CAPÍTULO III

CHAT-BOT: UNA ALTERNATIVA DE COMUNICACIÓN AUTOMATIZADA EN LA EXTERNALIZACIÓN DE PROCESOS DE NEGOCIOS (BPO)

M. Steibeck-Domínguez

Físico. MSc (c) en Ciencias Físicas. Docente Investigador, Departamento de Ciencias Básicas. Fundación Universitaria Panamericana – Unipanamericana.

Norman Moreno-Cáceres

Licenciado en Física. Mg. en Docencia. PhD en Educación, Docente Investigador, Departamento de Ciencias Básicas, Fundación Universitaria Panamericana – Unipanamericana. Correo electrónico: ndmorenoc@unipanamericana.edu.co.

Resumen

Recientemente, las empresas están invirtiendo sus recursos humanos e infraestructura, en procesos que son repetitivos y sistemáticos, generando un incremento de costos operativos, que no aportan para otros procesos de creciente valor que requieren atención para competir en mercados que estén en la vanguardia de la innovación y la tendencia global de los sectores de la economía. Por esta razón, en este capítulo enmarcado en el proyecto de investigación sobre tecnologías emergentes, busca presentar los resultados del proceso desarrollado con una metodología de estudio de caso, el objetivo es analizar la estructuración de Chat-Bots (CB) como alternativa de comunicación automatizada en la externalización de procesos de negocios (por sus siglas en inglés, BPO). Para el diseño de investigación, se planteó un caso de solicitud de tarjeta de crédito, como herramienta basada en modelos de inteligencia artificial (IA), consolidando una propuesta a través de DialogFlow que no requiere conocimiento especializado en programación. Finalmente, se deja planteado las posibilidades para desarrollos especializados y de mayor alcance de un CB más “humano” por redes neuronales o por aprendizaje profundo (Deep Learning).

Palabras clave: Chat-Bots, externalización de procesos de negocio, Deep Learning, inteligencia artificial, tecnologías emergentes.

CHAT-BOT: AN AUTOMATED COMMUNICATION ALTERNATIVE IN BUSINESS PROCESS OUTSOURCING (BPO)

Abstract

Recently, companies are using their human resources and infrastructure in processes that are repetitive and systematic, generating an increase in operating costs. Other processes, such as drive bussines value, require more attention to compete in markets that are at the vanguard of innovation and the global trend of the sectors of the economy. For this reason, in this chapter we present the results of the process structuring of Chat-Bots (CB) as an alternative of automated communication in the business process outsourcing (BPO). For the design of the research, a case study methodology on a credit card application was proposed, where a tool based on artificial intelligence (AI) models was used, consolidating a proposal through DialogFlow, without requiring specialized knowledge in programming. Finally, the possibilities for specialized and far-reaching developments of a more “human” CB through neural networks or through deep learning (Deep Learning) are raised.

Keywords: Artificial intelligence, business process outsourcing, Chat-Bots, emerging technologies, Deep Learning.

Este capítulo es el resultado de un proyecto de investigación del Grupo de Investigación en Ingenierías GIIS en conjunto con el Grupo EGE titulado “Creación de propuestas de valor para las organizaciones con base en Tecnologías Digitales Emergentes”. Finalizado en el año 2019 y financiado por Unipanamericana Compensar Institución Universitaria Bogotá (Colombia).

Introducción

En el ámbito empresarial existe la necesidad de reconocer y aplicar diferentes tendencias en la tecnología. En este sentido, la atención al cliente y los procesos relacionados en este entorno forman parte importante de los servicios que abordan las empresas para mejorar la calidad de diferentes servicios. Por esta razón, se propuso un estudio de caso en torno al propósito de analizar la estructuración de Chat-Bots (CB) como alternativa de comunicación automatizada de la BPO. En este sentido, se trabajó dicho análisis de manera descriptiva, con el fin de caracterizar una herramienta para el sector interesado.

Las empresas especializadas en externalización de procesos surgen del interés de grandes compañías para brindar mejor atención a sus clientes con competitividad y principalmente reducción de costos y tiempos. Como una tendencia de estrategias innovadoras se encuentran: el Outsourcing (Grossman y Helpman, 2005) y recientemente en la BPO (Wüllenweber, Beimborn, Weitzel, y König, 2008). Éste último, consiste en la subcontratación de funciones del proceso de negocio con el propósito de disminuir costos, generando resultados más eficientes y eficaces (Ghodeswar y Vaidyanathan, 2008).

Generalmente las empresas subcontratadas se especializan en atención al cliente (recibir y realizar llamadas telefónicas, gestión de campañas, promociones y ofertas), administración de recursos humanos (gestión de nóminas, selección de personal, etc), finanzas (análisis y planeamiento financiero), contabilidad (gestión de orden de compras, facturas, entre otras) y administración de tecnología (base de datos en la nube, servicios web, etc) (Brown y Wilson, 2005).

En las amplias áreas de servicios del BPO, se encuentran los llamados Centros de Contacto (o Contact Centers), estos brindan además de llamadas (función de los Call Centers), canales adicionales como: Correos electrónicos, mensajería instantánea, mensajes de texto (SMS) y mensajes multimedia (MMS). En el caso de Colombia, se puede establecer que hay un impacto importante en la localización de este tipo de servicios, debido a su atractivo financiero, talento humano y ambiente de negocios, reflejado en las estadísticas, donde muestran que empresas como Call Centers, generaron más de 225.000 empleos en 2016 y en el caso BPO, representa el 2,8% del PIB nacional, alcanzando ingresos para 2017 por 8.730 millones de pesos, con exportaciones que se acercan a los US\$700 millones (Procolombia, 2016).

No obstante, los sectores del BPO, de acuerdo con la influencia que tiene en la economía del país, debe ir evolucionando con las nuevas herramientas tecnológicas, tendencias de consumo, experiencia y servicio al cliente. En este sentido, las empresas de BPO en sus diferentes procesos, se enfrentan a la paradoja sobre si continuar con el esquema tradicional o seguir actualizándose. En esta búsqueda, se trabaja continuamente para identificar soluciones a través de la creación de eficiencias operativas y automatización de determinadas tareas comerciales, calidad en la atención al cliente, entre otras. Específicamente, estas empresas mejoran rápidamente partes de su negocio a través de la automatización robótica de procesos (por sus siglas en inglés RPA), que pueden reemplazar o mejorar determinadas labores, que antes eran realizadas por humanos con robots, lo que se traduce en reducción de costos, mayor rentabilidad, mayor eficiencia y por supuesto confiabilidad (Willcocks, Lacity, y Craig, 2017). Por ejemplo, estos procesos de automatización se podrían enfocar en consolidar funciones de contabilidad y finanzas tales como: conciliaciones de cuentas, procesamiento de facturación, coincidencia de datos de origen, gestión de las cuentas por cobrar y la cartera, creación y actualización de datos maestros de clientes, revisión y aprobación de pedidos de clientes con estándares predefinidos y generación de informes.

La RPA utiliza robots de software basado en reglas y codificados por computadora, estos robots son conocidos como “bots” y sirven para automatizar procesos específicos. En otras palabras, un bot es una solución basada en tecnología, diseñada para replicar acciones que un ser humano tomaría para completar una tarea (Aguirre y Rodriguez, 2017). Sin embargo, más allá de la automatización, se busca estructurar la información para permitir la implementación de nuevas tecnologías o tecnologías emergentes (Ustundag y Cevikcan, 2018), que permitan utilizar la información recopilada en los diferentes procesos automatizados, con el fin de encontrar información de valor para las empresas (Van der Aalst, Bichler, y Heinzl, 2018). Dentro de estas tecnologías se encuentran las de información y la comunicación, la ciencia cognitiva, la robótica, y la IA (Maglogiannis, Karpouzis, Wallace, y Soldatos, 2007; Binner, Kendall, y Chen, 2004).

Las técnicas de IA se han utilizado ampliamente para respaldar y mejorar la calidad en la toma de decisiones y resolución de problemas en las industrias por muchos años (Cheng, Lu, y Sheu, 2009). Esto se debe a la utilización de varios tipos de inteligencia de máquina, incluida la comprensión del lenguaje natural, la robótica, los sistemas expertos, las redes neuronales y el aprendizaje automático (Machine Learning) (Bahrammirzaee, 2010; Grossman y Helpman, 2005; Gupta, Sharma, y Jindal, 2016). La RPA difiere de la inteligencia artificial, ya que no puede aprender de los patrones de datos y emitir juicios. En un contexto aplicado, utilizar la IA proporciona una evaluación precisa, en tiempo real, a un menor costo y representando una variedad más amplia de factores, que se traducen en mejores decisiones, más informadas y respaldadas por datos. Por ende, la clave para la transformación del sector que presta servicios como terceros, es dinamizar las actividades que personas y técnicas de IA puedan desarrollar, de tal forma que el capital humano tendrá la libertad de asumir tareas más específicas y de mayor nivel, para las que están preparados y no desperdiciar tiempo en tareas sistemáticas, secuenciales, repetitivas y operativas (Hamid, Smith, y Barzanji, 2017; Huang y Rust, 2018).

Por otra parte, la tendencia de la IA en el sector privado y empresas orientadas al BPO, se ha incrementado debido a la utilización de aplicaciones, que interactúan con los usuarios en un formato de conversación e imitan la conversación humana, que se conoce como CB o “agentes de conversación” (Cui *et al.*, 2017; McTear y Zoraidaand Griol, 2016). El impacto que tienen los CB son innumerables y, en consecuencia, ha llegado el momento tratar los CB como herramientas fundamentales para potenciar las actividades de las empresas especializadas en la tercerización de procesos, debido a las siguientes razones (Raj, 2018):

- **La eficiencia:** los clientes pueden estar en la comodidad de su casa u oficina mientras realizan otra actividad y al mismo tiempo, obtener el estado de una solicitud de tarjeta de crédito, presentar una queja sobre cualquier problema, realizar encuestas, etc.
- **La atención múltiple:** si un CB realiza lo necesario para lo que el cliente necesita, al mismo tiempo puede manejar fácilmente miles de consultas de clientes sin necesidad de mantener a sus clientes esperando, como lo es usual al llamar a un Call Center o Contract Center en tráfico.
- **La disponibilidad:** permiten que el usuario tenga acceso a la información 24/7, por lo tanto, la infraestructura siempre está disponible para cualquier tipo de consulta.
- **La reducción de costos:** reducción del personal.
- **Adaptable a cada negocio:** permite elegir lo que mejor se adapte a las necesidades de los clientes y de la propia empresa.

El crecimiento significativo en los recientes desarrollos de IA y aprendizaje automático, alimentado por las principales compañías de Internet, considera que los CB serán la próxima tecnología más popular en el mundo (Chatbot Report 2019: Global Trends and Analysis, 2019). En el año 2016, Facebook y Microsoft proporcionaron recursos para crear CB que permitieran integrarlos en sus respectivas plataformas de mensajería, Messenger y Skype. Un año después, se han lanzado más de 30,000 CB en Facebook Messenger (Brandtzaeg y Følstad, 2017). Los CB son vistos como un medio de participación directa del usuario o del cliente a través de mensajes de texto con fines de servicio al cliente o de marketing,

evitando la necesidad de aplicaciones o páginas web para fines especiales. En el caso de los Call Centers y Contact Center, la rápida adopción de estas tecnologías significará para Colombia una ventaja frente a otros mercados.

Según el histórico de consultas en Google desde 2014 sobre estos tipos de aplicaciones, empezaron a ser tendencia en el 2016 en todo el mundo, como se muestra en la gráfica 1. Sin embargo, el enfoque usual de los bots viene creciendo, hasta el punto de tener una tendencia alta oscilante en el tiempo. El bot sin comprensión del lenguaje natural, sólo puede reconocer palabras clave y ejecutar acciones basadas en ellas y suele presentarse a los clientes una lista de botones en los que pueden hacer click para mover la interacción a la siguiente etapa, lo cual hace que el CB sea una rama de las aplicaciones del bot, debido a que este comprende el lenguaje natural y responde a una consulta. Actualmente los CB suelen estar diseñados y desarrollados para aplicaciones de mensajería móvil (Whatsapp, Facebook u otras) (Xu, Liu, Guo, Sinha, y Akkiraju, 2017). Es por ello que esta investigación pretende analizar la estructuración de Chat-Bots (CB) como alternativa de comunicación automatizada en la externalización de procesos de negocios.

Gráfica 1. Tendencia de búsquedas sobre ChatBot y bot en Google.

Fuente: Google Analytics 2020.

Marco conceptual

La historia de los CB empieza con la prueba de Turing que fue desarrollada por Alan **Turing**. Era una prueba de la capacidad de una máquina para exhibir un comportamiento inteligente, equivalente o indistinguible de un humano en 1950. A continuación, para el año de 1966, fue diseñado el primer CB llamado **Eliza**, Joseph Weizenbaum lo creó con el propósito de ser un terapeuta y solía simular una conversación utilizando una metodología de “coincidencia de patrones” y sustitución que daba a los usuarios una ilusión de comprensión (Weizenbaum, 1966; Saygin, Cicekli, y Akman, 2000).

Posteriormente en 1972, se crea **Parry**, un programa diseñado por el psiquiatra y científico de Stanford Kenneth Colby, quien modeló el comportamiento de un esquizofrénico

paranoico. Luego, el CB **Jabberwocky** fue creado por el programador británico Rollo Carpenter. Comenzó en 1981 y se lanzó en Internet en 1997, el objetivo de este CB era simular el chat-humano natural de una manera interesante, entretenida y humorística (Carpenter, jabberwocky, 2011). Luego Creative labs creó el **Dr Sbaitso** en 1992 para MS-DOS, como un CB que conversaba con el usuario como un psicólogo con voz digital, sin embargo, el mal uso que incluía insultos y entradas malintencionadas hicieron que este CB sufriera daños en un error de paridad antes de reiniciarse.

El desarrollo continuó con **A.L.I.C.E.** (Artificial Linguistic Internet Computer Entity, por sus siglas en inglés) es un proyecto de internet, donde el usuario puede entablar una conversación con un programa inteligente, el cual fue desarrollado por el ganador del premio nobel Richard Wallace en 1995 (Wallace, 2004). Basado en Eliza, en 1996 Jason Hutchens desarrolló el CB Hex, que le permitió ganar el premio Loebner (Hutchens, 1997). Más adelante, en 2001 **Smarterchild** un bot inteligente desarrollado por ActiveBuddy fue distribuido ampliamente, creció para proporcionar acceso instantáneo en temas como: el clima, noticias, páginas amarillas, acciones, horarios de películas, entre otros, así como una variedad de herramientas que incluían asistente personal, calculadoras, traductores, etc.

Por otro lado, diseñado para competir en el programa de televisión “Jeopardy”, en 2006 surgió la idea de **Watson**, y aunque en sus inicios solo pudo obtener respuestas correctas en un 15%, más tarde Watson pudo vencer a los concursantes humanos de forma regular (Mazon, 2018).

En años recientes, la popular **Siri** fue lanzada en 2010, como una aplicación para iPhone que posteriormente se integró en iOS como un asistente personal inteligente, cuyo motor de reconocimiento de voz fue proporcionado por Nuance Communications. Además, Siri utiliza avanzadas tecnologías de aprendizaje automático para funcionar. **Google Now** es el nombre del CB lanzado por Google en 2012, aunque inicialmente su nombre fue **Majel** y posteriormente “asistente”. Después, en 2014 nació **Alexa** el CB de Amazon, quien eligió ese nombre pues al tener una consonante como la X permite que se pueda reconocer con mayor precisión. Microsoft creó en 2015 **Cortana** su asistente virtual que puede establecer recordatorios, reconocer voz natural y responder preguntas utilizando información del motor de búsqueda Bing (López , Quesada, y Guerrero , 2018).

El 2016 estuvo marcado por dos acontecimientos. El primero, Facebook anunció para Messenger una plataforma con aplicaciones para construir CB e interactuar con los usuarios. Entre sus mejoras permitía participar en grupos, pantallas de vista previa y capacidad de escaneo de código Quick Response (QR) a través de Messenger. El segundo acontecimiento se refiere al **Google Home** que fue lanzado en mayo del año en mención. Consiste en un CB que permite a los usuarios interactuar con diferentes servicios a través de comandos de voz (Batish, 2018). Finalmente, el CB **Woebot** permite tratar la depresión a través de una combinación de humor con técnicas de experiencia psicológica como la terapia cognitivo-conductual (TCC), nació en 2017 y ayuda a controlar el estado de ánimo, así como a aprender sobre sí mismo (Nutt , 2017). En la gráfica 2, se resume la historia de los CB.

Gráfica 2. Representación esquemática de la línea de tiempo de los CB.

Fuente: elaboración propia (2019).

Actualmente el interés por los CB tiende a incrementarse paralelamente a los avances tecnológicos y empiezan a ser considerados como las nuevas apps, debido a que pueden servir a múltiples propósitos y son vistos como una muy buena alternativa de servicio al cliente tradicional. Aunque es complejo saber con certeza las razones por las que las personas usan los CB, existen estudios que permiten dar una idea de preferencia. Según la referencia Brandtzaeg y Følstad (2017), donde realizaron una encuesta en un rango de edades de 16 a 55 años en E.E.U.U., para identificar las principales razones de uso de los CB, encontraron principalmente que:

- La mayoría de los participantes (64%) eran bastante nuevos usando los CB con menos de dos años de uso.
- El 68% de los participantes mencionaron que la productividad es la principal razón para usar los CB, pues brindan asistencia y acceso a la información con velocidad, facilidad y conveniencia, en casos específicos como evitar hacer pasos innecesarios (llamadas o leer largos textos), pues son tan rápidos como buscar en internet. Además, el CB puede responder preguntas básicas y está listo en cualquier momento cuando se necesita una respuesta.
- Otro porcentaje de los participantes informó que preferían obtener ayuda de un CB en lugar de un asistente humano, porque consideran que a veces hablar con otro humano puede ser intimidante, si la otra persona llega a pensar que la pregunta que se haga no tiene sentido. Además, varios participantes mencionan que la facilidad para obtener ayuda e información necesaria hace que los CB sean útiles y convenientes, que se pueden adaptar de acuerdo a las preferencias y/o necesidades del usuario.

En otro estudio específicamente el de Hill, Ford y G (2015), se analizaron las relaciones entre humano-humano y CB-humano, concluyendo que las conversaciones humano-CB tienden a ser más largas pues tienen más mensajes, pero con frases más cortas, más concretas, con vocabulario más simple y con mayor número de groserías (cerca de 30 veces más frente a las conversaciones entre humano-humano). Adicionalmente, el usuario notaba que no había ninguna presión en las conversaciones con el CB. En conclusión, los estudios

muestran que la forma usual de contactar un usuario debe empezar a cambiar si se quiere captar la atención y obtener mayor aceptación por parte de los usuarios.

Metodología

Esta investigación es un estudio de caso, ya que se centra en una situación que para los investigadores tienen un interés especial y de la cual se recogerá información, en este caso los chat-bot: una alternativa de comunicación automatizada en la externalización de procesos de negocios, que representa un avance importante en el área empresarial

Empezar a implementar esta nueva tecnología, es necesario conocer los dos modelos principales para construir un CB (Hussain, Ameri Sianaki y Ababneh, 2019):

- Modelo basado en la recuperación: determina cuál es la respuesta más apropiada dada a una oración / pregunta, dependiendo de un conjunto de respuestas previamente escritas. Estos modelos son bastante útiles cuando el dominio objetivo es limitado, por ejemplo, un modelo entrenado solo para conversaciones financieras, deportivas, medicina o preguntas frecuentes (FAQ's) de servicios al cliente. Por lo tanto, el CB en este tipo de contextos no puede cometer errores gramaticales o semánticos durante su servicio. El problema es que apenas manejan un conjunto de preguntas y se vuelven poco prácticas en dominios abiertos.
- Modelo generativo: el CB no utiliza ningún repositorio predefinido. Este tipo de CB es más avanzado, porque aprende desde cero utilizando un proceso llamado: "Deep learning", con el fin de ser capaz de generar datos como respuesta palabra por palabra. Sin embargo, no tener reglas implica que tienen que aprender a construir oraciones durante su entrenamiento. Por esa razón, son más complejos y difíciles de entrenar que los sistemas basados en la recuperación. Por lo general, los modelos generativos son propensos a cometer errores gramaticales y semánticos, pero, por otro lado, manejan nuevos escenarios de preguntas y, en consecuencia, pueden responder oraciones de forma más natural. Este enfoque es interesante debido a que son un avance hacia lo que se conoce como Inteligencia Artificial Fuerte, donde el sistema en sí mismo analiza, calcula y construye respuestas gracias a un aprendizaje autónomo.

Para determinar cuál es el modelo adecuado para automatizar procesos con un CB, el primer paso es realizar un análisis de las demandas típicas de los clientes. Por ejemplo, en empresas de Call Centers al filtrar la duración de la conversación, se puede determinar fácilmente si sus consultas tienden a ser complicadas o simples. Si la mayoría de sus interacciones con los clientes son breves y precisas, pueden automatizarse construyendo un CB con un modelo basado en la recuperación (o repositorio). Por el contrario, en conversaciones más largas, una máquina necesita hacer un seguimiento de lo que se dijo en los párrafos anteriores. Esto a menudo es difícil y probablemente requerirá un modelo de CB generativo. En las siguientes secciones se introduce sobre algunas de las herramientas más utilizadas para crear CB con los dos tipos de modelos.

Este estudio de caso pretende mostrar que otorgar tarjetas de crédito puede ser una tarea reemplazada por un CB (modelo de recuperación), como situación concreta para describir como algunas de las herramientas que utilizan IA son cada vez más útiles y de más fácil

acceso. Para esto, se seleccionó una de las API de Google, dada la posibilidad de acceder gratuitamente por cierto número de consultas, a un recurso que permite implementar CB para optimizar y ofrecer servicios sin importar el tipo de empresa.

Para el estudio se realizaron las siguientes etapas:

1. Antecedentes relacionados con la construcción de CB.
2. Establecer la pregunta que orientó la investigación como análisis de caso: ¿Cómo las estructuras de CB se consolidan como alternativa de comunicación automatizada?
3. Considera el marco conceptual y referencial relacionado con las posibilidades de comunicación automatizada en procesos BPO.
4. Análisis e interpretación de la información recopilada y generada mediante las herramientas propuestas para la construcción del CB.

Resultados

Dialogflow es una herramienta que permite a través de tres pasos crear experiencias conversacionales para CB de preguntas frecuentes, con el propósito de resolver lo que los usuarios necesitan (Janarthanam, 2017). Estos tres pasos son: intenciones, entidades y control de diálogo. En el caso de intenciones y entidades el orden al crearlo puede cambiar dependiendo el tipo de negocio, es decir, en unos casos se define primero entidades y por cada entidad se define las intenciones o puede proponerse el diseño, o al contrario.

El primer paso, a través de **“Intent Matching”** que es donde se configura lo que el usuario quiere, es decir el inicio de la conversación parte de identificar qué busca el usuario, de tal forma que para cada posible requerimiento exista una respuesta. El “intent” o las “intenciones” son la base modular de los CB, que funcionan en dos vías: para que el usuario se comunique y para que el CB responda. En este orden de ideas por cada intención se crean diferentes ejemplos de frases, ya que su centro de aprendizaje está basado en la información que se le suministre al CB, por lo que a mayor número de frases el CB tendrá mayor capacidad de respuesta.

Además, Dialogflow usa esta información para entrenar un modelo de aprendizaje de máquina que permita entender no sólo los ejemplos que se han provisto (operativo) sino frases similares o sinónimos (siempre que puedan significar lo mismo), así cuando el usuario se comunique de acuerdo con la información suministrada se encuentre la forma parametrizada de respuesta y se tenga el control sobre lo que el CB va a responder.

Por ejemplo, en la ilustración 1, se observa un caso de intenciones para un CB o aplicación conversacional que pretende entregar a los usuarios tarjetas de crédito, que se ha denominado iBCC (i Bot Credit Card), en la gráfica se observan tres intenciones parametrizadas:

- Condiciones de la tarjeta
- Requisitos
- Tipos de tarjeta

Para cada una de estas intenciones se le ha suministrado al CB posibles frases con las que un usuario puede comunicar o manifestar su necesidad, en temas específicos como:

1. La tasa de interés: que pertenece a la primera intención: **condiciones de la tarjeta**, que puede tener como ejemplos de frases:
 - “¿Qué tipo de tasa de interés manejan?”
 - “¿Es la más económica del mercado?”.

Estas se ven abordadas en la parte izquierda de la ilustración 1, cuando el usuario pregunta en el CB: “¿Su tasa de interés es menor que la del banco XYZ?”, el CB inmediatamente identifica la primera intención con las frases mencionadas respondiendo: “Hola Laura, efectivamente nuestra tasa de interés es la más baja del mercado”.

2. Tipo de ocupación y Tarjeta especial para jóvenes: que pertenece a la segunda “intención” de **Requisitos** y a la tercera “intención” de **Tipo de tarjeta** respectivamente, de esta forma:
 - Frase 4 de la intención; requisitos: ¿Sirve si mi ocupación es asalariado o independiente?
 - Frase 2 de la intención; tipo de tarjeta: ¿Tienen alguna tarjeta especial para los jóvenes?

Ilustración 1. Desarrollo en el caso de intención.

Fuente: elaboración propia (2019).

Según la información ingresada, se observa que el CB está en capacidad de en la misma respuesta ubicar las dos intenciones en mención y solicitar el rango de ingresos al suministrar que por ejemplo la mejor opción para ella es una tarjeta MasterCard Joven.

El segundo paso es llamado: “Entity Extraction” o extracción de entidades, las cuales son objetos parametrizables dentro de las intenciones, que permiten extraer información automáticamente a nivel de **detalle (palabra clave de este paso)** de lo que dicen los usuarios; lo que permite al usar su función integrada, seleccionar la información crítica y determinar qué acción es la que requiere, pero para que esto funcione se debe proveer una lista de palabras o frases que encajen con un concepto determinado.

Dialogflow maneja tres tipos de “entidades”:

- La primera **“Systems Entities”** o “Entidades del Sistema” que son construidas dentro o por Dialogflow, estas son propias de Google y producto de un trabajo gigante, cubren temas comunes como nombres, fechas, tiempos, geografía, etc.
- La segunda **“Developer Entities”** o “Entidades del desarrollador” permite definir entidades propias basadas en una lista de palabras o frases más allá de la consola de Dialogflow, al habilitar la función de expansión automática le permite capturar más palabras de las definidas, analizando la posición y el significado de las entidades en sus frases de ejemplos (tema central), también puede crear entidades compuestas donde combine dos o más para describir conceptos con atributos múltiples.
- La tercera es, **“User entities”** o “Entidades del usuario” que son especiales porque pueden ser definidas para un usuario o para la sesión de un usuario específico, esta permite conectar cosas que son transitorias, como las preferencias de una orden previa de un usuario, no obstante, expiran diez (10) minutos después de la conversación.

Ilustración 2. Desarrollo en el caso de Extracción de entidades

Fuente: elaboración propia (2019).

En la ilustración 2, se observa cómo funcionan las entidades para el caso de la tarjeta de crédito, en la parte izquierda está ubicado el desarrollo del dialogo entre el usuario y el CB donde se identifican las entidades (detalles o palabras clave) las cuales están al lado derecho de la figura, allí se muestran los tres tipos de entidades que maneja Dialogflow, las cuales fueron resaltadas en tres colores para ser diferenciadas:

- **Entidades del sistema:** (Color morado) para el caso ejemplo, se analiza como el CB identifica en la conversación la **Fecha**, en la frase en que el usuario dice: ¿Cuándo...? y así mismo, da la respuesta estableciendo que **Hoy** enviará la tarjeta de crédito.
- **Entidades del Desarrollador:** (Color verde) con la tarjeta de crédito se examina como el CB identifica en la conversación dos de los tipos de entidades del desarrollador que se le han suministrado al CB previamente:
 - Tipo de tasa de interés: En esta entidad, identifica en la pregunta que hace la usuaria la palabra **Efectiva**, la cual ha sido parametrizada en este tipo y a su vez le da respuesta suministrándole la tasa de interés **efectiva** anual que ofrecen del 25%.
 - Rango de Ingresos: En este tipo de entidad, solicita a la usuaria le suministre el rango de ingresos, según lo que tiene categorizado previamente en **salarios mínimos** y de acuerdo a la información obtenida le comunica cuál es el monto autorizado para esta categoría.
- **Entidades del usuario:** (Color negro) como lo dice en la figura 4, solo aplica para futuras conversaciones con esta usuaria en particular, pues a través de esta entidad el CB guarda sus preferencias.

El tercer paso es llamado: “**Dialog Control**” o control de diálogo, va más allá de identificar lo que necesitan los usuarios y dar respuesta al detalle, pues en una conversación debe existir fluidez, el cual en Dialogflow funciona a través de:

- **Diálogos Lineales:** se usan para recolectar la información necesaria y completar la acción requerida por el usuario; Ampliando es algo plenamente parametrizable, como una pregunta - una respuesta, es decir ubicar un sitio específico, u ordenar determinado elemento. Para ello, se debe establecer cuáles son las entidades requeridas, de tal forma que, si el usuario solo menciona alguna, Dialogflow solicitaría el resto de la información marcada como necesaria, en lo que llaman “slot filling” para que parezca natural, pero solo funciona si se tiene parametrizada previamente.
- **Diálogos no Lineales:** este tipo son los más parecidos a una conversación real o normal, está basado en cambios en el estado de la conversación o como se denomina en Dialogflow: los *contextos*, es decir que para determinada pregunta no existiría una única respuesta, sino dependiendo de lo que se está comunicando y la forma (contexto) en que el usuario pregunta puede existir varias respuestas, así para cada intención se pueden parametrizar múltiples contextos en entradas (lo que comunica el usuario) y salidas (lo que se le responde). Además, cada contexto puede volverse obligatorio, como una confirmación de lo que el CB entiende requiere el usuario, dichas confirmaciones se pueden expresar a través de respuestas definidas

en Sí o No, pero que pueden hacer referencia a diferentes preguntas y a su vez a diferentes respuestas y también pueden estar conectadas imperativamente entre sí, de tal forma que: dependiendo de la respuesta recibida puede tomar una acción determinada, como agendar un producto y después enviar el seguimiento con una confirmación o un recordatorio, esto es una secuencia definida para que una acción no funcione si la otra no ha sido resuelta (filtro).

Ilustración 3. Desarrollo del estudio de caso para el control de dialogo.

Fuente: elaboración propia.

La ilustración 3 está compuesta por los dos tipos de control de dialogo, que existen en Dialogflow:

- **Dialogo Lineal:** Está ubicado en la parte izquierda de la ilustración, allí se observa que este tipo de dialogo está basado en las entidades que se parametrizan como obligatorias, según este parámetro si la entidad está marcada como requerida no deja continuar el dialogo si no ha obtenido respuesta, como se analiza con las entidades identificadas en la imagen del dialogo entre el CB y el usuario, estas entidades han sido resaltadas en diferentes colores y son:
 - Fecha de pago (color morado) y entrega (color rojo): se observa en la pregunta de la usuaria: ¿Cuándo será mi **fecha de pago...**? y en la respuesta del CB cuando sugiere: ...los **30 de cada mes**. Así mismo, al final cuando programa el envío así: **hoy con dos días hábiles de entrega**.
 - Cupo otorgado (color azul): se expone en la respuesta del CB cuando confirma el **cupo de la TC** de \$1.000.000.

- Vínculo con algún empleado de la entidad (color verde): se percibe en la pregunta que hace el CB sobre si conoce a alguien **que trabaje para esta entidad**, y en la respuesta de la usuaria donde dice que no conoce a ningún empleado.

También, se demuestra en la ilustración que la entidad Tipo de tasa de interés al no estar parametrizada como requerida no es mencionada en el dialogo y no interfiere en el mismo.

- Dialogo No Lineal: para este caso de estudio de la Tarjeta de crédito, el dialogo no lineal toma como referencia una intención, por lo que se aplicó la de condiciones de la tarjeta de crédito, como una opción del contexto se establecen dos parámetros de respuesta: la afirmativa SÍ o la negativa NO, el dialogo inicia cuando la usuaria pide confirmar la tasa de interés y el cupo de la TC, afirmando que su cupo es de \$1.000.000 y el CB le confirma el cupo y a su vez la tasa de interés pactada, solicitado validación de los datos, al obtener respuesta positiva procede a enviar un email con los términos y las condiciones pactadas y a generar la orden de envío de la TC.

El CB construido permitiría a entidades financieras como los bancos, cooperativas, pymes o cualquier empresa que ofrezca tarjetas de crédito, reducir costos operacionales, donde lo más representativo son los sitios de ubicación y el personal. Además, automatizar este tipo de procesos abre la posibilidad de realizar requerimientos de este servicio en cualquier hora del día, cumpliendo a las necesidades exigentes de los usuarios. Sin embargo, el CB debe ir evolucionando con el tiempo, debido a que la meta principal es responder a los usuarios todas las posibles preguntas e inquietudes que pueden surgir debido a las políticas dinámicas de cada entidad. Por lo tanto, se recomienda recurrir a análisis de los datos de la percepción y comportamiento de las interacciones del CB o recurrir a nuevas tecnologías de procesamiento de lenguaje natural como las redes neuronales.

Recientemente, los últimos avances en aprendizaje automático y más específicamente en redes neuronales artificiales, es posible crear modelos de CB que ya no requieren reglas como las mencionadas anteriormente (Wu , Li , Wu , y Zhou, 2018). Los modelos generativos están entrenados para generar datos como respuesta palabra por palabra. Sin embargo, no tener reglas implica que tienen que aprender a construir oraciones durante su entrenamiento.

En el área de los CB generativos se han implementado por ejemplo una arquitectura de codificador-decodificador con redes neuronales recurrentes conocidas como secuencia a secuencia o Seq2Seq (Sutskever, Vinyals , y Le, 2014). Una red neuronal es un tipo de algoritmo de Machine Learning inspirado en el comportamiento de las neuronas en el cerebro y consiste en un grupo de unidades básicas llamadas neuronas artificiales o perceptrón, que están conectadas entre sí formando una red compleja. Estas pueden calcular una salida a partir de datos de entrada descomponiéndolos en diferentes representaciones para identificar diferentes características.

En este orden de ideas, Deep Learning es un subconjunto de aprendizaje de representación, que tiene múltiples capas de neuronas para aprender representaciones de datos con múltiples niveles de abstracción (LeCun, Bengio, y Hinton, 2015). Un tipo especial de red neuronal artificial es llamada red neuronal recurrente (por sus siglas en

inglés RNN). RNN está diseñada para preservar el estado neuronal anterior. Esto permite que la red neuronal retenga el contexto y produzca resultados basados en el estado anterior. Este enfoque hace que las RNN sean deseables para los CB, ya que mantener el contexto en una conversación es esencial para el entendimiento al usuario. Los RNN se utilizan ampliamente para tareas de procesamiento de lenguaje natural (NPL), como traducción, reconocimiento de voz, generación de texto y subtítulos de imágenes (Tezcan, Hoste y Macken, 2017; Graves, Mohamed y Hinton, 2013; Karpathy y Fei-Fei, 2017).

Los CB de modelos generativos o conocidos como “Deep Learning Chatbots”, aprenden desde cero a través de redes neuronales. En este proceso, los CB se crean utilizando algoritmos con el propósito de estar capacitados para desarrollar su propia conciencia sobre el texto y tengan conversaciones naturales con personas. Para desarrollar este aprendizaje, es necesario una base de datos de conversaciones de humano-humano, diálogos de películas o guiones. Cabe resaltar que cuanto más datos estén disponibles, mejor será la efectividad del aprendizaje automático.

Así, lo estudiado en el caso de otorgar las tarjeta de crédito, con todas las interacciones CB-humano y las conversaciones establecidas en DialogFlow, se puede entrenar un modelo más especializado sobre este tema, que le permita al CB ser un agente con posibilidades de respuestas dependiendo el tipo de usuario que lo consulta, es decir, hacer una unión entre un modelo basado en recuperación y un modelo generativo, con el fin de que el CB demuestre naturalidad en la conversación es un posible camino (Song, Yan, Li, Zhao y Zhang, 2016). Además, el CB podría entrar a dominios más abiertos a la hora de establecer una conversación acerca de tarjetas de crédito. Finalmente, es importante mencionar que para implementar estos tipos CB es necesario personal especializado en programación y ciencia de datos.

Conclusiones

La implementación de herramientas tipo CB está suficientemente documentado en el marco de la productividad, un hecho de amplio interés para empresas que buscan velocidad, facilidad y conveniencia. Por otro lado, las interacciones humano-CB, disminuye presiones e intimididades conscientes o inconscientes detectados en la interacción humano-humano. Esto es importante para obtener información o ser más amigable a los usuarios, con el fin de potenciar servicios en las empresas. Adicionalmente, la información y adaptabilidad a las preferencias de los usuarios evidencian que el interés en los CB esta soportado en experiencias y análisis diversos. Por esta razón, la alta pertinencia que ofrece un CB en su estructura básica, tanto en un modelo de recuperación como más especializada en el generativo, permite pensar que su aplicación debe ser masificada y analizada para obtener mejores procesos y servicios en escalas micro y macro.

La versatilidad de una herramienta como Dialogflow, permite construir con relativa simpleza un CB como estructurador de evidencias para la entrega de tarjetas de crédito, estableciendo las intenciones o aplicaciones conversacionales configuradas desde las

condiciones de uso, requisito y tipos de tarjeta. Como paso siguiente, se involucran las intenciones, obtenidas de las posibles frases con las que un usuario puede manifestar necesidades específicas en tasas de interés y tipo de ocupación. Así, el CB queda consolidado con la fluidez en la generación de diálogos, que pueden ser lineales o no lineales y generan experiencias gratificantes a las necesidades de los clientes.

Adicionalmente, un camino para implementar un “Deep learning CB”, que genere la precepción de chatear con un humano, se necesita una base de datos con las diferentes posibilidades de cómo una persona puede interactuar con otra y la información estructurada con un modelo de repositorio, para enseñarle al CB. Esto permite abarcar en gran parte las posibles preguntas, respuestas e intereses que requiera el usuario y permite que el CB genere dominios más abierto sin recurrir a errores. Finalmente, implementar esta tecnología emergente permite ocupar al capital humano encontrar nuevas soluciones a procesos que generen valor a las empresas especializadas en BPO y no enfocados a tareas operativas.

Referencias bibliográficas

- Aguirre, S., y Rodriguez, A. (2017). Automation of a Business Process Using Robotic Process Automation (RPA): A Case Study. *Applied Computer Sciences in Engineering*, 65-71.
- Bahrammirzaee, A. (2010). A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems. *Neural Computing and Applications*, 1165--1195.
- Batish, R. (2018). *Voicebot and Chatbot Design: Flexible Conversational Interfaces with Amazon Alexa, Google Home, and Facebook Messenger*. Packt Publishing.
- Binner, J., Kendall, G., y Chen, S. (2004). Applications of Artificial Intelligence in Finance and Economics (Advances in Econometrics, Vol. 19). Bingley: Emerald Group Publishing Limited.
- Brandtzaeg, P., y Følstad, A. (2017). Why People Use Chatbots. In *Internet Science* (pp. 377--392). Cham: Springer International Publishing.
- Brown, D., y Wilson, S. (2005). *The Black Book of Outsourcing: How to Manage the Changes, Challenges, and Opportunities*. Hoboken, NJ: Wiley.
- Chatbot Report 2019: *Global Trends and Analysis*. (2019, 18 04). Retrieved from BRAIN [BRN.AI] White Label Chatbots: <https://chatbotsmagazine.com/chatbot-report-2019-global-trends-and-analysis-a487afec05b>
- Cheng, H., Lu, Y.-C., y Sheu, C. (2009). An ontology-based business intelligence application in a. *Expert Systems with Applications*, 3614 - 3622.
- Cui, L., Huang, S., Wei, F., Tan, C., Duan, C., y Zhou, M. (2017). SuperAgent: A Customer Service Chatbot for E-commerce Websites. In *Proceedings of {ACL} 2017*,

- System Demonstrations* (pp. 97-102). Vancouver, Canada: Association for Computational Linguistics.
- Ghodeswar, B., y Vaidyanathan, J. (2008). Business Process Outsourcing: An Approach to Gain Access to World-Class Capabilities. *Business Process Management Journal*, 23-38.
- Graves, A., Mohamed, A.-r., y Hinton, G. (2013). Speech Recognition with Deep Recurrent Neural Networks. *ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings*, 6645-6649.
- Grossman, G. M., y Helpman, E. (2005). Outsourcing in a Global Economy. *The Review of Economic Studies*, 135–159.
- Gupta, P., Sharma, A., y Jindal, R. (2016). Scalable machine-learning algorithms for big data analytics: a comprehensive review. *WIREs Data Mining Knowl Discov*, 194-214.
- Hamid, O. H., Smith, N. L., y Barzanji, A. (2017). Automation, per se, is not job elimination: How artificial intelligence forwards cooperative human-machine coexistence. In *2017 IEEE 15th International Conference on Industrial Informatics (INDIN)* (pp. 899-904).
- Hill, “., Ford , W., y G., I. (2015). Real conversations with artificial intelligence: A comparison between human–human online conversations and human–chatbot conversations. *Computers in Human Behavior*, 245 - 250.
- Huang, M.-H., y Rust, R. (2018). Artificial Intelligence in Service. *Journal of Service Research*, 155–172.
- Hussain, S., Ameri Sianaki, O., y Ababneh, N. (2019). A Survey on Conversational Agents/ Chatbots Classification and Design Techniques. In *Web, Artificial Intelligence and Network Applications* (pp. 946--956). Cham: Springer International Publishing.
- Hutchens, J. (1997). How to Pass the Turing Test by Cheating. *University of Western Australia*.
- Janarthanam, S. (2017). *Hands-On Chatbots and Conversational UI Development: Build Chatbots and Voice User Interfaces with Chatfuel, Dialogflow, Microsoft Bot Framework, Twilio, and Alexa Skills*. Packt Publishing.
- Karpathy, A., y Fei-Fei, L. (2017). Deep Visual-Semantic Alignments for Generating Image Descriptions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 664-676.
- LeCun, Y., Bengio, Y., y Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*.
- López , G., Quesada , L., y Guerrero , L. (2018). Alexa vs. Siri vs. Cortana vs. Google Assistant: A Comparison of Speech-Based Natural User Interfaces. In *Advances in Human Factors and Systems Interaction* (pp. 241--250). Cham: Springer International Publishing.

- Maglogiannis, I., Karpouzis, K., Wallace, M., y Soldatos, J. (2007). *Emerging Artificial Intelligence Applications in Computer Engineering - Real Word AI Systems with Applications in eHealth, HCI, Information Retrieval and Pervasive Technologies*. Amsterdam : Oxford.
- Mazon, S. (2018, 04 06). *Retrieved from Desarrollo de Chatbots con Watson Conversation*: <https://www.ibm.com/developerworks/ssa/library/desarrollando-chatbots-con-watson-conversation/index.html>
- McTear, M., y Zoraidaand, D. (2016). *Creating a Conversational Interface Using Chatbot Technology*. In *The Conversational Interface: Talking to Smart Devices* (pp. 125--159). Cham: Springer International Publishing.
- Nutt, A. (2017, 12 03). 'The Woebot will see you now' — the rise of chatbot therapy. *The Washington Post*.
- Procolombia. (2016). *Portal oficial de Inversión de Colombia*. Retrieved from <https://www.inviertaencolombia.com.co/sectores/servicios/tercerizacion-de-servicios-bpo.html>
- Raj, S. (2018). *Building Chatbots with Python: Using Natural Language Processing and Machine Learning*. Bangalore, Karnataka, India: Apress.
- Song, Y., Yan, R., Li, X., Zhao, D., y Zhang, M. (2016). *Two are Better than One: An Ensemble of Retrieval- and Generation-Based Dialog Systems*. arXiv.
- Sutskever, I., Vinyals, O., y Le, Q. (2014). *Sequence to Sequence Learning with Neural Networks*. Advances in Neural Information Processing Systems.
- Tezcan, A., Hoste, V., y Macken, L. (2017). *A Neural Network Architecture for Detecting Grammatical Errors in Statistical Machine Translation*. *The Prague Bulletin of Mathematical Linguistics*.
- Ustundag, A., y Cevikcan, E. (2018). *Industry 4.0: Managing The Digital Transformation*. Switzerland, Cham: Springer.
- Van Der Aalst, W., Bichler, M., y Heinzl, A. (2018). *Robotic Process Automation*. *Business & Information Systems Engineering*, 269–272.
- Wallace, R. (2004). *The elements of AIML style*. ALICE AI Foundation.
- Weizenbaum, J. (1966). ELIZA--a Computer Program for the Study of Natural Language Communication Between Man and Machine. *Commun. ACM*, 36--45.
- Willcocks, L., Lacity, M., y Craig, A. (2017). *Robotic Process Automation: Strategic Transformation Lever for Global Business Services?* *Journal of Information Technology Teaching Cases*, 17–28.
- woebot. (n.d.). Retrieved from <https://woebot.io/>
- Wu, Y., Li, Z., Wu, W., y Zhou, M. (2018). *Response selection with topic clues for retrieval-based chatbots*. *Neurocomputing*, 251 - 261.

- Wüllenweber, K., Beimborn, D., Weitzel, T., y König, W. (2008). *The impact of process standardization on business process outsourcing success*. Information Systems Frontiers.
- Xu, A., Liu, Z., Guo, Y., Sinha, V., y Akkiraju, R. (2017). *A New Chatbot for Customer Service on Social Media*. In Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (pp. 3506--3510). New York: ACM.