

**Aplicación del procesamiento de lenguaje natural
para segmentar clientes en una empresa de cobranza**

**Application of natural language processing to
segment customers in a collection company**

Marco Santiago Jácome-Jara¹

**Pontificia Universidad Católica del Ecuador, sede Manabí -
Ecuador
marcojacome10@gmail.com**

Mario Ernesto Cevallos-Campoverde²

**Pontificia Universidad Católica del Ecuador, sede Manabí -
Ecuador
mcevallos@pucesm.edu.ec**

doi.org/10.33386/593dp.2022.5-2.1431

V7-N5-2 (sep) 2022, pp. 99-113 | Recibido: 05 de septiembre de 2022 - Aceptado: 21 de septiembre de 2022 (2 ronda rev.)
Edición especial

1 Ingeniero Matemático en la Escuela Politécnica Nacional . Estudiante de maestría en Marketing Digital de la Pontificia Universidad Católica del Ecuador, sede Manabí
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1243-2367>

2 Magister en Planificación y Dirección Estratégica. Docente de la Pontificia Universidad Católica del Ecuador, sede Manabí
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8381-9326>

Cómo citar este artículo en norma APA:

Jácome-Jara, M., & Cevallos-Campoverde, M., (2022). Aplicación del procesamiento de lenguaje natural para segmentar clientes en una empresa de cobranza. 593 Digital Publisher CEIT, 7(5-2), 99-113 <https://doi.org/10.33386/593dp.2022.5-2.1431>

Descargar para Mendeley y Zotero

RESUMEN

La recuperación de cartera es una actividad con gran demanda, impulsada por la inclusión financiera, la transformación digital y la ciencia de datos. Las empresas de cobranza invierten en infraestructura y mano de obra para ser competitivas y rentables, en un mercado con notables cambios económicos y sociales.

El marketing tradicional utiliza variables duras para conocer la estructura, características y condicionantes de grupos o personas, la incorporación de variables blandas añade información solapada, mejorando el análisis. En esta línea, según el análisis transaccional existen tres maneras diferentes desde, y hacia donde, nos relacionamos con el mundo: padre, adulto y niño.

Los comportamientos, pensamientos, sentimientos y emociones que se expresan en cada uno de estos estados, se denominan "estados del yo". El uso de estas herramientas a nivel empresarial se ve favorecido por la evolución del neuromarketing y el desarrollo de técnicas computacionales para sintetizar los procesos cognitivos, denominados Inteligencia Artificial (IA).

Así, esta propuesta de investigación plantea responder si la identificación a priori de los estados del yo permite diferenciar los patrones de relacionamiento padre, adulto y niño, utilizando IA, y propone utilizar estas variables blandas para la segmentación de una cartera vencida.

Utilizando Python para Procesamiento de Lenguaje Natural (PNL) y regresión logística para aclarar las relaciones entre segmentación y comportamiento de pago, se obtuvo resultados que revelan las relaciones propuestas, y se aceptan en su amplia mayoría, además de proponer las bases para el diseño de estrategias eficaces en la gestión de cobranza moderna.

Palabras clave: segmentación de clientes; cobranza; variables blandas; buyer persona; inteligencia artificial

ABSTRACT

Portfolio recovery is a high-demand activity, driven by financial inclusion, digital transformation, and data science. Collection companies invest in infrastructure and labor to be competitive and profitable, in a market with remarkable economic and social changes.

Traditional marketing uses hard variables to know the structure, characteristics and conditioning factors of groups or people, the incorporation of soft variables adds overlapping information, improving the analysis. In this line, according to transactional analysis there are three different ways from, and where, we relate to the world: father, adult, and child.

The behaviors, thoughts, feelings, and emotions that are expressed in each of these states are called "states of self." The use of these tools at the business level is favored by the evolution of neuromarketing and the development of computational techniques to synthesize cognitive processes, called Artificial Intelligence (AI).

Thus, this research proposal proposes to answer whether the a priori identification of the states of the self allows to differentiate the patterns of parent, adult, and child relationship, using AI, and proposes to use these soft variables for the segmentation of an overdue portfolio.

Using Python for Natural Language Processing (NLP) and logistic regression to clarify the relationships between segmentation and payment behavior, results were obtained that reveal the proposed relationships, and are accepted in their vast majority, in addition to proposing the bases for the design of effective strategies in modern collection management.

Palabras clave: customer management; work; soft variables; buyer persona; artificial intelligence

Introducción

En un mercado dinámico y competitivo como el de hoy en día, la venta a crédito es una estrategia para incrementar las ventas y obtener utilidades. La importancia de la inclusión financiera como política gubernamental para el desarrollo y bienestar de las personas, trae consigo desafíos inéditos en lo digital, ecológico y laboral, matizados por la aparición de situaciones fortuitas como el Covid-19. “El crédito es un mecanismo que estimula el consumo, sin embargo, en el contexto de la sociedad de consumo se genera una distorsión de la función social del crédito” (Antonio y Zaga, 2021, pág. 8).

El uso de nuevas tecnologías acelera los procesos de innovación en la banca: pagos y aplicaciones móviles, canales de auto atención y asesores virtuales, son apenas ejemplos que la adopción de los entornos digitales se ha convertido en algo clave, tanto para la productividad como para la fidelización de clientes. Todo lo anterior favorece el acceso al crédito y obliga una gestión técnica de los riesgos, donde las empresas de cobranza contribuyen al cumplimiento de este objetivo a través de la especialización.

Los operadores de cobranza se comunican con clientes en diferentes estados emocionales (ira, ansiedad, miedo, estrés, alegría, etc.). Por su parte estos operadores también pueden pasar por los mismos estados, con la diferencia que están entrenados para manejar adecuadamente sus emociones y las emociones de los clientes. En definitiva, se trata de una relación entre humanos, donde el éxito de la cobranza depende en gran medida del tipo de vínculo que pueda generarse entre estas dos partes.

Reconocer a priori estos estados emocionales en los clientes podría convertirse en una ventaja importante para que un agente entrenado y motivado concrete una mayor cantidad de cobros. Según (Bojanić et al., 2020) el reconocimiento de las emociones brinda a los CC la posibilidad de comunicarse mejor con los clientes, diferenciando aquellos que pueden ser atendidos por un canal virtual, de los

que deben ser gestionados por una persona. El procesamiento del lenguaje natural es un área interdisciplinaria que combina el procesamiento del lenguaje, ciencias cognitivas, sistemas de diálogo y acceso a la información.

Analizar el impacto del análisis transaccional sobre el comportamiento de pago, identificando los estados del yo a través de Procesamiento de Lenguaje Natural (PNL), sirve para plantear una nueva segmentación de clientes en la aplicación del Marketing Mix, mejorando la recuperación de créditos afectados por morosidad en una empresa de cobranzas.

La inclusión financiera

Según el Banco Mundial (2022), la inclusión financiera se refiere al acceso que tienen las personas y las empresas a diversos productos y servicios financieros útiles y asequibles, que atienden sus necesidades de transacciones, pagos, ahorro, crédito y seguros a través de una cuenta, mismos que se prestan de manera responsable y sostenible. A nivel mundial, hasta 2017, el 69% de los adultos tenía una cuenta.

Caldentey y Titelman (2014), mencionan que América Latina y el Caribe tienen bajos niveles de inclusión, con menos de la mitad de las personas mayores de 15 años con acceso al sistema financiero en la región (45.8%), por debajo del promedio mundial (61%) y considerablemente menor que zonas desarrolladas como América del Norte y Europa Occidental (ambas cerca del 93%). También, es más baja que la mayoría de las regiones en desarrollo, incluidas Asia Oriental y el Pacífico, Europa Oriental y Asia Central, y el Oriente Medio y África del Norte. (71.6%, 58.2% y 52.8%, respectivamente).

En todo este proceso los bancos de desarrollo juegan un papel importante al canalizar recursos hacia el sector productivo y los objetivos de crecimiento, promocionando innovación para el financiamiento de las empresas y los hogares en forma de productos, procesos e institucionalidad, complementando y articulando acciones con la banca comercial (Caldentey y Titelman, 2014).

La inclusión financiera en Ecuador

Este tema se aborda desde dos aristas: la primera por el lado de mejorar las condiciones de vida de las personas en condiciones de pobreza y la segunda relacionada con la disminución de la brecha en la inserción al sistema financiero formal, particularmente de grupos excluidos y vulnerables.

En este sentido, respecto a la correlación entre el índice de pobreza mostrado por el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INEC) y el esquema de inclusión financiera representado por las sucursales de bancos comerciales, número y cuentas de ahorro, número de préstamos, operaciones de crédito, el monto de depósitos/PIB y el monto de crédito/PIB, Rivera et al. (2022) concluyen lo siguiente:

Los resultados reflejan que, las variables Cuentas por cada 100.000 habitantes y Operaciones de Crédito por cada 100.000 habitantes son significativas de polaridad negativa hacia la Brecha de la Pobreza, que implica que ayudan a reducir el índice de pobreza. Por el contrario, los Depósitos respecto al PIB y las Sucursales de Bancos Comerciales por cada 100.000 habitantes, son significativas, pero tienen una polaridad positiva en relación con la Brecha de Pobreza y, por tanto, se concluye que no ayudan en el alivio a la pobreza. (pág. 489)

Por su parte, Solano et al. (2020) indican que en Ecuador alrededor del 50% de la población está incluida, ubicándose apenas en posiciones intermedias a escala internacional; por ello se vuelve necesaria la implementación de las mejores prácticas para impulsarla a través de acciones coordinadas y articuladas entre los sectores **público**, privado y de la economía popular y solidaria. Esto se basa en cuatro pilares fundamentales: acceso, uso, educación financiera y protección al consumidor. El “acceso” tiene dos dimensiones: por un lado, los productos y servicios financieros y por otro, la brecha tecnológica. El “uso” por su parte tiene que ver con la titularidad de una cuenta; en este ámbito, la tecnología, los teléfonos móviles y el internet han dado lugar a una nueva era de servicios que

favorecen la inclusión. El tercer pilar, “educación financiera”, es definir las actividades necesarias en la que los ciudadanos participan para adquirir las competencias, habilidades y conocimientos que les permitan comprender, administrar y planificar sus finanzas personales. Finalmente, la “protección al consumidor financiero” es el cuarto pilar, aplicando estándares de conducta y prácticas que regulan el trato a los clientes y usuarios de servicios, respecto a la oferta de productos y servicios financieros, prevención del sobreendeudamiento, transparencia, precios responsables, trato justo y respetuoso de los clientes, privacidad de datos y mecanismo para la resolución de quejas.

Finalmente, las implicaciones y características de la inclusión financiera aún no se han estudiado a profundidad en Ecuador, dado que la información disponible en su mayoría es recopilación de bases de datos internacionales.

El acceso al crédito

Demirgüç-Kunt et al. (2021) publicaron que, en el 2021, el 53 por ciento de los adultos en todo el mundo informaron haber pedido dinero prestado en el último año, incluyendo el uso de una tarjeta de crédito. La proporción de adultos con crédito nuevo, formal o no formal promedió el 65 por ciento en las economías de ingresos altos y el 50 por ciento en los países en vías de desarrollo.

En las economías de ingresos altos, el endeudamiento formal se da a través de medios como préstamos de una institución financiera, tarjetas de crédito o mediante una cuenta de dinero móvil, siendo estas las fuentes de crédito más común, con más del 72 por ciento de participación. En el otro lado, apenas el 46 por ciento de los prestatarios lo hizo formalmente, y un porcentaje similar mencionó a familiares y amigos como la única fuente para pedir prestado dinero. En este mismo entorno, 2 de cada 100 adultos pidió prestado semi formalmente a un grupo de ahorro, como las cooperativas de ahorro y crédito comunitario, pero no pidió prestado formalmente. Otras fuentes de préstamo fueron reportadas por el 5 por ciento de los adultos a nivel mundial (pág. 93).

Por su parte, (The Global Findex Banco Mundial, 2017) indica que para el año 2017, el 38% de los latinoamericanos encuestados habían pedido un préstamo durante el último año. Las poblaciones con mayores necesidades de financiamiento son Chile y Bolivia, mientras que Ecuador y Perú figuran como los países con indicadores menores.

En el caso ecuatoriano (Solano et al., 2020) señala que el 32% de las personas manifestó haber accedido a un préstamo, pero únicamente el 17% lo hizo a través de una institución financiera formal o a través de una tarjeta de crédito; esta realidad se explica en la falta de garantías y en la incapacidad de los usuarios para sustentar la capacidad de pago del crédito. Las brechas de género y nivel de ingresos persisten en estas transacciones, pues solamente el 8% de la población femenina manifestó contar con el crédito en una institución financiera, frente al 16% de los hombres. Y, el 14% de la población incluida en el 60% más rico accedió a este producto financiero, mientras que apenas el 9% dentro del 40% más pobre lo consiguió (pág. 40).

El desarrollo de los productos y servicios financieros de la banca está estrechamente relacionado con la innovación y aplicación de nuevas tecnologías. (Arias, 2022) señala que el siglo XXI se puede considerar como la era de la tecnología y esto ha afectado al crédito. La banca online, los pagos electrónicos y otras actividades realizadas en Internet ha contribuido a una complejidad aun mayor en la actividad crediticia.

Los datos del Reporte del (The Global Findex Banco Mundial, 2017) pone en evidencia la existencia de otras barreras de acceso al sistema financiero, como la falta de conectividad que impide el acceso a los servicios financieros digitales; la brecha de género que alcanza el 8%; la de instrucción el 19%; la intergeneracional el 16%; y la de ingresos el 21%.

Según la Agencia de Regulación y Control de las Telecomunicaciones del Ecuador, con corte a marzo 2022 el porcentaje de cobertura

de acceso a internet es 71.37% y respecto a la cobertura de telefonía móvil fuentes oficiales citan una penetración del 80% y alcanzar el 92% hasta el 2024.

La morosidad

Los ecuatorianos que manifestaron estar en la posibilidad de conseguir recursos en caso de una emergencia económica bordean el 55%. No obstante, lo preocupante radica en que un 43% de la población mencionó que solo podría hacerlo con los ingresos de su trabajo, limitación que evidencia la falta de un manejo de finanzas personales en gran parte de la sociedad (Solano et al., 2020, pág. 41).

Las dos fuentes de provisión de recursos para una emergencia: los ahorros y los préstamos, tienen que ver con el relacionamiento formal que el cliente pueda establecer con las instituciones del Sistema Financiero. Al 2017, solamente el 31 % de las personas tuvieron opciones de acudir a estas fuentes para cubrir sus emergencias. (Acevedo, 2018, pág. 49)

(Arroyo, 2021) menciona que existen factores importantes que influyen en su comportamiento, tales como el empleo adecuado, la liquidez, las utilidades y las provisiones de cartera. En este mismo sentido (Golman & Bekerman, 2018) argumentan que los prestatarios, cuanto más bajos sean sus ingresos o arrienden vivienda, es más probable que caigan en mora. Por su parte (Fabricio y Flores, 2018) afirman que el buen desempeño de la política económica referente a crecimiento económico sostenible, empleo adecuado y una buena gestión de la deuda pública, puede reducir los niveles de morosidad (especialmente cartera de consumo) a un nivel adecuado. Por su parte (Jácome, 2015) plantea la necesidad de centrarse en el cliente para entender la morosidad desde el punto de vista del marketing, añadiendo al análisis con variables socioeconómicas y sociodemográficas, el comportamiento de pago y los resultados de la gestión de cobranza.

Finalmente, ya sea por negligencia o interés propio, las empresas en ocasiones

excluyen de sus procesos de crédito algunos filtros o condiciones, fomentando el consumismo y contribuyendo al sobreendeudamiento de la población. Como consecuencia se dificulta la recuperación de cartera y se generan diversas complicaciones para los deudores, entre los más comunes: imposibilidad de nuevos créditos, discriminación en el empleo, estrés por cobros agresivos, problemas legales y en general reducción de su calidad de vida.

Relación entre el marketing y la cobranza

Según Kotler (2013), la evolución de los medios de comunicación social, el protagonismo de internet y la segmentación de los mercados, permite la comunicación integral para la venta de un producto o servicio, orientada a mantener relaciones estables y sostenibles con los clientes.

A través del conocimiento de los clientes, podemos desarrollar una cobranza basada en el desempeño y características de este, diseñando estrategias eficaces y eficientes de forma automatizada. Los productos y servicios pueden concebirse como globales e igualitarios a través de estos enfoques, convirtiendo la recuperación de un préstamo en una actividad puramente de marketing.

Lo que determina realmente que una empresa de cobranza tenga éxito o no, es ofrecer a los clientes soluciones de impacto económico y emocional, en el sentido de crear o aclarar sus necesidades, comunicarlas, brindar alternativas de solución y finalmente satisfacerlas a favor recíproco entre la empresa y el cliente en estado de morosidad.

Cadena de valor de Porter en la cobranza.

El Servicio de Cobranza se refiere a la administración de los procesos comerciales, tecnológicos, financieros y de gestión del talento humano, relacionados con el pago de créditos en cada una de las fases que se distinguen en un proceso de recuperación de cartera vencida.

El sistema de cobranza son los distintos tipos de interacciones entre la empresa y los clientes de la cartera, desarrollados con base a

los procedimientos operativos y administrativos que se han definido para el efecto, ejecutados de forma directa y unidireccional, tradicionalmente a través de llamadas telefónicas, visitas domiciliarias, correo o mensajería.

Un sistema de cobranza debe administrar las diferentes acciones de cobro, generando de forma ordenada y secuencial nuevas acciones más eficaces, de forma manual o automática, añadiendo el resultado de cada interacción que se realice en la definición del siguiente. Con el correcto registro en su sistema de todas las acciones y resultados de la gestión, se conforma una estructura de información histórica que puede ser utilizada en cualquier instancia, en todas las fases del proceso, facilitando la obtención de conocimiento para el análisis y pronóstico del comportamiento individual y grupal de la cartera de clientes.

Las herramientas de cobranza se relacionan con la estructura e infraestructura necesarias para que la operación cumpla con los objetivos definidos al menor costo, y que además sea escalable, donde la función de cada uno de sus componentes esté orientada al cumplimiento de estos fines. El adecuado uso de los sistemas informáticos, la capacitación y desarrollo del talento humano, se juntan con los procedimientos, manuales y políticas que norman la operación, así, se construye un sistema de calidad que se adapta a la satisfacción de la cartera de clientes que contribuya al cumplimiento de los indicadores clave establecidos.

La importancia de una planificación técnica y formal, acorde a las particularidades de las carteras y adaptada a las realidades temporales del mercado, debe definir cada una de las interacciones y describirlas a detalle, para evitar redundancia y enfocar los esfuerzos en actividades que generen valor y cumpliendo estándares de calidad.

Marketing Mix.

Se refiere al conjunto de acciones o tácticas relevantes para el exitoso posicionamiento de una empresa en el mercado con sus productos

o servicios. Los cuatro elementos básicos del modelo clásico de marketing mix son: política de productos, política de precios, política de distribución y política de comunicación. Philip Kotler (2013) define el marketing mix de servicios como el conjunto de herramientas tácticas controlables que la empresa combina para producir una respuesta deseada en un mercado objetivo. Es decir, todo lo que la empresa puede realizar para influir en su consumidor para la demanda de su producto, por lo que es necesario el uso de las “7p” del Marketing.

Las empresas de cobranza

Una empresa que se dedica a la recuperación de cartera o cobranza tiene como objetivo aumentar los ingresos, maximizando los resultados operativos, basándose en dos estrategias fundamentales que constituyen la base de todo su accionar: a. Consecución de altos estándares de productividad y calidad y b. Administración adecuada de los recursos propios. Aplicados de la forma correcta, ambos principios apuntan a la tecnificación y profesionalización de su servicio.

Hoy en día, el desarrollo de estrategias y la búsqueda de nuevos mecanismos de recaudación, se favorece con la participación de proveedores externos de servicios especializados, denominados Business Process Outsourcing (BPO), debido en parte a que los costos operativos son elevados y porque estas empresas ofrecen hoy en día buenos niveles de recuperación.

Las empresas de cobranza invierten continuamente en la creación y adaptación de herramientas para potenciar el desempeño de su capital humano, incluyendo en esta tarea a la neurociencia, la psicología, las ciencias sociales y la ciencia de datos, lo que origina costos elevados por la necesidad de incorporar personal técnico calificado y retención de talentos.

Marketing Digital

El internet favorece a gran escala el impacto de las acciones de marketing por su grado

de particularización y sofisticación, produciendo una inevitable sensación de inmediatez, comodidad, información y conveniencia. Cuando estas acciones se ejecutan sobre el ambiente online, tales como como blogs, sitios, motores de búsqueda, redes sociales, emails, mensajería, entre otros, se refieren a marketing digital.

Según (Kotler et al., 2013), marketing digital o marketing online, es una forma de marketing directo que surge en la actual era de la información basada en las tecnologías de la información. Además, menciona que “en la actualidad las empresas tratan de llegar a las mentes y corazones de los consumidores”.

En el blog (Improving Debt Collection with Technology, 2021), desarrollado por la empresa Acqueon, se establece que, dar a los clientes más opciones de comunicación como canales digitales aumenta la acción de pago. El movimiento acelerado que muchas empresas han tomado hacia los canales digitales trae consigo nuevas herramientas que los bancos y prestamistas utilizan para cobrar deudas. Según este mismo artículo, en donde se menciona una investigación de 2019 de McKinsey, se cita que del 12% al 35% de los consumidores morosos, toman medidas de pago después de ser contactados a través de canales digitales.

Pero a pesar de que existen pruebas que indican que trabajar con nuevos medios facilita que el cliente se mantenga comunicado con la empresa, muchas empresas de cobranza mantienen estrategias de cobro tradicionales, poco efectivas en la actualidad, sin considerar las diferencias y sutilezas que puede presentar la cartera, y manteniendo a la recuperación de saldos como pilar de su estrategia.

En el marketing, la segmentación de clientes es una herramienta eficaz y económica, ya que permite crear estrategias personalizadas para un grupo con atributos muy concretos, ahorrando tiempo y dinero, además de mantener una base de datos a la que enviar información, ofertas o recompensas en función de las interacciones con la empresa.

Análisis transaccional.

Berne (1961), propuso que existen tres formas diferentes, desde y hacia donde podemos dirigirnos en la relación que construimos con el mundo que nos rodea: estado padre, adulto y niño, donde los comportamientos, pensamientos, sentimientos y emociones que se expresan en cada uno, denominados estado del “yo”, tienen características comunes. El estado padre tiene que ver con lo que entendemos que es correcto en cada momento, lo que debemos o no debemos hacer, la ética, la moral, aquellas cuestiones propias de nuestra cultura que nos condicionan en la forma de ser y hacer nuestro pequeño mundo. El estado niño está basado en las reacciones basadas en emociones, sentimientos o fantasías de la infancia. Finalmente, en el estado adulto se descubre que los sentimientos y las emociones no son ni malas ni buenas, todo depende del uso que se les dé, del contexto en el que estemos y de la intensidad con la que procesemos esa emoción.

Inteligencia Artificial

La inteligencia artificial (IA) se ha convertido en una fuerza que a ratos parece que nos abordó por sorpresa, y su uso generalizado en la sociedad moderna plantea cuestiones éticas, ontológicas y jurídicas, que de no ser tratadas adecuadamente podrían afectar profundamente la forma de vida, alterar la condición humana de manera negativa, llegando incluso a debilitar el papel de las personas en la construcción de sus propias realidades (Felipe et al., 2021).

Una de las aplicaciones más populares de la Inteligencia Artificial es el Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN), un área multidisciplinaria de las ciencias de la computación, inteligencia artificial y lingüística aplicada, que se encarga de estudiar las interacciones que existen entre personas y computadoras mediante algún lenguaje humano. Básicamente, existen dos aproximaciones generales para abordar este problema denominado modelización lingüística: modelos lógicos y modelos probabilísticos.

Su aplicación es cada vez mayor: asistentes virtuales o *chatbots*, funciones de

autocorrección de texto, traducción, detección de spam, síntesis de voz, resultados de búsquedas. En el marketing digital se utiliza para estrategias SEO, análisis de comunidades online, entrega de contenidos relevantes, análisis de mercado y creación de públicos objetivo. En el artículo de 8x8 (Contact Center Predictions for 2023 and Beyond, n.d.) se menciona que para 2023, el 30% de las empresas entregarán servicios utilizando inteligencia artificial.

Análisis de sentimiento

El análisis de sentimientos es una aplicación del procesamiento de lenguaje natural que identifica opiniones y sentimientos desde diversas fuentes de información, generalmente como positiva o negativa. (Cambria et al., 2012) lo definen como “Conjunto de técnicas computacionales para la extracción, clasificación, comprensión y evaluación de opiniones expresadas en fuentes publicadas en Internet, comentarios en portales web y en otros contenidos generados por usuarios”

Método

Esta investigación tiene un enfoque mixto, con diseño transeccional correlacional, dado que se describirá situaciones o realidades de clientes en la empresa de cobranza “Contacto Directo Cia. Ltda.”. Se recuperarán gestiones registradas en el sistema de cobranza de la empresa del período abril a agosto del 2022; así la investigación es de tipo documental.

Desarrollo

El desarrollo de este proyecto consta de tres etapas, considerando la aplicación de metodologías de acuerdo con el estado del arte y adaptando las herramientas necesarias para cumplir con los objetivos planteados.

Aplicación del procesamiento de lenguaje natural sobre gestiones de cobranza para la detección de los estados del yo.

Lo primero es obtener la polaridad de las gestiones registradas en el sistema de cobranza a través del análisis de sentimiento, y

a continuación la identificación de los estados del yo a través de la construcción de una base de conocimiento.

Cálculo de la polaridad

Antes del cálculo de polaridad, es necesario seleccionar la muestra sobre la cual se aplicarán los análisis. Dado que se trata con una gran de datos, el tamaño muestral necesario sobre una población infinita, con nivel de confianza del 95%, es 381; sin embargo, como se dispone de información necesaria, se definió utilizar 900 gestiones de forma aleatoria, que después de hacer un filtro descartando inconsistencias, quedaron en 704 gestiones, comprendidas en el período del 1 de abril al 31 de julio de 2022. Para todo el análisis se utiliza el software Python.

Preprocesado

El objetivo de esta etapa previa fue preparar los textos eliminando información innecesaria y corrigiendo el texto para su posterior procesamiento. Dada la naturaleza de la fuente de datos, es decir, las interacciones registradas en el sistema de la empresa por los agentes de cobranza, el lenguaje utilizado se alinea a las políticas de calidad de la empresa; sin embargo, incluye abreviaciones, repetición de caracteres y uso indebido de mayúsculas, además de errores de ortografía y gramática, así como la creación de textos cortos que son difíciles de analizar.

Luego, el procesado se realizó con el uso de librerías de Python, como *pandas* para la carga del conjunto de datos, *spacy* para la tokenización, *spelling* para la corrección de la ortografía y *re* para la normalización de los textos. Por ejemplo, se sustituyó “mensaje” en lugar de “msj”, “porque” en lugar de “pq”; palabras como “enfemo” se corrigieron por “enfermo”, “llamada” en lugar de “llamda” y se completaron palabras como “disponible” en lugar de “disp” o “referencia” por “ref”. También se eliminaron palabras que no aportaban valor a través de la lematización y el uso de diccionarios, denominados *stopwords*.

Entrenamiento automático

El modelo utilizó una base etiquetada manualmente por agentes experimentados de cobranza y supervisados por el área de control de calidad, quienes leyeron e interpretaron cada gestión para calificar el estado del yo como padre, adulto o niño, y el sentimiento o polaridad, en cada una de ellas. En este punto es importante indicar que la empresa de cobranza basa su gestión en procesos de acuerdo con la norma de calidad americana para *Call Center* COPC, la cual garantiza la escucha obligatoria de las grabaciones y la comprobación de la concordancia con el registro en el sistema. El modelo se parametrizó para calcular la probabilidad de pertenencia a uno de los tres estados del yo, escogiéndose aquel con la probabilidad más alta, y la polaridad positiva y negativa de la gestión.

Para esta etapa se utilizó la librería *tensorflow*, que al igual que *spacy*, permite crear modelos nuevos o reentrenar los modelos que proporciona con datos propios, para entrenarlos en campos específicos. Para el análisis de PNL, se separó el 80% de los datos para entrenamiento y se aplicó sobre el corpus procesado en el paso anterior, gestiones de cobranza etiquetadas con cada uno de los estados del yo, y como positiva o negativa. El control o *testing* se realizó sobre el restante 20%.

Identificación de los estados del yo

El modelo resultante se aplicó sobre una base nueva sin etiquetar de 10888 clientes, correspondiente a toda la cartera, con las gestiones desde el 1 de agosto hasta el 15 de agosto 2022. Utilizando el proceso descrito, se calcularon dos nuevas variables blandas *vb_estadoYo* y *vb_sentimiento*, a través de la construcción de reglas para medir la frecuencia de cada uno de los estados del yo y sentimiento, sobre las gestiones de cobranza realizadas a los clientes en la muestra.

Regla 1. El estado del yo corresponde aquel con mayor frecuencia para cada cliente de la muestra.

Regla 2. En el caso de tener la misma frecuencia, se considera primero el estado adulto, luego el estado niño y finalmente el estado padre.

Regla 3. Para el caso del sentimiento se calificó como positivo al cliente con al menos una gestión positiva, caso contrario se calificó como negativo.

Impacto de las variables blandas calculadas sobre el comportamiento de pago

Se consideró variables citadas en estudios anteriores contemplados en el estado del arte, como saldo en mora, antigüedad, estado civil y género (Jácome, 2015); sin embargo, se identificaron otras variables disponibles en los sistemas de la empresa que aportaban características relevantes de los clientes y de su interacción con la misma, así como también se incluyó la variable blanda *vb_estadoYo* y *vb_sentimiento* calculadas previamente. Para mejorar el análisis se transformó las variables a discretas dicotómicas en lo posible, utilizando cuartiles. Ver tabla 1.

Tabla 1

Variables consideradas en el modelo logístico

variable	variable codificada	atributos	tipo
Estado civil	cod_estado_civil_cod	0 soltero; 1 casado	discreta dicotómica
Sexo	cod_sexo_cod	0 hombre; 1 mujer	discreta dicotómica
Nivel de estudio	des_niv_estud_cod	0 básica; 1 superior	discreta dicotómica
Profesional	des_profesion_cod	0 no profesional; 1 profesional	discreta dicotómica
Provincia	provincia_cod	0 sierra; 1 costa	discreta dicotómica
Estado ruc	estado_persona_natural_cod	0 sin ruc; 1 con ruc	discreta dicotómica
Dependencia	dependiente_cod	0 no dependiente; 1 dependiente	discreta dicotómica
Gestión efectiva	gest_efectiva_cod	0 sin gestión; 1 con gestión	discreta dicotómica
Deuda	deuda_completa_cod	0 <950 usd; 1 >=950 usd	discreta dicotómica
Días mora	dias_mora_cod	0 <90 días; 1 >=90 días	discreta dicotómica
Edad	edad_cod	0 <39 años; 1 >=39 años	discreta dicotómica
Nivel de ingresos	nivel_ingresos	0 <555 usd; 1 >=555 usd	discreta policotómica
Sentimiento	sentimiento	0 negativo; 1 positivo	discreta dicotómica
Estado del yo	estadoYo	0 adulto; 1 niño; 2 padre	discreta policotómica
Comportamiento de pago	pagos_mes_cod	0 malo; 1 bueno	discreta dicotómica

Autoría propia

Segmentación de la cartera

Finalmente, para la segmentación de la cartera se construyeron tablas cruzadas de tres variables, *vb_estadoYo*, una covariable y la variable dependiente. El objetivo es determinar factores que, evaluados simultáneamente, muestren tener algún tipo de relación con la variable dependiente comportamiento de pago. En este análisis no existe una variable independiente

principal cuyo efecto se desea evaluar, sino que todas se evalúan para particionar la población.

Análisis del comportamiento de pago con regresión logística

Para comprobar que la variable blanda “estado del yo”, influye sobre el comportamiento de pago, se construyó un modelo de regresión logística binaria con el procedimiento de reducción de variables y método de entrada manual, utilizando SPSS 25. El análisis con regresión logística es una buena herramienta para reconocer el efecto bivariante y multivariante de cada una de las covariables de la Tabla 1, sobre la variable dependiente comportamiento de pago.

Resultados

Los resultados obtenidos son: el cálculo de las nuevas variables estados del yo y sentimiento (Ver Tabla 2 y Tabla 3).

Tabla 2

Distribución de frecuencias de la variable estados del yo.

estado del yo	clientes	% participación	% acumulado
adulto	4550	41,8%	41,8%
niño	2989	27,5%	69,2%
padre	3349	30,8%	100,0%
Total general	10888	100,00%	

Existe una mayor composición en el estado del yo adulto (41.8%), seguido del estado padre (30.8%) y finalmente para el estado niño (27%)

Tabla 3

Tabla cruzada estado del yo, sentimiento.

estado del yo	sentimiento	malo	bueno
adulto	negativo	95,84%	4,16%
	positivo	30,07%	69,93%
niño	negativo	96,03%	3,97%
	positivo	37,36%	62,64%
padre	negativo	95,44%	4,56%
	positivo	30,78%	69,22%
Total general		63,47%	36,53%

La segmentación de los clientes de la cartera utilizando una combinación de variables duras y blandas (Ver Tabla 4 hasta Tabla 15)

Tabla 4

Tabla cruzada estado del yo, género y comportamiento

estado del yo	sexo	malo	bueno
adulto	hombre	58,90%	41,10%
	mujer	59,83%	40,17%
niño	hombre	71,34%	28,66%
	mujer	69,13%	30,87%
padre	hombre	62,11%	37,89%
	mujer	64,22%	35,78%
Total general		63,47%	36,53%

Tabla 5

Tabla cruzada estado del yo, estado civil y comportamiento

estado del yo	estado civil	malo	bueno
adulto	soltero	59,65%	40,35%
	casado	58,53%	41,47%
niño	soltero	71,33%	28,67%
	casado	68,86%	31,14%
padre	soltero	63,69%	36,31%
	casado	61,50%	38,50%
Total general		63,47%	36,53%

Tabla 6

Tabla cruzada estado del yo, nivel de estudio y comportamiento

estado del yo	nivel de estudio	malo	bueno
adulto	Básico	59,18%	40,82%
	Superior	59,66%	40,34%
niño	Básico	70,57%	29,43%
	Superior	70,07%	29,93%
padre	Básico	63,69%	36,31%
	Superior	58,89%	41,11%
Total general		63,47%	36,53%

Tabla 7

Tabla cruzada estado del yo, profesional y comportamiento

estado del yo	profesional	malo	bueno
adulto	No Profesional	59,21%	40,79%
	Profesional	59,34%	40,66%
niño	No Profesional	71,36%	28,64%
	Profesional	68,78%	31,22%
padre	No Profesional	63,22%	36,78%
	Profesional	62,42%	37,58%
Total general		63,47%	36,53%

Tabla 8

Tabla cruzada estado del yo, provincia y comportamiento

estado del yo	provincia	malo	bueno
adulto	sierra	57,94%	42,06%
	costa	60,29%	39,71%
niño	sierra	69,00%	31,00%
	costa	71,56%	28,44%
padre	sierra	60,56%	39,44%
	costa	64,79%	35,21%
Total general		63,47%	36,53%

Tabla 9

Tabla cruzada estado del yo, estado ruc y comportamiento

estado del yo	estado ruc	malo	bueno
adulto	sin RUC	60,92%	39,08%
	con RUC	57,93%	42,07%
niño	sin RUC	72,01%	27,99%
	con RUC	69,20%	30,80%
padre	sin RUC	65,34%	34,66%
	con RUC	61,14%	38,86%
Total general		63,47%	36,53%

Tabla 10

Tabla cruzada estado del yo, dependencia y comportamiento

estado del yo	dependencia	malo	bueno
adulto	no dependiente	61,52%	38,48%
	dependiente	54,78%	45,22%
niño	no dependiente	72,22%	27,78%
	dependiente	66,84%	33,16%
padre	no dependiente	66,20%	33,80%
	dependiente	56,47%	43,53%
Total general		63,47%	36,53%

Tabla 11

Tabla cruzada estado del yo, gestión efectiva y comportamiento

estado del yo	gestión efectiva	malo	bueno
adulto	no efectiva	68,50%	31,50%
	efectiva	53,61%	46,39%
niño	no efectiva	76,07%	23,93%
	efectiva	66,30%	33,70%
padre	no efectiva	70,88%	29,12%
	efectiva	57,52%	42,48%
Total general		63,47%	36,53%

Tabla 12

Tabla cruzada estado del yo, deuda y comportamiento

estado del yo	deuda	malo	bueno
adulto	<950 usd	57,99%	42,01%
	>=950 usd	61,38%	38,62%
niño	<950 usd	68,55%	31,45%
	>=950 usd	74,42%	25,58%
padre	<950 usd	62,80%	37,20%
	>=950 usd	63,20%	36,80%
Total general		63,47%	36,53%

Tabla 13

Tabla cruzada estado del yo, días mora y comportamiento

estado del yo	días mora	malo	bueno
adulto	<90 días	59,23%	40,77%
	>=90 días	59,45%	40,55%
niño	<90 días	70,87%	29,13%
	>=90 días	67,63%	32,37%
padre	<90 días	63,02%	36,98%
	>=90 días	62,32%	37,68%
Total general		63,47%	36,53%

Tabla 14

Tabla cruzada estado del yo, edad y comportamiento

estado del yo	edad	malo	bueno
adulto	<39 años	57,64%	42,36%
	>=39 años	60,83%	39,17%
niño	<39 años	69,69%	30,31%
	>=39 años	71,30%	28,70%
padre	<39 años	62,43%	37,57%
	>=39 años	63,45%	36,55%
Total general		63,47%	36,53%

Tabla 15

Tabla cruzada estado del yo, nivel de ingresos y comportamiento

estado del yo	nivel de ingresos	malo	bueno
adulto	<555 usd	55,11%	44,89%
	>=555 usd	54,30%	45,70%
	sin información	61,52%	38,48%
niño	<555 usd	68,38%	31,62%
	>=555 usd	64,46%	35,54%
	sin información	72,22%	27,78%
padre	<555 usd	58,26%	41,74%
	>=555 usd	53,85%	46,15%
	sin información	66,20%	33,80%
Total general		63,47%	36,53%

Análisis del comportamiento de pago con regresión logística.

Originalmente se incluyó 15 variables, y después de utilizar los procedimientos automáticos y manuales de selección, al final quedaron 7. Respecto de las variables blandas, se analizó la confusión e interacción de estas covariables y se descartó estos efectos sobre la variable independiente comportamiento de pago. Con el modelo final con 7 variables, el problema de multicolinealidad se corrigió y la variable blanda *vb_estadoYo* resultó ser estadísticamente significativa con $p < 0.05$. El estado del yo niño multiplica por 0.6 el riesgo de convertirse en buen pagador y el estado padre multiplica por 0.86 el riesgo de tener buen comportamiento de pago (Ver Tabla 16)

Tabla 16

Modelo Logístico final.

	B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1 ^a				89,116	2	0
estadoYo(1)	-0,479	0,051	88,759	1	0	0,619
estadoYo(2)	-0,147	0,047	9,643	1	0,002	0,863
provincia(1)	-0,132	0,041	10,488	1	0,001	0,876
conRuc(1)	0,156	0,042	13,618	1	0	1,168
deuda(1)	-0,159	0,043	13,708	1	0	0,853
dependiente(1)	0,299	0,043	49,24	1	0	1,348
gestionEfectiva(1)	0,56	0,042	174,713	1	0	1,75
edad(1)	-0,128	0,041	9,516	1	0,002	0,88
Constante	-0,723	0,057	158,585	1	0	0,485

Conclusiones

Finalmente, utilizando la información de las Tablas 4 -15, se obtiene la segmentación de la cartera con base en las variables de la Tabla 1.

Género: esta variable tiene poco poder de discriminación, sin embargo, incluyendo

la variable *vb_estadoYo* se aprecia como los mejores pagadores son hombres en estado padre y los peores pagadores son los hombres en estado niño. Ver Tabla 4.

Estado civil: los mejores pagadores son los casados de estado adulto y los peores pagadores son solteros en estado niño. Ver Tabla 5.

Nivel educativo: los mejores pagadores son los clientes superior en estado padre y los peores aquellos con instrucción básica en estado niño. Ver Tabla 6.

Profesión: los profesionales y no profesionales en estado adulto tienen el mejor comportamiento de pago, por otro lado, los clientes no profesionales en estado niño tienden a ser malos pagadores. Ver Tabla 7.

Provincia: los clientes de la sierra tienden a ser mejores pagadores, si incluimos el estado del yo, se observa que los serranos en estado adulto tienen el mejor comportamiento de pago y los costeños en estado niño el peor comportamiento. Ver Tabla 8.

Estado ruc: los clientes con ruc (Registro Único de Contribuyente) tienden a tener buen comportamiento de pago. Los clientes con ruc en estado adulto son los mejores pagadores y aquellos sin ruc en estado niño tienen el peor comportamiento de pago. Ver Tabla 9.

Dependencia Laboral: los clientes en relación de dependencia tienen una marcada ventaja en el comportamiento de pago. Los mejores pagadores son aquellos en relación de dependencia con estado adulto y los desempleados en estado niño son lo contrario. Ver Tabla 10.

Gestión efectiva: Los mejores pagadores son los clientes con gestión efectiva en estado adulto, mientras que aquellos donde no existe un comportamiento regular de comunicación telefónica efectiva en estado niño tienen el peor comportamiento de pago. Ver Tabla 11.

Deuda: Los clientes con deudas menores

a 950 usd tienden ligeramente a ser mejores pagadores. Los que tienen deudas menores a 950 usd tienen el mejor comportamiento de pago y los que deben más de 950 usd en estado niño son los peores pagadores. Ver Tabla 12.

Días mora: Los mejores pagadores son los clientes que tienen menos de 90 días de mora en estado adulto y los peores pagadores son aquellos con menos de 90 días mora en estado niño. Ver Tabla 13.

Edad: Los clientes más jóvenes tienden a ser ligeramente mejores pagadores. El mejor comportamiento de pago tiene los menores a 39 años en estado adulto, mientras que tener 39 años o más es señal de tener el peor comportamiento de pago. Ver Tabla 14.

Nivel de ingresos: Las personas con nivel de ingresos mayor a 555 usd tienen a ser mejores pagadores. Los clientes con estado adulto que ganan más de 555 usd son los mejores pagadores y los que no disponen de información de ingresos en estado niño tienen el peor comportamiento de pago. Ver Tabla 15.

Discusión

Uno de los aportes más representativos de este trabajo es haber planteado la equivalencia entre la gestión de cobranza y la gestión de marketing. Se ha explicado la similitud de los conceptos y la ventaja de tener un marco desarrollado ampliamente como es marketing, aplicado en el ámbito de la gestión de cobranza.

Las empresas están utilizando la IA para recopilar datos sobre los clientes y utilizarlos para diseñar estrategias de marketing más personalizadas. El uso de esta herramienta es más barato que la contratación de expertos y ayuda a las empresas a compensar la falta de capital humano calificado. Todo esto tiene un gran impacto en los procesos empresariales, ya que desemboca en el cambio de la automatización a la compensación, debido a que la IA se está utilizando actualmente como apoyo para tareas realizadas por personas, o en la mejora de sus habilidades, pero poco a poco pasará de ser un

apoyo a un reemplazo gradual, hasta que se llegue a niveles en los que las habilidades de las personas serán mejoradas. Es importante abordar estos cambios con la filosofía y las ciencias sociales.

El uso de variables duras para segmentar cartera en cobranza es habitual, que coincide con las investigaciones de (Arroyo, 2021) y (Golman & Bekerman, 2018), pero son pocos los estudios que utilizan variables blandas desde el punto de vista de la psicología para definir segmentos de clientes. Este estudio contribuye al desarrollo de las actividades de cobranza, ya que si bien, la aplicación del análisis transaccional en la actividad comercial no es un tema reciente, el uso de herramientas como la IA para ayudar a detectar estas variables blandas es nuevo.

Los resultados muestran que utilizar sólo variables como género, estado civil, ingresos o tener empleo, no proporciona suficiente información, que coincide con las investigaciones de (Jácome, 2015). Sin embargo, cuando se añade el efecto de los estados del yo, se observa que hay una diferencia muy marcada entre el comportamiento de pago de las personas en el estado adulto, el estado padre y el estado niño, siendo estos últimos los que peor se comportan a la hora de pagar sus deudas.

Reconocer a priori estos estados emocionales en los clientes podría convertirse en una ventaja importante, para que un agente entrenado y motivado concrete una mayor cantidad de cobros, que concuerda con el trabajo de (Bojanić et al., 2020), aunque en este último se utiliza reconocimiento de los estados emocionales al habla en lugar de textos.

Los clientes pueden segmentarse en diferentes categorías en función de su comportamiento, estilo de comunicación o personalidad. Estos resultados pueden ser la base para estudios posteriores en temas como la construcción de *buyer persona*, marketing de contenidos, *copywriting*, gamificación, marketing digital.

Se puede ampliar y profundizar este tema de estudio utilizando no solo las gestiones de cobranza registradas en el sistema de las empresas, sino también registros de audio para transcripción de conversaciones o análisis de las características fonéticas de los clientes, como se estudia en el trabajo de (Peña, 2019).

Referencias bibliográficas

- Acevedo, E. (2018). Según el Global Findex y más allá del Global Findex. https://www.findevgateway.org/sites/default/files/publications/files/libro_inclusion-versiondigital_0.pdf
- Antonio, F., & Zaga, R. (2021). El sobreendeudamiento como problema legal y social. Propuesta de reforma del Código de Protección y Defensa del Consumidor. <https://doi.org/10.21142/DES-1301-2021-0011>
- Arias, E. (2 de enero de 2022). Historia del crédito. <https://economipedia.com/historia/historia-del-credito.html>
- Armstrong, G., Kotler, P., y Mues Zepeda, A. (2013). Fundamentos de marketing. https://frrq.cvg.utn.edu.ar/pluginfile.php/14584/mod_resource/content/1/Fundamentos%20del%20Marketing-Kotler.pdf
- Arroyo, I. (2021). Universidad Andina Simón Bolívar Sede Ecuador. Modelo econométrico aplicado para determinar el comportamiento de la cartera de microcrédito de los bancos privados del Ecuador especializados en microcrédito en el periodo 2007-2019. <http://hdl.handle.net/10644/8384>
- Banco Mundial. (29 de marzo de 2022). Inclusión financiera. Entendiendo La Pobreza. <https://www.bancomundial.org/es/understanding-poverty>
- Bojanić, M., Delić, V., & Karpov, A. (2020). Call redistribution for a call center based on speech emotion recognition. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(13). <https://doi.org/10.3390/app10134653>
- Caldentey, E. P., & Titelman, D. (2014). La inclusión financiera para la inserción productiva y el papel de la banca de desarrollo. www.cepal.org/es/suscripciones
- Cambria, E., Havasi, C., & Hussain, A. (2012). SenticNet 2: A Semantic and Affective Resource for Opinion Mining and Sentiment Analysis. www.aaai.org
- Contact Center Predictions for 2023 and Beyond. (2022). 8x8 Contact Center Predictions Report. <https://www.8x8.com/resources?asset=97g7vnr0v375h8nqg0tafm7fah>
- Demirgüç-Kunt, A., Klapper, L., Singer, D., & Ansar, S. (2021). Financial Inclusion, Digital Payments, and Resilience in the Age of COVID-19.
- Demirguc-Kunt, A., Klapper, L., Singer, D., Ansar, S., Hess, J. (2018) A. The Global Findex Banco Mundial. (2017). The Global Findex Database 2017 Measuring Financial Inclusion and the Fintech Revolution. <https://documentos.bancomundial.org/es/publication/documents-reports/documentdetail/332881525873182837/the-global-findex-database-2017-measuring-financial-inclusion-and-the-fintech-revolution>
- Fabricio, R., & Flores, D. (2018). Determinantes de la Tasa de Morosidad de la Cartera Bruta de Consumo: Desde la visión de los datos de panel dinámicos. https://estadisticas.superbancos.gob.ec/portalestadistico/portalestudios/wp-content/uploads/sites/4/downloads/2018/09/determinantes_morosidad_2017.pdf
- Felipe, D., Espinoza, V., Jesús, J., & Julissa, M. (2021). Inteligencia artificial y condición humana: ¿Entidades contrapuestas o fuerzas complementarias? <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=28066593034>
- Golman, M., & Bekerman, M. (2018). What drives debt defaults in microfinance? The case of the asociación civil avanzar. In *Problemas del Desarrollo*

llo (Vol. 49, Issue 195, pp. 127–151).
Universidad Nacional Autónoma de
México. [https://doi.org/10.22201/
iiec.20078951e.2018.195.62527](https://doi.org/10.22201/iiec.20078951e.2018.195.62527)

Improving Debt Collection with Techno-
logy. (Diciembre de 2022). [Https://
www.Acqueon.Com/Blog/Impro-
ving-Debt-Collection-with-Technology/](https://www.Acqueon.Com/Blog/Improving-Debt-Collection-with-Technology/).

Jácome, M. (2015). Construcción de un mode-
lo estadístico para calcular el riesgo de
deterioro de una cartera de microcré-
ditos y propuesta de un sistema de ges-
tión para la recuperación de la cartera
en una empresa de cobranzas. [http://
bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/9194](http://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/9194)

Peña, O. (2019). Análisis de audio para extrac-
ción de características, segmentación,
clasificación y predicción [https://ci-
mat.repositorioinstitucional.mx/jspui/
bitstream/1008/1029/1/TE%20754.pdf](https://ci-mat.repositorioinstitucional.mx/jspui/bitstream/1008/1029/1/TE%20754.pdf)

Rivera, M., Pulgar, K., Dávalos, E., y Ga-
llegos, D. (2022). Inclusión finan-
ciera y pobreza: Un analisis para
el Ecuador. www.cidecuador.com

Solano, R., Guerrero, R., y Ponce, K. (2020).
Inclusión financiera y desarrollo. [ht-
tps://www.superbancos.gob.ec/
bancos/wp-content/uploads/down-
loads/2020/07/LIBRO-INCLUSION-FI-
NANCIERA-Y-DESARROLLO.pdf](https://www.superbancos.gob.ec/bancos/wp-content/uploads/downloads/2020/07/LIBRO-INCLUSION-FINANCIERA-Y-DESARROLLO.pdf)