

مدل سازی آماری کمپین های تبلیغاتی در سامانه های تبلیغات آنلاین

محمدرضا دیوسالار^۱، مریم بابازاده^۲، امین نوبختی^۳

^۱ فارغ التحصیل کارشناسی ارشد مهندسی برق، گروه کنترل، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران mohreza.divsalar@gmail.com

^۲ استادیار، دانشکده مهندسی برق، گروه کنترل، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران Babazadeh@sharif.edu

^۳ دانشیار، دانشکده مهندسی برق، گروه کنترل، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران Nobakhti@sharif.edu

پذیرش: ۱۴۰۰/۱۲/۱۹

ویرایش: ۱۴۰۰/۱۰/۰۲

دریافت: ۱۴۰۰/۰۵/۲۸

چکیده: در این مقاله رویکرد جدیدی در مدل سازی آماری سامانه های تبلیغاتی آنلاین ارائه می گردد. مدل ارائه شده بر اساس تخمین بیشترین قیمت پیشنهادی از سوی کمپین های تبلیغاتی و نیز تخمین نرخ کلیک کاربران توسعه می یابد. چالش اساسی در تخمین متغیرهای سامانه های تبلیغاتی، رفتار به شدت تغییرپذیر با زمان و غیرخطی کاربران، فضای رقابتی کمپین های تبلیغاتی و تنوع در استراتژی های مورد استفاده از سوی کمپین های مختلف در این سامانه ها است. در چنین شرایطی استفاده از رویکردهای تخمین مبتنی بر فیلتر کالمن به نتیجه مطلوب نمی انجامد. در این مقاله با بهره گیری از رویکرد فیلتر ذره، توزیع احتمال و شاخص های آماری بیشترین قیمت پیشنهادی به صورت آنلاین تخمین زده می شود. تبلیغ کنندگان 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 وزن ها در فیلتر ذره بر اساس قانونی دو ضابطه ای طراحی می شود که در شرایط برد یا باخت مزایده، به اصلاح توزیع پسین منجر می شود. در ادامه توزیع احتمال کلیک کاربران به کمک یک تخمین گر بیزی معرفی می شود. از آنجا که رفتار کاربران در مواجهه با تبلیغ، تغییرپذیری قابل توجهی با زمان خواهد داشت، در تخمین بیزی مورد استفاده، ضابطه ای تطبیقی جهت اصلاح فاکتور فراموشی معرفی می گردد 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 کمپین ها 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 شبیه سازی و نتایج آن گزارش شده است. نتایج شبیه سازی ها نشان می دهد رویکرد آماری پیشنهادی مدل مطلوبی از ورودی-خروجی کمپین تبلیغاتی را توصیف می نماید.

کلمات کلیدی: مدل سازی آماری، فیلتر ذره، تخمین گر 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 سریع ترین زمینه های پیشرو در صنعت فناوری اطلاعات است. مهم ترین پیشرفت فنی در سالهای اخیر در این حوزه را می توان رشد پیشنهاددهی قیمت بی درنگ دانست که در این مقاله به اختصار RTB خوانده می شود. منظور از بی درنگ (RTB) بودن فرایند پیشنهاددهی قیمت این است که برای هر فرصت نمایش تبلیغ که با بازدید کاربران از صفحات وب ایجاد می شود، مزایده ای در نظر گرفته می شود. این مزایده در کسری از ثانیه بین تبلیغ کنندگان برگزار شده و تبلیغ برنده به کاربر نمایش داده می شود. 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 داده های نوشتاری است. [۱]

گرایش به اتوماسیون، یکپارچه سازی و بهینه سازی در مکانیزم RTB فرصت های تحقیقاتی جدیدی را در زمینه هایی مانند بازیابی اطلاعات، داده کاوی، یادگیری ماشین و اقتصاد به وجود آورده است. برای مثال، محققان بازیابی اطلاعات به این سوال پاسخ می دهند که برای یک هدف مشخص در یک کمپین تبلیغاتی، چگونه می توان مخاطبین مرتبط را تعریف نمود. توسعه روش هایی برای شناسایی و رتبه بندی مخاطبین هدف در یک درخواست بی درنگ نیز در این دسته قرار می گیرد. در حوزه داده کاوی، یافتن الگوهای تکرار شونده در حجم زیادی از داده های نمایش ها، پیشنهاد های قیمت، و برندگان مزایده ها مساله محوری است. در حوزه یادگیری ماشین نیز یک مساله مهم توسعه الگوریتم های پیشنهاددهی قیمت هوشمندانه از سوی تبلیغ کنندگان در ازای داده های دریافتی است. هدف اصلی این الگوریتم ها عمدتاً از دو نوع تعریف می شود. (الف) بیشینه سازی نرخ کلیک کاربران یا نرخ خرید محصولات مورد تبلیغ. (ب) کمینه سازی هزینه پرداختی از سوی کمپین ها جهت مدیریت بودجه کمپین [۲] و [۳]. طبیعتاً شناخت و مدل سازی رفتار سامانه تبلیغات آنلاین در هر یک از حوزه های تخصصی ذکر شده کارآمد خواهد بود.

رویکردهای نخستین در حل مسائل پیشنهاددهی قیمت در تبلیغات آنلاین مبتنی بر تبدیل مسئله به یک بهینه سازی 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 می شد. در دورانی که تعداد ناشران، تبلیغ کنندگان و کاربران به گستردگی امروز نبود، این روش مورد اقبال گسترده واقع شد و رشد چشم گیری داشت [۴]. با گذر زمان، این رویکرد از چند جنبه با شکست روبرو شد. از یک سو با گسترش بهره گیری 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 کمپین ها مطرح شد که به راحتی در قالب یک مساله بهینه سازی خطی نمی گنجید. همچنین، رفتار به شدت تغییرپذیر با زمان کاربران، فضای رقابتی کمپین های تبلیغاتی و تنوع در استراتژی های مورد استفاده از سوی کمپین های مختلف، باعث شد که حل استاتیکی مساله چندان پاسخگوی اهداف کمپین های تبلیغاتی نباشد. نهایتاً تخمین های اشتباه به صورت مکرر باعث مخدوش شدن اهداف کمپین های تبلیغاتی شده و در غیاب مکانیزم فیدبک، اصلاح موثر و به هنگام از آن صورت نمی گرفت.

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

تخصیص یک بردار ویژگی به هر کمپین و استفاده از مدل های رگرسوری، توزیعی از کمپین های متعدد مدیریت شده توسط یک تبلیغ کننده به دست آمده و توصیفی از رابطه سیگنال کنترل و هزینه پرداختی از سوی تبلیغ کنندگان ارائه شده است. در این دیدگاه، فرض اساسی تغییرات رفتار تبلیغ کنندگان و کاربران با گذشت زمان نادیده گرفته شده و در عوض فرض شده است به حجم زیادی از داده های قیمت برنده، تعداد کلیک ها، و تعداد نمایش ها از تعداد زیادی کمپین دسترسی داریم که تابعیت صریح از زمان ندارند. به این ترتیب یک مدل تغییرناپذیر با زمان به تعداد زیادی از کمپین ها که توسط یک تبلیغ کننده مدیریت می شوند نسبت داده می شود.

تغییرپذیری رفتار کاربران و نیز رقبا کمپین های تبلیغاتی تحت اثر عوامل متعدد اجتماعی، اقتصادی و محیطی، فعالان حوزه تبلیغات آنلاین را به بهره گیری از رویکردهای داده محور مبتنی بر یادگیری تقویتی [۱۹] و یادگیری تقویتی عمیق [۲۰] متمایل ساخته است. در [۲۱] به طور خاص نمایش تبلیغ های تکراری به یک کاربر، ارزش گذاری شده و استراتژی پیشنهاد قیمت بر اساس فرایند تصمیم گیری 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 تبلیغ کننده به کمک یک فرایند تصادفی مارکوف توصیف می شود. در این صورت فضای حالات فرایند تصادفی مارکوف شامل بردار تمامی ویژگی های 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 بی درنگ است. با این وجود، ابعاد بسیار بالای فضای حالت در فرایند تصادفی مارکوف، حجم بسیار بالای داده ها، و نحوه برگزاری مزایده ها که اطلاعات دقیق را از تبلیغ کنندگان بازنده پنهان نگاه می دارد، این رویکردها را با محدودیت های عملیاتی زیادی مواجه می سازد.

پژوهش پیش رو سعی در ارائه دیدگاهی از مدل سامانه های تبلیغاتی آنلاین دارد که مزیت سادگی محاسباتی از دیدگاه اول و مزیت به همگام سازی بی درنگ از دیدگاه دوم را توأم در خود گنجانده است. به این منظور رویکردی آماری جهت مدل سازی تعداد نمایش های برنده شده در کمپین های تبلیغاتی آنلاین معرفی می گردد. به این منظور، نخست با بهره گیری از رویکرد فیلتر ذره، توزیع احتمال و شاخص های آماری بیشترین قیمت پیشنهادی به صورت آنلاین تخمین زده می شود. تبلیغ کنندگان 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 آن ها قرار نخواهد گرفت. لذا به روزرسانی وزن ها در فیلتر ذره بر اساس قانونی دو ضابطه ای طراحی می شود که در شرایط برد یا باخت مزایده، به اصلاح توزیع پسین منجر می شود. در ادامه توزیع احتمال کلیک کاربران به کمک یک تخمین گر بیزی معرفی می شود. از آن جا که رفتار کاربران در صورت مشاهده تبلیغ تغییرپذیری قابل توجهی با زمان خواهد داشت، در تخمین

نگرش مبتنی بر بهینه سازی در حوزه تبلیغات آنلاین از ابتدای طرح این دسته از تبلیغات در فضای آنلاین مورد توجه بوده است. با این وجود، صورت بندی مسئله در قالب یک مسئله کنترل حلقه بسته برای نخستین بار در [۶] مطرح و چالش های آن مورد توجه قرار گرفت. بعد از آن پژوهش های گسترده ای جهت بهبود عملکرد سامانه های 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 شاخص های کارایی کمپین های 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 کانال های ورودی-خروجی، شاخص های کارایی کمپین کنترل می شود. 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 داده های آفلاین روزهای گذشته اکتفا می نمایند. مروری از عمده روش های کنترلی مطرح در سامانه های 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 سال های اخیر تلاش هایی در جهت ارزیابی مکانیزم RTB و استراتژی های پیشنهاددهی قیمت در مزایده های از نوع اولین قیمت نیز صورت گرفته است. به طور مثال در [۱۵] نشان داده شده است که استفاده از استراتژی های پیشنهاد قیمت در قالب مزایده ویکری، تبلیغ کنندگان را ملزم به پرداخت هزینه های 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 چالش های مطرح در مزایده های از نوع اولین قیمت، در [۱۶] از شبکه های توزیع عمیق برای یادگیری استراتژی بهینه پیشنهاددهی قیمت استفاده شده است.

در سال های اخیر پژوهش هایی نیز در راستای ارائه مدل های سازگار با رفتار کمپین ها و سامانه های تبلیغاتی آنلاین ارائه شده است. در [۱۷] از پیشنهاددهی قیمت رندم برای توصیف رفتار کمپین های تبلیغاتی با در اختیار داشتن حاشیه نامعینی استفاده شده است. به علاوه در [۱۸] با

مبادله گر آگهی (Adx): به عنوان یک مبادله گر واسطه، فروشنده ها و خریداران را برای هر نمایش به هم مرتبط می کند. مبادله گر آگهی با استفاده از پروتکل هایی استاندارد، درخواست نمایش و اطلاعات کاربر را با هدف پیدا کردن بهترین تطابق میان تبلیغ کننده ها و مخاطبین هدف آن ها، به سایر نقش ها در RTB منتقل می نماید.

پلتفرم طرف عرضه (SSP): یک پلتفرم واسطه است که با ارائه خدماتی از جمله تنظیم قیمت پایه بهینه برای نمایش ها و تعیین نحوه تخصیص نمایش ها به کانال های تبلیغی مختلف، به ناشران کمک می کند که استراتژی مدیریتی و قیمت گذاری برای نمایش های خود را بهبود ببخشند.

پلتفرم مدیریت اطلاعات (DMP): یک پایگاه مدیریت و آنالیز داده است که اطلاعات کوکی کاربران اینترنت را جمع آوری، ذخیره و تحلیل می نماید. DMP در راستای شناسایی مخاطبین هدف به سایر پلتفرم های مدیریت اطلاعات و مبادله گرهای آگهی خدماتی را عرضه می نماید.

با وجود سامانه معرفی شده در RTB، تبلیغ کننده ها می توانند بر اساس رفتارهای ردیابی شده پیشین کاربران، آنها را دسته بندی کرده و بر روی دسته خاصی از مخاطبین هدف گذاری کنند. در ادامه خواهیم دید که فرایند خرید و فروش نمایش ها با هدف گذاری رفتاری در آن چگونه انجام می گیرد. همان طور که پیش از این اشاره شد، هدف DSP ها کمک به تبلیغ کننده ها در مدیریت کمپین های تبلیغی و بهینه سازی استراتژی پیشنهاد قیمت در آنها است. هنگامی که کاربری از یک صفحه وب بازدید می کند، برای هر فضای تبلیغ موجود در آن صفحه، یک درخواست درج تبلیغ به Adx فرستاده می شود. Adx درخواست پیشنهاد قیمت برای هر نمایش را همراه با سایر اطلاعات در دسترس آن، مانند کوکی کاربر و اطلاعات محتوایی وبسایت مربوطه، به DSP های در ارتباط با هر یک از تبلیغ کننده ها می فرستد. با توجه به اطلاعات آن نمایش، الگوریتم قیمت گذاری در DSP قیمتی را محاسبه و پیشنهاد می کند. علاوه بر اطلاعاتی که Adx در اختیار DSP قرار می دهد، DSP ها می توانند اطلاعات بیشتری درباره کاربر را خریداری نمایند. سپس پاسخ DSP، شامل تبلیغ و قیمت پیشنهادی برای شرکت در مزایده برای Adx ارسال می شود. در گام بعد، با دریافت پاسخ از تبلیغ کننده های مختلف در یک بازه زمانی از پیش تعیین شده، Adx مزایده ای برگزار می نماید. تبلیغ با بیشترین قیمت پیشنهادی به عنوان تبلیغ برنده در نظر گرفته می شود. برنده از این نتیجه و هزینه ای که باید جهت درج تبلیغ پرداخت کند مطلع می شود و نهایتاً تبلیغ بارگذاری شده و به کاربر نمایش داده می شود. صرف زمان زیاد برای بارگذاری، میزان رضایت کاربر را به شدت کاهش می دهد. به همین دلیل عوامل قیمت گذاری تبلیغ کننده ها 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 تبلیغ کننده برنده فرستاده می شود. ساختار کلی

بیزی مورد استفاده، ضابطه ای تطبیقی جهت اصلاح فاکتور فراموشی معرفی می گردد 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 کمپین ها 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 بی درنگ به اختصار معرفی می گردد. سپس پارامترهای تعیین کننده 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 می گردد. نتایج شبیه سازی روش پیشنهادی بر روی کمپینی شامل چهار دسته مجزا در بخش چهارم تشریح و تحلیل می گردد و در پایان بخش پنجم به جمع بندی این پژوهش می پردازد.

۲- ساز و کار سامانه های تبلیغات آنلاین

در این بخش ابتدا اصول حاکم بر سامانه های تبلیغات آنلاین از طریق مکانیزم پیشنهاد قیمت بی درنگ به اختصار معرفی می گردد و سپس پارامترهای تعیین کننده عملکرد در یک کمپین تبلیغاتی با دیدگاهی سیستمی توصیف خواهد شد.

۲-۱ مکانیزم پیشنهاددهی قیمت بلا درنگ

در مکانیزم پیشنهاددهی بی درنگ، هر بار که کاربری از وبسایت ناشر بازدید کند، یک فرصت نمایش ایجاد می شود. در ازای هر فرصت نمایش تبلیغ، مزایده ای بین تبلیغ کنندگان مختلف در نظر گرفته می شود. در مزایده برگزار شده که جزئیات آن در ادامه تشریح خواهد شد، تبلیغ کننده ها براساس معیارهایی چون اهداف تبلیغی، مخاطبین هدف و بودجه کمپین برای هر نمایش قیمتی را پیشنهاد می دهند. تبلیغ کننده با بیشترین قیمت پیشنهادی، برنده مزایده خواهد بود و نهایتاً تبلیغ مربوط به تبلیغ کننده برنده در وبسایت ناشر نمایش داده خواهد شد. تبلیغ کننده و ناشر دو مولفه اصلی در سامانه های تبلیغاتی است. در مکانیزم RTB در کنار دو نقش تبلیغ کننده و ناشر، پلتفرم های جدیدی ایجاد شده است که در ادامه حوزه فعالیت آنها به اختصار توضیح داده خواهد شد.

پلتفرم طرف تقاضا (DSP): به عنوان یک پلتفرم واسطه به تبلیغ کننده ها کمک می کند که استراتژی های مدیریتی و تبلیغ خود را بهینه سازند. DSP با استفاده از آنالیز ابر داده ها و تکنولوژی هدف گذاری بر روی مخاطبان خاص، به تبلیغ کننده ها کمک می کند که در خرید نمایش های مطابق با هدف تبلیغی خود، موفق عمل کنند.

کاربران (سن، محل زندگی و ...) ایجاد می شود. برای نمایش های متعلق به هر دسته قیمت واحدی پیشنهاد می شود. برای مثال، فرض کنید در یک تبلیغ کلیدواژه ای کمپینی برای بازه زمانی دو هفته ای ایجاد می شود و سپس تبلیغ کننده قیمت پیشنهادی خود را برای نمایش های متعلق به دو کلیدواژه "بازی" و "سرگرمی" اعلام می کند. در این مثال، کلیدواژه نقش دسته ذکر شده را بازی می کند. در حالت کلی تبلیغ کننده 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 می دهد. قیمت های پیشنهاد شده در فاصله بین دو نمونه زمانی ثابت می مانند. به علاوه دسته ها در ابتدا مشخص می شوند و در طول بازه زمانی فعالیت کمپین تغییری نخواهند کرد. تبلیغ کننده می تواند تعداد دسته ها n_{seg} و ویژگی تمیز دهنده هر دسته را در ابتدای تعریف کمپین قیمت پیشنهادی برای هر دسته $b^i(k)$ را در طول فعالیت کمپین تنظیم کند.

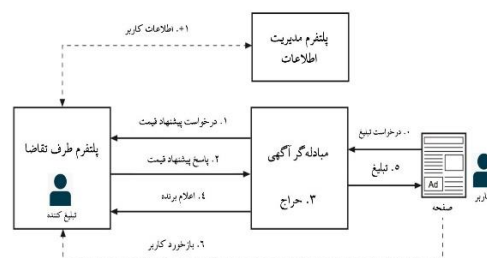
در حال کلی تبلیغ کننده یک هدف یا ترکیبی از اهداف هزینه محور، نمایش محور و خرید محور را دنبال می کند. در اهداف هزینه محور مقدار مرجعی از جنس هزینه دنبال می شود و یا اینکه تغییری از جنس هزینه کمینه می شود. در اهداف نمایش محور و خرید محور مقدار مرجعی از جنس دفعات نمایش تبلیغ به کاربران و یا دفعات خرید محصول/خدمات دنبال می شود و یا تغییری از جنس دفعات نمایش و دفعات خرید پیشینه می شود. برای مثال، یک کمپین تبلیغی می تواند برای یک بازه دو هفته ای تعریف شود و هدفش کمینه کردن هزینه کل کمپین و به طور همزمان دنبال کردن مقدار مرجع برای تعداد نمایش های برنده شده در هر لحظه از زمان باشد. از میان کمیت هایی که به طور متداول در اهداف کمپین ها استفاده می شود، می توان به هزینه متوسط ساعتی، نرخ نمایش های برنده شده در هر ساعت و تعداد کل کلیک های کاربر اشاره کرد. بنابراین تبلیغ کننده می تواند نوع هدف و مقدار مرجع را نیز تنظیم نماید.

آخرین تغییری که تبلیغ کننده می تواند آن را تنظیم کند، میزان تخصیص (Bid Allocation) نام دارد. میزان تخصیص $a^i(k)$ مشخص می کند که اگر تبلیغ کننده ای با قیمت پیشنهادی $b^i(k)$ مزایده های برگزار شده دسته i در بازه زمانی $[k, k + 1]$ را برنده شد، چند درصد از کل نمایش های موجود به این تبلیغ کننده تخصیص یابد. در بسیاری از پلتفرم های تبلیغی این ورودی وجود ندارد یا معادلاً فرض می شود که $a^i(k)$ همواره برابر با یک است.

۲-۲-۲ متغیرهای کمپین

منظور از متغیرهای کمپین مجموعه کمیت هایی است که به طور مستقیم قابل مشاهده و یا تنظیم توسط مدیر کمپین نیستند. بیشترین قیمت پیشنهاد شده برای دسته i که با $b_{hb}^i(k)$ نمایش داده می شود، بالاترین قیمتی است که توسط دیگر تبلیغ کنندگان در بازه زمانی $[k, k + 1]$ برای دسته i پیشنهاد شده، است. نرخ تبدیل که با $p^i(k)$ نشان داده می شود، احتمال کلیک، نصب، خرید یا ... از بین تبلیغ های نمایش داده

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



شکل ۱ ساختار کلی مکانیزم پیشنهاددهی قیمت بی درنگ در سامانه تبلیغات آنلاین

مزایده برگزار شده در RTB از نوع تک-آیتم چند-فردی است و مکانیزم بهینه برای برگزاری چنین مزایده هایی، 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 می کند. به همین دلیل، مزایده برگزار شده در اکثر Adx ها در حال حاضر مزایده ویکری است اگر چه اخیراً گونه های دیگری از مزایده نیز برای مکانیزم RTB پیشنهاد شده است که از سهولت های عملیاتی بیشتری برخوردار است. [۲۲]

پس از تشریح مکانیزم پیشنهاددهی قیمت بی درنگ در سامانه های تبلیغات آنلاین، در بخش ۲-۲ به معرفی ورودی ها، خروجی ها و متغیرهای دخیل در یک کمپین تبلیغاتی خواهیم پرداخت.

۲-۲-۲ پارامترهای یک کمپین تبلیغاتی آنلاین در بستر RTB

در این بخش، پارامترهای تعیین کننده عملکرد در یک کمپین تبلیغاتی آنلاین که در بستر RTB شکل می گیرد با دیدگاهی سیستمی معرفی می شود. پارامترهای کمپین به سه دسته ورودی ها، متغیرها و خروجی های کمپین تقسیم شده اند. 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 آن ها 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 ورودی های کمپین

یک کمپین تبلیغاتی توسط تبلیغ کننده برای بازه زمانی محدود و مشخص t_{tot} تعریف می شود. زمان نمونه برداری T نیز مقداری ثابت و مشخص برای کل بازه زمانی فعالیت کمپین در نظر گرفته می شود. از این پس زمان به صورت گسسته و با اندیس k نشان داده می شود و داریم $k = 0, 1, \dots, \frac{t_{tot}}{T}$. در گام بعدی، جهت بهبود مدیریت کمپین، دسته هایی بر اساس ویژگی های نمایش ها (محل نمایش، ابعاد بنر و ...) یا مشخصات

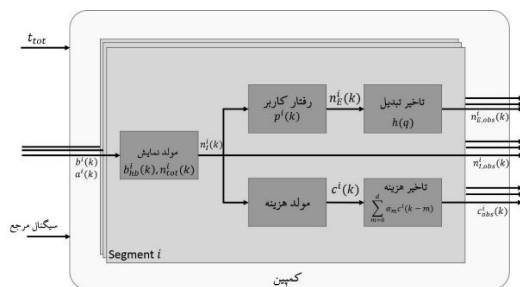
دادن عمومیت در این پژوهش فرض می شود که تبلیغ کننده فقط بازاری نمایش های برنده شده هزینه می پردازد. در این صورت هزینه نمایش های برنده شده را می توان به صورت $n_i^i(k) = b_{hb}^i(k) c^i(k)$ نوشت و با تجمیع هزینه ها بر روی دسته های مختلف یک کمپین به هزینه ای در سطح کمپین به فرم $c(k) = \sum_{i=1}^{n_{seg}} c^i(k)$ دست یافت.

۲-۲-۳ خروجی های کمپین

خروجی کمپین بسته به اهداف تعریف شده برای کمپین به سه نوع هزینه محور، نمایش محور و خرید محور تقسیم می شود که در ادامه هر کدام بررسی شده اند. در ارزیابی هزینه محور فرض می شود 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 می تواند شامل بخشی از هزینه ها در بازه $[k, k+1]$ و بخشی از هزینه ها در بازه های $[k-1, k]$ و پیش از آن باشد. به بیان دیگر می توان 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 می دهد که در محاسبه هزینه ممکن است رخ دهد.

کمیت بعدی که تبلیغ کننده امکان مشاهده اش را دارد، تعداد نمایش های برنده شده است. بر خلاف هزینه مشاهده شده، تعداد نمایش های برنده شده دسته i در بازه زمانی $[k, k+1]$ را می توان بدون تاخیر و به فرم $n_{i,obs}^i(k) = n_i^i(k)$ مشاهده کرد.

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



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

شده به کاربر در بازه زمانی $[k, k+1]$ و متعلق به دسته i را نشان می دهند. در این مقاله فرض می شود که از دید تبلیغ کننده تنها کلیک کاربران موضوع بحث است و لذا نرخ تبدیل همان نرخ کلیک کاربران خواهد بود. تعداد کل نمایش های موجود در دسته i و در بازه زمانی $[k, k+1]$ را نیز با $n_{tot}^i(k)$ نمایش می دهیم. متغیرهای $b_{hb}^i(k)$ و $p^i(k)$ و $n_{tot}^i(k)$ سه متغیر متناسب به هر دسته از کمپین می باشند که قابل اندازه گیری به شکل مستقیم نبوده و لذا تخمینی از آن ها محاسبه و در تشکیل مدل کمپین لحاظ خواهد شد. تخمین تعداد نمایش های موجود در هر دسته در حوزه این پژوهش نیست و در ادامه فرض می شود که $n_{tot}^i(k)$ از الگوی زمانی زیر پیروی می کند [۲۳]

$$n_{tot}^i(k) = n_0^i(c + \beta_1 \sin(\frac{2\pi t}{24} + \phi_1) + \beta_2 \sin(\frac{4\pi t}{24} + \phi_2)) e^{\epsilon(t)} \quad (1)$$

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 می شود.

با دانستن تعداد کل نمایش های موجود در هر دسته می توان متغیر بعدی که تعداد نمایش های برنده شده در آن دسته یا $n_i^i(k)$ است، فرمول بندی کرد. با هر بار برگزاری مزایده تبلیغ کننده تعداد $n_i^i(k) = \mathbb{I}_{\{b^i(k) \geq b_{hb}^i(k)\}} n_{tot}^i(k)$ نمایش از تعداد کل نمایش های موجود $n_{tot}^i(k)$ را برنده می شود. در این رابطه $\mathbb{I}_{\{b^i(k) \geq b_{hb}^i(k)\}}$ نشان دهنده سازوکار مزایده برگزار شده در تبلیغ آنلاین است. به این معنا که اگر قیمت پیشنهادی $b^i(k)$ از بیشترین قیمت پیشنهاد شده توسط دیگر تبلیغ کنندگان $b_{hb}^i(k)$ بیشتر باشد، آنگاه خروجی تابع $\mathbb{I}$ برابر با یک می شود و با توجه به مقدار میزان تخصیص $a^i(k)$ بخشی یا تمام نمایش های موجود $n_{tot}^i(k)$ به برنده اختصاص می یابد. در غیر این صورت خروجی تابع $\mathbb{I}$ برابر با صفر می شود و تبلیغ کننده هیچ نمایشی را برنده نمی شود. تعداد کل نمایش های 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 $p^i(k)$ ، می توان تعداد کلیک های کاربران بر روی نمایش های دسته i در بازه زمانی $[k, k+1]$ را به صورت $n_E^i(k) = p^i(k) n_i^i(k)$ فرمول بندی کرد. همچون تعداد نمایش های برنده شده این متغیر نیز در سطح کمپین به فرم $n_E(k) = \sum_{i=1}^{n_{seg}} n_E^i(k)$ محاسبه می شود.

در پایان هر تبلیغ کننده به ازای نمایش های برنده شده یا تعداد کلیک های دریافت شده مبلغی را پرداخت خواهد نمود. بدون از دست

جدول ۱ پارامترهای یک کمپین تبلیغاتی آنلاین

پارامتر	نوع	محدودیت
زمان فعالیت کمپین	ورودی	ندارد
t_{tot}		
زمان نمونه برداری T	ورودی	$5min \leq T \leq 25m$
نوع و تعداد دسته‌ها	ورودی	ثابت و غیرقابل تغییر در طول فعالیت کمپین
n_{seq}		
قیمت پیشنهادی	ورودی	قابل تنظیم بین هر دو نمونه برداری
$b^i(k)$		
هدف کمپین	ورودی	هزینه محور، نمایش محور یا خرید محور
میزان تخصیص	ورودی	$0 \leq a^i(k) \leq 1$
$a^i(k)$		
بیشترین قیمت پیشنهاد شده	متغیر	تصادفی و مشاهده‌ناپذیر $0 \leq b_{hb}^i(k)$
$b_{hb}^i(k)$		
نرخ تبدیل	متغیر	تصادفی و مشاهده‌ناپذیر $0 \leq p^i(k) \leq 1$
$p^i(k)$		
تعداد کل نمایش‌های موجود	متغیر	مطابق الگوی رابطه (۱)
$n_{tot}^i(k)$		
تعداد نمایش‌های برنده شده	متغیر	$n_i^i(k) = a^i(k) \mathbb{I}_{\{b^i(k) \geq b_{hb}^i(k)\}} n_{tot}^i(k)$
$n_i^i(k)$		
تعداد کلیک‌های کاربر	متغیر	$n_E^i(k) = p^i(k) n_i^i(k)$
$n_E^i(k)$		
هزینه برنده شده	متغیر	$c^i(k) = b_{hb}^i(k) n_i^i(k)$
$c^i(k)$		
هزینه مشاهده شده	خروجی	$c_{obs}^i(k) = \sum_{m=0}^d \alpha_m c^i(k-m)$
$c_{obs}^i(k)$		
تعداد نمایش‌های برنده شده	خروجی	$n_{i,obs}^i(k) = n_i^i(k)$
$n_{i,obs}^i(k)$		
تعداد کلیک‌های مشاهده شده	خروجی	$n_{E,obs}^i(k) = n_E^i(k)$
$n_{E,obs}^i(k)$		

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 بخش ۳ 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 و یا 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 در نظر 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 تخمین گر 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^۱ می‌توان این توزیع را به صورت زیر تخمین زد،

$$\hat{\pi}(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(X - X(i)), \quad (2)$$

^۱ Independent and Identically Distributed

[۲۴] فرض کنید که بجای $\pi(x)$ می توان از توزیع $q(x)$ که مشابه آن است نمونه برداری کرد. در این صورت،

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

به صورت خاص به توزیع $q(x)$ که بنا است از آن نمونه برداری شود توزیع مبتنی بر اهمیت^۳ اطلاق می شود [۲۴]. چرا که از $f(x)$ به صورتی نمونه برداری می کند که به بعضی مقادیر آن "اهمیت" بیشتری می دهد. تخمین مونت کارلوی انتگرال (۵) با داشتن N نمونه تصادفی i.i.d از توزیع $q(x)$ به صورت زیر است،

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

که در آن $\tilde{\omega}(X(i)) = \frac{\pi(X(i))}{q(X(i))}$ وزن های میزان اهمیت هستند. می توان وزن ها 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 می کند،

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

حال با استفاده از نمونه برداری مبتنی بر اهمیت، الگوریتمی بازگشتی در قالب فکری بیزی معرفی می شود که آن را نمونه برداری مبتنی بر اهمیت ترتیبی^۴ (SIS) می نامند [۲۴]. روشی است برای پیاده سازی یک فیلتر بازگشتی بیزی که از انتگرال مونت کارلو استفاده می کند. نکته کلیدی این روش نمایش توزیع پسین با مجموعه ای از نمونه های تصادفی و وزن های متناظرشان می باشد.

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 آن ها $Z^i(k)$ دنباله مشاهدات را نمایندگی می کند. می توان نشان داد،

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

که در آن

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

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

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

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

شرایط قضیه حد مرکزی برقرار است و می توان خطای تخمین را به صورت $\lim_{N \rightarrow \infty} \sqrt{N}(I_N - I) \sim N(0, \sigma_f)$ نوشت. در نتیجه خطای تخمین مونت کارلو با $e = I_N - I$ از مرتبه $O(N^{-\frac{1}{2}})$ 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 شاخص های آماری توزیع احتمالاتی نامشخص $\pi(x)$ از بیشترین قیمت پیشنهاد شده بین تبلیغ کنندگان است. در قالب فکری بیزی، $\pi(x)$ را می توان همان توزیع پسین^۱ دانست. بنابراین برای پیدا کردن شاخص های آماری باید بر روی یک توزیع احتمالاتی با ابعاد بالا انتگرال گرفته شود. هرچه تعداد نمونه های تصادفی استخراج شده بیشتر شود محاسبه این انتگرال پیچیده تر می شود، مگر اینکه محاسبه انتگرال به صورت تحلیلی ممکن باشد که به صورت خاص در مسئله کمپین های تبلیغاتی اینطور نیست. زیرا از یک سو توزیع احتمالاتی پسین نامعین است و از سوی دیگر شاخص های آماری متناسب به این توزیع با گذشت زمان ثابت نمی ماند. بنابراین بجای اینکه این انتگرال برای کل فضا محاسبه شود، تمرکز بر روی نواحی با احتمال بیشتر گذاشته می شود و توزیع پسین با تعدادی نمونه تصادفی بجای یک توزیع تحلیلی مشخص می شود. هرچقدر که تعداد این نمونه ها افزایش یابد، توزیع تخمین زده شده به توزیع واقعی نزدیک تر می شود.

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^۲ است.

³ Importance Distribution

⁴ Sequential Importance Sampling

¹ Posterior

² Importance Sampling

پس از تشریح مبانی توسعه یک فیلتر ذره اولیه به تبیین مراحل طراحی فیلتر ذره جهت تخمین بیشترین 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،

$$x_j^i(k) = \text{uniform}(x_j^i(k-1) - p_{step}, x_j^i(k-1) + p_{step}) \quad (12)$$

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 پخش شدن ذرات به صورت یکنواخت انجام می‌شود. قابل ذکر است با توجه به میزان رقابتی بودن بازار میتوان p_{step} را مشخص کرد. همچنین از آنجا که سرعت نمونه برداری در سیستم کند و در حدود ۱۵ دقیقه است، حتی اگر بازه این توزیع خیلی بزرگ در نظر گرفته شود می‌توان با تعداد زیاد ذرات این مشکل را رفع کرد. طبیعی است که با بیشتر شدن باخترها در مزایده تبلیغ کننده از تعداد زیادی از مشاهدات محروم می‌ماند و با زیاد شدن تعداد داده‌های ناقص دقت تخمین کم‌تر می‌شود.

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

$$\hat{\omega}_j^i(k) = \frac{1}{|z^i(k) - x_j^i(k)|^2} \quad (13)$$

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

$$\hat{\omega}_j^i(k) = \begin{cases} 0, & x_j^i(k) \leq z^i(k) \\ 1, & x_j^i(k) > z^i(k) \end{cases} \quad (14)$$

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

$$\begin{aligned} \omega_j^i(k) &= \omega_j^i(k-1) \\ &\quad * \frac{p(z^i(k)|x_j^i(k))p(x_j^i(k)|x_j^i(k-1), z^i(k))}{q(x_j^i(k)|x_j^i(k-1), z^i(k))}, \end{aligned} \quad (9)$$

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^۱ نامیده می‌شود. یکی از روش‌های اندازه‌گیری تبهگنی تعریف $\hat{N}_{eff}^i$ به صورت $\hat{N}_{eff}^i = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_p} (\omega_j^i(k))^2}$ است که در آن $\omega_j^i(k)$ وزن‌های نرمال شده 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 تعریف شده 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]،

$$\begin{aligned} q(x_j^i(k)|x_j^i(k-1), z^i(k)) &= p(x_j^i(k)|x_j^i(k-1), z^i(k)). \end{aligned} \quad (10)$$

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

$$\omega_j^i(k) = \omega_j^i(k-1)p(z^i(k)|x_j^i(k-1)), \quad (11)$$

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

¹ Degenracy

دوجمله ای $N_E^i(k) \sim \text{Binomial}(n_I^i(k), p^i(k))$ باشد که در آن $n_I^i(k)$ تعداد نمایش های 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 دوجمله ای بالا را می توان با دقت خوبی با توزیع پواسون و به صورت $N_E^i(k) \sim \text{Poisson}(n_I^i(k)p^i(k))$ تخمین زد.

n_I و n_E با تعاریف معرفی شده در بخش دوم را در نظر بگیرید (اندیس زمان و دسته موقتاً کنار گذاشته می شوند). 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 درست نمایی^۳ لازم برای تخمین گر 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 درست نمایی به صورت پواسون، یک توزیع گاما است، فرض می شود توزیع پیشین به صورت $\pi(p) \sim \text{Gamma}(\alpha_0, \beta_0)$ باشد. طبق قانون بیز می توان 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 نرمال کننده برای $\pi(p | n_I, n_E)$ هستند). می توان نشان داد،

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

حال اگر تمامی مشاهدات در زمان های پیشین نیز لحاظ شود، می توان نوشت،

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

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

مشاهده شده اتخاذ کرده اند) وجود ندارد به تمامی آن ها وزن یکسانی تعلق می گیرد. در نتیجه اگر مشاهده ناقص باشد، ذرات بعد از به روزرسانی یک توزیع یکنواخت دارند که حد پایین این توزیع با مقدار مشاهده شده شروع می شود. در نهایت وزن ها به صورت $\omega_j^i(k) = \frac{\hat{\omega}_j^i(k)}{\sum_{i=1}^{N_p} \hat{\omega}_j^i(k)}$ نرمال سازی می شوند.

گام چهارم: محاسبه شاخص های آماری: توزیع پسین را می توان توسط ذرات و وزن هایشان 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 می توان شاخص های 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 نمونه سازی مجدد تعدادی از ذرات با وزن پایین حذف می شوند، بهتر است که قبل از نمونه سازی مجدد شاخص های آماری از ذرات استخراج شود.

گام پنجم: نمونه سازی مجدد: ابتدا مقدار N_{eff}^i برای دسته i و در لحظه k محاسبه می شود و سپس از یکی از روش های استاندارد نمونه سازی مجدد از قبیل رویکردهای مبتنی بر طبقه بندی^۱، باقیمانده^۲ و چندجمله ای^۳ بهره گرفته می شود [۲۴].

در این زیربخش به تخمین توزیع احتمالاتی بیشترین قیمت پیشنهادی از سوی کمپین ها به عنوان یکی از متغیرهای کلیدی در توصیف رفتار کمپین ها 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 می شود.

۳-۲ تخمین بیزی نرخ کلیک کاربران

در این بخش با تخمین دیگر پارامتر مهم در مدل سازی سیستم تبلیغ آنلاین یعنی $p^i(k)$ فرایند مدل سازی تکمیل می شود. همان طور 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 فرض شود که برای تمامی زمان ها داریم $p^i(k) \ll 1$.

فرض کنید تعداد کلیک ها در بازه زمانی $[k, k+1]$ دسته شماره i یعنی $n_E^i(k)$ نمونه ای از متغیر تصادفی $N_E^i(k)$ با توزیع

³ Multinomial
⁴ Likelihood

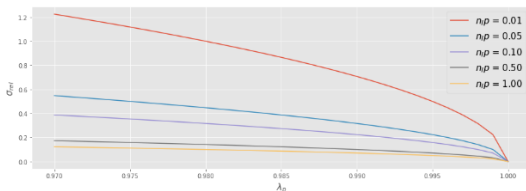
¹ Stratified
² Residual

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

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

$$\begin{aligned} \hat{E}(P(k)) &= \frac{\lambda_p^k \alpha_0 + n_I p \frac{1 - \lambda_p^k}{1 - \lambda_p}}{\lambda_p^k \beta_0 + n_I \frac{1 - \lambda_p^k}{1 - \lambda_p}}, \\ \hat{var}(P(k)) &= \frac{n_I p (1 - p) \frac{1 - (\lambda_p^k)^2}{1 - \lambda_p}}{(\lambda_p^k \beta_0 + n_I \frac{1 - \lambda_p^k}{1 - \lambda_p})^2} \end{aligned}$$

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



شکل ۳ رابطه بین λ_p و $\sigma_{rel}(\infty)$ برای مقادیر مختلف $n_I p$

مطابق آنچه در بخش دوم تشریح شد، در عمل حجم نمایش های برنده شده $n_I(k)$ عددی ثابت نیست. چنانچه یک تخمین بلندمدت از میانگین $n_I(k)$ وجود داشته باشد، می توان 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، $n_I(k)$ نمونه ای از متغیر تصادفی $N_I(k)$ است که برای یک نرخ نمایش نامشخص v از توزیع پواسن پیروی می کند. 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.

$$\begin{bmatrix} \alpha_p(k) \\ \beta_p(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_p(k-1) \\ \beta_p(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_E(k) \\ n_I(k) \end{bmatrix}. \quad (20)$$

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

$$p|n_I, n_E \sim \text{Gamma}\left(\lambda_p^k \alpha_0 + \sum_{i=1}^k \lambda_p^{k-i} n_E(i), \lambda_p^k \beta_0 + \sum_{i=1}^k \lambda_p^{k-i} n_I(i)\right). \quad (21)$$

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

$$\begin{bmatrix} \alpha_p(k) \\ \beta_p(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_p \alpha_p(k-1) \\ \lambda_p \beta_p(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_E(k) \\ n_I(k) \end{bmatrix}. \quad (22)$$

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

$$\begin{aligned} \hat{p}(k) &= \frac{\alpha_p(k)}{\beta_p(k)} \\ &= \frac{\lambda_p^k \alpha_0 + \sum_{i=1}^k \lambda_p^{k-i} n_E(i)}{\lambda_p^k \beta_0 + \sum_{i=1}^k \lambda_p^{k-i} n_I(i)} \end{aligned} \quad (23)$$

این رابطه را می توان برای تمامی دسته ها به سادگی با اضافه کردن اندیس دسته بازنویسی کرد. تنها پارامتر قابل تنظیم در این تخمین فاکتور فراموشی است. در شرایطی که تعداد کلیک ها دچار تغییر مقدار ناگهانی می شود تنظیم خود کار فاکتور فراموشی راهگشا خواهد بود. به این منظور می توان برای بهبود فرایند تخمین نرخ تبدیل، فرض نمود که $P(k)$ خود متغیری تصادفی وابسته به متغیر تصادفی $N_E(k)$ به فرم زیر است:

$$\hat{P}(k) = \frac{\lambda_p^k \alpha_0 + \sum_{i=1}^k \lambda_p^{k-i} N_E(i)}{\lambda_p^k \beta_0 + \sum_{i=1}^k \lambda_p^{k-i} n_I(i)} \quad (24)$$

که در آن $N_E(i) \sim \text{Binomial}(n_I(i), p(k))$. همچنین تعریف می شود،

به علاوه می توان با استفاده از مقادیر به دست آمده از پارامترهای توزیع تخمین نقطه ای 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 $\alpha_p(0) = \alpha_{I,0}, \beta_p(0) = \beta_{I,0}, \beta_I(0) = \beta_{I,0}$ از طریق گام های زیر به ازای $k = 1, 2, \dots$ حاصل می شود.

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

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

$$\hat{v}(k) = \frac{\alpha_I(k)}{\beta_I(k)}.$$

گام دوم: به روزرسانی فاکتور فراموشی با استفاده از اطلاعات 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 تخمین گر بیزی معرفی گردید. از آن جا که رفتار کاربران در صورت مشاهده تبلیغ تغییرپذیری قابل توجهی با زمان خواهد داشت، در تخمین بیزی مورد استفاده، ضابطه ای 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 کمپین ها به ازای ورودی قیمت پیشنهادی یا سیگنال کنترلی و خروجی تعداد نمایشهای برنده شده توسط کمپین قابل استخراج خواهد بود.

۳-۳ مدل سازی ورودی-خروجی

در ادامه برای دو نوع انتخاب ورودی-خروجی موثر مدل سازی تشریح می شود. با داشتن تخمین از بیشترین قیمت پیشنهاد شده، نرخ کلیک کاربران و تعداد کل نمایش های موجود می توان مدل سازی را انجام داد. این مدل سازی به صورت آنلاین بوده و برای هر لحظه از زمان نمودار ورودی-خروجی را تخمین می زند.

حالت اول: مدل سازی کمپین با ورودی قیمت پیشنهادی تبلیغ کننده و خروجی تعداد نمایشهای برنده شده متعلق به کمپین:

اگر ورودی قیمت پیشنهادی $b(k)$ و خروجی تعداد نمایش های برنده شده $n_I(k)$ در نظر گرفته شود، برای مدل سازی تنها لازم است که

تخمینی از بیشترین قیمت پیشنهاد شده در هر لحظه از زمان و برای هر دسته وجود داشته باشد و نیازی به تخمین نرخ کلیک کاربران وجود ندارد. به صورت دقیق تر، در هر مرحله قیمت پیشنهادی با تخمین های تمامی دسته ها مقایسه می شود و اگر از هر دسته بزرگتر بود نمایش های موجود در آن دسته را برنده می شود. به طور مثال، اگر تخمین بیشترین قیمت پیشنهاد شده برای هر دسته به صورت $b_{hb}^i(k) = \{1, 2, 3, 4\}$ باشد و قیمت پیشنهادی برابر با $b^i(k) = 2.5$ ، آنگاه تبلیغ کننده نمایش های موجود در لحظه k و برای دسته های شماره ۱ و ۲ متعلق به کمپین را برنده می شود. در بخش چهارم جزئیات این شیوه مدل سازی در قالب شبیه سازی رفتار یک کمپین نمونه تشریح می گردد.

حالت دوم: مدل سازی کمپین با ورودی سیگنال کنترلی u و خروجی تعداد نمایشهای برنده شده متعلق به کمپین:

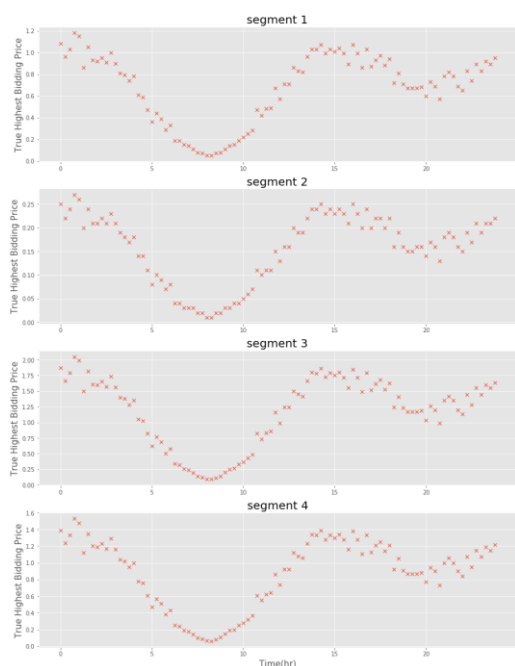
در این حالت فرض می شود که استراتژی قیمت گذاری به صورت $b^i(k) = up^i(k)$ است. از آنجا که مدیر کمپین به مقدار حقیقی نرخ کلیک $p^i(k)$ دسترسی ندارد، استراتژی به صورت $b^i(k) = up^i(k)$ تغییر می کند. بنابراین مساله تبدیل به مدل سازی رابطه بین سیگنال کنترلی u و تعداد نمایش های برنده شده $n_I^i(k)$ می شود.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

در این بخش با تخمین دو متغیر بیشترین قیمت پیشنهادی از سوی کمپین های تبلیغاتی و نیز تخمین نرخ کلیک کاربران به ارائه رویکردی در مدل سازی کمپین های تبلیغاتی آنلاین پرداختیم. رابطه ورودی-خروجی کمپین ها 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 مدل سازی بر روی کمپینی با چهار دسته مجزا شبیه سازی و نتایج آن گزارش خواهد شد.

۴- شبیه سازی کمپین و تحلیل نتایج

در این بخش یک کمپین نمونه شامل چهار دسته مجزا شبیه سازی و نتایج آن برای مدل سازی ورودی-خروجی استفاده می شود. نخست مراحل تولید مجموعه داده توضیح داده می شود. سپس پارامترهای کمپین تنظیم می شوند، مراحل شبیه سازی کمپین تکمیل می شود و دو پارامتر کمپین یعنی بیشترین قیمت پیشنهاد شده و نرخ تبدیل بر اساس روش های بخش ۳ به صورت آنلاین تخمین زده می شوند. در پایان با توجه به اطلاعات کمپین فعال شده، مدل سازی ورودی-خروجی انجام می شود.

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



شکل ۵ بیشترین قیمت پیشنهادی در هر یک از چهار دسته در کمپین نمونه قیمت پیشنهادی در هر دسته نیز متناسب با نرخ کلیک کاربران و به صورت $400 \times p^i(k)$ در نظر گرفته شده است. نرخ کلیک کاربران نیز در هر دسته مقادیر بسیار کوچک در محدوده ۰.۰۰۰۵ تا ۰.۰۰۰۸ را اتخاذ می نماید. شرط بسیار کوچک بودن نرخ کلیک کاربران با واقعیت رفتار کاربران منطبق بوده و به علاوه جهت عملکرد تخمین گر بیزی ضروری است. در بازه زمانی فعالیت کمپین نرخ کلیک کاربران در حوالی ساعت ۱۲ با تغییر عمده مواجه شده و به نصف مقدار اولیه اش کاهش می یابد.

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

جدول ۲ مقادیر پارامترهای الگوی زمانی تعداد نمایش ها

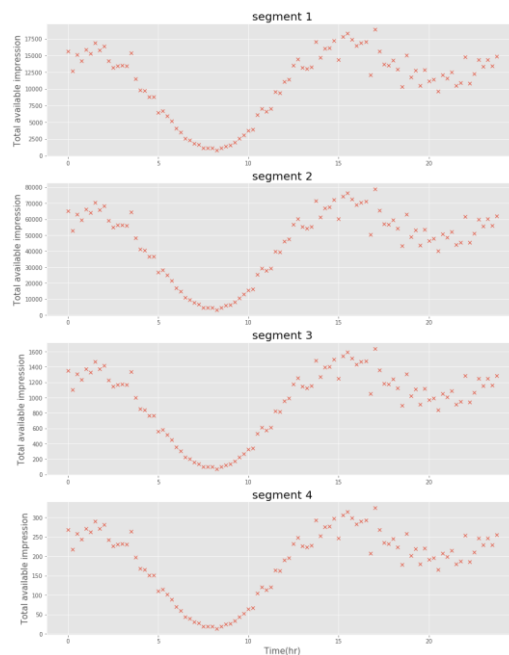
10852	n_0^1
45373	n_0^2
944	n_0^3
187	n_0^4
0.46	β_1
2.76	ϕ_1
0.26	β_2
0.39	ϕ_2
0.1	σ_i

۴-۱ ویژگی های کمپین نمونه

کمپین مورد بررسی از چهار دسته تشکیل شده و در مدت زمان ۲۴ ساعت مورد بررسی قرار می گیرد. زمان نمونه برداری ۱۵ دقیقه در نظر گرفته شده است و به این ترتیب قیمت های پیشنهادی در فواصل ۱۵ دقیقه ای بین دو نمونه زمانی ثابت می ماند. از سوی دیگر فرض می شود که اگر تبلیغ کننده در هر یک از دسته های کمپین برنده مزایده شد، تمامی نمایش های موجود به آن تبلیغ تخصیص یابد. تعداد کل نمایش های موجود در دسته i ام نیز از الگوی زمانی زیر پیروی می کند.

$$n_{tot}^i(k) = n_0^i(c + \beta_1 \sin(\frac{2\pi t}{24} + \phi_1) + \beta_2 \sin(\frac{4\pi t}{24} + \phi_2))e^{\epsilon(t)} \quad (25)$$

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 دسته های مختلف مقدار n_0^i بر اساس یک توزیع لگ نرمال تولید شده است. به این ترتیب تعداد نمایش های موجود در دسته های اول تا چهارم از این کمپین مطابق شکل ۴ در نظر گرفته شده است. همانطور که ملاحظه می شود دو بار در روز تعداد نمایش ها بیشینه می شود و در زمان های اوج پراکندگی بیشتری مشاهده خواهد شد.



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

برای شبیه سازی بیشترین قیمت پیشنهاد شده از سوی رقبای نیز از رابطه ای مشابه الگوی زمانی (۲۵) با مقادیر پارامترهای جدول ۳ استفاده شده است.

جدول ۳ مقادیر پارامترهای الگوی زمانی بیشترین قیمت پیشنهاد شده

0.67	b_{hb0}^1
0.15	b_{hb0}^1
1.16	b_{hb0}^1
0.86	b_{hb0}^1
0.46	β_1
2.76	ϕ_1
0.26	β_2
0.39	ϕ_2
0.1	σ_1

۴-۲ مراحل مدل سازی کمپین

با استفاده از اطلاعات ذکر شده کمپین آماده راه اندازی است. در هر

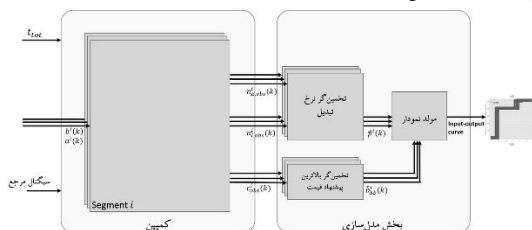
لحظه از زمان، مدیر کمپین مطابق استراتژی قیمت دهی

با استفاده از $400 \times p^i(k)$ ، برای هر کدام از دسته ها قیمتی پیشنهاد می دهد. اگر قیمت پیشنهاد شده از بیشترین قیمت پیشنهاد شده در آن دسته بزرگتر بود، مزایده آن دسته را برنده شده و در نتیجه تمام نمایش های موجود را برای درج تبلیغ برنده خواهد شد (میزان تخصیص برای همه دسته ها برابر با یک فرض شده است). سپس با استفاده از توزیع دوجمله ای $N_E^i(k) \sim \text{Binomial}(n_i^i(k), p^i(k))$ تعداد کلیک های کاربر بر روی نمایش های برنده شده در هر دسته تعیین می شود. شاخص های این توزیع $n_i^i(k)$ تعداد نمایش های نشان داده شده به کاربر در دسته i و نرخ کلیک کاربر $p^i(k)$ است. تعداد کلیک های کاربر بر روی نمایش های برنده شده در هر دسته مشخص می شود. چنانچه قیمت پیشنهادی مدیر کمپین از بیشترین قیمت پیشنهاد شده کمتر بود، مزایده را باخته و هیچ نمایشی به آن تعلق نمی گیرد.

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

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 می شوند و وزن های متناظرشان نیز همگی برابر با $\frac{1}{500}$ قرار داده می شوند. سپس به ازای $P_{step} = 0.5$ با توجه به رابطه (۱۲) در فضا پخش می شوند. اگر مشاهده کامل بود مطابق (۱۳) و در غیر این صورت مطابق (۱۴) مقدار وزن ها به روزرسانی می شود. سپس تخمین نقطه ای از ذرات استخراج می شوند. در پایان نیز شرط نمونه سازی مجدد بررسی شده و در صورت نیاز با روش باقیمانده نمونه سازی مجدد انجام می شود. بعد از نمونه سازی مجدد تعدادی از ذرات با وزن پایین حذف می شوند و به ذرات باقی مانده نیز وزن هایی همگن تخصیص داده می شود. بعد از این مرحله، به نمونه زمانی بعدی رفته و این فرایند تا انتها دنبال می شود.

توزیع نرخ کلیک کاربران نیز برای مدیر کمپین نامعلوم است. در واقع مدیر کمپین در هر لحظه از زمان تنها تعداد نمایش های برنده شده و تعداد کلیک های انجام شده بر روی آن نمایش را برای هر دسته می داند. توزیع احتمال نرخ کلیک کاربران با فرض بسیار کوچک بودن آن توسط تخمین گر بیزی طراحی شده به صورت همزمان و آنلاین در کنار فعالیت کمپین به دست می آید. برای تخمین گر 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 مدل سازی کمپین نمونه در شکل ۶ نشان داده شده است.



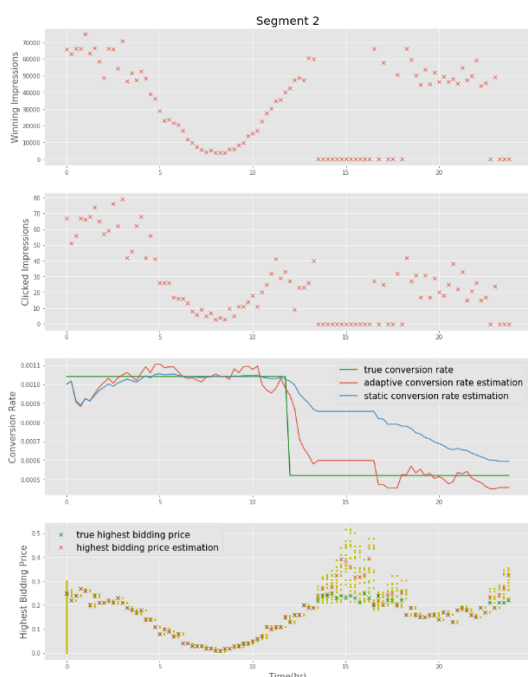
شکل ۶ توصیف کلی مراحل مدل سازی کمپین نمونه

چنانچه ورودی مدل پیشنهادی قیمت پیشنهادی $b(k)$ و خروجی تعداد نمایش های برنده شده $n_i^i(k)$ در نظر گرفته شود، دسترسی به تخمینی از بیشترین قیمت پیشنهاد شده 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 می شود و اگر از هر دسته بزرگتر بود نمایش های موجود در آن دسته را برنده می شود. با توجه به مقادیر بیشترین قیمت پیشنهادی در سامانه معرفی شده (شکل ۵) می توان انتظار داشت که به ازای مقادیر یکسان قیمت پیشنهادی (ورودی مدل) در بازه های مختلف زمانی تعداد دسته هایی از کمپین که موفق به درج تبلیغ خواهند شد و تعداد نمایش های برنده شده متفاوت می باشد. به این ترتیب یک مدل تغییرپذیر با زمان و غیرخطی به دست خواهد آمد.

چنانچه استراتژی قیمت گذاری به صورت $b^i(k) = up^i(k)$ فرض شود، می توان رابطه بین سیگنال کنترلی u و تعداد نمایش های برنده شده $n_i^i(k)$ 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 پیشنهاد شده در هر گام نسبت $\frac{\hat{b}_{hb}^i(k)}{p^i(k)}$ محاسبه می شود. بر اساس مزایده مطرح در مکانیزم RTB، چنانچه سیگنال کنترلی u از این نسبت بزرگتر باشد، تمام نمایش های موجود در لحظه k و متعلق به دسته شماره i در اختیار این دسته از کمپین برای درج تبلیغات قرار می گیرد.

۴-۳ تحلیل نتایج شبیه سازی

نتایج شبیه سازی و تخمین بیشترین قیمت پیشنهادی و نرخ کلیک کاربران برای دسته های اول تا چهارم در کمپین مورد بررسی به تفکیک در شکل ۷ تا شکل ۱۰ آورده شده است. هر کدام از این شکل ها وضعیت



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



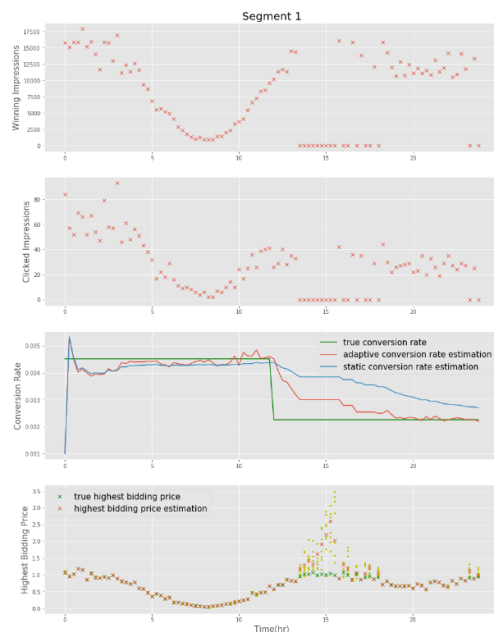
شکل ۹ پارامترهای کمپین برای دسته ۳ در گذر زمان. به ترتیب از بالا به پایین: تعداد نمایش‌های برنده‌شده، تعداد کلیک‌های انجام‌شده، نرخ تبدیل و تخمین آن، بیشترین قیمت پیشنهادشده و تخمین آن

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 برنده‌شده، تعداد کلیک‌های انجام‌شده، 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.

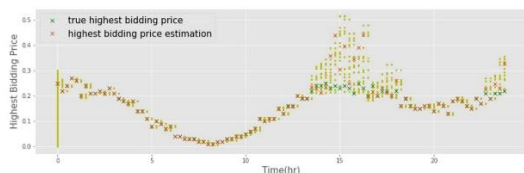
نمودارهای اول و دوم در شکل ۷ تا شکل ۱۰ را در نظر بگیرید. در بعضی از لحظات تعداد نمایش‌های برنده‌شده و کلیک‌های انجام‌شده بر روی این نمایش‌ها به صفر می‌رسد. علت این موضوع را می‌توان در استراتژی قیمت‌گذاری مدیر کمپین دانست. در واقع در این لحظات قیمت پیشنهادی مدیر کمپین از بیشترین قیمت پیشنهادشده برای آن 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 تخمین گر با تطبیق فاکتور فراموشی نسبت به تخمین گر بیزی ساده بهبود یافته است. به صورت خاص می‌توان دید که زمان نشست تخمین گر تطبیقی در لحظه‌ای که مقدار واقعی نرخ تبدیل به کلیک نصف می‌شود نسبت به تخمین گر استاتیک به مراتب کمتر است. البته برای دسته سه و چهار، تخمین گرها عملکرد نسبتاً 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

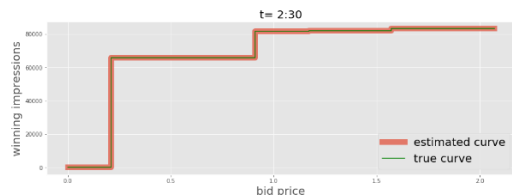


شکل ۱۲ بیشترین قیمت پیشنهاد شده و تخمین آن در دسته شماره ۲ برای تخمین نقطه ای میانه در شرایطی که استخراج تخمین نقطه ای بعد از مرحله نمونه سازی مجدد انجام شود.

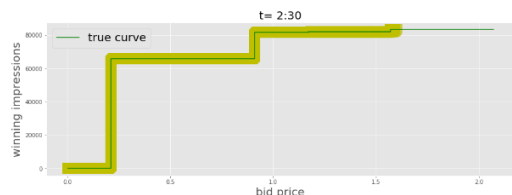
در ادامه با داشتن تخمینی از بیشترین قیمت پیشنهاد شده، نرخ کلیک کاربران و تعداد کل نمایش های موجود مدل سازی در دو حالت انتخاب ورودی انجام می شود.

حالت اول: مدل سازی کمپین با ورودی قیمت پیشنهادی تبلیغ کننده و خروجی تعداد نمایش های برنده شده $\pi_1(k)$.

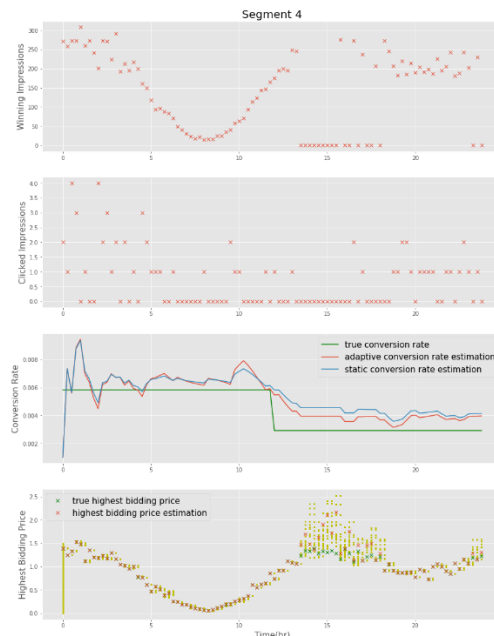
این مدل سازی به صورت آنلاین بوده و برای هر لحظه از زمان نمودار ورودی-خروجی را تخمین می زند. نمودار ورودی-خروجی در لحظه $t=02:30$ در شکل ۱۳ نشان داده شده است. محور عمودی تعداد نمایش های برنده شده و محور افقی قیمت پیشنهادی را نشان می دهد. پرش های ملاحظه شده در این نمودار تفاوت قیمتی در بین دسته ها را نشان می دهد. همانطور که انتظار می رود پیرو مشاهده کامل و انطباق تخمین بیشترین قیمت پیشنهاد شده با مقدار واقعی آن در شکل های ۷ تا ۱۰، نمودار ورودی-خروجی تخمین زده شده نیز منطبق بر نمودار واقعی است. این نمودار بر اساس تخمین نقطه ای استخراج شده از ذرات بدست آمده است. حال آنکه می توان 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 نمونه سازی مجدد استفاده شده است. بنابراین وزن تمامی نمودارهای رسم شده از ذرات یکسان است و انتظار می رود 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

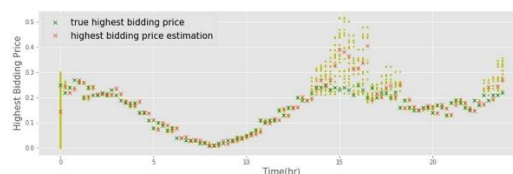


شکل ۱۴ نمودار ورودی-خروجی واقعی (سبز رنگ) و نمودارهای ورودی-خروجی برای تمامی ذرات (زرد رنگ) در لحظه $t=02:30$ به ازای ورودی قیمت پیشنهادی

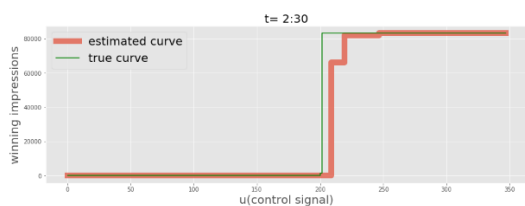


شکل ۱۰ پارامترهای کمپین برای دسته ۴ در گذر زمان. به ترتیب از بالا به پایین: تعداد نمایش های برنده شده، تعداد کلیک های انجام شده، نرخ تبدیل و تخمین آن، بیشترین قیمت پیشنهاد شده و تخمین آن

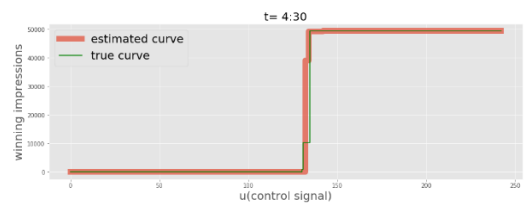
برای بررسی دقیقتر تخمین گر، دسته شماره ۲ از این کمپین را در نظر بگیرید. در حالت پیش فرض، از میانگین ذرات وزن دار برای استخراج تخمین نقطه ای بیشترین قیمت پیشنهاد شده استفاده شده است. همانطور که در شکل ۸ ملاحظه می شود، تخمین نقطه ای در لحظاتی که مشاهده کامل است، دقیقاً برابر با مقدار واقعی است. اما اگر خروجی تخمین گر بجای میانگین، میانه انتخاب شود، دقت تخمین گر به مراتب پایین می آید. برای مثال در شکل ۱۱ ملاحظه می شود که تخمین گر حتی مشاهدات کامل را نیز نمی تواند به صورت دقیق دنبال کند. علت این مشکل، استخراج تخمین نقطه ای قبل از مرحله نمونه سازی مجدد است. چرا که قبل از نمونه سازی مجدد، تعداد زیادی ذره با وزن های پایین وجود دارد که باعث می شود 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 نقطه ای ذرات بعد از مرحله نمونه سازی مجدد می توان به دقت بیشتری در تخمین دست یافت.



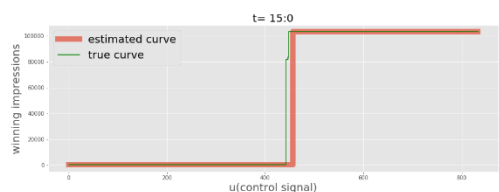
شکل ۱۱ بیشترین قیمت پیشنهاد شده و تخمین آن در دسته شماره ۲ برای تخمین نقطه ای میانه در شرایطی که استخراج تخمین نقطه ای قبل از مرحله نمونه سازی مجدد انجام شود.



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



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



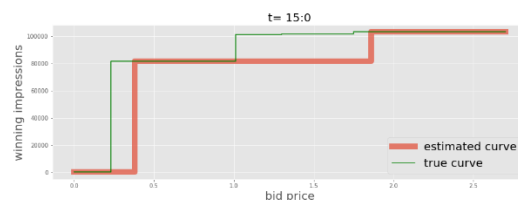
شکل ۱۹ نمودار ورودی-خروجی واقعی (سبز رنگ) و تخمین زده شده (قرمز رنگ) در لحظه $t=15:00$ به ازای ورودی u

در این بخش یک کمپین نمونه شامل چهار دسته معجزا شبیه سازی و نتایج آن برای مدل سازی ورودی-خروجی استفاده گردید. دو متغیر کمپین یعنی بیشترین قیمت پیشنهاد شده و نرخ تبدیل بر اساس روش های بخش ۳ به صورت آنلاین تخمین زده شدند. در پایان با توجه به اطلاعات کمپین فعال شده، مدل سازی ورودی-خروجی انجام شد. نتایج شبیه سازی ها نشان می دهد رویکرد آماری پیشنهادی مدل مطلوبی از ورودی-خروجی کمپین تبلیغاتی را توصیف می نماید.

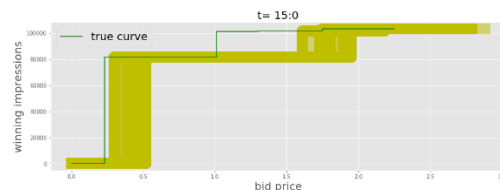
۵- نتیجه گیری

در این مقاله روش جدیدی مبتنی بر فیلتر ذره برای تخمین بیشترین قیمت پیشنهاد شده در شبکه مزایده ای ارائه شد که با طراحی مناسب ضرایب وزنی سازگاری کافی با تغییرات مداوم این سامانه و مشاهدات ناقص تبلیغ کنندگان در مزایده های ویکری داشت. سپس با کمک تخمین بیزی نرخ کلیک کاربران در کمپین تبلیغاتی تخمین زده شد. در تخمین گر بیزی طراحی شده ضابطه ای تطبیقی جهت اصلاح فاکتور فراموشی ارائه شد که میزان اثر گذاری مشاهدات جدیدتر را در صورت تغییرات ناگهانی در الگوهای رفتاری کاربران به روزرسانی نماید. در ادامه از برهم نهی این دو تخمین گر مدلی برای توصیف رابطه ورودی-خروجی کمپین معرفی

حال یکی از لحظاتی که مشاهده کمپین ناقص است مثلاً $t=15:00$ را در نظر بگیرید. نمودار ورودی-خروجی در این لحظه با تخمین نقطه ای در شکل ۱۵ نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می شود، نقاطی که نمودار تخمین زده شده تغییر مقدار می دهد، همواره به ازای قیمت های پیشنهادی بیشتر از نمودار واقعی رخ می دهد. علت این موضوع، نحوه توزیع ذرات هنگام مشاهده ناقص است. در این لحظات از آنجا که مدیر کمپین می داند بیشترین قیمت پیشنهاد شده از قیمت پیشنهادی کمپین بیشتر است، ذرات حتما مقداری بزرگتر از مقدار مشاهده شده دارند. نمودار ورودی-خروجی تمامی ذرات در این لحظه نیز مطابق شکل ۱۶ توزیعی در سمت راست نقاط واقعی تغییر را نشان می دهند.



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: مدل سازی کمپین با ورودی سیگنال کنترلی u و خروجی تعداد نمایشهای برنده شده $n_l(k)$

در این حالت فرض می شود که استراتژی قیمت گذاری به صورت $b^i(k) = up^i(k)$ است و مساله تبدیل به مدل سازی رابطه بین سیگنال کنترلی u و تعداد نمایش های برنده شده $n_l^i(k)$ می شود. نمودار ورودی-خروجی به ازای ورودی کنترلی u در لحظه $t=2:30$ در شکل ۱۷ نشان داده شده است. محور عمودی تعداد نمایش های برنده شده و محور افقی مقدار سیگنال کنترلی را نشان می دهد. با وجود مشاهده کامل، نمودار واقعی و نمودار تخمین زده شده بر هم منطبق نیستند. علت این موضوع در اختلاف تخمین نرخ تبدیل به کلیک با مقدار واقعی آن است. بنابراین مثلاً در لحظه $t=4:30$ مطابق شکل ۱۸ که تخمین نرخ تبدیل به کلیک دقت بیشتری دارد نمودار تخمین زده شده هم به واقعیت نزدیک تر است. نتایج مدل سازی در لحظه $t=15:00$ که مشاهده ناقص است نیز در شکل ۱۹ نشان داده شده است.

- [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.

در دو حالت مجزا معرفی گردید. رویکرد پیشنهادی بر روی کمپینی با چهار دسته مجزا شبیه سازی و نتایج تخمین بیشترین قیمت پیشنهادی، تخمین نرخ کلیک کاربران، و استخراج مدل های ورودی-خروجی گزارش شد. شبیه سازی ها نشان می داد که علی رغم مشاهدات ناقص در عمده مواقع مقدار تخمینی از طریق فیلتر ذره تا حد خوبی بیشترین قیمت پیشنهادی را محاسبه می کند. عملکرد تخمین گر با تطبیق فاکتور فراموشی نیز نسبت به تخمین گر بیزی ساده بهبود یافته است. به طور خاص زمان نشست تخمین گر تطبیقی در لحظه ای که مقدار واقعی نرخ تبدیل به کلیک نصف میشود نسبت به تخمین گر استاتیک به مراتب کمتر است. نتایج شبیه سازی مدل های 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 دسته ها برنده مزایده شده باشد، مشاهدات بیشتری در اختیار خواهد بود و لذا دقت مدل بسیار بالاست. در لحظاتی که کمپین در دسته های مختلف بازنده بوده است، مشاهدات ناقص بوده ولی همچنان انطباق قابل قبولی بین مدل تخمینی و مدل حقیقی دیده می شود. در حالت دوم که سیگنال کنترلی به عنوان ورودی در نظر گرفته شده است نیز نتایج شبیه سازی ها گزارش شده است که نشان می دهد 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.

- [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. Bompairé, 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.