

Análisis de interacciones cliente-sistema en procesos de comercio gastronómico en la ciudad de Pamplona empleando una ICC

Analysis of customer-system interactions in gastronomic trade processes in the city of Pamplona using a BCI

Luz Moreno¹; Cesar Peña²; Jarol Ramon³

¹ M.Sc. Dirección y Administración de Empresas, Docente de la Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Universidad de Pamplona, Grupo de Investigación GICEE, Pamplona, Colombia.

e-mail: luz.moreno@unipamplona.edu.co,  <https://orcid.org/0000-0002-3212-7087>

² Ph.D. Automática y Robótica, Docente de la Facultad de Ingenierías y Arquitectura, Universidad de Pamplona, Grupo de Investigación de A&C, Pamplona, Colombia.

e-mail: cesarapc@unipamplona.edu.co,  <https://orcid.org/0000-0003-4148-2168>

³ Ph.D. en Ingeniería Ambiental, Docente de la Facultad de Ingenierías y Arquitectura, Universidad de Pamplona, Grupo de Investigación GIAAS, Pamplona, Colombia.

e-mail: jarolramon@unipamplona.edu.co,  <https://orcid.org/0000-0002-4929-8544>

Cite this article as: L. Moreno, C. Peña, J. Ramon "Análisis de interacciones cliente-sistema en procesos de comercio gastronómico en la ciudad de Pamplona empleando una ICC", Prospectiva, Vol. 24 N° 2 2026

Recibido: 25/02/2026 / Aceptado: 27/05/2026

RESUMEN

En este artículo se presenta un estudio piloto para la selección de un método en la toma de pedidos de un restaurante de comidas rápidas en la ciudad de Pamplona. Se realizó un diseño experimental para comparar los indicadores de desempeño del proceso empleando como variables independientes los métodos de interacción de llamada telefónica, comunicación con un operador humano empleando un sistema de mensajería instantánea y una interfaz conversacional o chatbot generado con herramientas de inteligencia artificial. Para la evaluación experimental se emplearon técnicas basadas en el registro de neuroseñales con una interfaz cerebro-computador que permiten estimar emociones como la atención, técnicas tradicionales para generar métricas operativas del proceso y la estimación de la percepción de los clientes. Se propuso un algoritmo para analizar todos los indicadores de desempeño de forma conjunta, encontrándose que el método de interacción del chatbot obtuvo la mejor puntuación.

Palabras clave: Experiencia de usuario, Interfaz cerebro-computador (ICC); Agentes Conversacionales; Interacción Humano-Computador, Carga Cognitiva.

ABSTRACT

This paper presents a pilot study aimed at selecting an appropriate method for order placement in a fast-food restaurant located in the city of Pamplona. An experimental design was implemented to compare process performance indicators using three interaction methods as independent variables: telephone calls, communication with a human operator through an instant messaging system, and a conversational interface or chatbot generated using artificial intelligence tools. The experimental evaluation employed techniques based on the recording of neurophysiological signals using a brain-computer interface to estimate emotional states such as attention, together with traditional approaches for deriving operational performance metrics and assessing customer perception. An algorithm was proposed to jointly analyze all performance indicators, and the results showed that the chatbot-based interaction method achieved the highest overall score.

Keywords: User Experience, Brain-Computer Interface (BCI), Conversational Agents, Human-Computer Interaction, Cognitive Load.

1. INTRODUCCIÓN

El elevado aumento del salario mínimo y la reducción de las jornadas laborales en Colombia han creado la necesidad en muchos comercios de reducir al máximo sus costos para lograr ser rentables. Algunos de los más afectados son los pequeños comerciantes del sector gastronómico, especialmente el de las comidas rápidas. Algunas de estas empresas han visto la oportunidad generada por las herramientas de inteligencia artificial para aminorar costos desde el punto de vista administrativo y de los propios servicios.

A nivel operativo y en un entorno global se pueden encontrar aplicaciones de automatización muy interesantes como: robots meseros [1], robots cocineros [2], [3] e incluso sistemas de entretenimiento [4], [5] que además de cumplir sus funciones, llaman drásticamente la atención de los clientes convirtiéndose en la base de sistemas auto-publicitarios. Sin embargo, este tipo de aplicaciones suelen ser costosas y por lo general se suelen ver en lugares con grandes flujos de personas para compensar los precios.

Otro tipo de aplicaciones emergentes en el comercio de Colombia es la digitalización de servicios de tomas de pedidos de los restaurantes de comidas rápidas. La idea general es crear canales de interacción que permitan reducir los tiempos de atención al cliente y mejorar su experiencia, a la vez que se reducen los costos de operación.

En este contexto, de forma tradicional los pedidos remotos se realizan por medio de llamadas telefónicas, donde un trabajador recibe las ordenes, en este caso se pueden observar problemas en el tiempo de recepción de las llamadas y en la toma de pedidos, además de ventajas en el trato humanizado. Otra opción que han optado algunos comerciantes es en el empleo de mensajería instantánea (ej. WhatsApp) donde un trabajador recibe el pedido empleando mensajes preestablecidos reduciendo los tiempos de operación. En esta opción los clientes pueden realizar las preguntas tanto típicas, como algunas poco triviales y el trabajador puede optar por responder de acuerdo con el diálogo preestablecido o apropiarse de la respuesta.

Gracias a la llegada de múltiples herramientas de inteligencia artificial (IA), un tercer método que ha emergido en este tipo de comercios son los chatbots. Muchos usuarios ven bondades como la reducción de tiempos para la toma de pedidos y otros ven desventajas en el trato automatizado y en la toma de pedidos con observaciones muy específicas. Las percepciones dependerán de muchos otros factores que van desde la familiarización de los clientes con sistemas de informáticos hasta su comportamiento emotivo frente a estos sistemas.

Desde la perspectiva del empresario, se ven más ventajas que desventajas, las cuales incluyen, minimización de tiempos de pedido, mayor cantidad de pedidos por minuto, disminución de pagos de trabajadores y minimización de errores humanos. Obviamente las características del chatbot como: la estrategia de respuestas y la calidad de resolución de problemas influyen en la intensión de uso, la satisfacción y el comportamiento del cliente [6].

Conviene señalar que la selección de estas metodologías en la toma de pedidos genera un problema gerencial y científico donde no solamente se evalúan los aspectos de eficiencia de los procesos, sino de la interacción cognitiva de los clientes, especialmente en las tareas de selección, incertidumbre o dudas sobre los menús de los restaurantes y otros factores de los pedidos como la personalización, la confirmación, el pago u otras solicitudes particulares del proceso.

Algunos contextos de interacción humano-sistema han demostrado una carga mental, estrés y requerimiento de niveles de atención que pueden ser evaluados por medio de indicadores subjetivos o por medio de datos cuantificables como los son las neuroseñales o medidas neurofisiológicas. Un ejemplo que se puede encontrar en la literatura es la evaluación de las cargas de trabajo cognitivas de los trabajadores de ensamblaje durante la alternancia de tareas múltiples [7]. Algunos de estos estudios emplean técnicas de electroencefalografía (EEG) para la estimación cuantitativa de emociones complementando medidas explícitas y conductuales. Este tipo de herramientas son combinadas con técnicas avanzadas de aprendizaje automático para inferir estados cognitivos y emotivos a partir de neuroseñales [8], generando varias aplicaciones dentro de las cuales se destaca el marketing. En el caso específico los impactos cognitivos de las interacciones de los clientes con grandes modelos lingüísticos en la resolución de problemas y la toma de decisiones también se pueden emplear análisis de EEG [9].

No obstante, a pesar de los grandes avances aún existen varias interrogantes en la gestión de servicios y en el análisis de la interacción [10], [11]. Por ello, se desea ampliar la evidencia experimental para comparar el objetivo de realizar pedidos empleando un menú unificado al variar las metodologías de interacción humano-humano por medio de una llamada telefónica y una comunicación de mensajería de texto instantáneo. De igual forma, contrastar estos experimentos por medio de una interacción humano-maquina, empleando un chatbot soportado por IA [12]. Adicionalmente y de forma simultánea se desean obtener métricas respecto a: 1) La neuroseñal correspondientes a la atención, 2) Indicadores operativos de desempeño: tiempo, correcciones y errores. Al finalizar los experimentos se obtienen métricas subjetivas empleando encuesta post-interacción.

En consecuencia, en los referentes bibliográficos se pueden encontrar estudios del empleo de chatbots, principalmente centrados en la intensión de uso, la percepción de la calidad; con frecuencia estos no cuentan con un análisis neurofisiológico. Por lo general los estudios enfocados al consumo que emplean herramientas de EEG suelen enfocarse decisiones de compra y/o estímulos de marketing [6], por lo cual se ve como brecha investigativa el estudio de tareas transaccionales reales con sus indicadores operativos como, por ejemplo: pedidos correctos y erróneos, personalización y confirmación entre otros.

Con respecto a los canales de mensajería instantánea se generan complejidades adicionales. Algunos estudios recientes abordan el empleo de chatbots en plataformas como WhatsApp, generando recomendaciones para su implementación en restaurantes, dado su masificación y el número de usuarios que emplean este tipo de canales [13]. Dentro de las problemáticas están las inconsistencias en los pedidos, como por ejemplo el doble conteo de productos (diferenciación entre combos y productos adicionales), su personalización, entre otros. Adicionalmente está la carga cognitiva de los usuarios y el riesgo de errores en el flujo cuando no están estrictamente controlados.

Dentro del estado del arte, el trabajo se sustenta en los principios de calidad y experiencia de los clientes en interacciones mediadas por herramientas tecnológicas. De igual forma se busca aplicar modelos de carga mental y estados emotivos generados a partir de las neuroseñales capturadas por medio de interfaces cerebro computador (ICC). En la literatura se pueden encontrar fundamentos metodológicos para el reconocimiento de emociones, principalmente el estrés, relajación, concentración y compromiso al realizar el procesamiento de señales EEG [14], [15], [16], [17] y la interpretación de estos estados [18].

En el ámbito de los chatbots, algunos estudios se concentran en el diseño conversacional teniendo en cuenta los estilos de las respuestas, indicadores sociales y la influencia en la intención de compra, calidad de servicio, amigabilidad, disposición y percepción de qué tan intuitivo es el sistema comparado con una interacción humano-humano [19].

Este trabajo tiene como objetivo desde un punto de vista experimental, analizar la interacción de los clientes empleando tres metodologías con diferentes canales de comunicación, realizar medición objetiva de los

estados emotivos de los clientes por medio una ICC y confrontar los indicadores operativos de la tarea contrastando los tres métodos, básicamente se realiza un análisis de experiencia del cliente (Customer Experience Analysis) y la interacción multicanal en servicios digitales. Para el caso de la implementación del chatbot, se emplea la herramienta MiGPT [20], [21] con un flujo controlado y un registro interno en JSON [22], [23] para garantizar la trazabilidad, consistencia y posteriormente analizar el pedido, evaluando su efecto con respecto a los errores y la carga emocional y cognitiva de los clientes [9]. Por ende, se busca resolver la pregunta de investigación: ¿Cuál método de toma de pedidos (llamada telefónica, mensajería instantánea, chatbot) es más idóneo para un restaurante de comidas rápidas en la ciudad de Pamplona? Su resolución debe considerar el análisis de neuroseñales (nivel de atención), el desempeño operacional (tiempo, errores) y la experiencia del usuario.

Se plantean como hipótesis: H₁) La interacción humano-humano mejora la comprensión del pedido y hace más variable el comportamiento emotivo del cliente, dependiendo del tono y el estado de ánimo del empleado que atiende. H₂) La mensajería instantánea tiene tiempos medios en la toma de pedidos y un aumento en el estrés del cliente debido las opciones cerradas y confirmaciones, H₃) el chatbot reduce el tiempo de la toma de pedidos frente a los otros métodos.

Con el fin de orientar la lectura del documento, este artículo está estructurado de la siguiente forma: en la sección 2 se presentan la metodología empleada para la investigación, abordando desde el diseño del estudio, los participantes, los materiales, el procedimiento experimental, las variables de estudio hasta el análisis de datos. En la sección tres se ilustran los resultados donde se resaltan los principales hallazgos. En la sección 4 se propone la discusión se expone una interpretación general de los resultados, una comparación de las métricas operativas, un análisis de la percepción del usuario, contrastándolo con los resultados de los estados emotivos y finalmente se establecen algunas implicaciones prácticas para el diseño del servicio de toma de pedidos. En la sección 5 se presentan las principales conclusiones.

2. METODOLOGÍA

2.1. Diseño del estudio

Este trabajo fue realizado empleando un diseño experimental piloto tipo intra-sujetos con una muestra de 4 participantes, 7055 registros de neuroseñales y 12 experimentos, cuyo objetivo es comparar la experiencia del cliente (Customer Experience Analysis) y su desempeño operativo al solicitar pedidos en un restaurante de comidas rápidas de la ciudad de Pamplona (Colombia) empleando tres métodos diferentes de interacción (interacción multicanal en servicios digitales): El primero corresponde a la solicitud empleando como canal una llamada telefónica, el segundo empleando un sistema de mensajería instantánea (WhatsApp) donde el receptor es un humano que sigue un guion y tiene un repositorio de preguntas y respuestas para agilizar la comunicación. El tercer método consiste en el uso de un chatbot basado en herramientas de IA (MiGPT). Durante la realización de las pruebas experimentales, se hace un registro de forma simultánea de las neuroseñales de los clientes empleando una ICC comercial, con el fin de obtener la data relativa a los estados emocionales [24]. Adicionalmente y en paralelo se obtienen métricas correspondientes a la ejecución operativa del proceso para estimar la eficiencia y la exactitud de la toma de los pedidos.

2.2. Diseño experimental

El estudio se estructuró como un experimento piloto intra-sujetos, en el cual cada uno de los participantes realizó un pedido a través de los tres métodos de interacción evaluados: llamada telefónica, mensajería instantánea por WhatsApp y chatbot basado en inteligencia artificial MiGPT. La unidad experimental correspondió a la ejecución completa de un pedido mediante un método específico; por tanto, con cuatro participantes y tres métodos, se realizaron doce pruebas experimentales. Cada prueba experimental incluyó el registro simultáneo de neuroseñales mediante una interfaz cerebro-computador, métricas operativas del proceso y una encuesta post-condición para estimar la percepción del usuario.

Para garantizar la comparabilidad entre condiciones, los tres métodos emplearon el mismo menú y pedidos equivalentes en tamaño y complejidad, considerando número de productos, adiciones, salsas, modalidad

base/combo y requerimientos especiales. El orden de los métodos fue contrabalanceado para reducir efectos de aprendizaje, fatiga o familiarización. Antes de cada condición se registró una línea base de 60 segundos en reposo. Posteriormente, el participante realizó el pedido, se registraron las variables experimentales y se aplicó una encuesta corta seguida de un periodo de descanso.

En resumen, el diseño experimental tuvo en cuenta siguientes ítems:

- Tipo de diseño: piloto experimental intra-sujetos.
- Unidad experimental: cada participante realizando un pedido bajo cada método.
- Condiciones experimentales: llamada telefónica, WhatsApp y MiGPT.
- Número total de pruebas: 12 experimentos (4 participantes $\times$ 3 métodos).
- Contrabalanceo: orden de presentación de los métodos para reducir aprendizaje y la fatiga.
- Control del estímulo: mismo menú para todos los métodos.
- Control de la tarea: pedidos equivalentes en tamaño y complejidad.
- Variables independientes y dependientes: método de interacción; atención, tiempo, errores, correcciones, percepción.
- Secuencia por condición: Línea base, pedido, encuesta y descanso.
- Control de sesgos: mismo guion, mismo menú, línea base previa y registro simultáneo.

2.3. Participantes

En primer lugar, se generó una explicación detallada a todos los participantes, sobre los procedimientos experimentales y con el fin de garantizar la confidencialidad de los datos registrados y establecer el carácter voluntario de los participantes, se firman los formatos de consentimiento informado.

Todos los participantes de este estudio fueron adultos voluntarios, sin limitaciones de género y con competencias digitales básicas para utilizar dispositivos móviles y servicios de mensajería instantánea. Los participantes seleccionados no contaban con condiciones neurológicas negativas conocidas, ni con limitaciones reveladoras de dificultades con la interacción con dispositivos móviles, para evitar sesgos en los datos obtenidos con la ICC.

2.4. Materiales

2.4.1. Menú del restaurante de comidas rápidas

Como principal dato de entrada a los clientes, se les suministra el menú de un restaurante de comidas rápidas en formato PDF. Este menú cuenta con nombres particulares para cada uno de sus productos, lo cual es tendencia en la ciudad. Por ejemplo, la hamburguesa más básica se denomina “Hamburguesa señorita haciendo dieta”, mientras que la “hamburguesa de mayor tamaño se denomina “Hamburguesa mi única comida del día”. Esta tendencia en nombre particulares suele llamar la atención de los clientes, sin embargo, también podría generar confusiones en los nuevos clientes. Se optó por este menú con el fin de preservar las particularidades de la localidad. Este menú incluye productos típicos como lo son: perros calientes, hamburguesa, mazorcadas y bebidas, los cuales puedes ser solicitados por separado o en modalidades de “combo”, generando así ofertas en la compra de un conjunto de productos. Por otra parte, el menú cuenta con diversas opciones para que sus clientes puedan adquirir adiciones de ingredientes y seleccionar entre varios tipos de salsas. Otra particularidad común de los pedidos en la ciudad es que los clientes pueden solicitar la eliminación de ingredientes preestablecidos de los productos, por ejemplo: queso.

Para efecto de los experimentos, se empleó el mismo menú, sin modificaciones en la aplicación de los tres métodos de interacción, garantizando una comparabilidad en los resultados.

2.4.2. Canales de interacción

Como se ha mencionado previamente, los dos primeros canales corresponden a la llamada telefónica y la mensajería instantánea (WhatsApp), recalando que el receptor en ambos casos es un humano. El tercer canal corresponde a un chatbot basado en inteligencia artificial (MiGPT).

Debe tenerse en cuenta que los tres canales siguen un mismo guion conversacional para garantizar su comparabilidad. Por supuesto, en los tres casos, el cliente puede generar preguntas por fuera del guion (el cual es desconocido para el cliente) que serán resueltos por el agente de cada sistema (trabajador o IA). En cuanto al sistema de interacción automatizada o chatbot se empleó la herramienta MiGPT de la empresa OpenAI. Se creó como un asistente para la solicitud de pedidos con reglas estrictas, alimentado por una guía paso a paso, configurado mediante instrucciones explícitas para generar una secuencia de interacción con opciones cerradas. El chatbot internamente registra un formato estructurado JSON, que se encuentra oculto al cliente. Esta estrategia permite asegurar una consistencia del pedido, evitar errores de cálculo, especialmente en el cómputo de los precios de productos separados y en combo, adiciones y requerimientos especiales. Permitiendo la organización, procesamiento e interpretación para su posterior análisis.

2.4.3. Interfaz cerebro-computador (ICC)

Con respecto a la interfaz cerebro-computador, se empleó la MindWave de la empresa NeuroSky [25], la cual extrae las señales cerebrales en formato RAW con 12 bits y una tasa de muestro de 512Hz. Emite espectros de potencia de EEG (alfa, beta, etc.), expone medidores eSense como la atención y meditación. Adicionalmente realiza un análisis de la calidad de la señal de EEG/ECG el cual puede utilizarse para detectar un contacto deficiente y si el dispositivo está fuera de la cabeza. El dispositivo posee un electrodo de referencia que se ubica en la oreja y un electrodo EEG que se encuentra en el extremo del brazo sensor y se ubica sobre la frente en el estándar internacional FP1.

Esta interfaz cerebro-computador no invasiva se emplea para registrar los estados emotivos del cliente al realizar las solicitudes de pedidos empleando las diferentes metodologías descritas previamente.

Previo a la adquisición de neuroseñales de cada participante, se calibra la ICC, se registra una línea base en estado de reposo con el objetivo de normalizar las neuroseñales durante las tareas experimentales.

Para registrar las neuroseñales Delta, Theta, Alpha, Beta, Gamma, Atención y Meditación de la ICC se empleó el software NeuroExperimenter [24]. Todos los datos son almacenados en un archivo CSV con el fin de realizar un análisis estadístico.

2.4.4. Instrumentos de recolección de datos

Para la recolección de los datos se utilizaron los siguientes instrumentos:

- Registros operativos diligenciados de forma manual para describir las condiciones de llamada telefónica y WhatsApp, teniendo en cuenta datos como: tiempos, correcciones y errores.
- Registro neuroseñales para el análisis estadístico, removiendo la línea base y calculando: el promedio, los mínimos, los máximos (picos emocionales) y la variabilidad por medio de la desviación estándar.
- Registros automáticos del chatbot en formato JSON, los cuales comprenden información detallada del pedido, como los productos seleccionados, adiciones, salsas, eliminaciones, precios, dirección, forma de pago entre otros.
- Encuestas postcondición para la evaluación de la percepción de los clientes en cuanto a facilidad de uso, satisfacción y esfuerzo cognitivo. Esta encuesta se basó en una escala tipo Likert.

2.5. Resumen del procedimiento experimental

Cada cliente (participante) realiza tres pedidos de forma independiente, un pedido por cada método de interacción. Los tres pedidos son del mismo tamaño y la misma complejidad. Adicionalmente el orden de presentación de los métodos en los participantes es contrabalanceado para minimizar o evitar los efectos de aprendizaje o cansancio.

El procedimiento general es el siguiente:

1. Explicación inicial del experimento (detalla) y firma del consentimiento informado.
2. Ubicación y calibración de la interfaz ICC.
3. Presentación del menú del restaurante de comidas rápidas.
4. Registro de línea base durante un periodo de 60 segundos.

5. Ejecución del pedido mediante el primer método asignado, con registro simultáneo de neuroseñales y métricas operativas.
6. Aplicación de encuesta breve post-condición.
7. Break o periodo de alivio.
8. Repetición de los pasos 4 a 7 variando los métodos.
9. Realización de la encuesta comparativa final sobre las preferencias del participante.

2.6. Variables del estudio

Como variables independientes se tomaron los métodos de interacción para la toma de los pedidos, que en este caso corresponden a la llamada telefónica, la mensajería instantánea por WhatsApp y el chatbot empleando la herramienta de IA denominada MiGPT [26]. Como variables dependientes se establecieron:

- Los indicadores neurofisiológicos correspondientes al grado de atención (estado emocional).
- Las métricas operativas del tiempo total de pedido, el número de correcciones y el número de errores de registro.
- Las métricas subjetivas correspondientes a la satisfacción percibida y el esfuerzo cognitivo reportado por el cliente.

2.7. Análisis de datos

Los datos recolectados fueron analizados empleando técnicas descriptivas e inferenciales de estadísticas, confrontando las condiciones experimentales para identificar diferencias significativas entre métodos. Adicionalmente, el registro estructurado en formato JSON permitió indagar relaciones entre patrones neurofisiológicos y eventos específicos del proceso de pedido.

Cabe destacar que para todos los registros de neuroseñales se tomaron 60 segundos para el cálculo de la línea base, donde los usuarios se quedaban en estado de reposo, mirando fijamente un punto sobre la pared. Posteriormente se calculaba el promedio de la línea base (1) y la desviación estándar muestral (2):

$$Media_{Linea\ Base} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_{tarea} \quad (1)$$

$$STD_{Linea\ Base} = \sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (x_{tarea} - Media_{Linea\ Base})^2} \quad (2)$$

Donde: T representa en número de muestras registradas durante el periodo de la línea base y x_{tarea} es el valor de señal registrada.

Los datos registrados después de esta línea base son normalizados aplicando el método de transformación Z-Score relativo a la línea base de cada participante.

$$Z_{score} = \frac{x_{tarea} - Media_{Linea\ Base}}{STD_{Linea\ Base}} \quad (3)$$

Los valores $Z_{score} > 0$ indican que está por encima de la línea base, los valores $Z_{score} < 0$ indican que está por debajo de la línea base y los iguales a cero indican que están en un estado basal. De igual forma los valores ± 0.5 indican un cambio pequeño, ± 1 un cambio moderado y ± 2 un cambio grande [27], [28].

2.8. Consideraciones éticas

El estudio se desarrolló conforme a principios éticos de investigación con seres humanos, garantizando confidencialidad, anonimato de los datos y derecho a retiro voluntario en cualquier momento. La interfaz ICC se emplea exclusivamente con fines de investigación y no tienen carácter de diagnóstico [29].

3. RESULTADOS

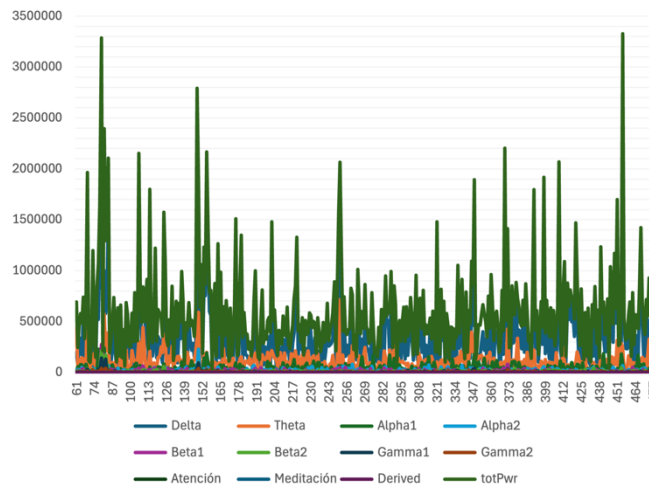
3.1. Resultados Neurofisiológicos o de Neuroseñales empleando la ICC

En el estudio piloto, participaron 4 sujetos, quienes completaron las tres pruebas experimentales correspondientes a los métodos de toma de pedido mediante una llamada telefónica, mensajería instantánea (WhatsApp) y el uso del chatbot implementado con la herramienta de inteligencia artificial denominada MiGPT. Todos los participantes completaron el protocolo experimental sin acontecimientos técnicos que invalidaran los registros.

En la Figura 1 se ilustra una imagen de los registros capturados en una de las sesiones de un participante donde realiza la toma del pedido empleando el método de la llamada telefónica. Se puede apreciar dada la naturaleza de las señales, una diferencia marcada en las magnitudes o escalas.

Figura 1. Ejemplo de los registros de neuroseñales de un cliente realizando el pedido.

Figure 1. Example of neuro-signal recordings from a customer placing an order.



Para apreciar mejor los registros desde un punto de vista cuantitativo, se calculan los indicadores estadísticos de cada una de las neuroseñales, como lo son: el número de muestras, los valores mínimos y máximos, la media y la desviación estándar (ver 6 primeras columnas Tabla 1). En las últimas 5 columnas de la Tabla 1, se ilustran los datos de las neuroseñales aplicando la normalización por transformación Z-Score. Las columnas 7 a 9 corresponden al segmento para el cálculo de las medidas basales y las dos últimas columnas corresponden a la media y a la desviación estándar normalizadas del cliente al realizar la tarea de la solicitud del pedido (en este caso por medio de la llamada telefónica).

Tabla 1. Indicadores estadísticos de las neuroseñales de un cliente al realizar el pedido por llamada telefónica y datos según la normalización por transformación z-score.

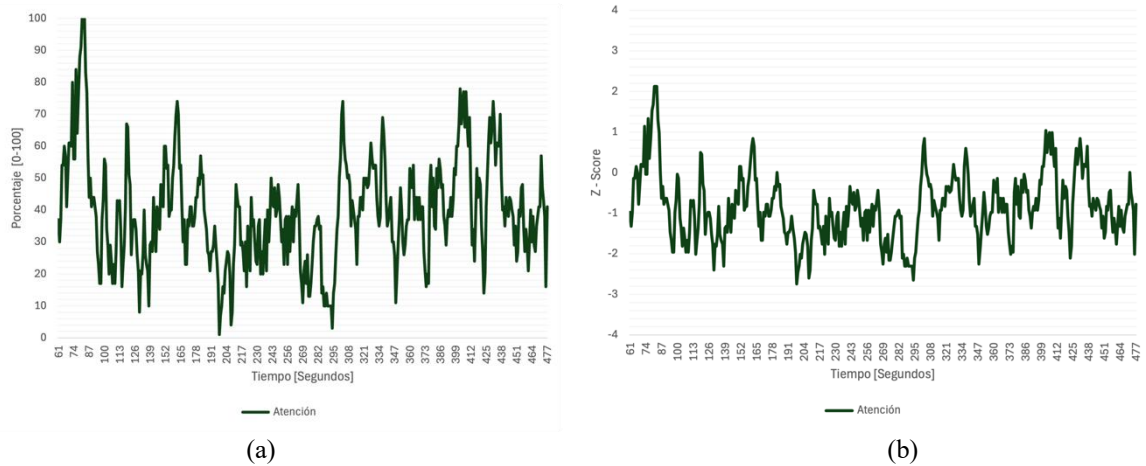
Table 1. Statistical indicators of neuro-signals recorded during telephone-based order placement and corresponding values after z-score normalization.

Neuroseñal	Total Muestras	Mínimo	Máximo	Media	STD	Muestras línea base	Media Línea Base	STD Línea base	Media tarea (Z score)	STD tarea (Z score)
Delta	473	16566	2864586	380872	372526	56	303230	312619	0,28171	1,2122
Theta	473	4845	716075	111815	91191	56	109992	81256,2	0,02546	1,1387
Alpha1	473	388	239900	41060	36978	56	36437	29152	0,1799	1,2998
Alpha2	473	932	249241	21965	21974	56	19033	14328	0,2322	1,5906
Beta1	473	268	272539	16134	18157	56	12673	10080	0,3895	1,8791

Beta2	473	360	200000	12256	16186	56	9349	6664	0,4950	2,556
Gamma1	473	285	140397	7198,5	11116,4	56	4998,8	5349,47	0,4664	2,1774
Gamma2	473	374	41272	4910,6	5059,78	56	3822,4	4347,92	0,2839	1,181
Atención	470	1	100	41,415	17,988	53	56,87	20,3394	-0,8563	0,8209
Meditación	470	1	100	63,817	17,900	53	40,68	21,6384	1,2051	0,6945

Con el fin de analizar de una forma significativa y detallada, se extraen las neuroseñales de interés. Por ejemplo, en la Figura 2a se aprecia la neuroseñal correspondiente al estado emotivo de atención del participante. Esta señal se mide en una escala de 0 a 100, describiendo el grado de atención del participante durante el experimento. Obsérvese que el eje horizontal correspondiente al tiempo inicia en 61 segundos, esto se debe a que durante los primeros 60 segundos de cada experimento el cliente realizaba el procedimiento de línea base, donde se relaja y queda observando un punto sobre la pared (registro del nivel basal).

Figura 2. Ejemplo del registro de los niveles de atención del cliente realizando el pedido. a) Datos originales, b) Aplicación del método de normalización por transformación Z-score
Figure 2. Example of customer attention level recordings during the order placement process. (a) Raw data, (b) Data normalized using z-score transformation.



En la Figura 2b se aprecian los datos normalizados de la atención posterior a la transformación Z-Score. Obsérvese que existe una tendencia a la disminución de la atención con respecto al estado basal. En este caso la media fue de -0.85632 lo cual indica un cambio moderado-bajo.

Este procedimiento se realiza a cada uno de los participantes, en cada una de las fases o metodologías de las pruebas experimentales. Posteriormente se realizó una compilación de todas las pruebas experimentales, lo cual implicó 1.587 registros de atención de los usuarios realizando el pedido por medio de llamadas telefónicas, 3.082 registros empleando el método de mensajería instantánea por WhatsApp y 2.386 registros por el método del chatbot, para un total de 7.055 registros.

En la Tabla 2 se puede apreciar un resumen compilado de los resultados de las neuroseñales, al realizar los experimentos aplicando las tres metodologías. Se estimaron los principales indicadores estadísticos como lo son: el número de muestras, los valores mínimos y máximos, el promedio y la desviación estándar muestral. Las sub-columnas con el título U_i representan la información del usuario i , mientras que $\bar{U}_j$ hace referencia al promedio de los indicadores de todos los usuarios aplicando el método j .

Tabla 2. Atención de los usuarios al realizar el pedido
Table 2. User attention levels during the order placement process.

Indicador	Pedido por llamada telefónica					Pedido por mensajería instantánea (WhatsApp)					Pedido con el chatbot				
	U_1	U_2	U_3	U_4	$\bar{U}_{tel}$	U_1	U_2	U_3	U_4	$\bar{U}_w$	U_1	U_2	U_3	U_4	$\bar{U}_{cb}$
Muestras	372	414	412	389	397	601	711	1194	576	771	638	468	810	470	597
Mínimo	8	1	1	1	2,75	17	1	16	1	8,75	1	1	1	1	1
Máximo	100	97	94	97	97	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Promedio atención	51,0	49,2	51,7	53,6	51,4	58,5	47,8	59,3	47,4	53,3	58,5	49,3	47,1	41,4	49,1
STD	19,1	19,1	18,7	18,1	18,8	15,9	17,4	15,7	18,1	16,8	19,1	21	14,1	18	18,0

U_i : Usuario i

$\bar{U}_{Método}$: Valor medio entre los usuarios del indicador estadístico empleando uno de los métodos (llamada, WhatsApp o chatbot)

La información presentada en la Tabla 2, corresponde a los indicadores sin tener en cuenta el estado inicial de los clientes; a pesar de que puede ser ilustrativa, se desea mejorar teniendo en cuenta el estado basal de los usuarios previo a cada uno de los experimentos, por lo cual se realiza la normalización de los datos aplicando la transformación Z-Score.

Tabla 3. Indicadores aplicando línea base de la atención de los usuarios al realizar el pedido

Table 3. Baseline-normalized attention indicators of users during the order placement process.

Indicador	Pedido por llamada telefónica					Pedido por mensajería instantánea (WhatsApp)					Pedido con el chatbot				
	U_1	U_2	U_3	U_4	$\bar{U}_{tel}$	U_1	U_2	U_3	U_4	$\bar{U}_w$	U_1	U_2	U_3	U_4	$\bar{U}_{cb}$
Muestras línea base	42	53	53	53	50,3	56	53	53	52	53,5	55	53	53	53	53,5
Media línea base	51,9	48,2	54,3	35,2	47,4	55,48	46,77	77,32	23,04	50,65	49,32	58,43	49,75	56,9	53,6
STD línea base	16,2	16,9	22,4	19,8	18,8	18,47	23,05	11,66	19,71	18,22	23,66	12,87	23,90	20,3	20,2
Media Z score	-0,06	0,07	-0,13	1,08	0,24	0,179	0,049	-1,62	1,362	-0,006	0,421	-0,799	-0,118	-0,86	-0,34
STD Z score	1,21	1,14	0,81	0,81	0,99	0,843	0,732	1,318	0,808	0,925	0,777	1,674	0,549	0,82	0,96

U_i : Usuario i

$\bar{U}_{Método}$: Valore medio entre los usuarios del indicador estadístico empleando uno de los métodos (llamada, WhatsApp o chatbot)

En la Tabla 3 se puede apreciar los datos transformados. En la primera fila se presenta el número de muestras tomadas durante los 60 segundos, en la segunda y tercera el cálculo de la media y la desviación estándar muestral de la línea base. En las dos últimas filas se presentan el valor medio de atención y la desviación estándar según la transformación Z-Score. Obsérvese que el método que requirió una mayor atención corresponde al pedido por llamada telefónica, con un valor medio (Z-Score) de 0,238, lo que indica un aumento con respecto a la atención basal, mientras que la atención por mensajería instantánea fue muy similar al valor basal y en el caso del pedido por el chatbot la atención fue menor logrando un valor de -0,3383. Teniendo en cuenta estos resultados, desde el punto de vista de las neuroseñales la mejor opción en promedio para los usuarios fue el método del chatbot, dado que tenía una menor carga emotiva.

3.2.Resultados de la encuesta post-interacción (escala Likert)

En esta sección se presentan los resultados, correspondientes a la percepción de los usuarios. Esta percepción fue evaluada mediante una escala Likert de 1 a 5, teniendo en cuenta la claridad y facilidad para la realización del proceso. Por otra parte, se indagó la información correspondiente a la percepción del esfuerzo mental y la preferencia de optar por seguir utilizando el método para la realización de los pedidos.

Estas encuestas fueron diligenciadas por los usuarios tan pronto terminaban cada una de las pruebas experimentales de cada uno de los métodos de interacción.

En la Tabla 4, se presenta un compilado de los valores medios de los resultados de las encuestas Likert de todos los usuarios al variar el método de interacción. Se evidencia que los tres métodos fueron claros para los usuarios, sin embargo, el método de mensajería instantánea quedó una unidad por debajo de los otros dos métodos. Las respuestas para la comodidad y facilidad del proceso manifestaron un comportamiento similar dado que la puntuación de los métodos de llamada y chatbot fueron iguales (puntuación alta), mientras que para mensajería instantánea fue menor. En el caso de comodidad los valores fueron mayor a 4,25, mientras que para el caso de facilidad el método de WhatsApp descendió a 3,25 lo que indica una baja percepción por parte los usuarios. Con respecto al esfuerzo mental los tres métodos evidenciaron un bajo esfuerzo, sin embargo, los métodos de llamada y WhatsApp obtuvieron 0,25 puntos por encima con respecto al chatbot. Los usuarios indicaron que los tres métodos los utilizarían en el futuro, sin embargo, en orden de preferencia (de mayor a menor) fue: Llamada, chatbot y por último WhatsApp. En la última columna de la Tabla 4 se puede apreciar el promedio Likert de todas las percepciones de todos los usuarios. Se aprecia que el mayor puntaje lo obtuvo el método de llamada con 4,85, seguido del chatbot con 4,75 y en último lugar el método de mensajería instantánea con 4 puntos.

Tabla 4. Valores medios de los resultados de las encuestas Likert.

Table 4. Mean scores of the Likert-scale survey results.

Método Interacción	Proceso Claro	Comodidad	Facilidad	Bajo Esfuerzo Mental	Preferencia Futura	Likert Promedio
Llamada	5,00	5,00	4,75	4,50	5,00	4,85
WhatsApp	4,00	4,25	3,25	4,50	4,00	4,00
Chatbot	5,00	5,00	4,75	4,25	4,75	4,75

3.3. Métricas operativas de los procesos de pedido

Como métricas operativas del proceso se realizó un seguimiento de los errores, los cuales se clasificaron en las siguientes categorías: error en selección de producto, error en adición de ingredientes, error en selección de salsa, error en eliminación de ingredientes, error en el cálculo del precio, error de tipología donde se seleccionan grupos de productos (combos) o productos independientes, se añadió una casilla denominada “otro error”, por si surge alguna eventualidad no contemplada. En la Tabla 5, se presentan los resultados correspondientes a los valores medios de los errores. El número de aspectos operativos para tener en cuenta en cada uno de los experimentos es de 20. En la misma Tabla, se aprecia que los tres métodos funcionaron de forma excelente en cuanto a errores por tipologías, adición y eliminación de ingredientes. En cuanto a errores de selección de producto, ocurrieron 2 en total (0,5 en promedio), correspondientes a eventualidades en la metodología del chatbot. Se debe recalcar que al analizar caso por caso estos errores, se pudo evidenciar que todos los errores fueron por causa humana. Estos fueron los únicos errores de la metodología chatbot. Con respecto al método de la llamada telefónica, también tuvo un buen desempeño, marcando pocos errores en el cálculo numérico del precio del pedido. Por otra parte, el método de mensajería instantánea tuvo el doble de errores que los otros métodos, el promedio del error en precio subió a 0,75 y se cometieron errores en la selección de las salsas.

Tabla 5. Valores medios de los errores solicitando pedidos al variar el método de interacción.

Table 5. Mean error values during order placement as a function of the interaction method.

Método Interacción	Error Producto	Error Adición	Error Salsa	Error Eliminación	Error Precio	Error Tipología	Otro Error	Total Errores
Llamada	0	0	0	0	0,5	0	0	0,5
WhatsApp	0	0	0,25	0	0,75	0	0	1,0
Chatbot	0,5	0	0	0	0	0	0	0,5

Nota: Sobre 20 condiciones

Otra variable operativa muy relevante en el proceso de pedidos es el tiempo invertido. En la Tabla 6 se presenta el resumen de los datos operativos del proceso. Se puede apreciar que el método de llamada fue el más rápido con un tiempo de medio de 352 segundos y el más lento fue el de mensajería instantánea con 735 segundos, lo que equivale un 209,4% comparado con el más rápido. El método del chatbot tuvo un tiempo medio de 569 segundos (26 más que la media total). A pesar de que las llamadas tuvieron los mejores resultados debe tenerse en cuenta el tiempo de establecimiento de comunicación. Los dos primeros métodos dependerán del número de operadores con los que cuente el restaurante mientras que el chatbot tiene una comunicación inmediata. Al analizar un poco más este factor se puede mencionar que en el método de llamada telefónica los usuarios tendrán que esperar a que sus predecesores terminen sus pedidos, lo cual puede ser perjudicial dado que tendrá que llamar en repetidas ocasiones o quedar en línea de espera. El método de WhatsApp recibe un saludo automático, pero debe también esperar al operador, podría invertir el tiempo en realizar el pedido si ya conoce sus preferencias, pero para clientes nuevos puede ralentizarse el proceso. Esto conlleva a que a nivel general el método del chatbot tenga una ventaja desde el punto de vista temporal.

En la segunda columna de la Tabla 6 se muestra otra variable operativa que es el promedio de número de correcciones al realizar el pedido, apreciándose que fue requerida en el método de mensajería instantánea. Por último, se encuentra el promedio de la suma de los errores (sin distinción de la causa). Esta tabla resumiría los principales datos operativos del proceso.

Tabla 6. Valores medios de las variables operativas del proceso.

Table 6. Mean values of the process operational variables.

Método Interacción	Tiempo	Corrección Requerida	Errores
Llamada	352	0	0,5
WhatsApp	735	0,25	1,0
Chatbot	569	0	0,5

3.4. Síntesis comparativa de resultados

La Tabla 7 presenta un resumen comparativo de los principales resultados obtenidos para los tres métodos de interacción, estableciendo indicadores de desempeño operativo, neurofisiológicos de carga cognitiva-afectiva y percepción de los clientes. Desde el punto de vista temporal (sin tener en cuenta los tiempos de establecimiento de la comunicación) el mejor resultado lo obtuvo la llamada telefónica, en cuanto al nivel de atención el chatbot obtuvo el mejor rendimiento al requerir los menores grados de atención, en cuanto a la percepción los mejores resultados los obtuvo el método de llamada telefónica con 4,85 puntos en la escala Likert, seguido muy de cerca por el chatbot con 4,75 puntos. Las correcciones se agruparon con los errores observándose la mensajería instantánea tuvo el menor desempeño y los otros dos métodos quedaron empatados.

Tabla 7. Resume comparativo de los resultados de los valores medios para los tres métodos.

Table 7. Comparative summary of mean results across the three methods.

Método Interacción	Tiempo	Atención (Z score)	Likert Promedio	Corrección y Errores	k_{Tiempo}	$k_{\text{Atención Z score}}$	k_{Likert}	$k_{\text{Correcciones Errores}}$	k_{Total}
Llamada	352	0,238	4,85	0,5	0	1	1	0	0
WhatsApp	735	-0,0061	4,00	1,25	1	0,5764	0	1	-2,5764
Chatbot	569	-0,3383	4,75	0,5	0,5665	0	0,8824	0	0,3158

Con el fin de comparar los diferentes indicadores (operativos, neurofisiológicos y percepción), se propuso la transformación de estos indicadores en valores normalizados, donde el menor valor de cada indicador se toma cero y el mayor como uno, siguiendo la siguiente ecuación

$$K_I = \frac{I_{\text{Método}} - \min[I_{\text{LLamada}}, I_{\text{WhatsApp}}, I_{\text{Chatbot}}]}{\max[I_{\text{LLamada}}, I_{\text{WhatsApp}}, I_{\text{Chatbot}}] - \min[I_{\text{LLamada}}, I_{\text{WhatsApp}}, I_{\text{Chatbot}}]}$$

Donde:

I : Indicador de desempeño a analizar (Tiempo, Atención Z-score, Likert Promedio, Correcciones y Errores).

K_I : Valor normalizado entre 0 y 1 correspondiente al indicador de desempeño I

Los resultados de esta transformación se pueden evidenciar entre las columnas 6 y 9 de la Tabla VII. Por último, se generó un indicador total de desempeño, el cual tiene en cuenta los otros indicadores. Dado que idealmente el proceso busca el menor tiempo posible de ejecución, la menor carga cognitiva de los participantes (atención), la mejor percepción y el menor número de correcciones y errores, se propuso la siguiente ecuación para el cálculo de este indicador global.

$$K_{Total} = -k_{\text{Tiempo}} - k_{\text{Atención}} + k_{\text{Likert}} - k_{\text{Correcciones}} \\ \text{Z score} \quad \text{Errores}$$

Los resultados de este indicador global se pueden apreciar en la última columna de la Tabla VII. Obsérvese que el método del chatbot obtuvo en conjunto los mejores resultados con un valor 0,3158, seguido del método de llamada telefónica con un valor nulo y quedando en último lugar el método de mensajería instantánea con un valor -2,5754.

4. DISCUSIÓN

4.1. Interpretación general de los resultados

El presente estudio tuvo como objetivo la comparación de tres métodos de toma de pedidos en un restaurante de comidas rápidas. En los dos primeros métodos (llamada telefónica, mensajería instantánea empleando WhatsApp) el que recepcionaba la información del pedido era un humano, mientras que en el tercer método (chatbot basado en inteligencia artificial MiGPT) era una máquina. Los resultados integraron métricas operativas, indicadores neurofisiológicos estimados mediante ICC e indicadores de percepción del usuario. En términos generales los tres métodos de interacción tuvieron buenos resultados, sin embargo, a nivel general y grupal el método del chatbot obtuvo los mejores índices de desempeño, seguido de la llamada telefónica y por último la mensajería instantánea. Estos resultados fueron calculados por medio de una ecuación donde todos los indicadores de desempeño plantados tenían el mismo peso. Teniendo en cuenta que cada empresa tiene sus metas y prioridades es posible modificar la ecuación involucrando constantes de ponderación para dar más o menos relevancia a cada uno de los ítems.

4.2. Análisis de los resultados emotivo o neurofisiológicos

Los indicadores neurofisiológicos que estiman el estado emotivo de los clientes por medio de la ICC aportan una perspectiva objetiva y numérica complementaria a las métricas operativas y de percepción. Se pudo apreciar los menores requerimiento de atención los obtuvo el método del chatbot con un puntaje Z-Score de -0,3383, seguido de la mensajería instantánea con un valor muy cercano al del estado basal y quedando en último lugar el método de llamada telefónica con un valor de 0,238. Estos valores, podrían estar asociados a una menor carga cognitiva derivada de interacciones más estructuradas y con menor posibilidad de generación de ambigüedades de los chatbots.

4.3. Comparación de las métricas operativas

A nivel operativo, el sistema más eficiente desde el punto de vista del menor tiempo invertido en la solicitud del pedido fue las llamadas telefónicas, seguido del chatbot y en último lugar la mensajería instantánea. Sin embargo, si se llega a tener en cuenta que adicional al tiempo de pedido, está el tiempo de establecimiento

de la comunicación, el cual dependerá de la hora y el número de operarios que tenga el restaurante para la recepción de los pedidos este tiempo puede aumentar drásticamente en los métodos que emplean humanos para la recepción de los pedidos, mientras que para el caso del chatbot no existe un incremento dada la capacidad de atender varios pedidos de forma paralela, la única limitante será la propia capacidad del restaurante en el despacho de los pedidos, factor que afecta por igual a todos los métodos. Con respecto a las correcciones y errores se pudo evidenciar que los métodos de llamada telefónica y chatbot obtuvieron los mejores puntajes (empate). Debe tenerse en cuenta que en contextos operativos los errores impactan directamente en la satisfacción del cliente y en los costos del servicio.

4.4. Percepción del usuario y carga cognitiva percibida

Las encuestas post-interacción a nivel general sugirieron una percepción positiva de los tres métodos (valores mayores 4,0), siendo las llamadas y el chatbot los canales más preferidos (4,85 y 4,75 respectivamente). Los mayores índices de desempeño corresponden a la claridad, comodidad y facilidad de los procesos en los métodos de llamada telefónica y chatbot, mientras que el menor índice correspondieron a la facilidad del proceso empleando como canal la mensajería instantánea. Aquí existen varias restricciones que pudieron generar esta percepción como lo son: el tiempo que demora el operario humano en contestar los mensajes, el tipo de solicitudes que hacen los clientes si están o no dentro las respuestas típicas (banco de respuestas del método) y el análisis de la información aportada por cliente y que tiene que verificar el operario.

Estas percepciones subjetivas de los clientes son coherentes con la literatura previa sobre interfaces conversacionales, la cual señala que flujos estructurados y secuenciales pueden reducir la carga cognitiva en tareas de toma de decisiones múltiples.

4.5. Implicaciones prácticas para el diseño de servicios

Desde una perspectiva aplicada, se puede comprender que los errores humanos siempre van a estar presentes, sin embargo, los resultados insinúan que la implementación de chatbots con flujos controlados y registro estructurado del pedido puede contribuir a mejorar la eficiencia operativa y reducir errores en restaurantes de comidas rápidas. Adicionalmente, la integración de métricas neurofisiológicas en la evaluación de los canales de interacción permite identificar oportunidades de mejora que no son evidentes mediante indicadores tradicionales.

4.6. Limitaciones del estudio

A pesar de los aportes del presente trabajo, es importante considerar ciertas limitaciones. El tamaño de la muestra y el contexto específico del restaurante pueden restringir la generalización de los resultados. Asimismo, los indicadores neurofisiológicos utilizados corresponden a estimaciones derivadas de interfaces cerebro-computador de consumo, lo cual implica limitaciones en resolución y precisión, sin embargo, aporta información valiosa para la toma de decisiones administrativas en este tipo de procesos y más teniendo en cuenta los enormes costos que implicaría la realización de este tipo de estudios con equipos hospitalarios y la gran cantidad de factores que variarían al sacar a un cliente de un lugar como a instalaciones médicas altamente estructuradas.

4.7. Líneas futuras de investigación

Futuras investigaciones podrían ampliar el tamaño de la muestra, incorporar otros tipos de restaurantes o comparar distintas metodologías de diseño de chatbots, verificar una alta experiencia de los operadores humanos que reciben los pedidos, ampliar el conjunto de emociones, entre otras. De la misma forma, resultaría interesante indagar modelos predictivos que integren métricas operativas y neurofisiológicas para optimizar la interacción con el usuario.

5. CONCLUSIONES

El presente estudio permitió evidenciar que los métodos de interacción humano-sistema para la toma de pedidos de un restaurante de comidas rápidas en la ciudad de Pamplona influyen de manera diferenciada en el desempeño emotivo y operacional al igual que en la percepción de los usuarios o clientes. Al realizar un análisis independiente de las variables de desempeño cada uno de los métodos de interacción tiene sus ventajas y desventajas, sin embargo, al realizar un análisis grupal se pudieron evidenciar las ventajas del método basado en el uso del chatbot creado con herramientas de inteligencia artificial.

Los resultados obtenidos a partir de las neuroseñales capturadas con la interfaz cerebro-computador sugieren que las interacciones organizadas de forma estructural y secuenciales propias del método del chatbot tienden a asociarse con menores requerimientos de atención, lo que implica una menor carga cognitiva o emotiva de los clientes durante el proceso de pedido. Este hallazgo respalda la pertinencia de emplear indicadores neurofisiológicos como complemento a las métricas tradicionales, ya que no son fácilmente observables mediante registros operativos o encuestas.

Desde el punto de vista operativo, se pudo evidenciar que el método que mejor desempeño tuvo a nivel de tiempo fue la llamada telefónica, sin embargo, en la práctica se conoce que adicional a este tiempo está el de establecimiento del canal de comunicación, es decir el tiempo que duran los clientes marcado y esperando a que les contesten los operadores. Estos tiempos pueden llegar a ser prolongados debido al falta de empleados y en el caso que si se tenga se elevan los costos de operación. En este orden de ideas se evidenció que el método del chatbot es un buen indicador, dado que fue relativamente rápido (comparado con WhatsApp) y adicionalmente al emplear un sistema computacional se pueden registrar varios pedidos en forma paralela sin generar retrasos por esta tarea.

En cuanto a las correcciones y los errores, el desempeño del chatbot fue semejante al del método telefónico, lo cual indica su viabilidad como alternativa confiable para la sistematización automática en la toma de pedidos del restaurante de comidas rápidas en la ciudad de Pamplona.

Con respecto a la experiencia del usuario, se pudieron evidenciar percepciones positivas de los clientes, registradas tanto para el chatbot como para la llamada telefónica en cuanto a la claridad, comodidad y facilidad del proceso. Estos indicadores, resultan determinantes en la preferencia del usuario por un canal de interacción en específico. Se evidenció que, en las interfaces conversacionales generadas con inteligencia artificial, es muy importante el uso de flujos guiados y registro estructurados para reducir la carga cognitiva o emotiva de los usuarios al realizar las tareas.

En conjunto, este trabajo aporta evidencia empírica que respalda el uso de Chatbots con flujos controlados y un registro estructurado como una estrategia positiva para mejorar procesos de atención en restaurantes de comidas rápidas y a la vez reducir los costos de operación. Todo esto influyendo directamente en la satisfacción del cliente. Así mismo, el estudio demostró la importancia de incorporar neuroseñales en los estudios de administración para la toma de decisiones gerenciales y mejora de los procesos operativos, sugiriendo la incorporación de sistemas de interacción humano-sistema.

6. REFERENCIAS

- [1] E. M. Ghazali, D. S. Mutum, y J. J. Cheah, “Dining with robots: An integrated perspective on functional, emotional and relational dimensions of customer experience”, *Electronic Markets*, vol. 35, núm. 1, dic. 2025, doi: 10.1007/s12525-025-00797-5.
- [2] E. ; H. N. Yıldız, “Why do customers intend to dine at robot-chef restaurants? The roles of entertainment, consistency, authenticity, and food quality”, *Int. J. Gastron. Food Sci.*, vol. 42, núm. December 2025, oct. 2025.
- [3] M. O. Parvez, “The Algorithmic Appetite: Reflections on the Future of Robotic Chefs in the Restaurant Industry”, *Journal of Culinary Science & Technology*, vol. 23, núm. 3, pp. 349–353, may 2025, doi: 10.1080/15428052.2025.2495646.

- [4] M. Amin, M. O. Parvez, S. Rasool, L. Aureliano-Silva, y A. Dang, “Human–robot interaction attributes at the restaurants: will it enhance revisit intentions?”, *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, vol. 16, núm. 5, pp. 1024–1045, may 2025, doi: 10.1108/JHTT-10-2024-0694.
- [5] E. Popescu, L. Laura, F. Barbosa Escobar, y R. Niewiadomski, “Social robots as eating companions”, *Front. Comput. Sci.*, pp. 1–13, ago. 2022, [En línea]. Disponible en: 10.3389/fcomp.2022.909844
- [6] M. F. Shorbaji, A. A. Alalwan, y R. Algharabat, “AI-Enabled Mobile Food-Ordering Apps and Customer Experience: A Systematic Review and Future Research Agenda”, el 1 de septiembre de 2025, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/jtaer20030156.
- [7] B. Ren, Q. Zhou, y J. Chen, “Assessing cognitive workloads of assembly workers during multi-task switching”, *Sci. Rep.*, vol. 13, núm. 1, dic. 2023, doi: 10.1038/s41598-023-43477-0.
- [8] J. Wang, A. H. Alsharif, N. Abd Aziz, A. Khraiwish, y N. Z. M. Salleh, “Neuro-Insights in Marketing Research: A PRISMA-Based Analysis of EEG Studies on Consumer Behavior”, el 1 de octubre de 2024, *SAGE Publications Inc.* doi: 10.1177/21582440241305365.
- [9] T. Jiang, J. Wu, y S. C. H. Leung, “The cognitive impacts of large language model interactions on problem solving and decision making using EEG analysis”, *Front. Comput. Neurosci.*, vol. 19, 2025, doi: 10.3389/fncom.2025.1556483.
- [10] X. Y. Leung y H. Wen, “Chatbot usage in restaurant takeout orders: A comparison study of three ordering methods”, *Journal of Hospitality and Tourism Management*, vol. 45, pp. 377–386, dic. 2020, doi: 10.1016/j.jhtm.2020.09.004.
- [11] G. S. Urumutta Hewage, L. Boman, y S. Lefebvre, “Deciphering the dilemma: The surprising impact of QR code menus on diminishing customer loyalty”, *Journal of Hospitality and Tourism Management*, vol. 61, pp. 187–190, dic. 2024, doi: 10.1016/j.jhtm.2024.10.006.
- [12] M. Gupta, V. Dheekonda, y M. Masum, “Genie: Enhancing information management in the restaurant industry through AI-powered chatbot”, *International Journal of Information Management Data Insights*, vol. 4, núm. 2, nov. 2024, doi: 10.1016/j.jjime.2024.100255.
- [13] M. Romero-Charneco, A. M. Casado-Molina, P. Alarcón-Urbistondo, y J. P. Cabrera Sánchez, “Customer intentions toward the adoption of WhatsApp chatbots for restaurant recommendations”, *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, vol. 16, núm. 4, pp. 784–816, jun. 2025, doi: 10.1108/JHTT-01-2024-0024.
- [14] L. Moreno, C. Peña, y H. González, “Integración de un sistema de neuroseñales para detectar expresiones en el análisis de material multimedia”, *Revista Facultada de Ingeniería*, vol. 24, núm. 38, pp. 29–40, 2014, [En línea]. Disponible en: <http://revistas.uptc.edu.co/index.php/ingenieria/article/view/3156/4343>
- [15] C. Paez, C. Peña, y A. Pardo, “Estudio de la influencia de la actividad física sobre la calidad del sueño y los niveles de atención utilizando herramientas tecnológicas”, *Mundo FESC*, vol. 11, núm. 4s, pp. 310–323, 2021, [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.61799/2216-0388.1110>
- [16] C. Peña, S. Caicedo, L. Moreno, M. Maestre, y A. Pardo, “Use of a Low Cost Neurosignals Capture System to Show the Importance of Developing Didactic Activities Within a Class to Increase the Level of Student Engagement. (Case Study)”, *WSEAS Transaction on Computers*, vol. 16, pp. 172–178, 2017, [En línea]. Disponible en: <http://www.wseas.org/multimedia/journals/computers/2017/a385905-070.php>
- [17] L. Moreno, C. Peña, M. Maestre, S. Caicedo, y A. Pardo, “Registro de Neuroseñales con una Interfaz Cerebro-Computador para Estimar el Nivel Estrés en un Estudiante durante una Clase”, *INGE-CUC*, vol. 13, núm. 2, pp. 95–101, 2017, doi: <http://doi.org/10.17981/ingecuc.13.2.2017.10>.
- [18] M. Pušica *et al.*, “Mental Workload Classification and Tasks Detection in Multitasking: Deep Learning Insights from EEG Study”, *Brain Sci.*, vol. 14, núm. 2, feb. 2024, doi: 10.3390/brainsci14020149.

- [19] H. Meng, X. Lu, y J. Xu, “The Impact of Chatbot Response Strategies and Emojis Usage on Customers’ Purchase Intention: The Mediating Roles of Psychological Distance and Performance Expectancy”, *Behavioral Sciences*, vol. 15, núm. 2, feb. 2025, doi: 10.3390/bs15020117.
- [20] A. Kovari, “Explainable AI chatbots towards XAI ChatGPT: A review”, *Heliyon*, vol. 11, núm. 2, ene. 2025, doi: 10.1016/j.heliyon.2025.e42077.
- [21] N. Alharbi, F. Ud Din, D. Paul, y E. Sadgrove, “Driving AI chatbot adoption: A systematic review of factors, barriers, and future research directions”, *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, vol. 11, núm. 3, sep. 2025, doi: 10.1016/j.joitmc.2025.100590.
- [22] P. Fosci y G. Psaila, “Towards flexible retrieval, integration and analysis of json data sets through fuzzy sets: A case study”, *Information (Switzerland)*, vol. 12, núm. 7, jul. 2021, doi: 10.3390/info12070258.
- [23] S. You, H. W. Ji, H. Kwak, T. Chung, y M. Bae, “Schema-Agnostic Data Type Inference and Validation for Exchanging JSON-Encoded Construction Engineering Information”, *Buildings*, vol. 15, núm. 17, sep. 2025, doi: 10.3390/buildings15173159.
- [24] S. Derdiyok, F. P. Akbulut, y C. Catal, “Neurophysiological and biosignal data for investigating occupational mental fatigue: MEFAR dataset”, *Data Brief*, vol. 52, feb. 2024, doi: 10.1016/j.dib.2023.109896.
- [25] G. Niso, E. Romero, J. T. Moreau, A. Araujo, y L. R. Krol, “Wireless EEG: A survey of systems and studies”, *Neuroimage*, vol. 269, abr. 2023, doi: 10.1016/j.neuroimage.2022.119774.
- [26] M. S. Salim, S. I. Hossain, T. Jalal, D. K. Bose, y M. J. I. Basher, “LLM based QA chatbot builder: A generative AI-based chatbot builder for question answering”, *SoftwareX*, vol. 29, feb. 2025, doi: 10.1016/j.softx.2024.102029.
- [27] M. Galigani, N. Castellani, B. Italia, S. D’Aversa, D. Bottari, y F. Garbarini, “Frequency-tagging EEG reveals spontaneous categorical discrimination of visual self-identity”, *iScience*, vol. 28, núm. 10, oct. 2025, doi: 10.1016/j.isci.2025.113562.
- [28] C. Rico-Olarte, B. M. Eskofier, y D. M. Lopez, “EEG-cleanse: an automated pipeline for cleaning electroencephalography recordings during full-body movement”, *MethodsX*, vol. 15, dic. 2025, doi: 10.1016/j.mex.2025.103702.
- [29] J. Sabio, N. S. Williams, G. M. McArthur, y N. A. Badcock, “A scoping review on the use of consumer-grade EEG devices for research”, *PLoS One*, vol. 19, núm. 3 March, mar. 2024, doi: 10.1371/journal.pone.0291186.