مجله کنترل
ISSN (print) 2008-8345
ISSN (online) 2538-3752
مقاله پژوهشی
جلد۱۶، شماره ۲، تابستان ۱۴۰۱، صفحه ۸۷-۶۹

مدل‌سازی آماری کمپین‌های تبلیغاتی در سامانه‌های تبلیغات آنلاین

محمدرضا دیوسالار[۱]، مریم بابازاده[۲]، امین نوبختی[۳]

[۱] فارغ‌التحصیل کارشناسی ارشد مهندسی برق، گروه کنترل، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران mohreza.divsalar@gmail.com

[۲] استادیار، دانشکدهٔ مهندسی برق، گروه کنترل، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران Babazadeh@sharif.edu

[۳] دانشیار، دانشکدهٔ مهندسی برق، گروه کنترل، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران Nobakhti@sharif.edu

دریافت: ۱۴۰۰/۰۵/۲۸ ویرایش: ۱۴۰۰/۱۰/۰۲ پذیرش: ۱۴۰۰/۱۲/۱۹

چکیده: در این مقاله رویکرد جدیدی در مدل‌سازی آماری سامانه‌های تبلیغاتی آنلاین ارائه می‌گردد. مدل ارائه شده بر اساس تخمین بیشترین قیمت پیشنهادی از سوی کمپین‌های تبلیغاتی و نیز تخمین نرخ کلیک کاربران توسعه می‌یابد. چالش اساسی در تخمین متغیرهای سامانه‌های تبلیغاتی، رفتار به شدت تغییرپذیر با زمان و غیرخطی کاربران، فضای رقابتی کمپین‌های تبلیغاتی و تنوع در استراتژی‌های مورد استفاده از سوی کمپین‌های مختلف در این سامانه‌ها است. در چنین شرایطی استفاده از رویکردهای تخمین مبتنی بر فیلترکالمن به نتیجه مطلوب نمی‌انجامد. در این مقاله با بهره‌گیری از رویکرد فیلتر ذره، توزیع احتمال و شاخص‌های آماری بیشترین قیمت پیشنهادی به صورت آنلاین تخمین زده می‌شود. تبلیغ‌کنندگان تنها در صورت برنده شدن در مزایده مربوط به هر تبلیغ، از بیشترین قیمت پیشنهادی مطلع خواهند بود و در صورت باخت، بیشترین قیمت پیشنهادی در اختیار آن‌ها قرار نخواهد گرفت. لذا به روزرسانی وزن‌ها در فیلتر ذره بر اساس قانونی دو ضابطه‌ای طراحی می‌شود که در شرایط برد یا باخت مزایده، به اصلاح توزیع پسین منجر می‌شود. در ادامه توزیع احتمال کلیک کاربران به کمک یک تخمین‌گر بیزی معرفی می‌شود. از آن‌جا که رفتار کاربران در مواجهه با تبلیغ، تغییرپذیری قابل توجهی با زمان خواهد داشت، در تخمین بیزی مورد استفاده، ضابطه‌ای تطبیقی جهت اصلاح فاکتور فراموشی معرفی می‌گردد که میزان اثرگذاری مشاهدات جدیدتر را در صورت تغییرات ناگهانی در الگوهای رفتاری کاربران به روزرسانی نماید. در پایان با دسترسی به تخمین بیشترین قیمت پیشنهادی و نرخ کلیک کاربران، رابطه ورودی-خروجی کمپین‌ها به ازای ورودی سیگنال قیمت پیشنهادی یا سیگنال کنترلی و خروجی تعداد نمایشهای برنده شده توسط کمپین قابل استخراج خواهد بود. رویکرد پیشنهادی بر روی کمپینی با چهار دسته مجزا شبیه‌سازی و نتایج آن گزارش شده است. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد رویکرد آماری پیشنهادی مدل مطلوبی از ورودی-خروجی کمپین تبلیغاتی را توصیف می‌نماید.

کلمات کلیدی: مدل‌سازی آماری، فیلتر ذره، تخمین‌گر بیزی، تبلیغ آنلاین.

Statistical Modeling of Ad Campaigns in Online Advertising Systems

Mohammad Reza Divsalar, Maryam Babazadeh, Amin Nobakhti

Abstract: In this paper, statistical modeling of online advertising systems is addressed. The proposed model relies on the highest bidding price estimation in an auction network and the click-through rate estimation of the ad campaign. The estimation problem is faced with serious challenges due to the extremely time-varying and nonlinear behavior of users, the competitive behavior of the ad campaigns, and the variety of strategies incorporated by the demand-side platforms. Accordingly, estimation algorithms based on Kalman filtering may fail to provide reliable solutions in a real-time

setting. In this paper, particle filtering is utilized to estimate the probability distribution of the highest bidding price. Advertisers observe the highest bidding price only if they win the auction. Otherwise, they do not have access to the highest bidding price. Thus, a biconditional update rule is proposed for the particles. The weighting scheme modifies the posterior distribution in case of winning or losing the auction. Next, the click-through rate of the ad campaign is introduced based on the Bayesian estimation. Since the user response is extremely variable over time, an adaptation rule is proposed to update the forgetting factor and the level of emphasis on the recent observations. Finally, by estimation of the highest bidding price and the click-through rate distributions, the input-output model of the ad campaign is developed. The input is the bidding signal or the control signal and the output is the total number of winning impressions for the campaign. The results are reported for a campaign with four individual segments and confirm that the proposed statistical approach can provide a reliable model for ad campaigns.

Keywords: Statistical Modeling, Particle Filter, Bayesian Estimation, Online Advertising.

۱- مقدمه

تبلیغات آنلاین یکی از سریع‌ترین زمینه‌های پیشرو در صنعت فناوری اطلاعات است. مهم‌ترین پیشرفت فنی در سالهای اخیر در این حوزه را می‌توان رشد پیشنهاددهی قیمت بی‌درنگ دانست که در این مقاله به اختصار RTB خوانده می‌شود. منظور از بی‌درنگ (RTB) بودن فرایند پیشنهاددهی قیمت این است که برای هر فرصت نمایش تبلیغ که با بازدید کاربران از صفحات وب ایجاد می‌شود، مزایده‌ای در نظر گرفته می‌شود. این مزایده در کسری از ثانیه بین تبلیغ‌کنندگان برگزار شده و تبلیغ برنده به کاربر نمایش داده می‌شود. RTB اساساً چشم انداز بازار تبلیغ آنلاین را با تغییر مقیاس فرایند خرید دگرگون کرده است. همچنین هدف این مکانیزم تمرکز بر روی رفتار کاربر بجای داده‌های نوشتاری است.[۱]

گرایش به اتوماسیون، یکپارچه‌سازی و بهینه‌سازی در مکانیزم RTB فرصت‌های تحقیقاتی جدیدی را در زمینه‌هایی مانند بازیابی اطلاعات، داده‌کاوی، یادگیری ماشین و اقتصاد به‌وجود آورده است. برای مثال، محققان بازیابی اطلاعات به این سوال پاسخ می‌دهند که برای یک هدف مشخص در یک کمپین تبلیغاتی، چگونه می‌توان مخاطبین مرتبط را تعریف نمود. توسعه روش‌هایی برای شناسایی و رتبه‌بندی مخاطبین هدف در یک درخواست بی‌درنگ نیز در این دسته قرار می‌گیرد. در حوزه داده‌کاوی، یافتن الگوهای تکرارشونده در حجم زیادی از داده‌های نمایش‌ها، پیشنهادهای قیمت، و برندگان مزایده‌ها مساله محوری است. در حوزه یادگیری ماشین نیز یک مساله مهم توسعه الگوریتم‌های پیشنهاددهی قیمت هوشمندانه از سوی تبلیغ‌کنندگان در ازای داده‌های دریافتی است. هدف اصلی این الگوریتم‌ها عمدتاً از دو نوع تعریف می‌شود. (الف) بیشینه‌سازی نرخ کلیک کاربران یا نرخ خرید محصولات مورد تبلیغ. (ب) کمینه‌سازی هزینه پرداختی از سوی کمپین‌ها جهت مدیریت بودجه کمپین [۲] و[۳]. طبیعتاً شناخت و مدل‌سازی رفتار سامانه تبلیغات آنلاین در هر یک از حوزه‌های تخصصی ذکر شده کارآمد خواهد بود.

رویکردهای نخستین در حل مسائل پیشنهاددهی قیمت در تبلیغات آنلاین مبتنی بر تبدیل مسئله به یک بهینه‌سازی خطی بود. در این رویکردها مساله بهینه سازی با تخمین تمام متغیرهای تصادفی کمپین خطی شده و پس از کاهش ابعاد مسئله به طریق متمرکز حل می‌شد. در دورانی که تعداد ناشران، تبلیغ‌کنندگان و کاربران به گستردگی امروز نبود، این روش مورد اقبال گسترده واقع شد و رشد چشم‌گیری داشت [۴] . با گذر زمان، این رویکرد از چند جنبه با شکست روبرو شد. از یک سو با گسترش بهره‌گیری از تبلیغات آنلاین، ابعاد مساله تبدیل به یک چالش اساسی محاسباتی شد. در چنین شرایطی روش متمرکز خطی پاسخگوی این مقیاس از ابعاد مساله نبود. از سوی دیگر به تدریج اهداف تبلیغاتی جدیدی برای کمپین‌ها مطرح شد که به راحتی در قالب یک مساله بهینه‌سازی خطی نمی‌گنجید. همچنین، رفتار به شدت تغییرپذیر با زمان کاربران، فضای رقابتی کمپین‌های تبلیغاتی و تنوع در استراتژی‌های مورد استفاده از سوی کمپین‌های مختلف، باعث شد که حل استاتیکی مساله چندان پاسخگوی اهداف کمپین‌های تبلیغاتی نباشد. نهایتاً تخمین‌های اشتباه به صورت مکرر باعث مخدوش شدن اهداف کمپین‌های تبلیغاتی شده و در غیاب مکانیزم فیدبک، اصلاح موثر و به هنگام از آن صورت نمی‌گرفت.

رویکرد دوم که در حال حاضر مورد استفاده قرار می‌گیرد، مبتنی بر عملکرد غیرمتمرکز بود که در سطح نمایش هر تبلیغ به کاربر عمل می‌کرد [۵] . در این رویکرد، هر زمان که یک کاربر اینترنت وارد یک وب‌سایت که متعلق به یک ناشر در شبکه است می‌شود، یک درخواست نمایش به بازار نمایش شبکه فرستاده می‌شود. در کسری از ثانیه، از طریق برگزاری مزایده بین تمامی کمپین‌های متقاضی درج تبلیغ، مشخص می‌شود که چه تبلیغی نمایش داده شود. قیمت پیشنهادی هر چند دقیقه یکبار توسط سیستم‌های مدیریت کمپین به روز رسانی می‌شود. در چنین مکانیزمی عملکرد کمپین به صورت مستمر مشاهده و احتمالاً اصلاح می‌شود. تبلیغ‌کننده نیز با استفاده از اهداف کمپین و تخمین عملکرد سیستم، قیمت پیشنهادی را بروز رسانی می‌کند.

نگرش مبتنی بر بهینه‌سازی در حوزه تبلیغات آنلاین از ابتدای طرح این دسته از تبلیغات در فضای آنلاین مورد توجه بوده است. با این وجود، صورت‌بندی مسئله در قالب یک مسئله کنترل حلقه بسته برای نخستین بار در [۶] مطرح و چالش‌های آن مورد توجه قرار گرفت. بعد از آن پژوهش‌های گسترده‌ای جهت بهبود عملکرد سامانه‌های تبلیغات آنلاین بر اساس مفاهیم حوزه کنترل صورت پذیرفت. در[۷] ، یک قانون کنترل تطبیقی جهت پیشنهاددهی قیمت ارائه شده است که با هدف ردیابی بودجه کمپین به نحو مطلوب ارائه شده است. در قانون پیشنهادی تنها بودجه کمپین به عنوان هدف مطرح گردیده و پاسخ کاربران اینترنت به تبلیغات نمایش داده شده بررسی نگردیده است. در [۸] از کنترل فیدبک مبتنی بر PI جهت تنظیم نرخ خرید محصولات تبلیغ شده بر اساس مقادیر تخمینی به دست آمده از [۹]استفاده شده است. در [۱۰] از منطق کنترل PID جهت تنظیم شاخص‌های کارایی کمپین‌های تبلیغاتی استفاده شده است. در [۱۱] هزینه پرداختی و نسبت هزینه به کلیک به عنوان دو خروجی کمپین تبلیغاتی در نظر گرفته شده است. سپس با استفاده از اصول کنترل چندمتغیره و تعدیل کیفی تزویج بین کانال‌های ورودی-خروجی، شاخص‌های کارایی کمپین کنترل می‌شود. با این وجود عدم دسترسی به مدلی قابل اتکا و به روزشونده باعث شده است که چنین رویکردهایی به تنظیم پارامترهای کنترل با سعی و خطا و با استفاده از داده‌های آفلاین روزهای گذشته اکتفا می‌نمایند. مروری از عمده روش‌های کنترلی مطرح در سامانه‌های تبلیغات آنلاین و مسیرهای پیش رو در [۱۲] فراهم آورده شده است. به علاوه وجوه مختلف امنیت سایبری و راهکارهای کنترلی مقابله با جرایم سایبری در حوزه تبلیغات آنلاین نیز در [۱۳] مورد مطالعه قرار گرفته است.

مزایده برگزار شده در RTB عموماً از نوع مزایده دومین قیمت با پیشنهاد مهر و موم شده یا همان مزایده ویکری (Vickery Auction) است [۱۴] لذا غالب تحقیقات صورت گرفته در این حوزه نیز بر فرض مزایده ویکری استوار است. با این وجود در سال‌های اخیر تلاش‌هایی در جهت ارزیابی مکانیزم RTB و استراتژی‌های پیشنهاددهی قیمت در مزایده‌های از نوع اولین قیمت نیز صورت گرفته است. به طور مثال در [۱۵] نشان داده شده است که استفاده از استراتژی‌های پیشنهاد قیمت در قالب مزایده ویکری، تبلیغ‌کنندگان را ملزم به پرداخت هزینه‌های بالا و غیر ضروری خواهد کرد. در این پژوهش یک استراتژی پیشنهاد قیمت متناسب با مزایده اولین قیمت در تبلیغات آنلاین ارائه شده است. در همین راستا برای غلبه بر چالش‌های مطرح در مزایده‌های از نوع اولین قیمت، در[۱۶] از شبکه‌های توزیع عمیق برای یادگیری استراتژی بهینه پیشنهاددهی قیمت استفاده شده است.

در سال‌های اخیر پژوهش‌هایی نیز در راستای ارائه مدل‌های سازگار با رفتار کمپین‌ها و سامانه‌های تبلیغاتی آنلاین ارائه شده است. در [۱۷] از پیشنهاددهی قیمت رندم برای توصیف رفتار کمپین‌های تبلیغاتی با در اختیار داشتن حاشیه نامعینی استفاده شده است. به علاوه در [۱۸] با تخصیص یک بردار ویژگی به هر کمپین و استفاده از مدل‌های رگرسوری، توزیعی از کمپین‌های متعدد مدیریت شده توسط یک تبلیغ‌کننده به دست آمده و توصیفی از رابطه سیگنال کنترل و هزینه پرداختی از سوی تبلیغ‌کنندگان ارائه شده است. در این دیدگاه، فرض اساسی تغییرات رفتار تبلیغ‌کنندگان و کاربران با گذشت زمان نادیده گرفته شده و در عوض فرض شده است به حجم زیادی از داده‌های قیمت برنده، تعداد کلیک‌ها، و تعداد نمایش‌ها از تعداد زیادی کمپین دسترسی داریم که تابعیت صریح از زمان ندارند. به این ترتیب یک مدل تغییرناپذیر با زمان به تعداد زیادی از کمپین‌ها که توسط یک تبلیغ‌کننده مدیریت می‌شوند نسبت داده می‌شود.

تغییرپذیری رفتار کاربران و نیز رقبای کمپین‌های تبلیغاتی تحت اثر عوامل متعدد اجتماعی، اقتصادی و محیطی، فعالان حوزه تبلیغات آنلاین را به بهره‌گیری از رویکردهای داده محور مبتنی بر یادگیری تقویتی [۱۹] و یادگیری تقویتی عمیق [۲۰] متمایل ساخته است. در [۲۱] به طور خاص نمایش تبلیغ‌های تکراری به یک کاربر، ارزش‌گذاری شده و استراتژی پیشنهاد قیمت بر اساس فرایند تصمیم‌گیری مارکوف ارائه شده است. هدف از این استراتژی بالا بردن نرخ خرید از طریق نمایش مکرر یک تبلیغ به کاربران است. در این دیدگاه رفتار هر تبلیغ‌کننده به کمک یک فرایند تصادفی مارکوف توصیف می‌شود. در این صورت فضای حالات فرایند تصادفی مارکوف شامل بردار تمامی ویژگی‌های قابل دسترس از کاربران، مقادیر پیشنهاد قیمت و مدت زمان باقیمانده از عمر کمپین است. نقطه قوت این دیدگاه امکان استفاده از رویکردهای کنترل بهینه به صورت بی‌درنگ است. با این وجود، ابعاد بسیار بالای فضای حالت در فرایند تصادفی مارکوف، حجم بسیار بالای داده‌ها، و نحوه برگزاری مزایده‌ها که اطلاعات دقیق را از تبلیغ‌کنندگان بازنده پنهان نگاه می‌دارد، این رویکردها را با محدودیت‌های عملیاتی زیادی مواجه می‌سازد.

پژوهش پیش رو سعی در ارائه دیدگاهی از مدل سامانه‌های تبلیغاتی آنلاین دارد که مزیت سادگی محاسباتی از دیدگاه اول و مزیت به همگام سازی بی‌درنگ از دیدگاه دوم را تواماً در خود گنجانده است. به این منظور رویکردی آماری جهت مدل‌سازی تعداد نمایش‌های برنده شده در کمپین‌های تبلیغاتی آنلاین معرفی می‌گردد. به این منظور، نخست با بهره‌گیری از رویکرد فیلتر ذره، توزیع احتمال و شاخص‌های آماری بیشترین قیمت پیشنهادی به صورت آنلاین تخمین زده می‌شود. تبلیغ‌کنندگان تنها در صورت برنده شدن در مزایده مربوط به هر نمایش، از بیشترین قیمت پیشنهادی آن فرصت نمایش مطلع خواهند بود، و در صورت باخت، بیشترین قیمت پیشنهادی در اختیار آن‌ها قرار نخواهد گرفت. لذا به روزرسانی وزن‌ها در فیلتر ذره بر اساس قانونی دو ضابطه‌ای طراحی می‌شود که در شرایط برد یا باخت مزایده، به اصلاح توزیع پسین منجر می‌شود. در ادامه توزیع احتمال کلیک کاربران به کمک یک تخمین‌گر بیزی معرفی می‌شود. از آن‌جا که رفتار کاربران در صورت مشاهده تبلیغ تغییرپذیری قابل توجهی با زمان خواهد داشت، در تخمین

بیزی مورد استفاده، ضابطه‌ای تطبیقی جهت اصلاح فاکتور فراموشی معرفی می‌گردد که میزان اثرگذاری مشاهدات جدیدتر را در صورت تغییرات ناگهانی در الگوهای رفتاری کاربران به روزرسانی نماید. در پایان با دسترسی به تخمین بیشترین قیمت پیشنهادی و نرخ کلیک کاربران، رابطه ورودی-خروجی کمپین‌ها به ازای ورودی قیمت پیشنهادی یا سیگنال کنترلی و خروجی تعداد نمایشهای برنده شده توسط کمپین قابل استخراج خواهد بود.

در بخش دوم این مقاله ساز و کار سامانه تبلیغات آنلاین از طریق مکانیزم پیشنهاد قیمت بی‌درنگ به اختصار معرفی می‌گردد. سپس پارامترهای تعیین‌کننده عملکرد در یک کمپین تبلیغاتی آنلاین با دیدگاهی سیستمی تشریح خواهد شد. در بخش سوم رویکرد آماری پیشنهادی مبتنی بر فیلتر ذره و تخمین بیزی نرخ کلیک کاربران جهت استخراج رابطه ورودی و خروجی یک کمپین تبلیغاتی ارائه می‌گردد. نتایج شبیه‌سازی روش پیشنهادی بر روی کمپینی شامل چهار دسته مجزا در بخش چهارم تشریح و تحلیل می‌گردد و در پایان بخش پنجم به جمع‌بندی این پژوهش می پردازد.

۲- ساز و کار سامانه‌های تبلیغات آنلاین

در این بخش ابتدا اصول حاکم بر سامانه‌های تبلیغات آنلاین از طریق مکانیزم پیشنهاد قیمت بی‌درنگ به اختصار معرفی می‌گردد و سپس پارامترهای تعیین‌کننده عملکرد در یک کمپین تبلیغاتی با دیدگاهی سیستمی توصیف خواهد شد.

۲-۱ مکانیزم پیشنهاددهی قیمت بلادرنگ

در مکانیزم پیشنهاددهی بی‌درنگ، هر بار که کاربری از وبسایت ناشر بازدید کند، یک فرصت نمایش ایجاد می‌شود. در ازای هر فرصت نمایش تبلیغ، مزایده‌ای بین تبلیغ‌کنندگان مختلف در نظر گرفته می‌شود. در مزایده برگزار شده که جزئیات آن در ادامه تشریح خواهد شد، تبلیغ‌کننده‌ها براساس معیارهایی چون اهداف تبلیغی، مخاطبین هدف و بودجه کمپین برای هر نمایش قیمتی را پیشنهاد می‌دهند. تبلیغ‌کننده با بیشترین قیمت پیشنهادی، برنده مزایده خواهد بود و نهایتاً تبلیغ مربوط به تبلیغ‌کننده برنده در وبسایت ناشر نمایش داده خواهد شد. تبلیغ‌کننده و ناشر دو مولفه اصلی در سامانه‌های تبلیغاتی است. در مکانیزم RTB در کنار دو نقش تبلیغ‌کننده و ناشر، پلتفرم‌های جدیدی ایجاد شده است که در ادامه حوزه فعالیت آن‌ها به اختصار توضیح داده خواهد شد.

پلتفرم طرف تقاضا (DSP): به عنوان یک پلتفرم واسط به تبلیغ‌کننده‌ها کمک می‌کند که استراتژی‌های مدیریت و تبلیغ خود را بهینه سازند. DSP با استفاده از آنالیز ابرداده‌ها و تکنولوژی هدف‌گذاری بر روی مخاطبان خاص، به تبلیغ‌کننده‌ها کمک می‌کند که در خرید نمایش‌های مطابق با هدف تبلیغی خود، موفق عمل کنند.

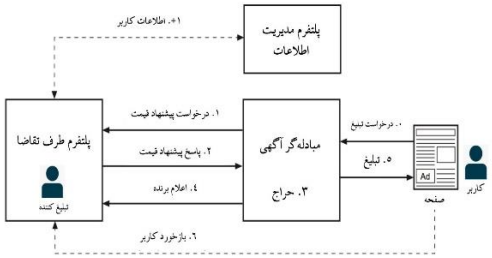
مبادله‌گر آگهی (Adx): به‌عنوان یک مبادله‌گر واسط، فروشنده‌ها و خریداران را برای هر نمایش به هم مرتبط می‌کند. مبادله‌گر آگهی با استفاده از پروتکل‌هایی استاندارد، درخواست نمایش و اطلاعات کاربر را با هدف پیدا کردن بهترین تطابق میان تبلیغ‌کننده‌ها و مخاطبین هدف آن‌ها، به سایر نقش‌ها در RTB منتقل می‌نماید.

پلتفرم طرف عرضه (SSP): یک پلتفرم واسط است که با ارائه خدماتی از جمله تنظیم قیمت پایه بهینه برای نمایش‌ها و تعیین نحوه تخصیص نمایش‌ها به کانال‌های تبلیغی مختلف، به ناشران کمک می‌کند که استراتژی مدیریتی و قیمت‌گذاری برای نمایش‌های خود را بهبود ببخشند.

پلتفرم مدیریت اطلاعات (DMP):یک پایگاه مدیریت و آنالیز داده است که اطلاعات کوکی کاربران اینترنت را جمع‌آوری، ذخیره و تحلیل می‌نماید. DMP در راستای شناسایی مخاطبین هدف به سایر پلتفرم‌های مدیریت اطلاعات و مبادله‌گرهای آگهی خدماتی را عرضه می‌نماید.

با وجود سامانه معرفی شده در RTB، تبلیغ‌کننده‌ها می‌توانند بر اساس رفتارهای ردیابی شده پیشین کاربران، آنها را دسته‌بندی کرده و بر روی دسته خاصی از مخاطبین هدف‌گذاری کنند. در ادامه خواهیم دید که فرایند خرید و فروش نمایش‌ها با هدف‌گذاری رفتاری در آن چگونه انجام می‌گیرد. همان‌طور که پیش از این اشاره شد، هدف DSPها کمک به تبلیغ‌کننده‌ها در مدیریت کمپین‌های تبلیغی و بهینه سازی استراتژی پیشنهاد قیمت در آن‌ها است. هنگامی که کاربری از یک صفحه وب بازدید می‌کند، برای هر فضای تبلیغ موجود در آن صفحه، یک درخواست درج تبلیغ به Adx فرستاده می‌شود Adx درخواست پیشنهاد قیمت برای هر نمایش را همراه با سایر اطلاعات در دسترس آن، مانند کوکی کاربر و اطلاعات محتوایی وبسایت مربوطه، به DSPهای در ارتباط با هریک از تبلیغ‌کننده‌ها می‌فرستد. با توجه به اطلاعات آن نمایش، الگوریتم قیمت‌گذاری در DSP قیمتی را محاسبه و پیشنهاد می‌کند. علاوه بر اطلاعاتی که Adx در اختیار DSP قرار می‌دهد، DSPها می‌توانند اطلاعات بیشتری درباره کاربر را خریداری نمایند. سپس پاسخ DSP ، شامل تبلیغ و قیمت پیشنهادی برای شرکت در مزایده برای Adx ارسال می‌شود. در گام بعد، با دریافت پاسخ از تبلیغ‌کننده‌های مختلف در یک بازه زمانی از پیش تعیین شده، Adx مزایده‌ای برگزار می‌نماید. تبلیغ با بیشترین قیمت پیشنهادی به‌عنوان تبلیغ برنده در نظر گرفته می‌شود. برنده از این نتیجه و هزینه‌ای که باید جهت درج تبلیغ پرداخت کند مطلع می‌شود ونهایتاً تبلیغ بارگذاری شده و به کاربر نمایش داده می‌شود. صرف زمان زیاد برای بارگذاری، میزان رضایت کاربر را به‌شدت کاهش می‌دهد. به همین دلیل عوامل قیمت‌گذاری تبلیغ‌کننده‌ها باید در بازه زمانی بسیار کوتاهی (در حدود ۱۰۰ میلی ثانیه) قیمت پیشنهادی خود را به Adx اعلام نمایند. در پایان، بازخورد کاربر به آن تبلیغ شامل کلیک، خرید، نصب و ... ردیابی شده و برای تبلیغ‌کننده برنده فرستاده می‌شود. ساختار کلی

مکانیزم پیشنهاددهی بی‌درنگ در سامانه تبلیغات آنلاین در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱ ساختار کلی مکانیزم پیشنهاددهی قیمت بی‌درنگ در سامانه تبلیغات آنلاین

مزایده برگزار شده در RTB از نوع تک-آیتم چند-فردی است و مکانیزم بهینه برای برگزاری چنین مزایده‌هایی، مزایده دومین قیمت با پیشنهاد مهر و موم شده یا همان مزایده ویکری است [۱۴]. در چنین مکانیزمی پیشنهاد دهنده بیشترین قیمت، برنده مزایده است اما به اندازه دومین بیشترین قیمت پیشنهاد شده هزینه پرداخت می‌کند. به همین دلیل، مزایده برگزار شده در اکثر Adxها در حال حاضر مزایده ویکری است اگر چه اخیراً گونه‌های دیگری از مزایده نیز برای مکانیزم RTB پیشنهاد شده است که از سهولت‌های عملیاتی بیشتری برخوردار است. [۲۲]

پس از تشریح مکانیزم پیشنهاددهی قیمت بی‌درنگ در سامانه‌های تبلیغات آنلاین، دربخش ۲-۲ به معرفی ورودی‌ها، خروجی‌ها و متغیرهای دخیل در یک کمپین تبلیغاتی خواهیم پرداخت.

۲-۲ پارامترهای یک کمپین تبلیغاتی آنلاین در بستر RTB

در این بخش، پارامترهای تعیین‌کننده عملکرد در یک کمپین تبلیغاتی آنلاین که در بستر RTB شکل می‌گیرد با دیدگاهی سیستمی معرفی می‌شود. پارامترهای کمپین به سه دسته ورودی‌ها، متغیرها و خروجی‌های کمپین تقسیم شده‌اند. منظور از ورودی کمپین هر پارامتری است که توسط مدیر کمپین به طور مستقیم قابل تنظیم است. منظور از متغیر کمپین، دسته پارامترهایی است که مدیر کمپین به آن‌ها دسترسی ندارد، اما نقش بسزایی در عملکرد و میزان موفقیت کمپین در دستیابی به اهداف آن دارند. منظور از خروجی کمپین نیز پارامترهایی است که توسط مدیر کمپین قابل مشاهده و دسترسی مستقیم است.

۲-۲-۱ ورودی‌های کمپین

یک کمپین تبلیغاتی توسط تبلیغ‌کننده برای بازه زمانی محدود و مشخص t_{tot} تعریف می‌شود. زمان نمونه‌برداری T نیز مقداری ثابت و مشخص برای کل بازه زمانی فعالیت کمپین در نظر گرفته می‌شود. از این پس زمان به‌صورت گسسته و با اندیس k نشان داده می‌شود و داریم $k = 0,1,\dots,\frac{t_{tot}}{T}$. در گام بعدی، جهت بهبود مدیریت کمپین، دسته‌هایی بر اساس ویژگی‌های نمایش‌ها (محل نمایش، ابعاد بنر و ...) یا مشخصات کاربران (سن، محل زندگی و ...)، ایجاد می‌شود. برای نمایش‌های متعلق به هر دسته قیمت واحدی پیشنهاد می‌شود. برای مثال، فرض کنید در یک تبلیغ کلیدواژه‌ای کمپینی برای بازه زمانی دوهفته‌ای ایجاد می‌شود و سپس تبلیغ‌کننده قیمت پیشنهادی خود را برای نمایش‌های متعلق به دو کلیدواژه "بازی" و "سرگرمی" اعلام می‌کند. در این مثال، کلیدواژه نقش دسته ذکر شده را بازی می‌کند. در حالت کلی تبلیغ‌کننده به نمایش تبلیغات آنلاین برای تعداد n_{seg} دسته علاقمند است. به این ترتیب برای دسته شماره i با $i = 1,2,\dots,n_{seg}$ در بازه زمانی $[k, k+1)$ قیمت $b^i(k)$ را پیشنهاد می‌دهد. قیمت‌های پیشنهادشده در فاصله بین دو نمونه زمانی ثابت می‌مانند. به علاوه دسته‌ها در ابتدا مشخص می‌شوند و در طول بازه زمانی فعالیت کمپین تغییری نخواهند کرد. تبلیغ‌کننده می‌تواند تعداد دسته‌ها n_{seg} و ویژگی تمیزدهنده هر دسته را در ابتدای تعریف کمپین و قیمت پیشنهادی برای هر دسته $b^i(k)$ را در طول فعالیت کمپین تنظیم کند.

در حال کلی تبلیغ‌کننده یک هدف یا ترکیبی از اهداف هزینه‌محور، نمایش‌محور و خریدمحور را دنبال می‌کند. در اهداف هزینه‌محور مقدار مرجعی از جنس هزینه دنبال می‌شود و یا اینکه متغیری از جنس هزینه کمینه می‌شود. در اهداف نمایش‌محور و خریدمحور مقدار مرجعی از جنس دفعات نمایش تبلیغ به کاربران و یا دفعات خرید محصول/خدمات دنبال می‌شود و یا متغیری از جنس دفعات نمایش و دفعات خرید بیشینه می‌شود. برای مثال، یک کمپین تبلیغی می‌تواند برای یک بازه دوهفته‌ای تعریف شود و هدفش کمینه‌کردن هزینه کل کمپین و به‌طور همزمان دنبال کردن مقدار مرجع برای تعداد نمایش‌های برنده شده در هر لحظه از زمان باشد. از میان کمیت‌هایی که به طور متداول در اهداف کمپین‌ها استفاده می‌شود، می‌توان به هزینه متوسط ساعتی، نرخ نمایش‌های برنده شده در هر ساعت و تعداد کل کلیک‌های کاربر اشاره کرد. بنابراین تبلیغ‌کننده می‌تواند نوع هدف و مقدار مرجع را نیز تنظیم نماید.

آخرین متغیری که تبلیغ‌کننده می‌تواند آن را تنظیم کند، میزان تخصیص (Bid Allocation) نام دارد. میزان تخصیص $a^i(k)$ مشخص می‌کند که اگر تبلیغ‌کننده‌ای با قیمت پیشنهادی $b^i(k)$ مزایده‌های برگزارشده دسته i در بازه زمانی $[k, k+1)$ را برنده شد، چند درصد از کل نمایش‌های موجود به این تبلیغ‌کننده تخصیص یابد. در بسیاری از پلتفرم‌های تبلیغی این ورودی وجود ندارد یا معادلاً فرض می‌شود که $a^i(k)$ همواره برابر با یک است.

۲-۲-۲ متغیرهای کمپین

منظور از متغیرهای کمپین مجموعه کمیت‌هایی است که به طور مستقیم قابل مشاهده و یا تنظیم توسط مدیر کمپین نیستند. بیشترین قیمت پیشنهادشده برای دسته i که با $b^i_{hb}(k)$ نمایش داده می‌شود، بالاترین قیمتی است که توسط دیگر تبلیغ‌کنندگان در بازه زمانی $[k, k+1)$ برای دسته i پیشنهاد شده، است. نرخ تبدیل که با $p^i(k)$ نشان داده می‌شود، احتمال کلیک، نصب، خرید یا ... از بین تبلیغ‌های نمایش داده

شده به کاربر در بازه زمانی $[k,k+1)$ و متعلق به دسته i را نشان می‌دهند. در این مقاله فرض می‌شود که از دید تبلیغ‌کننده تنها کلیک کاربران موضوع بحث است و لذا نرخ تبدیل همان نرخ کلیک کاربران خواهد بود. تعداد کل نمایش‌های موجود در دسته i و در بازه زمانی $[k,k+1)$ را نیز با $n_{tot}^{i}(k)$ نمایش می‌دهیم. متغیرهای $b_{hb}^{i}(k)$ و $p^{i}(k)$ و $n_{tot}^{i}(k)$ سه متغیر منتسب به هر دسته از کمپین می‌باشند که قابل اندازه‌گیری به شکل مستقیم نبوده و لذا تخمینی از آن‌ها محاسبه و در تشکیل مدل کمپین لحاظ خواهد شد. تخمین تعداد نمایش‌های موجود در هر دسته در حوزه این پژوهش نیست و در ادامه فرض می‌شود که $n_{tot}^{i}(k)$ از الگوی زمانی زیر پیروی می‌کند [۲۳]

$$n_{tot}^{i}(k)=n_{0}^{i}(c+\beta_1\sin\left(\frac{2\pi t}{24}+\phi_1\right)+\beta_2\sin\left(\frac{4\pi t}{24}+\phi_2\right))e^{\epsilon(t)} \quad (۱)$$

که در آن $\epsilon(t)$ یک فرایند تصادفی نرمال به صورت $\epsilon(t)\sim N(0,\sigma_i)$است و دیگر پارامترها نیز بر اساس اطلاعات موجود تنظیم می‌شود.

با دانستن تعداد کل نمایش‌های موجود در هر دسته می‌توان متغیر بعدی که تعداد نمایش‌های برنده‌شده در آن دسته یا $n_{I}^{i}(k)$ است، فرمول‌بندی کرد. با هر بار برگزاری مزایده تبلیغ کننده تعداد $n_{I}^{i}(k)=a^{i}(k)\mathbb{I}_{\{b^{i}(k)\geq b_{hb}^{i}(k)\}}n_{tot}^{i}(k)$ نمایش از تعدادکل نمایش‌های موجود $n_{tot}^{i}(k)$ را برنده می‌شود. در این رابطه $\mathbb{I}_{\{b^{i}(k)\geq b_{hb}^{i}(k)\}}$ نشان‌دهنده سازوکار مزایده برگزارشده در تبلیغ آنلاین است. به این معنا که اگر قیمت پیشنهادی $b^{i}(k)$ از بیشترین قیمت پیشنهادشده توسط دیگر تبلیغ‌کنندگان $b_{hb}^{i}(k)$ بیشتر باشد، آنگاه خروجی تابع $\mathbb{I}$ برابر با یک می‌شود و با توجه به مقدار میزان تخصیص $a^{i}(k)$ بخشی یا تمام نمایش‌های موجود $n_{tot}^{i}(k)$ به برنده اختصاص می‌یابد. در غیر این‌صورت خروجی تابع $\mathbb{I}$ برابر با صفر می‌شود و تبلیغ‌کننده هیچ نمایشی را برنده نمی‌شود. تعداد کل نمایش‌های برنده شده کمپین در بازه $[k,k+1)$ معادل است با $n_{I}(k)=\sum_{i=1}^{n_{seg}}n_{I}^{i}(k)$.

با توجه به تعریف نرخ تبدیل $p^{i}(k)$، می‌توان تعداد کلیک‌های کاربران برروی نمایش‌های دسته i در بازه زمانی $[k,k+1)$ را به صورت $n_{E}^{i}(k)=p^{i}(k)n_{I}^{i}(k)$ فرمول‌بندی کرد. همچون تعداد نمایش‌های برنده شده این متغیر نیز در سطح کمپین به فرم $n_{E}(k)=\sum_{i=1}^{n_{seg}}n_{E}^{i}(k)$ محاسبه می‌شود.

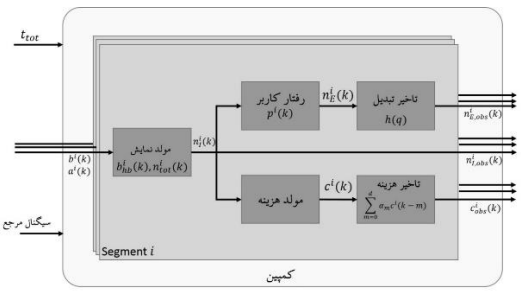
در پایان هرتبلیغ‌کننده به ازای نمایش‌های برنده شده یا تعداد کلیک‌های دریافت شده مبلغی را پرداخت خواهد نمود. بدون از دست دادن عمومیت در این پژوهش فرض می‌شود که تبلیغ‌کننده فقط بازای نمایش‌های برنده شده هزینه می‌پردازد. در این صورت هزینه نمایش‌های برنده شده را می‌توان به صورت $c^{i}(k)=b_{hb}^{i}(k)n_{I}^{i}(k)$ نوشت و با تجمیع هزینه‌ها بر روی دسته‌های مختلف یک کمپین به هزینه‌ای در سطح کمپین به فرم $c(k)=\sum_{i=1}^{n_{seg}}c^{i}(k)$ دست یافت.

۳-۲-۲ خروجی‌های کمپین

خروجی‌کمپین بسته به اهداف تعریف شده برای کمپین به سه نوع هزینه‌محور، نمایش‌محور و خریدمحور تقسیم می‌شود که در ادامه هر کدام بررسی شده‌اند. در ارزیابی هزینه‌محور فرض می‌شود به هزینه هر دسته در کمپین دسترسی وجود دارد. لازم به توضیح است که هزینه مشاهده شده در لحظه k به جهت تاخیر احتمالی در محاسبه هزینه می‌تواند شامل بخشی از هزینه‌ها در بازه $[k,k+1)$ و بخشی از هزینه‌ها در بازه‌های $[k-1,k)$ و پیش از آن باشد. به بیان دیگر می‌توان هزینه مشاهده شده $c_{obs}^{i}(k)$ را به صورت $c_{obs}^{i}(k)=\sum_{m=0}^{d}\alpha_m c^{i}(k-m)$ نمایش داد که در آن d حداکثر تاخیری را نشان می‌دهد که در محاسبه هزینه ممکن است رخ دهد.

کمیت بعدی که تبلیغ‌کننده امکان مشاهده‌اش را دارد، تعداد نمایش‌های برنده شده است. بر خلاف هزینه مشاهده‌شده، تعداد نمایش‌های برنده شده دسته i در بازه زمانی $[k,k+1)$ را می‌توان بدون تاخیر و به فرم $n_{I,obs}^{i}(k)=n_{I}^{i}(k)$ مشاهده کرد.

آخرین مقدار قابل مشاهده، تعداد کلیک‌های کاربر است. از آنجا که معمولا زمان نمونه‌برداری به اندازه کافی بزرگ است تاخیری که در رفتار کاربر برای کلیک وجود دارد نادیده گرفته می‌شود. اما اگر رفتار مدنظر تبلیغ‌کننده بجای کلیک چیزی از جنس خرید باشد، لازم است که تاخیر بوجود آمده تخمین زده شود. در پژوهش حاضر مصداق رفتار کاربر جهت ارزیابی، کلیک‌های کاربر در نظر گرفته می‌شود و لذا داریم، $n_{E,obs}^{i}(k)=n_{E}^{i}(k)$. ساختار کلی ارتباط کمیت‌های موثر دسته i از کمپین تبلیغاتی در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲ ساختار کلی ارتباط کمیت‌های موثر در دسته نمونه دسته i از کمپین تبلیغاتی

جدول ۱ پارامترهای یک کمپین تبلیغاتی آنلاین

پارامتر	نوع	محدودیت
زمان فعالیت کمپین t_{tot}	ورودی	ندارد
زمان نمونه برداری T	ورودی	$5min \le T \le 25m$
نوع و تعداد دسته‌ها n_{seg}	ورودی	ثابت وغیرقابل تغییر در طول فعالیت کمپین
قیمت پیشنهادی $b^i(k)$	ورودی	قابل تنظیم بین هر دو نمونه‌برداری
هدف کمپین	ورودی	هزینه‌محور،نمایش‌محور یا خریدمحور
میزان تخصیص $a^i(k)$	ورودی	$0 \le a^i(k) \le 1$
بیشترین قیمت پیشنهادشده $b^i_{hb}(k)$	متغیر	تصادفی و مشاهده‌ناپذیر $0 \le b^i_{hb}(k)$
نرخ تبدیل $p^i(k)$	متغیر	تصادفی و مشاهده‌ناپذیر $0 \le p^i(k) \le 1$
تعداد کل نمایش‌های موجود $n^i_{tot}(k)$	متغیر	مطابق الگوی رابطه (۱)
تعداد نمایش‌های برنده‌شده $n^i_l(k)$	متغیر	$n^i_l(k) = a^i(k)\mathbb{I}_{\{b^i(k)\ge b^i_{hb}(k)\}} n^i_{tot}(k)$
تعداد کلیک‌های کاربر $n^i_E(k)$	متغیر	$n^i_E(k) = p^i(k) n^i_l(k)$
هزینه نمایش‌های برنده‌شده $c^i(k)$	متغیر	$c^i(k) = b^i_{hb}(k) n^i_l(k)$
هزینه مشاهده‌شده $c^i_{obs}(k)$	خروجی	$c^i_{obs}(k) = \sum_{m=0}^{d} \alpha_m c^i(k-m)$
تعداد نمایش‌های برنده‌شده $n^i_{l,obs}(k)$	خروجی	$n^i_{l,obs}(k) = n^i_l(k)$
تعداد کلیک‌های مشاهده‌شده $n^i_{E,obs}(k)$	خروجی	$n^i_{E,obs}(k) = n^i_E(k)$

در این بخش اصول حاکم بر سامانه‌های تبلیغات آنلاین از طریق مکانیزم پیشنهاد قیمت بی‌درنگ به اختصار معرفی گردید. به علاوه پارامترهای تعیین‌کننده عملکرد در یک کمپین تبلیغاتی شامل ورودی‌های کمپین، متغیرهای کمپین و خروجی‌های آن از منظر سیستمی ارائه شد. خلاصه‌ای از پارامترهای موثر در یک کمپین تبلیغاتی در جدول ۱ ارائه شده است. در ادامه در بخش۳ با استفاده از مکانیزم معرفی شده و با تخمین دو متغیر بیشترین قیمت پیشنهادی از سوی کمپین‌های تبلیغاتی و نیز تخمین نرخ کلیک کاربران به ارائه رویکردی در مدل‌سازی کمپین‌های تبلیغاتی آنلاین خواهیم پرداخت.

۳- رویکرد پیشنهادی جهت مدل‌سازی یک کمپین تبلیغاتی آنلاین

تبلیغ‌کننده می‌تواند زمان کل فعالیت t_{tot} و هدف تبلیغی را در سطح کمپین و قیمت پیشنهادی $b^i(k)$ و میزان تخصیص $a^i(k)$ را در سطح دسته‌های متعلق به یک کمپین تنظیم کند. هدف تبلیغ می‌تواند دنبال کردن یک مقدار مرجع مثلاً هزینه متوسط ساعتی کل کمپین باشد یا بهینه‌سازی کمیت‌های همچون هزینه یا تعداد کلیک لحاظ گردد. مدیر کمپین برای دست‌یابی به هدف کمپین از اطلاعات خروجی استفاده می‌کند. خروجی ذکر شده با یک مقدار مرجع در سطح کمپین که تبلیغ‌کننده تنظیم کرده است، مقایسه می‌شود و در پایان با استفاده از الگوریتم‌های کنترلی پیشنهاددهی قیمت، مقادیر ورودی قیمت پیشنهادی ویا میزان تخصیص بروز رسانی می‌شوند. چنان که پیش از این اشاره شد، برای طراحی کنترل‌کننده پیشنهاددهنده قیمت، دسترسی به مدلی از کمپین‌های تبلیغاتی به فراخور هدف و خروجی درنظر گرفته شده راهگشا خواهد بود. در این بخش از مقاله روش نوینی جهت تعیین یک مدل آماری از کمپین ارائه خواهد شد که حاصل استفاده توأم از تخمین بیشترین قیمت پیشنهادی بر اساس فیلتر ذره و تخمین نرخ کلیک کاربر با استفاده از تخمین‌گر بیزی با قابلیت به‌هنگام‌سازی بر اساس داده‌های جدید است.

۳-۱ تخمین بیشترین قیمت پیشنهادی بر اساس فیلتر ذره

مهمترین قابلیت تخمین‌گرهای مبتنی بر فیلتر ذره، قابلیت توسعه آن‌ها برای انواع و ابعاد مختلف سیستم‌ها است که با توجه به تغییرات محتمل ساختاری در بازار تبلیغ آنلاین روش کارایی به نظر می‌رسد. همچنین خروجی این نوع از تخمین‌گرها مانند دیگر تخمین‌گرهای بیزی، یک توزیع احتمالاتی است [۲۴] که با توجه به ناشناخته بودن پارامترهای سیستم تبلیغ آنلاین در اکثر زمان‌ها خروجی مناسبی برای تکمیل تخمین رابطه بین ورودی-خروجی است. علی‌رغم روش‌های مبتنی بر فیلتر کالمن که به توصیف احتمالاً ساده شده‌ای از سامانه نیازمند هستند، در طراحی فیلتر ذره لزومی به ساده‌سازی سیستم وجود ندارد. در ادامه نخست مراحل توسعه این نوع از فیلترها به اختصار بر اساس [۲۴] مرور می‌شود. سپس به فراخور نوع و ساختار مساله پیشنهاددهی قیمت در کمپین‌های تبلیغاتی، یک فیلتر ذره جهت تخمین بیشترین قیمت پیشنهادی طراحی می‌گردد.

انتگرال $I = \int f(x)\pi(x)dx$ با متغیر $x \in \mathbb{R}^{n_x}$ را در نظر بگیرید که در آن $\pi(x)$ یک توزیع احتمالاتی است. با در اختیار داشتن N نمونه از توزیع $\pi(x)$ به صورت i.i.d [1] می‌توان این توزیع را به صورت زیر تخمین زد،

$$\hat{\pi}(x) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} \delta(X - X(i)), \qquad (۲)$$

[1] Independent and Identically Distributed

که در آن $X(i)$ها نمونه‌های تصادفی استخراج شده از $\pi(x)$ هستند. تخمین مونت‌کارلوی انتگرال I_N برابر است با،

$$I_N = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} f(x)\delta\big(X - X(i)\big). \qquad (۳)$$

در واقع رابطه (۳) میانگین $f(X(i))$ها را معرفی می‌نماید که $X(i)$ها از توزیع $\pi(x)$ استخراج شده‌اند. از آنجا که نمونه‌های استخراج شده از توزیع i.i.d هستند، مطابق قانون قوی اعداد بزرگ با میل کردن N به بینهایت، I_N به‌صورت بدون بایاس به $E(f(x)) = \int f(x)\pi(x)dx$ میل می‌کند. همچنین با توجه به این که واریانس I_N برابر است با:

$$\sigma_{I_N}^2 = \frac{1}{N^2} var(\sum_{i=1}^{N} f\big(X(i)\big) = \frac{1}{N^2}\sum_{i=1}^{N}\sigma_f^2 = \frac{\sigma_f^2}{N}, \qquad (۴)$$

شرایط قضیه حد مرکزی برقرار است و می‌توان خطای تخمین را به صورت $\lim_{N\to\infty}\sqrt{N}(I_N - I) \sim N\big(0, \sigma_f\big)$ نوشت. در نتیجه خطای تخمین مونت‌کارلو یا $e = I_N - I$ از مرتبه $O\left(N^{-\frac{1}{2}}\right)$ است و نیز نرخ همگرایی تخمین مستقل از ابعاد متغیر یا n_x است.

در مسئله مورد بررسی در این مقاله هدف به دست آوردن شاخص‌های آماری توزیع احتمالاتی نامشخص $\pi(x)$ از بیشترین قیمت پیشنهادشده بین تبلیغ‌کننده‌ها است. در قالب فکری بیزی، $\pi(x)$ را می‌توان همان توزیع پسین[1] دانست. بنابراین برای پیدا کردن شاخص‌های آماری باید بر روی یک توزیع احتمالاتی با ابعاد بالا انتگرال گرفته شود. هرچه تعداد نمونه‌های تصادفی استخراج شده بیشتر شود محاسبه این انتگرال پیچیده‌تر می‌شود، مگر اینکه محاسبه انتگرال به صورت تحلیلی ممکن باشد که به‌صورت خاص در مسئله کمپین‌های تبلیغاتی اینطور نیست. زیرا از یک سو توزیع احتمالاتی پسین نامعین است و از سوی دیگر شاخص‌های آماری منتسب به این توزیع با گذشت زمان ثابت نمی‌ماند. بنابراین بجای اینکه این انتگرال برای کل فضا محاسبه شود، تمرکز بر روی نواحی با احتمال بیشتر گذاشته می‌شود و توزیع پسین با تعدادی نمونه تصادفی بجای یک توزیع تحلیلی مشخص می‌شود. هرچقدر که تعداد این نمونه‌ها افزایش یابد، توزیع تخمین زده شده به توزیع واقعی نزدیک‌تر می‌شود.

برای محاسبه انتگرال نیاز به نمونه برداری از توزیع پسین $\pi(x)$ است. اما در عمل از آنجا که این توزیع پسین نامعین است، این کار ممکن نیست. یک راه برای حل این مشکل استفاده از نمونه گیری مبتنی بر اهمیت[2] است. [۲۴] فرض کنید که بجای $\pi(x)$ می‌توان از توزیع $q(x)$ که مشابه آن است نمونه‌برداری کرد. در این صورت،

$$I = \int f(x)\frac{\pi(x)}{q(x)}q(x)dx. \qquad (۵)$$

به صورت خاص به توزیع $q(x)$ که بنا است از آن نمونه برداری شود توزیع مبتنی بر اهمیت[3] اطلاق می‌شود[۲۴]. چرا که از $f(x)$ به‌صورتی نمونه‌برداری می‌کند که به بعضی مقادیر آن "اهمیت" بیشتری می‌دهد. تخمین مونت‌کارلوی انتگرال (۵) با داشتن N نمونه تصادفی i.i.d از توزیع $q(x)$ به صورت زیر است،

$$I_N = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} f(X(i))\tilde{\omega}(X(i)), \qquad (۶)$$

که در آن $\tilde{\omega}(X(i)) = \frac{\pi(X(i))}{q(X(i))}$ وزن‌های میزان اهمیت هستند. می‌توان وزن‌ها را به صورت $\omega(X(i)) = \frac{\tilde{\omega}(X(i))}{\sum_{i=1}^{N}\tilde{\omega}(X(i))}$ نرمال کرد. به این ترتیب رابطه (۶) به صورت زیر تغییر می‌کند،

$$I_N = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} f(X(i))\omega(X(i)). \qquad (۷)$$

حال با استفاده از نمونه‌برداری مبتنی بر اهمیت، الگوریتمی بازگشتی در قالب فکری بیزی معرفی می‌شود که آن را نمونه‌برداری مبتنی بر اهمیت ترتیبی[4] (SIS) می‌نامند[۲۴]. SIS روشی است برای پیاده‌سازی یک فیلتر بازگشتی بیزی که از انتگرال مونت‌کارلو استفاده می‌کند. نکته کلیدی این روش نمایش توزیع پسین با مجموعه‌ای ازنمونه‌های تصادفی و وزن‌های متناظرشان می‌باشد.

فرض کنید $X^i(k) = \{x^i(l), l = 0, \dots, k\}$ دنباله حالت متغیر بیشترین قیمت پیشنهاد شده در دسته i را تا لحظه k نشان دهد. توزیع توأم پسین در لحظه k برابر با $p(X^i(k)|Z^i(k))$ و توزیع نهایی پسین برابر با $p(x^i(k)|Z^i(k))$ است که در آن‌ها $Z^i(k)$ دنباله مشاهدات را نمایندگی می‌کند. می‌توان نشان داد،

$$p\left(x^i(k)\middle|Z^i(k)\right) \approx \sum_{i=1}^{N_p}\omega_j^i(k)\delta\left(x^i(k) - x_j^i(k)\right), \qquad (۸)$$

که در آن

[1] Posterior
[2] Importance Sampling
[3] Importance Distribution
[4] Sequential Importance Sampling

$$\omega_j^i(k) = \omega_j^i(k-1) * \frac{p\left(z^i(k)\middle|x_j^i(k)\right)p\left(x_j^i(k)\middle|x_j^i(k-1)\right)}{q\left(x_j^i(k)\middle|x_j^i(k-1),z^i(k)\right)}, \quad (۹)$$

و $x_j^i(k)$ نمونه تصادفی استخراج شده از توزیع $q(x_j^i(k)|x_j^i(k-1),z^i(k))$ است. این الگوریتم پایه‌ای برای فیلترهای ذره است. نحوه انتخاب توزیع مبتنی بر اهمیت نقش کلیدی در طراحی فیلتر ذره دارد. می‌توان نشان داد که با گذر زمان واریانس وزن‌ها افزایش می‌یابد و در نتیجه بعد از گذشت زمان کافی تعداد زیادی ذره با وزن خیلی کوچک وجود خواهد داشت که در تخمین توزیع پسین نقش کمی ایفا می‌کنند و قابل چشم پوشی اند. این شرایط منجر به چالش مشترکی در تمامی SISها می‌شود که تبهگنی[1] نامیده می‌شود. یکی از روش‌های اندازه‌گیری تبهگنی تعریف $\hat{N}_{eff}^i$ به صورت $\hat{N}_{eff}^i = \frac{1}{\sum_{i=1}^{Np}(\omega_j^i(k))^2}$ است که در آن $\omega_j^i(k)$ وزن‌های نرمال‌شده هستند. هر چقدر $\hat{N}_{eff}^i$ به ۱ نزدیکتر شود تبهگنی بیشتر می‌شود. زمانی که تبهگنی معناداری مشاهده شود و مقدار $\hat{N}_{eff}^i$ از یک کران تعریف‌شده کمتر شود، لازم است که نمونه‌سازی مجدد انجام شود. نمونه‌سازی مجدد، ذرات با وزن‌های کمتر را حذف کرده و تعداد ذرات با وزن‌های بالا را زیاد می‌کند. در یک حکم کلی می‌توان گفت دقت تخمین بعد از نمونه‌سازی مجدد کاهش می‌یابد. بنابراین بهتر است شاخص‌های آماری از توزیع پسین قبل از گام نمونه‌سازی مجدد انجام شود.

مرحله کلیدی بعدی در طراحی فیلتر ذره‌ای انتخاب مناسب $q(x_j^i(k)|x_j^i(k-1),z^i(k))$ می‌باشد. می‌توان نشان داد انتخاب بهینه برای $q(x_j^i(k)|x_j^i(k-1),z^i(k))$ که واریانس وزن‌ها را کمینه می‌کند به صورت زیر است [۲۴]،

$$q\left(x_j^i(k)\middle|x_j^i(k-1),z^i(k)\right) = p\left(x_j^i(k)\middle|x_j^i(k-1),z^i(k)\right). \quad (۱۰)$$

با جایگزینی این عبارت در رابطه به روزرسانی وزن‌ها (۹) می‌توان نوشت:

$$\omega_j^i(k) = \omega_j^i(k-1)p\left(z^i(k)\middle|x_j^i(k-1)\right), \quad (۱۱)$$

به این ترتیب وزن‌ها در زمان k می‌توانند محاسبه شوند بدون آنکه لازم باشد ذرات در زمان k پخش شوند.

پس از تشریح مبانی توسعه یک فیلتر ذره اولیه به تبیین مراحل طراحی فیلتر ذره جهت تخمین پیشترین قیمت پیشنهادی در کمپین‌های تبلیغاتی می‌پردازیم.

گام اول: توزیع اولیه ذرات: فرض کنید تعداد ذرات برابر با N_p باشد. توزیع اولیه ذرات را به یکی از فرم‌های یکنواخت، گاوسی و یا لگ نرمال در نظر بگیرید.

گام دوم: تخمین ذرات: برای گام پیش بینی از مدل زیر استفاده می‌شود،

$$x_j^i(k) = uniform(x_j^i(k-1) - p_{step}, x_j^i(k-1) + p_{step}) \quad (۱۲)$$

که در آن $x_j^i(k)$ موقعیت ذره شماره j از دسته i در زمان k را نشان می‌دهد. از آنجا که مدلی برای این سامانه موجود نیست در هر مرحله با توجه موقعیت ذرات در واحد زمان قبلی پخش‌شدن ذرات به‌صورت یکنواخت انجام می‌شود. قابل ذکر است با توجه به میزان رقابتی‌بودن بازار میتوان p_{step} را مشخص کرد. همچنین از آنجا که سرعت نمونه‌برداری در سیستم کند و در حدود ۱۵ دقیقه است، حتی اگر بازه این توزیع خیلی بزرگ در نظر گرفته‌شود می‌توان با تعداد زیاد ذرات این مشکل را رفع کرد. طبیعی است که با بیشتر شدن باخت‌ها در مزایده تبلیغ‌کننده از تعداد زیادی از مشاهدات محروم می‌ماند و با زیادشدن تعداد داده‌های ناقص دقت تخمین کم‌تر می‌شود.

گام سوم: به روزرسانی وزن‌ها: چنانچه تبلیغ‌کننده مزایده را برده و نتیجتاً مقدار بیشترین قیمت پیشنهادی به‌صورت دقیق قابل مشاهده باشد، به روز رسانی به صورت زیر خواهد بود،

$$\hat{\omega}_j^i(k) = \frac{1}{|z^i(k) - x_j^i(k)|^2} \quad (۱۳)$$

چنانچه مشاهده ناقص باشد یا به عبارتی تبلیغ‌کننده مزایده را باخته باشد، تنها اطلاعات در دسترس این است که مقدار حقیقی بیشترین قیمت پیشنهادی از مقدار پیشنهاد شده توسط تبلیغ‌کننده بیشتر است. در این حالت به روزرسانی وزن‌ها به فرم زیر خواهد بود:

$$\hat{\omega}_j^i(k) = \begin{cases} 0, & x_j^i(k) \le z^i(k) \\ 1, & x_j^i(k) > z^i(k) \end{cases} \quad (۱۴)$$

در واقع از آنجا که قطعاً بیشترین قیمت پیشنهادی از مقدار پیشنهاد شده توسط تبلیغ‌کننده بیشتر است ، وزن تمامی ذراتی که کوچک‌تر از مقدار مشاهده‌شده هستند برابر با صفر لحاظ می‌شود . ضمناً چون، هیچ اطلاعاتی در مورد باقی ذرات (ذراتی که مقادیر بزرگ‌تر از مقدار

[1] Degenracy

مشاهده‌شده اتخاذ کرده‌اند) وجود ندارد به تمامی آن‌ها وزن یکسانی تعلق می‌گیرد. در نتیجه اگر مشاهده ناقص باشد، ذرات بعد از به روزرسانی یک توزیع یکنواخت دارند که حد پایین این توزیع با مقدار مشاهده‌شده شروع می‌شود. در نهایت وزن‌ها به صورت $\omega_j^i(k) = \frac{\hat{\omega}_j^i(k)}{\sum_{i=1}^{Np} \hat{\omega}_j^i(k)}$ نرمال‌سازی می‌شوند.

گام چهارم: محاسبه شاخص‌های آماری: توزیع پسین را می‌توان توسط ذرات و وزن‌هایشان به صورت زیر تخمین زد،

$$\hat{p}(x^i(k)|Z^i(k)) \approx \sum_{i=1}^{N_p} \omega_j^i(k)\delta(x^i(k) - x_j^i(k)) \quad (۱۵)$$

در نهایت می‌توان شاخص‌های آماری برای ذرات را محاسبه کرد. به طور مثال میانگین ذرات از رابطه $\sum_{i=1}^{N_p} \omega_j^i(k)x_j^i(k)$ قابل استخراج است. لازم به ذکر است که از آنجا که در هر بار اجرای نمونه‌سازی مجدد تعدادی از ذرات با وزن پایین حذف می‌شوند، بهتر است که قبل از نمونه‌سازی مجدد شاخص‌های آماری از ذرات استخراج شود.

گام پنجم: نمونه‌سازی مجدد: ابتدا مقدار $\hat{N}_{eff}^i$ برای دسته i و در لحظه k محاسبه می‌شود و سپس از یکی از روش‌های استاندارد نمونه‌سازی مجدد از قبیل رویکردهای مبتنی بر طبقه بندی[۱]، باقیمانده[۲] و چندجمله‌ای[۳] بهره گرفته می‌شود[۲۴].

در این زیربخش به تخمین توزیع احتمالاتی بیشترین قیمت پیشنهادی از سوی کمپین‌ها به عنوان یکی از متغیرهای کلیدی در توصیف رفتار کمپین‌ها پرداختیم. در کنار بیشترین قیمت پیشنهادی، عامل تعیین کننده دیگر توزیع نرخ کلیک کاربران در کمپین تبلیغاتی است که همچون بیشترین قیمت پیشنهادی دسترسی مستقیم به آن توسط مدیر کمپین میسر نیست. در زیربخش بعد توزیع احتمالاتی نرخ کلیک کاربران با رویکرد تخمین بیزی ارائه می‌شود.

۲-۳ تخمین بیزی نرخ کلیک کاربران

در این بخش با تخمین دیگر پارامتر مهم در مدل‌سازی سیستم تبلیغ آنلاین یعنی $p^i(k)$ فرایند مدل‌سازی تکمیل می‌شود. همان‌طور که در بخش ۲ اشاره شد، منظور از $p^i(k)$ احتمال کلیک کاربر بر روی نمایش نشان داده شده متعلق به دسته i در بازه زمانی $[k, k+1)$ است. همچنین فرض‌شود که برای تمامی زمان‌ها داریم $p^i(k) \ll 1$.

فرض کنید تعداد کلیک‌ها در بازه زمانی $[k, k+1)$ دسته شماره i یعنی $n_E^i(k)$ نمونه‌ای از متغیر تصادفی $N_E^i(k)$ با توزیع دوجمله‌ای $N_E^i(k) \sim Binomial(n_I^i(k), p^i(k))$ باشدکه در آن $n_I^i(k)$ تعداد نمایش‌های نشان داده شده به کاربر در دسته i و در بازه زمانی $[k, k+1)$ است. با فرض این که $p^i(k) \ll 1$ طبق قضیه حد مرکزی توزیع دوجمله‌ای بالا را می‌توان با دقت خوبی با توزیع پواسون و به صورت $N_E^i(k) \sim Poisson(n_I^i(k)p^i(k))$ تخمین زد.

n_E و n_I با تعاریف معرفی شده در بخش دوم را در نظر بگیرید (اندیس زمان و دسته موقتاً کنار گذاشته می‌شوند). به شرط مشاهده n_I و p توزیع n_E به صورت زیر خواهد بود،

$$f(n_E|n_I, p) = \frac{(n_I p)^{n_E} e^{-n_I p}}{n_E!}. \quad (۱۶)$$

در واقع توزیع فوق همان تابع درست‌نمایی[۴] لازم برای تخمین‌گر بیزی است. اکنون کافی است که یک توزیع پیشین یعنی $\pi(p)$ وجود داشته باشد تا بتوان توزیع پسین یعنی $\pi(p|n_I, n_E)$ را محاسبه کرد. از آنجا که توزیع مزدوج پیشین تابع درست‌نمایی به صورت پواسون، یک توزیع گاما است، فرض می‌شود توزیع پیشین به صورت $\pi(p) \sim Gamma(\alpha_0, \beta_0)$ باشد. طبق قانون بیز می‌توان نوشت،

$$\pi(p|n_I, n_E) = \frac{f(n_E|n_I, p)\pi(p|n_I)}{f(n_E|n_I)}, \quad (۱۷)$$

که در آن $\pi(p|n_I)$ و $f(n_E|n_I)$ مستقل از p هستند (به عبارتی تنها یک ضریب نرمال‌کننده برای $\pi(p|n_I, n_E)$ هستند). می‌توان نشان داد،

$$p|n_I, n_E \sim Gamma(\alpha_0 + n_E, \beta_0 + n_I). \quad (۱۸)$$

حال اگر تمامی مشاهدات در زمان‌های پیشین نیز لحاظ شود، می‌توان نوشت،

$$p|n_I, n_E \sim Gamma\left(\alpha_0 + \sum_{i=1}^{k} n_E(i), \beta_0 + \sum_{i=1}^{k} n_I(i)\right). \quad (۱۹)$$

معادلاً اگر دو پارامتر توصیف‌گر توزیع گاما به شکل یک فرایند مارکوف نامتغیر با زمان با مقادیر اولیه‌ای به صورت $\alpha_p(0) = \alpha_0$ و $\beta_p(0) = \beta_0$ تعریف شود، داریم،

[1] Stratified
[2] Residual
[3] Multinomial
[4] Likelihood

$$\begin{bmatrix}\alpha_p(k)\\ \beta_p(k)\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\alpha_p(k-1)\\ \beta_p(k-1)\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}n_E(k)\\ n_I(k)\end{bmatrix}. \quad (۲۰)$$

با توجه به تغییرات احتمالی نرخ کلیک در گذر زمان، می‌توان به کمک پارامتر فراموشی λ_p که مابین ۰ و ۱ می‌باشد، اثر مشاهدات جدیدتر در تخمین را تقویت کرد. به این ترتیب توزیع پسین به صورت زیر اصلاح می‌شود،

$$p|n_I,n_E \sim Gamma\Big(\lambda_p^k\alpha_0 + \sum_{i=1}^{k}\lambda_p^{k-i}n_E(i)\,,\lambda_p^k\beta_0 + \sum_{i=1}^{k}\lambda_p^{k-i}n_I(i)\Big). \quad (۲۱)$$

مشابه قبل دینامیک زیرا برای پارامترهای توزیع گاما در حضور فاکتور فراموشی برقرار است،

$$\begin{bmatrix}\alpha_p(k)\\ \beta_p(k)\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\lambda_p\alpha_p(k-1)\\ \lambda_p\beta_p(k-1)\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}n_E(k)\\ n_I(k)\end{bmatrix}. \quad (۲۲)$$

با استفاده از مقادیر به دست آمده از پارامترهای توزیع گاما تخمین نقطه‌ای یا امید ریاضی احتمال کلیک کاربر برابر است با:

$$\hat{p}(k)=\frac{\alpha_p(k)}{\beta_p(k)}=\frac{\lambda_p^k\alpha_0+\sum_{i=1}^{k}\lambda_p^{k-i}n_E(i)}{\lambda_p^k\beta_0+\sum_{i=1}^{k}\lambda_p^{k-i}n_I(i)} \quad (۲۳)$$

این رابطه را می‌توان برای تمامی دسته‌ها به سادگی با اضافه کردن اندیس دسته بازنویسی کرد. تنها پارامتر قابل تنظیم در این تخمین فاکتور فراموشی است. در شرایطی که تعداد کلیک‌ها دچار تغییر مقدار ناگهانی می‌شود تنظیم خودکار فاکتور فراموشی راهگشا خواهد بود. به این منظور می‌توان برای بهبود فرایند تخمین نرخ تبدیل، فرض نمود که $\hat{P}(k)$ خود متغیری تصادفی وابسته به متغیر تصادفی $N_E(k)$ به فرم زیر است:

$$\hat{P}(k)=\frac{\lambda_p^k\alpha_0+\sum_{i=1}^{k}\lambda_p^{k-i}N_E(i)}{\lambda_p^k\beta_0+\sum_{i=1}^{k}\lambda_p^{k-i}n_I(i)} \quad (۲۴)$$

که در آن $N_E(i)\sim Binomial(n_I(i),p(k))$. همچنین تعریف می‌شود،

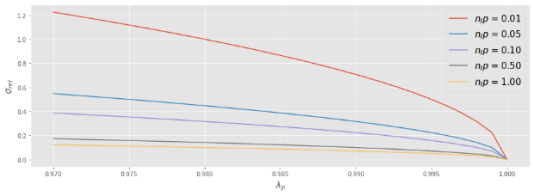
$$\sigma_{rel}^2(k)=var\left(\frac{\hat{P}(k)}{E(\hat{P}(k))}\right)=\frac{1}{E(\hat{P}(k))^2}var(\hat{P}(k)).$$

حال با فرض اینکه $n_I(k)=n_I$ مقدار ثابتی باشد، با استفاده از خواص میانگین و واریانس می‌توان نوشت:

$$E(\hat{P}(k))=\frac{\lambda_p^k\alpha_0+n_Ip\frac{1-\lambda_p^k}{1-\lambda_p}}{\lambda_p^k\beta_0+n_I\frac{1-\lambda_p^k}{1-\lambda_p}},$$

$$var(\hat{P}(k))=\frac{n_Ip(1-p)\frac{1-(\lambda_p^k)^2}{1-\lambda_p}}{(\lambda_p^k\beta_0+n_I\frac{1-\lambda_p^k}{1-\lambda_p})^2}$$

بنابراین رفتار حالت دائم $\sigma_{rel}(\infty)$ به صورت $\sigma_{rel}(\infty)\approx\sqrt{\frac{1-\lambda_p}{2n_Ip}}$ خواهد بود. می‌توان از این رابطه در ادامه برای تطبیق تخمین در هر مرحله بهره برد. برای نمونه برای مجموعه ای از مقادیر n_Ip نمودار $\sigma_{rel}(\infty)$ بر حسب λ_p مطابق شکل ۳ خواهد بود. لذا می‌توان با دراختیار داشتن مقدار مورد نظر $\sigma_{rel}(\infty)$ و تخمین موجود از n_Ip، تطبیق فاکتور فراموشی λ_p را لحاظ نمود.



شکل ۳ رابطه بین $\sigma_{rel}(\infty)$ و λ_p بازای مقادیر مختلف n_Ip

مطابق آنچه در بخش دوم تشریح شد، در عمل حجم نمایش‌های برنده شده $n_I(k)$ عددی ثابت نیست . چنانچه یک تخمین بلندمدت از میانگین $n_I(k)$ وجود داشته باشد، می‌توان در تطبیق فاکتور فراموشی از آن بهره گرفت. از آنجا که $n_I(k)$ نماینده یک نوع ترافیک اطلاعات است، یک تخمین مرتبه اول شناخته شده برای آن توزیع پواسون است. مشابه آنچه در تخمین نرخ کلیک بیان شد فرض کنید، $n_I(k)$ نمونه‌ای از متغیر تصادفی $N_I(k)$ است که برای یک نرخ نمایش نامشخص v از توزیع پواسن پیروی می‌کند. به عبارتی $N_I(k)\sim Poisson(v)$. با طی روندی مشابه آنچه پیش از این در تخمین نرخ تبدیل مطرح شد،

$$\begin{bmatrix}\alpha_I(k)\\ \beta_I(k)\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\lambda_I\alpha_I(k-1)\\ \lambda_I\beta_I(k-1)\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}n_I(k)\\ 1(k)\end{bmatrix},$$

که λ_I پارامتر فراموشی نرخ نمایش است.

به علاوه می‌توان با استفاده از مقادیر به دست آمده از پارامترهای توزیع تخمین نقطه‌ای یا امید ریاضی نرخ نمایش v را به صورت $\hat{v}(k) = \frac{\alpha_I(k)}{\beta_I(k)}$ محاسبه نمود. به این ترتیب تخمین نرخ کلیک کاربران پس از مقداردهی اولیه به مقادیر پارامترهای توزیع $\alpha_p(0) = \alpha_0, \beta_p(0) = \beta_0 \alpha_I(0) = \alpha_{I,0}, \beta_I(0) = \beta_{I,0}$ از طریق گام‌های زیر به ازای $k = 1,2, \dots$ حاصل می‌شود.

گام اول: به روزرسانی پارامترهای توزیع نرخ نمایش و امید ریاضی آن،

$$\begin{bmatrix}\alpha_I(k)\\ \beta_I(k)\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}\lambda_I \alpha_I(k-1)\\ \lambda_I \beta_I(k-1)\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}n_I(k)\\ 1(k)\end{bmatrix},$$
$$\hat{v}(k) = \frac{\alpha_I(k)}{\beta_I(k)}.$$

گام دوم: به روزرسانی فاکتور فراموشی با استفاده از ازاطلاعات توزیع نرخ نمایش،

$$\lambda_p(k) = 1 - 2\frac{\alpha_p(k-1)}{\beta_p(k-1)}\hat{v}(k)\sigma_{ref}^2.$$

گام سوم: به روز رسانی پارامترهای توزیع نرخ تبدیل به کلیک

$$\begin{bmatrix}\alpha_p(k)\\ \beta_p(k)\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}\lambda_p \alpha_p(k-1)\\ \lambda_p \beta_p(k-1)\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}n_E(k)\\ n_I(k)\end{bmatrix}.$$

گام چهارم: تخمین نرخ تبدیل: $\hat{p}(k) = \frac{\alpha_p(k)}{\beta_p(k)}$

در این زیربخش توزیع احتمال کلیک کاربران به کمک یک تخمین‌گر بیزی معرفی گردید. از آن‌جا که رفتار کاربران در صورت مشاهده تبلیغ تغییرپذیری قابل توجهی با زمان خواهد داشت، در تخمین بیزی مورد استفاده، ضابطه‌ای تطبیقی جهت اصلاح فاکتور فراموشی معرفی شد که میزان اثرگذاری مشاهدات جدیدتر را در صورت تغییرات ناگهانی در الگوهای رفتاری کاربران به روزرسانی نماید. در ادامه در بخش ۳-۳ با دسترسی به تخمین بیشترین قیمت پیشنهادی و نرخ کلیک کاربران، رابطه ورودی-خروجی کمپین‌ها به ازای ورودی قیمت پیشنهادی یا سیگنال کنترلی و خروجی تعداد نمایشهای برنده شده توسط کمپین قابل استخراج خواهد بود.

۳-۳ مدل‌سازی ورودی-خروجی

در ادامه برای دو نوع انتخاب ورودی-خروجی موثر مدل‌سازی تشریح می‌شود. با داشتن تخمینی از بیشترین قیمت پیشنهادشده، نرخ کلیک کاربران و تعداد کل نمایش‌های موجود می‌توان مدل‌سازی را انجام داد. این مدل‌سازی به صورت آنلاین بوده و برای هر لحظه از زمان نمودار ورودی-خروجی را تخمین می‌زند.

حالت اول: مدل‌سازی کمپین با ورودی قیمت پیشنهادی تبلیغ‌کننده و خروجی تعداد نمایشهای برنده شده متعلق به کمپین:

اگر ورودی قیمت پیشنهادی $b(k)$ و خروجی تعداد نمایش‌های برنده‌شده $n_I(k)$ در نظر گرفته شود، برای مدل‌سازی تنها لازم است که تخمینی از بیشترین قیمت پیشنهادشده در هر لحظه از زمان و برای هر دسته وجود داشته باشد و نیازی به تخمین نرخ کلیک کاربران وجود ندارد. به صورت دقیق‌تر، در هر مرحله قیمت پیشنهادی با تخمین‌های تمامی دسته‌ها مقایسه می‌شود و اگر از هر دسته بزرگتر بود نمایش‌های موجود در آن دسته را برنده می‌شود. به طور مثال، اگر تخمین بیشترین قیمت پیشنهادشده برای هر دسته به صورت $\hat{b}_{hb}^i(k) = \{۱,۲,۳,۴\}$ باشد و قیمت پیشنهادی برابر با $b^i(k) = 2.5$، آنگاه تبلیغ‌کننده نمایش‌های موجود در لحظه k و برای دسته‌های شماره ۱ و ۲ متعلق به کمپین را برنده می‌شود. در بخش چهارم جزئیات این شیوه مدل‌سازی در قالب شبیه‌سازی رفتار یک کمپین نمونه تشریح می‌گردد.

حالت دوم: مدل‌سازی کمپین با ورودی سیگنال کنترلی $\mathbf{u}$ و خروجی تعداد نمایشهای برنده شده متعلق به کمپین:

در این حالت فرض می‌شود که استراتژی قیمت‌گذاری به صورت $b^i(k) = up^i(k)$ است. از آنجا که مدیر کمپین به مقدار حقیقی نرخ کلیک $p^i(k)$ دسترسی ندارد، استراتژی به صورت $b^i(k) = u\hat{p}^i(k)$ تغییر می‌کند. بنابراین مساله تبدیل به مدل‌سازی رابطه بین سیگنال کنترلی u و تعداد نمایش‌های برنده‌شده $n_I^i(k)$ می‌شود. با استفاده از تخمین نرخ تبدیل و تخمین بیشترین قیمت پیشنهادشده می‌توان این مدل‌سازی را انجام داد. به این صورت که در هر مرحله سیگنال کنترلی u با مقدار $\frac{\hat{b}_{hb}^i(k)}{\hat{p}^i(k)}$ مقایسه شده و در صورتی که بزرگتر از این مقدار باشد تمام نمایش‌های موجود در لحظه k و متعلق به دسته شماره i را برنده می‌شود.

در این بخش با تخمین دو متغیر بیشترین قیمت پیشنهادی از سوی کمپین‌های تبلیغاتی و نیز تخمین نرخ کلیک کاربران به ارائه رویکردی در مدل‌سازی کمپین‌های تبلیغاتی آنلاین پرداختیم. رابطه ورودی-خروجی کمپین‌ها به ازای ورودی قیمت پیشنهادی یا سیگنال کنترلی و خروجی *تعداد نمایشهای برنده شده به صورت آنلاین توسط کمپین* استخراج گردید. در بخش بعد رویکرد پیشنهادی و جزئیات مراحل تخمین و مدل‌سازی بر روی کمپینی با چهار دسته مجزا شبیه‌سازی و نتایج آن گزارش خواهد شد.

٤- شبیه سازی کمپین و تحلیل نتایج

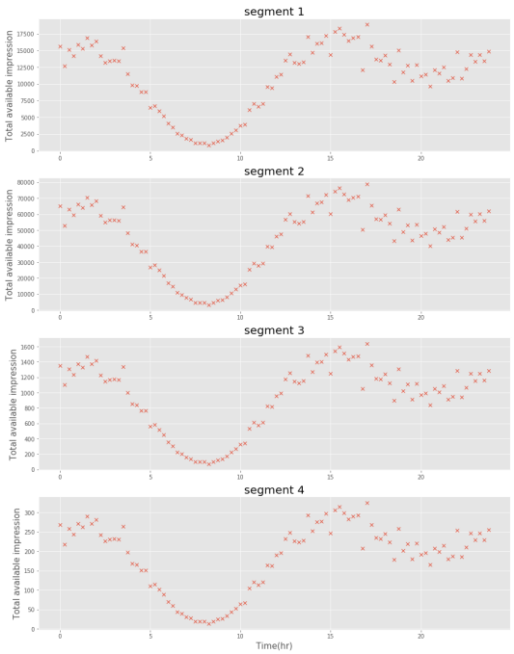
در این بخش یک کمپین نمونه شامل چهار دسته مجزا شبیه‌سازی و نتایج آن برای مدل‌سازی ورودی-خروجی استفاده می‌شود. نخست مراحل تولید مجموعه‌داده توضیح داده می‌شود. سپس پارامترهای کمپین تنظیم می‌شوند، مراحل شبیه‌سازی کمپین تکمیل می‌شود و دو پارامتر کمپین یعنی بیشترین قیمت پیشنهادشده و نرخ تبدیل بر اساس روش‌های بخش ۳ به صورت آنلاین تخمین زده می‌شوند. در پایان با توجه به اطلاعات کمپین فعال شده، مدل‌سازی ورودی-خروجی انجام می‌شود.

۴-۱ ویژگی‌های کمپین نمونه

کمپین مورد بررسی از چهار دسته تشکیل شده و در مدت زمان ۲۴ ساعت مورد بررسی قرار می‌گیرد. زمان نمونه‌برداری ۱۵ دقیقه در نظر گرفته شده است و به این ترتیب قیمت‌های پیشنهادی در فواصل ۱۵ دقیقه‌ای بین دو نمونه زمانی ثابت می‌ماند. از سوی دیگر فرض می‌شود که اگر تبلیغ‌کننده در هر یک از دسته‌های کمپین برنده مزایده شد، تمامی نمایش‌های موجود به آن تبلیغ تخصیص یابد. تعداد کل نمایش‌های موجود در دسته i ام نیز از الگوی زمانی زیر پیروی می‌کند.

$$n_{tot}^{i}(k) = n_0^i(c + \beta_1 \sin(\frac{2\pi t}{24} + \phi_1) + \beta_2 \sin(\frac{4\pi t}{24} + \phi_2))e^{\epsilon(t)} \quad (۲۵)$$

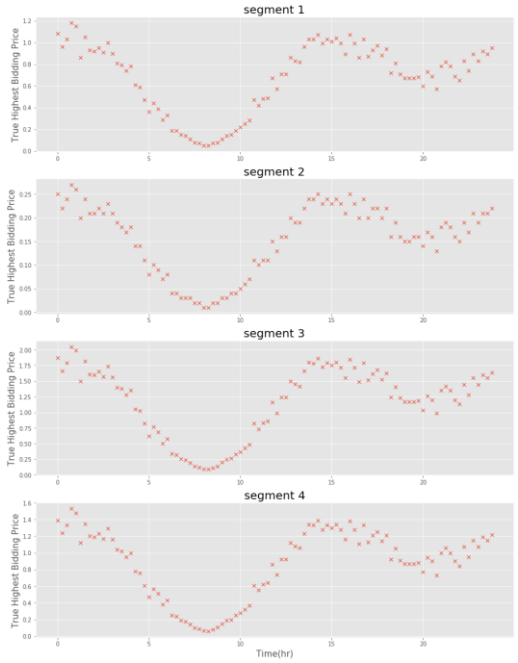
که در آن $\epsilon(t)$ یک فرایند تصادفی نرمال به صورت $\epsilon(t) \sim N(0, \sigma_i)$است و دیگر پارامترها نیز مطابق جدول ۲ مقداردهی شده است. به علاوه با توجه به تنوع ماهیت تبلیغات در دسته‌های مختلف مقدار n_0^i بر اساس یک توزیع لگ‌نرمال تولید شده است. به این ترتیب تعداد نمایش‌های موجود در دسته‌های اول تا چهارم از این کمپین مطابق شکل ۴ در نظر گرفته شده است. همانطور که ملاحظه می‌شود دو بار در روز تعداد نمایش‌ها بیشینه می‌شود و در زمان‌های اوج پراکندگی بیشتری مشاهده خواهد شد.



شکل ۴ تعداد کل نمایش‌های موجود در هر یک از چهار دسته در کمپین نمونه

برای شبیه‌سازی بیشترین قیمت پیشنهادشده از سوی رقبا نیز از رابطه‌ای مشابه الگوی زمانی (۲۵) با مقادیر پارامترهای جدول ۳ استفاده شده است.

به علاوه بین نرخ کلیک کاربران و بیشترین قیمت پیشنهادشده برای هر دسته همبستگی تعبیه شده است. به این ترتیب بیشترین قیمت پیشنهادی در دسته‌های اول تا چهارم از این کمپین مطابق شکل ۵ در نظر گرفته شده است.



شکل ۵ بیشترین قیمت پیشنهادی در هریک از چهار دسته در کمپین نمونه

قیمت پیشنهادی در هر دسته نیز متناسب با نرخ کلیک کاربران و به صورت $۴۰۰ \times p^i(k)$ در نظر گرفته شده است. نرخ کلیک کاربران نیز در هر دسته مقادیر بسیار کوچک در محدوده ۰.۰۰۰۵ تا ۰.۰۰۸ را اتخاذ می‌نماید. شرط بسیارکوچک بودن نرخ کلیک کاربران با واقعیت رفتار کاربران منطبق بوده و به علاوه جهت صحت عملکرد تخمین‌گر بیزی ضروری است. در بازه زمانی فعالیت کمپین نرخ کلیک کاربران در حوالی ساعت ۱۲ با تغییر عمده مواجه شده و به نصف مقدار اولیه‌اش کاهش می‌یابد.

مطابق انتظار در دسته‌ای که نرخ کلیک بالا است یا به معنای دیگر کاربر در آن دسته رفتار مطلوبی دارد، بیشترین قیمت پیشنهادشده نیز متناسباً مقدار بالایی دارد. در این مجموعه‌داده بیشترین قیمت پیشنهادشده و بیشترین نرخ تبدیل به کلیک هر دو متعلق به دسته سه هستند.

جدول ۲ مقادیر پارامترهای الگوی زمانی تعداد نمایش‌ها

10852	n_0^1
45373	n_0^2
944	n_0^3
187	n_0^4
0.46	β_1
2.76	ϕ_1
0.26	β_2
0.39	ϕ_2
0.1	σ_i

جدول ۳ مقادیر پارامترهای الگوی زمانی بیشترین قیمت پیشنهاد شده

0.67	b^1_{hb0}
0.15	b^1_{hb0}
1.16	b^1_{hb0}
0.86	b^1_{hb0}
0.46	β_1
2.76	ϕ_1
0.26	β_2
0.39	ϕ_2
0.1	σ_j

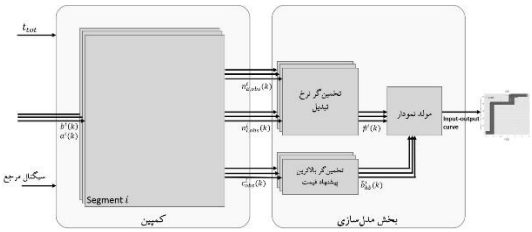
۴-۲ مراحل مدل‌سازی کمپین

با استفاده از اطلاعات ذکر شده کمپین آماده راه اندازی است. در هر لحظه از زمان، مدیر کمپین مطابق استراتژی قیمت‌دهی $۴۰۰ \times p^i(k)$ ، برای هر کدام از دسته‌ها قیمتی پیشنهاد می‌دهد. اگر قیمت پیشنهادشده از بیشترین قیمت پیشنهادشده در آن دسته بزرگتر بود، مزایده آن دسته را برنده شده و در نتیجه تمام نمایش‌های موجود را برای درج تبلیغ برنده خواهد شد (میزان تخصیص برای همه دسته‌ها برابر با یک فرض شده است). سپس با استفاده از توزیع دوجمله‌ای $N_E^i(k) \sim Binomial(n_I^i(k), p^i(k))$ تعداد کلیک‌های کاربر بر روی نمایش‌های برنده شده در هر دسته تعیین می‌شود. شاخص‌های این توزیع $n_I^i(k)$ تعداد نمایش‌های نشان داده شده به کاربر در دسته i و نرخ کلیک کاربر $p^i(k)$ است. تعداد کلیک‌های کاربر بر روی نمایش‌های برنده شده در هر دسته مشخص می‌شود. چنانچه قیمت پیشنهادی مدیر کمپین از بیشترین قیمت پیشنهادشده کمتر بود، مزایده را باخته و هیچ نمایشی به آن تعلق نمی‌گیرد.

توزیع بیشترین قیمت پیشنهادشده برای مدیر کمپین نامشخص است. به صورت دقیق‌تر، اگر مدیر کمپین مزایده را برنده شود مقدار دقیق و اگر ببازد تنها حد پایینی برای بیشترین قیمت پیشنهادشده در آن لحظه را می‌داند. با استفاده از رویکردهای معرفی شده در بخش سوم توزیع احتمال بالاترین قیمت پیشنهادی به کمک تخمین گر فیلتر ذره طراحی شده تخمین زده می‌شود.

جهت تخمین بیشترین قیمت پیشنهادی با استفاده از فیلتر ذره ابتدا $N_p = 500$ ذره به صورت یکنواخت در فضای بین ۰ تا ۳ مقدار دهی می‌شوند و وزن‌های متناظرشان نیز همگی برابر با $\frac{1}{500}$ قرار داده می‌شوند. سپس به ازای $P_{step} = 0.5$ با توجه به رابطه (۱۲) در فضا پخش می‌شوند. اگر مشاهده کامل بود مطابق (۱۳) و در غیر این صورت مطابق (۱۴) مقدار وزن‌ها به روزرسانی می‌شود. سپس تخمین نقطه‌ای از ذرات استخرج می‌شوند. در پایان نیز شرط نمونه‌سازی مجدد بررسی شده و در صورت نیاز با روش باقیمانده نمونه‌سازی مجدد انجام می‌شود. بعد از نمونه‌سازی مجدد تعدادی از ذرات با وزن پایین حذف می‌شوند و به ذرات باقی مانده نیز وزن‌هایی همگن تخصیص داده می‌شود. بعد از این مرحله، به نمونه زمانی بعدی رفته و این فرایند تا انتها دنبال می‌شود.

توزیع نرخ کلیک کاربران نیز برای مدیر کمپین نامعلوم است. در واقع مدیر کمپین در هر لحظه از زمان تنها تعداد نمایش‌های برنده شده و تعداد کلیک‌های انجام شده بر روی آن نمایش را برای هر دسته می‌داند. توزیع احتمال نرخ کلیک کاربران با فرض بسیار کوچک بودن آن توسط تخمین‌گر بیزی طراحی شده به صورت همزمان و آنلاین در کنار فعالیت کمپین به دست می‌آید. برای تخمین‌گر بیزی طراحی شده در حضور فاکتور فراموشی تطبیقی، مقادیر اولیه $\alpha_{I,0} = \alpha_{p,0} = 0.001$ و $\beta_{I,0} = \beta_{p,0} = 1$ انتخاب شده است. توصیف کلی مراحل مدل‌سازی کمپین نمونه در شکل ۶ نشان داده شده است.



شکل ۶ توصیف کلی مراحل مدل‌سازی کمپین نمونه

چنانچه ورودی مدل پیشنهادی قیمت پیشنهادی $b(k)$ و خروجی تعداد نمایش‌های برنده‌شده $n_I(k)$ در نظر گرفته شود، دسترسی به تخمینی از بیشترین قیمت پیشنهادشده در هر لحظه از زمان و برای هر دسته کافی است. در این حالت در هر مرحله قیمت پیشنهادی با تخمین حاصل از فیلتر ذره در هر چهار دسته مقایسه می‌شود و اگر از هر دسته بزرگتر بود نمایش‌های موجود در آن دسته را برنده می‌شود. با توجه به مقادیر بیشترین قیمت پیشنهادی در سامانه معرفی شده (شکل ۵) می‌توان انتظار داشت که به ازای مقادیر یکسان قیمت پیشنهادی (ورودی مدل) در بازه‌های مختلف زمانی تعداد دسته‌هایی از کمپین که موفق به درج تبلیغ خواهند شد و تعداد نمایش‌های برنده شده متفاوت می‌باشد. به این ترتیب یک مدل تغییرپذیر با زمان و غیرخطی به دست خواهد آمد.

چنانچه استراتژی قیمت‌گذاری به صورت $b^i(k) = up^i(k)$ فرض شود، می‌توان رابطه بین سیگنال کنترلی u و تعداد نمایش‌های برنده‌شده $n_I^i(k)$ رانیز در قالب یک مدل غیرخطی و تغییرپذیر با زمان استخراج نمود. در این حالت با استفاده از تخمین نرخ کلیک کاربران و تخمین بیشترین قیمت پیشنهادشده در هر گام نسبت $\frac{\hat{b}^i_{hb}(k)}{\hat{p}^i(k)}$ محاسبه می‌شود. بر اساس مزایده مطرح در مکانیزم RTB، چنانچه سیگنال کنترلی u از این نسبت بزرگتر باشد، تمام نمایش‌های موجود در لحظه k و متعلق به دسته شماره i در اختیار این دسته از کمپین برای درج تبلیغات قرار می‌گیرد.

۴-۳ تحلیل نتایج شبیه‌سازی

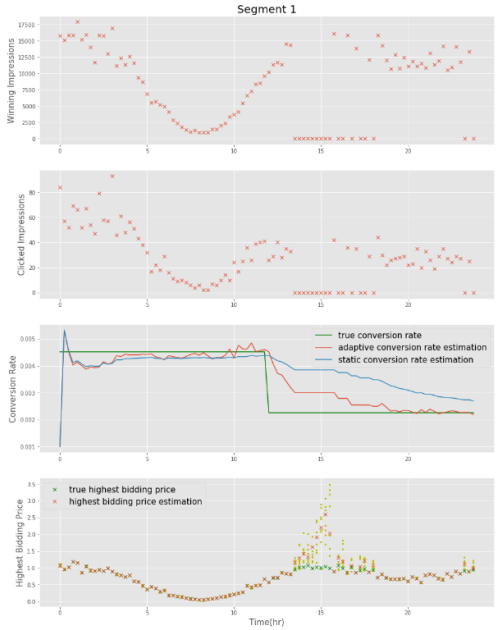
نتایج شبیه‌سازی و تخمین بیشترین قیمت پیشنهادی و نرخ کلیک کاربران برای دسته‌های اول تا چهارم در کمپین مورد بررسی به تفکیک در شکل ۷ تا شکل ۱۰ آورده شده است. هر کدام از این شکل‌ها وضعیت

کمپین را برای یک دسته خاص نشان می‌دهد. به طور مثال شکل ۷ مختص دسته اول است که در آن نمودارها به ترتیب از بالا به پایین، تعداد نمایش‌های برنده شده، تعداد کلیک‌های انجام شده، نرخ کلیک کاربران و تخمین‌های آن و در نهایت بیشترین قیمت پیشنهادشده و تخمین آن را نشان می‌دهد. در تمامی این نمودارها محور افقی زمان را نشان می‌دهد.

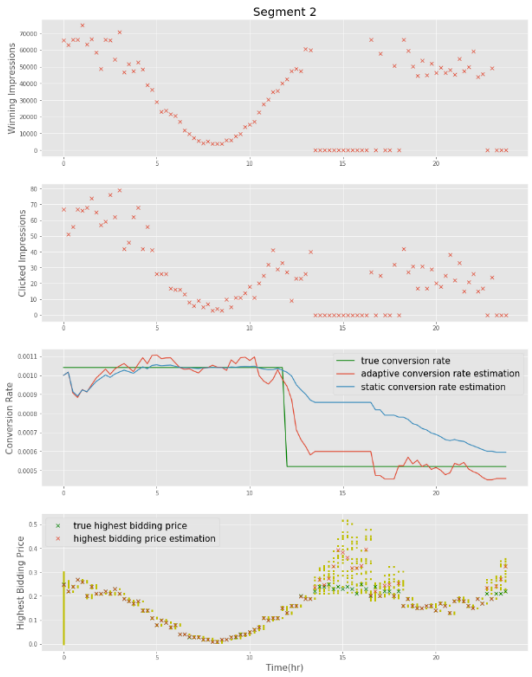
نمودارهای اول و دوم در شکل ۷ تا شکل ۱۰ را در نظر بگیرید. در بعضی از لحظات تعداد نمایش‌های برنده شده و کلیک‌های انجام شده بر روی این نمایش‌ها به صفر می‌رسد. علت این موضوع را می‌توان در استراتژی قیمت‌گذاری مدیر کمپین دانست. در واقع در این لحظات قیمت پیشنهادی مدیر کمپین از بیشترین قیمت پیشنهادشده برای آن دسته کمتر بوده و مزایده را باخته است. در نتیجه هیچ نمایشی برنده نشده است.

در نمودار سوم در شکل ۷ تا شکل ۱۰ مقدار واقعی نرخ تبدیل به کلیک (خط سبز رنگ)، تخمین نرخ کلیک بدون تطبیق فاکتور فراموشی (خط آبی رنگ) و تخمین نرخ کلیک با تطبیق فاکتور فراموشی (خط قرمز رنگ) آورده شده است. عملکرد تخمین‌گر با تطبیق فاکتور فراموشی نسبت به تخمین‌گر بیزی ساده بهبود یافته است. به صورت خاص می‌توان دید که زمان نشست تخمین‌گر تطبیقی در لحظه‌ای که مقدار واقعی نرخ تبدیل به کلیک نصف میشود نسبت به تخمین‌گر استاتیک به مراتب کمتر است. البته برای دسته سه و چهار، تخمین‌گرها عملکرد نسبتا ضعیف‌تری دارند. علت این موضوع را می‌توان در تعداد پایین نمایش‌های برنده‌شده و کلیک‌ها و همچنین مقدار بالای نرخ تبدیل به کلیک واقعی دانست.

نمودار چهارم در شکل ۷ تا شکل ۱۰ بیشترین قیمت پیشنهادشده (سبز رنگ)، تخمین نقطه‌ای این مقدار (قرمز رنگ) و وضعیت ذرات (زرد رنگ) را نشان می‌دهد.

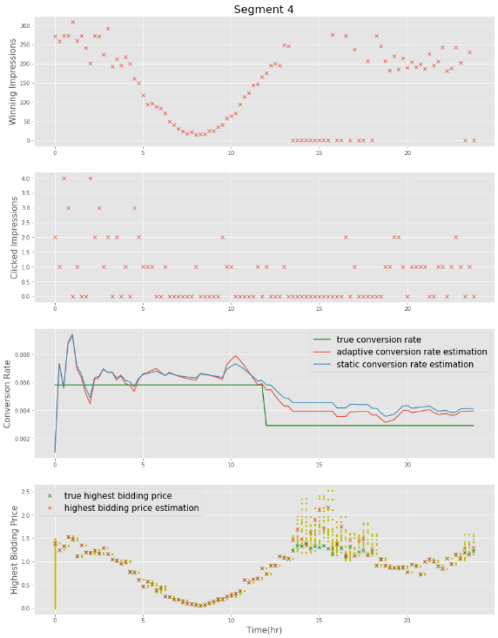


شکل ۷ پارامترهای کمپین برای دسته ۱ در گذر زمان. به ترتیب از بالا به پایین: تعداد نمایش‌های برنده‌شده، تعداد کلیک‌های انجام‌شده، نرخ تبدیل و تخمین آن، بیشترین قیمت پیشنهادشده و تخمین آن



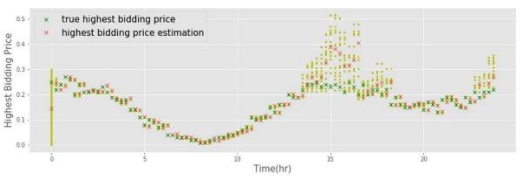
شکل ۸ پارامترهای کمپین برای دسته ۲ در گذر زمان. به ترتیب از بالا به پایین: تعداد نمایش‌های برنده‌شده، تعداد کلیک‌های انجام‌شده، نرخ تبدیل و تخمین آن، بیشترین قیمت پیشنهادشده و تخمین آن

شکل ۹ پارامترهای کمپین برای دسته ۳ در گذر زمان. به ترتیب از بالا به پایین: تعداد نمایش‌های برنده‌شده، تعداد کلیک‌های انجام‌شده، نرخ تبدیل و تخمین آن، بیشترین قیمت پیشنهادشده و تخمین آن

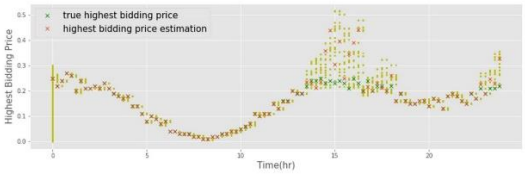


شکل ۱۰ پارامترهای کمپین برای دسته ۴ در گذر زمان. به ترتیب از بالا به پایین: تعداد نمایش‌های برنده‌شده، تعداد کلیک‌های انجام‌شده، نرخ تبدیل و تخمین آن، بیشترین قیمت پیشنهادشده و تخمین آن

برای بررسی دقیقتر تخمین‌گر، دسته شماره ۲ از این کمپین را در نظر بگیرید. در حالت پیش‌فرض، از میانگین ذرات وزن‌دار برای استخراج تخمین نقطه‌ای بیشترین قیمت پیشنهادشده استفاده شده است. همانطور که در شکل ۸ ملاحظه می‌شود، تخمین نقطه‌ای در لحظاتی که مشاهده کامل است، دقیقا برابر با مقدار واقعی است. اما اگر خروجی تخمین‌گر بجای میانگین، میانه انتخاب شود، دقت تخمین‌گر به مراتب پایین می‌آید. برای مثال در شکل ۱۱ ملاحظه می‌شود که تخمین‌گر حتی مشاهدات کامل را نیز نمی‌تواند به صورت دقیق دنبال کند. علت این مشکل، استخراج تخمین نقطه‌ای قبل از مرحله نمونه‌سازی مجدد است. چرا که قبل از نمونه‌سازی مجدد، تعداد زیادی ذره با وزن‌های پایین وجود دارد که باعث می‌شود میانه ذرات به سختی نزدیک به مقدار واقعی شود. همانطور که در شکل ۱۲ نشان داده شده است، چنانچه خروجی میانه مد نظر قرار گیرد با استخراج تخمین نقطه‌ای ذرات بعد از مرحله نمونه‌سازی مجدد می‌توان به دقت بیشتری در تخمین دست یافت.



شکل ۱۱ بیشترین قیمت پیشنهادشده و تخمین آن در دسته شماره ۲ بازای تخمین نقطه‌ای میانه در شرایطی که استخراج تخمین نقطه‌ای قبل از مرحله نمونه‌سازی مجدد انجام شود.

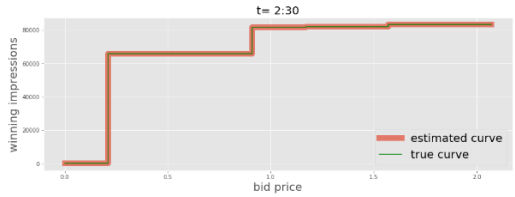


شکل ۱۲ بیشترین قیمت پیشنهادشده و تخمین آن در دسته شماره ۲ بازای تخمین نقطه‌ای میانه در شرایطی که استخراج تخمین نقطه‌ای بعد از مرحله نمونه‌سازی مجدد انجام شود.

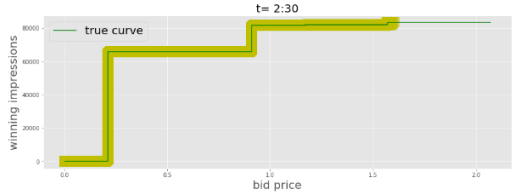
در ادامه با داشتن تخمینی از بیشترین قیمت پیشنهادشده، نرخ کلیک کاربران و تعداد کل نمایش‌های موجود مدل‌سازی در دوحالت انتخاب ورودی انجام می‌شود.

حالت اول: مدل‌سازی کمپین با ورودی قیمت پیشنهادی تبلیغ‌کننده و خروجی تعداد نمایشهای برنده شده $n_I(k)$.

این مدل‌سازی به صورت آنلاین بوده و برای هر لحظه از زمان نمودار ورودی–خروجی را تخمین می‌زند. نمودار ورودی–خروجی در لحظه t=02:30 در شکل ۱۳ نشان داده شده است. محور عمودی تعداد نمایش‌های برنده‌شده و محور افقی قیمت پیشنهادی را نشان می‌دهد. پرش‌های ملاحظه شده در این نمودار تفاوت قیمتی در بین دسته‌ها را نشان می‌دهد. همانطور که انتظار می‌رود پیرو مشاهده کامل و انطباق تخمین بیشترین قیمت پیشنهادشده با مقدار واقعی آن در شکل‌های ۷ تا ۱۰، نمودار ورودی–خروجی تخمین زده شده نیز منطبق بر نمودار واقعی است. این نمودار بر اساس تخمین نقطه‌ای استخراج شده از ذرات بدست آمده است. حال آنکه می‌توان توصیفی آماری از مدل ورودی–خروجی کمپین نیز ارائه نمود که با لحاظ نمودن تمامی ذرات در شکل ۱۴ نشان داده شده است. در رسم این نمودار از موقعیت ذرات بعد از نمونه‌سازی مجدد استفاده شده است. بنابراین وزن تمامی نمودارهای رسم شده از ذرات یکسان است و انتظار می‌رود که میانه این نمودارها با دقت خوبی بر نمودار واقعی منطبق باشد.

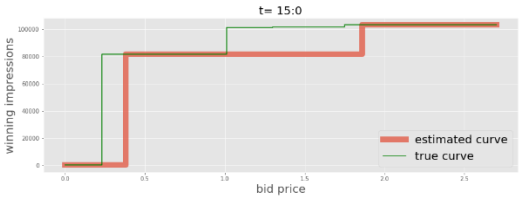


شکل ۱۳ نمودار ورودی–خروجی واقعی (سبز رنگ) و تخمین زده شده (قرمز رنگ) در لحظه t=02:30 به ازای ورودی قیمت پیشنهادی

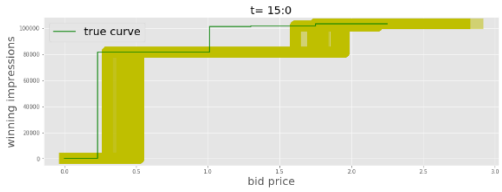


شکل ۱۴ نمودار ورودی–خروجی واقعی (سبز رنگ) و نمودارهای ورودی–خروجی برای تمامی ذرات (زرد رنگ) در لحظه t=02:30 به ازای ورودی قیمت پیشنهادی

حال یکی از لحظاتی که مشاهده کمپین ناقص است مثلا t=15:00 را در نظر بگیرید. نمودار ورودی–خروجی در این لحظه با تخمین نقطه‌ای در شکل ۱۵ نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، نقاطی که نمودار تخمین زده شده تغییر مقدار می‌دهد، همواره به ازای قیمت‌های پیشنهادی بیشتر از نمودار واقعی رخ می‌دهد. علت این موضوع، نحوه توزیع ذرات هنگام مشاهده ناقص است. در این لحظات از آنجا که مدیر کمپین می‌داند بیشترین قیمت پیشنهادشده از قیمت پیشنهادی کمپین بیشتر است، ذرات حتما مقداری بزرگتر از مقدار مشاهده‌شده دارند. نمودار ورودی–خروجی تمامی ذرات در این لحظه نیز مطابق شکل ۱۶ توزیعی در سمت راست نقاط واقعی تغییر را نشان می‌دهند.



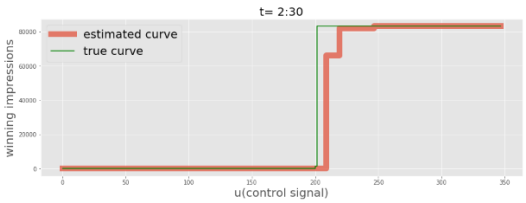
شکل ۱۵ نمودار ورودی–خروجی واقعی (سبز رنگ) و تخمین زده شده (قرمز رنگ) در لحظه t=15:00 به ازای ورودی قیمت پیشنهادی



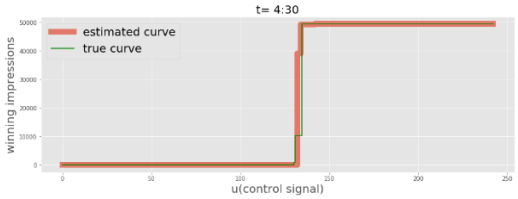
شکل ۱۶ نمودار ورودی–خروجی واقعی (سبز رنگ) و نمودارهای ورودی–خروجی برای تمامی ذرات (زرد رنگ) در لحظه t=15:00 به ازای ورودی قیمت پیشنهادی

حالت دوم: مدل‌سازی کمپین با ورودی سیگنال کنترلی u و خروجی تعداد نمایشهای برنده شده $n_I(k)$.

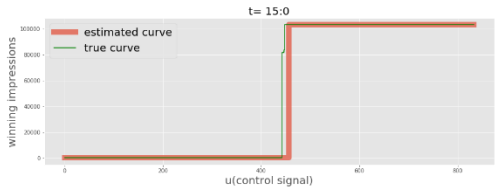
در این حالت فرض می‌شود که استراتژی قیمت‌گذاری به صورت $b^i(k) = up^i(k)$ است و مساله تبدیل به مدل‌سازی رابطه بین سیگنال کنترلی u و تعداد نمایش‌های برنده‌شده $n_I^i(k)$ می‌شود. نمودار ورودی–خروجی به ازای ورودی کنترلی u در لحظه t=2:30 در شکل ۱۷ نشان داده شده است. محور عمودی تعداد نمایش‌های برنده شده و محور افقی مقدار سیگنال کنترلی را نشان می‌دهد. با وجود مشاهده کامل، نمودار واقعی و نمودار تخمین‌زده شده بر هم منطبق نیستند. علت این موضوع در اختلاف تخمین نرخ تبدیل به کلیک با مقدار واقعی آن است. بنابراین مثلا در لحظه t=4:30 مطابق شکل ۱۸که تخمین نرخ تبدیل به کلیک دقت بیشتری دارد نمودار تخمین زده شده هم به واقعیت نزدیک‌تر است. نتایج مدل‌سازی در لحظه t=15:00 که مشاهده ناقص است نیز در شکل ۱۹ نشان داده شده است..



شکل ۱۷ نمودار ورودی–خروجی واقعی (سبز رنگ) و تخمین زده شده (قرمز رنگ) در لحظه t=2:30 به ازای ورودی u



شکل ۱۸نمودار ورودی–خروجی واقعی (سبز رنگ) و تخمین زده شده (قرمز رنگ) در لحظه t=4:30 به ازای ورودی **u**



شکل ۱۹نمودار ورودی–خروجی واقعی (سبز رنگ) و تخمین زده شده (قرمز رنگ) در لحظه t=15:00 به ازای ورودی u

در این بخش یک کمپین نمونه شامل چهار دسته مجزا شبیه‌سازی و نتایج آن برای مدل‌سازی ورودی–خروجی استفاده گردید. دو متغیر کمپین یعنی بیشترین قیمت پیشنهادشده و نرخ تبدیل بر اساس روش‌های بخش ۳ به صورت آنلاین تخمین زده شدند. در پایان با توجه به اطلاعات کمپین فعال شده، مدل‌سازی ورودی–خروجی انجام شد. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد رویکرد آماری پیشنهادی مدل مطلوبی از ورودی–خروجی کمپین تبلیغاتی را توصیف می‌نماید.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله روش جدیدی مبتنی بر فیلتر ذره برای تخمین بیشترین قیمت پیشنهادشده در شبکه مزایده‌ای ارائه شد که با طراحی مناسب ضرایب وزنی سازگاری کافی با تغییرات مداوم این سامانه و مشاهدات ناقص تبلیغ‌کنندگان در مزایده‌های ویکری داشت. سپس با کمک تخمین بیزی نرخ کلیک کاربران در کمپین تبلیغاتی تخمین زده شد. در تخمین‌گر بیزی طراحی شده ضابطه‌ای تطبیقی جهت اصلاح فاکتور فراموشی ارائه شد که میزان اثرگذاری مشاهدات جدیدتر را در صورت تغییرات ناگهانی در الگوهای رفتاری کاربران به روزرسانی نماید. در ادامه از برهم نهی این دو تخمین‌گر مدلی برای توصیف رابطه ورودی–خروجی کمپین معرفی

در دو حالت مجزا معرفی گردید. رویکرد پیشنهادی بر روی کمپینی با چهار دسته مجزا شبیه‌سازی و نتایج تخمین بیشترین قیمت پیشنهادی، تخمین نرخ کلیک کاربران، و استخراج مدل‌های ورودی-خروجی گزارش شد. شبیه‌سازی‌ها نشان می‌داد که علی‌رغم مشاهدات ناقص در عمده مواقع مقدار تخمینی از طریق فیلتر ذره تا حد خوبی بیشترین قیمت پیشنهادی را محاسبه می‌کند. عملکرد تخمین‌گر با تطبیق فاکتور فراموشی نیز نسبت به تخمین‌گر بیزی ساده بهبود یافته است. به طور خاص زمان نشست تخمین‌گر تطبیقی در لحظه‌ای که مقدار واقعی نرخ تبدیل به کلیک نصف میشود نسبت به تخمین‌گر استاتیک به مراتب کمتر است. نتایج شبیه‌سازی مدلهای ورودی-خروجی نیز در دو حالت ورودی سیگنال پیشنهاد قیمت و ورودی سیگنال کنترلی گزارش شده است. در حالت اول چنانچه در لحظات سنجش مدل، کمپین در یک یا تعدادی از دسته‌ها برنده مزایده شده باشد، مشاهدات بیشتری در اختیار خواهد بود و لذا دقت مدل بسیار بالاست. در لحظاتی که کمپین در دسته‌های مختلف بازنده بوده است، مشاهدات ناقص بوده ولی همچنان انطباق قابل قبولی بین مدل تخمینی و مدل حقیقی دیده می‌شود. در حالت دوم که سیگنال کنترلی به عنوان ورودی در نظر گرفته شده است نیز نتایج شبیه‌سازی‌ها گزارش شده است که نشان می‌دهد مدل تخمینی تا حد بسیار خوبی بر رفتار واقعی سامانه انطباق دارد.

مراجع

[1] S. Yuan, J. Wang, X. Zhao, "Real-time Bidding for Online Advertising: Measurement and Analysis," in Proceedings of the Seventh International Workshop on Data Mining for Online Advertising, 2013.

[2] K Ren, W Zhang, Y Rong, H Zhang, Y Yu, J. Wang, "User response learning for directly optimizing campaign performance in display advertising," Proceedings of the 25th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management, p. 679–688, 2016.

[3] J. Xu, X. Shao, J. Ma, K. Lee, H. Qi, Q. Lu, "Lift-based bidding in ad selection," Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, vol. 30, no. 1, 2016.

[4] N. Karlsson and J. Zhang,, "Applications of feedback control in online advertising," in American Control Conference, 2013.

[5] J. Gittins, K. Glazebrook, and R. Weber, Multi-armed bandit allocation indices, John Wiley & Sons, 2011.

[6] N Karlsson, "Control problems in online advertising and benefits of randomized bidding strategies," European Journal of Control, vol 6, pp. 31-49, 2016.

[7] J. Guo, N. Karlsson, , "Model Reference Adaptive Control of Advertising Systems," American Control Conference, 2017.

[8] Q. Sang, N. Karlsson, J. Guo,, "Feedback Control of Event Rate in Online Advertising Campaigns," Control Engineering Practice, vol 75, p. 126–136, 2018.

[9] N. Karlsson, "Adaptive estimation of small event rates," in 55th Conference on Decision and Control (CDC), 2016.

[10] W. Zhang, Y. Rong, J. Wang, T. Zhu, X. Wang, "Feedback Control of Real-Time Display Advertising," in ACM International Conference on Web Search and Data Mining, 2016.

[11] X. Yang, Y. Li, H. Wang, D. Wu, Q. Tan, J. Xu, K. Gai, "Bid Optimization by Multivariable Control in Display Advertising," in ACM International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 2019.

[12] N. Karlsson, "Feedback Control in Programmatic Advertising: The Frontier of Optimization in Real-Time Bidding," IEEE Control Systems Magazine, vol 40, no 5, pp. 40-77, 2020.

[13] Z. Pooranian, M. Conti, H. Haddadi, R. Tafazolli, "Online Advertising Security: Issues, Taxonomy, and Future Directions," IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol 23, no 4, pp. 2494-2524, 2021.

[14] R. Myerson, "Optimal auction design," Mathematics of operations research, vol. 6, no. 1, pp. 58-73, 1981.

[15] N. Karlsson and Q. Sang, "Adaptive Bid Shading Optimization of First-Price Ad Inventory," در American Control Conference, 2021.

[16] T. Zhou, H. He, S. Pan, N. Karlsson, B. Shetty, B. Kitts, "Zhou, T., He, H., Pan, S., Karlsson, N., Shetty, B., Kitts, B., ... & Flores, A. (2021, August). An Efficient Deep Distribution Network for Bid Shading in First-Price Auctions.," in In Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data, 2021.

[17] N. Karlsson, "Plant gain estimation in online advertising processes," in IEEE 56th Annual Conference on Decision and Control (CDC), 2017.

[18] V. Mardanlou, N. Karlsson, J. Guo, "Statistical Plant Modeling and Simulation in Online Advertising," in American Control Conference, 2017.

[19] J. Jin, C. Song, H. Li, K. Gai, J. Wang, W. Zhang, "Real-Time Bidding with Multi-Agent Reinforcement Learning in Display Advertising," in ACM International Conference on Information and Knowledge Management, 2018.

[20] X. Zhao, C. Gu, H. Zhang, X. Yang, X. Liu, H. Liu, J. Tang, “DEAR: Deep Reinforcement Learning for Online Advertising Impression,” in AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020.

[21] M. Bompaire, A. Gilotte, B. Heymann, “Causal models for real time bidding with repeated user interactions,” in Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 2021.

[22] S. Sluis, “Everything you need to know about bid shading,” https://www.adexchanger.com/, 2019.

[23] N. Karlsson, “Adaptive control using heisenberg bidding,” in American Control Conference, 2014.

[24] J. Candy, Bayesian signal processing: classical, modern, and particle filtering methods, John Wiley \& Sons, 2016.