (2.13)$$

donde Z_c es la distancia de la cámara al espacio de la imagen

Campo de visión (FOV): Es la superficie visible mediante una cámara, siendo esta el máximo tamaño angular visto por el dispositivo, es útil para conocer cual es el espacio que cubre una cámara y se puede ver en la Figura 2.20 de la imagen se puede reconocer las relaciones entre el ángulo de visión horizontal, vertical y la superficie que cubre, con lo que se obtiene las ecuaciones (2.14) [72]:

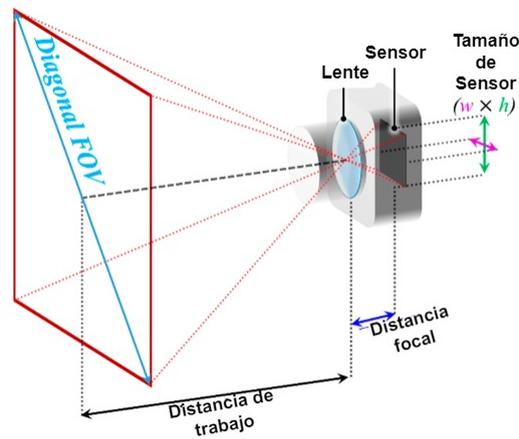


FIGURA 2.20: Campo de visión [73].

$$\left\{ \begin{array}{l} HFOV^{\circ} = 2 \cdot \arctan \frac{w}{2 \cdot f} \\ VFOV^{\circ} = 2 \cdot \arctan \frac{h}{2 \cdot f} \\ FOV^{\circ} = \sqrt{HFOV^2 + VFOV^2} \\ H = 2 \cdot d \cdot \tan \frac{VFOV^{\circ}}{2} \\ W = 2 \cdot d \cdot \tan \frac{HFOV^{\circ}}{2} \end{array} \right. \quad (2.14)$$

donde $HFOV^{\circ}$ es el ángulo de visión horizontal, $VFOV^{\circ}$ es el ángulo de visión vertical, w es el ancho del sensor, h es la altura del sensor, d es la distancia del trabajo, H la altura de la superficie visible, W el ancho de la superficie visible.

2.3.3 Visión estereoscópica

El proceso de extracción de información 3D a través de diversas vistas en 2D de una misma escena se le conoce como visión estereoscópica. Para obtener la vista, se pasan por un proceso de coincidencia de patrones, conversión, triangulación y calibración [74]. Además, se requiere realizar un cálculo para detectar las coordenadas de los puntos de intersección, el cual se hace detectando en un principio el posicionamiento de la cámara, los ángulos ideales para estas y finalmente se detecta la intersección (ver Figura 2.21).

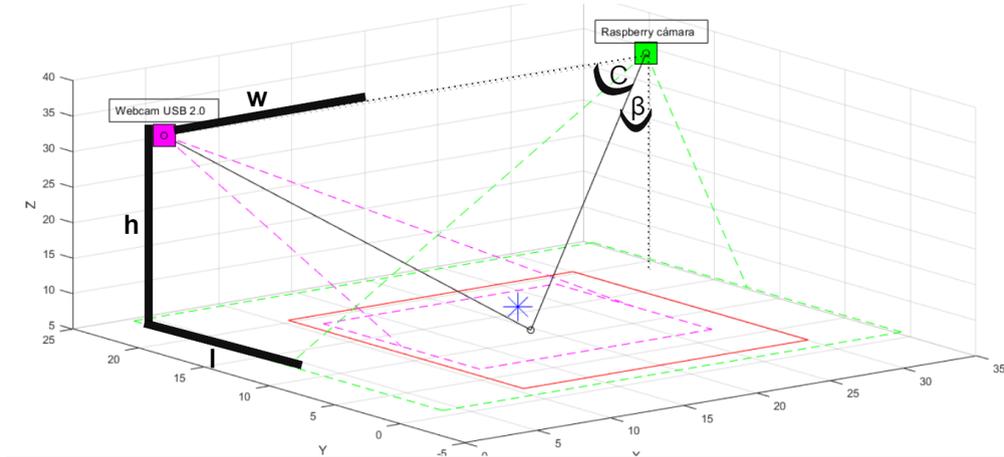


FIGURA 2.21: Sistema de visión usando dos cámaras [74].

Para obtener los ángulos ideales, se requiere conocer la altura y posicionamiento de las cámaras respecto a la superficie a detectar, por lo que las ecuaciones son [74]:

$$\begin{cases} \beta = \arctan \frac{l}{h} \\ B = \arctan \frac{l}{w} \\ C = B. \end{cases} \quad (2.15)$$

Para el cálculo de la intersección del campo de visión de las cámaras se obtiene con las siguientes ecuaciones [75]:

$$\begin{cases} x' = a \cdot \left(\frac{\sin C \cdot \sin B}{\sin B+C} \right) \\ y' = a \cdot \left(\frac{1}{2} - \frac{\sin C \cdot \cos B}{\sin B+C} \right) \\ z' = a \cdot \left(\frac{\sin C \cdot \sin B \cdot \sin \beta}{\sin B+C} \right) \end{cases} \quad (2.16)$$

2.3.4 Parámetros de iluminación

La iluminación en la visión artificial es un aspecto crítico debido a que permite controlar la forma en la que la luz refleja sobre el objeto, si es que es bien implementada

TABLA 2.2: Tipos de Iluminación.

Tipos de Iluminación	
Difusa	Incide en un gran rango angular
Especular	Obtiene una imagen proyectada eficiente
Crítica	Superpone distribución de brillo sobre imagen y requiere fuente emisora uniforme

resalta características importantes del elemento a detectar. Para seleccionar un tipo de fuente de luz, se necesita reconocer aspectos propios del sistema como lo son la superficie a iluminar, el color y reflectividad del objeto, el espacio disponible y el tipo de cámara a usar [69]. La iluminación puede manifestarse de diferentes maneras como se observa en la Tabla 2.2 [72]. Por otro lado, esta puede provenir de muchas fuentes como fluorescentes, cuarzo halógena, diodos emisores de luz, haluro metálico, xenón estroboscópico, entre otros.

Los 3 primeros elementos son usualmente usado para sistemas pequeños o de escala mediana, mientras que los otros dos son usados para sistemas robustos y de gran velocidad. En la Figura 2.22 se muestra el gráfico con ventajas o desventajas de los tipos de luces [76].

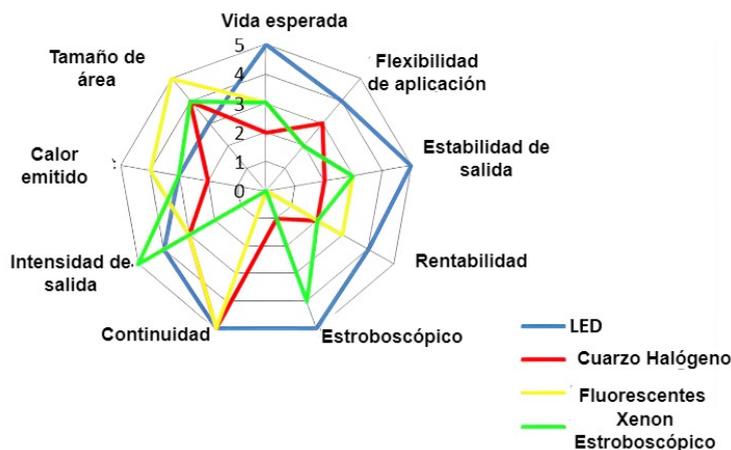


FIGURA 2.22: Fuentes de iluminación de visión y contenido espectral [76].

TABLA 2.3: Técnicas de posicionamiento de los emisores de luz.

Iluminación	Definición
Posterior	Brinda relevancia al contorno y un contraste alto. Se visualiza la siueta.
Frontal	Se distribuye uniformemente por el área, permite verificar textura.
Axial	Ilumina superficies refelectivas y realza detalles
Campo Oscuro	Luz de alta intensidad, elimina la luz dispersa y oscurece el fondo

2.3.5 Posicionamiento de emisores de luz

Los sistemas de iluminación cuentan con diversas técnicas para el posicionamiento de los emisores de luz las cuales se visualizan en la Tabla 2.3 [77]:

Los dos sistemas de iluminación más usados para visión artificial en frutas y verduras son frontal y posterior. La iluminación frontal permite obtener de una manera más sencilla la información de calidad de superficie, color, textura y cáscara. Mientras que la posterior permite detectar la calidad de los límites, tamaño y la forma [78].

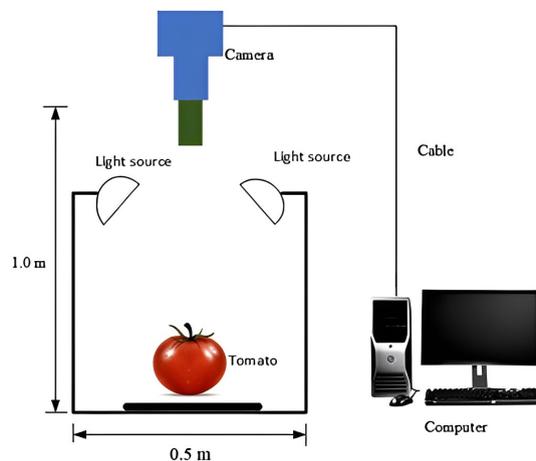


FIGURA 2.23: Iluminación frontal para frutas y verduras [79].

Para el fondo del producto a detectar se recomienda que para una iluminación frontal se coloque un fondo negro de tal forma que absorba el reflejo, mientras que un fondo

blanco para la iluminación posterior para que permita reflejar el contorno del producto [80].

2.4 Visión computacional

Visión computacional (CV) es una aplicación del deep learning (DL) [81] que comprende todos los métodos y algoritmos para adquirir, procesar y analizar imágenes de manera digital. Para, posteriormente, producir información numérica que ayude a la toma de decisiones. Para que un sistema de CV pueda funcionar de manera eficiente, Jähne y Haußecker en [82] mencionan que debe tener por lo menos una fuente de radiación, una cámara, sensores, una unidad de procesamiento y actuadores (ver Figura 2.24)

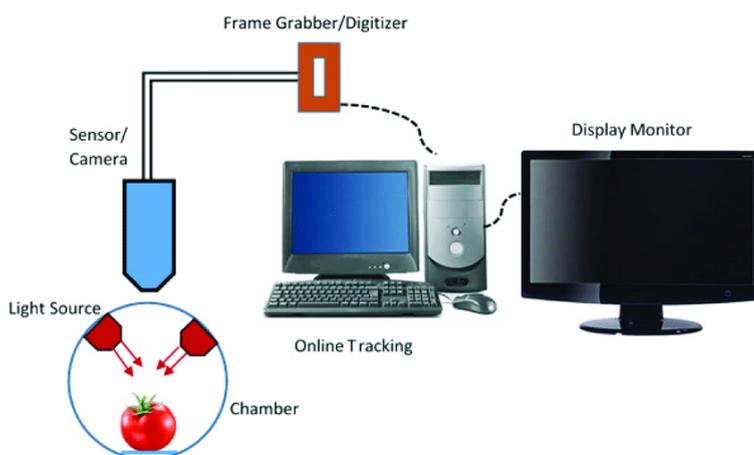


FIGURA 2.24: Ejemplo de sistema de visión computacional [83].

Al ser un sistema en constante estudio, con el paso del tiempo se han desarrollado métodos y algoritmos que ayudan a mejorar los sistemas de CV. A la par, van aumentando sus aplicaciones y desafíos. Entre los principales algoritmos de CV y DL tenemos a las redes neuronales convolucionales (CNN), la Máquina de Boltzmann Restringida, los autoencoders y sparse coding [84].

2.4.1 Redes neuronales convolucionales

Para Guo et al. en [84], las redes neuronales convolucionales (CNN) representan el enfoque de DL y CV más notable alrededor del mundo. Además, con el paso del tiempo se ha convertido en una de las redes neuronales más representativas [85].

Al igual de las tradicionales redes neuronales artificiales (ANN), las CNN están compuestas por neuronas que se optimizan por medio del aprendizaje [86]. Su principal diferencia con las ANN es su finalidad, las CNN fueron diseñadas y entrenadas para el reconocimiento de patrones dentro de imágenes [86].

Su arquitectura se encuentra inspirada por la percepción visual [85]. Esta se compone principalmente de tres tipos de capas: capas convolucionales, capas de agrupación (pooling layers) y capas fully-connected. Además debe incluir una capa de ingreso (input) [86]. Tal como se puede observar en la Figura 2.25, generalmente las capas convolucionales y de agrupación se utilizan para extraer la data del input, mientras que las capas fully connected se utilizan al final de la CNN para clasificarlo.

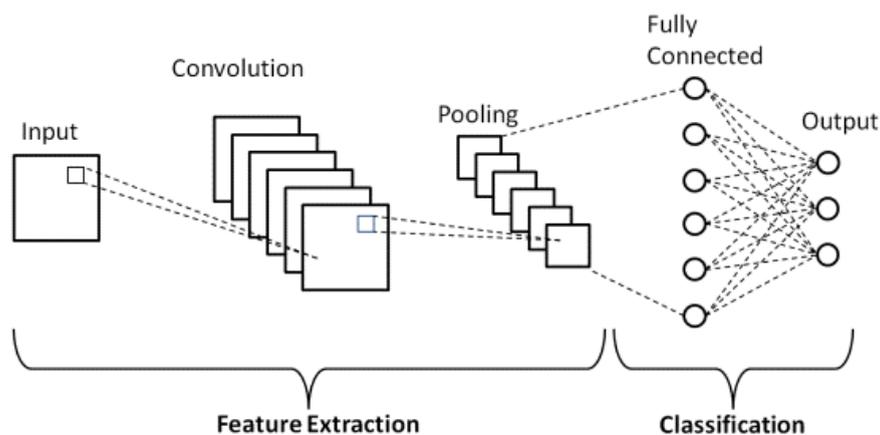


FIGURA 2.25: Arquitectura básica de una CNN [87].

- Capa Input: Agrupa los valores de la imagen en píxeles [88].

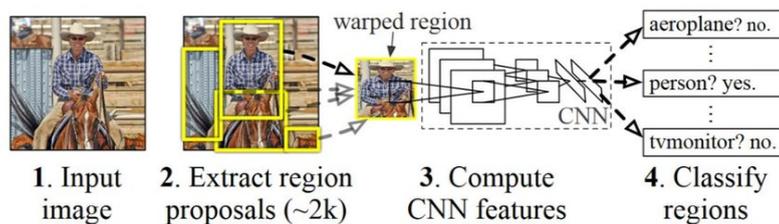


FIGURA 2.26: Arquitectura de un R-CNN [93].

- **Capa Convolutacional:** Determina la salida de las neuronas input [88] por medio de kernels [86].
- **Capa de Agrupación (Pooling):** Reduce la resolución de la imagen y sus parámetros de evaluación [88].
- **Capa Fully Connected:** Produce puntuaciones entre 0 y 1 para determinar la pertenencia a una clase [88].

Al igual que con las ANN, las CNN presentan métodos propios de optimización, estos pueden ser el descenso de gradiente estocástico (SGD), SGD con momento, gradiente acelerada de nesterov (NAG), entre otros [89].

Debido al constante estudio de las CNN, se presentan multiples variaciones como las R-CNN (Region-Based CNN) y sus variantes como Fast R-CNN, Faster R-CNN y Masked R-CNN. [90] [91].

Region-Based CNN: En las redes neuronales convolucionales basadas en regiones (R-CNN por sus siglas en inglés), primero extrae los objetos de la imagen a procesar, comúnmente usando slective approach. Posteriormente extrae las características de cada uno de los posibles objetos reconocidos en la imagen y finalmente los clasifica en una red neuronal convolutacional. (ver Figura2.26) [90] [92].

Fast Region-Based CNN: Toma como entrada a la imagen completa y una serie de regiones de interés (RoI) tentativas. Cada RoI se agrupa en un mapa de características

convolucionales de tamaño fijo y se le asigna a un vector de características mediante capas totalmente conectadas (fully connected). La Figura 2.27 indica que la red tiene dos vectores de salida por RoI: la probabilidad de la clase determinada por softmax y las regresiones para determinar el bounding box [94].

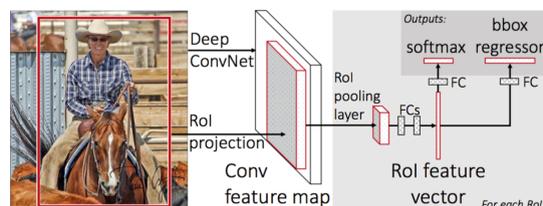


FIGURA 2.27: Arquitectura de una Fast R-CNN [94].

A diferencia de una simple R-CNN, Fast Region-Based CNN une el entrenamiento de la clasificación de objetos y la regresión de los bounding boxes por lo que mejora el rendimiento de la red y es más rápida que su predecesor [91].

Faster Region-Based CNN: Usa una red backbone como VGG o ResNet para mapas convolucionales. Estos mapas convolucionales van tanto a la red de propuestas regionales (RPN) como a la red convolucional de detección. Esto reduce el costo de generar propuestas de forma externa (ver Figura 2.28) [90].

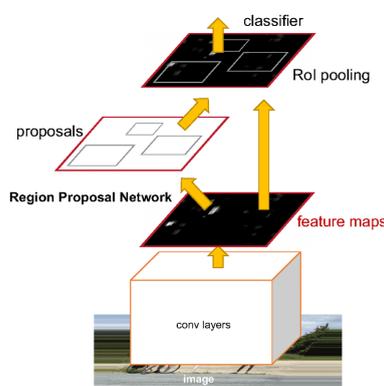


FIGURA 2.28: Arquitectura de una Faster R-CNN [95].

La red de propuestas regionales (RPN) genera los objetos en función de su puntuación de objetividad relativa. Los objetos extraídos de esta red son utilizados posteriormente con los mapas convolucionales en la capa roll polling de la Figura 2.28 [92].

Modelos de CNN: Desde finales de los años 90, se han propuesto y/o presentado varios modelos basados en CNN. Desde LeNet-5 en 1998 propuesto por LeCun y otros en [96], pasando por los más conocidos como AlexNet [97], GoogLeNet [98], InceptionV3[99] entre otros. En la Figura 2.29 se puede visualizar la evolución de los modelos de CNN mencionados previamente.

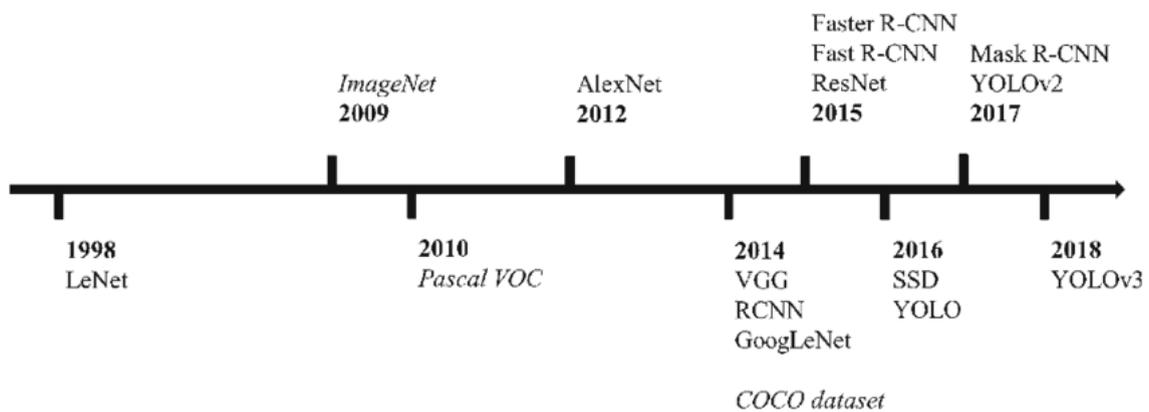


FIGURA 2.29: Desarrollo de modelos clásicos de CNN [100].

2.4.2 Máquina de Boltzmann restringida

Las máquinas de Boltzmann son un tipo de redes recurrentes y estocásticas conectadas bidireccionalmente. Entre sus múltiples funciones se encuentra la de aprender aspectos importantes de una distribución de probabilidad desconocida [101]. Una de sus principales desventajas es su proceso de aprendizaje, puesto que es difícil y requiere de mucho tiempo. Esta desventaja puede ser solucionada agregando restricciones [101], dando como resultado una máquina de Boltzmann restringida (RBM).

La RBM fue propuesta en 1996 por Hinton y otros [102] y consiste en modelos generativos probabilísticos que extraen características automáticamente de sus datos de entrada, utilizando un algoritmo de aprendizaje no supervisado [103]. Su arquitectura se compone principalmente de dos capas, una oculta y otra visible [101]. Estas se conectan entre sí mediante una serie de pesos [103]. La restricción consiste en que la capa visible y no visible deben formar un grafo bipartito (ver Figura 2.30), permitiendo algoritmos de entrenamiento más eficientes [84]. Siendo el principal, el algoritmo de divergencia contrastiva basado en gradientes [104].

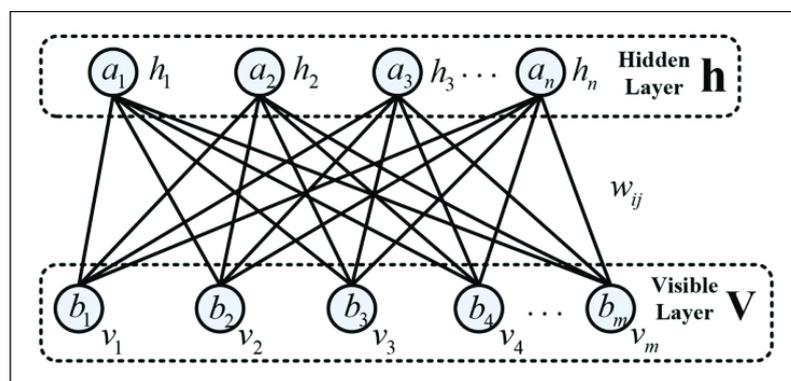


FIGURA 2.30: Arquitectura de una máquina de Boltzmann restringida [105].

Una de las principales funciones de las RBM es ser modelos generativos para diferentes tipos de data como imágenes etiquetadas y no etiquetadas, ventanas de coeficientes de mel-ceptral que representan el habla, bancos de palabras, entre otros [106]. En DL y CV tres son los modelos que se han desarrollado basándose en RBM: Redes de Creencia Profundas (DBN), Máquina Profunda de Boltzmann (DBM) y Modelos de Energía Profunda (DEM) [84]. En la Figura 2.31 se observa la arquitectura de cada uno de los modelos.

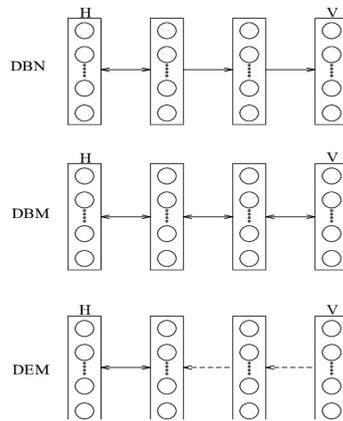


FIGURA 2.31: Modelos DBN, DBM y DEM [107].

2.4.3 Autoencoder

El concepto de Autoencoder (AC) fue introducido por primera vez en 1986 por Geoffrey Hinton en [108]. Consiste principalmente en arquitecturas de DL para aprendizaje no supervisado [109]. En lugar de entrenar la red para predecir salidas Y en base a entradas X , se entrena un codificador automático (autoencoder) para reconstruir sus propias entradas X . Por lo tanto, los vectores de salida tendrán la misma dimensión que los de entrada [84].

La arquitectura de los AC consiste en dos grupos de capas principales, un codificador (encoder) y un decodificador (decoder) [110]. Como se observa en la Figura 2.32, a medida que se va avanzando en las últimas capas del codificador, las neuronas se reducen hasta llegar a la última capa que tiene la menor cantidad de neuronas. Después, en el decodificador, el efecto inverso sucede [109].

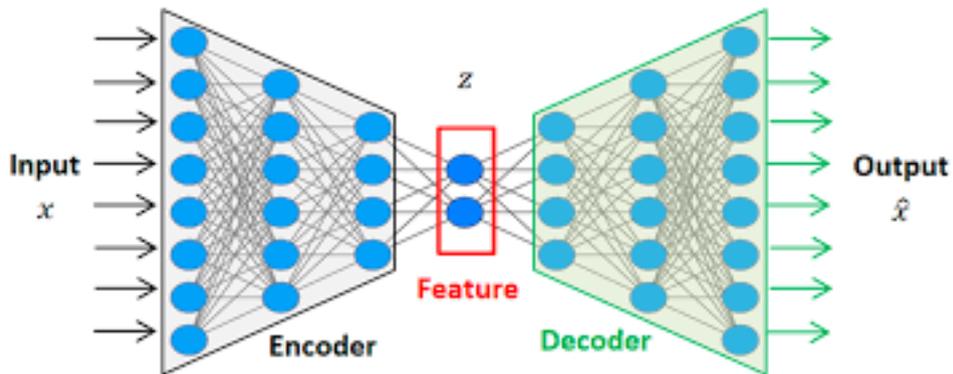


FIGURA 2.32: Arquitectura de Autoencoder [111].

Entre las aplicaciones más comunes de los codificadores automáticos se encuentra la compresión de datos, aprendizaje de abstracciones útiles. Además de ser aplicados a datos genéricos o a imágenes en forma de CNN [109]. Por otro lado, en base a los AC se pueden generar múltiples variantes como los Sparse autoencoder (SAE)[84], Denoising Autoencoder (DAE) [112], Contractive Autoencoder (CAE) [113], entre otros.

2.4.4 Sparse coding

Sparse coding tiene como finalidad aprender un conjunto completo de funciones básicas para poder describir datos de entrada [84] como una imagen o una serie de estas. Una de sus ventajas es que presenta un mejor rendimiento en tareas sencillas de CV como la clasificación de imágenes o detección de objetos [114]. A diferencia de otras arquitecturas de CV, las redes neuronales basadas en Sparse Coding pueden volverse resistentes a datos corruptos o ruidosos aún si la red fue entrenada con una cantidad mínima de datos. Sin embargo, cuando los datos presentan variaciones naturales, no es capaz de captar estas variaciones [115].

2.5 Sistemas de recomendación

Desde que el primer filtro fue propuesto en 1990 [116], los modelos basados en sistemas de recomendación se han diversificado en distintos campos de la industria y la investigación [117]. Se entiende por un sistema de recomendación, al modelo de filtrado de información que brinda recomendaciones sobre uno o varios artículos a un usuario específico en un entorno que puede recopilar múltiples datos [116]. El filtrado de información se adapta a las preferencias y necesidades del usuario o sugiere elementos que sean útiles para el mismo [118].

Zahrawi y Mohammad en [119] dividen los modelos de sistemas de recomendación en tres principales categorías: filtrado basado en el contenido, filtrado colaborativo y filtrado híbrido (ver Figura 2.33)

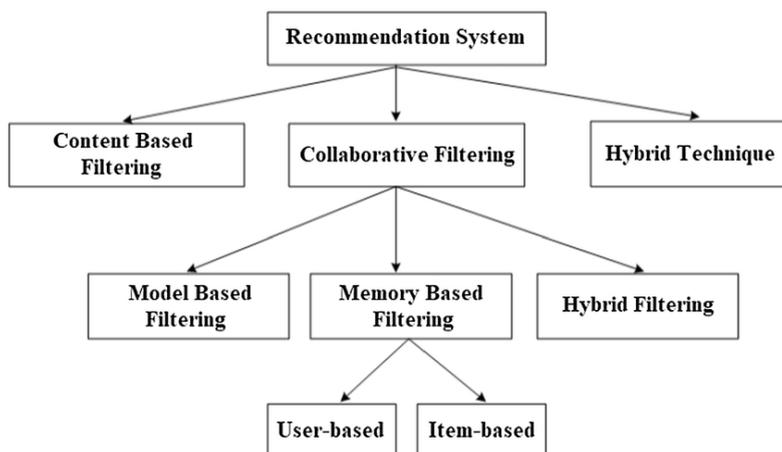


FIGURA 2.33: Clasificación de modelos de sistema de recomendación [120].

2.5.1 Filtrado basado en el contenido

Este modelo de sistema de recomendación trata a los productos y/o artículos como unidades ordinarias, donde se realizan predicciones sin tomar en cuenta las características

de los productos o del usuario [119][121]. Por lo tanto, recomienda artículos similares basándose en artículos seleccionados por el usuario anteriormente [116].

Su principio radica en una correlación que mide hasta donde hay una dependencia lineal entre variables [122] (ver Figura 2.34). Tratando uno de características y otra de elementos, donde en ello se puede calcular la similitud basada en el coseno del ángulo, la distancia euclidiana o la correlación de Pearson[123]. Al ser el modelo más básico de recomendación, fue el primero en ser desarrollado en el año 1992 [124].

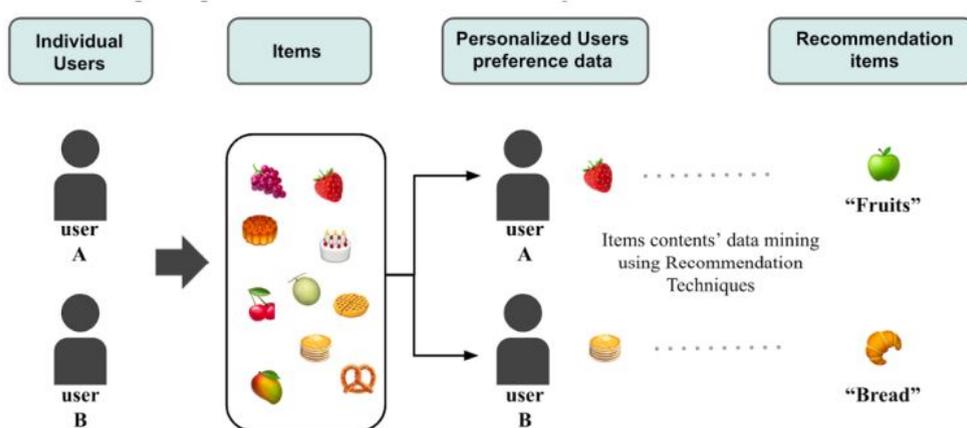


FIGURA 2.34: Principio de recomendación de filtrado basado en el contenido [116].

Algoritmo de similitud coseno: Es uno de los algoritmos que permite recuperar información para calcular cuán parecido son usuarios, productos o contenidos. Y poder realizar una recomendación [123]. En síntesis, es el producto interno de dos vectores dividido por el producto de sus longitudes [125]. Generalmente este método verifica la similitud en orientación y no en tamaño [126].

La ecuación esta dada por:

$$\cos \theta = \frac{i \cdot j}{\|i\| \|j\|}, \quad (2.17)$$

donde i y j son elementos cualquiera los cuales son interpretados como vectores en el espacio. La similitud del coseno es el ángulo θ

Para la recomendación del producto se debe calcular los ratings en relación a la similitud del coseno por lo que se usa la ecuación (2.18).

$$\hat{r}_{u,i} = \frac{\sum_{v \neq u} s(u,v)r_{v,i}}{\sum_{v \neq u} s(u,v)}, \quad (2.18)$$

donde $\hat{r}_{u,i}$ es la calificación pronosticada del elemento i dada por un usuario u , mientras que $s(u,v)$ es la medida de similitud entre los usuarios y u es la calificación conocida del artículo por el usuario [126].

El coseno del ángulo indica que si θ es un valor cercano a 1 (están cerca), ambos elementos tienen características muy similares, se muestra en la Figura 2.35

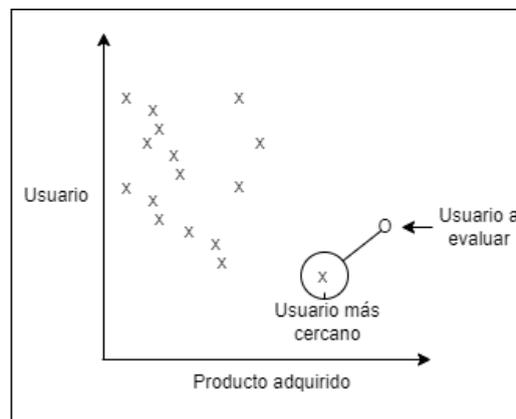


FIGURA 2.35: Funcionamiento con la similitud del coseno.

2.5.2 Filtrado colaborativo para recomendación

Permite construir un modelo mediante el proceso de filtrar o evaluar elementos utilizando las opiniones de otros usuarios [127]. Permite construir un modelo mediante las actividades o decisiones pasadas de un usuario con el fin de recomendar nuevos elementos de interés que estén vinculados al gusto de usuarios con actividades o decisiones similares [128].

Una manera de hacerlo es asignar una calificación ponderada por similitud a cada elemento utilizando las calificaciones de otros usuarios. Un problema del filtrado colaborativo es que en un principio para un nuevo usuario no se tendrán datos para ofrecer una recomendación personalizada, a esto se le conoce como arranque en frío [129].

Los modelos basados en filtros colaborativos se pueden dividir en Memory-Based Collaborative Filtering y Model-Based Collaborative Filtering [130]. Este último se puede dividir a su vez en Item-Based Collaborative Filtering y User-Based Collaborative Filtering [116].

2.5.3 Sistemas híbridos de recomendación

Como se observa en las dos subsecciones anteriores, los dos primeros modelos de filtración tienen sus propias desventajas [116]. Para solucionar estos inconvenientes, Basilisco en [131] propuso un modelo híbrido para resolver las limitaciones de ambos modelos y mejorar el rendimiento de las recomendaciones.

2.5.4 Filtros demográficos y basados en conocimiento

En esta sección se explica brevemente otros dos tipos de filtros para realizar modelos basados en sistemas de recomendación. El primero, como su nombre lo dice, utiliza datos demográficos (edad, sexo, educación, etc) para identificar categorías de usuarios. Por otro lado KBF (Filtros basados en conocimiento por sus siglas en inglés) utiliza el conocimiento sobre usuarios y elementos para razonar sobre qué elementos cumplen con los requisitos de los usuarios y generar recomendaciones en consecuencia [132].

CAPÍTULO III

MARCO METODOLÓGICO

La presente investigación es aplicada debido a que trata de resolver un problema tan común en nuestro día a día como las colas en los supermercados. Su enfoque es cuantitativo debido a que se centra en los datos numéricos brindados por el sistema de visión computacional y de recomendación para lograr el objetivo propuesto. Además dadas las características de los objetivos específicos la investigación es del tipo transversal y se desarrollará en base a un diseño experimental. Por consiguiente, en este capítulo se procederá a explicar los pasos a seguir para lograr el objetivo principal. Este capítulo se divide en cinco partes, la primera centrada en los pasos a seguir para definir el diseño y los componentes en base a la norma VDI 225 y las siguientes cuatro secciones en los pasos a alcanzar el objetivo principal, en base a los objetivos específicos mencionados en la introducción.

3.1 Diseño basado en la metodología VDI 2225

Se generó un diagrama de flujo donde se describe el proceso para realizar el diseño de la balanza inteligente. Cabe resaltar, que el objetivo 1 y el objetivo 2 poseen tareas que deben ser trabajadas a la par como se observa en la Figura 3.1 luego de la planeación para el prototipado.

Dichas tareas se explicarán en las subsecciones siguientes.

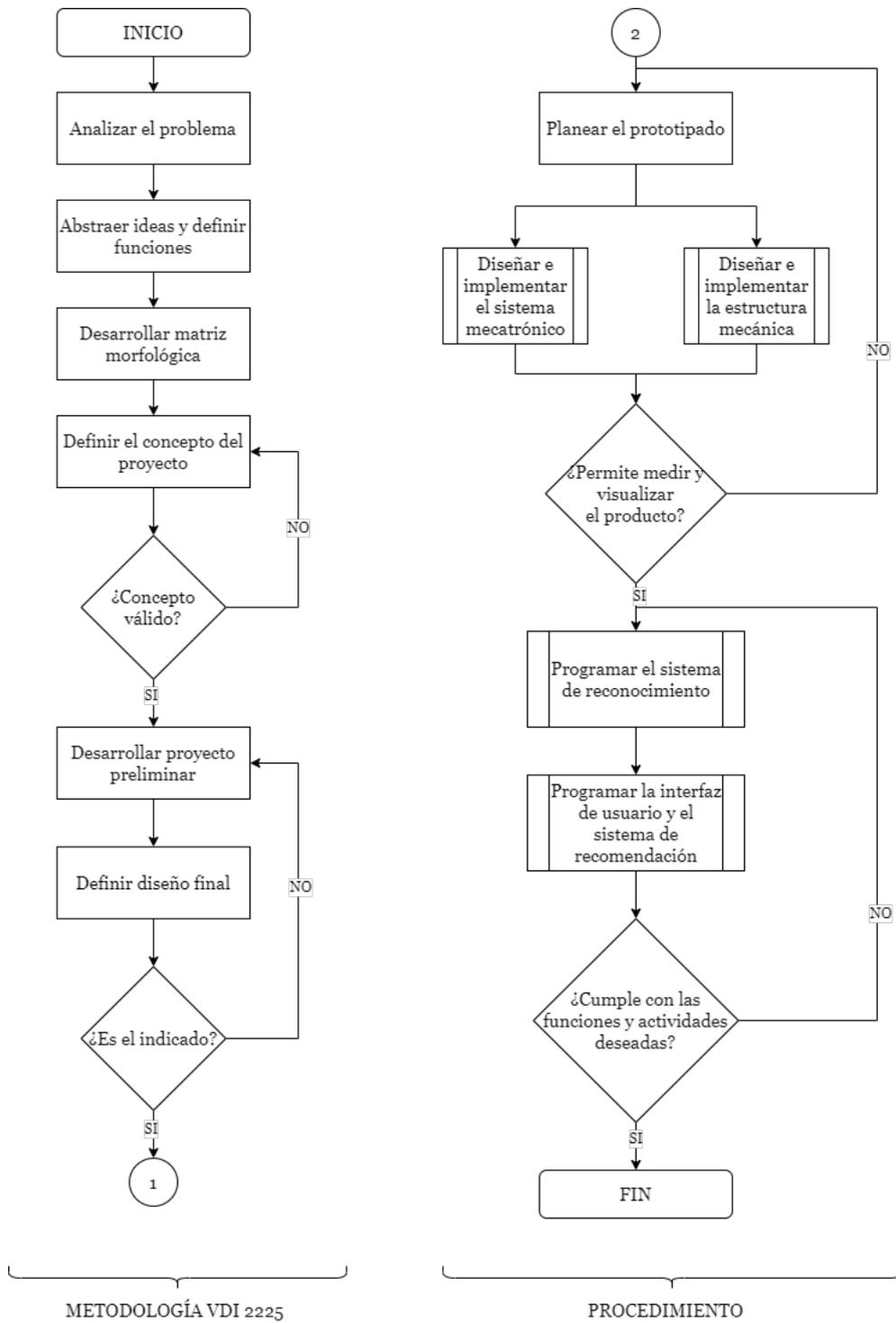


FIGURA 3.1: Diagrama de flujo del proceso para cumplir con los objetivos específicos.

Con esta guía se estableció como primer paso analizar el problema e identificar los requerimientos del proyecto. Con estos primeros requerimientos se debe planear qué tipo de balanza desarrollar. El siguiente paso es generar una matriz morfológica donde se comparan las diferentes alternativas de construcción, los beneficios y desventajas de cada una. Para ello, en la matriz se brindó puntajes los cuales más adelante serán explicados. Posteriormente se define el concepto del proyecto el cuál será evaluado para establecer el desarrollo del proyecto preliminar y los pasos para el prototipo con el diseño final.

3.1.1 Tabla de requerimientos

Se identifica la lista de requerimientos basados en la investigación realizada en el marco teórico. En ella se pone a detalle ciertos parámetros que cumplan con las normativas establecidas para una balanza de uso comercial y para la medición de elementos a granel. Estos van desde la capacidad del sensor, precisión y voltaje requerido.

Uno de los primeros requerimientos a analizar es la capacidad máxima de la balanza y la precisión para adquirir el módulo de acondicionamiento.

Según la resolución dictatorial para el control metrológico de balanzas 2.1.3, para transacciones comerciales, se debe de tener como capacidad máxima de medición hasta 100 kg. Sin embargo, el Instituto Nacional de Control de Calidad recomienda en [46] que, para balanzas de productos a granel, la capacidad máxima sea hasta 20 kg, como se plantea en la Tabla 2.1.

Además, la clase III o IV esta normalizada para instrumentos de medición usados en supermercados y comercios, por lo que se necesita de una celda de carga que cumpla la capacidad máxima y un módulo de acondicionamiento que permita cumplir con la precisión. Por lo que se adquiere una celda de carga con los valores indicados en la Tabla 3.1. Donde resolución hace referencia al menor incremento que la balanza puede medir

y precisión hace referencia a la capacidad que tiene la balanza de dar el mismo resultado en diferentes mediciones. Además, ambos elementos deben ser capaces de soportar temperaturas de hasta 40°C, como lo indica la normativa.

TABLA 3.1: Propiedades requeridas de la balanza.

Lista de requerimientos de la balanza	
Requerimiento	Valor aprox.
Peso max.	20 kg
Resolución max.	5g
Módulo de Acondicionamiento	24 bits
Temperatura max. soportada	40°C
Precisión	≤ 1 %
Voltaje requerido	3 - 12 VDC

3.1.2 Abstracción de ideas y definición de funciones

En este punto se analiza los requisitos y objetivos del proyecto, por lo que se considera conceptualmente como una "prueba de caja negra" para poder abstraer detalles del proceso y funciones, esta herramienta permite tener claridad en la comprensión del sistema, identifica las funciones claves, permite definir las interfaces y se enfoca en los resultados esperados, por ello, en con este aspecto es necesario validar la entrada y salida del sistema de balanza inteligente tal como se muestra en la Figura. 3.2.

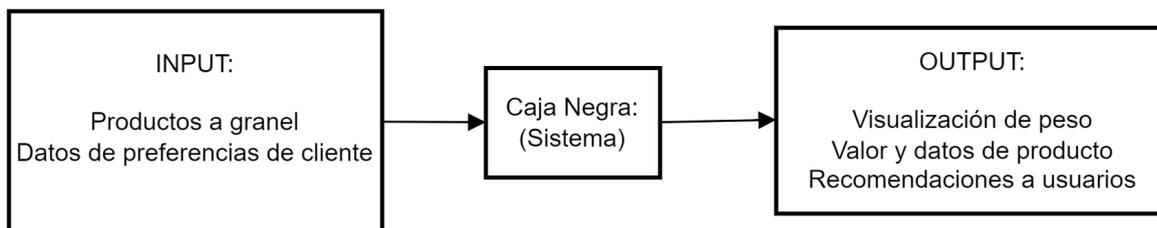


FIGURA 3.2: Entradas y salidas del sistema considerado como caja negra.

Las entradas son:

- **Producto a granel:** Es el elemento principal que se colocará encima de la balanza, de este se obtiene la masa, la forma y color.
- **Datos de preferencia:** Proporciona información sobre las preferencias de compra para poder brindar recomendaciones y mejorar experiencia de usuario.

Las salidas son:

- **Visualización de peso:** Se muestra el peso calculado en una interfaz intuitiva.
- **Valor y datos de producto:** Información sobre el costo y los datos específicos, como el nombre o tipo del producto evaluado.
- **Recomendación de usuarios:** Sugerencias personalizadas basadas en las preferencias de otros usuarios.

Internamente en el sistema de la caja negra para conseguir las salidas con los elementos de la entrada se necesita:

- **Detección:** Recopilación de imágenes para reconocer a través de cámaras el producto colocado en la balanza.
- **Cálculo:** Con el uso de sensores se puede calcular el peso a del producto usando los datos de la celda de carga y con ello también obtener el costo.
- **Análisis:** Recopilación de datos de producto y estudio de las preferencias y patrones de compra de los clientes.
- **Recomendaciones:** Usando un algoritmo de recomendaciones poder personalizarlas basándose en las preferencias del cliente.

En la Figura 3.3, se muestra el interior de la caja negra donde se determina la estructura de las funciones interconectadas de acuerdo con lo establecido anteriormente.

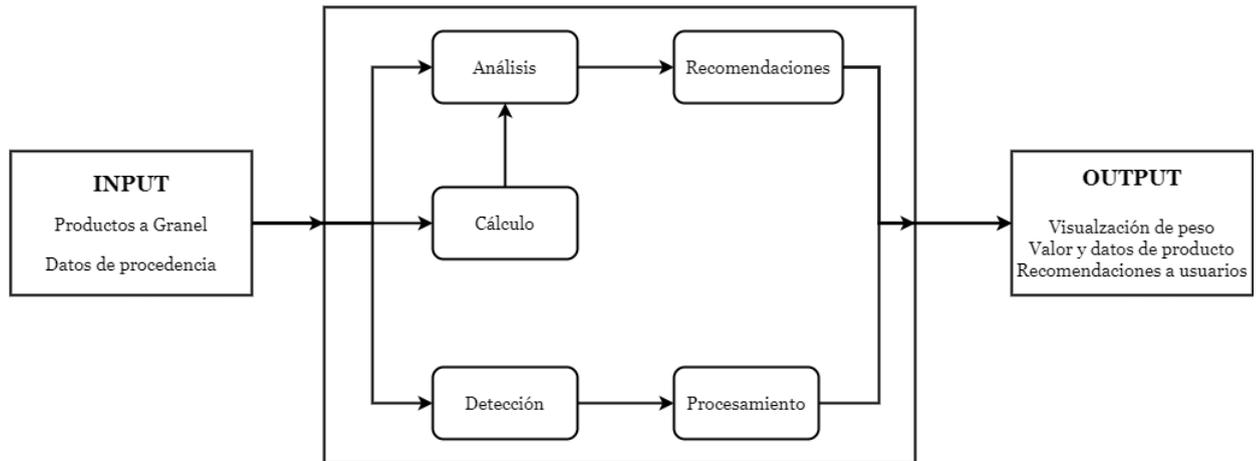


FIGURA 3.3: Funciones principales del sistema de balanza inteligente.

3.1.3 Matriz morfológica

Se describe las alternativas de concepto de diseño, aquí se evalúan tres opciones para cada función mencionada anteriormente, luego se procede con las combinaciones señaladas con flechas con la finalidad de obtener los conceptos de diseño para realizar proyectos preliminares.

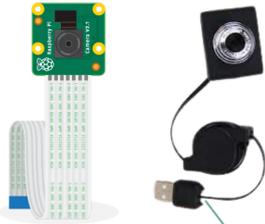
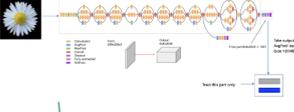
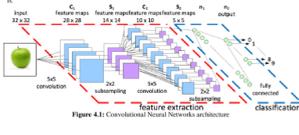
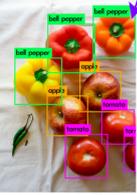
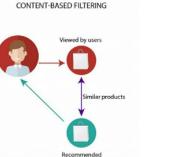
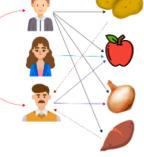
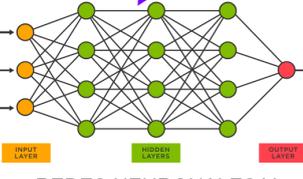
Matriz Morfológica			
	Opción 1	Opción 2	Opción 3
Detección	 <p>1 CÁMARA</p>	 <p>2 CÁMARA TIPO ESTEREOSCÓPICA</p>	 <p>ESCANER LASER 3D</p>
Cálculo	 <p>CELDA DE CARGA DE PUNTO ÚNICO</p>	 <p>CELDA DE CARGA POR COMPRESIÓN</p>	 <p>BALANZA COMERCIAL</p>
Análisis	 <p>RASPERRY</p>	 <p>ARDUINO</p>	 <p>JETSON</p>
Procesamiento	 <p>INCEPTION V3</p>	 <p>REDES NEURONALES CONVOLUCIONALES (CNN)</p>	 <p>DETECCIÓN DE OBJETOS CON YOLO</p>
Recomendaciones	 <p>FILTRO BASADO EN EL CONTENIDO</p>	 <p>FILTRO COLABORATIVO</p>	 <p>REDES NEURONALES Y APRENDIZAJE PROFUNDO</p>

FIGURA 3.4: Matriz morfológica.

CS	Color	Descripción
1		Utiliza una sola cámara para la detección de productos en una zona compacta por el uso del tipo de sensor, los datos se trasladan a una laptop y un Arduino para su procesamiento
2		Usa dos cámaras posicionadas de forma estereoscópica para la detección total del plato, usando celda de carga de punto único para detectar valores con resolución de hasta 5g. Los datos son analizados en un raspberry al cual están conectados todos los dispositivos, y es ahí donde se procesa usando
3		Usa dos cámaras posicionadas de forma estereoscópica para la detección total del plato, se usa una balanza convencional para la que se realiza un circuito para la lectura de datos. luego se analiza los datos tomados
4		Se usa un escáner laser 3d para replicar los productos encima de la balanza comercial, estos datos se envían a un jetson one para su análisis aprovechando sus recursos para visión computacional,

FIGURA 3.5: Leyenda de matriz morfológica.

3.1.4 Definición de concepto de proyecto preliminar

Luego de identificar 4 alternativas de solución con las combinaciones establecidas en la matriz morfológica, se realiza la evaluación con el objetivo de definir el concepto de solución definitivo, para esta evaluación se designó valores para el criterio técnico y económico, teniendo en cuenta las funciones a realizar y los requerimientos mostrados en la Tabla 3.1.

Se muestra las alternativas de la Figura 3.5 con las calificaciones y criterios basados en la rúbrica de evaluación presente en la norma VDI 2225 [133].

Tabla 3.2: Evaluación técnica con escala de valores VDI 2225.

Evaluación Técnica con escala de valores VDI										
0= No satisface, 1=Aceptable, 2=Suficiente, 3= Bien, 4= Muy bien(ideal)										
g: peso ponderado										
N°	Criterios de Evaluación	g	Sol. 1		Sol. 2		Sol. 3		Sol. 4	
			p	g*p	p	g*p	p	g*p	p	g*p
1	Peso ligero	0.05	4	0.2	4	0.2	3	0.15	1	0.05
2	Seguridad	0.05	1	0.05	3	0.15	3	0.15	2	0.1
3	Estabilidad	0.1	2	0.2	3	0.3	3	0.3	3	0.3
4	Facilidad de fabricación	0.15	4	0.6	3	0.45	2	0.3	2	0.3
5	Calibración y Mantenimiento	0.1	2	0.2	2	0.2	2	0.2	2	0.2
6	Espacio ocupado	0.1	4	0.4	4	0.4	3	0.3	1	0.1
7	Usabilidad de usuarios	0.1	3	0.3	3	0.3	4	0.4	1	0.1
8	Resolución de pesaje	0.1	1	0.1	3	0.3	3	0.3	3	0.3
9	Velocidad de procesamiento	0.1	1	0.1	3	0.3	2	0.2	4	0.4
10	Factibilidad de automatización	0.1	2	0.2	3	0.3	2	0.2	3	0.3
11	Uso de energía	0.05	3	0.15	2	0.1	1	0.05	1	0.05
Puntaje máximo $\sigma \Sigma P$ o ΣGP		1	27	2.5	33	3	28	2.55	23	2.2
Valor técnico xi			0.61		0.75		0.63		0.52	
Orden			3		1		2		4	

De la Tabla 3.2 se obtiene que la solución 2 tiene el mayor puntaje por lo que es

elegido como proyecto preliminar. A partir de esta selección se generaron versiones de proyectos preliminares los cuales se describen en el siguiente sección.

3.1.5 Proyecto preliminar

El proyecto preliminar seleccionado consiste en el uso de multicámaras posicionadas estratégicamente para la detección de los objetos posicionados en el plato. La detección de los mismo se realizará mediante el uso de la CNN INCEPTION V3. Además, para el cálculo de la masa del producto se utilizará celda de carga, y se desarrollará un filtro colaborativo para brindar recomendaciones. Todos los datos serán procesados en un raspberry. Para ello se plantean las siguientes opciones.

Proyecto preliminar 1: Consta de los siguientes puntos:

- Detección visual: Dos cámaras con visión estereoscópica y 3 luces blancas para la iluminación y detección mejorada del plato y productos.
- Sistema de medición: Implementación de dos celdas de carga de hasta 20 kg para la medición de cargas mayores. Uso de un transmisor de celda de carga comercial instalado en una PCB.
- Sistema de interacción: Uso de pantalla táctil conectada a raspberry con aplicativo de escritorio e interacciones mediante luces y sonidos para indicar estado de proceso de medición y recomendación.
- Procesamiento de datos: Uso de Raspberry Pi para el procesamiento de datos, con un enfoque en la potencia de procesamiento distribuida entre el registro de usuario, revisión de peso, detección de producto, sistema de recomendación y lista de productos seleccionados para la compra.
- Modelo de detección: Aplicación de la arquitectura Inception V3 para la detección precisa de productos.

- **Recomendaciones:** Filtro colaborativo para personalizar las recomendaciones basadas únicamente en las preferencias del cliente, por lo que es de suma importancia el registro del usuario al usar la plataforma y el rating se hace junto a las tareas de detección de producto y peso.

Proyecto preliminar 2: Consta de los siguientes puntos:

- **Detección visual:** Dos cámaras con visión estereoscópica para una detección mejorada del plato y productos.
- **Sistema de medición:** Implementación de una celda de carga de hasta 20 Kg para la medición de cargas mayores, uso de transmisor de celda de carga comercial instalado en una PCB junto a los elementos de interacción, se añade un sensor ultrasónico de distancia para poder ahorrar energía y restablecer el peso a 0 cuando no se detecta los productos en el plato.
- **Procesamiento de datos:** Uso de un Raspberry Pi para el procesamiento de datos, principalmente los datos de peso con una interfaz de usuario en una pantalla táctil para una experiencia interactiva y un registro a través de una red local para detectar con mayor rapidez los productos además de guardar un registro.
- **Modelo de detección:** Implementación de Inception V3 para el reconocimiento preciso de productos.
- **Recomendaciones:** Filtro colaborativo para personalizar las recomendaciones, teniendo en cuenta que si es un cliente nuevo o no se registra funcionaría la recomendación por popularidad, la cual depende netamente de los otros compradores.

Proyecto preliminar 3: Consta de los siguientes puntos:

- **Detección visual:** Cámara colocada cerca del plato con dirección a espejos para una visualización con un ángulo fijo.
- **Celda de carga:** Integración de una celda de carga de máximo de 20 KG. se realiza en un PCB el modulo transmisor de celda de carga.
- **Procesamiento de datos:** Se revisa la serie de fotografías tomadas por la cámara del sistema con Raspberry y es procesado mediante TENSOR FLOW, para poder definir el producto detectado se hace una mezcla entre el registro de peso.
- **Sistema de interacción:** Visualización en pantalla LCD 20x4 y un buzzer para generar un sonido al culminar el proceso de detección.
- **Modelo de detección:** Implementación de Inception V3 para el reconocimiento preciso de productos.
- **Recomendaciones:** Filtro colaborativo para proporcionar recomendaciones personalizadas según la similitud con otros usuarios.

TABLA 3.3: Selección de proyecto preliminar.

Evaluación Técnica con escala de valores VDI								
0= No satisface, 1=Aceptable, 2=Suficiente, 3= Bien, 4= Muy bien(ideal) g: peso ponderado								
N°	Criterios de Evaluación	g	Proyecto preliminar 1		Proyecto preliminar 2		Proyecto preliminar 3	
			p	gp	p	gp	p	gp
1	Funcionabilidad	0.15	2	0.3	4	0.6	4	0.6
2	Estabilidad	0.05	3	0.15	3	0.15	3	0.15
3	Diseño	0.05	4	0.2	4	0.2	3	0.15
4	Seguridad	0.1	2	0.2	3	0.3	3	0.3
5	Ergonomía	0.1	4	0.4	4	0.4	2	0.2
6	Costo de Fabricación	0.15	1	0.15	3	0.45	3	0.45
7	Montaje	0.1	2	0.2	3	0.30	2	0.2
8	Transporte	0.05	2	0.1	4	0.2	4	0.2
9	Mantenimiento	0.1	2	0.2	3	0.3	4	0.4
10	Facilidad de uso	0.15	4	0.6	4	0.6	2	0.3
Puntaje máximo $\sigma \Sigma P$ o ΣGP		1	26	2.5	35	3.5	30	2.95
Valor técnico xi			0.650		0.875		0.75	
Orden			3		1		2	

En base a los puntajes de los parámetros evaluados en la Tabla 3.3 se selecciona el proyecto preliminar 2. Destaca su menor costo de fabricación, las piezas utilizadas son modulares y fáciles de acoplar entre sí. Y, en comparación al proyecto preliminar 1, no requiere de tantos elementos. El usar productos comerciales facilita el montaje y mantenimiento, así como el cambio o calibración de alguno de los elementos.

Aunque se evaluó el uso de una doble celda de carga para una mejor validación, aplicarla requeriría de una serie de modificaciones a la estructura y el sistema eléctrico, aumentando el costo de fabricación. Además, el uso de una sola celda simplifica el diseño y facilita el mantenimiento. El tener una pantalla amplia permite al usuario interactuar con el sistema de manera sencilla sin riesgo ergonómico. Mientras que en el proyecto preliminar 3 existe la posibilidad de ruptura de espejo y que el uso del sistema se complique al colocar peso en la balanza y la pantalla sea pequeña.

La funcionalidad en la opción del proyecto preliminar 2 destaca entre las demás por el uso de la iluminación en un sistema estereoscópico capturando las imágenes en diversos ángulos. Junto con la resolución y el uso del módulo para la detección de peso según la normativa se obtienen mejores resultados, lo cual será demostrado en análisis posteriores. .

3.2 Diseño e implementación del sistema mecatrónico de una balanza hecha a base de galgas extensiométricas

Una vez seleccionado el diseño óptimo, se empieza con la planeación del prototipo. Para ello, se necesita seguir los pasos que se observan en la Figura 3.6. Resaltando que OE2 indica el objetivo específico que es trabajado a la par.

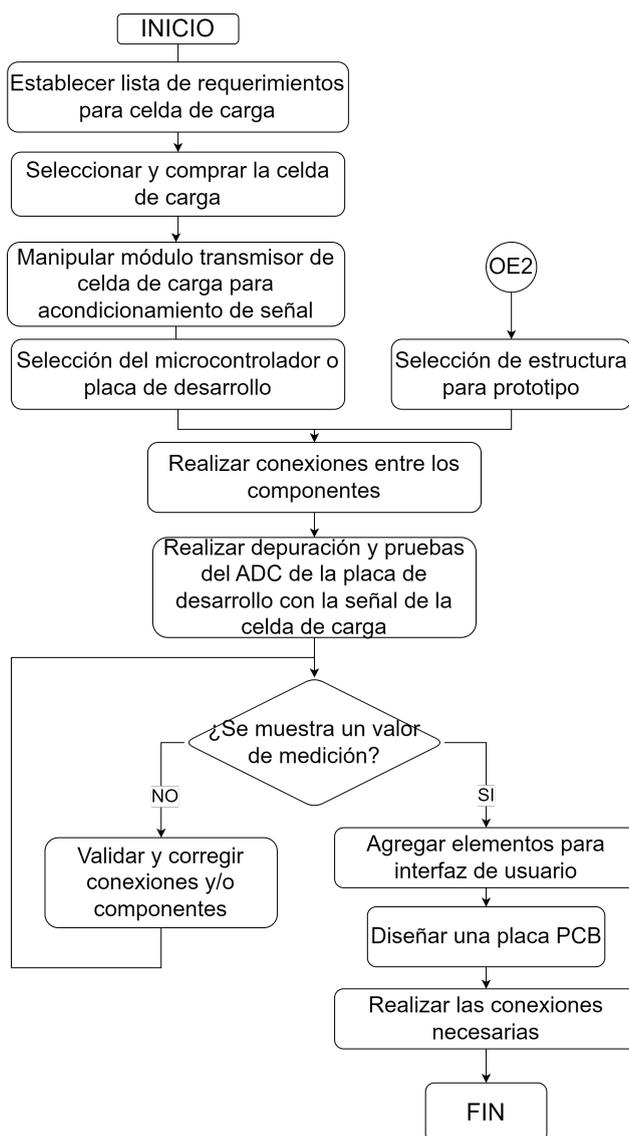


FIGURA 3.6: Diagrama de flujo del desarrollo e implementación del sistema electrónico.

Se identifica la lista de requerimientos donde se pone a detalle ciertos parámetros como la capacidad del sensor, precisión y voltaje requerido. Uno de los primeros requerimientos a analizar es la capacidad máxima de la balanza y la precisión para adquirir el módulo de acondicionamiento. Según la resolución dictatorial para el control metrológico de balanzas 2.1.3, para transacciones comerciales, se debe de tener como capacidad máxima de medición hasta 100 kg. Sin embargo, el Instituto Nacional de Control de Calidad recomienda en [46] que, para balanzas de productos a granel, la capacidad máxima sea hasta 20 kg, como se plantea en la Tabla 2.1. Además, la clase III o IV esta normalizada para instrumentos de medición usados en supermercados y comercios, por lo que se necesita de una celda de carga que cumpla la capacidad máxima y un módulo de acondicionamiento que permita cumplir con la precisión. Por lo que se adquiere una celda de carga con los valores indicados en la Tabla 3.4. Además, ambos elementos deben ser capaces de soportar temperaturas de hasta 40°C, como lo indica la normativa.

TABLA 3.4: Propiedades requeridas del sensor.

Lista de requerimientos del sensor	
Requerimiento	Valor aprox.
Peso max.	20 kg
Temperatura max. soportada	40°C
Precisión	$\leq 1\%$
Voltaje requerido	3 - 12 VDC

Para esta investigación, por lo evaluado anteriormente, se selecciona la celda PW6K, perteneciente a HBM. Esta celda es accesible de encontrar en el mercado local y cuenta con un certificado factor de galga. Los cambios que detecta el sensor son valores de resistencia, para ser utilizados en el producto a desarrollar, se requiere de un circuito de acondicionamiento para obtener una salida eléctrica que pueda ser leída por el ADC de

la placa de desarrollo. Para este propósito se cuenta con el modulo transmisor HX711, el cual cuenta con las características mostradas en la Tabla 3.5

TABLA 3.5: Propiedades requeridas del sensor.

Propiedades del Módulo HX711	
Propiedad	Valor aprox.
Voltaje de entrada diferencial	± 40 mV
Chip convertidor	24 bits
Frecuencia de actualización	80 Hz
Voltaje requerido	5 VDC
Corriente de funcionamiento	≤ 10 mA

Posteriormente se realizan las conexiones entre el módulo y la celda carga señalados en la Figura 3.7).

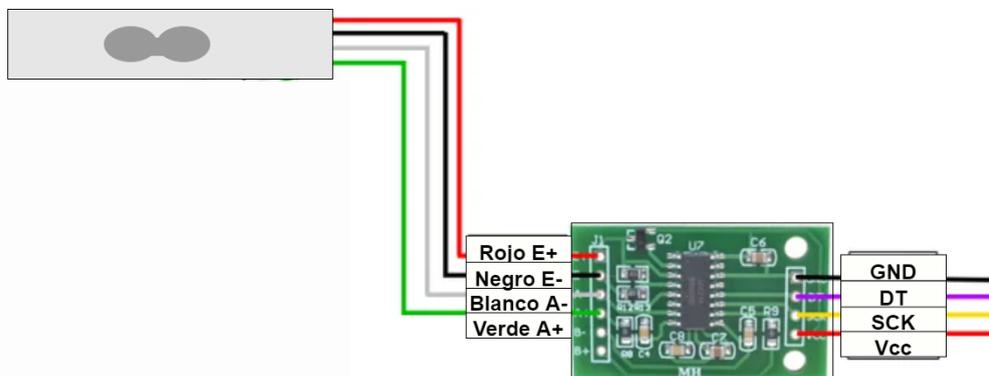


FIGURA 3.7: Conexión a interfaz de acondicionamiento de la señal y balanza.

Una vez conectado la celda de carga con el módulo de acondicionamiento, se procede a conectar este último con un microcontrolador o una placa de desarrollo. La placa Raspberry Pi 3 Model B+ es usada para las pruebas de la señal acondicionada y para el desarrollo de este prototipo, ya que, se puede conectar con un monitor táctil de tamaño considerable y cámara a través de sus puertos HDMI y USB. Además, a través de

los puertos GPIO, se conecta el sensor y componentes para la interacción con el usuario de la balanza, como Buzzer y Led's.

En paralelo a esta instancia, es necesario iniciar con el segundo objetivo y seleccionar una estructura base para las celdas de carga en el mercado local con el objetivo de desarrollar las pruebas del ADC de la señal proveniente del módulo transmisor. De esta manera, se podrán descartar fallas en el mismo. Antes de realizar las pruebas, primero se debe desarrollar un código en el cual se convierta la señal analógica y escale el valor para que se visualice en kilogramos. Por lo que se utiliza la ecuación de calibración V/P que relaciona la señal del amplificador (V) con la masa del producto (P). Para este código y los que se necesiten durante toda la investigación se usa el lenguaje de programación Python.

Una vez realizadas las pruebas y corregidos los errores presentes en el código, se procede a diseñar una placa PCB para su uso en el prototipo. Además, se le añaden componentes al modelo como un buzzer para generar sonidos al momento de detectar el peso, led's RGB (red, green and blue) para la interacción con el usuario respecto a la detección del producto, un sensor de proximidad ultrasónico con la finalidad de detectar si una persona se acerca al dispositivo para que en ese momento se encienda la pantalla y se active la interfaz para que la balanza sea usada, y un pulsador para el encendido o apagado del dispositivo. El diagrama que muestra la conexión de todos los componentes principales se pueden observar en la Figura 3.8.

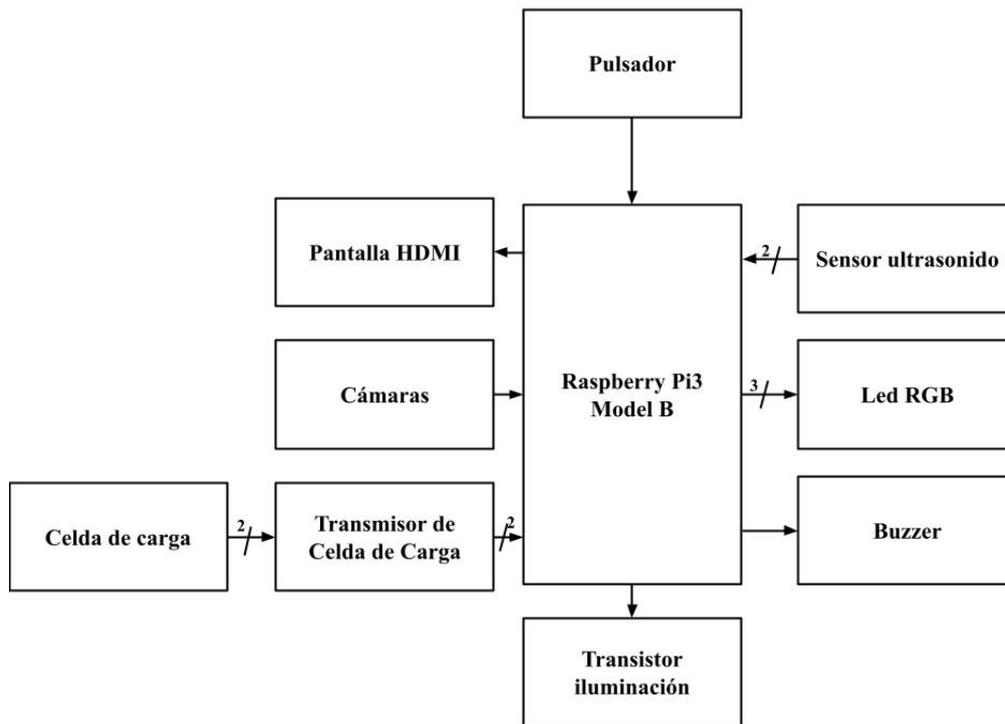


FIGURA 3.8: Diagrama de bloques de las conexiones del Raspberry.

Para la potencia y energía que alimentará al Raspberry se usa la fuente de alimentación del Raspberry con 5 VC y 2.5 A directamente conectada a la fuente de voltaje, considerando que este dispositivo tendrá una ubicación fija para esta investigación. También, se considera otra fuente de alimentación más con 12 V y 2A para los ledes que servirán de iluminación para el sistema de detección, que se verá en la siguiente sección.

3.3 Diseño y construcción de la estructura para la balanza inteligente

Como se mencionó en la sección 3.2, ambos objetivos están vinculados y dependen mutuamente del uno del otro, por lo que deben de desarrollarse a la par. Los pasos a seguir de esta subsección se encuentran en la barra de proceso de la Figura 3.9. Aclarar que el OE1 en la figura indica el objetivo a realizar en paralelo.

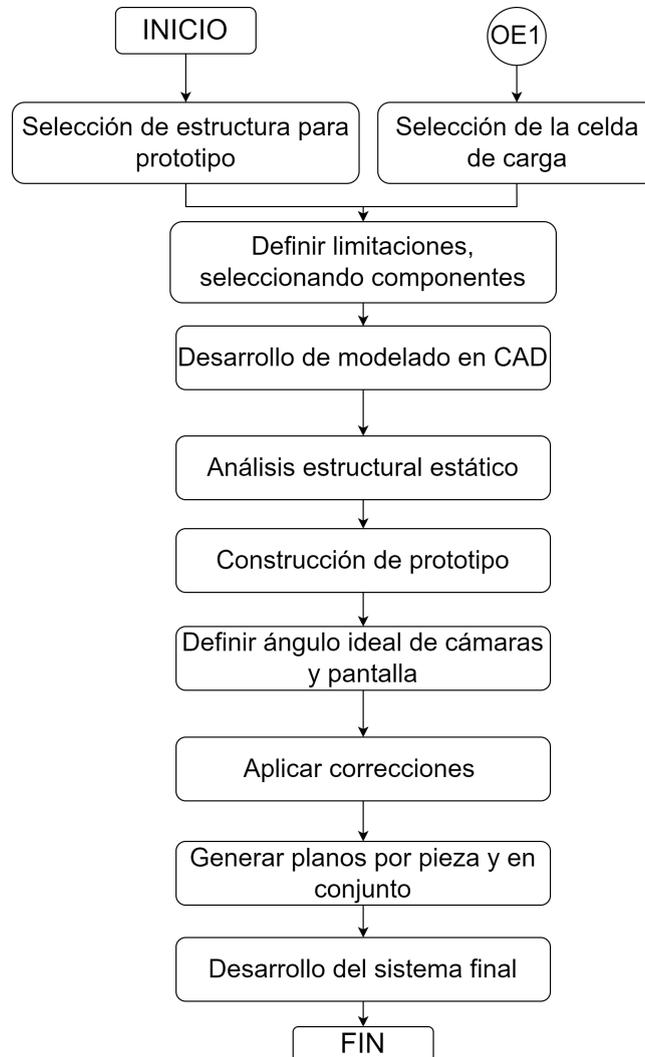


FIGURA 3.9: Proceso del diseño y construcción de la estructura para la balanza inteligente.

Siguiendo una metodología adaptada del VDI 2225, y al haber detallado las necesidades a satisfacer y las funciones del producto y la solución principal, siendo la balanza inteligente, en los puntos anteriores, se debe verificar la estructura modular por lo que se pondrá a prueba el sensor elegido y los demás componentes presentes en el apartado eléctrico (ver Figura 3.8). De esta manera, se busca diseñar una estructura que pueda ser útil para el prototipo y hacer un diseño en CAD. Los componentes van a generar ciertas

restricciones basadas en el espacio por lo que es necesario conocer las dimensiones de cada uno de los componentes, estas dimensiones se encuentran en la siguiente tabla:

TABLA 3.6: Largo, ancho y alto de cada componente a usar.

Dimensiones por componente	
Componente	Dimensiones
Raspberry Pi 3 B+	$85 \times 56 \times 34mm^3$
Módulo de acondicionamiento	$38 \times 21 \times 10mm^3$
Celda de carga	$130 \times 25.4 \times 12.7mm^3$
Soporte metálico inferior	$175 \times 92 \times 10mm^3$
Soporte metálico superior	$190 \times 110 \times 10mm^3$
Platillo metálico	$230 \times 220 \times 10mm^3$
Pantalla táctil	$250 \times 146 \times 10mm^3$
Cámara USB	$60 \times 40 \times 40mm^3$
Buzzer	$29.6 \times 29.6 \times 7.5mm^3$
LED RGB	$5.8 \times 5.8 \times 30mm^3$

Una vez determinadas las dimensiones del modelo, se procede con el diseño de la estructura usando un software de modelo de sólidos, para esta ocasión se modela con el software Inventor de Autodesk. También, se debe de elegir el tipo de material a usar y hacer un análisis de estabilidad del modelo realizado con un estudio de centro de masa, permitiendo que se creen los soportes adecuados para sostener a la pantalla.

El prototipo cumple con los diseños preliminares del VDI y estos se pueden apreciar en la Figura 3.10.

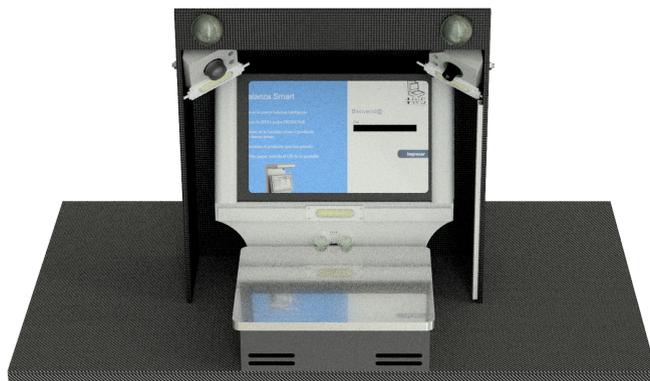


FIGURA 3.10: Prototipo realizado en software CAD.

Para establecer la posición de las cámaras primero se realizó un estudio donde se consideraron diversos factores como el tipo de sensor, la distancia focal, la distancia de trabajo y el tamaño del sensor. De manera empírica se determinó el uso de una o dos cámaras. Finalmente, se planificó el uso de dos cámaras de diferente modelo para validar los resultados del producto de manera más efectiva.

El uso de dos cámaras de diferentes modelos permite verificar los productos desde dos ángulos distintos. La cámara de PC con un campo de visión más estrecho, es ideal para captar la textura y el color del producto con mayor detalle. Por otro lado, la cámara de Raspberry con un campo de visión más amplio, permite verificar de mejor manera el tamaño y contorno del producto. Para obtener los parámetros se obtuvo la Tabla de parámetros 3.7 y aplicando las ecuaciones (2.14, se obtiene el campo de visión de las cámaras en la Tabla 3.8:

TABLA 3.7: Parámetros para calcular FOV de cámaras.

Análisis de cada cámara		
Característica	Cámara PC 2.0 8MP	Cámara 8MP Raspberry
Tipo de sensor	CMOS 1/4	CMOS 1/4
Distancia focal (f)	6 mm	3.04 mm
Distancia de trabajo (d)	CMOS 1/4	CMOS 1/4
Resolución	640 × 480	3280 × 2464
Tamaño del sensor	3.60 × 2.70mm	3.674 × 2.760mm

TABLA 3.8: Campo de visión de cámaras.

Campo de visión de cada cámara		
Característica	Cámara PC 2.0 8MP	Cámara 8MP Raspberry
$HFOV^\circ$	34°	62.2°
$VFOV^\circ$	25.9°	48.8°
FOV°	42.7°	79.1°
H	119.6mm	236mm
W	159.2mm	314.2mm

Para definir la posición de las cámaras, se realizó un estudio adaptado de la visión estereoscópica, con el motivo de obtener un campo de visión (FOV) que permita la intersección entre ambas cámaras y que a la vez estén en ángulos distintos para evaluar y validar el producto detectado. Para ello se usó las ecuaciones (2.15), considerando que la cámara se encuentra a una altura de 29 cm respecto al platillo metálico de la balanza, lo que permite obtener los resultados de β , B , C de ambas cámaras, con lo que se realizaron nuevamente cálculos con la ecuación (2.16) para definir el punto de interacción x' , y' , z' . Un buen posicionamiento permite obtener un resultado correcto con el siguiente objetivo.

Sin embargo, para poder mejorarlo, se hace un estudio de técnicas de iluminación, lo que permite conocer ventajas y desventajas del uso de las dos formas más comunes de iluminar frutas y verduras, siendo éstas el tipo de iluminación frontal y posterior. La elección se realiza de manera empírica buscando obtener mejores resultados. Mientras que para la elección del elemento emisor de luz. Se escoge con los parámetros de la Figura 2.22 priorizando los siguientes puntos:

1. Al ser productos de diversos colores se recomienda usar luz blanca.
2. No requiere un uso para alta velocidad.
3. El campo de visión a iluminar es de 15x20 cm como mínimo.
4. El objeto puede presentar reflejos por su cáscara.
5. El fondo de metal, pero se debe considerar que se puede ensuciar y reflejar la luz.
6. La característica a resaltar del producto es su forma .
7. Se requiere que la iluminación no se interponga al proceso natural de medición y selección en la pantalla.

Debido a que la interacción con el cliente es de suma importancia, la posición de la pantalla debe estar validada por la normativa de ergonomía del país para las pantallas de visión de datos (PVD), ya que la normativa indica que debe encontrarse entre la línea de visión horizontal (0°) y como máximo (60°) viendo hacia abajo.

Posteriormente se realiza el análisis estructural estático usando el software . Lo que permite verificar que la deformación de la balanza no se de por un peso menor que el máximo soportado por la celda de carga.

Una vez verificada todas las restricciones, se procede a realizar un prototipo usando materiales reutilizables o de bajo costo, con el objetivo de tener una idea de los espacios

a utilizar y de tener un ángulo preciso en el que las cámara pueda visualizar los elementos colocados en el plato (ver Figura 3.11).



FIGURA 3.11: Prototipo realizado a base de MDF.

Una vez obtenido el ángulo de cámara óptimo y una iluminación que permita obtener buenos resultados en el objetivo siguiente, además de haber completado los pasos anteriores, el diseño final en 3D es realizado junto con los planos de ensamblaje.

3.4 Desarrollo de sistema de reconocimiento de productos mediante visión computacional

El proceso para reconocer el producto mediante visión computacional (CV) se observa en la Figura 3.12.

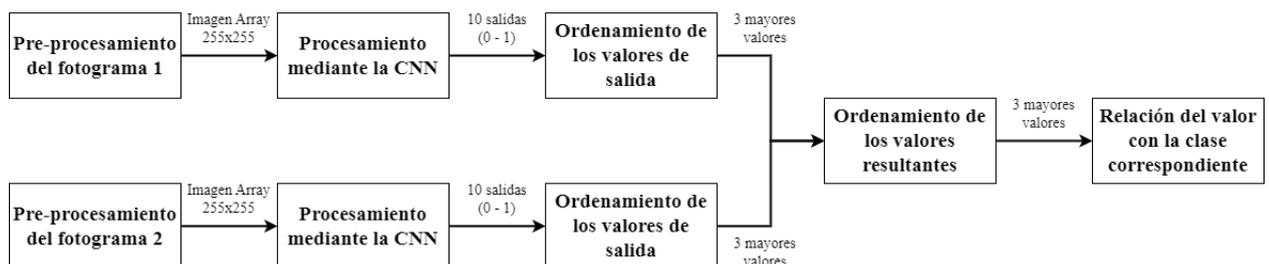


FIGURA 3.12: Proceso de detección y clasificación de los productos mediante visión computacional.

Para lograr el OE3, primero se debe de diseñar (o importar desde una librería) y entrenar la red neuronal. Debido a que solo se necesita realizar el reconocimiento y clasificar el producto, omitiendo múltiples atributos como el diámetro, forma, estado, entre otros. Y, como se vio en la sección 2.4, la red neuronal más común para estas situaciones es una red neuronal convolucional (CNN). InceptionV3 se adapta a los requerimientos propuestos anteriormente, además, debido a que ya es una red construida se puede importar desde Keras. Otra ventaja de Inception es, a diferencia de AlexNet y otras redes vistas en la sección 2.4, es más profunda y tiene menos parámetros de entrenamiento.

Según la Figura 3.13, la red cuenta con 1000 salidas. Sin embargo, como en esta investigación solo cuenta con diez clases las cuales son explicadas posteriormente, únicamente se necesitan 10 salidas. Por lo que, mediante un proceso de transfer learning se obtienen las salidas requeridas.

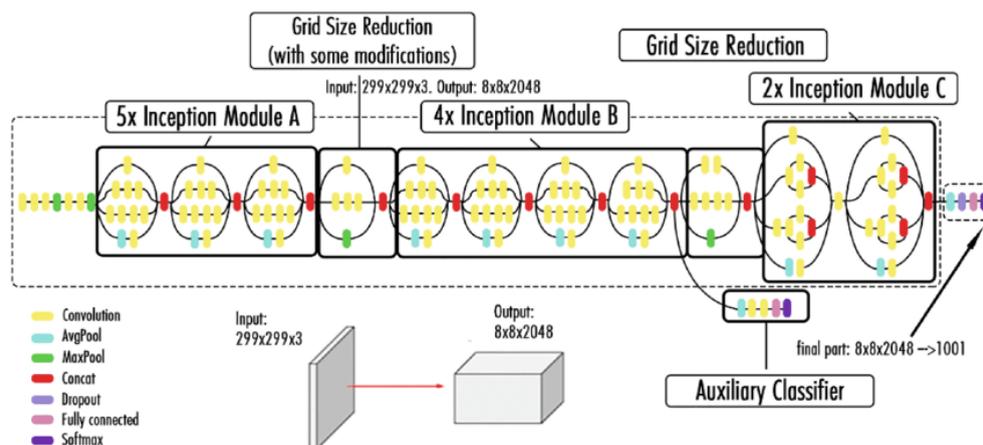


FIGURA 3.13: Arquitectura de la RCNN InceptionV3 [134].

La red se utiliza hasta la finalización del grupo de capas $4 \times$ InceptionModuleB. Posteriormente, se realiza transfer learning añadiéndole 2 capas, una ReLU con 1024 entradas y una softmax para finalizar el sistema. Esta última se modifica según las salidas que uno va a utilizar. En este prototipo se utilizan 10 productos para experimentación, por lo que la capa softmax tiene 10 salidas.

Con la red diseñada se importan los datos de entrenamiento para la red. Estos son imágenes de los productos en varias posiciones, de modo que el producto pueda ser detectado independientemente de la posición que se le coloque en la balanza. Como se mencionó previamente, son diez los productos a utilizar en esta investigación los cuales son: Manzana, banana, limón, zanahoria, papa, maíz, beterraga, tomate, camote y cebolla. La data fue obtenida mediante la plataforma Kaggle, cada clase tiene 100 datos de entrenamiento, 10 de validación y 10 de testeo. InceptionV3 solo recibe imágenes del tipo .jpg que estén escaladas a un formato de arreglo con las dimensiones de $255 \times 255 \times 3$, por lo que a las imágenes de entrada se debe de aplicar un reescalamiento de su tamaño al formato explicado previamente.

Finalmente, para obtener los 3 productos con el mayor valor de exactitud. Primero, como se explica en la Figura 3.12, los 20 valores de exactitud obtenidos (1 por cada clase y 1 procesamiento por cada cámara) serán ordenados matricialmente para obtener los 6 mayores valores. Luego estos valores se reagruparan en una nueva matriz donde se obtendrán los 3 mayores, estos últimos valores se relacionarán con el nombre de la clase. El nombre de la clase en formato char es utilizado en la interfaz de usuario que se visualiza en la pantalla.

3.5 Desarrollo de sistema de recomendación e interfaz de usuario

Para el desarrollo de la interfaz y del OE4 se debe de seguir una serie de pasos mostrados en la Figura 3.14. Estos serán explicados posteriormente.

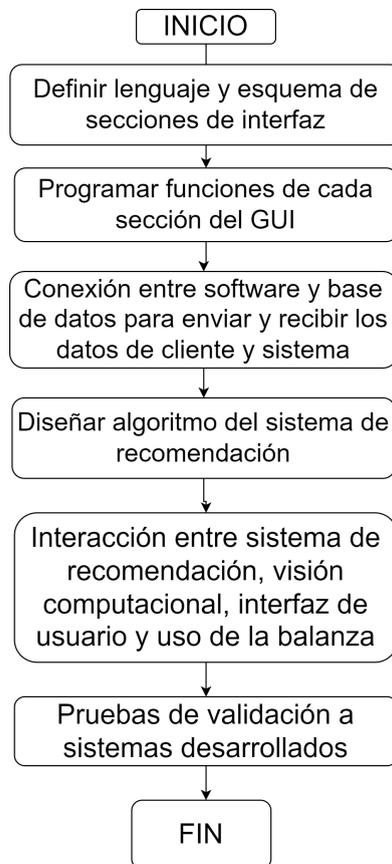


FIGURA 3.14: Proceso de la creación de interfaz gráfica y sistema de recomendación.

El primer paso consiste en definir un esquema que incluya las secciones que tendrá la interfaz gráfica, para ello se evalúa los datos que se deben mostrar y el espacio que ocupará cada uno. La interfaz se divide en dos pantallas. En la primera, el usuario se registra con su documento de identidad, ya sea DNI o Carnet de extranjería (ambos tienen 8 dígitos en la documentación peruana), es necesario que coloquen exactamente 8 dígitos para poder usar la balanza, de esa manera podremos obtener los datos para darle una recomendación más acertada. Sin embargo, si el usuario no desea hacerlo por motivos de privacidad, puede elegir la opción entrar sin registro y recibirá la recomendación por popularidad.

En la segunda pantalla, se le muestra al usuario, el pesaje de la balanza, la detección de su producto, el calculo del precio y puede ver el producto recomendado por el sistema. Para esta última pantalla se dividió de tal forma que cuenta con las siguientes secciones:

- El valor resultante de la celda de carga
- Fotogramas de la cámara.
- Botones para interacción con usuario.
- Lista de producto pesados.
- Sección de configuración y calibración.
- Fecha y hora.
- Nombre de usuario.
- Recomendaciones.

Una sección muy importante es la de configuración. Solo puede acceder el personal encargado de la tienda usando una clave con el objetivo de hacer la calibración correspondiente por normativa. Además, se tiene la opción de poder activar la recomendación de un producto usando el algoritmo de popularidad a los nuevos usuarios o desactivarla para que sea la tienda que recomiende un producto inicial. Para su mejor comprensión se muestra la Figura 3.15.

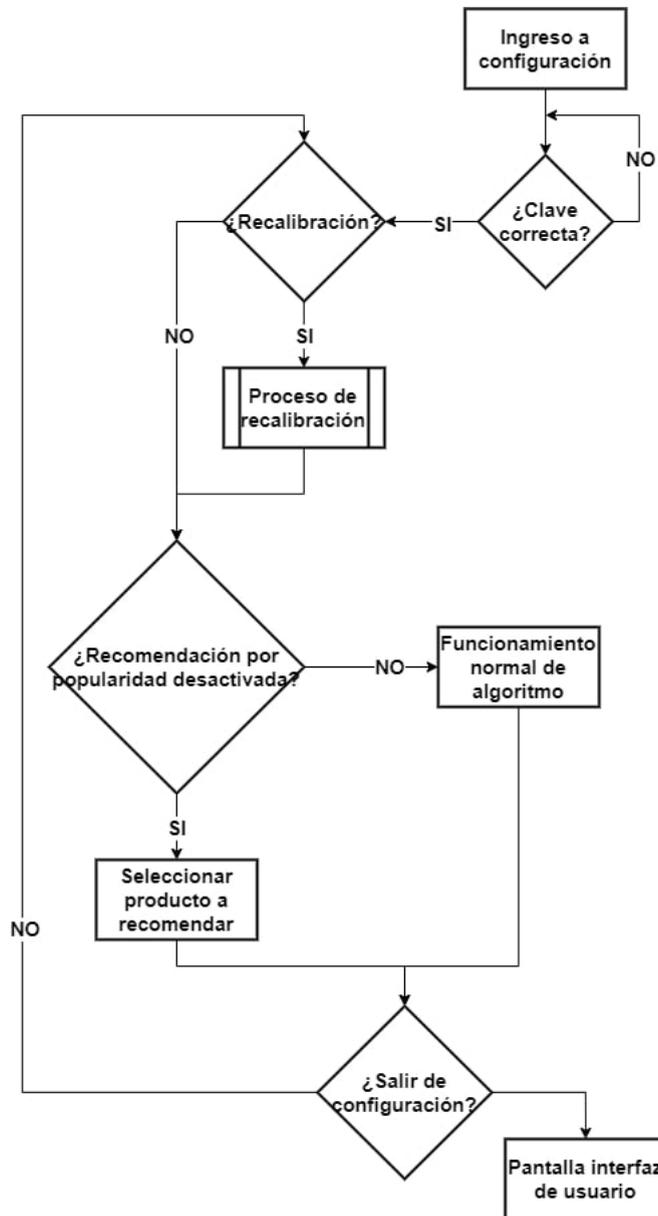


FIGURA 3.15: Diagrama de flujo de seccion de configuración.

Posteriormente, se programa la interfaz en Python, debido a que este lenguaje es compatible con la placa de desarrollo Raspberry Pi 3B+ que se está utilizando. En la programación se definen las funciones de los botones y se verifica en tiempo real los cambios en la cámara y el sensor de peso.

Una vez definido y programado, se une con la pantalla táctil y se realizan las primeras pruebas preliminares para validar el resultado del pesaje y la visibilidad de la cámara. Después se añade al programa el sistema de detección de productos y se realizan las pruebas para observar su funcionamiento, no solo del programa, si no también de la interfaz, se presenta en la Figura 3.16 siguiente el diagrama de estados usado para la realizar el programa.

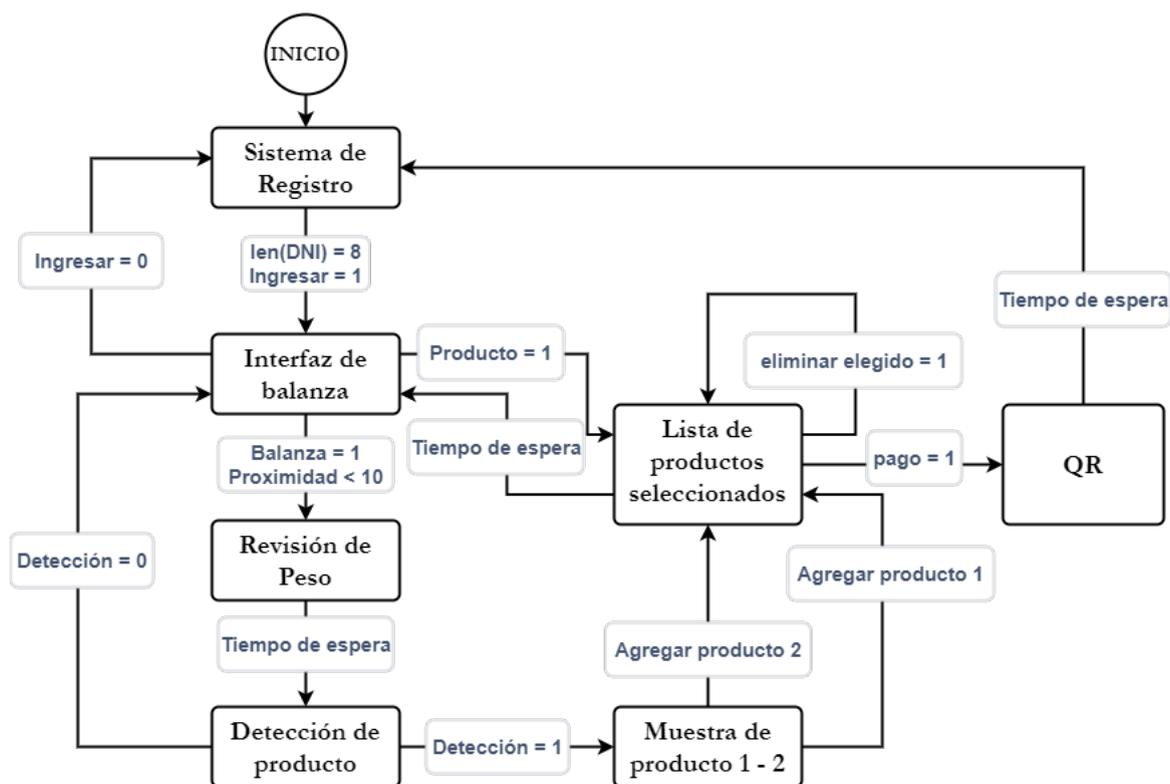


FIGURA 3.16: Máquina de estados del programa realizado.

Una vez terminado el desarrollo y prueba de la interfaz, se desarrolla el sistema de recomendación usando el método de filtrado por colaboración y tiene una relación usuario-usuario con el objetivo de que se pueda predecir los productos que pueda desear un usuario. Este método se basa en la probabilidad de que las personas del mismo establecimiento puedan tener preferencia por los mismos productos, además de ello el sistema

de recomendación tiene en un principio un producto que sea el predefinido para cuando aún no hay una gran cantidad de usuarios o cuando no se conocen los gustos del usuario.

Para mantener actualizado y con un buen funcionamiento el algoritmo se debe crear una base de datos conectada a un servidor web y al mismo tiempo con la interfaz gráfica, por lo que aprovechando las herramientas de Google, se utiliza Sheets de Google para crear una base de datos con recepción de datos a tiempo real y de manera ordenada, esa data se importa en el programa para poder filtrar, calcular con la similitud por coseno el parecido entre usuarios, predecir cuales son las preferencias entre los usuarios y de esa manera seleccionar el producto a recomendar (ver Figura 3.17).

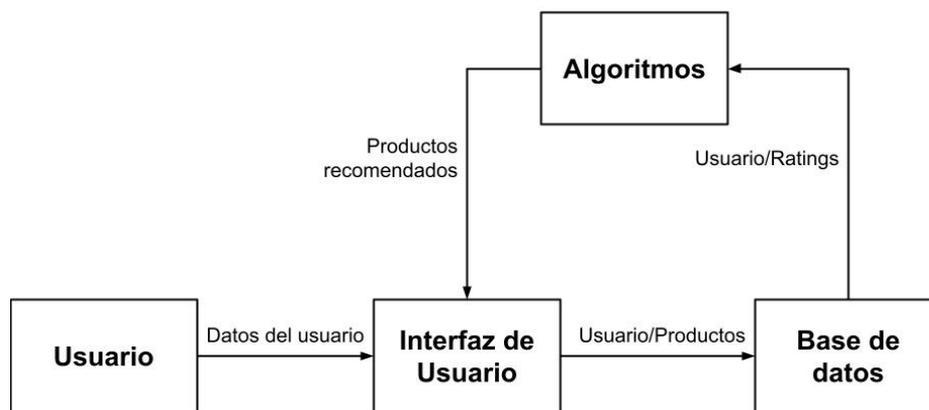


FIGURA 3.17: Envío de datos entre secciones del programa.

El algoritmo del sistema de recomendación funciona de la siguiente manera:

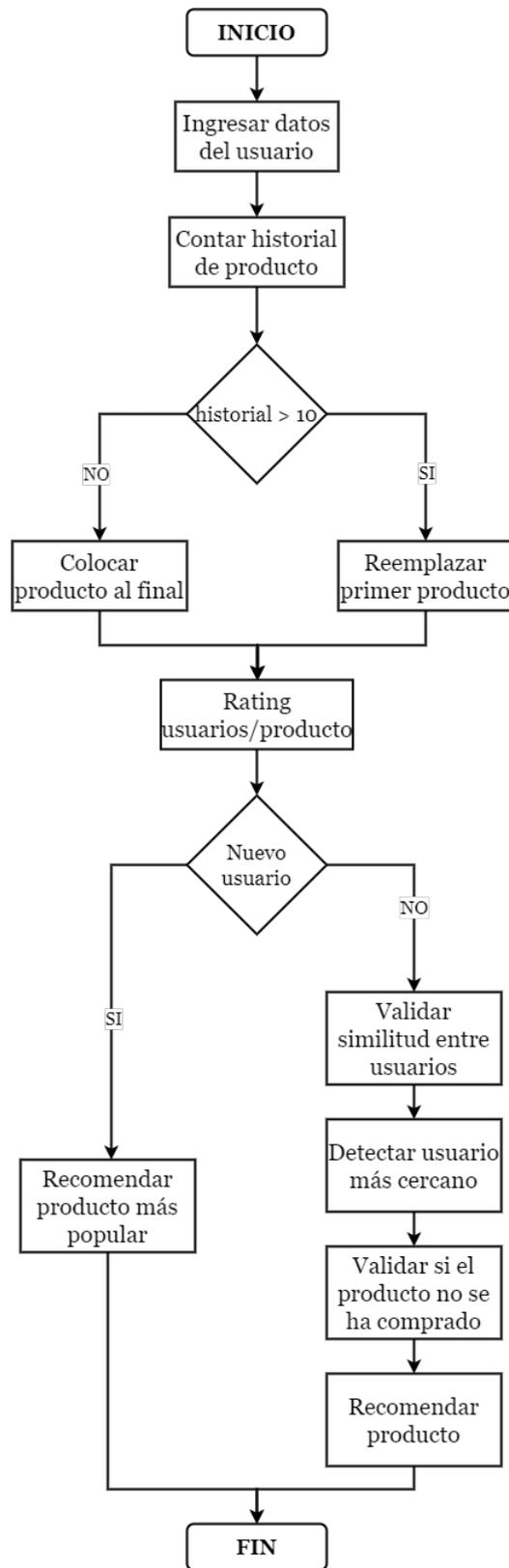


FIGURA 3.18: Diagrama de flujo para el sistema de recomendación.

Se realizan pruebas con la interfaz y el prototipo para finalmente poder mejorar el código hecho, optimizar la calibración, uso de la balanza y hacer que el aspecto de la interfaz gráfica de usuario sea más dinámica y amigable.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS

Los resultados se dividen en los cuatros hitos establecidos en la sección del marco metodológico.

4.1 Estructura realizada para la balanza

La estructura tiene que garantizar estabilidad para que sea posible la correcta medición del peso del producto y además para que pueda sostener la cámara y pantalla sin problemas. Por lo que se necesita que el centro de masa este en el medio del cuerpo de la estructura por ello se realizó el siguiente prototipo en el software Autodesk Inventor (ver Figura 4.1) usando como material predominante para la estructura el fibropanel de densidad media (MDF).

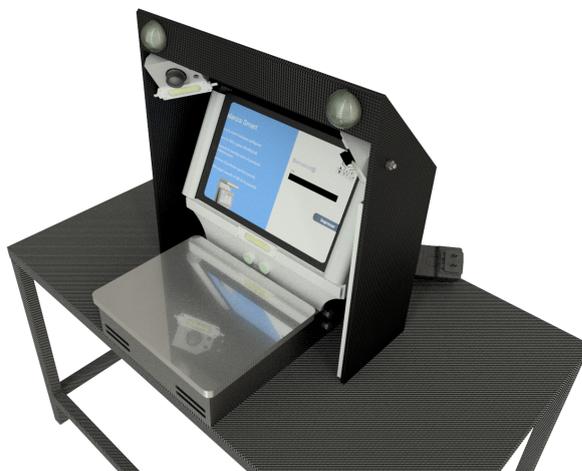


FIGURA 4.1: Prototipo en CAD de la balanza inteligente.

Los materiales usados para cada elementos, se muestran en la Tabla 4.1:

TABLA 4.1: Materiales de los elemento usados para el prototipado.

Elemento	Material
Soporte de cámara	MDF
Platillo	Aluminio
Soporte de celda de carga	Acero inoxidable
Soporte de pantalla	MDF
Cubierta de sensor de proximidad	MDF
Pernos, Tornillos y Tuercas	Acero

Mientras que la vista explosionada, donde se pueden ver los elementos que conforman toda la estructura se puede ver en el anexo C y los planos en el anexo B.

Usando la herramienta de centro de masa en el software se comprueba la estabilidad vinculada al objetivo O.2, esta se muestra en la Figura 4.2) y las medidas del centro de masa tomando como referencia el borde trasero de la balanza, se muestran en la Tabla 4.2.

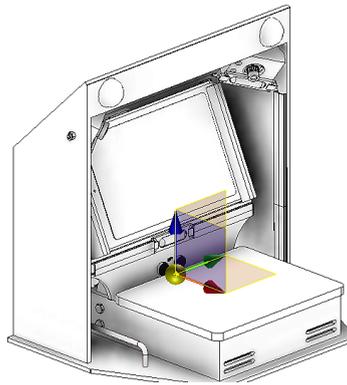


FIGURA 4.2: Comprobación de centro de masa con software.

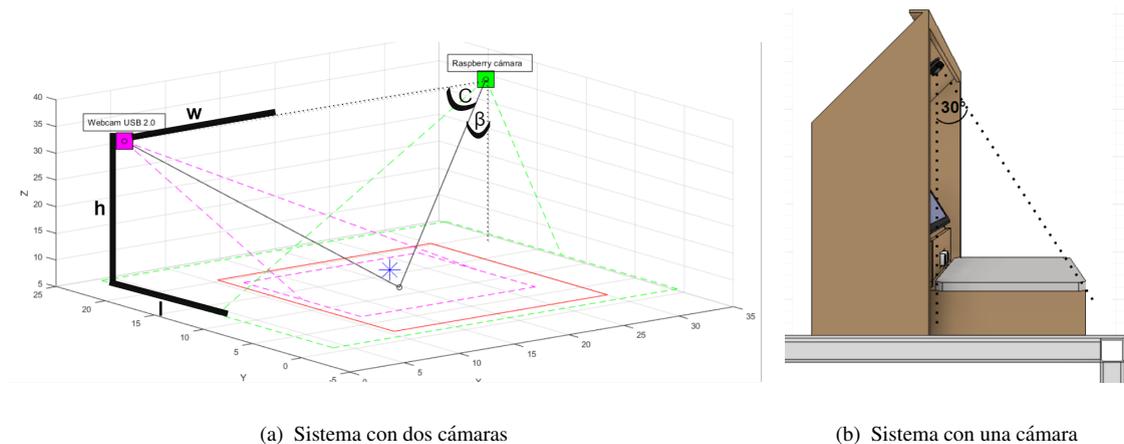
TABLA 4.2: Medidas del centro de masa.

Eje	Medida
x_{cm}	$12.25cm$
y_{cm}	$16.5cm$
z_{cm}	$5.4cm$

Para la investigación, es de suma importancia identificar cual es el mejor posicionamiento de la cámara o cámaras, de tal forma poder obtener mejores resultados respecto a la detección de productos y accesibilidad del comprador. Los ángulos y medidas tomada para una y dos cámaras se muestran en la Tabla 4.3, se usó la ecuación (2.15) para hallar los valores que se muestran, y en la Figura 4.3 se toma el mismo punto de referencia del borde inferior izquierdo del dispositivo.

TABLA 4.3: Medidas de la posición y ángulo para cámaras.

Tipo	Medida	Valor
1 Cámara	x_1	12.25cm
	y_1	16.5cm
	z_1	29.5cm
	β_1	30°
	C_1	0°
2 Cámaras	x_{1-2}	12.25cm
	y_1	1cm
	z_{1-2}	29.5cm
	y_2	29.5cm
	β_{1-2}	18.14°
	C_1	28.50°
	B_2	28.50°



(a) Sistema con dos cámaras

(b) Sistema con una cámara

FIGURA 4.3: Posición y orientación de cámaras.

Pra comparar los resultados obtenidos con cada cámara fueron realizadas 20 pruebas con diversos productos. Estas se realizaron como se muestra en la Figura 4.4. Se considera como valor 1 cuando la cámara consigue detectar al producto real entre los 3 mayores valores de exactitud y 0 cuando no. La gráfica comparativa se muestra en la Figura 4.5.



FIGURA 4.4: Comparación entre usos de 1 o 2 cámaras.

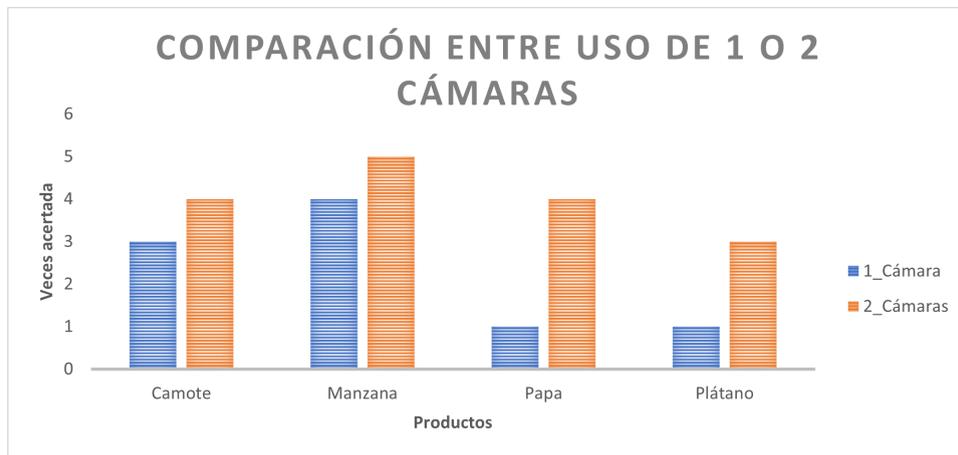


FIGURA 4.5: Gráfica de validación de 1 o 2 cámaras.

Al realizar las pruebas empíricas se puede comprobar que el uso de 2 cámaras, permite una mejor detección, siendo un 35 % más que usando solo una cámara.

Identificar el centro de los puntos de intersección usando el cálculo de FOV y ecuaciones vistas anteriormente, permite reconocer la posición óptima donde se debería colocar los productos para ser detectados por las 2 cámaras (ver punto azul en Figura IV.3(a)), al realizar los cálculos correspondientes se obtiene los valores mostrados en la Tabla 4.4, tomando el mismo punto de referencia de los puntos anteriores.

TABLA 4.4: Centro de intersección entre cámaras.

Eje	Medida
x'	17.46cm
y'	16.5cm
z'	9.78cm

Con las cámaras identificadas y su validación correspondiente de estas, se realizan pruebas empíricas para detectar si la iluminación afecta positivamente a la detección por visión computacional como se muestra en la Figura 4.6. El resultado de las pruebas se ve en la gráfica de la Figura 4.7. Además, si es que los elementos emisores de luz se usan, se debe identificar el tipo de posicionamiento, los mejores para productos como frutas o verduras son el posicionamiento frontal y trasero mostrado en la figura 4.8, la comparación entre ellos se muestra en la figura 4.9.



FIGURA 4.6: Prueba sin iluminación y con iluminación.

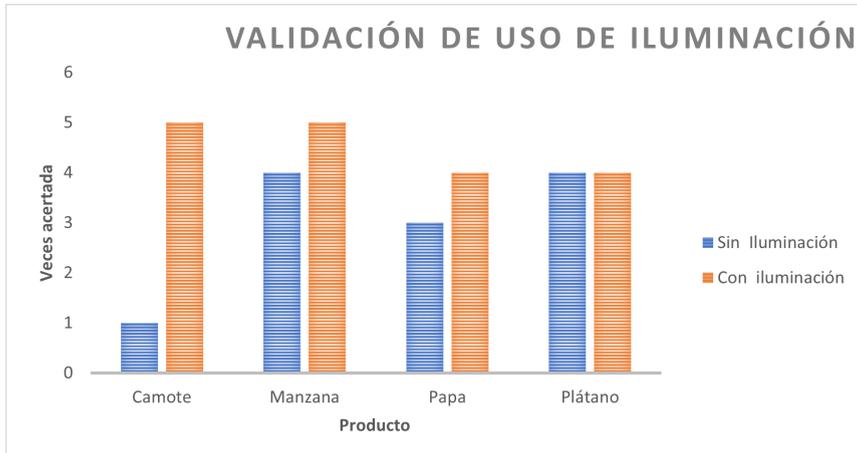


FIGURA 4.7: Validación de uso de elementos para iluminación.

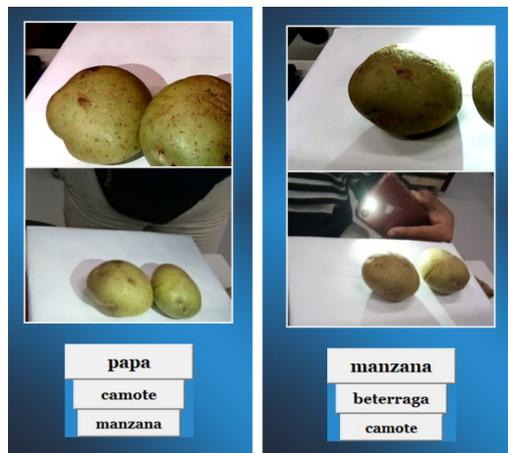


FIGURA 4.8: Posicionamiento frontal y posicionamiento posterior.

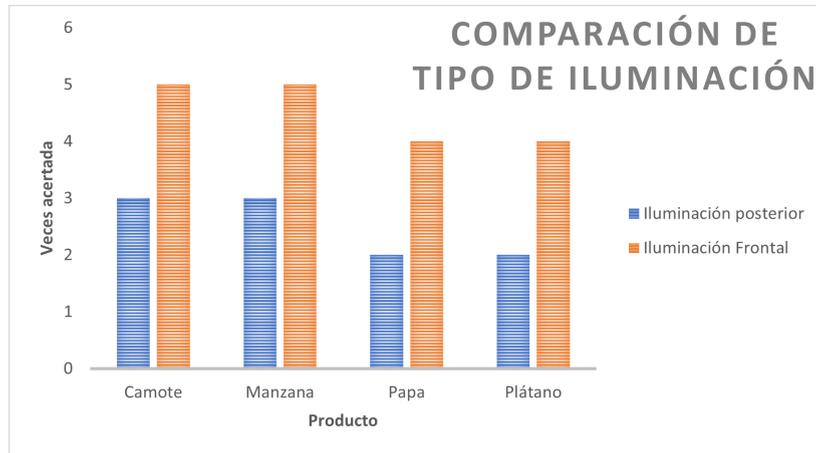


FIGURA 4.9: Comparación entre tipos de iluminación.

El uso de LEDs para iluminación permite mejorar las detecciones de diversos productos, en estas pruebas empíricas se tiene un 90 % de pruebas acertadas con la iluminación, mientras que el tipo de posicionamiento frontal identifica hasta un 40 % mejor que el posicionamiento posterior.

La visibilidad de la pantalla por parte del usuario se valida a través de un análisis geométrico con los datos de la Tabla 4.5, se toma en consideración el promedio de altura del país, el cual en Perú es de 165.3 cm. La mesa en donde debe estar apoyada es genérica con una altura entre los 90 y 125 cm.

TABLA 4.5: Medidas para hallar el ángulo de la pantalla.

Elemento	Medida
Promedio de altura peruana	165.3 cm
Altura de la mesa	107.5 cm
Altura de pantalla respecto a mesa	11 cm
Distancia desde la persona a la balanza	25 cm

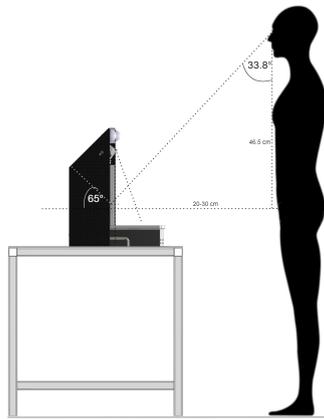


FIGURA 4.10: Ángulo de visión de persona a balanza.

El análisis geométrico tiene como resultado un ángulo de 33.8° para la persona con altura promedio respecto a la base de la balanza, también, la pantalla cuenta con una inclinación de 65° respecto a la horizontal, de esta manera se cumple con la normativa de ergonomía.

La construcción fue realizada con el material anteriormente mencionado y se le agregó una base de melamina con sus respectivos soportes para poder movilizarlo con facilidad. El resultado de la construcción de la estructura con los resultados revisados anteriormente se muestra en la Figura 4.11 o con más detalle en el anexo A. Mientras que en el anexo D se muestra la expectativa de uso de la balanza.



FIGURA 4.11: Construcción de balanza - múltiples vistas.

4.2 Pruebas del sistema de pesaje y desarrollo del circuito electrónico

El desarrollo del circuito electrónico se desarrolló en base a la celda de carga de punto único de 20 kilogramos y un módulo de acondicionamiento HX711 de 24 bits. Debido a que es necesario usar diversos periféricos como cámaras y monitor táctil, se seleccionó la placa Raspberry PI para las pruebas. Además, para realizar las conexiones de forma ordenada y tener todos los componentes necesarios en una sola tarjeta, fue diseñada una placa de circuito impreso (PCB). El esquema eléctrico se muestra en el anexo F, mientras que la placa en la Figura 4.12 y en el Anexo E.



FIGURA 4.12: PCB diseñado para las pruebas de la balanza.

La placa PCB tiene 5,71 cm de ancho y 5,58 cm de largo. Está compuesto de borneras para conectar las salidas de las galgas extensiométricas, LEDs RGB, botón y el sensor de proximidad ultrasónico, también, cuenta con un buzzer, resistores, un conector jack hembra, un transistor 2N3904 para el control de los LEDs COB y pines hembra para la conexión con el módulo HX711 y otros para la conexión con el raspberry.

Con la estructura del prototipo construida, como se muestra en el resultado anterior, se realizan las pruebas para validar el buen funcionamiento del sistema de pesaje.

El este estudio se basa en el cumplimiento de la normativa peruana indicada por el Instituto Nacional de Calidad (INACAL) para balanzas de pesar frutas, verduras y productos a granel como se vio en la metodología. Para ello se realiza la calibración correspondiente, con la ecuación referenciada en la metodología y para las pruebas de validación realizadas en esta investigación el factor de calibración es: -219490 . Esto se puede apreciar en la Figura 4.13 usando pesas patrón que suman 1.8 Kg.

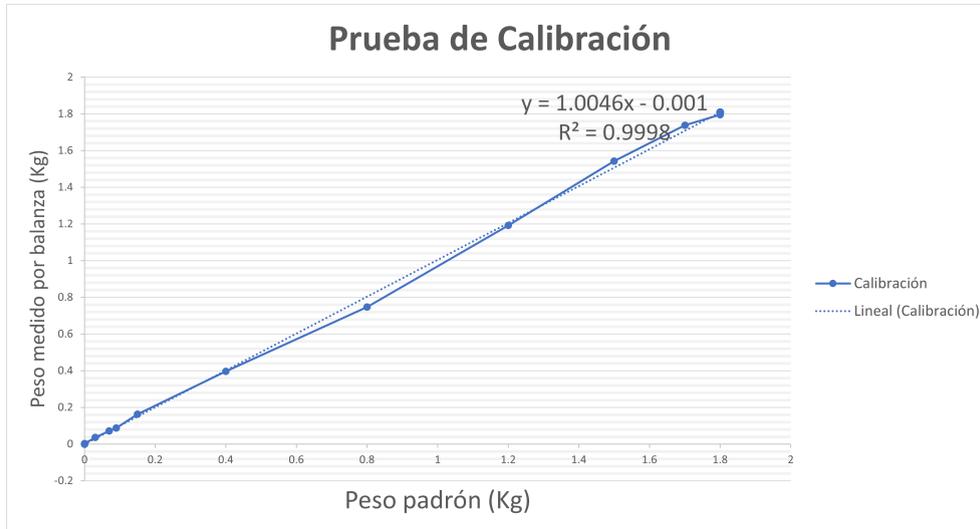


FIGURA 4.13: Prueba de calibración.

Donde R^2 cercana a 1 indica que la relación lineal es muy cercana a ser perfecta y el resultado obtenido en la calibración tiene potencial para el proyecto.

Además, se comprueba la medición usando pesas patrón de 200 gramos, para ello se usó el valor encontrado para poder convertir el valor detectado por la celda de carga en kilogramos usando la ecuación de calibración V/P que relaciona la señal del amplificador (V) con la masa del producto (P). Este valor de la calibración se mantiene constante en toda la medición de tal manera que se consigue una correcta detección del peso, el resultado se muestra en la Figura 4.14, mientras que en la Figura 4.15 el como se realizó la prueba con los pesos patrón de 200 gramos.

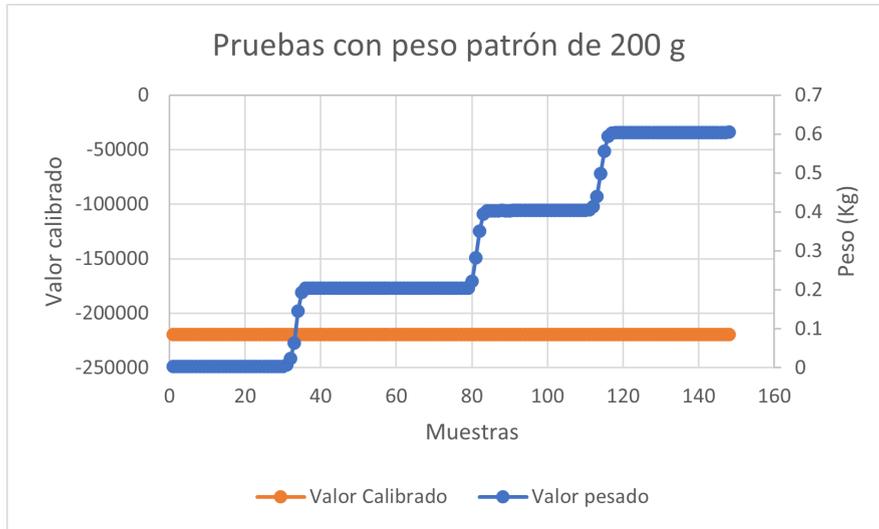


FIGURA 4.14: Medición con peso patrón de 200 gramos.



FIGURA 4.15: Prueba con pesas patrón de 200 gramos.

Posteriormente en la Figura 4.16 se evidencia la evaluación de resolución que se hizo a través de la evaluación gramo a gramo, usando unas pesas patrón, con lo que se puede demostrar que se obtiene una incertidumbre de medida menor a 5 gramos como se especifica en la normativa. Donde los dos picos que se forman son ocasionados porque al momento de colocar elementos es posible apoyar parte del dedo ligera y brevemente.

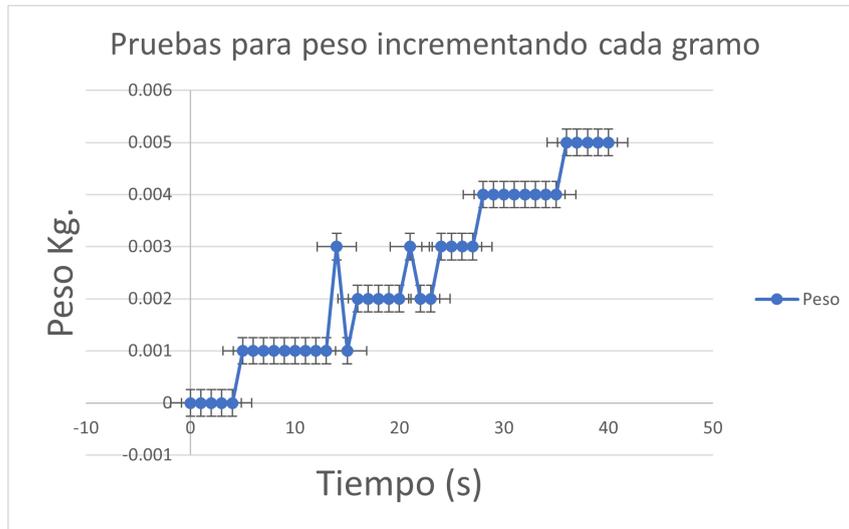


FIGURA 4.16: Prueba de pesaje incrementando cada gramo.

Además, como se observa en la Figura 4.17 se realiza la evaluación con 3 pesas patrón de 5 gramos para comprobar la resolución.

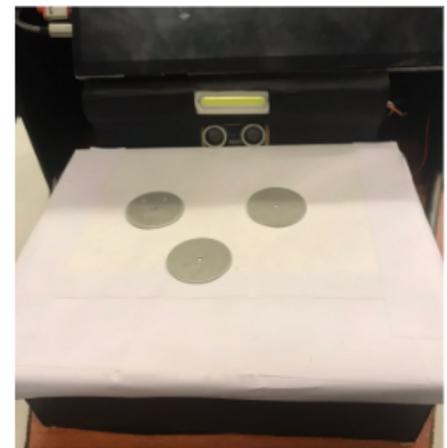


FIGURA 4.17: Prueba de pesaje incrementando cada 5 gramos.

Usando la ecuación mostrada en Ec. (2.6) se hace los cálculos para comprobar si la balanza desarrollada tiene una exactitud media. Como se estableció en la Tabla 4.1 el valor Max en la ecuación será 20 kilogramos, mientras que por las pruebas realizadas

mostradas en la Figura 4.16 se comprueba que la resolución es de menos de 5 gramos por lo que se realiza el cálculo siguiente: $n = \frac{20000g}{5g} = 4000g$.

Se usa n como *eje y* y la resolución (dg) como *eje x*, al calcular y unir los puntos se corrobora que la balanza inteligente pertenece al "Grupo III" siendo una balanzas de exactitud media como se muestra en la Figura 4.18

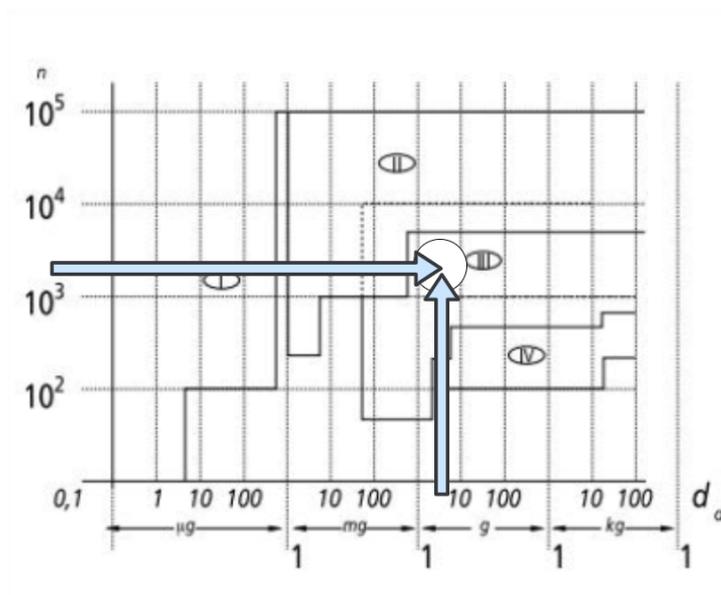


FIGURA 4.18: Grupo de exactitud de balanza.

Otra prueba que se realiza según normativa para la calibración, es probar la precisión en pruebas por repetición, por ello, se hizo la comparación usando una pesa de 1.968 kg, validada con la balanza de laboratorio. La gráfica de esta medición se muestra en la Figura 4.19 y se obtiene como resultado un desvío estándar promedio de $0.005Kg$.

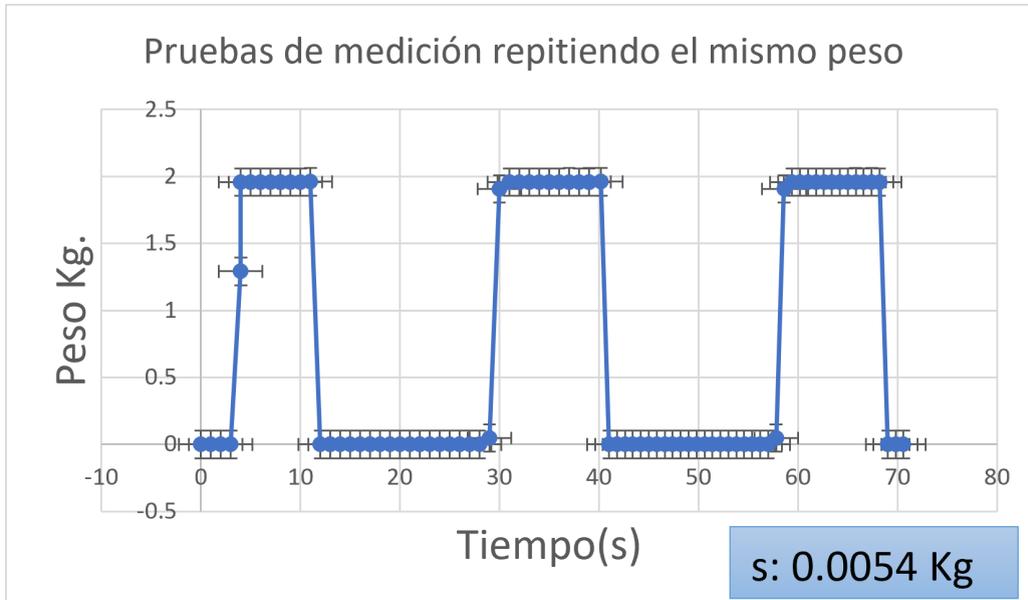


FIGURA 4.19: Prueba de pesaje por repetición.

El tiempo de respuesta, de estabilización de la señal se mejora con un algoritmo en el que se usa un rango de datos para validar el resultado desde que se coloca un producto a la balanza, la gráfica resultante se evidencia en la Figura 4.20, luego del cambio en la señal ocasionado por colocar el producto se obtiene unos datos que si cuentan con una desviación estándar cercana a la que se verifico anteriormente, indicará el peso real del producto y es lo que se muestra al cliente, el tiempo transcurrido después de colocar el producto hasta que se le muestra al cliente es menor a 4 segundos. El peso se muestra en la interfaz de usuario (ver Figura 4.21).

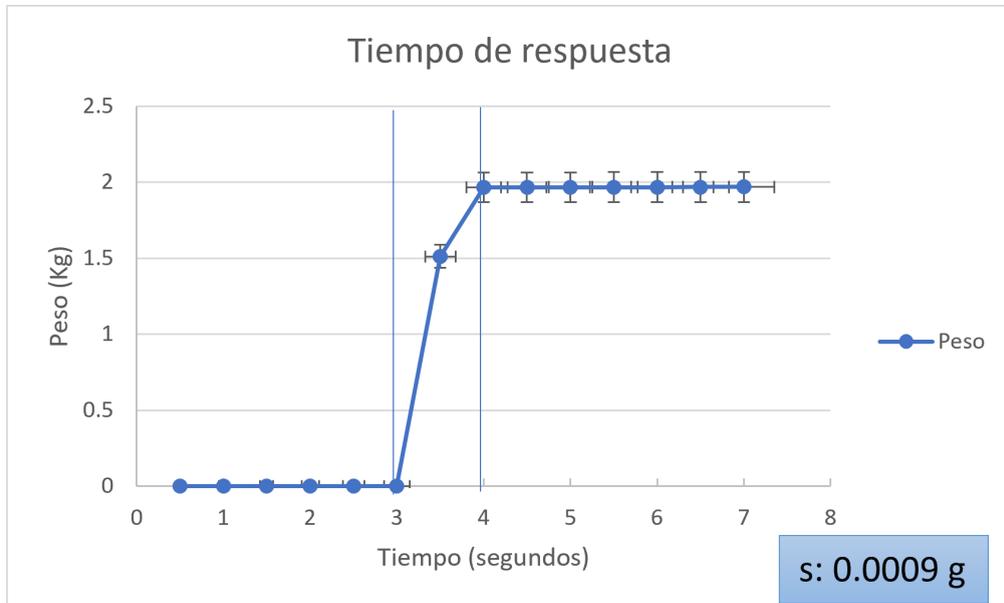


FIGURA 4.20: Prueba con mejora realizada.



FIGURA 4.21: Peso en la interfaz de usuario.

4.3 Validación del sistema de reconocimiento de productos

Se desarrolló una serie de experimentaciones para validar el sistema de detección propuesto. Estas evaluaciones consisten en detectar productos de cada clase, evaluar el comportamiento del sistema ante un producto que no forme parte de las diez clases, y detectar distintas variedades de un mismo producto como cebollas rojas y blancas y múltiples variedades de papa.

Se espera que el sistema sugiera las tres productos que cuenten con los mayores valores de exactitud. Por lo que se espera que al menos en una de estas tres opciones se encuentre el producto por detectar.

4.3.1 Detección de productos de cada clase

Se realizaron cincuenta pruebas por cada una de las clases (500 pruebas en total). Los resultados de las tres estimaciones con mayor valor de exactitud se colocaron en matrices de confusión como se observa en las figuras del Anexo G. En ellas se observa que la mayoría de los productos (8 de 10) logran ser detectados o bien como la estimación de mayor valor de exactitud o en segundo lugar de exactitud o en ambas (como es el caso de banana, papa, beterraga y camote). Cabe resaltar que debido a que es un sistema con dos cámaras, en la mayoría de los casos los mayores y segundo mayores valores de exactitud rondan entre 0.9 y 1. Por otro lado, se observa que los únicos productos que no logran acertar correctamente son limón y tomate.

Con los valores obtenidos en la matriz se pueden hallar diferentes métricas como la exactitud de cada matriz, la tasa de reconocimiento de cada producto respecto al valor de estimación y la precisión de cada clase.

TABLA 4.6: Exactitud y tasa de teconocimiento de cada una de las matrices de confusión.

Matriz	Exactitud	Tasa de Reconocimiento									
		Manzana	Banana	Limon	Zanahoria	Papa	Maíz	Beterraga	Tomate	Camote	Cebolla
MV1	0.72	92 %	100 %	0 %	98 %	100 %	100 %	100 %	18 %	100 %	8 %
MV2	0.54	36 %	100 %	0 %	0 %	100 %	0 %	100 %	18 %	94 %	92 %
MV3	0.20	60 %	0 %	38 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	8 %

En la Tabla 4.6 se observa que el primer mayor valor (matriz MV1) presenta una mayor exactitud, seguido por el segundo mayor (matriz MV2). Al utilizar dos cámaras, ambas matrices representan la mayor estimación de cada una de ellas. El tener dos cámaras ayuda a validar la estimación de un producto (en caso de que una cámara no lo detecte, la segunda lo hará). Por otro lado la tercera opción (matriz MV3) tiene una menor exactitud debido a que, en la mayoría de los casos, ya la clase deseada se encuentra como primera o segunda opción; por lo que en la tercera opción se encuentran clases predichas con valores de estimación menores a 0.1.

TABLA 4.7: Precisión de cada clase en cada matriz de confusión.

Producto	Precisión matriz 1	Precisión matriz 2	Precisión matriz 3
Manzana	0.92	0.3	0.6
Banana	1	1	0
Limon	0	0	0.38
Zanahoria	0.98	0	0
Papa	1	1	0
Maiz	1	0	0
Beterraga	1	1	0
Tomate	0.18	0.18	0
Camote	1	0.94	0
Cebolla	0.08	0.92	0.08

En la Tabla 4.7 se observa la precisión de cada clase (o producto) como primera, segunda o tercera opción. Todas las clases logran estimar por lo menos en una de las tres opciones. Sin embargo, para las clases limón y tomate la precisión que tienen es baja.

4.3.2 Evaluación de un producto fuera de clase y de distintas variedades de un mismo producto

El producto evaluado fue una palta, esta no se encuentra presente en ninguna de las clases por lo que se observa que clase logra estimar la red. Por otro lado, también se realizaron dos experimentaciones adicionales las cuales consisten en que la red logre detectar la clase con múltiples variaciones como diferentes tipos de cebollas o manzanas. Para esta experimentación se escoge un grupo de cebollas rojas y blancas así como un grupo de diferentes variedades de papa.

En las figuras del Anexo H se observa las clases que se estimaron como primera, segunda y tercera opción. Para el producto que no pertenece a ninguna clase, el sistema estima que es o bien un limón o una beterraga. Por otro lado, el sistema logra detectar con gran precisión las cebollas en sus diferentes variedades tal como se observa en la Tabla 4.8. En la misma tabla se observa que lo opuesto sucede al evaluar las variedades de papas, el modelo no logra detectarlas y los confunde con beterragas o camotes.

TABLA 4.8: Tasa de reconocimiento de las matrices de confusión.

Matriz	Cebolla Roja	Papas Varias
ME1	100 %	0 %
ME2	100 %	0 %
ME3	0 %	0 %

4.4 Algoritmo para sistema de recomendación e interfaz de usuario

El sistema de recomendación se ha basado en la popularidad de algún producto para los usuarios nuevos, o en la similitud de los gustos de productos entre las personas que ya han usado la balanza, lo que se conoce como sistema por colaboración. En el interfaz de usuario se creó una sección donde se coloca la recomendación de estos productos. Para un trabajo óptimo se envían los datos recogidos a un servidor online, teniendo en cuenta el envío de datos entre secciones del programa (ver Figura 3.17), el cual permite que se guarde en un software para su posterior análisis.

Para las pruebas se creó una base de datos con 10 usuarios y 10 productos (ver anexo I). Los datos son procesados y recolectados con los que se puede identificar los productos más veces han sido comprados y también aquellos que más usuarios buscan. En la Figura 4.22 se observan los ratings de la base de datos modelada de la cual se obtiene que la manzana y la cebolla son los dos elementos que más veces diferentes usuarios han comprado, por lo que se estarán recomendando a nuevos usuarios. Siendo parte del algoritmo de recomendación por popularidad, solucionando el problema del arranque en frío que puede tener el algoritmo de recomendación por colaboración.

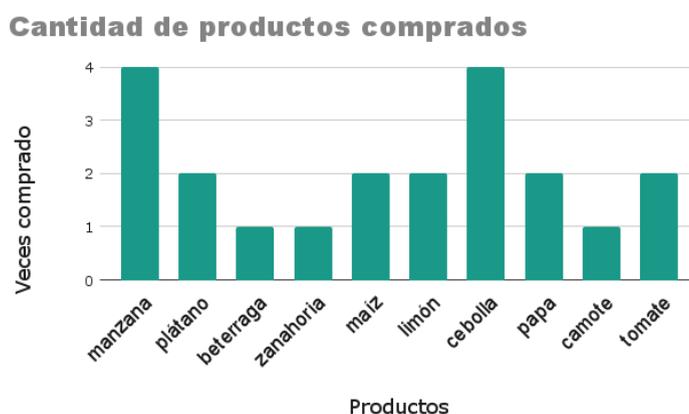


FIGURA 4.22: Cantidad de productos comprados.

Para conocer la similitud entre los usuarios dependiendo los productos que han comprado anteriormente, se usa el algoritmo de similitud del coseno, donde la matriz resultante se muestra en la Figura 4.23.

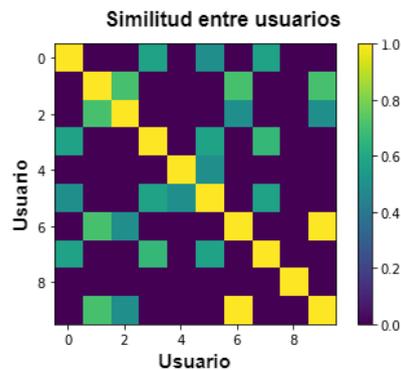


FIGURA 4.23: Matriz de similitud entre usuarios.

La matriz mostrada es una comparativa entre los mismos usuarios, donde el valor cercano a 1 (sombreado de amarillo) indica que los usuarios han tenido exactamente las mismas compras de productos. Por ello la línea diagonal media es de valor 1, porque es la comparación entre un usuario consigo mismo. Si un usuario y otro son similares respecto a productos comprados, los valores serán mayores a 0.5. Para una mejor comprensión del funcionamiento del sistema de recomendación, en la Figura 4.24 se puede apreciar que si un Usuario A adquiere productos similares a un Usuario B, al Usuario A se le recomendará productos que el Usuario B ha comprado pero aún el Usuario A no.

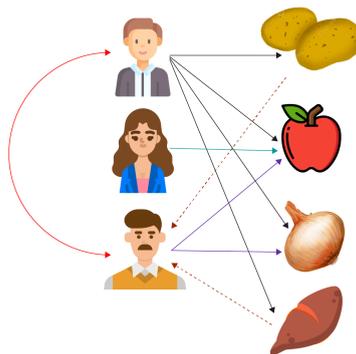


FIGURA 4.24: Funcionamiento de sistema de recomendación por colaboración.

Un ejemplo del funcionamiento del sistema de recomendación se ve en Figura 4.25, donde se verifica que un usuario ha comprado exactamente lo mismo que otro porque la similitud entre ellos es de 1. Mientras que con otros usuarios es cercana a 1 porque compró productos similares a ellos.

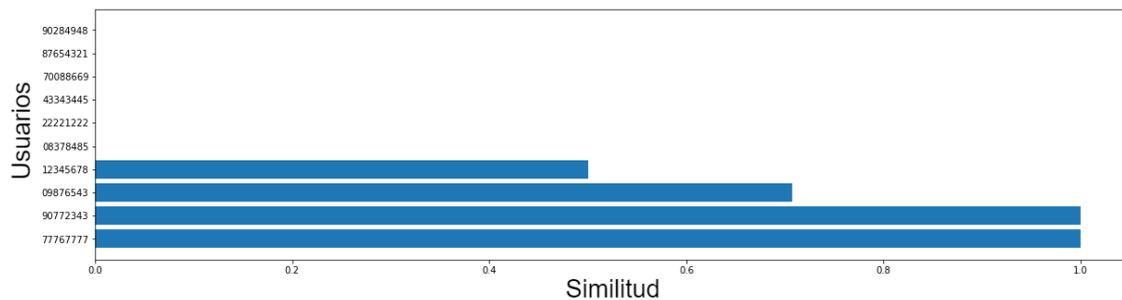


FIGURA 4.25: Prueba de similitud para un usuario.

Luego de verificar con el algoritmo que el usuario más similar tenga algún producto que el usuario a evaluar aún no ha comprado, se muestra en el producto recomendado en interfaz de usuario. La cual está compuesta por dos ventanas y diversas secciones (ver Figuras 4.26 y 4.27).



FIGURA 4.26: Interfaz de usuario: Ventana inicial.



FIGURA 4.27: Interfaz de usuario: Segunda Ventana.

En la primera ventana se incluye un instructivo simple y un teclado numérico para el ingreso del documento de identificación.

Al pasar a la siguiente ventana se muestran las siguientes secciones:

1. DNI, fecha y hora
2. Botones para calibración, lista de productos seleccionados y cierre de sesión
3. Sección de fotograma de cámaras
4. Los 3 productos con mayor porcentaje de exactitud detectado
5. Valor del pesaje y botón para detección de peso
6. Código QR para pago o Lista de producto con precio calculado
7. Producto recomendado luego de algoritmo

Cabe aclarar que la lista de producto con precio calculado se oculta luego de unos segundos y cuando la persona selecciona pagar producto por QR.

Por otro lado, la programación realizada también permite la interacción con el usuario fuera de la pantalla, por lo que si el sensor de distancia no ha detectado a nadie cerca, la pantalla y los LEDs RGB se apagan. Al acercarse una persona aumenta el brillo de la pantalla y los LEDs RGB cambian de color a verde, si la persona a colocado su producto y este ha sido tasado correctamente los LEDs RGB cambian a azul, mientras que se emite un sonido. Sin embargo, si hubo algun error en la medición o detección se muestra los LEDs RGB de color rojo y con un mensaje en la pantalla que pide colocar nuevamente el producto en diferente ángulo y no manipularlo mientras se realiza el pesaje. Los diversos modos de funcionamiento se pueden ver en el anexo J

CONCLUSIONES

- Esta investigación desarrolla e implementa un sistema mecatrónico inteligente con expectativa de ser usado para el autoservicio en los supermercados y con la capacidad de poder realizar el proceso de pesaje, reconocimiento a través de visión computacional y tasación.
- La estructura diseñada permite el uso de dos cámaras posicionadas con dirección al centro del plato de pesaje. Además, se le agrega luces LED con un posicionamiento frontal lo que, según los resultados obtenidos, permite una detección acertada del producto en el 90 % de pruebas realizadas. Por otro lado, la estructura cumple con la normativa de ergonomía para brindarle al usuario accesibilidad hacia el monitor. También, se cumple con la rigidez y el equilibrio de la estructura, el cual mejora usando una base, en este caso de melamina, para su fácil traslado y mantener todos los componentes en un solo cuerpo.
- Los diez productos evaluados en esta investigación logran ser detectados (en la mayoría de los casos) como primera o segunda opción. Esto es debido al uso de dos cámaras en vez de una, lo que facilita la detección del producto ya sea para validar el mismo o en caso que una cámara de un falso positivo la otra se encargará de corregirlo. La iluminación también involucra un factor importante al momento de determinar el tipo de producto a pesar, dentro de las experimentaciones se determinó que con iluminación las posibilidades de ser detectado aumentan. Finalmente, al momento de evaluar el sistema a diferentes situaciones, en la mayoría de los casos logra responder de manera adecuada.
- La balanza desarrollada con el uso de la celda de carga de punto único y el módulo de acondicionamiento de 24 bits permite tener una división de escala menor a 5 gramos, logrando cumplir con la normativa peruana y obteniendo una balanza de exactitud media (grupo III normativa internacional). Las pruebas con pesas patrón

muestran que con calibración realizada en la investigación el coeficiente de determinación es de 0.9998. Además, las pruebas de repetición permitieron verificar que el pesaje tiene una desviación estándar promedio de 0.005 gramos.

- El algoritmo desarrollado permite aprender de los gustos del usuario guardando los datos en una base de datos online, siendo relacionados los unos con los otros para poder detectar similitud entre los productos adquiridos por ellos y también conocer la popularidad de algún producto, de esta manera recomendar de forma personalizada algún producto al usuario que use la balanza.

RECOMENDACIONES

Se plantean las siguientes recomendaciones:

- Los soportes para la celda de carga, tienen que ser rígidos, de preferencia algún tipo de metal para que no se flexione al momento de colocar productos pesados, pues si el platillo o los soportes de la celda lo hacen, el valor medido tiende a regresar a 0 y no permite que se detecte el peso real del producto.
- Se recomienda evitar sobrepasar el máximo peso que puede cargar la celda de carga, porque ocasionaría una deformación que no se podría corregir y fallaría las mediciones.
- El uso de un Raspberry permite que se puedan usar diversos periféricos como luces, pantallas HDMI y múltiples cámaras. Además, debido a que para esta investigación no se contempla un dispositivo portátil, se aprovecha la toma de corriente que el dispositivo tiene. Sin embargo, para incrementar los productos a detectar se considera que para futuros trabajos se pueda implementar este proyecto con el uso de una tarjeta especializada en visión computacional.

- Usar una tarjeta PCB para las conexiones de los componentes permite tener un orden y optimizar el espacio dentro de la balanza.
- El sistema de recomendación se puede mejorar usando una base de datos real, con gran cantidad de usuarios, además de trabajar con software de pago como FireBase de Google.
- Para trabajos futuros se deberá mejorar la red neuronal para que sea ampliada a más productos, además se deberá contemplar la posibilidad de que pueda detectar variedades de un mismo producto y productos frescos en bolsa.
- También se recomienda para trabajos futuros contar con una red neuronal que, a imagen de otros sistemas de autoservicio, logre detectar fallas al momento de pesar o cuando el usuario intente pasar un producto distinto por otro.
- Se recomienda como trabajo futuro generar un sistema que actualice diariamente el precio por kilo de cada uno de los productos, para que se pueda realizar el cálculo del costo total y este pueda ser visualizado en la interfaz y dar inicio a la finalización de la compra.
- Es posible usar un actuador para generar un movimiento de giro ya sea en la cámara o en el plato de pesaje para poder capturar imágenes de un producto nuevo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] A. Pruyn and A. Smidts, “Effects of waiting on the satisfaction with the service: Beyond objective time measures,” *International journal of research in marketing*, vol. 15, no. 4, pp. 321–334, 1998.
- [2] L. Morgan, “Las tareas y las responsabilidades de un cajero de supermercado,” 2017. [Online]. Available: <https://es.scribd.com/document/512159760/Las-Tareas-y-Las-Responsabilidades-de-Un-Cajero-de-Supermercado>
- [3] L. V. Alania Osorio, “Aplicación de la teoría de colas en la atención de clientes en los cajeros de supermercados vivanda tienda de benavides–lima.” 2018.
- [4] P. H. Luque *et al.*, “Propuesta de mejora en los tiempos de espera en las filas de los supermercados.” Master’s thesis, 2016.
- [5] J. D. Chica Llamas and J. I. Zapata Márquez, “Modelo de simulación para la evaluación del impacto de las políticas de pesaje, personal polivalente y cajas rápidas en el rendimiento operacional de empresas minorista: caso megatiendas express-sector prado,” 2012.
- [6] M. Palm, *Technologies of consumer labor: a history of self-service*. Routledge, 2016.
- [7] R. C. Carrillo Guerrero, “Manual de canales de distribución del Perú,” 2017.
- [8] T. B. Ivergard, “An ergonomics study of the check-out system for self-service shops in sweden,” Ph.D. dissertation, Loughborough University, 1972.
- [9] F. Gosso, *Hiper satisfacción del cliente*. Panorama editorial, 2008.

- [10] C. J. Du and D. W. Sun, "Recent developments in the applications of image processing techniques for food quality evaluation," *Trends in food science & technology*, vol. 15, no. 5, pp. 230–249, 2004.
- [11] E. B. Utrera Sust and A. J. Simón Cuevas, "Sistemas de recomendación semánticos: Una revisión del estado del arte," *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, vol. 11, no. 2, pp. 189–206, 2017.
- [12] X. Zhang and H. Wang, "Study on recommender systems for business-to-business electronic commerce," *Communications of the IIMA*, vol. 5, no. 4, p. 8, 2005.
- [13] M. Saenz, "Familias consumen más productos a granel para reducir su compra diaria," *RPP*, 2022. [Online]. Available: <https://rpp.pe/economia/economia/familias-consumen-mas-productos-a-granel-para-reducir-su-compra-diaria-noticia-1408466>
- [14] M. R. Hernández and L. C. Aguirre, "Efectos del conflicto rusia-ucrania."
- [15] J. D. Díaz Martín, A. M. Lozano Aguilar, P. A. Restrepo Guerrero *et al.*, "Modelo de negocio basado en la comercialización de productos a granel con un enfoque sostenible en la ciudad de bogotá," Master's thesis, Maestría en Gerencia de Proyectos, 2021.
- [16] P. Underhill, "Por qué compramos," *Gestión*, p. 266, 2000.
- [17] P. Duarte, S. C. Silva, M. A. Linardi, and B. Novais, "Understanding the implementation of retail self-service check-out technologies using necessary condition analysis," *International Journal of Retail & Distribution Management*, vol. 50, no. 13, pp. 140–163, 2022.
- [18] N. Mahajan, N. Bhosale, and M. Khatape, "Study of weight measurement system using pic microcontroller," *International Journal of Advanced Scientific and Technical Research*, vol. 4, no. 4, p. 13, 2014.
- [19] A. P. Catalán Sánchez, "Plan de comunicación consum cero residuo," 2020.

- [20] S. Owen, B. E. Friedman, R. Anil, and T. Dunning, *Mahout in action*. Simon and Schuster, 2011.
- [21] Indecopi, “Norma metrológica peruana NMP 003,” 2009. [Online]. Available: <https://www.gob.pe/institucion/inacal/normas-legales/1503694-001-2009-snm-indecopi>
- [22] G. Rodríguez Rodríguez, A. Hernández González, A. López Llanusa, and J. Ramírez Beltrán, “Sistema para la medición de deformación usando galgas extensiométricas metálicas,” *Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones*, vol. 37, no. 1, pp. 80–93, 2016.
- [23] P. E. Otero Valladares, “Diseño y construcción de una balanza electrónica con una interfaz gráfica para visualización,” Bachelor thesis, Escuela Politécnica Nacional de Quito, 2007.
- [24] D. V. Bayona Rijalba, “Implementación de un aplicativo móvil para la automatización de la toma de datos de pesaje para la empresa pesquera terranova sac,” Bachelor thesis, Universidad Nacional de Piura, 2020.
- [25] F. Costa, M. Fineschi, and G. Lavigna, “Balanza electrónica,” Bachelor thesis, Instituto Tecnológico de Buenos Aires, 2011.
- [26] D. A. Silva Pico, “Prototipo electrónico de una báscula ganadera.”
- [27] R. H. Uriol Cabrera, “Diseño de un sistema de adquisición de datos para una celda de carga dentro del proceso de pesaje dinámico,” 2013.
- [28] C. Díaz, “Determinar la estimación de la deriva de la balanza mediante el método lineal en control cargo internacional sa de cv,” 2019.
- [29] R. S. Jadhav and S. Patil, “A fruit quality management system based on image processing,” *IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering (IOSR-JECE)*, vol. 8, no. 6, pp. 01–05, 2013.

- [30] H. M. T. Abbas, U. Shakoor, M. J. Khan, M. Ahmed, and K. Khurshid, “Automated sorting and grading of agricultural products based on image processing,” in *2019 8th International Conference on Information and Communication Technologies (ICICT)*. IEEE, 2019, pp. 78–81.
- [31] G. Feng and C. Qixin, “Study on color image processing based intelligent fruit sorting system,” in *Fifth World Congress on Intelligent Control and Automation (IEEE Cat. No. 04EX788)*, vol. 6. IEEE, 2004, pp. 4802–4805.
- [32] N. B. A. Mustafa, S. K. Ahmed, Z. Ali, W. B. Yit, A. A. Z. Abidin, and Z. A. M. Sharrif, “Agricultural produce sorting and grading using support vector machines and fuzzy logic,” in *2009 IEEE international conference on signal and image processing applications*. IEEE, 2009, pp. 391–396.
- [33] D. Miyagi, “Sales data processing equipment and programs,” 11 2022. [Online]. Available: <http://www.google.it/patents/JP7177226B2>
- [34] I. Toshiba Global Commerce Solutions, “Toshiba sistema autoservicio system 7,” Brochure, 2020.
- [35] C. Martinez. (2023) Así han evolucionado los formatos de supermercados y estos son los principales jugadores en el Perú. [Online]. Available: <https://shorturl.at/fOWPx>
- [36] H. R. Jenemann and E. Robens, “Indicator system and suspension of the old Egyptian scales,” *Thermochimica Acta*, vol. 152, no. 1, pp. 249–258, 1989.
- [37] M. Carrascal-Morillo, C. García-García, and C. Bernal-Guerrero, “Dispositivos que propulsaron la evolución de la balanza.” *Revista Iberoamericana de Ingeniería Mecánica*, vol. 25, no. 2, 2021.
- [38] F. Rodríguez Martorell, J. Ruíz de Arbulo, and I. Montero Ruiz, “Un aequipondium de peso excepcional y la balanza pública del puerto de Tarraco,” 2016.

- [39] L. C. Barón Gutierrez, M. A. Correa Paez, M. P. Garzón Durán, M. C. Garzón Hortúa *et al.*, “Diseño de un dinamómetro que permita la medición, registro y almacenamiento de datos para fuerza de agarre,” *Pontificia Universidad Javeriana*, 2020.
- [40] E. Rodriguez Matos, “Propuesta de diseño de un dinamómetro para medir el momento de patinaje del embrague de fricción del ventilador del tanque t-55,” B.S. thesis, Universidad de Holguín, Facultad de Ingeniería, Departamento de Ingeniería, 2018.
- [41] D. P. Collantes, *Electrónica: del pasado al presente*. Universidad de Salamanca, 2011.
- [42] J. A. A. Palacio, J. B. D. Duarte, N. Q. Peña, and E. P. Orduz, “Prototipo de balanza electrónica con comunicación al pc, aplicada a la realización de gráficos de control,” *Revista UIS Ingenierías*, vol. 3, no. 2, pp. 127–136, 2004.
- [43] D. Aguinaga and J. L. Martín, “Implementación y mantenimiento de un sistema de gestión de calidad basado en la norma ISO/IEC 17025 a los laboratorios de la dirección de metrología del instituto nacional de calidad (INACAL),” 2019.
- [44] J.-M. Gabastou *et al.*, “Manual de mantenimiento para equipo de laboratorio,” *Documentos Técnicos. Tecnologías Esenciales de Salud; THS/EV-2005/007*, 2005.
- [45] Kern, “Balanza para la industria alimentaria,” 2017. [Online]. Available: <https://www.kern-sohn.com/data/zusatzseiten/downloads/z-pgfood-es-kp.pdf>
- [46] M. J. Hoffman de Senna, “Metrología legal,” in *Metrolgía Vol. 1*, R. P. Costa-Félix and A. Bernardes, Eds. Rio de Janeiro: Brasport, 2017, ch. 10, p. 193.
- [47] INACAL, “Disponen el control metrológico de balanzas utilizadas en transacciones comerciales,” 2018. [Online]. Available: <https://www.gob.pe/institucion/inacal/normas-legales/1503732-006-2018-inacal-dm>

- [48] G. Castillo Lopez, F. Garcia Sanchez, C. Lopez Taboada, and C. Pedraza Rodriguez, “Resistencia de materiales,” 2014.
- [49] R. Lockhat, “Physics: Wheatstone bridge,” *Southern African Journal of Anaesthesia and Analgesia*, vol. 26, no. 6, pp. S100–101, 2020.
- [50] K. Hoffmann, *Applying the wheatstone bridge circuit*. HBM Germany, 1974.
- [51] Y.-J. Li, Y.-N. Yang, H.-J. Zhang, C.-D. Xue, D.-P. Zeng, T. Cao, and K.-R. Qin, “A microfluidic micropipette aspiration device to study single-cell mechanics inspired by the principle of wheatstone bridge,” *Micromachines*, vol. 10, no. 2, p. 131, 2019.
- [52] N. Mahajan, N. Bhosale, and M. Khatape, “Study of weight measurement system using pic microcontroller,” *Int. J. Adv. Sci. Tech. Res*, vol. 4, pp. 171–183, 2014.
- [53] J. A. Garcia Gonzales, “Diseño y construcción de un sistema medidor de fuerzas y su aplicación en el diseño de montajes didácticos,” Bachelor thesis, Universidad de Zaragoza, 2016.
- [54] C. K. Alexander and M. N. O. Sadiku, *Fundamentals of Electric Circuits*, 5th ed. McGraw-Hill, 2012.
- [55] L. N. Robert L. Boylestad, *Electronics: Circuit Theory and Electronic Devices*, 10th ed. Pearson, 2009.
- [56] P. A. Laplante, *Comprehensive dictionary of electrical engineering*. CRC Press, 2018.
- [57] R. F. Coughlin, F. F. Driscoll, and G. A. Flores, *Amplificadores operacionales y circuitos integrados lineales*. Prentice Hall, 1999, vol. 5.
- [58] T. Kugelstadt, “Getting the most out of your instrumentation amplifier design,” *SAT*, vol. 1, no. 2, p. 2, 2005.

- [59] J. I. Huircán, “Conversores análogo-digital y digital-análogo: Conceptos básicos,” *Recuperado el*, vol. 28, 2007.
- [60] A. H. Lutfiyanto, “Design and build an automatic vehicle door using an ultrasonic sensor HC-SR04 as a height gauge and a load cell sensor equipped with an HX711 as a weight meter based on the arduino mega 2560,” Ph.D. dissertation, undip, 2018.
- [61] P. Hertzog and A. Swart, “Cost-effective and innovative test jig for fishing-bait release mechanisms attached to drones,” pp. 119–135, 04 2020.
- [62] S. Al-Mutlaq and A. Wende, “Load cell amplifier hx711 breakout hookup guide,” *Retrieved from Sparkfun Start Something website: <https://learn.sparkfun.com/tutorials/load-cell-amplifier-hx711-breakouthookupguide/introduction>*, 2016.
- [63] J. I. García, *Fundamentos del diseño mecánico*. Universidad del Valle, 2004.
- [64] M. M. Stephens, “Dymac digital electronic balance,” Los Alamos Scientific Lab., Tech. Rep., 1980.
- [65] E. García, “Visión artificial,” *FUOC Fundació para la Universitat Oberta de Catalunya*, 2012.
- [66] V. VDI, “2225 blatt 1: Design engineering methodics-engineering design at optimum cost-simplified calculation of costs,” 1997.
- [67] A. S. Olagoke, H. Ibrahim, and S. S. Teoh, “Literature survey on multi-camera system and its application,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 172 892–172 922, 2020.
- [68] G. González-Valerio, D. Caballo Méndez *et al.*, “Técnica fotográfica: aprendiendo a manejar la cámara réflex.” 2014.
- [69] C. Vilca Huamani, “Diseño e implementación de sistema de visión artificial con una cámara de escaneo lineal para la inspección de etiquetas en envases cilíndricos,” Ph.D. dissertation, Universidad Católica de Santa María, 2019.

- [70] L. E. Sucar and G. Gómez, “Visión computacional,” *Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica. Puebla, México*, 2011.
- [71] W. Liu, F. Li, C. Jing, Y. Wan, B. Su, and M. Helali, “Recognition and location of typical automotive parts based on the rgb-d camera,” *Complex & Intelligent Systems*, vol. 7, no. 4, pp. 1759–1765, 2021.
- [72] P. González, *Guía básica de conceptos de óptica geométrica*. Sevilla: ES Ingenieros-Universidad de Sevilla, 2006.
- [73] W. A. Cahyadi, Y. H. Chung, Z. Ghassemlooy, and N. B. Hassan, “Optical camera communications: principles, modulations, potential and challenges,” *Electronics*, vol. 9, no. 9, p. 1339, 2020.
- [74] J. Rodríguez-Quiñonez, O. Sergiyenko, W. Flores-Fuentes, M. Rivas-Lopez, D. Hernandez-Balbuena, R. Rascón, and P. Mercorelli, “Improve a 3d distance measurement accuracy in stereo vision systems using optimization methods’ approach,” *Opto-Electronics Review*, vol. 25, no. 1, pp. 24–32, 2017.
- [75] E. Dandil and K. K. ÇEVİK, “Computer vision based distance measurement system using stereo camera view,” in *2019 3rd International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*. IEEE, 2019, pp. 1–4.
- [76] D. Martin, “A practical guide to machine vision lighting,” *Midwest Sales and Support Manager, Adv Illum2007*, pp. 1–3, 2007.
- [77] I. Herrero, “Iluminación para las aplicaciones de visión artificial,” 2005.
- [78] A. Bhargava and A. Bansal, “Fruits and vegetables quality evaluation using computer vision: A review,” *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, vol. 33, no. 3, pp. 243–257, 2021.

- [79] D. Ireri, E. Belal, C. Okinda, N. Makange, and C. Ji, “A computer vision system for defect discrimination and grading in tomatoes using machine learning and image processing,” *Artificial Intelligence in Agriculture*, vol. 2, pp. 28–37, 2019.
- [80] P. N. Constante Prócel and A. M. Gordón Garcés, “Diseño e implementación de un sistema de visión artificial para clasificación de al menos tres tipos de frutas,” Master’s thesis, Quito, 2015., 2015.
- [81] J. Chai, H. Zeng, A. Li, and E. W. Ngai, “Deep learning in computer vision: A critical review of emerging techniques and application scenarios,” *Machine Learning with Applications*, vol. 6, p. 100134, 2021.
- [82] B. Jähne and H. Haußecker, *Computer vision and applications*. Arba Minch University, 2000.
- [83] H. S. El-Mesery, H. Mao, and A. E.-F. Abomohra, “Applications of non-destructive technologies for agricultural and food products quality inspection,” *Sensors*, vol. 19, no. 4, p. 846, 2019.
- [84] Y. Guo, Y. Liu, A. Oerlemans, S. Lao, S. Wu, and M. S. Lew, “Deep learning for visual understanding: A review,” *Neurocomputing*, vol. 187, pp. 27–48, 2016.
- [85] Z. Li, F. Liu, W. Yang, S. Peng, and J. Zhou, “A survey of convolutional neural networks: analysis, applications, and prospects,” *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 2021.
- [86] K. O’Shea and R. Nash, “An introduction to convolutional neural networks,” *arXiv preprint arXiv:1511.08458*, 2015.
- [87] V. H. Phung and E. J. Rhee, “A high-accuracy model average ensemble of convolutional neural networks for classification of cloud image patches on small datasets,” *Applied Sciences*, vol. 9, no. 21, p. 4500, 2019.

- [88] S. Albawi, T. A. Mohammed, and S. Al-Zawi, "Understanding of a convolutional neural network," in *2017 international conference on engineering and technology (ICET)*. Ieee, 2017, pp. 1–6.
- [89] J. Murphy, "An overview of convolutional neural network architectures for deep learning," *Microway Inc*, pp. 1–22, 2016.
- [90] M. Carranza-García, J. Torres-Mateo, P. Lara-Benítez, and J. García-Gutiérrez, "On the performance of one-stage and two-stage object detectors in autonomous vehicles using camera data," *Remote Sensing*, vol. 13, no. 1, p. 89, 2020.
- [91] Z. Li, C. Peng, G. Yu, X. Zhang, Y. Deng, and J. Sun, "Light-head r-cnn: In defense of two-stage object detector," *arXiv preprint arXiv:1711.07264*, 2017.
- [92] S. M. Abbas and S. N. Singh, "Region-based object detection and classification using faster r-cnn," in *2018 4th International Conference on Computational Intelligence & Communication Technology (CICT)*. IEEE, 2018, pp. 1–6.
- [93] R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, and J. Malik, "Region-based convolutional networks for accurate object detection and segmentation," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 38, no. 1, pp. 142–158, 2015.
- [94] R. Girshick, "Fast R-CNN," in *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, 2015, pp. 1440–1448.
- [95] L. Du, R. Zhang, and X. Wang, "Overview of two-stage object detection algorithms," in *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1544, no. 1. IOP Publishing, 2020, p. 012033.
- [96] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998.

- [97] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, “Imagenet classification with deep convolutional neural networks,” *Advances in neural information processing systems*, vol. 25, 2012.
- [98] C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke, and A. Rabinovich, “Going deeper with convolutions,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2015, pp. 1–9.
- [99] C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, and Z. Wojna, “Rethinking the inception architecture for computer vision,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016, pp. 2818–2826.
- [100] M.-C. Li, L. Sharma, and S.-L. Wu, “Enhance object detection capability with the object relation,” in *Pervasive Systems, Algorithms and Networks: 16th International Symposium, I-SPAN 2019, Naples, Italy, September 16-20, 2019, Proceedings 16*. Springer, 2019, pp. 275–282.
- [101] A. Fischer and C. Igel, “An introduction to restricted boltzmann machines,” in *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications: 17th Iberoamerican Congress, CIARP 2012, Buenos Aires, Argentina, September 3-6, 2012. Proceedings 17*. Springer, 2012, pp. 14–36.
- [102] G. E. Hinton, T. J. Sejnowski *et al.*, “Learning and relearning in boltzmann machines,” *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition*, vol. 1, no. 282-317, p. 2, 1986.
- [103] S. K. Kim, P. L. McMahon, and K. Olukotun, “A large-scale architecture for restricted boltzmann machines,” in *2010 18th IEEE Annual International Symposium on Field-Programmable Custom Computing Machines*. IEEE, 2010, pp. 201–208.

- [104] M. A. Carreira-Perpinan and G. Hinton, “On contrastive divergence learning,” in *International workshop on artificial intelligence and statistics*. PMLR, 2005, pp. 33–40.
- [105] Y. Chu, X. Zhao, Y. Zou, W. Xu, J. Han, and Y. Zhao, “A decoding scheme for incomplete motor imagery eeg with deep belief network,” *Frontiers in neuroscience*, vol. 12, p. 680, 2018.
- [106] G. E. Hinton, “A practical guide to training restricted boltzmann machines,” in *Neural Networks: Tricks of the Trade: Second Edition*. Springer, 2012, pp. 599–619.
- [107] S. Shamsirband, T. Rabczuk, and K.-W. Chau, “A survey of deep learning techniques: application in wind and solar energy resources,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 164 650–164 666, 2019.
- [108] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. Williams *et al.*, “Learning internal representations by error propagation,” 1985.
- [109] M. Sewak, S. K. Sahay, and H. Rathore, “An overview of deep learning architecture of deep neural networks and autoencoders,” *Journal of Computational and Theoretical Nanoscience*, vol. 17, no. 1, pp. 182–188, 2020.
- [110] C. S. N. Pathirage, J. Li, L. Li, H. Hao, W. Liu, and P. Ni, “Structural damage identification based on autoencoder neural networks and deep learning,” *Engineering structures*, vol. 172, pp. 13–28, 2018.
- [111] K. A. Alaghbari, H.-S. Lim, M. H. M. Saad, and Y. S. Yong, “Deep autoencoder-based integrated model for anomaly detection and efficient feature extraction in iot networks,” *IoT*, vol. 4, no. 3, pp. 345–365, 2023.

- [112] P. Vincent, H. Larochelle, Y. Bengio, and P.-A. Manzagol, “Extracting and composing robust features with denoising autoencoders,” in *Proceedings of the 25th international conference on Machine learning*, 2008, pp. 1096–1103.
- [113] S. Rifai, G. Mesnil, P. Vincent, X. Muller, Y. Bengio, Y. Dauphin, and X. Glorot, “Higher order contractive auto-encoder,” in *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases: European Conference, ECML PKDD 2011, Athens, Greece, September 5-9, 2011, Proceedings, Part II 22*. Springer, 2011, pp. 645–660.
- [114] A. Wagner, J. Wright, A. Ganesh, Z. Zhou, H. Mobahi, and Y. Ma, “Toward a practical face recognition system: Robust alignment and illumination by sparse representation,” *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 34, no. 2, pp. 372–386, 2011.
- [115] X. Sun, N. M. Nasrabadi, and T. D. Tran, “Supervised deep sparse coding networks for image classification,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 29, pp. 405–418, 2019.
- [116] H. Ko, S. Lee, Y. Park, and A. Choi, “A survey of recommendation systems: recommendation models, techniques, and application fields,” *Electronics*, vol. 11, no. 1, p. 141, 2022.
- [117] A. Saxena and N. K. Gaur, “Frequent item set based recommendation using apriori,” *International Journal of Science, Engineering and Technology Research*, vol. 4, no. 5, 2015.
- [118] R. Van Meteren and M. Van Someren, “Using content-based filtering for recommendation,” in *Proceedings of the machine learning in the new information age: MLnet/ECML2000 workshop*, vol. 30. Barcelona, 2000, pp. 47–56.
- [119] M. Zahrawi and A. Mohammad, “Implementing recommender systems using machine learning and knowledge discovery tools,” *Knowledge-Based Engineering and Sciences*, vol. 2, no. 2, pp. 44–53, 2021.

- [120] S. Manimurugan and S. Almutairi, “A user-based video recommendation approach using cac filtering, pca with lsd-comoda,” *The Journal of Supercomputing*, vol. 78, no. 7, pp. 9377–9391, 2022.
- [121] M. J. Pazzani and D. Billsus, “Content-based recommendation systems,” pp. 325–341, 2007.
- [122] P. Melville and V. Sindhwani, “Recommender systems.” *Encyclopedia of machine learning*, vol. 1, pp. 829–838, 2010.
- [123] R. H. Singh, S. Maurya, T. Tripathi, T. Narula, and G. Srivastav, “Movie recommendation system using cosine similarity and knn,” *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, vol. 9, no. 5, pp. 556–559, 2020.
- [124] S. Loeb and D. Terry, “Information filtering,” *Communications of the ACM*, vol. 35, no. 12, pp. 26–28, 1992.
- [125] P. Rathnasabapathy and D. Palanisami, “A theoretical development of improved cosine similarity measure for interval valued intuitionistic fuzzy sets and its applications,” *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, pp. 1–13, 2022.
- [126] S. C. Mana and T. Sasipraba, “Research on cosine similarity and pearson correlation based recommendation models,” in *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1770, no. 1. IOP Publishing, 2021, p. 012014.
- [127] J. B. Schafer, D. Frankowski, J. Herlocker, and S. Sen, “Collaborative filtering recommender systems,” in *The adaptive web: methods and strategies of web personalization*. Springer, 2007, pp. 291–324.
- [128] F. O. Isinkaye, Y. O. Folajimi, and B. A. Ojokoh, “Recommendation systems: Principles, methods and evaluation,” *Egyptian informatics journal*, vol. 16, no. 3, pp. 261–273, 2015.

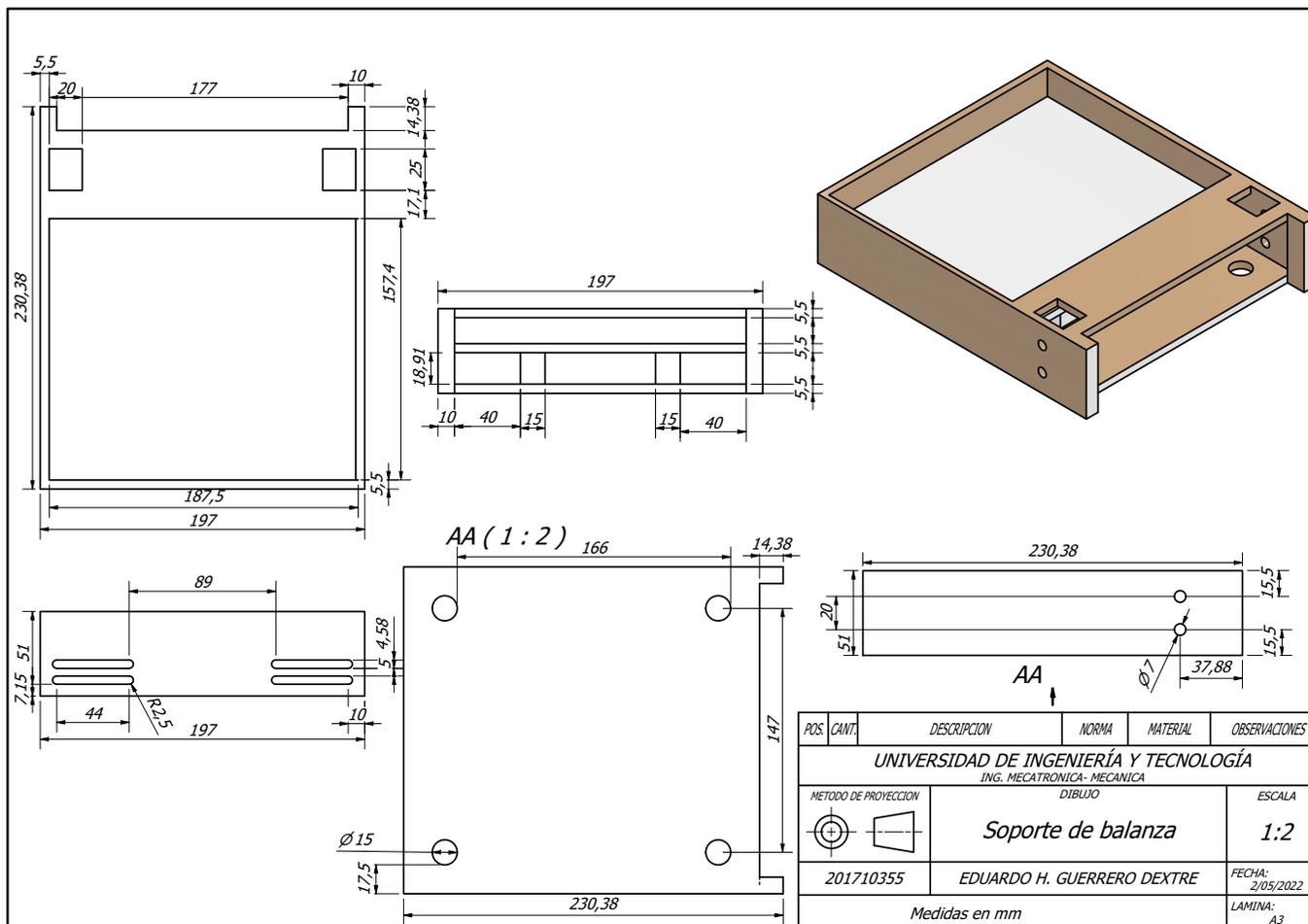
- [129] A. B. Barragáns-Martínez, E. Costa-Montenegro, J. C. Burguillo, M. Rey-López, F. A. Mikic-Fonte, and A. Peleteiro, “A hybrid content-based and item-based collaborative filtering approach to recommend tv programs enhanced with singular value decomposition,” *Information Sciences*, vol. 180, no. 22, pp. 4290–4311, 2010.
- [130] S.-H. Park and S. P. Han, “Empirical analysis of the impact of product diversity on long-term performance of recommender systems,” in *Proceedings of the 14th Annual International Conference on Electronic Commerce*, 2012, pp. 280–281.
- [131] J. Basilico and T. Hofmann, “Unifying collaborative and content-based filtering,” in *Proceedings of the twenty-first international conference on Machine learning*, 2004, p. 9.
- [132] E. Çano and M. Morisio, “Hybrid recommender systems: A systematic literature review,” *Intelligent data analysis*, vol. 21, no. 6, pp. 1487–1524, 2017.
- [133] V. Richtlinie, “2225: Technisch-wirtschaftliches konstruieren,” *Düsseldorf: VDI*, 1964.
- [134] S. Zorgui, S. Chaabene, B. Bouaziz, H. Batatia, and L. Chaari, “A convolutional neural network for lentigo diagnosis,” in *International Conference on Smart Homes and Health Telematics*. Springer, 2020, pp. 89–99.

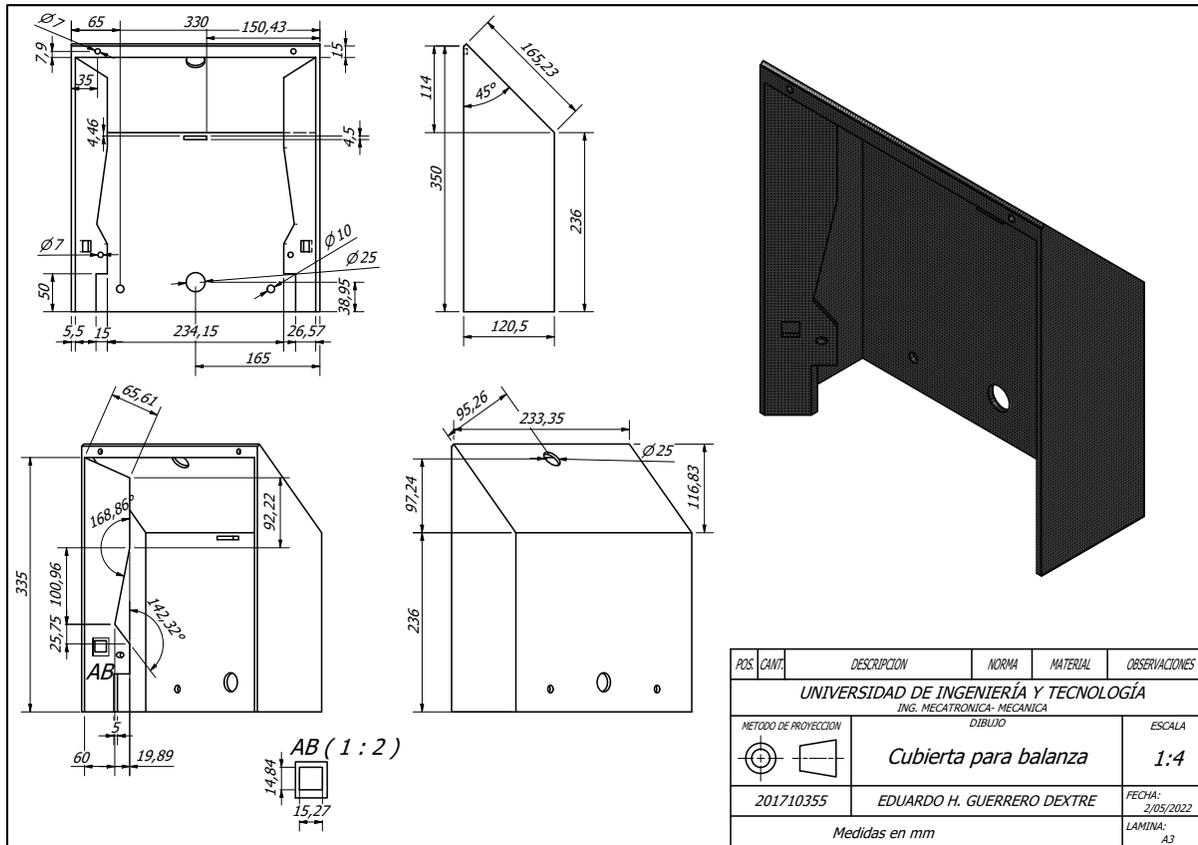
ANEXOS

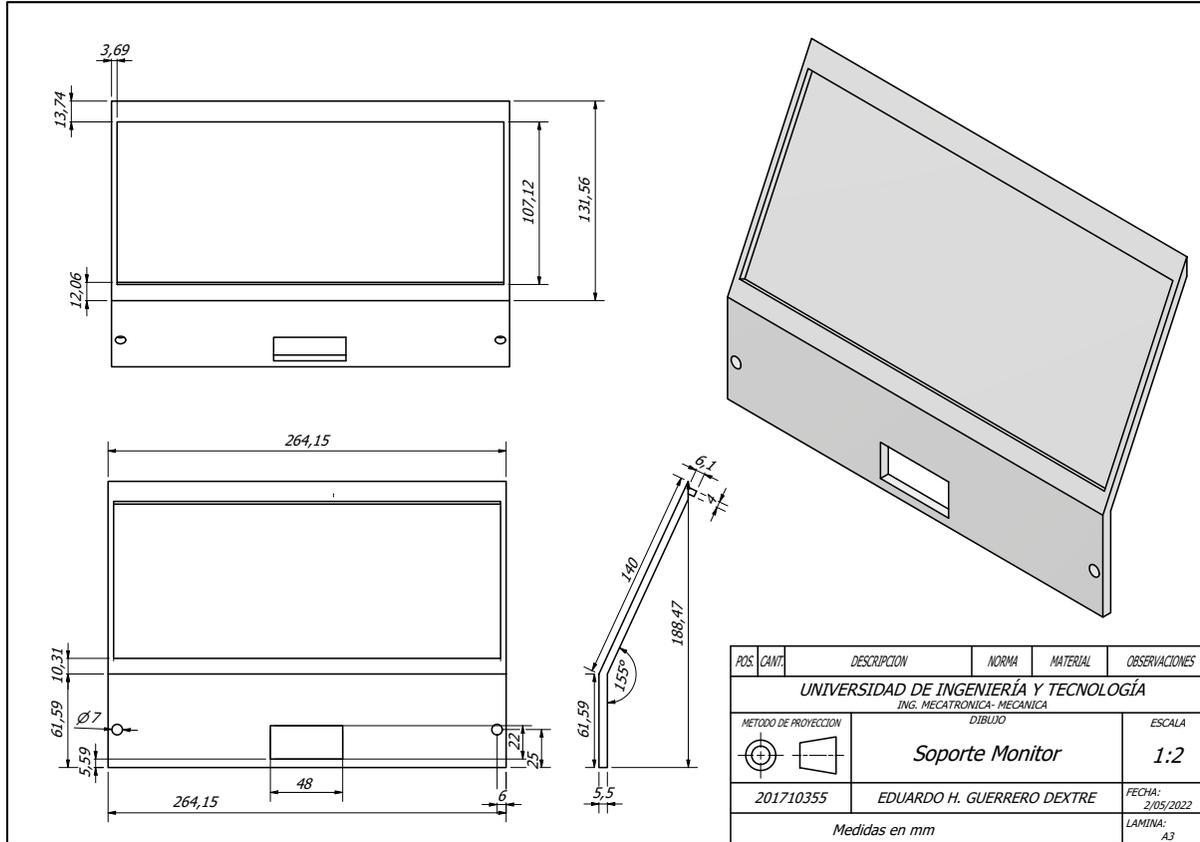
A ANEXO 1: Construcción final de balanza



B ANEXO 2: Planos de Estructura



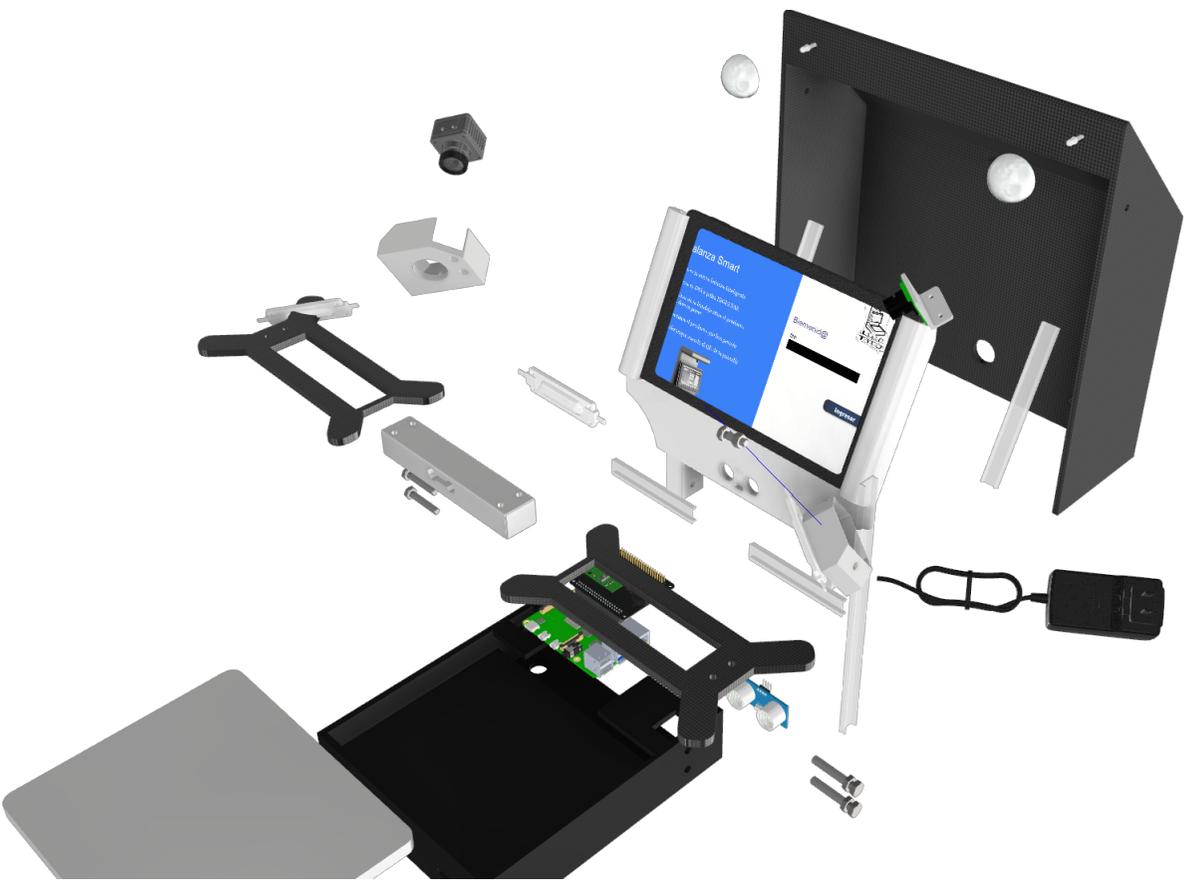




C ANEXO 3: Plano explosionado

PARTS LIST			
24	1	Fuente de alimentación 5,1V 3A	Plástico ABS
1	1	Monitor Táctil 10.1"	Plástico ABS
2	1	Plato de balanza	Aluminio 6061
3	4	AS 1110 - M6 x 35	AS 1110 Acero, suave
4	2	AS 1474 - M6	AS 1474 Acero, suave
5	1	Mesa	Genérico
6	1	Celda de carga 20 Kg	Aluminio
7	2	Soporte metálico de celda	Acero inoxidable
8	1	Sensor de proximidad	Plástico ABS
9	1	Caja de balanza	MDF
10	2	Led RGB 5mm	
11	1	Cubierta para cámaras	MDF
12	1	Soporte de monitor	Plástico ABS
13	1	Soporte cámara izquierdo	MDF
14	1	Soporte cámara derecho	MDF
15	1	Soporte de Raspberry Camara	Plástico ABS
16	2	AS 1110 - M5 x 16	AS 1110 Acero, suave
17	4	AS 1112 - M5 Tipo 5	AS 1112 Acero, suave
18	3	24v LED	Plástico ABS
19	3	Canaleta 10 cm	Plástico ABS
20	3	Canaleta 5cm	Plástico ABS
21	1	Raspberry Pi 4 Model B	
22	1	PCB	
23	2	Cubierta de LED RGB	Plástico transparente

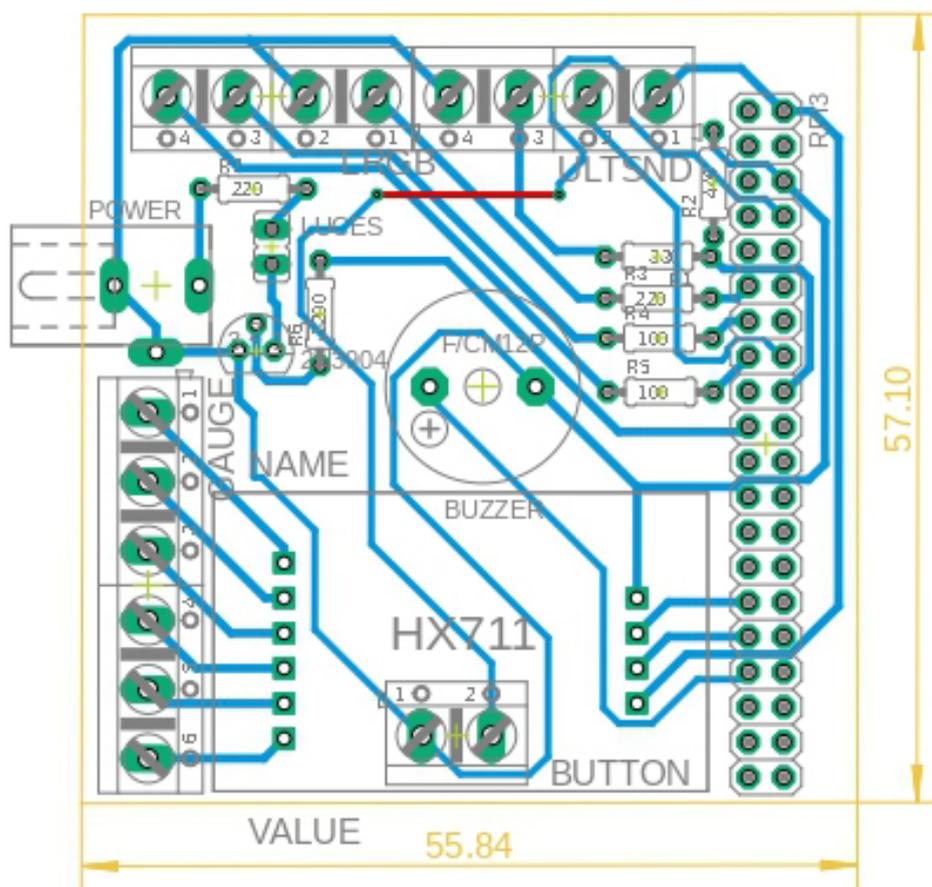
POS	CANT	DESCRIPCION	NORMA	MATERIAL	OBSERVACIONES
UNIVERSIDAD DE INGENIERÍA Y TECNOLOGÍA					
ING. MECATRÓNICA					
Proyecto Final: Ing. Mecatrónica					
Método de proyección		Balanza inteligente con celda de carga		ESCALA 1:5	
201710355		EDUARDO H. GUERRERO DEXTRE		FECHA: 24/10/2022	
				LAMINA: A3	



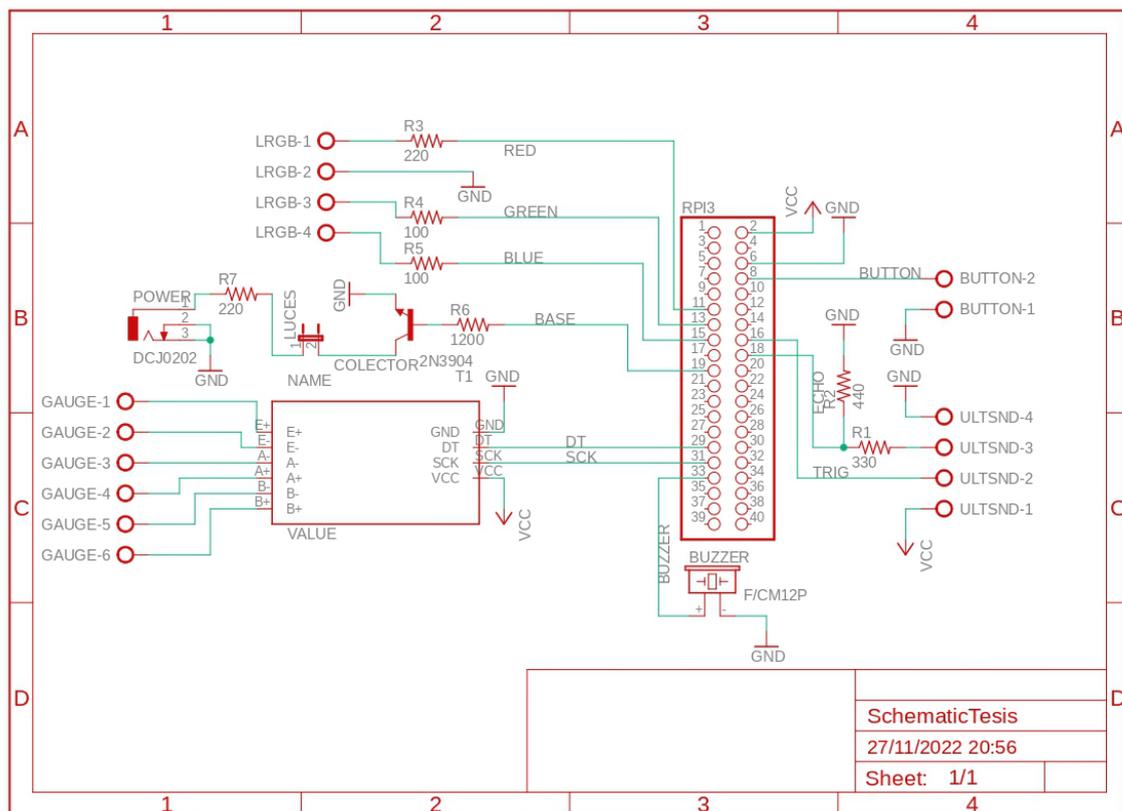
D ANEXO 4: Expectativa de uso



E ANEXO 5: Diseño de placa PCB



F ANEXO 6: Esquema eléctrico del circuito



G ANEXO 7: Matrices de confusión de la primera experimentación

Manzana	46	0	0	0	0	0	0	34	0	0
Banana	0	50	0	0	0	0	0	0	0	0
Limon	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Zanahoria	0	0	0	49	0	0	0	0	0	0
Papa	0	0	6	0	50	0	0	0	0	0
Maiz	0	0	0	0	0	50	0	0	0	0
Beterraga	0	0	0	0	0	0	50	0	0	46
Tomate	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0
Camote	0	0	0	0	0	0	0	0	50	0
Cebolla	4	0	44	1	0	0	0	7	0	4
	Manzana	Banana	Limon	Zanahoria	Papa	Maiz	Beterraga	Tomate	Camote	Cebolla

FIGURA 0.28: Matriz de confusión de los productos con el primer mayor valor.

Manzana	18	0	0	0	0	0	0	9	0	0
Banana	0	50	0	0	0	0	0	0	0	0
Limon	0	0	0	1	0	0	0	40	1	0
Zanahoria	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Papa	0	0	15	0	50	0	0	0	0	0
Maiz	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Beterraga	0	0	0	0	0	50	50	0	2	4
Tomate	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0
Camote	0	0	0	49	0	0	0	0	47	0
Cebolla	32	0	35	0	0	0	0	1	0	46
	Manzana	Banana	Limon	Zanahoria	Papa	Maiz	Beterraga	Tomate	Camote	Cebolla

FIGURA 0.29: Matriz de confusión de los productos con el segundo mayor valor.

Manzana	30	0	0	20	0	0	0	27	0	0
Banana	0	0	0	0	0	50	0	0	0	0
Limon	0	0	19	26	50	0	0	3	2	0
Zanahoria	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0
Papa	0	0	14	0	0	0	0	17	0	0
Maiz	0	0	0	4	0	0	0	0	1	0
Beterraga	0	1	1	0	0	0	0	2	47	46
Tomate	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Camote	4	4	0	0	0	0	23	0	0	0
Cebolla	16	0	16	0	0	0	27	0	0	4
	Manzana	Banana	Limon	Zanahoria	Papa	Maiz	Beterraga	Tomate	Camote	Cebolla

FIGURA 0.30: Matriz de confusión de los productos con el tercer mayor valor.

H ANEXO 8: Matrices de confusión de la segunda y tercera epxperimentación

Manzana	0	0	0
Banana	0	0	0
Limon	50	0	0
Zanahoria	0	0	0
Papa	0	0	0
Maiz	0	0	0
Beterraga	0	0	50
Tomate	0	0	0
Camote	0	0	0
Cebolla	0	50	0
	Palta	Cebolla...	Papas vari..

FIGURA 0.31: Matriz de confusión de los productos externos detectados con el primer mayor valor.

Manzana	0	0	0
Banana	0	0	0
Limon	38	0	0
Zanahoria	0	0	0
Papa	0	0	0
Maiz	0	0	0
Beterraga	12	0	49
Tomate	0	0	0
Camote	0	0	1
Cebolla	0	50	0
	Palta	Cebolla...	Papas vari..

FIGURA 0.32: Matriz de confusión de los productos externos detectados con el segundo mayor valor.

Manzana	0	0	0
Banana	0	0	0
Limon	12	18	0
Zanahoria	0	0	0
Papa	0	0	0
Maiz	0	0	0
Beterraga	38	4	1
Tomate	0	28	0
Camote	0	0	40
Cebolla	0	0	9
	Palta	Cebolla...	Papas vari..

FIGURA 0.33: Matriz de confusión de los productos externos detectados con el tercer mayor valor.

I ANEXO 9: Base de datos creada para sistema de recomendación

Documento	manzana	plátano	beterraga	zanahoria	maíz	limón	cebolla	papa	camote	tomate
08378485	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
09876543	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1
12345678	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1
22221222	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0
43343445	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
70088669	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0
77767777	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
87654321	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0
90284948	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
90772343	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0

J ANEXO 10: Modos de interacción de la balanza inteligente con el usuario



FIGURA 0.34: Persona no detectada cerca a la balanza, todo el sistema en modo dormido para ahorrar energía.



FIGURA 0.35: Detección de persona cerca a la balanza durante 3 segundos con indicador de luz verde.



FIGURA 0.36: Detección completada de producto y peso con indicador de luz azul.



FIGURA 0.37: Error en el sistema de la balanza.