



Algoritmo para la Lectura por medio de Reconocimiento Óptico de Caracteres (OCR) de Etiquetas Nutricionales y la Generación de un Tipo de Sellos Frontales

**Eliana Martinez Cortes
Fredy Andres Araujo Mosquera**

Universidad Antonio Nariño
Facultad de Ingeniería Mecánica, Electrónica y Biomédica
Neiva, Colombia
2020

Algoritmo para la lectura por medio de Reconocimiento Óptico de Caracteres (OCR) de Etiquetas Nutricionales y la generación de un tipo de Sellos Frontales

**Eliana Martinez Cortes
Fredy Andres Araujo Mosquera**

Proyecto de grado presentado como requisito parcial para optar al título de:
Ingeniero Electrónico

Director (a):
PhD. Mario Enrique Duarte González

Línea de Investigación:
Procesamiento Digital de Señales
Grupo de Investigación:
GIBIO (Grupo de Investigación en Bio-instrumentación y Control)

Universidad Antonio Nariño
Facultad de Ingeniería Mecánica, Electrónica y Biomédica
Neiva, Colombia
2020

lema

La vida no es fácil para ninguno de nosotros. Debemos tener perseverancia y, sobre todo, confianza en nosotros mismos. Debemos creer que estamos dotados para algo y que esto debe ser alcanzado.

Marie Curie

Agradecimientos

Agradezco a mi padre Aldemar Martinez Pastrana y madre Luz Dary Cortes por apoyarme, pagar mis estudios y ayudarme. De igual forma a mi tía Nancy Amparo Cortes y su hija Paola Andrea Durán por darme un techo y comida durante cuatro años de estudio, a mi hermana y de más familia por su contaste apoyo espiritual. Por último, y más importante a Dios por la vida, la protección y la salud.

Eliana Martinez Cortes

Agradezco a mis padres Claudia y Jhon Fredy quienes con su esfuerzo, amor y dedicación me pudieron dar esta oportunidad de cumplir una de mis metas también agradezco a mis hermanos por el gran apoyo que me dieron durante este tiempo.

Fredy Andres Araujo Mosquera

Agradecemos de forma conjunta a los diferentes profesores que hicieron parte de nuestra formación académica en la Universidad Antonio Nariño, exaltando a PhD Mario Enrique Duarte González quien nos guió durante el desarrollo de este proyecto con dedicación, esfuerzo y conocimiento. También agradecemos a Msc Kelyn Rosely Botina Trujillo quien nos apoyó, confió y motivó a aprovechar cada oportunidad que se nos presente en el camino.

Resumen

En Colombia no se emplean sellos frontales de advertencia, y las tablas nutricionales de los productos alimenticios procesados son difíciles de interpretar sin conocimientos específicos en nutrición. El reconocimiento óptico de caracteres (OCR) es un proceso orientado a la lectura digital de una imagen textual de la que se obtienen los diferentes símbolos y caracteres que pertenecen a un determinado alfabeto (ABBY, 2019). En este trabajo se propone un algoritmo para generar sellos frontales que sean pertinentes para Colombia, a partir de la información de las etiquetas nutricionales obtenida por medio de Motor OCR Tesseract. Todos los algoritmos desarrollados en el proyecto fueron implementados en Python. La metodología implementada inicia con el pre-procesamiento de las imágenes de las tablas nutricionales, continuando con la detección y el reconocimiento de la misma. Se obtienen las regiones de interés (ROI), se extrae la información para los sellos y por último se generan los sellos frontales GDA y Octagonal. El algoritmo presentó una precisión de 49% para la realización de los sellos. Los errores más frecuentes son confundir la g de los gramos con el nueve y no reconocer la palabra de interés.

Palabras clave: Reconocimiento óptico de caracteres (OCR), Tesseract, detección, reconocimiento, etiquetas nutricionales, sello frontal GDA, sello frontal octagonal.

Abstract

In Colombia, no frontal warning seals are used, and the nutritional tables of processed food products are difficult to interpret without specific knowledge of nutrition. Optical Character Recognition (OCR) is a process oriented to the digital reading of a text image from which the different symbols and characters belonging to a certain alphabet are obtained (ABBY, 2019). In this work an algorithm is proposed to generate front stamps that are relevant for Colombia, from the information of the nutritional labels obtained through Tesseract OCR Engine. All the algorithms developed in the project were implemented in Python. The implemented methodology starts from the pre-processing of the images of the nutritional tables, continuing with the detection and recognition of the same. The regions of interest (ROI) are obtained, the information for the seals is extracted and finally the frontal GDA and Octagonal seals are generated. The algorithm presented an accuracy of 49% for the realization of the seals. The most frequent errors are confusing the g of the grams with the nine and not recognizing the word of interest.

Keywords: Optical Character Recognition (OCR), Tesseract, Detection, Recognition, Nutrition Labels, GDA Front Label, Octagonal Front Label

Contenido

	Pág.
Resumen	IX
Abstract	X
Contenido	XI
Lista de figuras	XIII
Lista de tablas	XIV
Lista de Símbolos y abreviaturas	XV
Introducción	1
Estado del arte	5
Planteamiento del problema	9
Justificación	11
Objetivos	13
Capítulo 1 Marco Referencial	14
1.1 Marco Conceptual	14
1.1.1 Alimentos procesados	14
1.1.2 Alimentos ultraprocesados.....	14
1.1.3 Tabla nutricional	15
1.1.4 Azúcares	15
1.1.5 Calorías.....	15
1.1.6 Grasas Totales	15
1.1.7 Grasas Saturadas.....	16
1.1.8 Sello frontal	16
1.1.9 Sello/Etiqueta GDA.....	16
1.1.10 Sello/Etiqueta Octagonal	17
1.2 Marco Teórico	18
1.2.1 Reconocimiento óptico de caracteres (OCR).....	18
1.2.2 Tesseract	20
1.3 Marco Legal	21
Capítulo 2 Metodología	23
2.1 Recolección de datos	24
2.2 Preprocesamiento	24

2.3 Detección y reconocimiento	25
2.4 Obtener la información de interés (ROI).....	26
2.5 Extraer información para sellos	28
2.6 Generación de sellos	29
Capítulo 3 Resultado y discusiones	31
3.1 Análisis de los resultados.....	32
3.2 Discusión	35
Conclusiones y Trabajos futuros.....	39
Conclusiones	39
Trabajos futuros.....	40
Bibliografía	41

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1-1: Formato de sello frontal GDA	17
Figura 1-2: Formato del sello octagonal.....	18
Figura 1-3: Diagrama de la arquitectura de Tesseract v4.0 en adelante	20
Figura 2-1: Diagrama general de la metodología.....	23
Figura 2-2: Diagrama de bloques de la etapa de preprocesamiento	24
Figura 2-3: Diagrama de bloques de la etapas de detección y reconocimiento.....	25
Figura 2-4: Diagrama de bloques etapa de obtención de la información de interés	26
Figura 2-5: Diagrama de bloques de la etapa de extracción de información para sellos.....	28
Figura 2-6: Diagrama de bloques de la etapa de generación de los sellos frontales.....	29
Figura 3-1: Ejemplo de una prueba de funcionamiento.....	31
Figura 3-2: Gráfica porcentual del total de aciertos y desacierto.....	32
Figura 3-3: Gráfica del número de errores por palabras de interés.....	34
Figura 3-4: Gráfica con tipos de errores por cada nutriente y tamaño por porción	35
Figura 3-5: Resultados de aplicar diferentes técnicas de preprocesamiento.....	36

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1-1: Valores para hallar el porcentaje GDA.....	17
Tabla 1-2: Umbrales de sello frontal Octagonal de Chile	18
Tabla 3-1: El número total de aciertos y desaciertos	32
Tabla 3-2: Número de aciertos y desacierto agrupado por el alto de la imagen	33

Lista de Símbolos y abreviaturas

Abreviaturas

Abreviatura	Término
--------------------	----------------

<i>OCR</i>	Reconocimiento óptico de caracteres
<i>GDA</i>	Guideline Daily Amount
<i>VRN</i>	Referencia de los Nutrientes

Introducción

El sobrepeso y obesidad se han convertido en los últimos años en una epidemia mundial ya que según Organización Mundial de la Salud (2017) cada año mueren, como mínimo, 2,8 millones de personas por causa de esta enfermedad. Aunque en un principio se estimaba que esta enfermedad prevalecía en países de altos ingresos, la realidad es que hoy en día el sobrepeso y la obesidad también prevalece en los países de ingresos bajos y medianos. Tal es el caso de Colombia, donde poco más de la mitad la población sufre de sobrepeso y obesidad con un índice del 56,5% que lo ubica en el rango intermedio superior respecto a la tasa mundial (Encuesta Nacional de la Situación Nutricional, 2015).

Los estudios también han identificado que los altos índices de estas enfermedades están relacionados con el aumento del consumo de productos de bajo valor nutricional y alto contenido en azúcares adicionados, grasas y sal, conocidos como snacks y comidas rápidas (Elizabeth et al., 2019). Tal es el caso de América latina donde la venta de productos ultraprocesados aumenta cada año pues según Organización Panamericana de la Salud (2019) estas aumentaron en un 8,3%, entre los periodos del 2009 al 2014 por lo que se prevé que aumenten en otro 9,2% en el 2019. Con respecto a Colombia, las ventas de alimentos ultraprocesados crecieron en un 7,7%. Una población particularmente susceptible al consumo de estos alimentos, son los niños y adolescentes, quienes de acuerdo con los reportes más del 80% consumen alimentos de paquete y bebidas gaseosas o refrescos y al menos un 17% sufren de exceso de peso (Elizabeth et al., 2019).

El consumo desmesurado de productos procesados se ha asociado con la falta de conocimientos específicos de nutrición de los consumidores, de acuerdo con el periódico colombiano el Tiempo (2019) de 164 personas entrevistadas en Colombia solo el 28% leen las etiquetas nutricionales y de estas solo el 10% las logran comprender. Esto se debe principalmente a que las tablas nutricionales en Colombia reportan el contenido de nutrientes de un producto por porción y no orientan realmente al consumidor respecto a si el producto es saludable o no. Además, según expertos nutricionistas, los sellos GDA que

se han adoptado como estrategia de información frontal pueden ser interpretados de forma errónea, pues requiere un cálculo matemático complejo y los porcentajes que presenta son genéricos, convirtiéndose en una herramienta deficiente (Claro, Cuervo, Perez, & Saldarriaga, 2019)(Stern, Tolentino, & Barquera, 2011).

En Europa existen varias aplicaciones móviles para acompañar las decisiones de los consumidores respecto a la compra de productos procesados entre los que se destacan MyHealth Watcher (2017), Open Food Facts (2012) y Fooducate (2010). Por consiguiente, estas aplicaciones se han constituido como una tecnología aliada a países donde no se ha aprobado la implementación de sellos frontales obligatorios de advertencia, tal es el caso de México y Colombia donde organizaciones sin ánimo de lucro que trabajan en defensa del consumidor colocaron a disposición de la comunidad la aplicación móvil escáner nutrimental (El Poder del Consumidor, 2017). Esta se basa en la lectura de código de barras de un producto e indica si el contenido de este es alto en azúcares, sodio, grasas saturadas y/o calorías a través de una base de datos que contiene los valores nutricionales de los productos. Sin embargo, la mayoría de productos del mercado nacional no se encuentran registrados en la base de datos y el ingreso de los datos nutricionales debe hacerse de forma manual y reiterativa por lo que la recepción de los usuarios no ha sido la mejor (El Poder del Consumidor, 2019). Esta al igual que la mayoría de las aplicaciones móviles se basan en la lectura de los códigos de barra de los productos, es decir, la interpretación es indirecta, por lo que existe una relativa escasez de aplicaciones basadas en la extracción directa de información nutricional útil y de interés para los consumidores por medio del procesamiento digital de los textos que componen las tablas nutricionales (Kulyukin, Kutiyawala, Zaman, & Clyde, 2013).

En este contexto, se propuso implementación un algoritmo para la lectura digital por medio de OCR de las etiquetas nutricionales y la creación de un algoritmo para la generación automática de sellos frontales, de forma que se elimine la dependencia de una base de datos para almacenar los productos y el usuario no tenga que ingresar reiterativamente información.

Gracias al algoritmo OCR diversas aplicaciones han sido desarrolladas, una de las más conocidas es la incluida en el traductor de Google (2014) que a partir de fotos o escaneando el texto con la cámara del celular permite obtener la traducción automática de un idioma a otro. También, varias empresas ofrecen servicios OCR para procesar y extraer

información de los diversos documentos que usualmente se generan en físico durante el ejercicio de actividades comerciales como Office Lens, Tiny Scanner, AnyDoc, Amazon Textract y Adobe Acrobat DC.

De acuerdo a lo anterior, el alcance este proyecto fue el desarrollo un algoritmo para la generación de tipos de sellos frontales a partir de información extraída de las tablas nutricionales de un conjunto de productos procesados que se comercializan en el mercado colombiano.

Estado del arte

Para la realización del presente trabajo de grado se revisaron diversas fuentes de información, como artículos que permitieron conocer y familiarizarse con el proceso de obtener un archivo en un formato de texto editable a partir de una imagen textual o lo que se conoce como reconocimiento óptico de caracteres (OCR). Es así como los artículos publicados por Gustavo Medina et al (2018), Martín-Cobos Blanco et al (2014), Carlos Sánchez y Víctor Sandonís (2010), Federico Deband y Miriam Redi (2008) presentan las fases más comunes que involucra un sistema OCR que son: pre-procesamiento, segmentación, extracción de características y reconocimiento. En la fase del pre-procesamiento, el objetivo es limpiar el ruido o cualquier imperfección que pueda estar en la imagen para escanearla en las mejores condiciones posibles de forma que se facilite el reconocimiento de los caracteres; en la segmentación o fragmentación se divide el texto de la imagen pre-procesada para que se reconozcan cada uno de los caracteres presentes; en la fase de extracción de características se compacta la información de la imagen segmentada y, finalmente en la fase de reconocimiento se comparan las características obtenidas con los patrones teóricos o ya establecidos.

Por otra parte, la comunidad académica ha realizado varios trabajos empleando el algoritmo OCR, entre ellos se destacan los relacionados con la conversión de textos a voz y audio para personas invidentes o con algún nivel de afectación en el sentido de la vista como el trabajo de Hernán Maina (2019) que utilizan el motor de reconocimiento de caracteres Tesseract para el reconocimiento de texto en entornos naturales y en tiempo real, con el fin reconocer las líneas de los autobuses de transporte urbano de la ciudad de Córdoba así potencialmente ayudar a personas con algún tipo de impedimento visual por lo que también se hizo uso de técnicas de detección de objetos. El sistema al final, resulto ser capaz de realizar correctamente el reconocimiento de la línea de autobús en el 72% de los casos, a una velocidad media de 5 segundos, reconociendo correctamente el

número de la línea y entregando una confianza en sus predicciones que oscila el 71%. Otro trabajo destacado dentro de la misma área es el de Jorge Chinchero (2019) que uso el reconocimiento óptico de caracteres para adquirir imágenes textuales y su posterior conversión a audio, orientado a la ayuda de personas invidentes. Un aporte importante aparte de los resultados donde muestran el algoritmo diseñado fue capaz de realizar una correcta detección de texto de la imagen con un tipo de letra Times New Roman y tamaño que oscilan entre 14 a 18 puntos, fue el hecho que realizaron una tabla comparativa para escoger el motor OCR entre los ya existentes (Tesseract, Gocr, Ocrad, Tocr y Leadtools OCR SDK) del cual resultó ganador Tesseract ya que según los autores por ser un software libre, tener un porcentaje de acierto por encima del 95%, no necesitar una imagen con alta densidad de píxeles, soporta varios idiomas (principalmente el español) y no requerir de conexión a internet. Una comparativa más completa la realiza Jaime Navarro (2013) en la que analizan los diferentes motores OCR (GOOCR, JavaOCR, Ocrad, Tesseract y Cuneiform) en términos de eficacia, adaptabilidad, eficacia, licencia y evolución. Donde Tesseract nuevamente se muestra como vencedor puesto que presentó una capacidad de acierto por encima del 95%, como también de adaptarse a nuevos caracteres, nuevas tipografías, palabras frecuentes, caracteres permitidos y caracteres prohibidos. Además de tener licencia permisiva que ofrece un mayor margen para adaptaciones o futuros usos comerciales de igual forma su licencia de software libre le posibilita estar en continua evolución, incorporando nuevas funcionalidades y solucionando posibles deficiencias y errores. Estos hechos han posicionado a Tesseract como el motor OCR por excelencia para los académicos a la hora desarrollar un proyecto o investigación que implique reconocimiento de texto.

En los últimos años, la lectura e interpretación de las tablas nutricionales ha adquirido mayor relevancia debido a que la Organización Mundial de la Salud ha reportado que entre los periodos de 1980 y 2014 el porcentaje de población con obesidad y sobrepeso ha aumentado, en hombres de un 5% a un 11% y en mujeres de un 8% a un 15% (Uribe, Bernal, General, Fernando, & Vargas, 2016). Frente a este hecho los gobiernos de diferentes países han implementado un sistema de etiquetado o sello frontal de alimentos donde cada país de acuerdo a sus políticas crea o adapta su propio sello frontal generando así diferentes tipos de sellos frontales. En Colombia actualmente está implementado el sistema de etiquetado frontal GDA (en inglés, Guideline Daily Amount) el cual presenta los mismos datos de la tabla nutricional de forma resumida que según Mercedes Mora et al

(2019) Los porcentajes de los valores diarios presentados en el etiquetado pueden ser interpretados erróneamente, como la cantidad recomendada que se debe consumir. Puesto que el esquema GDA no deja clara la distinción entre límites máximos de consumo de azúcares, sodio y grasas. también se le tacha de discriminativo debido a que requiere un cálculo matemático complejo para comprenderlo haciendo que el consumidor depende un nivel de educación para informarse, esto se denota en el estudio realizado por Dalia Stern et al (2011) en el país de México donde se encuestaron a 112 estudiantes de nutrición, de los cuales solo el 12,5% definieron correctamente el sello GDA. De igual forma en Colombia, Angélica Claro et al (2019) llevo a cabo una investigación, encuestando a 924 personas distribuidas entre las regiones de centro, norte, Antioquia y sur del país. La cual arrojó que el 40% de las personas, indicó que un producto era saludable cuando no lo era basándose en el etiquetado GDA. el hecho de requerir procedimiento matemático toma tiempo, por lo que lo hace aún más deficiente en su función de informar y mejorar los hábitos alimenticios de las personas, esto a que según Mercedes Mora et al (2019) las personas se toman en promedio 10 segundos para elegir el producto a comprar en el mercado, y basándose en ese factor los sellos frontales con logotipos simples, resultan ser más efectivos como por ejemplo el etiquetado frontal de advertencia octagonal implementado en Chile, Perú y Uruguay, que se limita a decir si un producto es alto en calorías, grasa saturada, sodio y/o azúcares, si este pasa los límites establecidos que varías un poco entre cada país que lo implementó.

En un Artículo hecho por Michael Marlow (2017), quien es un investigador en el comportamiento de la economía, plantea lo siguiente: para que un etiquetado produzca impacto en la calidad nutricional es importante que el consumidor lea las etiquetas, las comprenda, como consecuencia mejoren su hábitos alimenticios y por ende mejoraría su salud. Este planteamiento se está viendo reflejado en el sello octagonal porque en un estudio realizado en Colombia que mencionado anteriormente demostró que el 80% de las personas pudo identificar correctamente si un producto es saludable o no cuando este fue presentado con el sello de advertencia (Claro et al., 2019). Otros estudios, ya se habla de cambio de decisiones a la hora de comprar un producto cuando la etiqueta frontal octagonal está presente como el de Lindsey Taillie et al (2020) donde un 49% de los 2000 participantes voluntarios, afirman que este tipo de sello los disuadió de consumir productos ultraprocesados, también está el hecho que después de un mes de implementado el sello en Chile, se estimó que el 41% de las personas modificó sus hábitos alimenticios.

Adicionalmente, el 63% de los participantes consideró relevante o muy relevante, la presencia de tipo de sello para orientar la decisión de compra (Mora Plazas et al., 2019).

Planteamiento del problema

El consumo desmesurado de alimentos procesados se ha asociado con la falta de conocimientos específicos de nutrición de los consumidores, y es que de acuerdo con el periódico colombiano el Tiempo (2019) de 164 personas entrevistadas en Colombia solo el 28% leen las etiquetas nutricionales y de estas solo el 10% las logran comprender. Esto se debe principalmente a que las tablas nutricionales en Colombia reportan el contenido de nutrientes de un producto por porción y no orientan realmente al consumidor respecto a si el producto es saludable o no. Además, según expertos nutricionistas, los sellos GDA que se han adoptado como estrategia de información frontal pueden ser interpretados de forma errónea, pues requiere un cálculo matemático complejo y los porcentajes que presenta son genéricos, convirtiéndose en una herramienta ineficaz (Stern et al., 2011)(Claro et al., 2019).

Recientemente, la Fundación Red Papaz lanzó la aplicación Escáner Nutritional desarrollada por el poder del consumidor de México y adaptada a Colombia, esta realiza la lectura de código de barras de un producto e indica si el contenido de este es alto en Azúcares, sodio, grasas saturadas y/o calorías a través de una base datos que contiene los valores nutricionales de los productos. Sin embargo, la mayoría de los que se comercializan en el mercado nacional no se encuentran registrados en la base de datos y el ingreso de los datos nutricionales debe hacerse de forma manual y reiterativa por lo que la recepción de los usuarios no ha sido la mejor (El Poder del Consumidor, 2019). Por tanto, en Colombia aún no existe una herramienta tecnológica eficiente que informe a las personas del común sobre los excesos de azúcares, grasas saturadas, sodio y calorías presentes en los alimentos procesados que consumen.

En este contexto, se propone implementar un algoritmo para la lectura digital por medio de OCR de las etiquetas nutricionales y la creación de un algoritmo para la generación de

sellos frontales, de forma que se elimine la dependencia de una base de datos para almacenar los productos y el usuario no tenga que ingresar reiterativamente información.

Justificación

En Europa existen varias aplicaciones móviles para acompañar las decisiones de los consumidores respecto a la compra de productos comestibles procesados, entre ellas se destacan MyHealth Watcher (2017), Open Food Facts (2012) y Fooducate (2010).

En países en los que no se ha aprobado la implementación de sellos frontales obligatorios de advertencia en los productos alimenticios procesados; también la tecnología se ha constituido como aliada para la conversión de las tablas en sellos frontales de advertencia; tal es el caso de México y Colombia donde organizaciones sin ánimo de lucro que trabajan en defensa del consumidor colocaron a disposición de la comunidad la aplicación móvil escáner nutrimental (El Poder del Consumidor, 2017)(El Poder del Consumidor, 2019).

Sin embargo, la mayoría de las aplicaciones móviles se basan en la lectura de los códigos de barra de los productos, es decir, la interpretación es indirecta, por lo que existe una relativa escasez de aplicaciones basadas en la extracción directa de información nutricional útil y de interés para los consumidores por medio del procesamiento digital de los textos que componen las tablas nutricionales(Kulyukin et al., 2013).

Adicionalmente la reglamentación puede variar de un país a otro, incluso aunque sean de la misma región, especialmente respecto a las tablas nutricionales y su contenido, así como el estilo. En Colombia la regulación de las tablas nutricionales es realizada por el Ministerio de Salud y Protección Social bajo la resolución 333 del 2011(Ministerio de la protección social, 2011).

Es importante mencionar que recientemente el Ministerio de Salud y Protección Social (2020) colombiano después de haber hecho un análisis del impacto normativo en la temática de etiquetado nutricional y frontal; lo que determinó incluir el sello frontal de

advertencia para evolucionar el marco normativo actual hacia la implementación de un conjunto de sellos frontales que fueron diseñados por expertos nacionales. Infortunadamente, la adopción de este tipo de sellos frontales inicialmente ha sido programada para mayo del 2021 y su obligatoriedad, se estima, comenzará en noviembre de 2022 (Ministerio de Salud y Protección Social, 2020). Además, los sellos que proponen no han sido previamente evaluados en Colombia ni en otra sociedad por lo que no existe certeza de que impacten de forma positiva en los hábitos de consumo de los colombianos y contribuyan a la disminución del consumo de productos procesados.

Así, que se propone un Algoritmo para generar los sellos frontales que sean pertinente para la región, a partir de la información de las etiquetas nutricionales obtenida por medio de Reconocimiento Óptico de Caracteres y eventualmente puede utilizarse como base para el desarrollo de una aplicación móvil que permita extraer información directamente de las tablas nutricionales de productos colombianos. Que sirva como guía para informar a los consumidores si los productos alimenticios son saludables o no. Por ende, mejore sus hábitos alimenticios contribuyendo así en una mejoría de su salud.

Objetivos

Objetivo general

Desarrollar un algoritmo para generar un tipo de sellos frontales a partir de la lectura digital por medio de reconocimiento óptico de caracteres (OCR) de las tablas nutricionales de productos que circulan en Colombia.

Objetivos específicos

- Construir un conjunto de datos de entrada para el algoritmo basados en la tipografía y formato de las tablas nutricionales.
- Procesar digitalmente las tablas nutricionales empleando OCR para extraer la información de interés.
- Generar digitalmente los sellos frontales por medio del correspondiente algoritmo nutricional a partir de la información extraída.
- Evaluar la eficacia del algoritmo en la generación de sellos frontales respecto al costo computacional y porcentaje de aciertos.

Capítulo 1 Marco Referencial

Este capítulo aborda los conceptos más relevantes asociados información nutricional y la teoría relacionada con reconocimiento de texto, implementada en el presente proyecto. Adicionalmente, se expone la relación legal bajo la cual rige la información nutricional.

1.1 Marco Conceptual

1.1.1 Alimentos procesados

Los Alimentos procesados es todos aquellos alimentos que han pasado por algún grado de procesamiento industrial, es decir, que fueron afectados por la adición de sustancias como aceite, azúcar, sal, preservantes y/o aditivos, que alteran su naturaleza con el objetivo de conservar por más tiempo el alimento, hacerlo más agradable o atractivo. Por ejemplo, frutas en almíbar, tocino, sardina, atún, arvejas, zanahorias y coliflor conservadas en salmuera (OPS, 2014)(OPS, 2019).

1.1.2 Alimentos ultraprocesados

Los alimentos ultraprocesados son aquellos alimentos donde sus principales ingredientes son industriales como colorantes, disolventes, edulcorantes y saborizantes, para hacer parecer a los alimentos como verdaderos cuando no lo son debido a que contienen poco o nada del alimento natural. Por ejemplo, caramelos, golosinas, refrescos, gaseosas, jugos endulzados, pizza, salchichas, snacks dulces o salados envasados, yogures y condimentos enlatados(Fares Taie, 2015)(OPS, 2019).

1.1.3 Tabla nutricional

La tabla, etiqueta o información nutricional, declara el valor energético y describe la cantidad de nutrientes de un alimento (grasas totales, grasas saturadas, hidratos de carbono, azúcares, proteínas, sal entre otros) y está presente en los envases de los alimentos que se consumen a diario, permitiendo conocer que se ingiere, en qué proporción y qué cantidad de calorías aporta (España, 2017)(Ministerio de la protección social, 2011).

1.1.4 Azúcares

Los azúcares son carbohidratos tipo monosacáridos y disacáridos. Se compone químicamente de carbono, oxígeno e hidrógeno y está presente en muchos alimentos de forma natural o porque fueron adicionados al mismo.(Ministerio de la protección social, 2011) Los azúcares son necesarios para que los seres humanos sobrevivan, pero el exceso de esta sustancia según Joanna Fantozzi (2019) puede causar sobrepeso y obesidad, caries dental, problemas en la piel, riesgo de diabetes, ansiedad, enfermedades cardíacas, entre otros.

1.1.5 Calorías

Las calorías o Energía en términos técnicos se conocen como cantidad de energía o calor necesaria para aumentar la temperatura en un grado centígrado de un litro de agua. Las calorías son el poder energético que posee un alimento, es decir, las calorías son la sustancia que se encuentra en la mayoría de los alimentos y se encarga brindar la fuerza para que el cuerpo humano pueda moverse(Ministerio de la protección social, 2011).

1.1.6 Grasas Totales

Las grasas totales son un tipo de nutriente que se obtiene a partir del consumo de ciertos alimentos, la grasa en sí ayuda a la generación de energía para el cuerpo, a tener el cabello y piel saludables, además de ayudar a disolver las vitaminas A, D, E y K. Pero que cuando abusa en el consumo de este nutriente puede causar afectaciones a la salud es por eso que se habla varios tipos de grasas como grasa saturada, grasa trans y grasa insaturada, siendo esta última la que se conoce como grasa buena (Eckel et al., 2014).

1.1.7 Grasas Saturadas

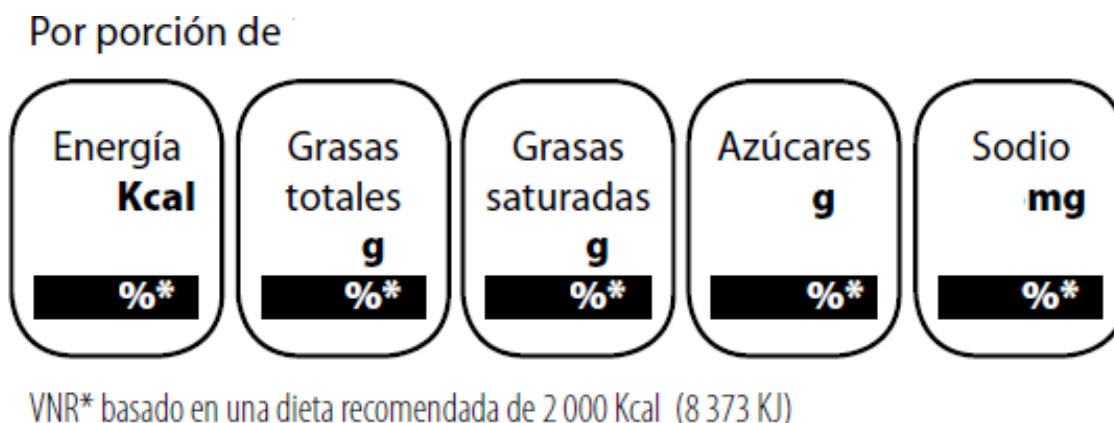
Las grasas saturadas, son también conocidas como grasas sólidas debido a que en temperatura ambiente es sólida. Este tipo de grasa se conoce como grasa mala al igual que la grasa trans debido a que incrementa los niveles de colesterol de igual forma generan obesidad, enfermedades cardiovasculares y accidente cerebrovascular. Se encuentra en alimentos de origen animal, aunque también está presente en algunos vegetales, como el aceite de coco y palma(Chowdhury et al., 2014)(Fooducate, 2010).

1.1.8 Sello frontal

Al sello o etiqueta frontal, se le conoce así porque aparece en la parte frontal del empaque que contiene al alimento, este está allí con el objetivo de servir como complemento a la tabla nutricional en función de informar y advertir sobre el contenido nutrimental de forma simplificada. Este sistema ha sido empleado en muchos países que de acuerdo a sus estudios y políticas condicionan o crean un sello frontal, lo que ha generado que existan varios tipos de sello frontal, tales como: los informativos, que muestran el contenido y porcentaje de ciertos nutrientes ya sea por porción o por límite 100g/ml; de advertencia, que como dice la palabra advierten al consumidor sobre el alto contenido de cierto nutrientes que en exceso afectan la salud; y por último los de resumen o interpretativos, que sintetizan la información nutrimental completa del alimento, es decir, tanto en términos positivos como negativos para la salud (Britos & Guiraldes, 2018) (Cofepris, 2016).

1.1.9 Sello/Etiqueta GDA

La etiqueta frontal en sus siglas GDA (en inglés, Guideline Daily Amount y traducido como Guías Diarias de Alimentación) es principalmente informativa, aunque algunos países la adaptaron para fuese también advertencia o interpretativo. En Colombia se tiene el sistema GDA simple que solo es informativo, donde se basa una dieta diaria promedio de 2000 Kcal llamado Valor de Referencia de los Nutrientes (VRN), el sello GDA busca orientar sobre las calorías, grasas totales, grasas saturadas, azúcares y sodio presente en alimento en termino de la porcion y el porcentaje como se observa en la **Figura 1-1** dicho porcentaje se conoce %GDA que tiene establecido unos puntos de corte de acuerdo con el consumo máximo de los nutrimentos en un adulto sano (ver **Tabla 1-1**) que sirven para hallarlo. (Stern et al., 2011)(Mora Plazas et al., 2019).

Figura 1-1: Formato de sello frontal GDA

Fuente: Adoptado de Stern et al (2011)

Tabla 1-1: Valores para hallar el porcentaje GDA

GDA para adultos (>18 años)	
Energía (Kcal)	2000
Grasa (g)	70
Grasa saturada (g)	20
Sodio (mg)	2400
Azúcares (g)	90

Fuente: Adoptado de Stern et al (2011)

1.1.10 Sello/Etiqueta Octagonal

El sello frontal Octagonal es de advertencia que surgió en Chile, pero se ha ido extendiendo en otros países como Perú, Uruguay y México. se le llama así porque sus logotipos son octágonos como se observa en la **Figura 1-2** de color negro donde se resalta las letras con color blanco diciendo si el alimento es alto en calorías, grasa saturadas, sodio y/o Azúcares, para determinar el esto se fijó unos límites que varían entre si el producto es un líquido o un sólido (ver **Tabla 1-2.**) para los sólidos se basaron en la composición química de 2000 alimentos sin adición de nutrientes críticos de 12 categorías y para los líquidos se basaron en la composición de la leche entera fluida. El sello Octagonal más que informar lo que busca es advertir el exceso de nutrientes críticos ya mencionado de forma sencilla y clara. (Guiraldes, 2018)(Mora Plazas et al., 2019).

Figura 1-2: Formato del sello octagonal



Fuente: Adoptado del Ministerio de salud de Chile (2018)

Tabla 1-2: Umbrales de sello frontal Octagonal de Chile

Sello octagonal Umbral cada 100g/ml		
	Alimentos sólido	Alimentos líquidos
Energía (Kcal)	275	70
Grasa saturada (g)	4	3
Sodio (mg)	400	100
Azúcares (g)	10	5

Fuente: Adoptado del Ministerio de salud de Chile(2018)

1.2 Marco Teórico

1.2.1 Reconocimiento óptico de caracteres (OCR)

El reconocimiento óptico de caracteres (OCR) es un proceso orientado a la lectura digital de una imagen textual de la que se obtienen los diferentes símbolos y caracteres que pertenecen a un determinado alfabeto para poder construir y reconocer el texto que se encuentra en la imagen. Con esta tecnología es posible digitalizar textos escritos a mano o impresos a partir de archivos PDF, documentos escaneados y fotografías o videos digitales de los mismos y su rendimiento depende directamente de la calidad de los documentos de entrada (ABBY, 2019).

Para disminuir la dependencia de la calidad de la imagen de entrada y asegurar un buen desempeño es necesario articular OCR con procesamiento digital de imágenes e inteligencia artificial (Alginahi, 2010). Por tanto, las fases más comunes que involucra un sistema OCR son: pre-procesamiento, segmentación, extracción de características y reconocimiento.

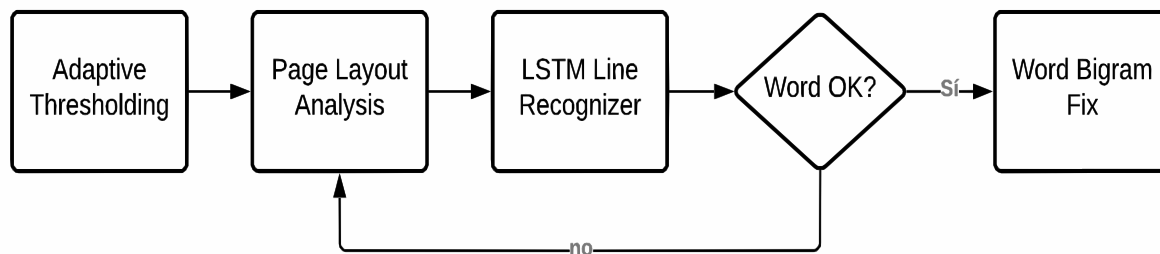
En la fase del pre-procesamiento, el objetivo es lograr limpiar el ruido o cualquier imperfección que pueda estar en la imagen para poder hacer un escaneo con los mejores factores posibles, para ello se binariza la imagen digital convirtiéndola en una imagen de blanco y negro, se normaliza para colocar todo en un mismo tamaño de igual forma se pueden aplicar otros algoritmos dependiendo de la tipografía de entrada para que así sea más fácil el reconocimiento de los caracteres (Sanchez & Sandonis, 2010); En la segmentación o fragmentación, se realiza la operación que permite dividir el texto de la imagen pre-procesada de tal manera que se puede reconocer cada uno de los caracteres de dicha imagen. Para segmentar se tiene que tener en cuenta que existen tres magnitudes que determinan el orden de los caracteres dentro de un texto, es decir, primero se tiene que separar por renglones, para lo cual se utiliza las proyecciones horizontales (Histogramas), luego se tiene que separar las palabras de cada reglón y por último se tiene que separar las letras de cada palabra, para estas dos últimas se utiliza el mismo método de proyecciones verticales. Como resultado se obtiene cada carácter en una ventana rectangular con las dimensiones de ancho y alto (Martin-Cobos Blanco & Godino Martinez, 2014); En la fase de extracción de características, se aplican diversos algoritmos para poder hacer más compacta la información de la imagen ya segmentada, la cual contiene de forma matricial numerosas características, entonces aplicando métodos como Principal Component Analysis (PCA), Linear discriminant Analysis (LDA), entre otros. Se puede reducir el costo computacional que generaría este reconocimiento de características volviéndolo más eficaz (Sanchez & Sandonis, 2010); y por último el reconocimiento, esta fase es importante para el buen funcionamiento del OCR, ya que aquí se hace la comparación entre las características obtenidas anteriormente con los teóricos o ya establecidos patrones almacenados en una base de datos. Para hacer la comparación existen diferentes técnicas de minería de datos como el algoritmo K-NN (K vecinos más próximos), el algoritmo de Árboles de decisión, redes neuronales entre otros.

Entre otras formas existen varias bibliotecas o motores desarrollados para el uso del OCR, los cuales algunas son GOCR, JavaOCR, Ocrad, Cuneiform, y entre las que más se destacan es Google visión API y Tesseract debido a que son gratuitas, muy completas y adaptativas (Martin-Cobos Blanco & Godino Martinez, 2014) (Debandi & Redi, 2008b).

1.2.2 Tesseract

Es un motor o biblioteca que fue creado en entre el año de 1985 y 1994 por Hewlett-Packard Laboratories Bristol y en Hewlett-Packard Co. Después de esto tuvo cambios importantes como fue el hecho que migró del lenguaje C en el que fue desarrollado inicialmente a C++, en el 2005 fue liberado por la compañía como código abierto bajo la licencia Apache Versión 2.0 y en el año siguiente es adquirido por Google quien actualmente es quien lo financia. Teniendo como principal desarrollador al señor Ray Smith dentro de un nutrido grupo de autores y colaboradores que viven actualizando y haciendo mantenimiento a Tesseract(Zdenop, 2020).

Figura 1-3: Diagrama de la arquitectura de Tesseract v4.0 en adelante



Fuente: Adaptado de Ray Smith (2016)

En la **Figura 1-3** se presenta la arquitectura del Motor Tesseract de la versión 4.0 en adelante donde se agrega red de memoria a corto plazo (LSTM, en inglés Long short-term memory). Tesseract a pesar de sus mejoras mantiene algunas bases de sus versiones anteriores como la entrada de la imagen binaria, a la que se le analizan los componentes conectados y se almacenan los contornos pertenecientes a objetos de la imagen de entrada, brindando información sobre el contorno que compone cada letra. Luego se reúnen objetos con contornos similares en Blobs, y se organizan en líneas de textos. Ya en la siguiente etapa esta los cambios que es la red LSTM, la cual es una red neuronal recurrente (RNN) que integra ciclos de retroalimentación que permiten retener la información en ciertos pasos del entrenamiento a través de la conexión de la salida de cada capa(Maina, 2019). Dicho ciclo se realiza hasta que se reconoce la palabra y se envía como se muestra en la **Figura 1-3** al último bloque donde se hace el reconocimiento de las letras mayúsculas y minúsculas (Smith, 2007).

Por otro lado, al ser Tesseract programado en C++ se requiere de una librería para poder enlazarlo con otro lenguaje. Entonces para Python se tiene que hacer uso de la librería

pytesseract para comunicar Python y Tesseract v4.1 Y así hacer el reconocimiento texto (Maina, 2019)(Lee, 2020).

1.3 Marco Legal

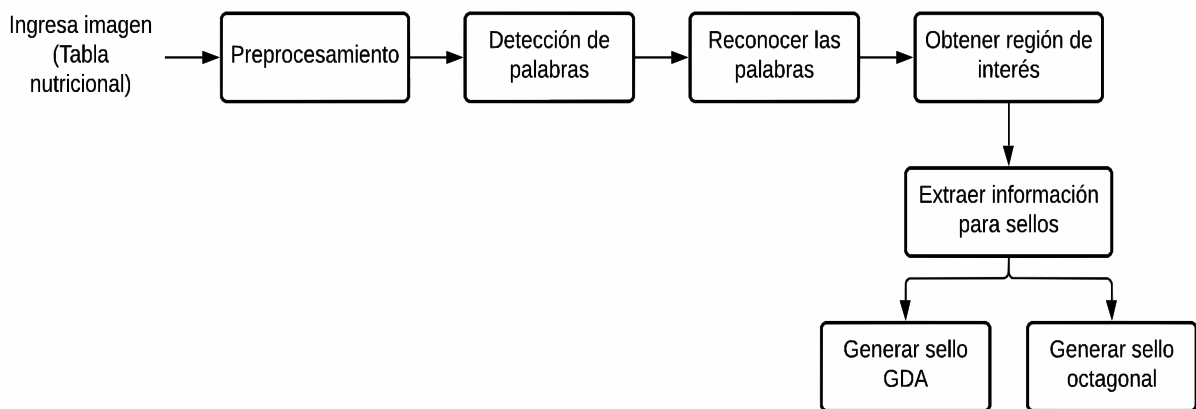
El ministerio de protección social haciendo uso de sus facultades establece la Resolución número 333 del 2011 en la que se reglamenta los requisitos del rotulado o etiquetado nutricional que deben cumplir los alimentos envasados para consumo humano. En ella se expone como nutrientes de declaración obligatoria a las calorías, las grasas totales, las grasas saturadas, las proteínas, los carbohidratos, la fibra dietaria, el colesterol, grasas trans, Azúcares, las vitaminas A y C, el hierro y calcio. Aunque cualquiera de estos nutrientes deja de ser obligatoria su declaración cuando no está presente en el alimento. También están los nutrientes de declaración opcional como el potasio, la grasa monoinsaturada, la fibra soluble entre otros. Así mismo se establece las condiciones en la debe expresarse la cantidad y unidad de medida de cada nutriente, por ejemplo: las calorías se declaran en términos de kilocalorías (kcal) adicionalmente puede expresarse en kilojulios (KJ) y su cantidad se declarar de 5 en 5 kcal, dentro del rango de 5 a 50 kcal, pero si es mayor de 50 kcal de 10 en 10 kcal ya cuando sea menos de 5 kcal se determina como cero (0); para las grasas totales y saturadas su unidad de medida son los gramos (g) y su cantidad declara que para valores mayores a 5 g se busca el valor más cercano a la unidad, si por el contrario es menor a este valor se hace de 0,5 en 0,5 g excepto cuando este valor está por debajo de 0,5 g que se aproxima a cero (0); Para los azúcares ocurre casi lo mismo puesto que su unidad de medida son los gramos (g) , se busca el valor más cercano a la unidad y si está el valor por debajo de 0,5 g se aproxima a cero (0) sólo que cuando este es menor de 1 g se declara así o también se expresa así "< 1 g"; por último, destacando los nutrientes que son utilizados como referencia en la generación de sellos frontales se tiene el sodio, el cual tiene como unidad de medida los miligramos (mg) y la cantidad se declara de 5 en 5 mg para un rango de 5 a 140 mg ya para cantidades superiores es de 10 en 10 mg y para inferior al rango es declarado como cero (0). Además de que el tamaño de la porción debe declararse tanto en medidas caseras tales como vaso, cuchara, taza, rebanada, cucharadita entre otras también debe declararse en el sistema internacional de unidades siendo para los líquidos en mililitros (ml) y cualquier otro alimento en gramos (g).

La resolución también expone los términos como de tipo de fuente de letra la cual es la Helvética, con un tamaño mínimo de 8 puntos para el título, 5 puntos para información de declaración obligatoria y la opcional con 4 puntos. Por otro lado, se establecieron 5 tipos de formatos en los que se debe mostrar la información nutricional siendo los siguientes: El formato vertical estándar, presenta la información en forma de columna y agrupa en segmentos, los cuales, al igual que la información se indican en el artículo 26 de la presente resolución; El formato con declaración lateral, es igual al estándar solo se diferencia en que la información opcional (indicada en el artículo 26) quedar ubicada a la derecha de la información nutricional; Formato con declaración dual, Se presenta igual que el estándar solo que se agregar más información ya sea para otro tipo de unidades de medida, más formas del mismo alimento o para otro grupo poblacional con diferente valor diario de referencia (Por ejemplo los niños); Formato simplificado, Se presenta igual al estándar solo que se omite la información opcional (indicada en el artículo 26) por lo que este formato es para alimentos que no tienen cantidades significativas en menos de ocho (8) de los nutrientes de declaración obligatoria; Por último esta los formatos tabular y lineal que es para alimentos empacados con una área menor a 258 cm², el tabular se presenta de forma horizontal la información nutricional separada en tres secciones y el lineal se presenta en forma de párrafo donde información de cada nutriente es separado por una coma y el porcentaje de VDR está entre paréntesis, este último se usa solo cuando no es posible usar el formato tabular (Ministerio de la protección social, 2011).

Capítulo 2 Metodología

En este capítulo se presenta la recolección de los datos y la metodología utilizada para llevar a cabo el reconocimiento de las etiquetas nutricionales y la posterior generación de dos sellos frontales, aquí se muestra el preprocesamiento, la detección y reconocimiento de las palabras, obtención de la región de interés, extracción de la información de los sellos y finalmente la generación de los dos sellos frontales.

Figura 2-1: Diagrama general de la metodología



Fuente: Autores

En la **Figura 2-1** se muestra las diferentes etapas del desarrollo de este proyecto para generación de sellos frontales por medio del reconocimiento óptico de caracteres. Primero, la imagen es preprocesada, luego se detectan y reconocen los datos que tiene las etiquetas nutricionales, después obtiene la región de interés, y se extrae la información para los sellos, es decir, los datos se filtran dos veces en busca de solo la tener información necesaria para generar los dos sellos frontales que es: el tamaño por porción y su unidad de medida, la cantidad de calorías y su unidad de medida, y las cantidades de grasa total, grasa saturadas, sodio y azúcares.

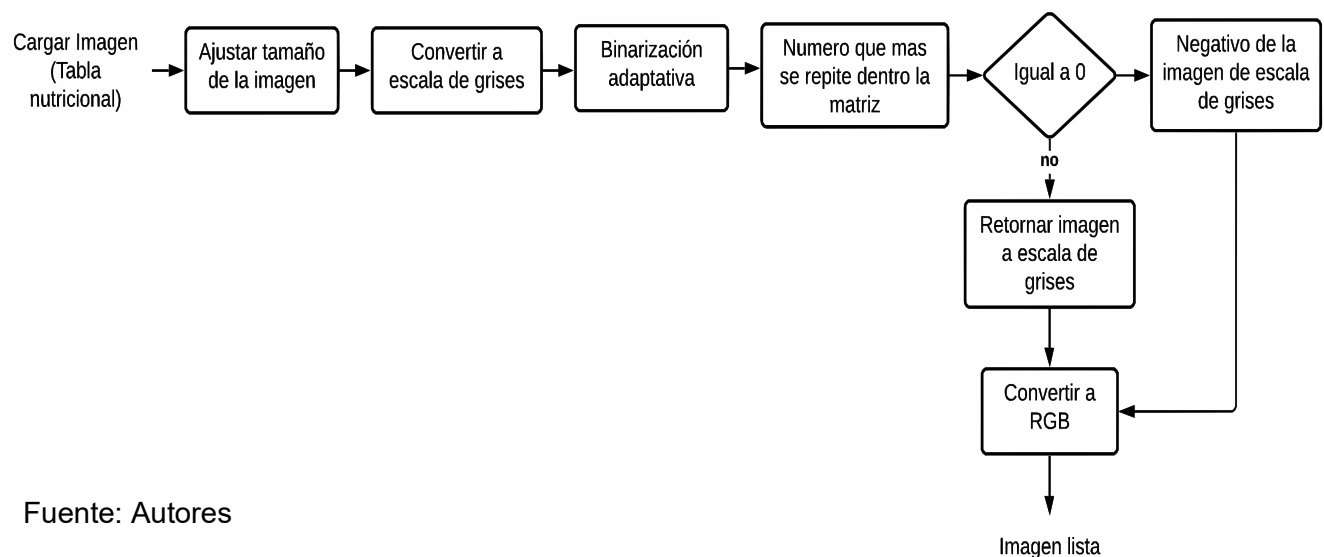
2.1 Recolección de datos

La recolección de los datos, que en este caso son imágenes de las tablas nutricionales de los alimentos procesados y ultraprocesados que se comercializan en el mercado colombiano. Se hizo de la siguiente manera:

- Para escoger los productos a los que les tomó la tabla nutricional, se tuvo como guía el estudio realizado por KANTAR (Garavaglia & Arregui, 2020) sobre el top de las marcas más consumidas en el país.
- Para obtener las imágenes de las tablas nutricionales de los productos escogidos se hizo uso de las páginas web de los supermercados Éxito, Jumbo y Merqueo, así como también las páginas de algunas de las marcas de los productos. Ya que estos tienen las imágenes de las tablas nutricionales de la mayoría de los productos que ofrecen.
- Se escogió los tipos de formato de tabla nutricional Estándar, dual y simplificado ya que son similares entre ellas y además están presente en la mayoría de los productos que se seleccionaron.
- Finalmente se obtuvieron 160 imágenes de las tablas nutricionales, de las cuales 10 fueron para el entrenamiento de Tesseract y 150 para la creación de la base de datos y evaluación de la eficacia del sistema.

2.2 Preprocesamiento

Figura 2-2: Diagrama de bloques de la etapa de preprocesamiento

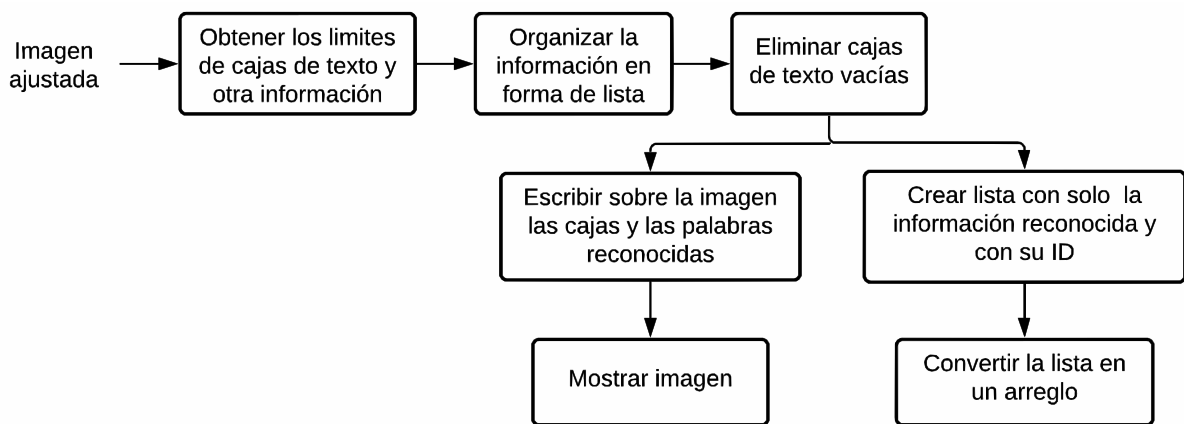


Fuente: Autores

En esta etapa se estandarizo todas las imágenes quedando con una altura de 1000 píxeles de alto y de ancho se aplicó la relación de aspecto, en aras de lograr mejores resultados en el reconocimiento de las palabras, luego se convirtió la imagen en escala de grises para eliminar el color de la imagen ya que no se requiere que esta venga a color y también para poder realizar la binarización adaptativa, la cual genero un matriz de la que se obtiene el color (blanco o negro) que más se repite, de allí se establece si el color de fondo de la tabla nutricional es de color negro o blanco. Entonces si es negro se le realizo el negativo a la imagen a escala de grises, debido que tesseract desde la versión 4.x se usa con texto oscuro sobre fondo claro. Por otro lado, si se detectaba el fondo de color blanco se dejó la imagen a escala de grises y por último se convirtió la imagen al formato RGB para efectos de mejor apreciación de las cajas de textos detectadas y reconocidas dando como resultado una imagen lista para pasar por tesseract.

2.3 Detección y reconocimiento

Figura 2-3: Diagrama de bloques de la etapas de detección y reconocimiento



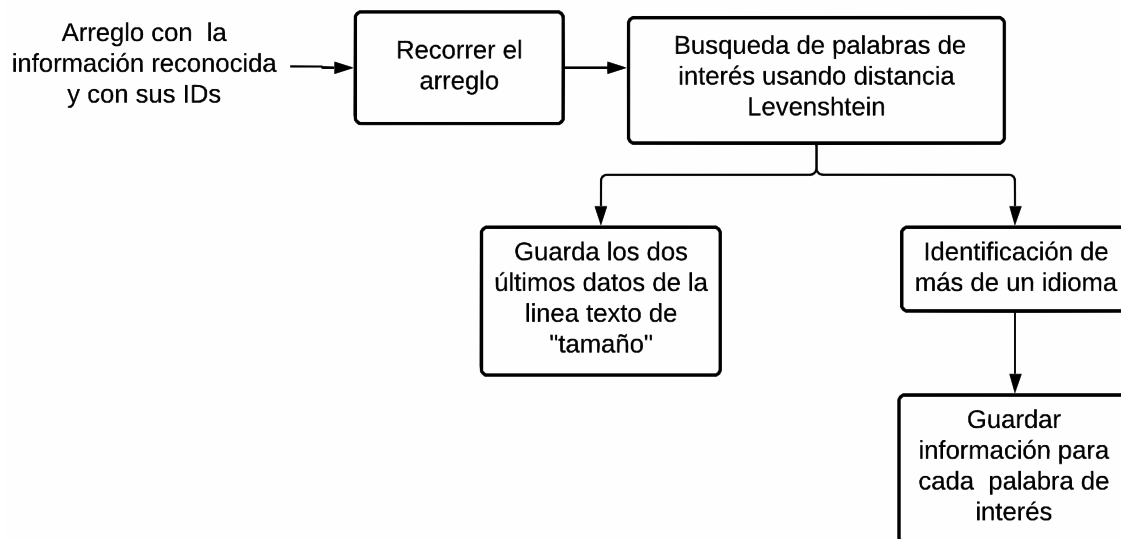
En esta fase se utiliza el motor OCR tesseract y la biblioteca pytesseract como se mencionó anteriormente sirve como enlace entre Python y tesseract. Para que la detección y el reconocimiento fuese efectivo se realizó un entrenamiento con un programa creado en java llamado jTessBoxEditor donde se corrigió la posición de cada una de las cajas de las letras detectadas manualmente, de igual forma se verificó que la letra asignada a la caja sea la correcta. Este proceso se hizo con diez (10) imágenes de las tablas nutricionales, de las cuales síes (6) fueron en el formato original y cuatro (4) fueron con imágenes

preprocesadas, luego por medio del mismo se generó un entrenamiento por cada una de estas imágenes, que en conjunto con el entrenamiento del idioma español que trae tesseract se cargaron al código usando el parámetro *lang* dentro de la función *image_to_data* que trae la biblioteca pytesseract y de donde se obtuvo la posición, los límites y el reconocimiento de las cajas de texto detectadas además de otra información (como el nivel, número de página, número de bloque, número de párrafo, número de línea, número de palabra).

Estos resultados se organizaron en forma de lista, se eliminaron las cajas vacías, es decir, donde detectó las líneas de la tabla u otras formas que hay dentro de la imagen, que no eran texto. En aras de poder observar que detecta y reconoce tesseract se sobrescribió las cajas donde detectó palabras y que palabra reconoció. por último, se creó una lista para almacenar las palabras reconocidas con otra información que se llamó ID que es el número de bloque, el número de línea y el número de la palabra, a su vez esta lista se convirtió en arreglo para facilitar la búsqueda de lo que se almaceno.

2.4 Obtener la información de interés (ROI)

Figura 2-4: Diagrama de bloques etapa de obtención de la información de interés



Fuente: Autores

En esta fase se utilizó la distancia de levenshtein para encontrar las palabras de interés, las cuales son:

- Energía/Calorías
- Saturada
- Total
- Sodio
- Azúcares

Estas palabras fueron escogidas debido a que preceden al valor de la cantidad de los nutrientes de interés (Calorías, Grasa saturada, Grasa total, Sodio, azúcares). Con la función levenshtein se comparó la distancia, es decir, el número de cambios de inserción, sustitución y/o eliminación necesarios para que cada uno de los datos reconocidos sea igual a la palabra de interés, por ello se condicionó, para que busque aquellas palabras donde sólo se requieran de 2 o menos cambios.

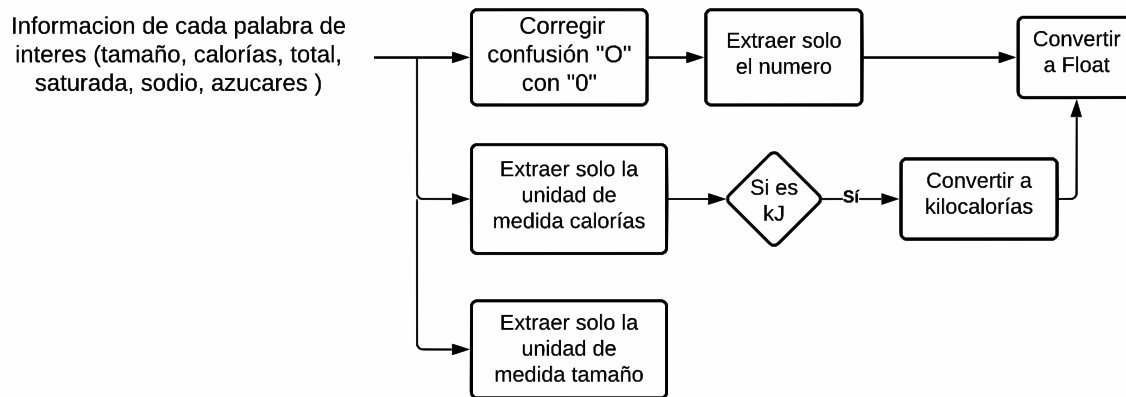
Al ser las tablas nutricionales de diseño complejo, textos mixtos de español e inglés o viceversa se tuvo que aplicar varias condiciones para encontrar el valor de la cantidad del nutriente.

Lo primero fue que después de encontrada la palabra, buscarse en la siguiente casilla un número y si lo había, que lo almacenará en una lista con su respectiva la palabra de interés, pero si esto no ocurre, y lo que se tiene son los caracteres (/ o L o |) que indican que la tabla tiene dos idiomas. Entonces se tuvo que saltar cierto número de posiciones después de la palabra buscada donde se hallaba el valor de la cantidad del nutriente.

Para encontrar el valor del tamaño por porción, por estar precedido dicho valor por las medidas caseras (cuchara, vaso, taza, pocillo, etc.) y no ser esta una palabra fija como ocurre con los nombres de los nutrientes se tuvo que hacer una condición diferente a las demás y es que luego de encontrar la palabra tamaño, se almacenó el ID (el número de bloque, número de línea y el número de la palabra) de la palabra "tamaño" en un arreglo. Mientras los siguientes IDs sean iguales al guardado en el arreglo, se almacena ese y el anterior dato reconocido, con el fin de obtener los dos últimos datos reconocidos de la línea texto donde está la palabra "tamaño", dichos datos corresponden al valor y la unidad del tamaño por porción.

2.5 Extraer información para sellos

Figura 2-5: Diagrama de bloques de la etapa de extracción de información para sellos

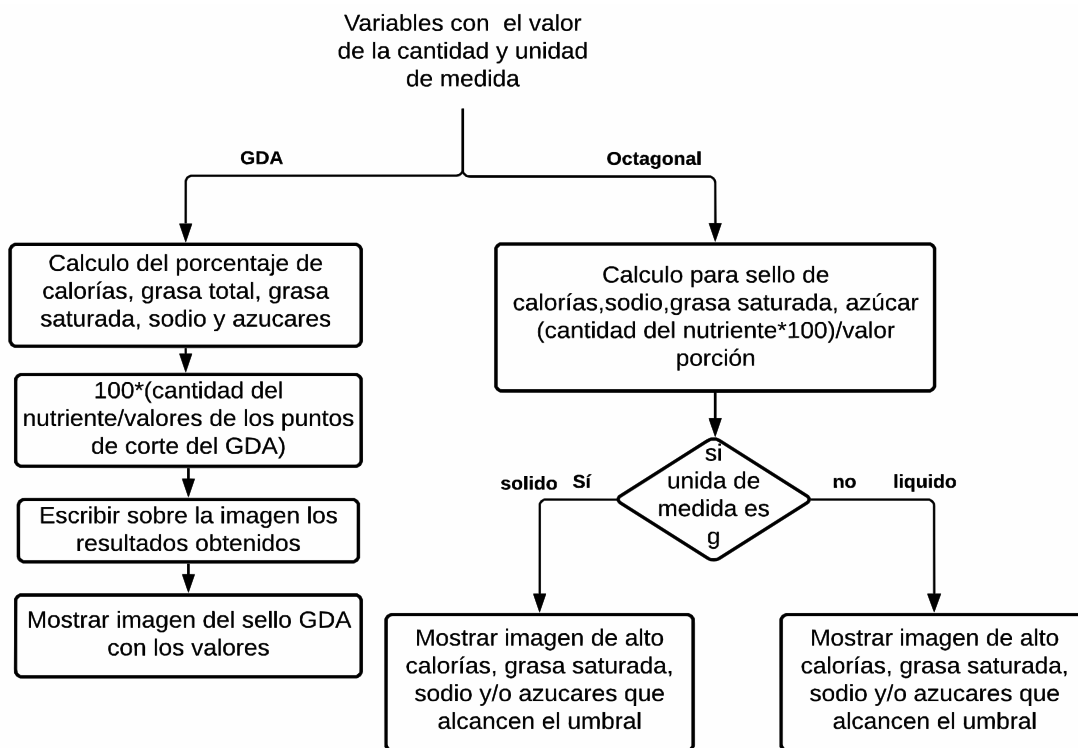


Fuente: Autores

En esta fase se tomó todas las listas creadas con la información de interés, se corrigió el error de reconocer una "O" en vez de un cero (0). Luego se extrajo el número de la cantidad de cada uno de los nutrientes de interés, así como también el tamaño de la porción para posteriormente convertirlo en un formato numérico (*float* y *int*). Por otro lado, se extrajo la unidad de medida de las calorías y si está dada en kilojulio (KJ), se hace conversión a kilocalorías (Kcal) debido a que los cálculos de los sellos frontales son en kilocalorías. También se extrajo la unidad de medida de tamaño por porción para la generación del sello octagonal.

2.6 Generación de sellos

Figura 2-6: Diagrama de bloques de la etapa de generación de los sellos frontales



Fuente: Autores

En esta última fase se toma las variables con el valor de cantidad del nutriente y unidades de medida que se requieren para la generación del sello GDA y Octagonal. Por un lado, para el sello GDA se calculó los porcentajes de los datos de interés (calorías, grasa total, grasa saturada, sodio y azúcares) con la ecuación (1).

$$\%GDA = \frac{(valor\ de\ la\ cantidad\ del\ nutriente)}{(Valores\ de\ los\ puntos\ de\ corte\ GDA)}(100\%) \quad (1)$$

Los valores de los puntos de corte GDA se observan en la **Tabla 1-1**. Después de obtenido los resultados sobrescribieron en una imagen con el formato del sello GDA (ver **Figura 1-1**) y se visualizó. Por otro lado, para la generación de los sellos octagonales se realizaron los cálculos aplicando la regla de tres simple, resultando la ecuación (2)

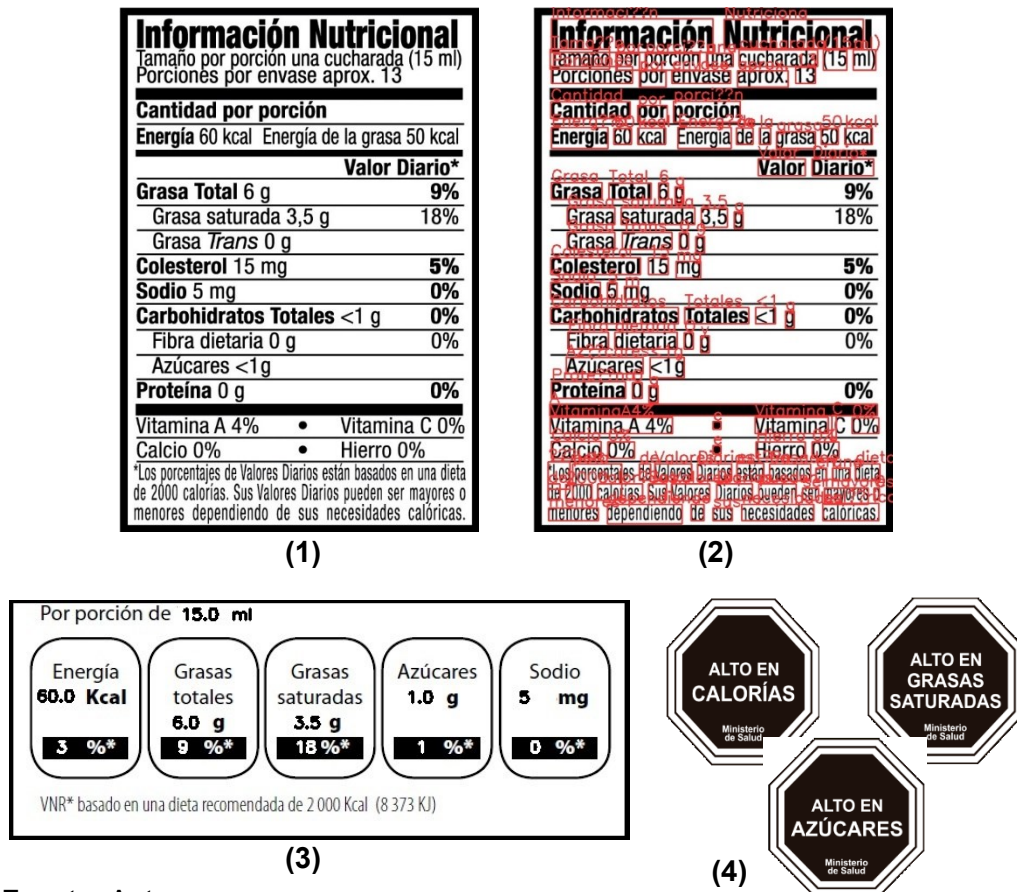
$$X = \frac{(valor\ de\ lcantidad\ del\ nutriente * 100)}{(Valor\ del\ tamaño\ por\ porción)} \quad (2)$$

De la cual X representa el valor numérico en una porción de cien (100 g/ml) después de hallar estos valores a los cuatro nutrientes que maneja el sello frontal que son Calorías, grasa saturada, sodio y azúcares se pregunta si la unidad de medida del tamaño por porción es gramos (g) o mililitros (ml) ya que de acuerdo a esto se establece los umbrales que se observan en la **Tabla 1-2** del sello octagonal que para gramos significa que el alimentos es un sólido y para mililitros el alimento es un líquido. Entonces, el nutriente que alcanza o sobrepasa los umbrales de la **Tabla 1-2** son determinados como altos por lo que se visualiza la o las imágenes con el formato de los sellos octagonales (ver **Figura 1-2**) dependiendo de los nutrientes que hayan sido determinados como altos.

Capítulo 3 Resultado y discusiones

Una vez implementado los algoritmos se usaron 150 imágenes, obtenidas en la recolección de datos para evaluar eficacia del algoritmo de OCR y la generación de sellos frontales. En la **Figura 3-1** se muestra un ejemplo del funcionamiento con una de las imágenes usadas. Dónde: **(1)** es la imagen de entrada; **(2)** detección y reconocimiento; **(3)** el sello GDA generado y **(4)** el sello octagonal generado.

Figura 3-1: Ejemplo de una prueba de funcionamiento.



Fuente: Autores

3.1 Análisis de los resultados

En esta sesión se presentan los resultados obtenidos al ejecutar el algoritmo con las 150 imágenes. Primero, se determinó la cantidad de acierto y desacierto, por último, se clasificaron y categorizaron los desaciertos en términos de tipo error y palabras de interés.

En la **Tabla 3-1** se sintetiza los resultados obtenidos al evaluar la eficacia del algoritmo en términos de los aciertos y desaciertos. Se define un evento como acierto cuando se genera de forma exitosa el sello frontal GDA y Octagonal y un desacierto en caso contrario.

Tabla 3-1: El número total de aciertos y desaciertos

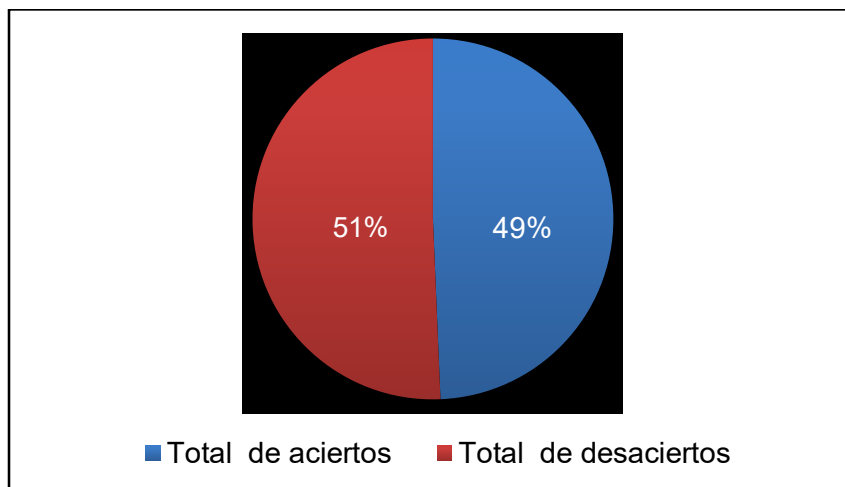
Total de imágenes	Total de aciertos	Total de desaciertos
150	74	76

Fuente: Autores

Para cuantificar el rendimiento del algoritmo se aplicó la métrica Accuracy, la cual se utiliza para medir el porcentaje de casos en los que el modelo acertado. La ecuación (3) se expresa el número total de aciertos en comparación con el número total de imágenes ejecutadas.

$$\text{No. de aciertos} = \frac{74}{150} (100\%) = 49\% \quad (3)$$

Figura 3-2: Gráfica porcentual del total de aciertos y desacierto



Fuente: Autores

Se consigue un 49% de aciertos, como se observa en la **Figura 3-2**, para la generación de los sellos los frontales GDA y Octagonal por medio de la lectura directa las tablas nutricionales a través del reconocimiento óptico de caracteres frente a un 51% del total de los desaciertos.

Para cuantificar la importancia de la resolución de las imágenes se clasificaron en cuatro conjuntos mutuamente excluyente. El primer conjunto consiste de imágenes menores o iguales a 500 píxeles de alto; el segundo de imágenes mayores a 500 píxeles, pero menores o iguales a 700 píxeles de alto; el tercer grupo son imágenes mayores a 700 píxeles y menores o iguales a 900 píxeles de alto; por último, esta las imágenes mayores a 900 píxeles de alto. Posteriormente se corrió el algoritmo y se computo el porcentaje de aciertos y desaciertos para cada uno de los conjuntos anteriormente descritos, en la **Tabla 3-2** se muestran los resultados obtenidos. Que, A partir de estos, se observa que para imágenes mayores 900 píxeles de alto la eficacia del algoritmo mejora considerablemente. Y que con imágenes iguales o por debajo de los 500 píxeles el algoritmo le es muy difícil reconocer la información. Los resultados sugieren que el algoritmo OCR le es difícil reconocer en imágenes baja resolución porque las letras quedan muy difuminadas.

Tabla 3-2: Número de aciertos y desacierto agrupado por el alto de la imagen

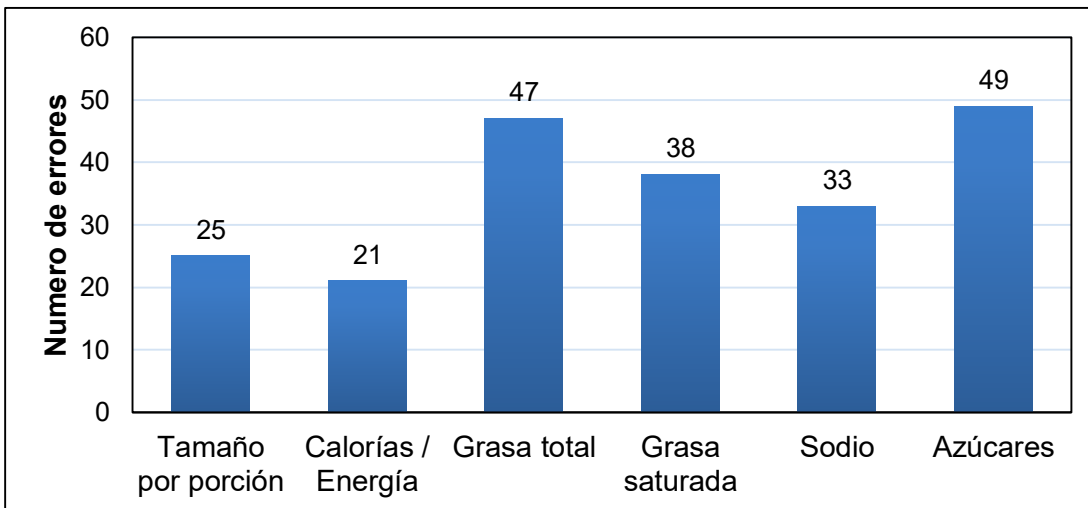
Imágenes menores o iguales a 500 píxeles de alto				
Número de aciertos	Número de desacierto	Total	Porcentajes	
3	18	21	Acierto	Desacierto
			14%	86%
Imagen mayores a 500 píxeles y menores o iguales a 700 píxeles de alto				
Número de aciertos	Número de desacierto	Total	Porcentaje	
26	21	47	Acierto	Desacierto
			55%	45%
Imagen mayores a 700 píxeles y menores o iguales a 900 píxeles de alto				
Número de aciertos	Número de desacierto	Total	Porcentaje	
21	30	51	Acierto	Desacierto
			41%	59%
Imagen mayores a 900 píxeles de alto				
Número de aciertos	Número de desacierto	Total	Porcentaje	
24	7	31	Acierto	Desacierto

			77%	23%
--	--	--	-----	-----

Fuente: Autores

Para identificar los errores más frecuentes que ocurren en el algoritmo en la **Figura 3-3** se organizan los desaciertos de acuerdo a las palabras de interés donde sucede el error. Lo primero que se observa, es que las calorías y tamaño por porción representan los valores más bajos dentro de los errores. Esto se da porque tienen un tamaño de letra mayor al de los demás y pertenecen a los dos primeros segmentos de la tabla nutricional, los cuales tienen cierto espacio entre la línea que los segmentos y el texto contienen mientras que los otros nutrientes están agrupados estrechamente.

Figura 3-3: Gráfica del número de errores por palabras de interés

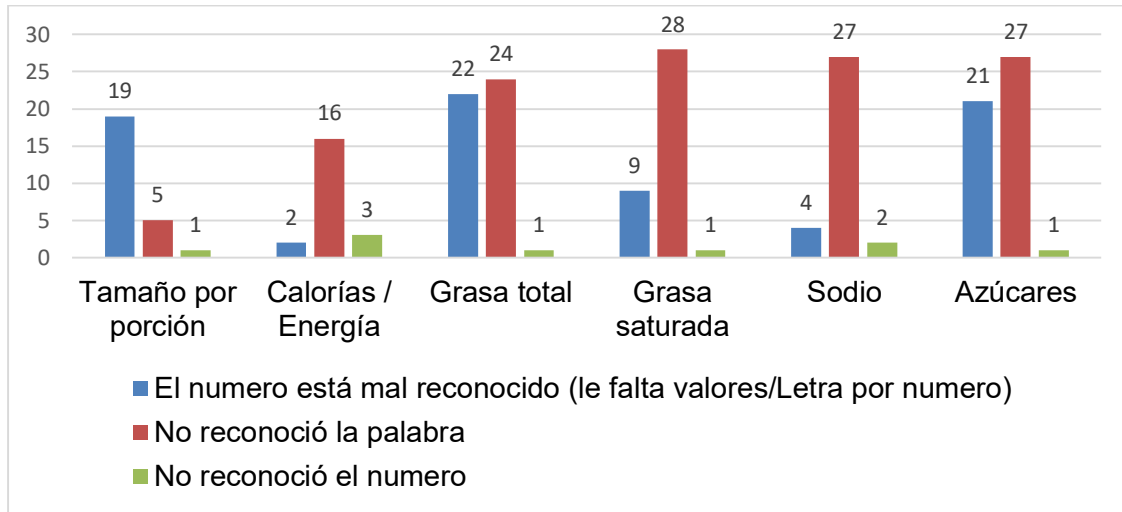


Fuente: Autores

Haciendo un análisis más profundo, en la **Figura 3-4** se desglosan los errores reportados en las **Figura 3-3** en las siguientes categorías: el número está mal reconocido, no se reconoció la palabra y no se reconoció el número. Como primera observación se tiene el 60% los errores fueron porque el algoritmo no reconoció la palabra, luego con un 36% el algoritmo reconoció mal el número esto se da debido principalmente a que confunde los gramos (g) con un nueve (9) puesto que la fuente Helvetica que manejan las tablas nutricionales tiene la letra g y el número nueve muy parecidas, este es similar a lo que ocurre con el cero (0) y la "O" mayúscula. En el tamaño por porción este es el principal error, ya que en muchas ocasiones no hay un espacio entre el número y la unidad de medida (g) por lo que Tesseract lo entiende como parte del número. Esto pasa igual con

grasa totales y azúcares. Para el sodio y las calorías que tienen una unidad de medida diferente a los gramos se refleja que presentaron un error mínimo reconociendo el número.

Figura 3-4: Gráfica con tipos de errores por cada nutriente y tamaño por porción



Fuente: Autores

3.2 Discusión

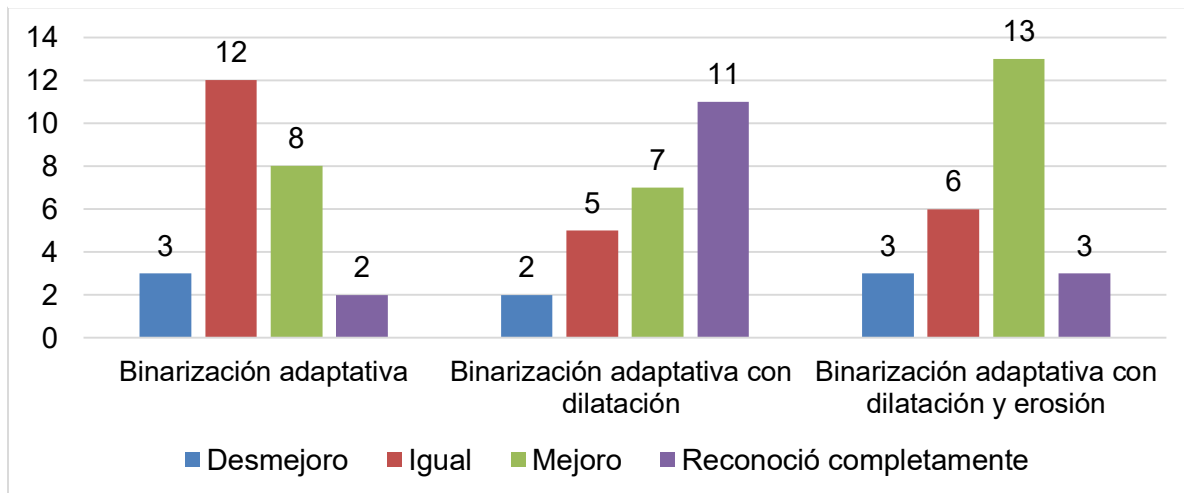
Inicialmente se realizó una prueba a los algoritmos con 42 imágenes de las 150 recolectadas. Donde se identificaron los siguientes errores: el número pegado a la palabra interés, el número mal reconocido, no se reconoció la palabra y no se encontró el número. Esta prueba inicial arrojó un 52% en el número de desaciertos. Como solución se hicieron más entrenamiento pasando de cinco a diez y se agregó el entrenamiento del idioma español que tiene tesseract, también se mejoró el código con el fin de que extrajera la información de interés desde que fuese reconocida, por último, se hizo un preprocesamiento más completo aplicando binarización adaptativa, dilatación y erosión. Como resultado se obtuvo una disminución en el porcentaje de error con respecto a la anterior pasando a un 40%. Al no ser satisfactorio se hicieron más pruebas encontrando que al aplicar solo la escala de grises y el negativo para las imágenes que contenían un color de fondo oscuro dieron mejores resultados. Ya que se obtuvo 14% de en el número de desaciertos.

Después de realizar ese mejoramiento, se hizo la prueba con las 150 imágenes donde este mejoramiento volvió a recaer como se muestra en la **Figura 3-2** que fue 51% del cual

el 64% de los errores están dados porque no se reconoce la palabra y/o el número. Este problema se da en parte por la diversidad de las imágenes de entrada algoritmo ya que las imágenes están en diferentes tamaños, diferente nivel de nitidez puesto que hay algunas donde el texto se ve muy bien, otras donde el texto aún se distingue, pero tiene cierto nivel de distorsión y otras donde el nivel de distorsión es alto. Además, presenta diferentes tipos de formato de tabla nutricional, en más de un idioma, y en diferentes colores de letra y fondo.

El otro causante para que el algoritmo no reconozca la información está dado en la etapa del preprocesamiento ya que por un lado se probó las imágenes a las cuales no se les reconoció ningún o casi ninguno de los parámetros, se les aplicó binarización adaptativa, luego dilatación y después erosión. Los resultados de esta prueba se muestran en **Figura 3-5**. Donde se evidencia que con solo aplicar binarización adaptativa no es suficiente, como tampoco es suficiente aplicar las tres técnicas que, aunque se mejora reconociendo más parámetros, no se alcanza lo que se quiere. También se evidencia una polarización en el uso de estas técnicas de preprocesamiento puesto que como se observa la **Figura 3-5** así como se gana mejores resultados algunos de igual forma se pierde en otros. Lo que resulta complejo saber que técnicas definitivas se deben aplicar para obtener unos mejores resultados, pero puede ir en caminado en la aplicación de binarización y dilatación de acuerdo a la **Figura 3-5**.

Figura 3-5: Resultados de aplicar diferentes técnicas de preprocesamiento.



Fuente: Autores

Por otro lado, la literatura recalca que es importante hacer un buen preprocesamiento puesto que conlleva al mejoramiento de los resultados ya que el propósito de las técnicas

de procesamiento radica en entregar imágenes de la más alta calidad posible, eliminando el ruido en las regiones de interés las imágenes y alineándolas.

Conclusiones y Trabajos futuros

Conclusiones

En este trabajo se realizó la evaluación de motor Tesseract como técnica reconocimiento óptico de caracteres para reconocer las etiquetas nutricionales y posterior generación automática de los sellos frontales GDA y octagonal. La metodología empleada en el desarrollo de los algoritmos se llevó a cabo en cuatro etapas distribuidas el preprocesamiento, detección y reconocimiento de las palabras, obtención de la región de interés, extracción de la información para los sellos y finalmente la generación automática los sellos frontales. Luego se realizó una evaluación de la eficacia del motor tesseract en términos de aciertos y desacierto, por lo cual se recolecto un conjunto de 150 imágenes de tablas nutricionales con los tipos de formato Estándar, dual y simplificado, con tamaños que va desde 168x214 píxeles hasta 1677x2269 píxeles. Los Resultados permite concluir lo siguiente:

La eficacia de tesseract reconociendo la información de interés de las etiquetas nutricionales es de un 49%, de lo cual con éxito de 100% generó los sellos GDA y octagonal indicando que el algoritmo para la generación de los sellos funciona correctamente. Además, se obtuvo mayor efectividad en imágenes que superan los 900 píxeles de altura.

Por otro lado, de los errores presentados el principal es el de no reconocer las palabras y/o números. Se encontró que este error se dio por dos circunstancias que son las variaciones de tamaño, calidad y morfológica de las imágenes recolectadas, así como un mejor preprocesamiento que se adapte la complejidad que se presenta con las imágenes de las tablas nutricionales. Se recomienda, usar la técnica de re-escalamiento de imagen la cual es muy utilizada cuando las imágenes son pequeñas, esta se puede configurar con una interpolación de *inter_cubic*, recomendada para reconocer las letras pequeñas, aunque este requiere un mayor costo computacional se da en aras de no perder la calidad

de la imagen, puesto que de acuerdo con **Tabla 3-2** para imágenes menores a 900 píxeles no se reconocieron bien. Por otro lado, se puede utilizar la técnica de la dilatación para cuando en las imágenes viene muy pegadas las letras, ya que esta técnica hace un adelgazamiento dependiendo del número capas así mismo será su adelgazamiento, para así lograr separar los caracteres pegados y para el caso contrario de que en la imagen contenga los caracteres delgados se puede emplear la técnica de erosión haciendo que aumente el grosor del texto en la imagen este grosor depende igualmente del número capas que se aplique.

Trabajos futuros

En este apartado se habla de las posibles mejoras en las que se puede seguir trabajando para el desarrollo de herramienta eficaz y efectiva en la lectura de las tablas nutricionales por medio del motor Tesseract y generación automática los sellos GDA y octagonal en aras de contribuir a la concientización de los alimentos que se consumen y por ende a un cambio en los hábitos alimenticios de los colombianos. Así que una posible mejora es poder hacer que ampliar el algoritmo para que también identifique, reconozca y extraiga la región de interés de todos los tipos de formatos de las tablas nutricionales que hay en este momento en Colombia ya que este proyecto solo se implementó 3 formatos que fueron el estándar, el formato dual y formato el simplificado.

Otra posible línea de trabajo es desarrollar una aplicación móvil con el algoritmo desarrollado en este proyecto y adaptándolo para que funcione en sistema operativo Android y IOS, e implantando un método para que lea tablas sesgadas ya que, al venir las tablas nutricionales adherida a los paquetes en los productos alimenticios, los cuales son cuerpos irregulares que dificultan tomar la foto de manera derecha.

También se puede trabajar para generar además de los sellos frontales, también genere imágenes ilustrativas con la cantidad de los distintos nutrientes que al consumir en exceso afectan la salud y/o recomendaciones de sobre comidas saludables.

Bibliografía

- ABBY. (2019). OCR - Reconocimiento Óptico de Caracteres | Centro de Aprendizaje. Recuperado el 27 de noviembre de 2019, de <https://www.abbyy.com/es-la/finereader/what-is-ocr/>
- Alginahi, Y. (2010). Preprocessing Techniques in Character Recognition. En *Character Recognition*. <https://doi.org/10.5772/9776>
- Britos, S., & Guiraldes, C. (2018). *Revisión etiquetado y perfiles Nutricionales en el marco del diseño de Políticas Publicas*.
- Chincheró, J. (2019). DESARROLLO DE UN DISPOSITIVO QUE MEDIANTE VISIÓN ARTIFICIAL PERMITA ADQUIRIR IMÁGENES CON PALABRAS PARA LA CONVERSIÓN A AUDIO, ORIENTADO A LA AYUDA DE PERSONAS INVIDENTES. Recuperado el 15 de octubre de 2020, de <http://repositorio.uisrael.edu.ec/bitstream/47000/2117/1/UISRAEL-EC-ELDT-378.242-2019-053.pdf>
- Chowdhury, R., Warnakula, S., Kunutsor, S., Crowe, F., Ward, H. A., Johnson, L., ... Di Angelantonio, E. (2014). Association of dietary, circulating, and supplement fatty acids with coronary risk: A systematic review and meta-analysis. *Annals of Internal Medicine*, 160(6), 398–406. <https://doi.org/10.7326/M13-1788>
- Claro, A., Cuervo, B., Perez, I., & Saldarriaga, L. (2019). *ESTUDIO DE ACTITUDES, PERCEPCIONES Y COMPORTAMIENTOS FRENTE A POLÍTICAS PÚBLICAS PARA PROTEGER EL DERECHO A LA ALIMENTACIÓN ADECUADA* (Corporación Colombiana De Padres Y Madres Red Papaz, Ed.). Recuperado de www.redpapaz.org
- Cofepris. (2016). *ETIQUETADO FRONTAL NUTRIMENTAL*.
- Debandi, F., & Redi, M. (2008a). *El Reconocimiento De Textos. 1*. Recuperado de <http://www.it.uc3m.es/jvillena/irc/practicas/08-09/17.pdf>
- Debandi, F., & Redi, M. (2008b). *EL RECONOCIMIENTO DE TEXTOS*. Recuperado de

- <http://www.it.uc3m.es/jvillena/irc/practicas/08-09/17.pdf>
- Eckel, R. H., Jakicic, J. M., Ard, J. D., De Jesus, J. M., Houston Miller, N., Hubbard, V. S., ... Yanovski, S. Z. (2014). 2013 AHA/ACC guideline on lifestyle management to reduce cardiovascular risk: A report of the American college of cardiology/American heart association task force on practice guidelines. *Journal of the American College of Cardiology*, 63(25 PART B), 2960–2984. <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2013.11.003>
- El Poder del Consumidor. (2017). Etiquetado App. Recuperado el 30 de abril de 2020, de <https://elpoderdelconsumidor.org/etiquetado-app/>
- El Poder del Consumidor. (2019). Escáner Nutritional - Apps en Google Play. Recuperado el 30 de abril de 2020, de https://play.google.com/store/apps/details?id=com.escanernutritional&hl=es_419
- Elizabeth, P., Figueroa, V., Camilo, I., Barrera, S., Alberto, J., Barrera, A., & Escobar Díaz, F. (2019). *Obesidad infantil: una amenaza silenciosa*.
- Encuesta Nacional de la Situación Nutricional. (2015). *Encuesta Nacional de la Situación Nutricional-ENSIN 2015*.
- España, G. de. (2017). La información nutricional detalla el valor energético y determinados nutrientes. Recuperado el 20 de octubre de 2020, de <http://eletiquetadocuentamuchito.aecosan.msssi.gob.es/nutricional.html>
- Fantozzi, J. (2019, agosto 10). 10 cosas que pasan en tu cuerpo cuando tomas demasiada azúcar | Business Insider España. Recuperado el 21 de octubre de 2020, de <https://www.businessinsider.es/10-cosas-pasan-cuerpo-cuando-tomas-demasiada-azucar-468963>
- FaresTaie. (2015). #Noticias para Pacientes | ¿Qué es un alimento sin procesar, uno procesado y uno ultraprocesado? | Fares Taie | Biotecnología. Recuperado el 20 de octubre de 2020, de <https://www.farestaie.com.ar/novedades/pacientes/762-que-es-un-alimento-sin-procesar-uno-procesado-y-uno-ultraprocesado/>
- Fooducate, L. (2010). Fooducate - Eat better. Lose weight. Get healthy. - Aplicaciones en Google Play. Recuperado el 30 de abril de 2020, de https://play.google.com/store/apps/details?id=com.fooducate.nutritionapp&referrer=utm_source%3Dfdct-redirect%26utm_campaign%3DFdct-Web-home-button-top%26utm_medium%3Dna
- Garavaglia, V., & Arregui, M. (2020, mayo). Brand Footprint 2020 - Latam. Recuperado el 28 de octubre de 2020, de <https://kantar.turtl.co/story/brand-footprint-2020->

- latam/page/5/9
- Google. (2014). Translate images - Android - Google Translate Help. Recuperado el 30 de abril de 2020, de <https://support.google.com/translate/answer/6142483?co=GENIE.Platform%3DAndroid&hl=en>
- Guiraldes, C. (2018). *Síntesis y conclusiones de evaluaciones de impacto de sistemas de etiquetado frontal de alimentos (ENFE)*. Recuperado de <http://cepea.com.ar/cepea/wp-content/uploads/2018/10/Sintesis-impacto-ENFE.pdf>
- Kulyukin, V., Kutiyawala, A., Zaman, T., & Clyde, S. (2013). *Vision-Based Localization and Text Chunking of Nutrition Fact Tables on Android Smartphones*. Recuperado de <http://www.calorieking.com>
- Lee, M. (2020). pytesseract · PyPI. Recuperado el 31 de octubre de 2020, de <https://pypi.org/project/pytesseract/>
- Maina, H. J. (2019). *Visión artificial para el reconocimiento automático, en tiempo real, de líneas urbanas de autobuses* (Universidad Nacional de Córdoba). Recuperado de <https://rdu.unc.edu.ar/handle/11086/15560>
- Marlow, M. L. (2017). Label nudges? A connection between nutritional labeling and improved health is more hope than well-examined theory. *Regulation*, 40, 24+.
- Martin-Cobos Blanco, L., & Godino Martinez, A. (2014). *RECONOCIMIENTO DE TEXTOS: OCR*.
- Medina, G., Burlak, G., & Calderon, Y. (2018). *Reconocimiento de caracteres mediante OCR (Optical Character Recognition) Recognition of characters through OCR (Optical Character Recognition)*. 10, 44–56.
- Ministerio de la protección social. (2011). *Resolucion 333 de 2011*.
- Ministerio de Salud. (2018). Manual de etiquetado nutricional de alimentos. Recuperado el 31 de octubre de 2020, de <https://www.minsal.cl/wp-content/uploads/2018/01/Manual-Etiquetado-Nutricional-Ed.-Minsal-2017v2.pdf>
- Ministerio de Salud y Protección Social. (2020). Colombia tendrá etiquetado nutricional en los alimentos envasados. Recuperado el 30 de abril de 2020, de <https://www.minsalud.gov.co/Paginas/Colombia-tendra-etiquetado-nutricional-en-los-alimentos-ensados.aspx>
- Mora Plazas, M., Gómez, L., Jalabe, W., Smith, L., & Popkin, B. (2019). *¿Por qué es prioritario implementar un adecuado etiquetado frontal en productos comestibles en*

- Colombia? Recuperado de <https://medicina.javeriana.edu.co/documents/3185897/0/Etiquetado.pdf/8a8bc91d-413a-4eb6-881d-fc1fcf2a17a3>
- myHW App from Cube Technology. (2017). myHEALTH WATCHER - Comer sano, analiza productos - Apps en Google Play. Recuperado el 30 de abril de 2020, de https://play.google.com/store/apps/details?id=com.healthwatcher.myhealthwatcher&hl=es_CO
- Navarro, J. (2013). *SOFTWARE DE ADQUISICIÓN DE IMÁGENES Y RECONOCIMIENTO ÓPTICO DE CARACTERES PARA ANDROID*.
- OMS. (2017). 10 datos sobre la obesidad. WHO. Recuperado de <https://www.who.int/features/factfiles/obesity/es/>
- Open Food Facts. (2012). Open Food Facts- Escanear para obtener Nutri-Score - Aplicaciones en Google Play. Recuperado el 30 de abril de 2020, de <https://play.google.com/store/apps/details?id=org.openfoodfacts.scanner>
- OPS. (2014). OPS/OMS Ecuador - Clasificación de los alimentos y sus implicaciones en la salud. Recuperado el 20 de octubre de 2020, de https://www.paho.org/ecu/index.php?option=com_content&view=article&id=1135:clasificacion-alimentos-sus-implicaciones-salud&Itemid=360
- OPS. (2019). *Alimentos y bebidas ultraprocesados en America Latina: Ventas, fuentes, perfiles de nutrientes e implicaciones normativas*. Washington, DC.
- Sanchez, C., & Sandonis, V. (2010). *Reconocimiento Óptico de Caracteres (OCR)*.
- Smith, R. (2007). An overview of the tesseract OCR engine. *Proceedings of the International Conference on Document Analysis and Recognition, ICDAR, 2*, 629–633. <https://doi.org/10.1109/ICDAR.2007.4376991>
- Smith, R. (2016). docs/2ArchitectureAndDataStructures.pdf at master · tesseract-ocr/docs · GitHub. Recuperado el 31 de octubre de 2020, de https://github.com/tesseract-ocr/docs/blob/master/das_tutorial2016/2ArchitectureAndDataStructures.pdf
- Stern, D., Tolentino, L., & Barquera, S. (2011). *Revisión del etiquetado frontal: análisis de las Guías Diarias de Alimentación (GDA) y su comprensión por estudiantes de nutrición en México*.
- Subdirección de Salud Nutricional, A. y B. (2020). Análisis de Impacto Normativo en la temática de etiquetado nutricional y frontal de los alimentos envasados en Colombia. Recuperado el 30 de abril de 2020, de

- <https://drive.google.com/file/d/1Ve59FKZeHBKeEXm5Mp7yzZpJA3jWuLqe/view>
- Taillie, L. S., Hall, M. G., Fernando Gómez, L., Higgins, I., Bercholz, M., Murukutla, N., & Mora-Plazas, M. (2020). Designing an Effective Front-of-Package Warning Label for Food and Drinks High in Added Sugar, Sodium, or Saturated Fat in Colombia: An Online Experiment. *Nutrients*, 12, 3124. <https://doi.org/10.3390/nu12103124>
- Tiempo, E. (2019). ¿Qué hay que leer en las etiquetas nutricionales de los alimentos? Recuperado el 26 de noviembre de 2019, de <https://www.eltiempo.com/salud/que-hay-que-leer-en-las-etiquetas-nutricionales-de-los-alimentos-330234>
- Uribe, A. G., Bernal, G. B., General, S., Fernando, M., & Vargas, C. (2016). *PENSEMOS LA SALUD: EVIDENCIA, ANÁLISIS Y DECISIÓN* CARMEN EUGENIA DÁVILA GUERRERO *Viceministra de Protección Social*.
- Zdenop. (2020). GitHub - tesseract-ocr / tesseract: Tesseract Open Source OCR Engine (repositorio principal). Recuperado el 31 de octubre de 2020, de <https://github.com/tesseract-ocr/tesseract>