

Identifying Contact Fatigue and Determining the Optimal Contact Threshold in Bank Telemarketing Campaigns Using Machine Learning and Model Interpretability

Peyman Dadras¹, Seyed Samad Hoseini^{2*}

1. MSc. Business Administration, Faculty of Management, University of Tabriz, Tabriz, Iran.
2. Associate Prof, Department of Management, Faculty of Economics and Management, University of Tabriz, Tabriz, Iran.

Received: 02/09/2026

Accepted: 17/09/2026

Corresponding Author email: s.hosseini@tabrizu.ac.ir

Abstract

Objective: Bank telemarketing campaigns often rely on increasing the number of calls to improve conversion rates. However, repeated contact may eventually lead to call fatigue, perceived intrusiveness, reduced customer willingness to engage, and inefficient use of call-center resources. Unlike most previous studies, which have primarily focused on comparing algorithmic performance and accurately predicting customer responses, this study seeks to transform predictive modeling into a practical managerial decision-support tool. Specifically, it aims to identify the nonlinear relationship between the number of calls and the likelihood of offer acceptance, determine the threshold beyond which additional calls produce diminishing or negative returns, and examine whether sensitivity to repeated contact differs across age groups. From this perspective, the study goes beyond improving customer targeting by proposing a framework for reducing low-yield calls, controlling campaign costs, protecting the customer experience, and allocating marketing resources more efficiently.

Method: The study used the UCI Bank Marketing dataset, which contains 45,211 observations and 17 demographic, financial, and campaign-related variables. The target variable indicated whether a customer subscribed to a term deposit. Three classification algorithms—logistic regression, random forest, and a multilayer perceptron—were employed to predict customer responses. Because the dataset was highly imbalanced, model performance was evaluated using accuracy, precision, recall, F1-score, area under the receiver operating characteristic curve (AUC), and confusion matrices. To move beyond predictive accuracy and clarify the underlying logic of the models, SHAP values, partial dependence plots, and a two-dimensional interaction analysis of customer age and number of calls were also applied.

Findings: The random forest model achieved the most balanced performance, with an AUC of 0.802 and an F1-score of 0.46 for the minority class. Descriptive evidence also revealed a marked decline in conversion rates: from 13.19% among customers receiving one or two calls to 10.34% among those receiving three or four calls, and 6.41% among those contacted five times or more. The SHAP and partial dependence analyses consistently showed that the first call generated the strongest positive contribution, the marginal effectiveness of contact declined during the second call, and the negative effect of repeated calling became more pronounced from the third call onward. Customers under the age of 30 were more responsive to initial contact but also more sensitive to repeated calls, whereas older customers exhibited a more gradual decline in response probability.

Conclusion: The convergence of the descriptive and model-based evidence suggests that two calls represent an appropriate operational limit for most customers. After two unsuccessful attempts, continuing to call with the same message is likely to create greater cost and irritation than potential benefit. Banks should therefore move away from mass-calling practices,

prioritize customers according to predicted response scores, and reserve a third call for individuals with a high likelihood of acceptance or clear behavioral evidence of interest. Other customers should be redirected to less intrusive channels, such as text messages, email, or mobile-app notifications. Implementing such a strategy can reduce campaign costs, release call-center capacity for higher-value prospects, strengthen customer trust and satisfaction, and support more sustainable long-term relationships between banks and their customers.

Keywords: Bank Marketing, Contact Fatigue, Machine Learning, Optimal Contact Threshold.



نشریه مدیریت تبلیغات و فروش

<https://asm.pgu.ac.ir>

دوره ۷، شماره ۲، تابستان ۱۴۰۵، پیاپی ۲۶، ص ۱-۱۴

شاپا: ۳۰۶۰-۸۱۶۳

شناسه یکتا: 10.22034/asm.2026.2104812.3587



شناسایی فرسودگی تماس و تعیین آستانه بهینه تماس در کمپین‌های بازاریابی تلفنی بانک‌ها با رویکرد یادگیری ماشین و تفسیرپذیری مدل

پیمان دادرس^۱، سید صمد حسینی^{۲*}

۱. کارشناسی ارشد مدیریت کسب و کار، دانشکده مدیریت، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران.

۲. دانشیار، گروه مدیریت، دانشکده اقتصاد و مدیریت، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران (نویسنده مسئول).

پذیرش: ۱۴۰۵/۰۶/۲۶

دریافت: ۱۴۰۵/۰۶/۱۱

ایمیل نویسنده مسئول: s.hosseini@tabrizu.ac.ir

چکیده

هدف: در کمپین‌های بازاریابی تلفنی بانک‌ها، افزایش تعداد تماس معمولاً به‌عنوان راهی برای بالا بردن نرخ تبدیل در نظر گرفته می‌شود؛ با این حال، تکرار ارتباط می‌تواند پس از نقطه‌ای مشخص به فرسودگی تماس، مزاحمت ادراک‌شده، کاهش تمایل مشتری و اتلاف ظرفیت مرکز تماس منجر شود. برخلاف بخش عمده مطالعات پیشین که بر مقایسه دقت الگوریتم‌ها و پیش‌بینی پاسخ مشتری تمرکز داشته‌اند، پژوهش حاضر می‌کوشد مدل پیش‌بینی را به ابزاری برای تصمیم‌گیری مدیریتی تبدیل کند. هدف اصلی، شناسایی شکل غیرخطی رابطه تعداد تماس و احتمال پذیرش پیشنهاد، تعیین آستانه‌ای است که پس از آن بازده تماس کاهش می‌یابد، و تبیین این موضوع است که آیا حساسیت به تکرار تماس در گروه‌های سنی مختلف یکسان است یا خیر. از این منظر، پژوهش علاوه بر بهبود هدف‌گیری، به دنبال ارائه چارچوبی برای کاهش تماس‌های کم‌اثر، کنترل هزینه، حفظ تجربه مشتری و تخصیص هوشمندانه منابع بازاریابی است.

روش تحقیق: داده‌های پژوهش از مجموعه داده Bank Marketing مخزن UCI، شامل ۴۵۲۱۱ مشاهده و ۱۷ متغیر جمعیت‌شناختی، مالی و عملیاتی، استخراج شد. متغیر هدف، پذیرش یا عدم پذیرش سپرده مدت‌دار بود. برای پیش‌بینی پاسخ مشتریان، سه الگوریتم رگرسیون لجستیک، جنگل تصادفی و پرسپترون چندلایه به کار گرفته شد. با توجه به نامتوازن بودن کلاس‌ها، عملکرد مدل‌ها با معیارهای Precision، Recall، F1-score، AUC و ماتریس سردرگمی ارزیابی شد. سپس برای عبور از پیش‌بینی صرف و فهم منطق تصمیم مدل، از روش SHAP، نمودار وابستگی جزئی و تحلیل تعاملی سن و تعداد تماس استفاده گردید.

یافته‌ها: جنگل تصادفی با AUC برابر ۰.۸۰۲ و F1-score کلاس اقلیت برابر ۰.۴۶، متعادل‌ترین عملکرد را نشان داد. شواهد توصیفی نشان داد که نرخ تبدیل با افزایش تعداد تماس‌ها روندی نزولی دارد؛ به‌طوری‌که این نرخ برای مشتریانی با ۱ تا ۲ تماس برابر با ۱۳.۱۹ درصد بود، در ۳ تا ۴ تماس به ۱۰.۳۴ درصد کاهش یافت و در ۵ تماس یا بیشتر به ۶.۴۱ درصد رسید. نتایج SHAP و PDP نشان داد تماس نخست بیشترین اثر مثبت را دارد، در تماس دوم بازده کاهش می‌یابد و از تماس سوم به بعد اثر منفی تکرار تماس آشکارتر می‌شود. همچنین، مشتریان زیر ۳۰ سال در تماس‌های اولیه واکنش‌پذیرتر، اما نسبت به تکرار تماس حساس‌تر بودند؛ درحالی‌که مشتریان مسن‌تر افت ملایم‌تری در احتمال پاسخ نشان دادند.

نتیجه‌گیری: همگرایی شواهد نشان می‌دهد سقف عملیاتی مناسب برای بیشتر مشتریان دو تماس است. پس از دو تلاش ناموفق، ادامه تماس تلفنی با همان پیام معمولاً هزینه و مزاحمت بیشتری نسبت به منفعت احتمالی ایجاد می‌کند. بنابراین، بانک‌ها باید از تماس‌گیری انبوه فاصله گرفته، مشتریان را بر اساس امتیاز پیش‌بینی اولویت‌بندی کنند و تماس سوم را فقط برای افراد دارای احتمال پاسخ بالا مجاز بدانند. برای سایر مشتریان، تغییر کانال به پیامک، ایمیل یا اعلان اپلیکیشن می‌تواند تجربه‌ای کم‌مزاحمت‌تر ایجاد کند. اجرای این سیاست، ضمن کاهش هزینه و آزادسازی ظرفیت مرکز تماس، می‌تواند اعتماد، رضایت و رابطه بلندمدت مشتری با بانک را در بلندمدت نیز تقویت کند.

واژه‌های کلیدی: آستانه بهینه تماس، بازار یابی بانکی، فرسودگی تماس، یادگیری ماشین.

مقدمه

در سال‌های اخیر، بازاریابی مستقیم به‌عنوان یکی از رویکردهای مهم سازمان‌ها برای جذب، حفظ و فعال‌سازی مشتریان مورد توجه گسترده قرار گرفته است؛ زیرا این رویکرد از طریق ارتباط مستقیم با مشتریان هدف، امکان دریافت پاسخ فوری، تقویت رابطه با مشتری و افزایش اثربخشی فعالیت‌های بازاریابی را فراهم می‌سازد (راموس و همکاران^۱، ۲۰۲۴).

برخلاف تبلیغات انبوه که معمولاً پیام یکسانی را برای گروه بزرگی از مخاطبان ارسال می‌کند، بازاریابی مستقیم بر ارتباط هدفمند، شخصی‌سازی شده و قابل اندازه‌گیری با مشتریان تمرکز دارد (روگیچ و همکاران^۲، ۲۰۲۲). از این رو، تصمیم‌گیری درباره اینکه کدام مشتریان، در چه زمانی و با چه میزان تلاش ارتباطی هدف قرار گیرند، به یکی از مسائل کلیدی در مدیریت کمپین‌های بازاریابی تبدیل شده است (محمودی میمند و همکاران، ۱۴۰۳). با افزایش رقابت در بازارها، رشد هزینه‌های جذب مشتری و کاهش اثربخشی تبلیغات عمومی، سازمان‌ها بیش از گذشته به کمپین‌های داده‌محور و هدفمند روی آورده‌اند (ماستری فراهانی و پاینده، ۱۴۰۳).

هدف اصلی این نوع کمپین‌ها، افزایش نرخ پاسخ مثبت مشتریان و تخصیص کارآمدتر منابع بازاریابی است (روگیچ و همکاران، ۲۰۲۲؛ بایر و اشتوکر^۳، ۲۰۲۲). در چنین فضایی، یکی از فرض‌های رایج آن است که افزایش شدت ارتباط با مشتری، به‌ویژه از طریق تماس‌ها یا یادآوری‌های مکرر، می‌تواند احتمال موفقیت کمپین را افزایش دهد (آیواز و همکاران^۴، ۲۰۲۱؛ آنتینیان و همکاران^۵، ۲۰۲۱). با این حال، این فرض همواره قابل پذیرش نیست؛ زیرا تکرار بیش‌ازحد تماس‌ها می‌تواند اثر معکوس ایجاد کرده و موجب کاهش تمایل مشتری به تعامل با سازمان شود. (آنتینیان و همکاران، ۲۰۲۱؛ اوک و آلتین^۶، ۲۰۲۶) این مسئله در ادبیات بازاریابی با مفاهیمی مانند فرسودگی بازاریابی، فرسودگی پیام و فرسودگی تماس قابل توضیح است. (اوک و آلتین، ۲۰۲۶؛ لی و شن^۷، ۲۰۲۶) فرسودگی تماس زمانی رخ می‌دهد که مشتری در اثر مواجهه مکرر با پیام‌های بازاریابی، حساسیت مثبت خود را از دست داده و دچار واکنش منفی شود (لی و شن، ۲۰۲۶؛ باقری فرادنبه و همکاران، ۱۴۰۱). این رفتار آستانه‌ای در ادبیات روان‌شناختی با «نظریه واکنش روانی» (برم^۸، ۱۹۶۶) و در بازاریابی با «مدل دوعاملی تکرار پیام» (پچمن و استوارت^۹، ۱۹۸۸) تبیین می‌شود. مدل‌هایی که نشان می‌دهند ارتباط مکرر ابتدا با یادآوری مثبت همراه است، اما پس از یک آستانه بحرانی، به ادراک مزاحمت و مقاومت منفی منجر می‌گردد (اشمیت و آیزند^{۱۰}، ۲۰۱۵). با وجود اهمیت تجربه مشتری در موفقیت بانکداری الکترونیکی (الله‌وردی و خانی پردنجانی، ۱۴۰۳)، بخش عمده پژوهش‌های پیشین عمدتاً بر مقایسه دقت الگوریتم‌ها و پیش‌بینی باینری پاسخ مشتری تمرکز داشته‌اند (روگیچ و همکاران، ۲۰۲۲؛ آیواز و همکاران، ۲۰۲۱). در این مطالعات، متغیر تماس صرفاً یک ویژگی ورودی دیده شده و ماهیت غیرخطی و آستانه‌ای آن کمتر به‌صورت تفسیری واکاوی شده است (کای^{۱۱}، ۲۰۲۴؛ روگیچ و همکاران، ۲۰۲۲). این در حالی است که رابطه میان تعداد تماس‌ها و احتمال پاسخ مثبت می‌تواند ماهیتی غیرخطی و آستانه‌ای داشته باشد و بی‌توجهی به این الگوی غیرخطی می‌تواند به طراحی سیاست‌های ارتباطی نادرست و تخصیص غیربهینه منابع بازاریابی منجر شود (وانگ و همکاران^{۱۲}، ۲۰۲۴؛ گوئو و جیانگ، ۲۰۲۴؛ بایر و اشتوکر، ۲۰۲۲). با این حال، باید توجه داشت که کشف چنین الگوهایی در داده‌های مشاهده‌ای بازاریابی، نمایانگر وابستگی‌های آماری و همبستگی‌های غیرخطی پیچیده میان متغیرهاست و الزاماً اثبات‌کننده یک رابطه علی مکانیکی نیست؛ زیرا رفتار مشتری ممکن

¹ Ramos et al.

² Rogić et al.

³ Baier & Stöcker

⁴ Ayvaz et al.

⁵ Antinyan et al.

⁶ Ok & Altin

⁷ Li & Shen

⁸ Brehm

⁹ Pechmann, C., & Stewart, D.

¹⁰ Schmidt & Eisend

¹¹ Cai

¹² Wang et al.

است تحت تأثیر متغیرهای مخدوش گر یا پویایی های پیشین قرار داشته باشد. بر این اساس، نوآوری محوری پژوهش حاضر در دو جنبه متمایز تجلی می یابد: نخست، عبور از نگاه جعبه سیاه پیش بینانه و به کارگیری تلفیقی ابزارهای تفسیرپذیری (SHAP و PDP) برای استخراج نقطه چرخش بازده حاشیه ای تماس؛ و دوم، تحلیل تعاملات ناهمگن سن و شدت تماس، به منظور تبدیل خروجی های آماری مدل به قواعد تصمیم گیری و سناریوهای عملیاتی قابل آزمون در مدیریت کمپین های بانکی.

پیشینه پژوهش

پیشینه نظری

بازاریابی مستقیم یکی از رویکردهای مهم مدیریت ارتباط با مشتری است که در آن سازمان ها به جای تبلیغات عمومی، از ابزارهایی مانند تماس تلفنی، ایمیل و پیام های شخصی سازی شده برای ارتباط هدفمند با مشتریان استفاده می کنند. موفقیت این کمپین ها تنها به تعداد تماس ها وابسته نیست، بلکه به شناسایی مشتری مناسب، انتخاب زمان مطلوب و تخصیص بهینه منابع بستگی دارد. بلاتبرگ و همکاران^۱ (۲۰۰۸) بازاریابی پایگاه داده ای را رویکردی می دانند که با تحلیل ویژگی ها، سوابق رفتاری و ارزش بالقوه مشتری، تصمیم های بازاریابی را داده محور، هدفمند و قابل سنجش می سازد. از آنجا که هر تماس هزینه اجرایی دارد، افزایش تعداد تماس ها الزاماً کارایی کمپین را بهبود نمی دهد. بولت و وانسبیک^۲ (۱۹۹۵) تأکید می کنند که انتخاب مشتریان باید بر اساس احتمال پاسخ، هزینه تماس و بازده مورد انتظار انجام شود. بنابراین، تماس با مشتریان کم احتمال یا تماس بیش از حد با یک مشتری می تواند هزینه ها را افزایش دهد، بدون آنکه بازده متناسبی ایجاد کند. مدل سازی پاسخ مشتری نیز با استفاده از داده های گذشته، احتمال پذیرش پیشنهاد را برآورد کرده و منابع محدود بازاریابی را به مشتریان مستعدتر هدایت می کند. کوسمان و همکاران^۳ (۲۰۱۵) نشان می دهند که این رویکرد دقت هدف گیری و اثربخشی کمپین های مستقیم را افزایش می دهد.

در بانکداری، مورو و همکاران^۴ (۲۰۱۴a) با تحلیل داده های واقعی یک بانک پرتغالی، پذیرش سپرده مدت دار را به عنوان مسئله پیش بینی پاسخ مشتری بررسی کردند. مجموعه داده «بنک مارکتینگ UCI نیز شامل تعداد تماس های کمپین جاری، سوابق تماس های پیشین، ویژگی های جمعیت شناختی و اقتصادی و نتیجه پاسخ مشتری است و امکان بررسی اثر تعداد تماس بر احتمال پذیرش پیشنهاد را فراهم می کند. یکی از مفاهیم کلیدی در این زمینه، فرسودگی ناشی از تکرار پیام است. سو و همکاران^۵ (۲۰۱۷) فرسودگی پیام را پیامد مواجهه مکرر با پیام های مشابه می دانند که موجب کاهش توجه، اجتناب از پیام و افت اثربخشی ارتباط می شود. کیم و سو^۶ (۲۰۱۸) نیز نشان می دهند که تکرار زیاد از طریق واکنش روان شناختی، بی توجهی و کاهش درگیری ذهنی، اثربخشی پیام اقناعی را تضعیف می کند. در بازاریابی تلفنی، تماس های مکرر ممکن است به جای پیشنهاد ارزشمند، به صورت مزاحمت یا فشار ارتباطی ادراک شوند.

مطالعات تکرار تبلیغات نیز رابطه ای غیرخطی میان دفعات مواجهه و پاسخ مشتری گزارش کرده اند. اشمیت و آیزند^۷ (۲۰۱۵) نشان دادند که تکرار تا سطحی مشخص می تواند یادآوری و نگرش را بهبود دهد، اما پس از آن به اشباع و کاهش اثربخشی منجر می شود. کمپیل و کلر^۸ (۲۰۰۳) نیز دریافتند که این اثر به میزان آشنایی مشتری با برند بستگی دارد؛ از این رو، مشتریان دارای سابقه تعامل مثبت ممکن است تماس های بیشتری را تحمل کنند. لیتل^۹ (۱۹۷۹) و واکراتاس و همکاران^{۱۰} (۲۰۰۴) نیز بر غیرخطی و آستانه ای بودن پاسخ بازار به تلاش های بازاریابی تأکید دارند.

¹ Blattberg et al.

² Bult & Wansbeek

³ Coussemment et al.

⁴ Moro et al.

⁵ So et al.

⁶ Kim & So

⁷ Campbell & Keller

⁸ Little

⁹ Vakratsas et al.

پیشینه تجربی

بازاریابی مستقیم در سال‌های اخیر از یک فعالیت ارتباطی ساده به رویکردی داده‌محور برای پیش‌بینی پاسخ مشتری و تخصیص بهینه منابع تبدیل شده است. در این رویکرد، هدف صرفاً افزایش تعداد تماس‌ها نیست، بلکه انتخاب مشتری، کانال و شدت ارتباط مناسب است. روگیچ و همکاران^۱ (۲۰۲۲) بر مسئله عدم توازن داده‌ها در کمپین‌های بازاریابی تأکید کرده‌اند؛ زیرا معمولاً تعداد پاسخ‌های مثبت بسیار کمتر از پاسخ‌های منفی است و اتکا به دقت کلی می‌تواند توان واقعی مدل در شناسایی مشتریان مستعد پاسخ را پنهان کند. بایر و اشتوکر^۲ (۲۰۲۲) نیز نشان دادند که مدل‌سازی پاسخ باید با سودآوری و تخصیص اقتصادی منابع همراه باشد، زیرا افزایش تماس‌ها می‌تواند هزینه، نارضایتی مشتری و کاهش بازده را در پی داشته باشد. همچنین، والتی و همکاران^۳ (۲۰۲۴) بیان کردند که اثربخشی کانال‌های بازاریابی برای همه مشتریان یکسان نیست و به ارزش و ویژگی‌های آنان وابسته است. چاپارو-پلاز و همکاران^۴ (۲۰۲۲) نیز نقش زمان، زمینه، ویژگی پیام و فراوانی ارتباط را در واکنش مشتری به پیام‌های تبلیغاتی برجسته کردند. هوانگ و راست^۵ (۲۰۲۱) نیز کاربرد هوش مصنوعی را در بخش‌بندی، هدف‌گیری، شخصی‌سازی و مدیریت ارتباط با مشتری مؤثر دانستند.

در حوزه بازاریابی تلفنی بانک، مطالعه مورو^۶ (۲۰۱۴a) از مهم‌ترین پژوهش‌ها محسوب می‌شود. آنان با استفاده از داده‌های واقعی یک بانک پرتغالی، موفقیت کمپین فروش سپرده مدت‌دار را با روش‌های داده‌کاوی پیش‌بینی کردند. مجموعه داده Bank Marketing در مخزن UCI نیز بر همین داده‌ها استوار است و شامل اطلاعات مشتریان، سابقه تماس‌ها و متغیرهایی مانند تعداد تماس‌های جاری و پیشین است اما رفتار آستانه‌ای تعداد تماس‌ها همچنان کمتر بررسی شده است.

از سوی دیگر، ادبیات فرسودگی بازاریابی نشان می‌دهد که افزایش مواجهه با پیام‌های تبلیغاتی لزوماً به افزایش اثربخشی منجر نمی‌شود. الوریات و رجوب^۷ (۲۰۲۰) نشان دادند فرسودگی تبلیغات موبایلی، مزاحمت ادراک‌شده را افزایش و درگیری مشتری را کاهش می‌دهد. کائو و سان^۸ (۲۰۱۹) نیز مواجهه بیش‌ازحد با بازاریابی ناخواسته را با نارضایتی و ترک پلتفرم مرتبط دانستند. مرور ادبیات نشان می‌دهد که پژوهش‌های پیشین در دو جریان تفکیک‌شده شکل گرفته‌اند: جریان نخست بر مدل‌سازی پیش‌بینانه، مدیریت عدم توازن داده‌ها و ارزیابی فنی الگوریتم‌ها تمرکز دارد (مورو و همکاران، ۲۰۱۴؛ روگیچ و همکاران، ۲۰۲۲؛ بایر و اشتوکر، ۲۰۲۲؛ والتی و همکاران، ۲۰۲۴؛ کای، ۲۰۲۴)؛ در این مطالعات، متغیر «تعداد تماس» صرفاً یک ویژگی ورودی استاندارد تلقی شده و شکل رابطه و پویایی درونی آن بررسی نشده است. جریان دوم بر نظریه فرسودگی پیام و پیامدهای منفی تکرار ارتباط (مانند آزردهی، افت درگیری و مقاومت روانی) تمرکز دارد (سو و همکاران، ۲۰۱۷؛ الوریات و رجوب، ۲۰۲۰؛ کائو و سان، ۲۰۱۹)؛ اما این مطالعات عمدتاً در بسترهای پیمایشی یا تبلیغات عمومی انجام شده و فاقد آزمون آستانه‌ای در مقیاس داده‌های عملیاتی بانکداری هستند. شکاف اصلی در نقطه تلاقی این دو جریان نهفته است: مطالعات بانکی رفتار آستانه‌ای تماس را از منظر فرسودگی تحلیل نکرده‌اند و مطالعات فرسودگی نیز به استخراج نقاط بهینه با ابزارهای نوین یادگیری ماشین نپرداخته‌اند. پژوهش حاضر با پیوند این دو جریان، تعداد تماس را شاخصی از شدت ارتباط و فرسودگی مشتری در نظر می‌گیرد و با بهره‌گیری از مدل‌های یادگیری ماشین و روش‌های تبیین‌پذیری (SHAP و PDP)، رابطه غیرخطی تماس-پاسخ را تبیین و سقف بهینه تماس را برای تخصیص کارآمد منابع استخراج می‌کند.

¹ Rogić et al.

² Baier and Stöcker

³ Valenti et al.

⁴ Chaparro-Peláez et al.

⁵ Huang and Rust

⁶ Moro

⁷ Alwreikat and Rjoub

⁸ Cao and Sun

روش شناسی پژوهش

این پژوهش با هدف مدل سازی رفتار غیرخطی پاسخ مشتری و شناسایی نقطه فرسودگی تماس در بازاریابی تلفنی بانک انجام شد. داده های تجربی از مجموعه داده بازاریابی مستقیم یک بانک پرتهالی در مخزن UCI Machine Learning Repository استخراج گردید که شامل ۴۱,۱۸۸ رکورد و متغیر هدف دودویی (افتتاح سپرده مدت دار: بله/خیر) است (مورو و همکاران، ۲۰۱۴b). هدف اصلی افزایش دقت پیش بینی نبود، بلکه تمرکز بر تحلیل اثر تعداد تماس های بازاریابی بر احتمال پاسخ مشتری و شناسایی نقطه ای بود که پس از آن افزایش تماس ها دیگر موجب بهبود نرخ پاسخ نمی شود. برای جلوگیری از نشت داده، متغیر مدت زمان آخرین تماس^۱ که پس از برقراری تماس مشخص می شود، از کلیه مراحل مدل سازی حذف شد.

با توجه به عدم توازن کلاس ها (حدود ۱۱٫۳٪ نرخ پذیرش مثبت)، مجموعه داده با روش نمونه گیری طبقه بندی شده با نسبت ۸۰٪ آموزش (۳۲,۹۵۰ رکورد) و ۲۰٪ آزمون (۸,۲۳۸ رکورد) تفکیک شد تا توزیع متغیر هدف حفظ گردد. برای مقایسه الگوریتم ها، از پروتکل اعتبارسنجی

(5-Fold Cross Validation) بر روی داده های آموزشی استفاده شد. مدل رگرسیون لجستیک به عنوان مدل مبنای پارامتریک و شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) با معماری تک لایه استاندارد شامل ۱۰۰ نورون و تابع فعال سازی ReLU به عنوان مدل مبنای یادگیری عمیق (Deep Learning Baseline) مورد ارزیابی قرار گرفتند. در خصوص الگوریتم جنگل تصادفی (Random Forest)، از آنجا که مدل های مبتنی بر گروه در داده های جدولی (Tabular Data) نامزد اصلی عملکرد برتر و شناسایی تعاملات غیرخطی پیچیده هستند، تنظیم دقیق ابرپارامترهای آن برای کنترل پیچیدگی درختان و پیشگیری از بیش برآزش از طریق جستجوی شبکه ای (GridSearchCV) با ۵ لایه انجام پذیرفت (فضای جستجو شامل n_estimators در مقادیر ۲۰۰ و ۳۰۰، max_depth در مقادیر ۱۰ و ۱۵ و min_samples_leaf در مقادیر ۱ و ۵). در نهایت، مدل های منتخب بر روی کل داده های آموزش برآزش یافته و عملکرد آن ها بر روی داده های آزمون جهت انتخاب مدل نهایی مقایسه شد. به دلیل پایین بودن نسبت پاسخ های مثبت در مقایسه با پاسخ های منفی، داده ها با مسئله عدم توازن کلاس ها مواجه بودند. در چنین شرایطی، اتکا به معیار Accuracy می تواند ارزیابی گمراه کننده ای ارائه دهد بنابراین، عملکرد مدل ها با استفاده از شاخص های Precision، Recall، F1-score، AUC مقایسه شد. همچنین، ماتریس سردرگمی برای بررسی تعداد پیش بینی های مثبت و منفی صحیح و نادرست و تحلیل دقیق تر توان مدل ها در شناسایی کلاس مثبت مورد استفاده قرار گرفت. این معیارها امکان ارزیابی دقیق تر توانایی مدل در شناسایی مشتریان مستعد پذیرش پیشنهاد را فراهم می کنند. در این پژوهش، آستانه بهینه تماس نه بر مبنای کمینه مطلق آماری در داده های کم تراکم، بلکه به صورت نقطه عطف بازده نزولی حاشیه ای (Marginal Inflection Point) تعریف شد؛ یعنی بیشترین تعداد تماسی که در آن اثر خالص حاشیه ای بر احتمال پذیرش همچنان مثبت

($\Delta P / \Delta \text{contact} > 0$) یا نزدیک به خنثی است و پس از آن شیب اثر وارد فاز منفی پایدار می شود. برای استخراج این آستانه و کنترل متغیرهای مخدوش گر، رویکرد تلفیقی به کار رفت: ۱. نمودار وابستگی جزئی (PDP) میانگین اثر حاشیه ای تغییر متغیر تماس بر پیش بینی مدل را با ثابت نگه داشتن سایر ویژگی ها نمایش می دهد (فریدمن^۲، ۲۰۰۱). ۲. مقادیر SHAP: از آنجا که PDP بر فرض استقلال متغیرها استوار است و ممکن است تحت تأثیر همبستگی ویژگی ها قرار گیرد، از تحلیل TreeSHAP (لاندربرگ و لی^۳، ۲۰۱۷) بر پایه نظریه بازی ها استفاده شد تا سهم حاشیه ای واقعی هر تماس به ازای هر مشاهده و با کنترل اثر تعاملی سایر متغیرهای جمعیتی و اقتصادی محاسبه گردد. علاوه بر این، نمودار تعاملی دوبعدی تماس-سن برای بررسی ناهمگنی آستانه در بخش های مختلف مشتریان به کار گرفته شد. شایان ذکر است این آستانه بیانگر یک الگوی تجربی-مشاهده ای و همبستگی ساختاریافته است و ادعای علیت مکانیکی مطلق بدون آزمون های تجربی کنترل شده ندارد.

¹ duration

² Friedman

³ Lundberg & Lee

یافته های پژوهش

شواهد توصیفی اولیه

داده ها شامل ۴۵۲۱۱ رکورد از کمپین بازاریابی مستقیم یک بانک پرتغالی و ۱۷ متغیر جمعیت شناختی، مالی و عملیاتی بود. متغیر هدف، پذیرش سپرده مدت دار را نشان می داد. توزیع کلاس ها نامتوازن بود؛ ۸۸/۳ درصد، پاسخ منفی ۱۱/۷ درصد، پاسخ مثبت داشتند. برای بررسی رابطه اولیه میان شدت تماس و موفقیت کمپین، نرخ تبدیل مشتریان در سه گروه تماس محاسبه شد. نرخ تبدیل مشتریانی که یک یا دو تماس دریافت کرده اند، ۱۳/۱۹ درصد بود. این مقدار برای سه تا چهار تماس به ۱۰/۳۴ درصد و برای پنج تماس یا بیشتر به ۶/۴۱ درصد کاهش یافت. بنابراین، نرخ تبدیل گروه دارای پنج تماس یا بیشتر، بیش از ۵۰ درصد کمتر از گروه یک تا دو تماس بود. این الگو نشان می دهد که افزایش تعداد تماس ها الزاماً به افزایش احتمال پذیرش منجر نمی شود. این یافته رابطه علی را اثبات نمی کند، اما نشانه ای مهم از احتمال فرسودگی تماس ارائه می دهد. برای تحلیل دقیق تر، از مدل جنگل تصادفی، اهمیت ویژگی ها، SHAP و نمودارهای وابستگی جزئی استفاده شد.

ارزیابی و مقایسه و انتخاب مدل

جنگل تصادفی به عنوان مدل نهایی انتخاب شد، زیرا در مقایسه با رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی چندلایه، متعادل ترین عملکرد را در شناسایی مشتریان راغب نشان داد. این مدل با AUC برابر ۰٫۸۰۲ بیشترین قدرت تفکیک را داشت و در عین حفظ حساسیت مناسب، از ایجاد تعداد زیاد پیش بینی های مثبت کاذب جلوگیری کرد. جنگل تصادفی ۰٫۰۹ مشتری راغب را به درستی شناسایی کرد و با Precision برابر ۰٫۳۹، Recall برابر ۰٫۵۸ و F1-Score برابر ۰٫۴۶، بهترین عملکرد ترکیبی را برای کلاس اقلیت به دست آورد. رگرسیون لجستیک اگرچه Recall بالاتری داشت، به دلیل تعداد زیاد مثبت های کاذب، تماس های غیر ضروری فراوانی ایجاد می کرد. شبکه عصبی نیز با وجود Precision بالا، بخش بزرگی از مشتریان بالقوه را از دست می داد. بنابراین، جنگل تصادفی به دلیل ایجاد تعادل مناسب میان شناسایی مشتریان راغب، کاهش تماس های بیهوده و توان تفکیک بالاتر، مناسب ترین گزینه برای کاربرد بازاریابی بانکی در شرایط عدم توازن داده ها نیز تشخیص داده شد.

جدول ۱. مقایسه عملکرد مدل های طبقه بندی بر اساس شاخص های ارزیابی و مؤلفه های ماتریس سردرگمی.

مدل	AUC	Precision کلاس ۱	Recall کلاس ۱	F۱ کلاس ۱	TP	FP	TN	FN
رگرسیون لجستیک	۰/۷۷۲	۰/۲۷	۰/۶۲	۰/۳۷	۶۵۹	۱۸۱۰	۶۱۷۵	۳۹۹
شبکه عصبی MLP	۰/۷۸۴	۰/۶۲	۰/۲۴	۰/۳۵	۲۵۸	۱۵۵	۷۸۳۰	۸۰۰
جنگل تصادفی	۰/۸۰۲	۰/۳۹	۰/۵۸	۰/۴۶	۶۰۹	۹۶۳	۷۰۲۲	۴۴۹

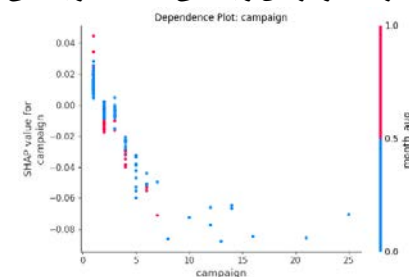
تحلیل آستانه بهینه تماس

نمودار وابستگی SHAP متغیر campaign در نمودار ۱-الف نشان می دهد تماس نخست عموماً سهم مثبت دارد و در برخی مشاهدات مقدار آن از ۰٫۰۰۲ بیشتر است. در تماس دوم، اثر به محدوده صفر یا اندکی منفی نزدیک می شود؛ اما از تماس سوم به بعد، سهم تعداد تماس به طور آشکار منفی است. در بازه چهار تا هفت تماس، مقادیر SHAP غالباً بین ۰٫۰۰۲- و ۰٫۰۰۶- قرار می گیرند و در دفعات بسیار بالا تا حدود ۰٫۰۰۹- کاهش می یابند. بنابراین، نقطه گذار از اثر قابل قبول به بازه نزولی، میان تماس دوم و سوم قرار دارد. این الگو از تعیین سقف عملیاتی دو تماس پشتیبانی می کند: تماس نخست بیشترین ظرفیت اثرگذاری را دارد، تماس دوم می تواند به عنوان آخرین پیگیری مستقیم انجام شود و تماس سوم فقط برای مشتریان با امتیاز پیش بینی بالا

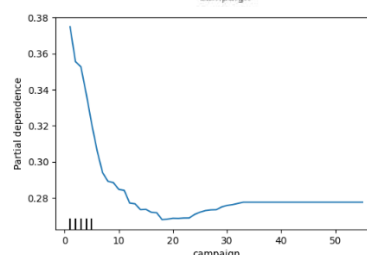
یا شواهد روشن علاقه توجیه‌پذیر است. از آنجا که مشاهدات یک تا پنج تماس بیشترین تراکم را دارند، استنباط آستانه در این دامنه قابل‌اتکاتر است؛ مقادیر بسیار بالای campaign به دلیل فراوانی کم باید با احتیاط تفسیر شوند. این نتیجه نشان‌دهنده رابطه پیش‌بینی‌شده است و به‌تنهایی علیت را اثبات نمی‌کند. تحلیل وابستگی جزئی متغیر تعداد تماس‌ها نشان می‌دهد که رابطه تعداد تماس و احتمال پاسخ مشتری خطی یا افزایشی نیست. مطابق نمودار ۱-الف، بیشترین احتمال پیش‌بینی‌شده در تماس نخست مشاهده می‌شود و با افزایش تماس‌ها، وابستگی جزئی به‌سرعت کاهش می‌یابد. این افت از تماس دوم آغاز می‌شود و تا پنج تماس ادامه دارد؛ بنابراین، افزایش دفعات تماس نه‌تنها به بهبود پاسخ منجر نمی‌شود، بلکه بازده کمپین را کاهش می‌دهد. روند نزولی منحنی در تماس‌های بیشتر ادامه دارد، اما به دلیل تراکم پایین داده‌ها در سطوح بالای تماس، تفسیر آن بخش باید با احتیاط انجام شود. خطوط rug در نمودار ۱-ب نشان می‌دهند که بیشتر مشاهدات در محدوده یک تا پنج تماس قرار دارند؛ از این رو، افت سریع در این دامنه از اعتبار بیشتری برخوردار است. بنابر این SHAP و PDP بر یک نتیجه مشترک تأکید دارند: بیشترین اثربخشی در تماس نخست است و از تماس دوم یا سوم، بازده به‌سرعت کاهش می‌یابد. کمینه آماری منحنی در ۱۸ تماس، آستانه عملیاتی مطلوب نیست؛ آستانه مدیریتی باید بسیار زودتر و پیش از ورود به ناحیه افت شدید تعیین شود. به همین دلیل، شواهد بعدی برای تعریف یک سقف عملیاتی دو تماس به کار گرفته شد. مطابق نمودار ۱-ج، اثر تعداد تماس بر احتمال پاسخ مشتریان در گروه‌های سنی یکسان نیست. مشتریان زیر ۳۰ سال در یک یا دو تماس نخست، بالاترین احتمال پاسخ مثبت را نشان می‌دهند؛ اما با عبور از تماس دوم، احتمال پاسخ آنان با سرعت بیشتری کاهش می‌یابد. این الگو بیانگر آن است که مشتریان جوان، در کنار واکنش‌پذیری بیشتر به تماس اولیه، نسبت به تکرار تماس نیز حساس‌تر هستند و تماس سوم و تماس‌های بعدی می‌تواند آنان را سریع‌تر وارد ناحیه فرسودگی تماس کند. بنابراین، برای مشتریان زیر ۳۰ سال، سقف دو تماس باید با سخت‌گیری بیشتری رعایت شود. در صورت عدم پاسخ پس از تماس دوم، ادامه پیگیری تلفنی با همان پیام توصیه نمی‌شود و بهتر است از شیوه‌های ارتباطی کم‌مزاحمت‌تر استفاده شود. این نتیجه از تعیین یک سیاست تماس محدود و متناسب با سن مشتری حمایت می‌کند.

نمودار ۱. نمودارهای وابستگی SHAP، وابستگی جزئی، نمودار وابستگی جزئی دوبعدی سن و تعداد تماس

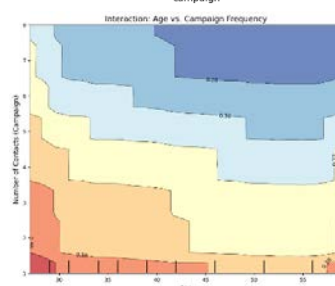
الف: نمودار وابستگی SHAP برای متغیر
campaign؛ تماس‌های مکرر پس از تماس
نخست سهمی عمدتاً منفی دارند.



ب: نمودار وابستگی جزئی متغیر
campaign؛ احتمال متوسط
پیش‌بینی‌شده از تماس نخست به بعد



ج: نمودار وابستگی جزئی دوبعدی سن و
تعداد تماس؛ ناحیه مطلوب عمدتاً مربوط
به مشتمل ۱۰، حداکثر ۲۰ تا ده تماس است



لازم به ذکر است که آستانه‌های تعیین شده بر پایه شواهد تجربی داده‌های موجود و روابط وابستگی در مدل‌های یادگیری ماشین استخراج شده‌اند و نباید به عنوان روابط علی تلقی شوند. تأیید اثرات علی نیازمند طراحی و اجرای آزمون A/B در محیط واقعی عملیات بانکی است.

تعیین آستانه بهینه تماس

برای تعیین آستانه تماس، شواهد توصیفی، SHAP، PDP و تحلیل تعاملی با یکدیگر ترکیب شدند. جدول ۲ خلاصه این شواهد را ارائه می‌کند.

جدول ۲. همگرایی شواهد برای تعیین آستانه تماس.

ناحیه بحرانی/احتیاط	شروع افت یا فرسودگی	محدوده اثر مطلوب	ابزار تحلیل
۵ تماس و بیشتر	۳ تا ۴ تماس	۱ تا ۲ تماس	تحلیل توصیفی
۸ تماس و بیشتر	تماس دوم و سوم	تماس نخست	تحلیل SHAP
کمینه مدل در حدود ۱۸ تماس؛ با تراکم داده کم	از تماس دوم	تماس نخست	تحلیل PDP
حساسیت بیشتر جوانان به تکرار تماس	از تماس سوم در جوانان	سن زیر ۳۰ سال و ۱ تا ۲ تماس	تحلیل تعاملی

بر پایه این همگرایی، فضای تماس به سه ناحیه عملیاتی تقسیم شد که در جدول ۳ آمده است.

جدول ۳. بازه‌های عملیاتی پیشنهادی برای تعداد تماس.

اقدام پیشنهادی	تفسیر	تعداد تماس	ناحیه عملیاتی
تماس هدفمند و ثبت دقیق نتیجه	بالاترین احتمال پاسخ و نرخ تبدیل	۱ تا ۲	تعامل بهینه
فقط برای مشتریان با امتیاز بالا؛ ترجیحاً تغییر کانال	اثر منفی فزاینده و هزینه بیشتر	۳ تا ۷	بازده نزولی
توقف تماس تلفنی مستقیم	نبود شواهد سود اضافی و خطر مزاحمت	۸ و بیشتر	فرسودگی/اشباع

لازم به ذکر است که تعیین سقف حداکثر دو تماس، یک آستانه تصمیم‌گیری اکتشافی-عملیاتی (Heuristic Operational Threshold) مبتنی بر همگرایی شواهد چندگانه آماری است و نه یک بهینه ریاضی جهان‌شمول. با توجه به افت شدید نرخ تبدیل پس از تماس دوم (از ۱۳٫۱۹٪ در تماس اول به ۶٫۴۱٪ در تماس‌های ۵ به بالا) و منفی شدن سهم حاشیه‌ای SHAP، احتمال پوشش هزینه‌های عملیاتی تماس سوم به بعد به شدت کاهش می‌یابد. از این رو، سقف دو تماس به عنوان یک قاعده سیاست‌گذاری محتاطانه (Conservative Policy) برای جلوگیری از اتلاف منابع و کاهش فرسودگی مشتری پیشنهاد می‌شود، این نتیجه بدان معنا نیست که همه مشتریان پس از تماس دوم کنار گذاشته شوند؛ بلکه تماس تلفنی مستقیم با همان رویکرد پس از دو تلاش متوقف شده و به کانال‌های کم‌مزاحمت‌تر (پیامک، ایمیل یا اعلان اپلیکیشن) تغییر یابد. همچنین در مشتریان جوان، رعایت این سقف محتاطانه اهمیت بیشتری دارد. شایان ذکر است این آستانه یک تصمیم مدیریتی مبتنی بر شواهد پیش‌بینی است و تأیید اثرات علی دقیق آن نیازمند اجرای آزمایش‌های کنترل‌شده میدانی (آزمون A/B) خواهد بود. همچنین دسته‌بندی‌های تماس‌های بالاتر (ناحیه بازده نزولی و ناحیه اشباع) و تفاوت‌های مشاهده‌شده در گروه‌های سنی (واکنش‌پذیری بالاتر جوانان کمتر از ۳۰ سال) به دلیل کاهش تراکم داده‌ها در مقادیر انتهایی متغیر campaign (طبق خطوط توزیع Rug در PDP)، با عدم قطعیت آماری بالاتری همراه‌اند. این تفکیک‌ها نه به عنوان مرزهای قطعی و ایستا، بلکه به عنوان

راهنماهای آزمایشی برای تدوین سناریوهای بازاریابی بخش بندی شده مطرح شده اند که نیازمند اعتبارسنجی بیرونی در جامعه هدف بانک هستند.

نتیجه گیری و پیشنهادات

هدف این پژوهش، بررسی پدیده فرسودگی تماس در کمپین های بازاریابی تلفنی با استفاده از مدل جنگل تصادفی و روش های تفسیرپذیری SHAP و PDP بود. نتایج نشان داد که افزایش تعداد تماس ها الزاماً به افزایش احتمال پذیرش پیشنهاد منجر نمی شود؛ بلکه پس از حدود دو تماس، بازدهی تماس ها به طور محسوسی کاهش می یابد. همچنین، اثر فرسودگی در مشتریان جوان تر سریع تر مشاهده شد که بر ضرورت شخصی سازی محتوا، کانال و شدت ارتباط تأکید دارد. این یافته ها نشان می دهد ارزش یادگیری ماشین صرفاً در پیش بینی پاسخ مشتری نیست، بلکه می تواند مبنایی برای بازطراحی قواعد اجرایی کمپین و تخصیص بهینه منابع مرکز تماس فراهم کند. بر این اساس، پیشنهاد می شود مشتریان پیش از آغاز کمپین بر مبنای احتمال پاسخ رتبه بندی شوند. مشتریان با احتمال پاسخ بالا در اولویت قرار گیرند و حداکثر دو تماس هدفمند دریافت کنند؛ تماس سوم فقط در شرایط استثنایی و بر اساس شواهد رفتاری مجاز باشد. مشتریان با احتمال متوسط پس از دو تماس بی نتیجه به کانال های جایگزین مانند پیامک، ایمیل یا ارتباط دیجیتال منتقل شوند و مشتریان با احتمال پایین تنها یک تماس دریافت کنند یا از فهرست تماس مستقیم حذف شوند. برای مشتریان جوان، محدودیت تماس سخت گیرانه تر و پیام ها کوتاه تر، شفاف تر و دیجیتال محور باشد؛ در مقابل، برای مشتریان مسن تر توضیح دقیق تر درباره امنیت، بازده، نقدشوندگی و شرایط سپرده ارائه شود. اجرای این سیاست می تواند تماس های کم بازده را کاهش دهد، ظرفیت مرکز تماس را برای مشتریان ارزشمند آزاد کند و هزینه جذب مشتری را بهبود بخشد. پایش نرخ تبدیل تماس های اول و دوم، بازده تماس سوم، هزینه جذب، نرخ شکایت، درخواست عدم تماس و عملکرد کانال های جایگزین ضروری است. عملکرد سیاست نیز باید به تفکیک سن، سابقه کمپین، موجودی و نوع تماس گزارش شود تا تفاوت های مشتریان پنهان نماند. همچنین، مدل باید به طور دوره ای با داده های جدید بازآموزی شود تا تغییر رفتار مشتریان و شرایط بازار در تصمیم گیری ها منعکس گردد. در نهایت، پیشنهادهای ارائه شده در این پژوهش «فرضیه ها و سیاست های اکتشافی برآمده از الگوهای آماری مدل هستند و نباید به عنوان قواعد اجرایی قطعی تلقی شوند. با توجه به ماهیت مقطعی داده ها و اتکا به همبستگی های آماری، پیاده سازی این راهکارها در محیط واقعی بانک منوط به اجرای پایلوت و آزمون A/B، تحلیل دقیق هزینه-فایده حاشیه ای و رعایت ملاحظات عدالت الگوریتمی جهت پیشگیری از سوگیری های ناخواسته است.

محدودیت ها و پیشنهادهایی برای پژوهش های آتی

این پژوهش با وجود بهره گیری از مدل های پیش بینانه و روش های تفسیرپذیری، با چند محدودیت مهم همراه است. نخست، داده ها ماهیتی مقطعی دارند پیشنهاد می شود مطالعات آینده از داده های طولی و چنددوره ای برای ارزیابی پایداری آستانه تماس استفاده کنند. دوم، مجموعه داده فاقد متغیرهای کیفی تعامل، مانند محتوای گفت وگو، لحن کارشناس و احساسات مشتری است. استفاده از پردازش زبان طبیعی و تحلیل احساسات می تواند نقش کیفیت تماس را در جابجایی آستانه فرسودگی روشن سازد. سوم، تمرکز پژوهش بر تماس تلفنی بوده است، در حالی که بازاریابی بانکی امروز ماهیتی همه کاناله دارد. از این رو، بررسی اثر ترکیبی تماس، ایمیل، پیامک و اپلیکیشن های موبایل ضروری است. چهارم، تفسیرهای حاصل از SHAP بر تقریب های پس بینی مدل جنگل تصادفی استوارند؛ بنابراین، استفاده از مدل های ذاتاً تفسیرپذیر می تواند روابط غیرخطی را با شفافیت بیشتری نشان دهد. پنجم، پژوهش حاضر بر احتمال پاسخ تمرکز دارد و هزینه تماس و ارزش اقتصادی هر مشتری را مستقیماً لحاظ نمی کند. در مطالعات آینده، ادغام مدل پیش بینی با چارچوب بهینه سازی مالی پیشنهاد می شود تا تعداد تماس سودآور برای هر مشتری بر اساس هزینه، احتمال پذیرش و ارزش مورد انتظار تعیین شود. ششم استفاده از متغیرهای دموگرافیک مستلزم پایش

مستمر سوگیری‌های الگوریتمی است؛ لذا توسعه مدل‌های پیش‌بین بهینه‌ساز تحت قید انصاف برای ایجاد تعادل میان سودآوری و عدالت در بازاریابی بانکی به‌عنوان مسیر پژوهشی آتی پیشنهاد می‌شود.

منابع

الله‌وردی، مصطفی، و خانی پردنجانی، سجاد. (۱۴۰۳). رویکردی آمیخته در ارائه مدل مدیریت تجربه مشتری در صنعت خدمات بانکداری الکترونیکی. مدیریت تبلیغات و فروش، ۵ (۴)، ۲۰-۳۸. <https://doi.org/10.22034/asm.2024.2048246.3322>

باقری فرادنبه، صدیقه، کنجکاو منفرد، امیررضا، و حسینی، الهه. (۱۴۰۱). رابطه ویژگی‌های پیام با مزاحمت ادراک‌شده از تبلیغات هم‌سان و تحلیل پیامدهای آن در فضای وب. بررسی‌های مدیریت رسانه، ۱ (۲)، ۱۴۸-۱۶۷. <https://doi.org/10.22059/mmr.2000.89050>

ماستری فراهانی، محمد، و پاینده، رضا. (۱۴۰۳). بازاریابی داده‌محور: بررسی نقشه علمی و مرور دامنه. اندیشه مدیریت راهبردی، ۱۸ (۱)، ۳۶-۱. <https://doi.org/10.30497/smt.2024.247138.3612>

محمودی میمند، محمد، فلسفی‌فرد، مونا، خادمی، سید موسی، و حسینی، میرزا حسن. (۱۴۰۳). طراحی و تبیین مدل کمپین بازاریابی هوشمند استارت‌آپ‌ها در شبکه‌های اجتماعی. مدیریت بازاریابی هوشمند، ۵ (۴)، ۱۴۶-۱۷۲.

Alwreikat, A., & Rjoub, H. (2020). Impact of mobile advertising wearout on consumer irritation, perceived intrusiveness, engagement and loyalty: A partial least squares structural equation modelling analysis. *South African Journal of Business Management*, 51(1), 1-11. <https://doi.org/10.4102/sajbm.v51i1.2046>

Antinyan, A., Asatryan, Z., Dai, Z., & Wang, K. (2021). Does the frequency of reminders matter for their effectiveness? A randomized controlled trial. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 191, 752-764. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2021.09.023>

Ayvaz, D., Aydoğan, R., Akçura, M. T., & Şensoy, M. (2021). Campaign participation prediction with deep learning. *Electronic Commerce Research and Applications*, 48, 101058. <https://doi.org/10.1016/j.eierap.2021.101058>

Baier, D., & Stöcker, B. (2022). Profit uplift modeling for direct marketing campaigns: Approaches and applications for online shops. *Journal of Business Economics*, 92, 645-673. <https://doi.org/10.1007/s11573-021-01068-3>

Brehm, J. W. (1966). A theory of psychological reactance. Academic Press.

Blattberg, R. C., Kim, B.-D., & Neslin, S. A. (2008). *Database marketing: Analyzing and managing customers*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-72579-6>

Bult, J. R., & Wansbeek, T. (1995). Optimal selection for direct mail. *Marketing Science*, 14(4), 378-394. <https://doi.org/10.1287/mksc.14.4.378>

- Cai, Y. (2024). A novel response model and target selection method with applications to marketing. *Australian & New Zealand Journal of Statistics*, 66(1), 48–76. <https://doi.org/10.1111/anzs.12406>
- Campbell, M. C., & Keller, K. L. (2003). Brand familiarity and advertising repetition effects. *Journal of Consumer Research*, 30(2), 292–304. <https://doi.org/10.1086/376800>
- Cao, J., & Sun, W. (2019). Dynamic learning of sequential choice bandit problem under marketing fatigue. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 33(01), 3264–3271. <https://doi.org/10.1609/aaai.v33i01.33013264>
- Chaparro-Peláez, J., Hernández-García, Á., & Lorente-Páramo, Á.-J. (2022). May I have your attention, please? An investigation on opening effectiveness in e-mail marketing. *Review of Managerial Science*, 16, 2261–2284. <https://doi.org/10.1007/s11846-022-00517-9>
- Coussement, K., Harrigan, P., & Benoit, D. F. (2015). Improving direct mail targeting through customer response modeling. *Expert Systems with Applications*, 42(22), 8403–8412. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.06.054>
- Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *The Annals of Statistics*, 29(5), 1189–1232.
- Guo, R., & Jiang, Z. (2024). Optimal dynamic advertising policy considering consumer ad fatigue. *Decision Support Systems*, 187, 114323. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2024.114323>
- Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2021). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 49, 30–50. <https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9>
- Kim, S., & So, J. (2018). How message fatigue toward health messages leads to ineffective persuasive outcomes: Examining the mediating roles of reactance and inattention. *Journal of Health Communication*, 23(1), 109–116. <https://doi.org/10.1080/10810730.2017.1414900>
- Li, S., & Shen, L. (2026). On the impact of chronic message fatigue on informational and behavioral outcomes. *Health Communication*, 1–13. Advance online publication . <https://doi.org/10.1080/10410236.2026.2668012>
- Little, J. D. C. (1979). Aggregate advertising models: The state of the art. *Operations Research*, 27(4), 629–667. <https://doi.org/10.1287/opre.27.4.629>
- Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (pp. 4765–4774). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1705.07874>
- Moro, S., Cortez, P., & Rita, P. (2014a). A data-driven approach to predict the success of bank telemarketing. *Decision Support Systems*, 62, 22–31. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2014.03.001>
- Moro, S., Rita, P., & Cortez, P. (2014b). *Bank Marketing* [Dataset]. UCI Machine Learning Repository. <https://doi.org/10.24432/C5K306>
- Ok, Ş., & Altın, S. (2026). Overstimulated consumers: Burnout and the mediating role of digital avoidance and brand silencing. *Journal of Marketing Communications*. Advance online publication <https://doi.org/10.1080/13527266.2026.2614746>

Pechmann, C., & Stewart, D. W. (1988). Advertising repetition: A critical review of wearin and wearout. *Current Issues and Research in Advertising*, 11(1-2), 285-329.

Ramos, C., Bortoluzzo, A. B., & Claro, D. P. (2024). Multichannel relational communication strategy: Does one-sized strategy fit all customers? *European Journal of Marketing*, 58(4), 952–985. <https://doi.org/10.1108/EJM-10-2022-0717>

Rogić, S., Kaščelan, L., & Pejić Bach, M. (2022). Customer response model in direct marketing: Solving the problem of unbalanced dataset with a balanced support vector machine. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 17(3), 1003–1018. <https://doi.org/10.3390/jtaer17030051>

Schmidt, S., & Eisend, M. (2015). Advertising repetition: A meta-analysis on effective frequency in advertising. *Journal of Advertising*, 44(4), 415–428. <https://doi.org/10.1080/00913367.2015.1018460>

So, J., Kim, S., & Cohen, H. (2017). Message fatigue: Conceptual definition, operationalization, and correlates. *Communication Monographs*, 84(1), 5–29. <https://doi.org/10.1080/03637751.2016.1250429>

Vakratsas, D., Feinberg, F. M., Bass, F. M., & Kalyanaram, G. (2004). The shape of advertising response functions revisited: A model of dynamic probabilistic thresholds. *Marketing Science*, 23(1), 109–119. <https://doi.org/10.1287/mksc.1030.0035>

Valenti, A., Srinivasan, S., Yildirim, G., & Pauwels, K. (2024). Direct mail to prospects and email to current customers? Modeling and field-testing multichannel marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 52, 815–834 (2024) .<https://doi.org/10.1007/s11747-023-00962-2>

Wang, P., Xiong, G., Sun, W. W., & Yang, J. (2024). Evaluating multimedia advertising campaign effectiveness. *Decision Support Systems*, 187, 114348. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2024.114348>