

**Centro de Investigación Científica y de Educación
Superior de Ensenada, Baja California**



**Maestría en Ciencias
en Ciencias de la Computación**

**Monitorización de indicadores de hábitos alimentarios
mediante sensado móvil y crowdsourcing**

Tesis
para cubrir parcialmente los requisitos necesarios para obtener el grado de
Maestro en Ciencias

Presenta:

Mario Osvaldo Parra Espinoza

Ensenada, Baja California, México
2017

Tesis defendida por
Mario Osvaldo Parra Espinoza

y aprobada por el siguiente Comité

Dr. Jesús Favela Vara
Codirector de tesis

Dr. Luis Adrián Castro Quiroa
Codirector de tesis

Miembros del comité

Dra. Ana Isabel Martínez García

Dra. Raquel Negrete Aranda



Dr. Jesús Favela Vara

Coordinador del Posgrado en Ciencias de la Computación

Dra. Rufina Hernández Martínez

Directora de Estudios de Posgrado

Mario Osvaldo Parra Espinoza © 2017

Queda prohibida la reproducción parcial o total de esta obra sin el permiso formal y explícito del autor y director de la tesis.

Resumen de la tesis que presenta **Mario Osvaldo Parra Espinoza** como requisito parcial para la obtención del grado de Maestro en Ciencias en Computación

Monitorización de indicadores de hábitos alimentarios mediante sensado móvil y crowdsourcing

Resumen aprobado por:

Dr. Jesús Favela Vara
Codirector de tesis

Dr. Luis Adrián Castro Quiroa
Codirector de tesis

A pesar de los recientes avances tecnológicos aplicados al área de detección de comportamiento, la monitorización de la alimentación de la persona sigue siendo un problema abierto. Las técnicas convencionales utilizadas requieren una ardua participación del individuo al tener que llevar un registro de alimentos, contestar cuestionarios o realizar entrevistas con expertos en la materia. En la actualidad, el auge de los teléfonos inteligentes ha permitido simplificar estas actividades con aplicaciones móviles que facilitan el ingreso de información en todo momento; sin embargo, la participación del usuario aún es requerida arduamente. Una manera de disminuir la carga del participante es con el uso de fotografías para monitorizar su alimentación. En este trabajo de tesis, se propone el uso de 6 estrategias de crowdsourcing para valorar fotografías de alimentos. Estas estrategias son comparadas por su latencia, carga cognitiva y precisión. Se realizó una evaluación con 51 participantes que calificaron imágenes de una base de datos con 45 fotografías de alimentos. Los resultados indicaron que la mejor estrategia es la basada en una comparación visual entre imágenes. Además, se calculó el número de participantes requeridos para registrar respuestas con una mejor precisión. Por último, se describe y evalúa una aplicación móvil, que funciona como asistente nutricional, y utiliza estas técnicas de crowdsourcing para monitorizar la alimentación de pacientes en una clínica de nutrición.

Palabras clave: Crowdsourcing, Cómputo Ubicuo, Clasificación de Imágenes, Salud

Abstract of the thesis presented by **Mario Osvaldo Parra Espinoza** as a partial requirement to obtain the Master of Science degree in Computer Science

Monitoring eating habits through mobile sensing and crowdsourcing

Abstract approved by:

Dr. Jesús Favela Vara
Codirector de tesis

Dr. Luis Adrián Castro Quiroa
Codirector de tesis

Advances in behavior recognition have fostered the development of applications that support behavior change. While technologies for tracking behaviors associated with mobility have matured, monitoring eating habits remains largely an open problem. Monitoring dietary intake can provide a better understanding of what people are really eating. Traditional dietary intake monitoring methods include food records or food frequency questionnaires (FFQ), which place a high burden on the individuals being monitored. This work proposes six crowdsourced approaches for monitoring dietary intake, which are based on assessing photos of meals. These approaches are compared with regards to cost (cognitive effort and latency) and accuracy (uncertainty). The proposed approaches were evaluated with 51 participants who classified 45 images of diverse meals. The results indicate that an approach based on visual comparison with similar meals provides the best results at a low cost. It was also analyzed how many individuals are needed to reach the correct result. Finally, it is described how this approach can be integrated to a conversational coaching agent to assist individuals who want to change their eating behaviors. The agent uses the results of the crowd to monitor what the individual eats and uses this information to adapt the recommendations it provides.

Keywords: Crowdsourcing, Ubiquitous Computing, Image Classification, Health

Dedicatoria

A mi hermano

Agradecimientos

A Dios por mostrarme el camino correcto.

A mis padres y toda mi familia en Obregón por apoyarme moralmente y cuidarme siempre desde lejos.

A la Dra. Magdalena Gómez Izquierda, de la clínica de nutrición, y a su equipo de trabajo, que fueron parte fundamental para que este trabajo pudiera realizarse.

A mis asesores, Dr. Jesús Favela y Dr. Luis Castro, por su oportuna guía en todo momento. Gracias por depositar su confianza en mí y estoy muy agradecido por contar con su apoyo.

A las profesoras miembros del comité de tesis, Dra. Ana y Dra. Raquel, por sus correcciones y comentarios apropiados para mejorar este trabajo.

A los profesores de ITSON: Adrián Macías, Martha Larrinaga y Elsa Padilla; por facilitar la obtención de participantes en Ciudad Obregón.

A todos los participantes que fueron voluntarios en las evaluaciones de los experimentos realizados.

A mis maestros y compañeros de computación por todo lo que aprendí en este lugar y por compartir con ustedes estos dos años.

A Jesús Ramos por el apoyo técnico con el sistema desarrollado para las fotografías y Arturo Morales por el desarrollo de la aplicación Lucy y colaborar con la evaluación.

Al CICESE y Conacyt por el apoyo económico para realizar mis estudios.

Tabla de contenido

Resumen en español	ii
Resumen en inglés	iii
Dedicatorias	iv
Agradecimientos	v
Lista de figuras	ix
Lista de tablas.....	x
Capítulo 1. Introducción	1
1.1 Planteamiento del problema.....	2
1.2 Objetivos	3
1.2.1 Objetivo general.....	3
1.2.2 Objetivos específicos.....	3
1.2.2 Preguntas de investigación	3
1.3 Metodología	4
1.4 Organización de la tesis.....	4
Capítulo 2. Técnicas de monitorización de hábitos alimentarios	6
2.1 Métodos tradicionales.....	6
2.2 Aplicaciones de registro de hábitos alimentarios	7
2.3 Detección automática de ingesta de alimentos.....	9
2.3.1 Acelerometría.....	10
2.3.2 Audio	11
2.4 Análisis de imágenes	13
2.4.1 Técnicas de aprendizaje de máquina	13
2.4.2 Crowdsourcing	14
Capítulo 3. Proceso de seguimiento de dieta y clasificación de alimentos	16
3.1 Proceso de seguimiento de dieta en una clínica de nutrición	16
3.2 Motivación.....	18
3.3 Aplicación Móvil – NutriAlbum	18
3.4 Estrategias de Crowdsourcing	20

3.4.1 Estrategia 1. Número de Calorías.....	21
3.4.2 Estrategia 2. Plato del Bien Comer.....	21
3.4.3 Estrategia 3. Saludable.....	22
3.4.4 Estrategia 4. Rango de Calorías.....	23
3.4.5 Estrategia 5. Ingredientes.....	23
3.4.6 Estrategia 6. Imágenes Semejantes.....	24
Capítulo 4. Diseño del Experimento.....	26
4.1 Variables.....	26
4.2 Base de Datos.....	27
4.3 Sistema Web.....	28
4.4 Sesiones de Laboratorio.....	29
Capítulo 5. Resultados.....	31
5.1 Participantes.....	31
5.2 Latencia.....	31
5.3 Carga Cognitiva.....	32
5.3.1 Exigencia Mental.....	32
5.3.2 Rendimiento.....	33
5.3.3 Esfuerzo.....	34
5.3.4 Nivel de Frustración.....	34
5.3.5 Carga Cognitiva.....	35
5.4 Precisión.....	36
5.4.1 E1. Número de Calorías.....	36
5.4.2 E2. Plato del Bien Comer.....	38
5.4.3 E3. Saludable.....	39
5.4.4 E4. Rango de Calorías.....	39
5.4.5 E5. Ingredientes.....	40
5.4.6 E6. Imágenes Semejantes.....	41
5.5 Precisión Colectiva.....	41
5.6 Algoritmo de Incertidumbre.....	43
Capítulo 6. Aplicación Móvil: Uso de Crowdsourcing en una Clínica de Nutrición.....	45
6.1 Escenario.....	45
6.2 Lucy: Un agente conversacional como asistente nutricional.....	47

6.2.1 Descripción de Lucy.....	47
6.2.2 Desarrollo del Sistema de Software	48
6.3 Evaluación de Lucy	49
6.3.1 Utilidad percibida.....	50
6.3.2 Facilidad de uso percibida.....	51
6.3.3 Intención de uso.....	52
Capítulo 7. Discusiones y Conclusiones	54
7.1 Discusión	55
7.2 Aportaciones	56
7.3 Trabajo Futuro.....	57
Literatura citada	58
Anexos.....	61

Lista de figuras

Figura		Página
1	Cuestionario de Frecuencia de Consumo.....	7
2	Interfaz gráfica de FatSecret.....	8
3	Usuario ingiriendo alimentos usando smartwatch.....	10
4	Ejemplo de fotografía de alimento.....	14
5	Proceso de tratamiento de pacientes.....	17
6	Interfaz gráfica de NutriAlbum.....	19
7	Estrategia 1.....	21
8	Estrategia 2.....	22
9	Estrategia 3.....	22
10	Estrategia 4.....	23
11	Estrategia 5.....	24
12	Estrategia 6.....	25
13	Pantalla de inicio del sistema web.....	29
14	Errores de E1.....	37
15	Errores de E4.....	40
16	Proceso de tratamiento con paciente.....	47
17	Interfaz gráfica de usuario de Lucy.....	49

Lista de tablas

Tabla		Página
1	Trabajos relacionados en detección de hábitos alimentarios.....	12
2	Trabajos relacionados en análisis de imágenes.....	15
3	Datos de recolección en prueba piloto.....	20
4	Resultados de latencia.....	31
5	Resultados de Exigencia Mental.....	33
6	Resultados de Rendimiento.....	34
7	Resultados de Esfuerzo.....	34
8	Resultados de Nivel de Frustración.....	35
9	Resultados de Carga Cognitiva.....	36
10	Resultados de E1.....	37
11	Errores de E2.....	38
12	Resultados de Precisión Colectiva.....	43
13	Filtro de Incertidumbre.....	44
14	Respuestas de participantes sobre la utilidad percibida de Lucy.....	51
15	Respuestas de participantes sobre la facilidad de uso percibida de Lucy.....	52
16	Respuestas de participantes sobre la intención de uso de Lucy.....	52

Capítulo 1. Introducción

En la actualidad, el 73.6% de la población en México cuenta con un teléfono celular, de los cuales tres de cada cuatro usuarios poseen un teléfono inteligente (INEGI, 2016). Dichos dispositivos poseen capacidades de procesamiento que pocos años atrás eran impensables, así como suficiente memoria para almacenar vastos volúmenes de información. Además, cuentan con sensores embebidos que nos permiten recolectar información del contexto con relativa facilidad.

Lo anterior ha dado lugar a una nueva área de investigación, denominada sensado móvil, cuyo propósito es monitorizar las actividades y comportamientos de las personas, aprovechando las ventajas que otorgan los sensores en los dispositivos móviles. Gran parte de estos trabajos han sido dirigidos hacia el reconocimiento de las actividades físicas de la persona como: correr, caminar, trotar, brincar, subir/bajar escaleras, entre otros (Choudhury et al., 2008), (Consolvo et al., 2008) y (Kwapisz, Weiss, & Moore, 2011).

Asimismo, se han propuesto aplicaciones orientadas a estimar el bienestar de las personas. Por ejemplo en (Burns et al., 2011), se ayudó a detectar y monitorizar patrones de comportamiento en personas que padecen depresión clínica. Otro ejemplo similar es el trabajo de (Miranda, Favela, & Ibarra, 2015), el cual propone un método para detectar ansiedad de cuidadores de pacientes con demencia. Por otra parte, (Lane et al., 2014) describe una aplicación capaz de monitorizar el sueño, actividad física e interacción social para ayudar al bienestar del sujeto.

Sin embargo, a pesar de los recientes avances tecnológicos aplicados al área de detección de comportamientos, uno de los desafíos más interesantes es la monitorización de la alimentación de la persona. Las técnicas convencionales utilizadas para la monitorización de alimentación requieren la participación del individuo como el llevar un registro de todos los alimentos ingeridos, contestar cuestionarios o realizar entrevistas con expertos en la materia (Medlin & Skinner, 1988), las cuales son costosas y tienden a proporcionar datos no confiables.

Por tal motivo, se han desarrollado aplicaciones, para dispositivos móviles, para facilitar esta actividad, ejemplos de ellas son FatSecret¹, MyFitnessPal² y MyNetDiary³. Estas aplicaciones permiten contar

¹ www.fatsecret.com.mx

² www.myfitnesspal.com

³ www.mynetdiary.com

calorías y simplifican el ingreso de alimentos diarios de una persona. Sin embargo, la participación del usuario aún es requerida para especificar los tipos y cantidades de alimentos ingeridos durante el día.

Para disminuir el esfuerzo que tiene que realizar el usuario, se han desarrollado iniciativas como la llamada Remote Food Photography Method (RFPM), la cual consta de analizar las fotografías de los platillos de los usuarios por personas expertas en nutrición (Martin et al., 2009). El analizar imágenes con un grupo de personas puede ser más conveniente y preciso que el uso de algoritmos computacionales automáticos. De hecho, existe una técnica denominada *crowdsourcing*, la cual se caracteriza por resolver problemas con la participación de personas, con tareas que son difíciles para las computadoras, pero sencillas para los humanos. Ejemplos de este tipo de tareas incluyen: la traducción de textos, transcripción de audio y la clasificación de imágenes. En este contexto, la utilización de técnicas de crowdsourcing para analizar imágenes de alimentos podría ayudar automatizar esta actividad, aligerando la carga al usuario.

Algunos otros trabajos han sido propuestos para detectar la ingesta de alimentos, con propuestas que incluyen el uso de acelerómetro (Fan, Gong, & Lach, 2016), reconocimiento de audio (Papapanagiotou et al., 2017) o procesamiento de imágenes (Bettadapura, Thomaz, Parnami, Abowd, & Essa, 2015). No obstante, la monitorización de alimentación sigue siendo un problema abierto.

1.1 Planteamiento del problema

La monitorización de alimentación de la persona es un problema complejo que requiere la detección de parámetros alimentarios en el ambiente natural del individuo. Además, para monitorizar la alimentación de un individuo, es necesario identificar la ingesta de alimentos tanto en cuestiones nutricionales como en contenido calórico, también, el conocer situaciones como tiempos y lugares en los que se alimenta el usuario.

El uso de técnicas como el sensado móvil y crowdsourcing podrían permitir monitorizar los hábitos alimentarios de las personas en todo momento. Sin embargo, la combinación de estas metodologías trae consigo desafíos importantes. En primer lugar, por medio del sensado móvil es posible obtener información sobre la alimentación de la persona, esta información incluye datos de sensores como la cámara, que puede ser usada para fotografiar los alimentos. Después, es necesario analizar las

fotografías de platos a través de técnicas de crowdsourcing para conocer la calidad y cantidad de los alimentos ingeridos. Por último, se tiene que probar y evaluar la manera en que estos dos métodos se complementan para solucionar el problema de la monitorización de la alimentación.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo general

Identificar el contenido nutricional o calórico en fotografías de alimentos para la monitorización de los hábitos alimentarios, utilizando técnicas de crowdsourcing.

1.2.2 Objetivos específicos

- Implementar una aplicación móvil de teléfono inteligente para el registro de información del alimento que ingiere un individuo mediante fotografías.
- Reconocer el contenido nutricional o calórico de fotografías de alimentos utilizando técnicas de crowdsourcing, para monitorizar la ingesta de alimentos en personas.
- Diseñar distintas estrategias de crowdsourcing para obtener información de fotografías de alimentos y poder comparar sus resultados.
- Evaluar y comparar las estrategias de crowdsourcing mediante el costo estimado y la precisión de sus respuestas; y con esto seleccionar la estrategia que mejor funcione para obtener información nutricional de fotografías.

1.2.3 Preguntas de investigación

- ¿Es posible detectar los patrones de alimentación de las personas por medio del sensado móvil y crowdsourcing?

- ¿Qué estrategia de crowdsourcing es la más indicada para clasificar las fotografías de alimentos ingeridos?

1.3 Metodología

La metodología desarrollada en el presente trabajo de tesis involucra los siguientes pasos:

1. Determinar parámetros relevantes en la alimentación de las personas con la ayuda de un especialista en nutrición.
2. Elaborar una base de datos de fotografías de alimentos para que sean valoradas por un grupo de personas.
3. Proponer estrategias de crowdsourcing para resolver el problema de identificación y clasificación de alimentos.
4. Evaluar las estrategias propuestas con participantes que califiquen las fotografías de acuerdo a la metodología empleada.
5. Proponer una aplicación para ayudar a la monitorización de alimentación de los usuarios a través del crowdsourcing y sensado móvil.

1.4 Organización de la tesis

El presente trabajo de tesis se encuentra organizado en 7 capítulos. A continuación, se da una breve descripción de cada uno de ellos:

El capítulo 2 trata sobre el trabajo relacionado y el estado del arte sobre técnicas de monitorización de hábitos de alimentación. Aquí se incluyen los trabajos más recientes en temas de sensado móvil y crowdsourcing, además de mencionar distintas técnicas utilizadas para la clasificación de imágenes.

El capítulo 3 describe el proceso de seguimiento de dieta en una clínica de nutrición y presenta las estrategias de crowdsourcing propuestas en este trabajo para analizar fotografías de alimentos.

En el Capítulo 4 se describe el diseño del experimento de crowdsourcing utilizado en este trabajo. En esta sección se explica el procedimiento utilizado para llevar a cabo el experimento con un grupo de personas que clasifiquen las imágenes y evaluar las estrategias de crowdsourcing.

El capítulo 5 explica los resultados de los experimentos ejecutados con los participantes del proyecto. Además, se realiza un análisis y una discusión de dichos resultados para discutir la utilidad de los mismos.

En el capítulo 6 se describe el prototipo de una aplicación para ayudar en la monitorización de la alimentación de la persona y se evalúa su percepción de aceptación con un grupo de participantes.

El capítulo 7 presenta las discusiones y conclusiones finales de este trabajo de tesis. Además, se explican las aportaciones realizadas con los resultados obtenidos de los experimentos y se explican posibles trabajos futuros.

Capítulo 2. Técnicas de monitorización de hábitos alimentarios

En este capítulo se presenta un estudio de los trabajos relacionados sobre técnicas de monitorización de hábitos alimentarios en las personas. Se describen desde las estrategias utilizadas convencionalmente por los expertos en nutrición, hasta los avances que se han tenido en los años más recientes al incorporar tecnología de sensado y reconocimiento de patrones. Además, se detallan los métodos existentes, en el estado del arte, para el análisis y clasificación de imágenes; los cuales son comparables con la propuesta utilizada para este trabajo de tesis.

El reconocimiento del comportamiento y actividad del usuario es un área de interés para la investigación en el cuidado de la salud de la persona. Esta área actualmente se encuentra en constante crecimiento y numerosos avances se han logrado en los últimos años. No obstante, a pesar de los avances en el área, la detección de hábitos alimentarios en las personas, en particular, es considerado todavía un problema abierto. Este problema ha sido históricamente encaminado de distintas formas, incluyendo: los métodos tradicionales como registros, cuestionarios y entrevistas; sistemas computacionales que facilitan el registro de comidas (aplicaciones); y propuestas de dispositivos y algoritmos para el reconocimiento automático de hábitos alimentarios.

2.1 Métodos tradicionales

Por lo general, los métodos tradicionales para la monitorización de hábitos alimentarios de las personas están basados en reportes elaborados por el mismo individuo. Dentro de estos métodos se incluyen los registros de comidas de la persona, cuestionarios y entrevistas (Johnson, 2002).

- Registros de comidas. En este método, la persona tiene la responsabilidad de registrar en papel todos los alimentos ingeridos durante el día. Aquí es importante detallar claramente los ingredientes y cantidades de los alimentos, para poder obtener datos cuantitativos sobre la alimentación del individuo. Por otra parte, está comprobado que el simple proceso de registrar los alimentos diariamente puede producir cambios en los patrones de alimentación de la persona (Block, 1982).

- Cuestionarios. También conocidos como FFQs (Food Frequency Questionnaires), son cuestionarios aplicados con el propósito de obtener información sobre la frecuencia y cantidades de los alimentos y bebidas consumidas, por un período determinado de tiempo (Rimm et al., 1992). La Figura 1 muestra una sección de un ejemplo de cuestionario aplicado con esta metodología.
- Entrevistas. Por lo general, se ejecuta en períodos de 24 horas con el propósito de aprovechar la memoria en corto plazo de la persona y evitar que olvide alimentos ingeridos. Este método debe ser aplicado por entrevistadores entrenados en la materia o expertos en nutrición. El éxito de esta metodología depende de la memoria, cooperación, la habilidad de comunicación del sujeto y un entrevistador capacitado. (Johnson, Driscoll, & Goran, 1996).

Marque con una X en la casilla correspondiente a la frecuencia de consumo de alimentos de su representado en el último mes por semana y por día.

Alimento	FRECUENCIA DE CONSUMO Cantidad	A LA SEMANA			AL DÍA			
		4a 6 veces semanal	2a 3 veces semanal	1 vez a la semana	4 a 5 veces al día	2 a 3 veces al día	1 vez al día	Rara vez o Nunca
Cereales o verduras								
Arepa o bollito	1 pequeña							
Pan	1 rebanada							
Empanada	1 mediana							
Panquecas	1 pequeña							
Verduras	Media taza							
Arroz	Media taza							
Pasta	Media taza							
Granos	Media taza							
Plátano	Un cuarto de unidad							
Galletas	3 unidades							
Otro(especifique tipo y cantidad consumida usualmente):								

Figura 1. Cuestionario de Frecuencia de consumo. Ejemplo de una sección de un cuestionario de frecuencia de consumo (FFQ). Fuente: (Nava B, Pérez G, Herrera, & Hernández H, 2011)

2.2 Aplicaciones de registro de hábitos alimentarios

En años recientes se han desarrollado aplicaciones para teléfonos inteligentes, orientadas a facilitar la actividad de monitorización de los hábitos alimentarios en las personas. La ubicuidad de estos

dispositivos permite tener disponible, en cualquier lugar, un aparato para poder ingresar el registro de los alimentos en cualquier momento. Esto ha llevado a la generación de cientos de aplicaciones para dispositivos móviles, que facilitan y apoyan al usuario a monitorizar su alimentación.

Dentro de este tipo de mercado, existen aplicaciones que han alcanzado una gran popularidad. Por ejemplo, MyFitnessPal, FatSecret (ver Figura 2) y MyNetDiary son aplicaciones para teléfonos inteligentes que simplifican el ingreso de alimentos diarios de una persona; además, permiten el análisis de datos cuantitativos con respecto a la alimentación del usuario, por ejemplo, el conteo de calorías ingeridas, la cantidad de carbohidratos, nutrientes, entre otros.

Otra técnica utilizada por las aplicaciones del mercado, que facilita la actividad del usuario, es el uso de códigos de barras para ingresar los alimentos ingeridos. Esta técnica aprovecha los códigos que vienen en los productos alimenticios para simplemente pasar el sensor de la cámara del dispositivo móvil y registrar los alimentos. Esta actividad es prometedora, sin embargo, algunos de los desafíos enfrentados son los platillos hechos con productos caseros o de productos que no incluyen estos códigos de barras (Stevens, Bryant, Wang, Borja, & Bentley, 2011).

Este tipo de aplicaciones y los métodos tradicionales, descritos anteriormente, tienen en común que es necesaria una participación ardua y frecuente del usuario para poder registrar sus alimentos. Esto con el tiempo, provoca una carga en las personas y es probable el abandono de la actividad en corto tiempo, sin embargo, si existe la motivación y disciplina por parte del individuo, con la monitorización constante de la alimentación es factible el modificar los patrones alimentarios con hábitos más saludables (Casperson et al., 2015).

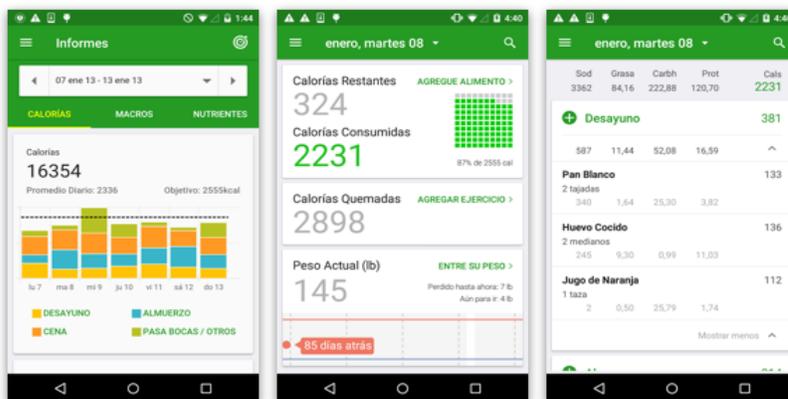


Figura 2. Interfaz gráfica de FatSecret. En la izquierda se presenta una gráfica de las calorías consumidas en la semana; en el centro, las calorías consumidas y quemadas de un día; y en la derecha, los ingredientes del desayuno con sus valores nutricionales.

De forma similar, existen otro tipo de investigaciones que han desarrollado aplicaciones con el propósito de ayudar a los usuarios a alcanzar metas relacionadas con su nutrición. Por ejemplo en el trabajo de (de la Torre Díez et al., 2017), se desarrolló una aplicación móvil, llamada DietApp, que provee consejos sobre cómo tener una dieta saludable de acuerdo a la edad, historial clínico y condición física de la persona; aquí los usuarios ingresaban de forma manual a su dispositivo los alimentos ingeridos durante el día.

Finalmente, el trabajo de (Spanakis et al., 2017) presenta otra aplicación para teléfonos inteligentes, llamada Think Slim, la cual crea perfiles de los participantes para predecir y prevenir situaciones de eventos que perjudiquen su dieta y alimentación; por ejemplo, el comer por ansiedad. Esto lo hacen monitorizando el estado de ánimo del usuario, enviando pequeños cuestionarios o preguntas sobre cómo se sienten (feliz, triste, aburrido) al momento de estar comiendo.

2.3 Detección automática de ingesta de alimentos

En la sección anterior, se presentaron aplicaciones que facilitan la monitorización de los hábitos alimentarios de la persona. Sin embargo, en todas ellas es necesaria una intensa participación del usuario para tener resultados beneficiosos. En esta sección, se presentan nuevas aplicaciones desarrolladas con la intención de monitorizar la alimentación del individuo de una manera automática.

La detección automática de hábitos alimentarios es un problema interesante y complejo, que implica tomar en cuenta diversos factores. Por ejemplo, es necesario poder identificar los momentos en que la persona está ingiriendo alimentos; además, es imprescindible conocer el tipo de alimento que ingiere y las cantidades o porciones que consume el individuo.

Para ello, en años recientes se han desarrollado diversos dispositivos y algoritmos enfocados en solucionar este problema. El objetivo de estos trabajos es poder detectar los hábitos de alimentación del individuo, de manera automática, reduciendo significativamente el esfuerzo del usuario. Algunos de los enfoques propuestos incluyen el uso de acelerometría y el reconocimiento de audio.

2.3.1 Acelerometría

Las técnicas de acelerometría para monitorizar hábitos alimenticios, están centradas principalmente en detectar la actividad del usuario al momento de estar ingiriendo los alimentos. Para ello, se utilizan los datos otorgados por el acelerómetro y giroscopio para detectar los movimientos que realiza e inferir la actividad que está realizando el usuario.

Un ejemplo de este tipo de trabajo es el reportado en (Dong, Scisco et al., 2014), en el que se describe un dispositivo móvil a manera de reloj inteligente. El objetivo del aparato es detectar los movimientos de la mano del individuo con ayuda del acelerómetro y giroscopio, para poder inferir situaciones en la que el usuario está ingiriendo alimentos. La Figura 3, muestra un escenario de cómo funcionaría un dispositivo con estas características.

Otro ejemplo es el trabajo de (Fan et al., 2016), en el que se describe un aparato que se adapta a los dedos de la mano del usuario, para detectar sus movimientos a través de un acelerómetro y giroscopio. Los resultados que se obtuvieron indican que el poder inferir los movimientos de los dedos es un buen indicador para clasificar situaciones de actividades de ingesta o no ingesta de alimentos. Estos dispositivos trabajan con un conjunto de datos de 7 tipos de eventos divididos en 2 grupos: comer (botana, bebida, arroz y sopa) y no comer (celular, mouse y teclear). Sus resultados muestran que lograron identificar con un 93.3%, en promedio, cada una de esas actividades.

El último ejemplo presentado es el de los autores (Kalantarian et al., 2015). Ellos diseñaron un nuevo dispositivo que se coloca en la garganta de la persona, con el propósito de medir el movimiento al momento de ingerir alimentos. Con este aparato, en forma de collar, fueron capaces de identificar y diferenciar situaciones en que el individuo ingiere alimentos sólidos o líquidos al pasar por su garganta.



Figura 3. Usuario ingiriendo alimentos usando smartwatch. Individuo ingiriendo sus alimentos y haciendo uso de un reloj inteligente para detectar su actividad y poder registrar su comportamiento automáticamente.

2.3.2 Audio

Otra manera de detectar cuando una persona está ingiriendo alimentos es analizando señales de audio. Algunos trabajos utilizan el micrófono para detectar los sonidos que son característicos de cuando una persona se encuentra comiendo; además, de acuerdo al tipo de sonido que recibe, también se intenta descifrar el tipo de alimento que están consumiendo.

En este contexto, (Bi et al., 2016) presentó un dispositivo de hardware, llamado AutoDietary, que se coloca en la garganta del individuo. Este aparato posee un micrófono incrustado que se encarga de leer y transmitir las señales de audio que recibe de la garganta de la persona. Después, por medio de algoritmos de aprendizaje de máquina se clasifican los sonidos para identificar el tipo de alimentos que está ingiriendo, si son sólidos o líquidos.

Otro ejemplo es el trabajo de (Papapanagiotou et al., 2017), donde se presenta un novedoso dispositivo colocado en la oreja de la persona. Este dispositivo, con un micrófono embebido, se encarga de detectar los sonidos de cuando el individuo se encuentra masticando. Con ello son capaces de identificar las situaciones en que la persona está ingiriendo algún tipo de alimento; sin embargo, este tipo de experimentos son llevados a cabo en laboratorios donde están menos propensas al ruido externo, lo que dificultaría en gran medida este tipo de monitorización. Además, la información que se puede obtener sobre el tipo de alimento, solamente con una señal de audio, es bastante limitada, ya que solo se distinguen ciertos sonidos de algunos ingredientes, pero existen distintos tipos de alimentos con propiedades muy diferentes que efectúan sonidos similares al masticarse.

En conclusión, todos los ejemplos presentados en esta sección (2.3), comparten la misma finalidad de poder detectar situaciones en que los usuarios realizan la actividad de ingerir alimentos. La Tabla 1 presenta un resumen de los trabajos mencionados. No obstante, a pesar de que algunos trabajos muestran resultados prometedores, clasificando de manera automática la actividad de comer, la mayoría de este tipo de trabajos tienen muy poca o nula información sobre el tipo de alimentos que se está ingiriendo, lo cual es un dato muy importante para monitorizar la alimentación de la persona. Es por ello que, otras investigaciones han centrado sus esfuerzos en tratar de identificar el tipo de alimentos que ingiere el individuo, para lo cual se ha propuesto el análisis de fotografías de alimentos.

Tabla 1. Trabajos relacionados en detección de hábitos alimentarios. Ejemplos de investigaciones del estado del arte sobre monitorización de alimentación de personas

Artículo	Propósito	Técnicas	Conjunto de Datos	Evaluación	Resultados
[Dong et al. 2014]	Reloj utilizado para sensar el movimiento de la muñeca y detectar los momentos en que el usuario está comiendo	Algoritmos de segmentación y clasificación	43 sujetos; 449 horas de datos con 116 periodos de comer	clasificador; validación cruzada (dejando uno fuera) aplicado con 43 sujetos	Precisión del 81% al detectar periodos de comer de 1 segundo
[Kalantarian et al. 2015]	Monitoriza hábitos alimentarios utilizando un collar con un sensor piezoeléctrico	Clasificador con Naïve Bayes	50 ventanas de 1 segundo por actividad de participante	30 participantes probaron diferentes tipos de comidas en un laboratorio	0.8737 para detector sólidos y 0.864 para líquidos
[Farooq and Sazonov 2016]	Presentar un novedoso dispositivo vestible para detectar la ingesta de alimentos cuando el usuario esté físicamente activo	Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) y Árboles de Decisión	Períodos de: comer sentado, sedentario, comer caminando y caminar	10 participantes, una visita a laboratorio	Promedio puntuación F-1 de 99.85%; (clasificación para las 4 clases)
[Fan et al. 2016]	Proponer un novedoso enfoque de detectar gestos de alimentarse con el movimiento de los dedos de la mano.	Algoritmos de aprendizaje de máquina	375 gestos, realizando 7 actividades	Un individuo realizó 7 actividades diferente de alimentar en sesiones múltiples	La mejor clasificación alcanzó una precisión del 97%
[de la Torre Díez et al. 2017]	Desarrollar y evaluar una aplicación móvil que otorga recomendaciones para obtener una dieta saludable	Manualmente registrada por usuarios	Encuestas de usuarios (no incluye datos cuantitativos)	Cualitativa, 150 participantes evaluaron su experiencia a través de encuestas	84% consideró fácil de usar. 80% consideró las recomendaciones de dieta muy útiles
[Spanakis et al. 2017]	Analizar como los estados individuales de las personas impacta en su alimentación no saludable	Aprendizaje de máquina (árboles de decisión y algoritmos de clusters)	Evaluaciones Ecológicas Momentáneas (EEA) recolectadas diariamente de participantes	57 participantes con sobrepeso utilizaron su aplicación Think Slim	Un framework con los perfiles de participantes, que puede ser utilizado prevenir situaciones de mala alimentación
[Bi et al. 2016]	Presentar un dispositivo vestible para monitorizar y reconocer periodos de comer con un micrófono	Aprendizaje de Máquina (Cadenas ocultas de Markov y Árboles de Decisión)	171 muestras de 12 participantes con 7 distintos tipos de comida	53 participantes usaron el dispositivo y les aplicaron encuestas	La precisión general del dispositivo es de 84.9%, identificando entre sólidos y líquidos
[Papapanagiotou et al. 2017]	Detectar periodos de masticar al estar comiendo	Clasificadores con máquina de soporte vectorial	26 archivos de datos con 60 horas por sensor (7.6 horas de comer)	22 sujetos utilizaron el dispositivo durante 1 o 2 sesiones (14 participantes)	Precisión de 0.938 para diferenciar entre su conjunto de datos

2.4 Análisis de imágenes

Una de las maneras técnicas desarrolladas para identificar los tipos de alimentos ingeridos y eliminar la carga del usuario, es a través del análisis de fotografías de alimentos. Para la actividad de monitorizar los hábitos alimentarios de las personas, se describen 2 tipos de enfoques distintos: el uso de técnicas de aprendizaje de máquina y las clasificaciones de imágenes realizadas por personas.

2.4.1 Técnicas de aprendizaje de máquina

Los algoritmos de aprendizaje de máquina son muy utilizados para la clasificación de imágenes. Este tipo de técnicas se centran en generalizar comportamientos a partir de ejemplos. Por ejemplo, si se desea programar un algoritmo que identifique los tipos de frutas en fotografías, primero es necesario entrenar al algoritmo con muchos ejemplos de fotografías que incluyan frutas y su respectivo nombre, para que después el algoritmo reconozca las formas, colores y variaciones de las frutas en imágenes. Para realizar este procedimiento existen muchos modelos de aprendizaje de máquina, tales como los árboles de decisión, las máquinas de soporte vectorial y las redes neuronales (Rao & Thakur, 2016).

Ejemplos de trabajos relacionados en el contexto de inferir hábitos alimentarios con fotografías de alimentos son (Bettadapura et al., 2015) y (Myers et al., 2015), los cuales utilizan estas técnicas para clasificar los alimentos de las fotografías en el ambiente natural del usuario. En ambos trabajos se realizó una evaluación con imágenes de platillos de restaurantes, acotando el problema a ciertos restaurantes que tuvieron acceso para recolectar fotografías.

Otra limitante que se tiene en este tipo de enfoques, es que sería muy complicado poder clasificar fotografías de alimentos elaborados en el hogar, ya que ellos entrenan sus algoritmos con imágenes de los platillos que comúnmente se sirven en los restaurantes, acotando el problema a situaciones en que el usuario come fuera de casa. Una propuesta de solución para estos casos, es hacer que personas clasifiquen las fotografías, lo cual se explica posteriormente.

2.4.2 Crowdsourcing

El término crowdsourcing fue propuesto por Jeff Howe en 2006, se define como la ejecución de un conjunto de tareas por un grupo de personas externas (Howe, 2006). En los últimos años, se ha utilizado el crowdsourcing para realizar tareas que son muy difíciles para las computadoras, pero no son tan complicadas para el ser humano. Ejemplos de este tipo de tareas son: la traducción de textos, transcripción de audio, detección de estado de ánimo en texto y audio, reconocimiento de objetos en video e imágenes, entre otras. En este contexto, se utiliza crowdsourcing para la clasificación de fotografías de alimentos.

Para comenzar, existe un método conocido llamado Remote Food Photography Method (Martin et al., 2009). Este método se encarga de analizar las fotografías de platos por parte de gente experimentada, facilitando ampliamente la participación de la persona, ya que sólo se limita a tomar la fotografía. La Figura 4 muestra un ejemplo de una posible fotografía a analizar con esta metodología.



Figura 4. Ejemplo de fotografía de alimento. Fotografía tomada por un usuario que puede ser analizada por personas para ser clasificada. Fuente: https://www.yelp.es/biz_photos/

De forma similar, la aplicación PlateMate (Noronha et al., 2011) utiliza crowdsourcing para estimar el número de calorías de una fotografía de alimentos. Se analiza un conjunto de fotografías por un grupo de personas a través de la plataforma Amazon Mechanical Turk⁴. Sus resultados indican que las evaluaciones de personas sin conocimiento previo en la materia son comparables con los datos de expertos en nutrición. Sin embargo, para evaluar una sola fotografía, ellos utilizan cerca de 20 participantes con combinaciones de tareas distintas, lo cual aumenta el costo.

⁴ Plataforma de crowdsourcing que utiliza la inteligencia humana para realizar trabajos simples y de bajo precio. Más información en: <https://www.mturk.com/>

Otro ejemplo es el trabajo de (Turner-McGrievy et al., 2014). En este trabajo se reportan comparaciones de calificaciones de expertos y usuarios sin previo entrenamiento, para calificar fotografías de alimentos en rangos de saludable. Sus resultados indican que no existe diferencia significativa entre ambos grupos. Por último, la Tabla 2 presenta un resumen de los trabajos relacionados con el análisis de imágenes para la monitorización de hábitos alimentarios

Tabla 2. Trabajos relacionados en detección en análisis de imágenes. Ejemplos de investigaciones del estado del arte sobre monitorización de alimentación de personas mediante fotografías.

Artículo	Propósito	Técnicas	Conjunto de Datos	Evaluación	Resultados
[Williamson et al. 2003]	Probar la validez de utilizar fotografías para calcular porciones de alimentos	Participantes entrenados analizaron las fotografías	60 platillos de menú de diferentes cafeterías en universidades	3 participantes analizaron las imágenes y lo compararon con los pesos reales de las comidas	Las porciones estimados con las fotografías fueron altamente correlacionados con los pesos de alimentos
[Noronha et al. 2011]	PlateMate, Sistema de crowdsourcing que estima la composición de alimentos con fotografías	Crowdsourcing (utilizando la plataforma Amazon Mechanical Turk)	18 fotografías de alimentos (evaluadas por 3 expertos y la <i>crowd</i>)	10 participantes utilizaron el Sistema por 4 días	PlateMate es casi tan preciso como expertos en nutrición y más fácil de utilizar para registrar alimentos
[Turner-McGrievy et al. 2015]	Probar la calificación de saludable de fotografías, con crowdsourcing, para asistir la monitorización de alimentación	crowdsourcing (usuarios de la aplicación Eatery)	450 fotografías de la aplicación Eatery, evaluadas por usuarios	Comparación de las calificaciones de los usuarios de qué tan saludable es un alimento y la calificación de 3 expertos	El promedio de los expertos fue altamente correlacionado con la calificación de los usuarios ($r=0.88$, $p<0.001$)
[Meyers et al. 2015]	Sistema que reconoce	Clasificadores con Redes Neuronales	Imágenes de menús de 23 restaurantes	Se desarrolló una aplicación móvil	Sistema que reconoce el contenido de platillos de restaurants más preciso que el estado de arte
[Casperon et al. 2015]	Una aplicación para los adolescentes monitoricen su ingesta de alimentos	Registros manuales de usuarios	143 eventos de comer, 109 con imagen y 34 sólo de texto	18 adolescentes registraron su alimentación durante 3-7 días usando FRapp	Ingesto alimenticio fue registrado por 3.2 días con un promedio de 2.2 momentos de comer por cada usuario

Capítulo 3. Proceso de seguimiento de dieta y clasificación de fotografías

En este capítulo se describe el proceso de seguimiento de dieta de una clínica de nutrición, en la cual se trabajó para probar los experimentos de este trabajo de tesis. También, se describe una primera aplicación móvil utilizada para realizar pruebas piloto sobre la monitorización de hábitos alimentarios en las personas. Por último, se presentan las estrategias para clasificar imágenes de alimentos.

3.1 Proceso de seguimiento de dieta en una clínica de nutrición

Se trabajó en colaboración con una clínica de nutrición de la ciudad de Ensenada. La clínica es dirigida por un médico con especialidad en nutrición, con un equipo de trabajo correspondiente de un médico general y 2 enfermeras. En la clínica se tiene un flujo de aproximadamente 100 pacientes en tratamiento activo, durante todo el año. El objetivo principal de la mayoría de los pacientes es la reducción de peso.

Primeramente, se realizaron entrevistas con la doctora que dirige la clínica (ver anexos 1 y 2), para conocer el proceso de trabajo con sus pacientes y encontrar áreas de oportunidad. También fue necesario recolectar información sobre el tipo de población con la que trabaja la clínica y conocer su experiencia con el uso de tecnologías.

Para ello, se aplicó una encuesta inicial a los pacientes (ver anexo 3). En total, 95 pacientes ayudaron contestando el cuestionario. Los datos demográficos se explican a continuación. El 86.9% de los que respondieron son mujeres y el 13.1% hombres. En las edades se obtuvieron los siguientes rangos: menor de 20 (9.7%), de 20-29 (8.6%), de 30-39 (21.5%), de 40-49 (18.3%), de 50-59 (32.3%) y de 60 o más (9.7%). En relación con su experiencia con tecnologías, sólo el 17% contestó que rara vez o nunca hace uso de una computadora, y el 91.6% indicó que posee un teléfono inteligente.

Por otra parte, con los resultados de las primeras entrevistas, fue posible entender mejor el proceso utilizado en la clínica de nutrición. La nutrióloga ha diseñado el siguiente proceso para el tratamiento de pacientes (ver Figura 5). Al iniciar el tratamiento, el paciente contesta un breve cuestionario sobre sus hábitos alimenticios. El propósito es conocer los tipos de alimentos consumidos habitualmente por la

persona, para elaborar una dieta adecuada y personalizada. Después de una sesión informativa general del proceso y una meta de peso establecida, la persona recibe su primer menú de comidas semanal, que corresponden a su nueva dieta.

Posteriormente, el paciente entra en la etapa de intervención. En esta etapa, la persona debe de asistir a una sesión semanal de asesoría nutricional y de registro de peso. Las sesiones están divididas en 5 grupos distintos a la semana, 1 sesión los días miércoles, jueves y viernes y 2 sesiones el día sábado. El paciente tiene la libertad de escoger el día que desee asistir. Los cambios de menú de comidas se realizan aproximadamente cada 3 semanas. Este procedimiento debe de continuar hasta que el individuo cumpla con su meta de peso establecida.

Después de cumplir con la meta, la nutrióloga realiza una nueva valoración al paciente, para saber si es necesario establecer una segunda meta o si el paciente está listo para terminar con el tratamiento. En caso de establecer otra meta, el paciente pasa nuevamente al ciclo de intervención semanal hasta lograr alcanzar el nuevo peso establecido. Por otra parte, si al valorar a la persona, la doctora decide que ya está lista para culminar, se realiza una “graduación” simbólica con su grupo de apoyo y se da de alta al individuo.

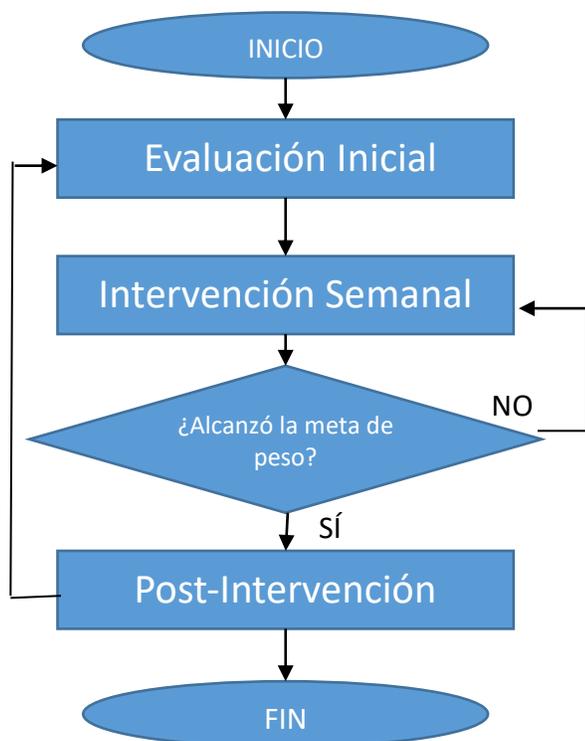


Figura 5. Proceso de tratamiento con pacientes. Diagrama que presenta el procedimiento llevado a cabo con los pacientes de la clínica de nutrición para cumplir su meta de bajar de peso.

3.2 Motivación

Uno de los problemas, identificados en el estudio del proceso, a los cuales se enfrentan los nutriólogos en este proceso, es el apego del paciente hacia la dieta otorgada. Es difícil determinar qué tanto cumple el individuo con el tratamiento. Por lo tanto, una monitorización de su consumo alimenticio puede ser de gran ayuda para el paciente y la nutrióloga. Otro detalle importante es que la asesoría nutricional debe ser recibida en los momentos que más lo necesita. Sin embargo, no es factible disponer del nutriólogo en todo momento.

Uno de los problemas que se busca resolver en este trabajo de tesis es aumentar la disponibilidad de asesoría nutricional a pacientes. Para ello, se propone el uso de una aplicación que ayude a monitorizar la alimentación de los pacientes, además de otorgar asistencia con su dieta.

En los resultados arrojados por las encuestas fue posible observar que los pacientes cuentan con una experiencia apropiada para utilizar tecnologías móviles. Por ello, la monitorización de su consumo alimenticio a través de sus teléfonos inteligentes es una idea factible. Considerando esto, se diseñó una aplicación móvil que permite al usuario registrar sus alimentos ingeridos con fotografías, lo cual facilita la actividad de la persona y disminuye la carga de tener que ingresar detalladamente sus alimentos.

3.3 Aplicación móvil – NutriAlbum

NutriAlbum es una aplicación móvil desarrollada para sistema operativo Android. Esta aplicación fue diseñada con la intención de obtener información sobre los hábitos alimentarios de los pacientes de la clínica de nutrición. NutriAlbum permite al usuario registrar sus alimentos de una manera fácil y rápida, al utilizar fotografía, lo que disminuye la carga de ingresar manualmente sus alimentos. La Figura 6 muestra la interfaz gráfica diseñada para la aplicación. Su diseño es sencillo, al iniciar aparecen 6 recuadros que indican las comidas del día (desayuno, comida, cena y 3 refrigerios entre comidas), aquí la única actividad del usuario es seleccionar el botón que desee registrar su alimento y la aplicación abrirá la cámara para que el usuario tome una fotografía de su platillo. Además, también se registran, de forma automática, el tiempo (timestamp) y la ubicación (GPS) del momento en que fue ingerido el alimento.



Figura 6. Interfaz Gráfica de NutriAlbum. Esta aplicación se encuentra disponible para el público general en la Play Store de Google. <https://play.google.com/store/apps/details?id=mx.edu.cicese.albumdecomidas&hl=en>

Posteriormente, se realizó una prueba piloto con 7 participantes voluntarios de la clínica de nutrición. El propósito de lo anterior era comprobar el uso de la aplicación NutriAlbum para monitorizar los hábitos alimentarios de las personas. Esto se realizó por un período de 2 semanas, en donde se les dio instrucciones a los participantes sobre como instalar y utilizar NutriAlbum en sus dispositivos móviles.

La Tabla 3 presenta los resultados de la recolección de fotografías durante esta prueba piloto. En promedio, por cada participante se recibieron 16.71 imágenes en 14 días, es decir, 1.19 imágenes por día por persona. No es posible decir que estas cifras sean consideradas aceptables, ya que la mayoría de las personas ingiere al menos 3 alimentos en el día; y para monitorizar la alimentación del individuo de una manera adecuada, es necesario tener más registros de sus alimentos del día. Sin embargo, hubo tres participantes que registraron más de 20 fotografías en el período de dos semanas, lo que significa que una proporción importante de su alimentación estaba siendo registrada.

La mayoría de los participantes resaltaron que en ocasiones olvidaba tomar fotografías de sus alimentos, ya que no estaban acostumbrados a esa actividad. Sin embargo, un participante mencionó que sí le fue

útil la actividad para darse cuenta de los malos horarios en que consumía sus alimentos, es decir, era muy irregular; ya que en ocasiones pasaba varias horas del día sin consumir absolutamente nada.

Tabla 3. Datos de recolección en prueba piloto. Aquí se presenta el número de fotografías recolectadas de cada participante por un período de 2 semanas.

Participante	Fotografías
P1	1
P2	26
P3	15
P4	13
P5	37
P6	2
P7	23
Total	117

Por otra parte, estos resultados abrieron la oportunidad de explorar nuevas situaciones. Encontramos que el simple hecho de tener registros de fotografía de alimentos no era suficiente para mantener al usuario activo con su monitorización de ingesta de alimentos. Para ello, es necesario otorgarle información de mayor valor a los pacientes y nutriólogos sobre su alimentación. Aquí es donde se necesita el análisis de fotografías de alimentos. Para esto, se propone el uso de estrategias de crowdsourcing con el propósito de obtener los valores nutricionales correspondientes a las fotografías de los alimentos.

3.4 Estrategias de Crowdsourcing

El diseño de las estrategias para el proceso de crowdsourcing está basado en las distintas propiedades que es posible obtener de los alimentos. Algunas de ellas son difíciles de adquirir; por ejemplo, puede ser muy complicado para un individuo conocer los nutrientes de los alimentos como son los carbohidratos, proteínas y lípidos. Sin embargo, es esperado que una persona pueda ser capaz de identificar ciertos

ingredientes importantes, separar por grupos alimenticios, seleccionar imágenes visualmente similares o incluso realizar una estimación del número de calorías. Estas últimas actividades mencionadas son la base del diseño de las estrategias de crowdsourcing creadas. Asimismo, como consideración adicional de las estrategias, se pretende que puedan ser efectuadas por personas sin muchos conocimientos en nutrición. A continuación, se describen las estrategias de crowdsourcing diseñadas.

3.4.1 Estrategia 1. Número de Calorías

En esta estrategia, el objetivo se concentra en obtener el número de calorías de una fotografía de alimentos. Para ello, como se muestra en la Figura 7, se le presenta una imagen al participante, y éste tiene que responder directamente la cantidad de calorías que cree posee el platillo mostrado.



Figura 7. Estrategia 1. Ejemplo de imagen evaluada con la Estrategia 1

3.4.2 Estrategia 2. Plato del Bien Comer

Esta estrategia está inspirada en el esquema de alimentación Plato del Bien Comer (Casanueva et al., 2002). Dicho esquema fue creado para orientar a la población mexicana hacia una alimentación balanceada, en ella se muestran los distintos grupos alimenticios y un modelo de cómo deben de ser balanceados en la ingesta regular del individuo.

Por lo tanto, para el diseño de esta estrategia, fue necesario incluir los grupos alimenticios que aparecen en el Plato del Bien Comer: frutas, verduras, cereales, leguminosas y alimentos de origen animal.

Posteriormente, el participante selecciona las proporciones correspondientes (nada, poco, suficiente o mucho) para cada grupo alimenticio, estimando las cantidades con relación a una comida del día. Por ejemplo, si la persona piensa que la cantidad de verduras en la fotografía es poca, para una porción de un platillo del día, deberá seleccionar la opción 'poco' en el grupo alimenticio 'verduras'. En la Figura 8 se muestra un ejemplo de la interfaz gráfica utilizada para esta estrategia.

Selecciona las proporciones correspondientes



	Nada	Poco	Suficiente	Mucho
Frutas	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Verduras	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Cereales arroz, trigo	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Leguminosas frijoles, lentejas	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Origen Animal leche, huevos	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>

Figura 8. Estrategia 2. Ejemplo de imagen evaluada con la Estrategia 2

3.4.3 Estrategia 3. Saludable

Estrategia diseñada con el propósito de obtener una estimación subjetiva de las personas sobre qué tan saludable consideran ciertos alimentos. La actividad del usuario aquí es simple, solamente debe de calificar la imagen mostrada con una puntuación del 1 al 7, 7 siendo muy saludable y 1 nada saludable. La Figura 9 presenta un ejemplo de esta estrategia.

¿Qué tan saludable es este alimento?



Nada Saludable

1
 2
 3
 4
 5
 6
 7

Muy Saludable

Figura 9. Estrategia 3. Ejemplo de imagen evaluada con la Estrategia 3

3.4.4 Estrategia 4. Rango de Calorías

Se propuso otra estrategia orientada a obtener una estimación de las calorías de un alimento de forma directa. Esta estrategia (E4), al igual que E1, tiene como único objetivo medir el número de calorías que poseen los alimentos de las imágenes. Sin embargo, esta estrategia limita las opciones de respuesta a sólo 6 intervalos calóricos, de los cuales el usuario debe seleccionar el intervalo que considere pertenece al número de calorías que contiene la fotografía mostrada. En la Figura 10, es posible observar un ejemplo de una evaluación realizada con la estrategia 4. El rango de calorías utilizado está dividido en intervalos de 200 (Ej. 401-600 cal.).



Figura 10. Estrategia 4. Ejemplo de imagen evaluada con la Estrategia 4

3.4.5 Estrategia 5. Ingredientes

La finalidad de esta estrategia es lograr identificar los ingredientes con los cuales fue elaborado el platillo de la fotografía presentada. Para ello, los usuarios tienen la tarea de ingresar todos los ingredientes que consideran forman parte de la elaboración del alimento mostrado en la imagen, incluso los que no son visibles como el aceite y la sal. La Figura 11 muestra un ejemplo de la interfaz gráfica utilizada en esta estrategia.

¿Qué ingredientes tiene este alimento?



Figura 11. Estrategia 5. Ejemplo de imagen evaluada con la Estrategia 5

3.4.6 Estrategia 6. Imágenes Semejantes

En esta estrategia, se busca obtener una imagen que sea lo más similar posible a la fotografía a clasificar. El objetivo es conseguir una imagen con similitudes en los ingredientes y cantidades de los alimentos. Las imágenes presentadas como punto de comparación son previamente clasificadas y se conoce su información nutricional, por lo tanto, se considera factible otorgar los mismos valores nutricionales a la fotografía por evaluar.

En el diseño de esta estrategia se presenta al usuario con 9 imágenes distintas, de las cuales debe de seleccionar la que considere ser la más semejante a la fotografía por clasificar. Esta acción debe realizarse en 2 ocasiones para la misma imagen, pero el segundo grupo de imágenes depende de la primera selección.

Para la primera selección, aparecen 9 imágenes que son representativas de grupos de alimentos distintos. En la segunda selección, aparecen otras 9 imágenes, pero correspondientes al grupo de la imagen seleccionada en la primera ocasión. Por ejemplo, si el participante selecciona en la primera ocasión una fotografía con una sopa, para su segunda selección aparecerán 9 imágenes de sopas distintas. La Figura 12 muestra un ejemplo de una fotografía por clasificar con esta estrategia. Los grupos de alimentos utilizados fueron los siguientes: carnes, ensaladas, huevos, cereales, arroz o pasta, comida de mar, postres, comida rápida y sopas.



Figura 12. Estrategia 6. Ejemplo de imagen evaluada con la Estrategia 6

En este capítulo se describió el proceso de seguimiento de dieta de una clínica de nutrición. También, se explicó el proceso que se lleva a cabo para el tratamiento de atención a pacientes y se encontró como área de oportunidad el poder monitorizar la alimentación de los participantes. Lo anterior motivó a proponer soluciones basadas en técnicas de sensado móvil y crowdsourcing para monitorizar los hábitos alimentarios de los pacientes, y con ello ayudar con su programa de nutrición en la clínica. El paso siguiente en este procedimiento, es la evaluación de las estrategias de crowdsourcing propuestas.

Capítulo 4. Diseño del Experimento

En este trabajo, se utiliza crowdsourcing para analizar fotografías de alimentos con el propósito de monitorizar la ingesta de alimentos en las personas. En este capítulo se presenta el diseño de un experimento para evaluar las estrategias de crowdsourcing propuestas y diseñadas con la finalidad de obtener los valores nutricionales de fotografías de alimentos.

Se propone el uso de 6 estrategias distintas de crowdsourcing para obtener la información nutricional correspondiente a fotografías de alimentos. Dichas estrategias, son comparadas con variables relacionadas con su costo, como la latencia y carga cognitiva. También, se calcula la precisión de las estrategias con el motivo de conocer el grado de confianza de las respuestas otorgadas. La estrategia ideal de crowdsourcing minimiza su latencia y carga cognitiva, mientras que maximiza su precisión.

4.1 Variables

Las variables dependientes se enfocan en la obtención del costo y eficacia de la estrategia. Por ejemplo, su latencia y carga cognitiva nos otorgan valores que pueden ser utilizados para estimar un costo asociado con el pago a un usuario para responder cada tarea. Además, es importante conocer la precisión en las estrategias, para lograr tener un grado de confianza sobre los valores obtenidos de los participantes.

Variables Independientes

- **Estrategias de Crowdsourcing (6 alternativas).** Estrategias diseñadas para obtener valores nutricionales de imágenes de alimentos. Se basan en distintas propiedades de los alimentos como el número de calorías, sus grupos alimenticios, cantidades, ingredientes, entre otras.

Variables Dependientes

- **Latencia.** Tiempo que el individuo tarda en clasificar una fotografía. Se mide desde que la imagen es presentada hasta que se registra la respuesta de la persona.

- **Precisión.** Grado de confianza en las respuestas de los participantes con respecto al valor real de las fotografías.
- **Carga Cognitiva.** Cantidad de recursos mentales utilizados por una persona para realizar una tarea. La puntuación es obtenida a través del instrumento NASA-TLX (Hart & Staveland, 1988).

Nota: El instrumento NASA-TLX (ver Anexo 4) está constituido por un cuestionario de 6 preguntas que miden en una escala de 0 a 100 los siguientes parámetros: exigencia mental, exigencia física, exigencia temporal, rendimiento, esfuerzo y frustración. Para calcular el valor de la carga cognitiva, la herramienta NASA-TLX efectúa una comparación en pares de los parámetros mencionados, asigna los pesos correspondientes y calcula un valor final en una escala de 0 a 100. Sin embargo, muchos investigadores eliminan la comparación en pares, para tener una mejor adaptación a su experimento, y se refieren al resultado de la prueba como “Raw TLX” (Hart, 2006), además de permitirse eliminar parámetros de medición si no son relevantes para la tarea.

4.2.2 Base de Datos

En este experimento se utiliza una base de datos con 45 imágenes preclasificadas. Las imágenes fueron recolectadas de diferentes fuentes de internet, haciendo uso del buscador de imágenes de Google⁵. Se seleccionó preferentemente las imágenes provenientes de fuentes de recetas, ya que éstas incluyen sus ingredientes y cantidades. Después, utilizando la plataforma FatSecret⁶, aplicación web y móvil que ayuda a las personas a monitorizar su alimentación, se obtuvo la información nutricional de las fotografías.

La distribución de las imágenes fue repartida de forma similar a la Estrategia 6. Se recolectaron 5 fotografías, con su información nutricional, para cada uno de los 9 grupos de alimentos: carnes, ensaladas, huevos, cereales, arroz o pasta, comida de mar, postres, comida rápida y sopas. El motivo de lo anterior es tener una distribución heterogénea, con distintos tipos de alimentos que logren ejemplificar un mayor número de formas de comidas.

⁵ Images.google.com

⁶ www.fatsecret.com.mx

4.3 Sistema Web

Se desarrolló un sistema de software web que permite las evaluaciones de las estrategias presentadas anteriormente. El lenguaje de programación en el que se encuentra programado el sistema es PHP; además, se utilizaron de diversas herramientas de web como HTML, CSS y JavaScript; y los manejadores de base de datos MySQL y Node.js.

En la Figura 13 es posible observar la pantalla de inicio del sistema presentado a los participantes. Para ingresar, es necesario contar con una clave, la cual fue proporcionada a los individuos antes de comenzar con la sesión de evaluación. Las Figuras 7-12 muestran ejemplos del diseño de las interfaces gráficas creadas para cada estrategia, como fueron presentadas a los participantes.

El sistema presenta configuraciones distintas del orden de las estrategias e imágenes para cada participante, esto con el propósito de eliminar el sesgo de posicionamiento. Por ejemplo, mostrar siempre la Estrategia 1 al inicio puede arrojar resultados mayores en la latencia en comparación con las demás, ya que el usuario está adaptándose al sistema y las tareas que tiene que realizar.

En total, cada participante evalúa 90 imágenes por sesión. El sistema asigna 15 imágenes por estrategia. Esto quiere decir, los individuos valoran cada fotografía en 2 ocasiones diferentes, ya que la base de datos es de 45 imágenes. Con lo anterior, es posible comparar la valoración de el mismo participante a una fotografía con dos estrategias diferentes; con ello, se puede detectar si existen incoherencias en las respuestas del participante.

Las claves para ingresar al sistema están conformadas por una permutación de 5 letras, la cual representa una configuración del orden de las imágenes y estrategias. Se crearon 45 configuraciones distintas en donde se recorren las posiciones de las imágenes para cada estrategia. Lo anterior para asegurarse que cada imagen reciba las mismas valoraciones por estrategia conforme el número de participantes aumente. El orden en que aparecen las estrategias es de forma aleatoria. Por ejemplo, si un usuario recibe una clave que le corresponda el orden '235614'; primero, evalúa 15 imágenes con la estrategia 2; después, otras 15 imágenes con la estrategia 3; luego, 15 imágenes con la estrategia 5; y así sucesivamente hasta culminar con la estrategia 4.



Figura 13. Pantalla de inicio del sistema web. El usuario ingresa proporcionado en el lugar indicado para poder ingresar.

4.4 Sesiones de laboratorio

Las sesiones se programaron en un laboratorio de cómputo con capacidad para 20 personas. La duración estimada de cada sesión del participante fue de 45 minutos. El laboratorio fue reservado 2 días para recibir a los sujetos de estudio, se asignó un horario en la mañana de 10:00am a 1:00pm y otro en la tarde de 3:00pm a 6:00pm, en los cuales cada participante podía asistir en el horario que deseara. Se ofreció pizza como incentivo a los participantes que asistieran.

El procedimiento de la sesión fue como sigue:

5 min. – Breve explicación sobre el propósito de la sesión y el proyecto que se está trabajando.

40 min. – Evaluación de estrategias por parte de los participantes.

- 15 evaluaciones por estrategia.
- Al terminar cada estrategia, los participantes contestaron, en papel y pluma, las preguntas del formulario NASA-TLX, para medir su carga cognitiva.

Los coordinadores del departamento de Ingeniería en Software del Instituto Tecnológico de Sonora apoyaron con la reunión de los participantes. Fue enviada una invitación por correo electrónico a los estudiantes que desearan participar en el proyecto.

El siguiente paso, fue ejecutar el experimento con los parámetros que ya habían sido establecidos en este capítulo. Esto se realizó sin mayores inconvenientes y por ello, los resultados obtenidos son presentados en el siguiente capítulo.

Capítulo 5. Resultados

A continuación, se presentan los resultados del experimento de crowdsourcing. Las estrategias de crowdsourcing presentadas son comparadas con relación a las variables establecidas en el diseño del experimento.

5.1 Participantes

En total, 55 personas asistieron al llamado (mujeres=8; hombres=47), todos estudiantes de licenciatura sin experiencia formal en nutrición, con edades aproximadas entre 18 y 24 años. Solamente 4 sujetos no lograron terminar con la sesión. las respuestas de estos 4 sujetos se eliminaron y el número final fue de 51 participantes válidos.

5.2 Latencia

La latencia es el tiempo promedio de valoración de una imagen para cada estrategia. En la Tabla 4 se presentan los tiempos promedios en segundos de cada estrategia junto con su desviación estándar. La Estrategia 4 fue la que obtuvo un promedio menor; sin embargo, la desviación estándar de la estrategia 3 indica que sus tiempos fluctuaron en un rango mayor y algunos de sus evaluaciones registraron tiempos menores (E3: 3.01-10.99; E4: 3.83-7.39).

Tabla 4. Resultados de latencia. Tiempo promedio de evaluación por estrategia

ESTRATEGIA	Segundos	Desv. Est.
E1	10.60	4.83
E2	18.49	6.73
E3	7.04	3.96
E4	5.61	1.78
E5	28.02	11.22
E6	13.74	6.23

En la Tabla 4 es posible observar las distribuciones de los promedios de tiempos para cada estrategia. La estrategia 5 (ingredientes) obtuvo el peor tiempo en comparación con las demás estrategias; sin embargo, este resultado era esperado ya que el diseño de E5 obliga al participante a ingresar varias palabras para una sola fotografía, además de tener que utilizar el teclado como mecanismo de entrada.

En general, las distribuciones de los tiempos en latencia están directamente relacionados con el número de acciones que tiene que hacer el usuario para registrar una respuesta. Las más rápidas son las que requieren un solo clic para responder (E3 y E4), después siguen las que necesitan 2 o más selecciones, E6 con dos clics y E1 con 2/3 números tecleados. Siguiendo en posición se encuentra E2 (plato del bien comer) con 5 clics y por último E5 (ingredientes) que necesita de varias palabras tecleadas para ingresar una respuesta.

5.3 Carga cognitiva

Uno de los factores importantes para calcular el costo es la carga cognitiva de los participantes al efectuar las estrategias. La herramienta de evaluación NASA-TLX (Hart & Staveland, 1988) permite medir la carga cognitiva de las tareas de una forma subjetiva. En este trabajo, los parámetros a medir de relevancia son: exigencia mental, rendimiento, esfuerzo y frustración. Se descartó la exigencia física porque las tareas no incorporaban movimientos físicos medibles; del mismo modo, se descartó la exigencia temporal de la tarea, ya que no existía un límite de tiempo para realizarlas. También, se eliminó la comparación en pares de parámetros, para agilizar las evaluaciones.

5.3.1 Exigencia Mental

Este parámetro busca medir la actividad mental percibida por el participante al efectuar la tarea. Si realizó actividades como pensar, decidir o calcular; ello afectará en la puntuación otorgada como respuesta. En la Tabla 5 se observan los resultados, los valores están en una escala de 0 a 100. Como todas las estrategias tuvieron una puntuación menor a 50 puntos, es factible decir que su diseño indica que son tareas de muy poca demanda mental, sin embargo, existen diferencias entre cada una de ellas.

E5 (ingredientes) y E1 (número de calorías) obtuvieron los resultados menos favorables. La explicación de E5 puede estar respaldada por su tiempo de latencia registrado, si los participantes tardan más en evaluarla, es probable que perciban una mayor exigencia mental. Por otra parte, para E1 indica factores como el tener que realizar cálculos mentales y no tener opciones de respuesta para apoyarse como E4, que tuvo un mejor resultado. E3, E4 y E6 fueron las que recibieron mejores puntuaciones en esta pregunta, con resultados similares.

Tabla 5. Resultados de Exigencia Mental.
¿Qué tan demandante mentalmente es la tarea? (escala 0-100)

ESTRATEGIA	EXIGENCIA MENTAL
E1. NÚMERO DE CALORÍAS	44.66
E2. PLATO DEL BIEN COMER	40.00
E3. SALUDABLE	28.30
E4. RANGO DE CALORÍAS	34.20
E5. INGREDIENTES	47.16
E6. IMÁGENES SEMEJANTES	31.02

5.3.2 Rendimiento

Parámetro que mide el nivel de rendimiento del participante. Este parámetro mide el grado de satisfacción con la ejecución de la estrategia, y permite conocer la percepción de la persona sobre si ha tenido éxito en los objetivos que establece la tarea. En la Tabla 6 se muestran los resultados correspondientes.

Con base en el rendimiento percibido, E3 fue la que obtuvo el mejor resultado. Sin embargo, no existe mucha diferencia en el resultado de E3 con relación a las demás estrategias, ya que E6 y E2 registraron valores muy cercanos. Por otra parte, la E1 fue la que registró una puntuación más baja en comparación con las demás.

Tabla 6. Resultados de Rendimiento.
 ¿Qué tan exitoso ha sido para lograr lo que ha requerido? (escala 0-100)

ESTRATEGIA	RENDIMIENTO
E1. NÚMERO DE CALORÍAS	47.16
E2. PLATO DEL BIEN COMER	60.23
E3. SALUDABLE	65.68
E4. RANGO DE CALORÍAS	55.80
E5. INGREDIENTES	57.39
E6. IMÁGENES SEMEJANTES	62.61

5.3.3 Esfuerzo

Este parámetro busca medir el grado de esfuerzo mental que tiene que realizar el participante para lograr obtener un nivel de rendimiento bueno al efectuar la tarea. En la Tabla 7 es posible observar la distribución de los resultados obtenidos. De igual manera que en las preguntas anteriores, E1 obtuvo los resultados menos favorables, mientras que E5 y E6 registraron las mejores puntuaciones en comparación con las demás.

Tabla 7. Resultados de Esfuerzo.
 ¿Qué tan duro tiene que trabajar para lograr un adecuado nivel de rendimiento? (escala 0-100)

ESTRATEGIA	ESFUERZO
E1. NÚMERO DE CALORÍAS	44.32
E2. PLATO DEL BIEN COMER	32.61
E3. SALUDABLE	25.00
E4. RANGO DE CALORÍAS	30.00
E5. INGREDIENTES	33.30
E6. IMÁGENES SEMEJANTES	27.27

5.3.4 Nivel de Frustración

Parámetro que pretende medir el grado de frustración percibido por el participante. Aquí se toman en cuenta variables como la inseguridad, el estrés, la irritación o el descontento en el individuo. La Tabla 8

muestra los valores obtenidos. En general, las estrategias no registraron resultados altos de frustración, ya que todas tuvieron una puntuación menor a 50, y solamente E1 sobrepasó los 40 puntos. Por otra parte, las demás estrategias se comportaron de forma similar a las evaluaciones de parámetros anteriores, con E3 Y E6 compartiendo los mejores resultados.

Tabla 8. Resultados de Nivel de Frustración.

¿Qué tan inseguro, irritado o estresado se ha sentido al realizar la tarea? (escala 0-100)

ESTRATEGIA	ESFUERZO
E1. NÚMERO DE CALORÍAS	59.77
E2. PLATO DEL BIEN COMER	48.07
E3. SALUDABLE	41.59
E4. RANGO DE CALORÍAS	46.48
E5. INGREDIENTES	46.48
E6. IMÁGENES SEMEJANTES	39.89

5.3.5 Carga Cognitiva

Para terminar, se obtiene el valor final de la carga cognitiva de cada estrategia. Para ello se promedian los resultados de los 4 factores previamente mencionados, y se normalizan los valores del parámetro de rendimiento, ya que es el único que con valores más altos es mejor para la estrategia.

En la Tabla 9 se presentan los resultados finales de la carga cognitiva. E3 y E6 son las que registraron una menor carga cognitiva, mientras que E1 fue la de puntuación más alta. Un resultado esperado era el de E3 (saludable), porque su tarea de calificar qué tan saludable es un alimento se considera sencillo. No obstante, la E6 (imágenes semejantes) también resultó ser de poca carga mental para los participantes, a pesar de otorgar resultados más complejos que E3.

Por otra parte, la E1 (número de calorías) es la que presentó una mayor carga a los usuarios, esto podría deberse a que el conocer cuántas calorías tienen los alimentos es complicado. Además, el diseño de esta estrategia no cuenta con ayuda extra, como los rangos calóricos que proporciona E4.

Tabla 9. Resultados de Carga Cognitiva. Puntuación final de cognitiva de las estrategias.

Estrategia	E. Mental	Rendimiento	Esfuerzo	Frustración	Carga Cognitiva
E1	44.66	52.84	44.32	59.77	50.40
E2	40.00	39.77	32.61	48.07	40.11
E3	28.30	34.32	25.00	41.59	32.30
E4	34.20	44.20	30.00	46.48	38.72
E5	47.16	42.61	33.30	46.48	42.39
E6	31.02	37.39	27.27	39.89	33.89

5.4 Precisión

La precisión obtiene el grado de confianza de las estrategias y está basada en las respuestas otorgadas por parte de los participantes del experimento. Ésta se calcula comparando los resultados recibidos de las personas con los valores reales de las fotografías. A continuación, se describe el procedimiento para obtener la precisión individual en cada una de las estrategias.

5.4.1 E1. Número de Calorías

Primeramente, fue necesario obtener el error en las respuestas individuales de los participantes. Por ello, se calculó el error con la diferencia entre la respuesta del usuario y el valor real de la imagen. Por ejemplo, si el alimento mostrado en IMG23 tiene exactamente 237 calorías y el participante ingresó la cantidad de 432 calorías, el error de dicha valoración es de $432-237=195$.

En total se registraron 765 respuestas. La Tabla 10 presenta el error promedio que fue de 280.53 calorías, con una desviación estándar de 306.41 calorías, esto quiere decir que las diferencias fluctuaron en ocasiones en valores con errores grandes. El error máximo registrado fue de 2650 calorías, en la cual se cree el participante tenía una idea nula en cuanto a cantidades de calorías, algo que es muy común en las personas.

Tabla 10. Resultados de E1

Error Promedio	280.53
Desviación Estándar	306.41
Error Máximo	2650
Error Mínimo	1

En la estimación de calorías, es común tener un rango de error de aceptación. Por lo tanto, en esta estrategia se considera a una respuesta como acertada si tiene un error menor a 100 calorías de diferencia. Para ello, se agruparon los errores en rangos de 100s, es decir, todas las respuestas que registraron un error menor a 100 pertenecen al mismo grupo, las respuestas que registraron un error entre 100 y 200 pertenecen a otro grupo, y así sucesivamente.

La Figura 14 muestra las sumas de las diferencias para cada grupo creado. Aquí es posible observar la manera en que se distribuyen los errores; entre más pequeña es el error, existen más respuestas. Es considerado acierto del participante, si su respuesta registra una diferencia menor o igual a 100 calorías con respecto al valor real de la fotografía. 221 respuestas registraron un error menor a 100 calorías, esto es un **28.89%** de aciertos en las respuestas individuales de los participantes.

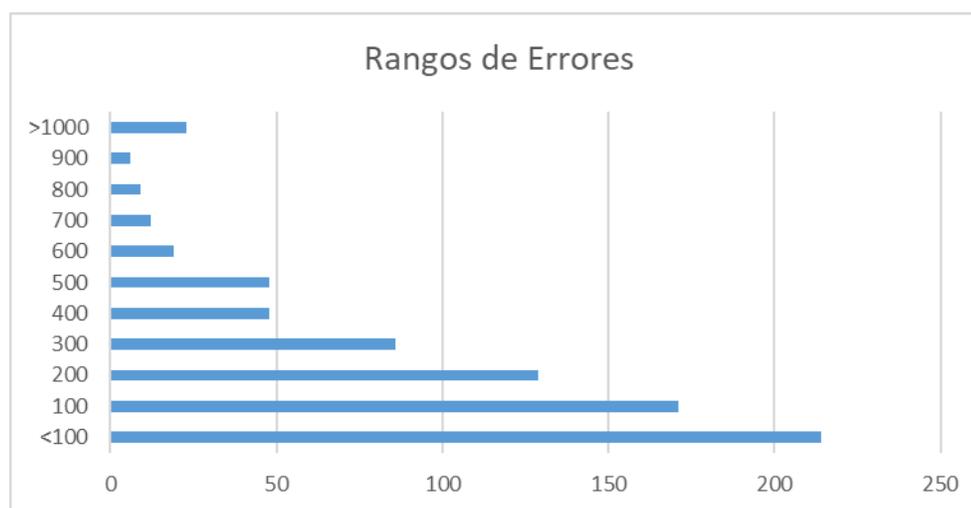


Figura 14. Errores de E1. Gráfica de Agrupaciones de errores en rangos de diferencia de 100 calorías.

5.4.2 E2. Plato del Bien Comer

Para obtener la precisión en esta estrategia se realizó una comparación de las respuestas de los participantes con los valores previamente calculados de los grupos alimenticios que posee cada fotografía. Una respuesta es tomada como acierto si el participante selecciona correctamente las cantidades de los 5 grupos alimenticios en la fotografía.

Para realizar el cálculo de precisión en esta estrategia, fue necesario normalizar las respuestas de los participantes. Esto se debe a que la diferencia entre los valores de las cantidades ‘suficiente’ y ‘mucho’ fue difícil de distinguir; ya que lo que una persona puede considerar suficiente en un platillo, para otra puede ser mucho. Por lo tanto, se combinaron estas 2 opciones dejando sólo tres alternativas: nada, poco y suficiente.

Posteriormente, se calculó el error en todas las respuestas de los usuarios. Para ello, se obtuvo el error individual de cada grupo alimenticio (ver Figura 9). Por ejemplo, si IMG5 tiene ‘nada’ en verduras, pero el participante selecciona ‘poco’ su error es de 1 posición, si selecciona ‘suficiente’ (o mucho) es de 2 posiciones y si seleccionada el valor de ‘nada’ tiene un error de 0. El error total de la respuesta es la suma de los errores individuales de sus 5 grupos alimenticios.

La Tabla 11 muestra la distribución de los errores individuales para E2. Las respuestas que obtuvieron un error de 0 equivalen a los aciertos en la precisión. Por lo tanto, el **34.25%** del total fueron consideradas como respuestas correctas. Un porcentaje muy cercano tuvo un error de 1 posición, es decir, se equivocaron en un solo grupo alimenticio.

Tabla 11. Errores de E2. Distribución de errores de E2

Error	Respuestas	Porcentaje
0	262	34.25%
1	260	33.97%
2	122	15.95%
3	67	8.76%
4	34	4.44%
5	14	1.83%
6	6	0.78%
TOTAL	765	100%

5.4.3 E3. Saludable

Para esta estrategia no fue posible efectuar un cálculo adecuado para obtener su precisión. Esto se debe a que los comentarios de los expertos en nutrición, mencionaron que era muy complicado poder determinar si un alimento es más saludable que otro. Lo anterior es debido a que depende mucho de la persona hacia la que va dirigido, un alimento puede ser considerado bueno para una persona con desnutrición, pero dañino en cierta medida a personas que padecen enfermedades como la diabetes.

A pesar de esto, se realizaron los cálculos de los promedios en las respuestas de los participantes calificando las fotografías. Se obtuvieron datos interesantes que pueden ser utilizados en experimentos posteriores. Por ejemplo, existe una correlación negativa fuerte ($r=-0.668$) entre la estimación de saludable de una fotografía y el rango de calorías otorgado por los participantes (E4). Esto quiere decir que, las personas consideran que los alimentos más saludables son los que tienen menos calorías, pero como se había mencionado, esto no es necesariamente cierto.

5.4.4 E4. Rango de Calorías

El cálculo de la precisión de esta estrategia fue sencillo, si el participante selecciona el rango indicado para la fotografía, su respuesta es considerada como acierto. Del total de respuestas recibidas de los usuarios, solamente el **21.57%** fueron correctos. La Figura 15 presenta la distribución de los errores de las respuestas. Los errores fueron calculados con la diferencia existente entre la respuesta dada y el valor real de la fotografía. Por ejemplo, hubo una respuesta con una diferencia de 5, ya que el rango correcto de calorías que le pertenece a la imagen es primer intervalo de 0-200, pero el participante seleccionó el último de 100+ calorías; por lo tanto, se realiza una resta en las posiciones del rango 6 menos el rango 1, lo que da un error de 5.

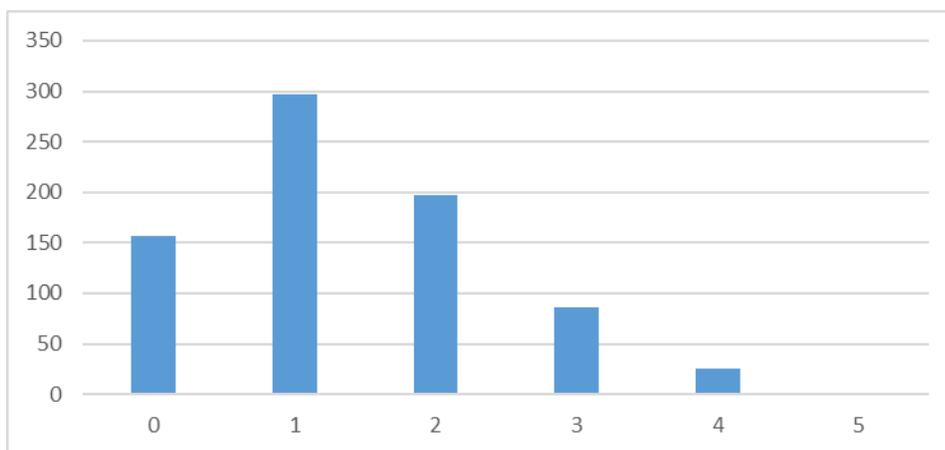


Figura 15. Errores de E4. Gráfica de distribución de errores para E4

5.4.5 E5. Ingredientes

En esta estrategia, fue necesario definir los ingredientes más importantes para cada una de las 45 fotografías de la base de datos. Para ello, se consultó las recetas originales de los platillos, lo cual nos otorga los ingredientes utilizados junto con sus respectivas cantidades. Posteriormente, dependiendo de del platillo, se seleccionaron de 1 a 4 ingredientes que otorgan el mayor valor nutricional a la fotografía, siendo por lo general ubicados al inicio de la lista de ingredientes de la receta.

Una vez establecidos cuáles eran los ingredientes más importantes para todas las fotografías, el participante debía de mencionar dichos componentes en su respuesta para poder ser tomada como acierto. Por ejemplo, la imagen 45 (IMG45) que representa un platillo conocido como paella, tiene como ingredientes más representativos arroz, camarón y pollo; si el participante menciona esos 3 componentes, su respuesta es calificada como correcta, pero si menciona 2 o menos, es incorrecta. Sería incorrecto incluso si menciona otros ingredientes como chícharos, pimientos rojos, o cebolla, los cuales están incluidos en la receta, ya que no otorgan mucho valor nutricional al platillo.

Con lo anterior, fue posible efectuar el cálculo de la precisión para E5. Del total de respuestas recibidas, el **80.15%** fueron acertadas. Esto quiere decir, en promedio, 4 de cada 5 evaluaciones individuales de fotografía, obtiene los ingredientes más importantes del platillo sólo con una respuesta.

5.4.6 E6. Imágenes Semejantes

La precisión de esta estrategia estaba basada en que los participantes seleccionaran correctamente la imagen más semejante de la fotografía mostrada. Para ello, cada imagen de la base de datos había sido previamente asignada con una imagen muy similar, la cual compartía el mismo tipo de alimento e información nutricional, solo que era una fotografía diferente.

Un acierto consiste en elegir la imagen semejante correcta de la fotografía a evaluar. Con un total de 745 evaluaciones (se perdieron 20 evaluaciones por problemas en el sistema), 437 fueron correctas, es decir, el **58.66%** de las respuestas individuales fueron evaluadas correctamente.

5.5 Precisión Colectiva (crowd)

El siguiente paso consistió en calcular la precisión colectiva de los participantes, es decir, como evalúa la *crowd* a las imágenes. Para esto, se obtuvo un promedio o moda en las respuestas (dependiendo de la estrategia), y se tomó el resultado como una sola respuesta general de los participantes (*crowd*), después se calculó la precisión con ese resultado. El objetivo principal de este procedimiento es conocer cómo afecta el número de participantes que califican la misma fotografía, y si es posible conseguir mejores resultados con un mayor número de individuos.

Gracias a las configuraciones del diseño, todas las imágenes de la base de datos tuvieron al menos 15 evaluaciones de diferente persona, en cada una de las 6 estrategias. Esto permitió realizar cálculos de precisión colectiva con 5, 10 y 15 respuestas. Para los cálculos de 5 y 10 participantes, se diseñó un algoritmo que se encargaba de elegir las respuestas de manera aleatoria, y se presentan los resultados del promedio de 30 corridas distintas del algoritmo. A continuación, se describe el proceso utilizado para obtener la precisión de la *crowd* en cada una de las estrategias. Los resultados son presentados en la Tabla 7.

E1. Número de Calorías. En esta estrategia se calculó el promedio del número de respuestas registradas (5, 10 o 15) y se tomó a ese promedio como respuesta colectiva.

E2. Plato del Bien Comer. Aquí se tomaron las modas de los 5 grupos alimenticios por separado. Por ejemplo, si la mayoría dijo que una fotografía tiene ‘nada’ de frutas, se tomó esa opción como parte de la respuesta y se realizó el mismo procedimiento con los demás grupos de alimentos.

E3. Saludable. Se obtuvo un promedio en las respuestas de los participantes, calificando las fotografías en una escala de saludable/no saludable. Sin embargo, no fue posible calcular su precisión por el motivo de ser una estrategia subjetiva y no contar con valores reales disponibles (*ground-truth*).

E4. Rango de Calorías. Esta estrategia también registró la moda como respuesta colectiva. Es decir, si para una imagen, la mayoría seleccionó el primer rango (0-200 calorías), se tomaba esa como respuesta final, no importando si unos pocos habían seleccionado otro rango de calorías distinto.

E5. Ingredientes. En esta estrategia, como cada fotografía había sido previamente definida con sus ingredientes más importantes (de 1 a 4 ingredientes), se tomaba como acertado un ingrediente si al menos la mitad de las respuestas registradas lo mencionaba. Por ejemplo, los ingredientes más importantes para IMG45 son arroz, pollo y camarón; y para poder obtener un acierto colectivo con 10 participantes, es necesario que ocurran al menos 5 menciones de cada uno de los 3 ingredientes acumulados de las respuestas.

E6. Imágenes Semejantes. Esta última estrategia registra como respuesta colectiva a la imagen que haya sido seleccionada en más ocasiones como imagen semejante. En caso de empate con 2 o más imágenes, se califica como incorrecto por el hecho de que no fue posible, para los participantes, decidir cuál era la de mayor similitud.

Los resultados de la Tabla 12 muestran cómo el cálculo de la precisión colectiva afectó a cada una de las estrategias. Algunas se vieron afectadas, como el caso de E1 y E4 donde incluso su porcentaje de precisión disminuyó con el aumento de participantes. No obstante, las estrategias E2, E5 y E6 registraron una mejora en su precisión colectiva; con E5 y E6 mostrando resultados más favorables, ya que con tan solo 5 participantes registran una precisión de al menos el 75%. Esto quiere decir que, conforme vaya aumentando el número de participantes, las respuestas calculadas tendrán un grado de confianza mayor, lo cual apoya el uso de respuestas colectivas (*crowds*) para dichas estrategias.

Tabla 12. Resultados de Precisión Colectiva. Resultados de Precisión Colectiva (datos mostrados en %)

ESTRATEGIA	N=1	N=5	N=10	N=15
E1. Número de Calorías	28.81	27.63	24.37	22.22
E2. Plato del Bien Comer	34.20	38.89	44.48	57.78
E4. Rango de Calorías	21.51	13.04	13.78	13.33
E5. Ingredientes	80.15	88.22	88.30	88.89
E6. Imágenes Semejantes	58.66	75.74	85.63	88.89

5.6 Algoritmo de Incertidumbre

Una de las ventajas que tienen estas estrategias de crowdsourcing, es poder identificar imágenes que son difíciles de clasificar para las personas. En esta sección, se diseñó un algoritmo que funciona como un filtro de las imágenes que son clasificables para los individuos y las que no lo son. Para ello, este algoritmo rechaza las fotografías en las que existe mucha incertidumbre en las valoraciones de los participantes.

Para diseñar este algoritmo, solamente se tomaron en cuenta las respuestas de la estrategia 6 (imágenes semejantes). Esta estrategia fue la que obtuvo mejores resultados con las variables medidas en el experimento, ya que a pesar de que E5 (ingredientes) registro una precisión alta desde un inicio, E6 tuvo un crecimiento mayor y logró alcanzar los resultados de E5 con 15 respuestas de participantes por imagen. Además, si se comparan las otras 2 variables relacionadas con el costo (latencia y carga cognitiva), la estrategia 6 es muy superior a las demás (descartando a E3 por su precisión).

Por tal motivo, este experimento se efectuó con la mejor estrategia, E6 Imágenes Semejantes. El criterio definido de clasificación es el siguiente: se acepta la clasificación de una imagen cuando existe una diferencia de al menos 3 votos entre la imagen más seleccionada como semejante y todas las demás. Por ejemplo, si al clasificar una fotografía, los 3 primeros participantes seleccionaron exactamente la misma imagen como respuesta de más semejante, se detiene el algoritmo y se toma como respuesta final de la *crowd* la imagen seleccionada. De igual manera, si con 7 participantes, 4 coinciden en elegir la misma imagen semejante, y todas las demás fotografías solo tiene 1 o ninguna votación, se detiene el algoritmo porque existe una diferencia de al menos 3 votaciones con todas las demás imágenes.

Este mismo procedimiento se realizó con las 45 imágenes de la base de datos. Se diseñó un algoritmo que selecciona las respuestas aleatoriamente y después verifica que se cumpla el criterio de paro para clasificar la imagen. Si al recorrer 15 respuestas de participantes distintos con una sola imagen, no existe una diferencia de 3 votaciones con la imagen más seleccionada, se rechaza la imagen y se etiqueta como incierta, es decir, no hubo un acuerdo aceptable entre las votaciones de los participantes para poder clasificarla.

Además, como las respuestas fueron tomadas de forma aleatoria, el algoritmo fue ejecutado un total de 30 veces para presentar los porcentajes promedios de clasificación y no de una única corrida. Al final, los resultados indicaron que el algoritmo se detuvo en promedio con 7.75 participantes por imagen. Esto quiere decir, el límite de 15 participantes por respuestas podría ser reducido a un número menor. Un máximo de 10 participantes sería una propuesta factible, lo cual reduciría el costo de llevar a cabo esta estrategia de crowdsourcing.

Por otra parte, en promedio el algoritmo clasificó el 83% de las imágenes evaluadas, rechazando el restante 17%, y etiquetando a esas fotografías como *inciertas*, es decir, no existía un acuerdo lo suficientemente sólido en los participantes para poder elegir una sola imagen semejante. En un ambiente natural, este tipo de imágenes podrían ser enviadas con especialistas para que ellos analicen su contenido nutricional, no obstante, también es factible que la calidad de la fotografía sea muy baja, lo cual provoque que sea una imagen inclasificable para cualquier persona.

La Tabla 13 muestra los resultados de este algoritmo con relación a la precisión de la estrategia. El objetivo de este algoritmo es minimizar los porcentajes en los recuadros clasificables/incorrectas e inciertas/correctas. Se busca que en las imágenes que sean etiquetadas como clasificables, exista un mayor porcentaje de que su valoración final será correcta (ej. Elegir la imagen correcta como más semejante). En estos resultados, de todas las fotografías que fueron clasificables, el 93% tuvieron una respuesta correcta, lo cual indica que esto incrementa el grado de confianza al valorar las respuestas de los participantes.

Tabla 13. Filtro de Incertidumbre. Resultados del Algoritmo de Incertidumbre

	Correctas	Incorrectas
Clasificables	78%	5%
Inciertas	6%	11%

Capítulo 6. Aplicación Móvil: Uso de Crowdsourcing en una Clínica de Nutrición

En este capítulo se ilustra el uso de las estrategias de crowdsourcing descritas anteriormente, en el desarrollo de una aplicación de asistencia nutricional. La principal motivación de la aplicación móvil es apoyar en el proceso de tratamiento de pacientes de una clínica de nutrición de acuerdo a lo descrito en el proceso de seguimiento de dieta del Capítulo 3. Para ello, se desarrolló un prototipo de un agente conversacional, llamado Lucy, capaz de otorgar asistencia nutricional en todo momento, a través del dispositivo móvil del usuario. Lucy fue desarrollado como proyecto de curso por un estudiante de maestría de CICESE, con asesoría del autor de esta tesis. El estudiante también apoyó durante la evaluación de la aplicación que yo diseñé y conduje. En las siguientes secciones se describen las características y funcionalidades de Lucy, además se muestran los resultados de una evaluación realizada con 59 pacientes de la clínica de nutrición.

6.1 Escenario

De acuerdo a los resultados obtenidos y al proceso de trabajo de la clínica de nutrición, se propone el diseño de una aplicación que ayude con la monitorización de alimentación de la persona y asista al individuo con su dieta establecida. Como se ilustra en la Figura 16, el paciente utilizaría una aplicación móvil para registrar su ingesta de alimentos a través de fotografías. Estas imágenes serían enviadas a un grupo de personas externas (*crowd*) para analizar su contenido nutricional. Esta información también estaría disponible en un agente conversacional que provee asistencia personalizada al paciente durante su tratamiento. El siguiente escenario presenta un ejemplo de cómo la aplicación podría beneficiar a los pacientes que atienden a la clínica de nutrición:

“Sara es una maestra de 56 años de edad, que ha estado preocupada por su peso desde hace varios años. Su hija mayor está planeando su boda, y se llevará a cabo dentro de 8 meses. Esto ha motivado a Sara a asistir a la clínica de nutrición para reducir su peso y estar lista para la boda de su hija.

En su primera visita, la doctora le pide a Sara que descargue la aplicación (Lucy) y comience a tomar fotografías de todos los alimentos que ingiere durante una semana, hasta asistir a una segunda visita.

Esta información es utilizada por la nutrióloga y su equipo para conocer los hábitos alimentarios de Sara, y poder diseñar un plan que se adapte mejor a ellos, sin tener que hacer cambios muy drásticos en su dieta.

Sara también participa en la sesión introductoria de la clínica, en la cual recibe recomendaciones generales del proceso y sugerencias para adherir a su dieta. Al final de la sesión, se le explica a Sara cómo descargar e instalar Lucy, el agente conversacional que otorga asistencia nutricional durante el programa. La clínica personaliza su cuenta con Lucy con respecto a su actual dieta, motivos y metas.

Por los siguientes 4 meses, Sara sigue con el programa sugerido: asistiendo a las sesiones semanales, recibiendo consultas individuales cada 2 semanas y continúa interactuando con Lucy. Ella encuentra más práctico el preguntar a Lucy sobre su dieta, en vez de tener que verificarlo en una hoja impresa. La aplicación también le sugiere cambios que puede hacer cuando tiene que comer fuera de casa, funciona como un asistente personal para registrar su peso, le recuerda de sus principales metas (y motivos) y el progreso que lleva para poder alcanzarlas.

Una característica que Sara disfruta es que, de vez en cuando, después de tomar una fotografía de los alimentos que está ingiriendo, Lucy la felicita por apegarse al plan con un platillo saludable. Además, ella entiende que Lucy depende de otras personas para evaluar la información nutricional de las fotografías, y está considerando ser voluntaria para clasificar imágenes de sus compañeros de nutrición.”

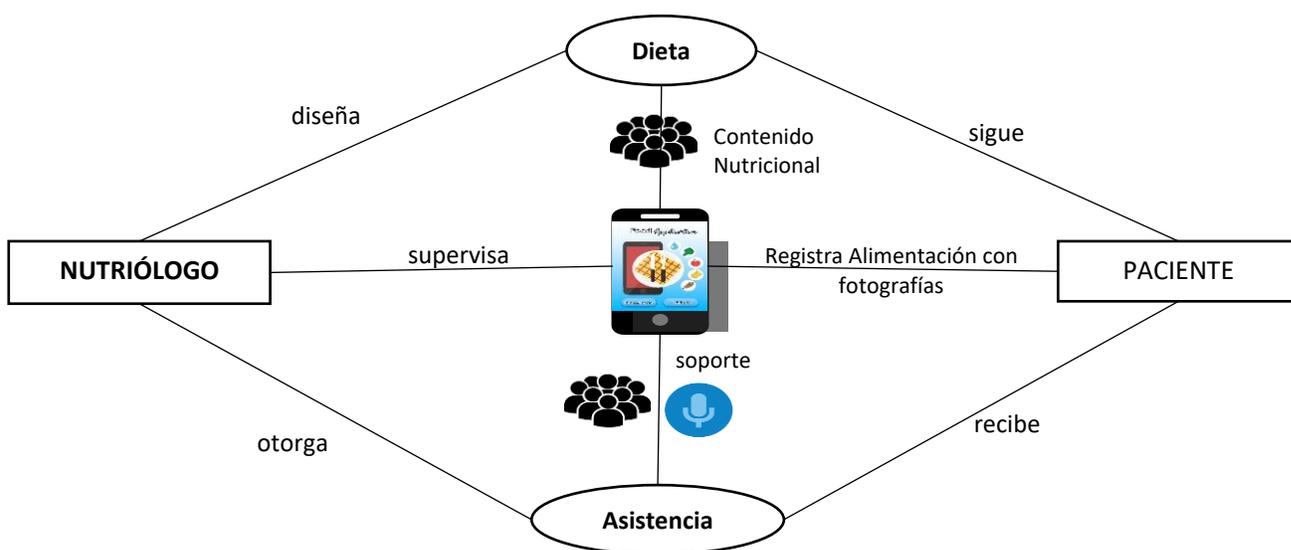


Figura 16. Proceso de tratamiento con paciente. Esta imagen es una representación de cómo la aplicación interactúa con pacientes y nutriólogos durante el proceso de tratamiento.

6.2 Lucy: Un agente conversacional como asistente nutricional

6.2.1 Descripción de Lucy

Lucy es un agente conversacional que funciona como asistente personal de nutrición para los pacientes. El objetivo principal del agente es contestar las preguntas frecuentes y simples relacionadas con la dieta de las personas, además de proporcionar recomendaciones generales. Lucy fue diseñada para interactuar con el usuario a través de voz, pero también incluye una interfaz de texto. El tipo de preguntas a las que responde Lucy son las siguientes:

- **Dieta Actual.** Preguntas relacionadas con el menú semanal de la persona. El usuario puede hacer preguntas como: *¿Qué voy a comer hoy? ¿Qué hay de desayunar? ¿Qué me toca cenar mañana? ¿Qué es la comida del miércoles?*
- **Equivalencias y Sustituciones.** La guía que provee la clínica a sus pacientes incluye una sección con las equivalencias y posibles sustituciones de los alimentos. Por ejemplo, cuando en el menú semanal se hace mención a una porción de frutas, esto puede incluir una manzana chica, medio plátano mediano o una naranja pequeña (entre otros). Para la comodidad del participante, las comidas de un día pueden ser sustituidas por los de otro día (ej. Pasado mañana). Lucy puede notificar de estas alternativas. Los tipos de preguntas al respecto que pueden ser contestadas son: *No tengo pollo, ¿Con qué lo puedo intercambiar? ¿Qué puedo comer en lugar de tortillas? ¿Qué frutas podría comer? ¿Con qué alimento puedo cambiar las albóndigas de carne?*
- **Recetas.** Lucy provee instrucciones, paso a paso, de cómo cocinar los platillos incluidos en la dieta del paciente, incluyendo variaciones simples en los ingredientes y en los procedimientos de cocina. Por ejemplo, el usuario podría preguntar lo siguiente: *¿Cómo puedo cocinar el pescado del día de hoy?* Y el agente responderá con la primera línea de instrucciones de la receta, que por lo general incluye la lista de ingredientes; después, espera al que el usuario pregunte por la siguiente instrucción, diciendo palabras como: *¡Listo! Ya quedó. Siguiente.*
- **Registro de Comidas.** El usuario puede registrar los alimentos ingeridos con la toma de una fotografía de su platillo. En este caso, se utilizan las estrategias de crowdsourcing para obtener la información nutricional de las imágenes (explicadas en la sección anterior). Además, esta información puede ser usada para realizar pequeños ajustes al programa. Por ejemplo, si el participante ha comido un desayuno muy pesado (con incumplimiento de su dieta), el agente sugerirá remover algunos elementos o reducir porciones de su siguiente comida.

- **Seguimiento de Peso.** El usuario puede ingresar su peso actual con Lucy, el cual puede ser consultado en días posteriores con preguntas como: *¿Cuánto peso he perdido en este mes? ¿Cuál fue mi peso de la semana pasada?* Además, en su interfaz gráfica de usuario, la aplicación móvil puede mostrar visualmente una gráfica del progreso del peso corporal del usuario.
- **Motivación.** Como sugerencia en la intervención del tratamiento, el paciente puede registrar sus 5 razones principales para perder peso. Lucy recordará ocasionalmente al usuario algunas de estas razones en situaciones como: al registrar sus alimentos, no reportar mejoría en un tiempo determinado o cuando el usuario desee recordar sus motivos. Un ejemplo de las consultas utilizadas es: *Recuérdame mis motivos para bajar de peso.*

6.2.2 Desarrollo del Sistema de Software

Esta aplicación de software fue desarrollada para dispositivos móviles con el sistema operativo Android. Se programó en nativo con el lenguaje de programación Java, utilizando el IDE Android Studio como sistema de ambiente de desarrollo. La Figura 17 muestra la interfaz de usuario de Lucy; en la parte izquierda de la figura se encuentra la pantalla de inicio, y en la parte de derecha se ubica el chat utilizado por el usuario para interactuar con Lucy.

Para el desarrollo de la aplicación móvil, se utilizaron los servicios de la plataforma IBM Watson⁷, un sistema de inteligencia artificial capaz de responder preguntas formuladas en el lenguaje natural del ser humano. Dentro de los múltiples servicios ofrecidos por la plataforma, en la aplicación se implementaron los siguientes:

- **SpeechToText.** Procesa el audio recibido y lo transcribe a texto.
- **TextToSpeech.** Procesa el texto ingresado y lo reproduce en voz.
- **Dialog.** Permite la creación de conversaciones. Se establece una serie de preguntas y su flujo de respuestas correspondientes.

⁷ <https://www.ibm.com/watson/>

Estos servicios permiten una interacción completa con el usuario de la aplicación. Primeramente, el usuario es capaz de comunicarse con Lucy en su dispositivo móvil a través de voz (SpeechToText), con un lenguaje natural del humano. Después, la consulta recibida es procesada por uno de los servicios de Watson (Dialog), y se emite una respuesta en forma de audio (TextToSpeech) para ser recibida por la persona. Lo anterior simula una conversación normal entre individuos, lo cual facilita la interacción de los usuarios con la aplicación.

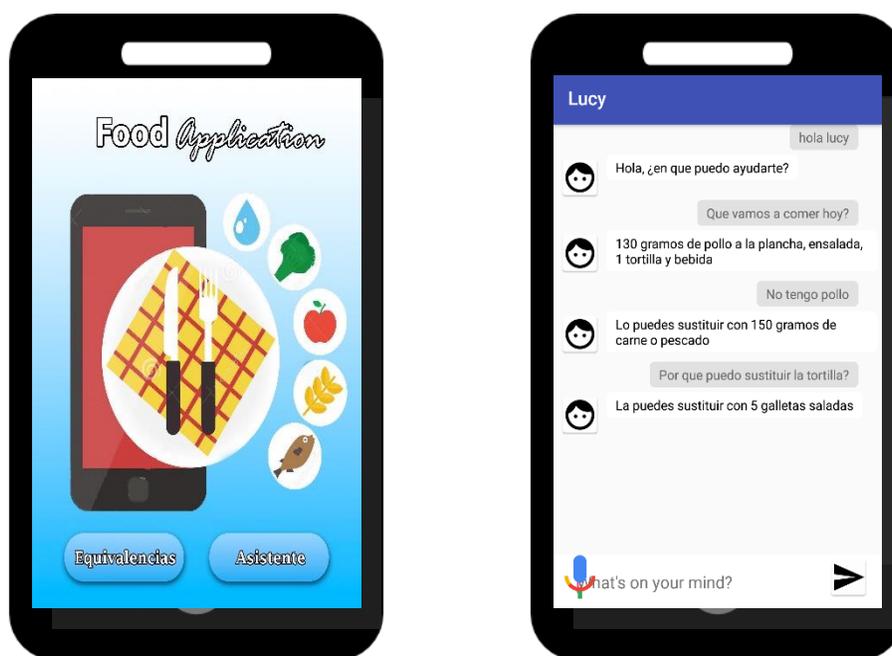


Figura 17. Interfaz gráfica de usuario de Lucy

6.3 Evaluación de Lucy

Se realizó una evaluación del asistente nutricional Lucy con los pacientes de la clínica de nutrición. Para ello, se presentó un prototipo de la aplicación en 4 de las sesiones con los participantes del programa. La nutrióloga que dirige la clínica nos proporcionó 20 minutos (aproximadamente) al final de sus sesiones semanales para poder presentar Lucy a sus pacientes.

En el tiempo otorgado por la nutrióloga, se realizó una presentación de 10 minutos explicando las funcionalidades de Lucy y cómo les podía ser útil en su proceso de bajar de peso. Al explicar cada

funcionalidad de la aplicación, se demostró en vivo cómo sería la interacción con Lucy con escenarios de preguntas y respuestas, en los cuales se le formulaba una pregunta como *Lucy ¿Qué me toca comer hoy?* Y la aplicación respondía adecuadamente (con un menú de comidas previamente establecido). Después, se invitó a los participantes a que ellos mismos probaran el uso de Lucy, haciéndole distintas preguntas relacionadas con las funcionalidades que fueron presentadas.

Posteriormente, para medir la aceptación de la aplicación se utilizó el instrumento TAM (Davis, 1989), un modelo de aceptación de tecnologías que se aplica en forma de cuestionario (ver Anexo 5). El propósito con este modelo es medir 3 factores principales de la aplicación:

- Utilidad percibida: El grado en el cual la persona cree que utilizar la aplicación mejoraría su rendimiento en su propósito de bajar de peso.
- Facilidad de uso percibida: El grado en el cual la persona cree que le sería fácil interactuar con la aplicación y hacer uso de ella.
- Intención de uso: Intención del usuario de hacer uso de la aplicación al tenerla disponible.

En total, 59 pacientes participaron en la evaluación, de los cuales 41 (69%) fueron mujeres, 8 (14%) hombres y 10 (17%) no contestaron. Los rangos de edades están distribuidos de la siguiente manera: 7 (12%) participantes de 20-29 años, 17 (29%) de 30-39, 10 (17%) de 40-49, 16 (27%) de 50-59, 7 (12%) de 60 o más y 2 (3%) no contestaron la pregunta. Sobre el tiempo que llevan dentro del programa: 16 (27%) pacientes tienen menos de 1 mes en tratamiento, 20 (34%) de 1 a 3 meses, 9 (15%) de 3 a 6 meses, 12 (20%) más de 6 meses y 2 (3%) no contestaron.

6.3.1 Utilidad Percibida

Dentro del instrumento TAM, se utilizaron 4 preguntas para medir la utilidad percibida del usuario con respecto al agente conversacional Lucy. La Tabla 14 muestra los resultados de las respuestas de los participantes. En cada casilla se encuentra la suma del número de personas que respondieron con esa opción. En la parte derecha de la tabla, se localiza una puntuación por pregunta; dicha puntuación fue calculada utilizando el número (entre paréntesis) y multiplicándolo con el número de participantes de su casilla correspondiente; al último se obtiene el promedio de esas puntuaciones.

En general, los resultados de la utilidad percibida indican que los pacientes consideran útil el asistente nutricional; ya que el 93.64% de las respuestas individuales mostraron al menos un ligero acuerdo con la

utilidad de Lucy. Además, la pregunta con mejor puntuación fue si consideran que Lucy les ayudaría con las actividades relacionadas con su dieta, y el 92% de los participantes contestó de acuerdo o completamente de acuerdo.

Tabla 14. Respuestas de participantes sobre la utilidad percibida de Lucy.

	CED (1)	ED (2)	LED (3)	N (4)	LDA (5)	DA (6)	CDA (7)	PROM
Utilizar LUCY me ayudaría con las actividades relacionadas con mi dieta	1	0	0	2	2	15	39	6.47
Usar LUCY mejoraría mi desempeño con mi dieta	1	0	0	2	3	22	31	6.32
Utilizar LUCY facilitaría las tareas en el cumplimiento de mi dieta	1	0	0	3	1	21	33	6.36
Encontraría LUCY útil en mi meta de bajar de peso	1	0	0	4	3	21	30	6.24
								6.35

Nomenclatura: CED-completamente en desacuerdo; ED-en desacuerdo; LED-ligeramente en desacuerdo; N-neutral; LDA-ligeramente de acuerdo; DA-de acuerdo; CDA-completamente de acuerdo

6.3.2 Facilidad de uso percibida

La Tabla 15 muestra los resultados de la facilidad de uso percibida del agente conversacional Lucy. El 92.58% de todas las respuestas otorgadas fueron positivas, el 2.62% negativas y el 4.80% contestó en forma neutral. La pregunta que obtuvo una puntuación más baja, en comparación con las demás, fue si sería fácil para ellos llegar a ser expertos en el uso de la aplicación. A pesar de ello, la gran mayoría estuvo de acuerdo en la facilidad de uso de Lucy.

Al final del cuestionario, se les otorgó la oportunidad a los participantes de dejar algún comentario con respecto a la aplicación o si tenían alguna sugerencia para el sistema. 30 de los 59 individuos dejaron un comentario, de los cuales 12 fueron felicitaciones como “*Excelente*” o “*me encantó la idea*”; los demás incluyeron sugerencias para agregar a Lucy, lo que muestra el interés que tuvieron sobre el sistema.

Dentro de las sugerencias mencionadas por parte de los participantes, de posibles características a agregar a Lucy se encuentran las siguientes: un registro de cuánta agua bebes durante el día, estadísticas corporales como el porcentaje de Índice de Masa Corporal (IMC), recomendaciones de restaurantes saludables, ejemplos de productos alimenticios considerados saludables y dónde adquirirlos, recordatorios de horarios de comida, lista del mercado al ir de compras, conteo de pasos, registros de actividades físicas y recomendaciones de ejercicios para pérdida de peso. Todo esto muestra el interés que causó la aplicación con los participantes; además, de agregar ideas para aplicaciones desarrolladas en un futuro con enfoque en poblaciones similares.

Finalmente, la última parte del cuestionario pedía a los participantes dejar sus datos de contacto si deseaban recibir información cuando la aplicación esté disponible para uso. 45 de los 59 pacientes a los que se les presentó la aplicación dejaron sus contactos, es decir, la gran mayoría estuvo interesada en recibir información, para poder hacer uso del agente conversacional en el momento que esté en disponibilidad al público.

En conclusión, la aplicación móvil Lucy tuvo resultados positivos con base en la percepción de utilidad, facilidad de uso e intención de uso de los usuarios. Sin embargo, para que este agente conversacional funcione de manera adecuada en un ambiente natural, es necesaria la participación de un grupo grande de personas para clasificar las fotografías. Ya que los datos procesados por el agente para monitorizar la alimentación del usuario, son recibidos por las valoraciones de la *crowd*, las demás funcionalidades son complementarias para ayudar con las dietas de los pacientes y motivar a las personas a hacer uso de la aplicación.

Por último, en el contexto de la clínica de nutrición, como se explicó en el caso de uso (Capítulo 3), el programa de tratamiento con pacientes incita a la convivencia y el apoyo con los demás pacientes de las sesiones. Por lo tanto, es factible aprovechar esta oportunidad de apoyo grupal para motivar a los participantes del programa a clasificar las fotografías de sus compañeros, y de esa manera, ayudar con la monitorización automática de la alimentación de la persona, y teniendo la oportunidad de recibir el mismo apoyo.

Capítulo 7. Discusiones y Conclusiones

La monitorización de alimentación de individuos es un problema complejo que implica la detección de los hábitos alimentarios de la persona, en su ambiente natural, en todo momento. A pesar de ser un problema de interés para los investigadores y expertos en nutrición, sigue siendo un problema abierto; que ha intentado ser solucionado, pero dista de ser resuelto en su totalidad. En este trabajo de tesis se proponen soluciones de crowdsourcing con dispositivos móviles para monitorizar la alimentación de los individuos de una manera simple y sencilla para el usuario.

Primeramente, se presentó el proceso de seguimiento de dieta en una clínica de nutrición especializada en atender pacientes con el propósito de bajar de peso. En esta parte, se estudió el procedimiento llevado a cabo por la clínica con sus pacientes y se propusieron diversas soluciones de monitorización de alimentación para ayudar y complementar el proceso de tratamiento de pacientes realizado por la clínica.

Este trabajo propone la utilización de teléfonos inteligentes, como fuente principal de recolección de información relacionada con los hábitos alimentarios de sus usuarios. Esta idea aprovecha las ventajas que otorgan los teléfonos inteligentes de la actualidad, ya que estos dispositivos cuentan con sensores capaces de medir información del contexto. El sensor principal utilizado es la cámara del celular, con éste la única tarea que tiene que realizar el usuario es tomar una fotografía de sus alimentos, para que después pueda ser analizada y procesada.

Posteriormente, en la parte fundamental de este trabajo, se presentaron seis distintas estrategias de crowdsourcing para analizar imágenes y obtener información nutricional de fotografías de alimentos. Estas estrategias fueron valoradas por 51 participantes, sin experiencia previa en nutrición, con el propósito de evaluar la calidad de los datos recibidos. Para ello, se midieron 2 variables relacionadas con el costo: latencia y carga cognitiva; además, de poder medir el grado de confianza de las respuestas mediante el parámetro de precisión.

Las 6 estrategias ofrecen diferentes ventajas en términos de latencia, carga cognitiva y precisión. Sin embargo, la estrategia de imágenes similares (E6) es la que otorga los mejores resultados (precisión) a un menor costo (latencia y carga cognitiva). Es por ello, que se propone el uso de esta estrategia en aplicaciones de monitorización ingesta de alimentos.

Por último, la aplicación propuesta como asistente nutricional, llamada Lucy, y las estrategias de crowdsourcing tienen el potencial de facilitar el trabajo de los expertos en nutrición para asistir un número grande de pacientes de forma simultánea, las 24 horas del día. Los 59 participantes que evaluaron la aplicación, estuvieron de acuerdo en adoptar este agente conversacional para uso personal en un futuro.

7.1 Discusión

Unos de los grandes retos enfrentados durante este trabajo, fue la evaluación y comparación de las estrategias de crowdsourcing. Esto se debe a que cada una de las estrategias posee características únicas y es difícil compararas entre ellas; ya que en la mayoría de las ocasiones otorgan valores que pudieran ser de utilidad para los nutriólogos o pacientes, pero en situaciones distintas.

Un ejemplo de lo anterior es comparar E1 (número de calorías) con E2 (plato del bien comer). La estrategia 2 entrega información sobre el balance de la alimentación del usuario, mientras que la estrategia 1 estima la cantidad de calorías ingeridas por la persona. Ambos datos son muy distintos, pero los 2 pueden ser valiosos para las personas involucradas en el tratamiento del paciente, por lo tanto, por su utilidad no es trivial determinar que una estrategia sea mejor que la otra.

Sin embargo, las variables a medir del experimento sobre el costo y la precisión de las estrategias, incitaron a descartar algunas de ellas. Para comenzar, la estrategia 3 (saludable) fue descartada desde el inicio por no poder obtener un valor real (ground-truth) lo suficientemente sólido para calcular su precisión. No obstante, fue interesante el analizar los datos para identificar el tipo de alimentos que las personas consideran saludables o no saludables. Además, se encontró una correlación negativa fuerte entre la estimación del número de calorías y la calificación de 'saludable' de la fotografía. Información que puede ser útil para investigaciones futuras.

Las otras 2 estrategias descartadas, E1 y E4, fueron las relacionadas con el conteo de calorías en las imágenes presentadas. Esto se debe a que el estimar el número de calorías de los alimentos es considerado una tarea difícil para personas sin un entrenamiento previo y sin experiencia en temas de propiedades de los alimentos.

Por otra parte, las estrategias que obtuvieron resultados favorables son: E2 (Plato del Bien Comer), E5 (Ingredientes) y E6 (Imágenes Semejantes). No obstante, E2 fue la que registró una precisión más baja en comparación con las otras 2. Sin embargo, E5 y E6 con tan sólo 5 participantes registraron una precisión de al menos 75%, llegando cerca del 90% con 15 respuestas. Esto implica que el uso de respuestas colectivas (crowd) es factible como método de clasificación de imágenes de alimentos, lo que incita a la utilización de estrategias de crowdsourcing para solucionar dicho problema.

Por último, al comparar los resultados de E5 con E6 es posible observar el incremento en la precisión de ambas conforme se recolecta un mayor número de respuestas. Sin embargo, al evaluar su latencia y carga cognitiva, son superiores los resultados de la estrategia 6; ya que los usuarios la calificaron como fácil de valorar (poca carga cognitiva) y su tiempo de respuesta fue corto comparado con E5. Además, la facilidad y flexibilidad del diseño de E6 permiten agregarla cómodamente en soluciones de software que requieran la participación de un gran número de participantes y es posible desarrollar algoritmos que complementen el uso de dicha estrategia, como el filtro de incertidumbre (presentado en la sección 5.6).

Por otra parte, también existieron retos al momento de presentar una aplicación a los participantes del proyecto. Por ejemplo, la primera aplicación móvil presentada, NutriAlbum, cumplía bien con su cometido de recolectar la información de los participantes (fotografías, ubicación, hora, texto), no obstante, recibió poco uso de los usuarios y tuvo poca aceptación. En contraste, cuando a los participantes se les mostró el agente conversacional Lucy, su interés en este tipo de tecnologías innovadoras fue inmediatamente percibido, y se vio reflejado en las encuestas de percepción de utilidad que fueron aplicadas para evaluar la aplicación móvil Lucy.

7.2 Aportaciones

Las aportaciones de este trabajo de tesis son las siguientes:

- Una aplicación móvil, para el sistema operativo Android, que permite la recolección de parámetros relacionados con los hábitos alimentarios de los usuarios. Esta aplicación registra información del tiempo (timestamp), ubicación (GPS) y contenido (cámara) de la ingesta de alimentos de los individuos.
- Un sistema web diseñado para facilitar la calificación de fotografías de alimentos por un grupo de participantes.

- La presentación de 6 nuevas estrategias de crowdsourcing para clasificar imágenes de fotografías de alimentos
- Una evaluación de las estrategias propuestas con variables relacionadas con el costo (latencia y carga cognitiva) y el grado de confianza de las respuestas otorgadas por los participantes (precisión).
- Un agente conversacional, llamado Lucy, que funciona como asistente personal de nutrición para los usuarios, diseñado para dispositivos móviles.
- Evaluación del agente conversacional, Lucy, con resultados que confirman la percepción favorable al uso de la aplicación por potenciales usuarios. En esta evaluación se valoró la utilidad percibida, la facilidad de uso percibida y la intención de uso del usuario.
- Un artículo sometido a la revista IEEE Computer. Parra, M., Favela, J., Castro, L. & Morales, A. Crowdsourced Monitoring of Eating Behaviors for an e-Coaching Conversational Agent (2017). *IEEE Computer Magazine*.

7.3 Trabajo Futuro

El trabajo futuro que se desprende de este trabajo de tesis es el siguiente:

- Diseñar y probar nuevas variaciones de la estrategia de crowdsourcing de imágenes semejantes, que fue la obtuvo mejores resultados en comparación con las demás. Como ejemplo de variación podría ser el mostrar un número mayor de imágenes semejantes al usuario como método de comparación (ej. configuraciones de 4x4 o 5x5 imágenes).
- Diseñar una base de datos más extensa que contenga imágenes semejantes de alimentos, que incluya la información nutricional confiable de cada fotografía.
- Buscar un modo de aplicación de las estrategias de crowdsourcing para motivar a la clasificación colectiva de imágenes (ej. Amazon Mechanical Turk y Recaptcha).
- Evaluar el uso del agente conversacional propuesto, Lucy, en ambientes naturales de tratamiento de pacientes durante un periodo de varios meses, para medir el rendimiento de los participantes cuando el asistente de nutrición sea incorporado en su programa.

Literatura citada

- Bettadapura, V., Thomaz, E., Parnami, A., Abowd, G. D., & Essa, I. (2015). Leveraging context to support automated food recognition in restaurants. En *Proceedings - 2015 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, WACV 2015* (pp. 580–587). IEEE. <https://doi.org/10.1109/WACV.2015.83>
- Bi, Y., Lv, M., Song, C., Xu, W., Guan, N., & Yi, W. (2016). AutoDietary: A Wearable Acoustic Sensor System for Food Intake Recognition in Daily Life. *IEEE Sensors Journal*, 16(3), 806–816. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2015.2469095>
- Block, G. (1982). A REVIEW OF VALIDATIONS OF DIETARY ASSESSMENT METHODS. *American Journal of Epidemiology*, 115(4), 492–505. <https://doi.org/10.1093/oxfordjournals.aje.a113331>
- Burns, M. N., Begale, M., Duffecy, J., Gergle, D., Karr, C. J., Giangrande, E., & Mohr, D. C. (2011). Harnessing Context Sensing to Develop a Mobile Intervention for Depression. *Journal of Medical Internet Research*, 13(3), e55. <https://doi.org/10.2196/jmir.1838>
- Casanueva, E., Durán, E., Kaufer, M., Plazas, M., Polo, E., Toussaint, G., ... Camacho, R. (2002). Fundamentos del Plato del bien comer. En *Cuadernos de nutrición* (Vol. 25, pp. 21–28). Cuadernos de Nutrición, A.C. Recuperado a partir de <http://biblat.unam.mx/es/revista/cuadernos-de-nutricion/articulo/fundamentos-de-el-plato-del-bien-comer>
- Casperson, S. L., Sieling, J., Moon, J., Johnson, L., Roemmich, J. N., & Whigham, L. (2015). A mobile phone food record app to digitally capture dietary intake for adolescents in a free-living environment: usability study. *JMIR mHealth and uHealth*, 3(1), e30. <https://doi.org/10.2196/mhealth.3324>
- Choudhury, T., Borriello, G., Consolvo, S., Haehnel, D., Harrison, B., Hemingway, B., ... Wyatt, D. (2008). The Mobile Sensing Platform: An Embedded Activity Recognition System. *IEEE Pervasive Computing*, 7(2), 32–41. <https://doi.org/10.1109/MPRV.2008.39>
- Consolvo, S., Libby, R., Smith, I., Landay, J. A., McDonald, D. W., Toscos, T., ... LeGrand, L. (2008). Activity sensing in the wild. En *Proceeding of the twenty-sixth annual CHI conference on Human factors in computing systems - CHI '08* (p. 1797). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/1357054.1357335>
- Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319. <https://doi.org/10.2307/249008>
- de la Torre Díez, I., Garcia-Zapirain, B., López-Coronado, M., Rodrigues, J. J. P. C., & del Pozo Vegas, C. (2017). A New mHealth App for Monitoring and Awareness of Healthy Eating: Development and User Evaluation by Spanish Users. *Journal of Medical Systems*, 41(7), 109. <https://doi.org/10.1007/s10916-017-0753-0>
- Dong, Y., Scisco, J., Wilson, M., Muth, E., & Hoover, A. (2014). Detecting periods of eating during free-living by tracking wrist motion. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 18(4), 1253–1260. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2013.2282471>
- Fan, D., Gong, J., & Lach, J. (2016). Eating gestures detection by tracking finger motion. En *2016 IEEE Wireless Health, WH 2016* (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/WH.2016.7764549>

- Hart, S. G. (2006). Nasa-Task Load Index (NASA-TLX); 20 Years Later. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 50(9), 904–908. <https://doi.org/10.1177/154193120605000909>
- Hart, S. G., & Staveland, L. E. (1988). Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of Empirical and Theoretical Research (pp. 139–183). [https://doi.org/10.1016/S0166-4115\(08\)62386-9](https://doi.org/10.1016/S0166-4115(08)62386-9)
- Howe, J. (2006). The Rise of Crowdsourcing. *Wired Magazine*, 14(6), 1–5. <https://doi.org/10.1086/599595>
- INEGI. (2016). Estadísticas a Propósito Del Día Mundial De La Lucha Contra El Cáncer De Mama, 1–12. Recuperado a partir de http://www.inegi.org.mx/saladeprensa/aproposito/2017/internet2017_Nal.pdf
- Johnson, R. K. (2002). Dietary Intake-How Do We Measure What People Are Really Eating? *Obesity Research*, 10(S11), 63S–68S. <https://doi.org/10.1038/oby.2002.192>
- Johnson, R. K., Driscoll, P., & Goran, M. I. (1996). Comparison of multiple-pass 24-hour recall estimates of energy intake with total energy expenditure determined by the doubly labeled water method in young children. *Journal of the American Dietetic Association*, 96(11), 1140–1144. [https://doi.org/10.1016/S0002-8223\(96\)00293-3](https://doi.org/10.1016/S0002-8223(96)00293-3)
- Kalantarian, H., Alshurafa, N., Le, T., & Sarrafzadeh, M. (2015). Monitoring eating habits using a piezoelectric sensor-based necklace. *Computers in Biology and Medicine*, 58, 46–55. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2015.01.005>
- Kwapisz, J. R., Weiss, G. M., & Moore, S. A. (2011). Activity recognition using cell phone accelerometers. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 12(2), 74. <https://doi.org/10.1145/1964897.1964918>
- Lane, N. D., Lin, M., Mohammad, M., Yang, X., Lu, H., Cardone, G., ... Choudhury, T. (2014). BeWell: Sensing Sleep, Physical Activities and Social Interactions to Promote Wellbeing. *Mobile Networks and Applications*, 19(3), 345–359. <https://doi.org/10.1007/s11036-013-0484-5>
- Martin, C. K., Han, H., Coulon, S. M., Allen, H. R., Champagne, C. M., & Anton, S. D. (2009). A novel method to remotely measure food intake of free-living individuals in real time: the remote food photography method. *The British journal of nutrition*, 101(3), 446–56. <https://doi.org/10.1017/S0007114508027438>
- Medlin, C., & Skinner, J. D. (1988). Individual dietary intake methodology: a 50-year review of progress. *Journal of the American Dietetic Association*, 88(10), 1250–7. Recuperado a partir de <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/3049748>
- Miranda, D., Favela, J., & Ibarra, C. (2015). Detecting State Anxiety When Caring for People with Dementia (pp. 98–109). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-26508-7_10
- Myers, A., Johnston, N., Rathod, V., Korattikara, A., Gorban, A., Silberman, N., ... Murphy, K. (2015). Im2Calories: Towards an automated mobile vision food diary. En *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision* (Vol. 2015 Inter, pp. 1233–1241). <https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.146>

- Nava B, M. C., Pérez G, A., Herrera, H. A., & Hernández H, R. A. (2011). HÁBITOS ALIMENTARIOS, ACTIVIDAD FÍSICA Y SU RELACIÓN CON EL ESTADO NUTRICIONAL-ANTROPOMÉTRICO DE PREESCOLARES. *Revista chilena de nutrición*, 38(3), 301–312. <https://doi.org/10.4067/S0717-75182011000300006>
- Noronha, J., Hysen, E., Zhang, H., & Gajos, K. Z. (2011). Platemate. En *Proceedings of the 24th annual ACM symposium on User interface software and technology - UIST '11* (p. 1). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/2047196.2047198>
- Papapanagiotou, V., Diou, C., Zhou, L., Van Den Boer, J., Mars, M., & Delopoulos, A. (2017). A Novel Chewing Detection System Based on PPG, Audio, and Accelerometry. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 21(3), 607–618. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2016.2625271>
- Rao, D., & Thakur, D. (2016). A Review on Image Classification Approaches and Techniques. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, 2(1). Recuperado a partir de www.ijarccce.com
- Rimm, E. B., Giovannucci, E. L., Stampfer, M. J., Colditz, G. A., Litin, L. B., & Willett, W. C. (1992). Reproducibility and validity of an expanded self-administered semiquantitative food frequency questionnaire among male health professionals. *American journal of epidemiology*, 135(10), 1114–1126–1136. <https://doi.org/10.1093/oxfordjournals.aje.a116211>
- Spanakis, G., Weiss, G., Boh, B., Lemmens, L., & Roefs, A. (2017). Machine learning techniques in eating behavior e-coaching. *Personal and Ubiquitous Computing*, 21(4), 645–659. <https://doi.org/10.1007/s00779-017-1022-4>
- Stevens, J., Bryant, M., Wang, L., Borja, J., & Bentley, M. E. (2011). Exhaustive measurement of food items in the home using a universal product code scanner. *Public health nutrition*, 14(2), 314–8. <https://doi.org/10.1017/S1368980010001837>
- Turner-McGrievy, G. M., Helander, E. E., Kaipainen, K., Perez-Macias, J. M., & Korhonen, I. (2014). The use of crowdsourcing for dietary self-monitoring: crowdsourced ratings of food pictures are comparable to ratings by trained observers. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 95((Sept)), 1103–1108. <https://doi.org/10.1136/amiajnl-2014-002636>

ANEXO 1

PROTOCOLO DE ENTREVISTA CON NUTRIÓLOGA

OBJETIVO: Identificar situaciones de oportunidad para el desarrollo de una aplicación que facilite y beneficie el proceso de atención a pacientes de nutrición.

ENTREVISTADO: Dra. Magdalena Gómez Izquierdo, Post-grado en Medicina Familiar y Terapia de Grupo con Diplomado en Nutrición.

LUGAR: Consultorio de Nutrióloga, localizado en Fraccionamiento Playa Ensenada

TIEMPO ESTIMADO: 30-40 minutos

TIPO DE ENTREVISTA: Semiestructurada. Se define un cierto número de temas y preguntas de interés para el entrevistador, sin embargo, no es necesario una secuencia específica y existe la libertad de hacer preguntas no preparadas si surge otro tema interesante para los involucrados.

INTRODUCCIÓN: Saludo y explicación de motivación de la entrevista a la nutrióloga. En esta parte, se omitirá la obtención de información general ya que el entrevistador cuenta con un conocimiento previo obtenido de interacciones anteriores.

PREGUNTAS Y TEMAS SUGERIDOS:

- Procedimiento inicial para atender a un paciente de nuevo ingreso.
 - o ¿Qué es lo primero que le interesa conocer del paciente?
 - o ¿Cuál es el resultado de la primera visita?
- Proceso de seguimiento de sus pacientes.
 - o ¿Qué tan seguidas son las consultas? ¿Por cuánto tiempo?
 - o ¿Tiene interacción con el paciente por otros medios además de consultas presenciales?
 - o ¿Cómo sabe usted si un paciente está cumpliendo con su plan de alimentación?
 - o ¿Cuál es un problema u oportunidad que cree es posible mejorarlo?
 - o ¿Cómo motiva a sus pacientes a continuar con el proceso?
 - o ¿Llevan sus pacientes un registro personal sobre su alimentación durante el período de atención? ¿Cree que sería beneficioso?
- Objetivos que desea alcanzar con sus pacientes
 - o ¿Cuál es el objetivo principal con cada persona?

- ¿Qué es lo que mejor le funciona para poder alcanzarlo? (motivación, conocimiento, información, grupos)
- ¿Da un seguimiento posterior al tratamiento?
- ¿Sabe usted si las personas continúan con una alimentación saludable al concluir su tratamiento?
- Experiencia con tecnología en su trabajo
 - ¿Qué tipo de apoyo de tecnologías utiliza en su trabajo?
 - ¿Cómo lleva usted el registro del seguimiento de sus pacientes?
 - ¿Cree usted que el poder observar la alimentación de sus pacientes con ayuda de fotografía le sea beneficioso?
 - ¿Qué información es importante conocer sobre la alimentación de una persona? (calorías, balanceo de comidas, azúcares, sales, vegetales, cantidades, etc...)
 - Independientemente del presupuesto o disponibilidad, ¿Qué tipo de tecnologías o servicios le gustaría que tuviera disponible en su consultorio?
 - Si la tecnología no existe (o desconoce si existe). Si usted pudiera crear cualquier tecnología que ayude al tratamiento de pacientes de nutrición, ¿Qué tecnología le gustaría crear o diseñar?

Imagínese que desea atender a un paciente, pero por alguna razón no es posible verlo personalmente. Toda la interacción sería mediante una computadora o celular (sin cámara web) ¿Qué necesitaría usted saber de la persona para hacer su trabajo? O ¿Cómo cree que sería su interacción con esa persona?

ANEXO 2

CENTRO DE INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA Y DE EDUCACIÓN SUPERIOR DE ENSENADA CONSENTIMIENTO PARA PARTICIPAR COMO SUJETO DE INVESTIGACIÓN

Se le solicita su apoyo para participar en el estudio de investigación. La participación en este estudio es completamente voluntaria. Por favor lea la siguiente información y siéntase libre de preguntar cualquier cosa que no entienda antes de decidir si desea participar.

EQUIPO DE INVESTIGACIÓN

Dr. Jesús Favela Vara, favela@cicese.mx

Dr. Luis Adrián Castro Quiroa, luis.adrian@gmail.com

Estudiante - Mario Osvaldo Parra Espinoza, marioparra@cicese.edu.mx

Estudiante – Arturo Morales Téllez, amorales@cicese.edu.mx

PROPÓSITO DEL ESTUDIO

Identificar situaciones de oportunidad para el desarrollo de un sistema de software que facilite y beneficie el proceso de atención a pacientes de nutrición.

BENEFICIOS DE LA INVESTIGACIÓN

Esperamos que lo que aprendamos aquí ayude a los investigadores a crear tecnología especializada en el apoyo a las personas que deseen obtener y mantener una alimentación saludable. La tecnología que se desarrolle con los resultados del estudio tiene el potencial de mejorar la calidad de vida de la población.

CONFIDENCIALIDAD

Nos gustaría audio-grabar la entrevista que le realicemos. Si usted está de acuerdo en que se grabe, dicha grabación será manejada por el equipo de investigación en estricto orden confidencial. Únicamente el equipo de investigación tendrá acceso a ello. Si usted así lo desea puede participar en el estudio y no ser audio-grabado, nosotros tomaremos notas de las entrevistas y observaciones.

ACUERDO DE PARTICIPACIÓN VOLUNTARIA

Usted no debería firmar este documento a menos que lo haya leído. **La participación en este estudio es voluntaria.** Usted puede negarse a contestar cualquier pregunta o suspender su participación en cualquier momento sin sanciones ni pérdida de beneficios a los que tiene derecho. Su decisión no afectará su relación futura con el CICESE o sus investigadores. Su firma indica que usted ha leído la información en este documento de consentimiento y ha tenido la oportunidad de hacer cualquier pregunta que tenga sobre el estudio.

Estoy de acuerdo en participar en el estudio

- **Permitiendo audio-grabación**

Nombre

Fecha

Firma

Nombre del investigador

Fecha

Firma del investigador

ANEXO 3

ENCUESTA



Motivación: Desarrollo de una aplicación de celular para monitorear la alimentación de las personas.

Objetivo de la Encuesta: Obtener información general del participante y conocer su experiencia con el uso de la tecnología.

Género: Masculino Femenino

Edad: Menor de 20 20-29 30-39 40-49 50-59 60 o más

1. ¿Tiene usted computadora personal?

SI NO

2. ¿Qué tan seguido utiliza una computadora? (puede ser en el trabajo o casa)

Nunca Rara vez A veces Frecuentemente Todo el tiempo

3. ¿Posee usted un teléfono celular inteligente (Smartphone) con pantalla táctil?

SI NO (Si su respuesta es NO, Favor de detenerse en esta pregunta)

4. ¿Qué modelo es su celular?

NO SÉ Samsung Apple Nokia Motorola

Otro: _____

5. ¿Qué Sistema Operativo posee?

NO SÉ Android ios (Apple) Windows Phone

Otro: _____

6. ¿Cuánto tiempo tiene usando un teléfono inteligente (Smartphone)?

Menos de 6 meses 6-12 meses 1 año 2 años 3 años

o más

7. ¿Utiliza alguna red social en su celular como Facebook, Whatstapp, Instagram, etc.?

SI NO NO SÉ

8. ¿Su dispositivo tiene cámara?

SI NO (Si su respuesta es NO, Favor de detenerse en esta pregunta)

9. ¿Qué tan seguido toma fotografías con su teléfono?

Diario 2-3 veces a la semana 2-3 veces al mes 2-3 veces al año

Nunca

10. ¿Toma fotografías a sus alimentos?

Diario 2-3 veces a la semana 2-3 veces al mes 2-3 veces al año

Nunca

ENCUESTA

Objetivo: Evaluación de la aplicación de celular LUCY como posible asistente personal.

Edad: Menor de 20 20-29 30-39 40-49 50-59 60 o más

Sexo: Mujer Hombre

¿Cuánto tiempo lleva en tratamiento?

Menos de 1 mes De 1 a 3 meses De 3 a 6 meses Más de 6 meses

INSTRUCCIONES: Favor de marcar con una X su respuesta correspondiente

1. Utilizar LUCY me ayudaría con las actividades relacionadas con mi dieta.

[]	[]	[]	[]	[]	[]	[]
Completamente en desacuerdo	En desacuerdo	Ligeramente en desacuerdo	Neutral	Ligeramente de acuerdo	De acuerdo	Completamente de acuerdo

2. Usar LUCY mejoraría mi desempeño con mi dieta.

[]	[]	[]	[]	[]	[]	[]
Completamente en desacuerdo	En desacuerdo	Ligeramente en desacuerdo	Neutral	Ligeramente de acuerdo	De acuerdo	Completamente de acuerdo

3. Utilizar LUCY facilitaría las tareas en el cumplimiento de mi dieta.

[]	[]	[]	[]	[]	[]	[]
Completamente en desacuerdo	En desacuerdo	Ligeramente en desacuerdo	Neutral	Ligeramente de acuerdo	De acuerdo	Completamente de acuerdo

4. Encontraría LUCY útil en mi meta de bajar de peso.

[]	[]	[]	[]	[]	[]	[]
Completamente en desacuerdo	En desacuerdo	Ligeramente en desacuerdo	Neutral	Ligeramente de acuerdo	De acuerdo	Completamente de acuerdo

5. Aprender a utilizar LUCY sería fácil para mí.

[]	[]	[]	[]	[]	[]	[]
Completamente en desacuerdo	En desacuerdo	Ligeramente en desacuerdo	Neutral	Ligeramente de acuerdo	De acuerdo	Completamente de acuerdo

6. Interactuar con LUCY no requiere mucho esfuerzo mental.

[]	[]	[]	[]	[]	[]	[]
Completamente en desacuerdo	En desacuerdo	Ligeramente en desacuerdo	Neutral	Ligeramente de acuerdo	De acuerdo	Completamente de acuerdo

7. Sería fácil para mí llegar a ser un experto en el uso de la aplicación.

[]	[]	[]	[]	[]	[]	[]
Completamente en desacuerdo	En desacuerdo	Ligeramente en desacuerdo	Neutral	Ligeramente de acuerdo	De acuerdo	Completamente de acuerdo

8. Encuentro la aplicación fácil de utilizar.

[]	[]	[]	[]	[]	[]	[]
Completamente en desacuerdo	En desacuerdo	Ligeramente en desacuerdo	Neutral	Ligeramente de acuerdo	De acuerdo	Completamente de acuerdo

9. Suponiendo que tengo acceso a la aplicación, quisiera probar su uso.

[]	[]	[]	[]	[]	[]	[]
Completamente en desacuerdo	En desacuerdo	Ligeramente en desacuerdo	Neutral	Ligeramente de acuerdo	De acuerdo	Completamente de acuerdo

10. Suponiendo que tengo la aplicación en mi celular, la usaría.

[]	[]	[]	[]	[]	[]	[]
Completamente en desacuerdo	En desacuerdo	Ligeramente en desacuerdo	Neutral	Ligeramente de acuerdo	De acuerdo	Completamente de acuerdo

¿Desea agregar algún comentario? _____

¡GRACIAS POR AYUDAR CON NUESTRA ENCUESTA!

Si desea recibir más información en un futuro,
puede dejarnos su información de contacto

Nombre: _____

Celular: _____

Correo: _____