

طراحی مکانیزم تشویقی برای شبکه حسگری تلفن همراه

زهرا عارف^۱

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد مخابرات، z.aref@ec.iut.ac.ir

چکیده - فرآیند حسگری تلفن همراه الگوی جدیدی است که با استفاده از گوشی‌های هوشمند به جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل داده‌ها فراتر از آن‌چه که قبلاً امکان پذیر بوده است، می‌پردازد. یک سیستم حسگری تلفن همراه از یک پلت‌فرم و مجموعه‌ای از کاربران که سرویس حسگری را ارائه می‌دهند، تشکیل شده است. در این گزارش به ارائه چندین مکانیزم تشویقی برای ایجاد انگیزه در کاربران انتهایی به منظور مشارکت در این فرآیند پرداخته می‌شود. همچنین در ادامه به منظور تاکید بر خطری که حریم خصوصی کاربران را تهدید می‌کند، مکانیزم دیگری با نام TP ارائه می‌شود.

کلید واژه- حسگری تلفن همراه، مکانیزم تشویقی، حراج، حریم خصوصی

۱- مقدمه

داده شده است، یک سیستم حسگری تلفن همراه، از یک پلت-فرم تلفن همراه، که در یک cloud قرار دارد و متشکل از چند سرور حسگری می‌باشد و بسیاری کاربر گوشی هوشمند، که از طریق cloud با پلت‌فرم در ارتباطاند تشکیل شده است. کاربران گوشی‌های هوشمند در واقع نقش ارائه دهندگان خدمات را بر عهده دارند. پلت‌فرم از کاربران گوشی‌های هوشمند به منظور ارائه خدمات حسگری استفاده می‌کند. کاربران گوشی‌های هوشمند در فرآیند حسگری موبایل با مصرف باتری و توان محاسباتی مواجه‌اند. علاوه بر این، کاربران با به اشتراک‌گذاری اطلاعات حس شده همراه با برچسب مربوط به موقعیت آن‌ها، در معرض تهدیدات بالقوه حریم خصوصی نیز قرار می‌گیرند. بنابراین یک کاربر در صورتی مایل به شرکت در فرآیند حسگری تلفن همراه است که پاداش رضایت‌بخشی را در جبران مصرف منابع و نقض حریم خصوصی خود دریافت کند. بدون میزان مشارکت قابل قبول کاربران، دستیابی به کیفیت سرویس مناسب غیر ممکن خواهد بود. اگرچه بسیاری از محققان به توسعه برنامه‌های کاربردی حسگری تلفن همراه پرداخته‌اند، ولی موضوع طراحی مکانیزم‌های تشویقی و یا برخی از خواص مهم از مکانیزم‌های تشویقی را نادیده گرفته‌اند. از این رو در [۱] چند مکانیزم تشویقی برای ایجاد انگیزه در کاربران برای شرکت در فرآیند حسگری تلفن همراه طراحی شده است.

در [۱] دو نوع مکانیزم تشویقی برای یک سیستم حسگری تلفن همراه در نظر گرفته شده است: مکانیزم تشویقی پلت فرم-

در چند سال اخیر شاهد رشد روزافزون گوشی‌های هوشمند در زندگی روزمره بوده‌ایم. با ظهور شبکه‌های 4G و پردازنده‌های قوی‌تر، نیاز به لپ‌تاپ‌ها در حال کم شدن است. فروش گوشی‌های هوشمند برای اولین بار در سه ماهه آخر ۲۰۱۰ از فروش رایانه‌های شخصی بیشتر شد. امروزه گوشی‌های هوشمند قابل برنامه‌ریزی، مجهز با مجموعه‌ای ارزان اما قدرتمند از سنسورها مانند شتاب‌سنج، قطب‌نمای دیجیتالی، ژيروسکوپ، GPS، میکروفون و دوربین می‌باشند. این سنسورها در مجموع می‌توانند طیف متنوعی از فعالیت‌های انسانی و محیط زیستی اطراف خود را مانیتور نمایند. امروزه با به‌کارگیری گوشی‌های هوشمند شخصی و زیرساخت موجود شبکه بی‌سیم و بدون نیاز به استقرار هزاران حسگر، می‌توان در مقیاسی بسیار فراتر از آنچه در گذشته ممکن بود، به جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل داده‌های حس شده پرداخت و از آن‌ها در زمینه‌های حمل و نقل، بهداشت و غیره استفاده نمود. با درک پتانسیل بسیار وسیع موجود از فرآیند حسگری تلفن‌های همراه هوشمند، بسیاری از محققان به گسترش سیستم‌ها و برنامه‌های کاربردی متعددی مانند Sensorly برای ساخت مناطق تحت پوشش شبکه سلولی/WiFi، Nericell و VTrack برای ارائه اطلاعات ترافیکی، PIER برای محاسبه تاثیر و موقعیت محیط‌های شخصی و Ear-Phone برای ایجاد نقشه‌های نوین پرداخته‌اند. همانطور که در شکل ۱ نشان

اقتصادی می‌تواند منجر به یک راه حل جایگزین ساده و مناسب شود.

نویسندگان [۲] روش پیشنهادی خود را حریم خصوصی تراکنشی^۷ (TP) نامیده‌اند که انتشار بخش‌هایی از PII را توسط کاربران نهایی (بر اساس روش افزودن^۸ دقیق) برای جمع‌آوری - کنندگان اطلاعات در ازای یک جبران مناسب مالی، ممکن می‌سازد. تعریف نویسندگان [۲] از حریم خصوصی، کنترل جریان و استفاده از اطلاعات به صورتی است که بتواند به کاربران در تصمیم‌گیری آن‌که جمع‌آوری کنندگان اطلاعات باید به کدام چه مقداری از اطلاعات دسترسی داشته باشند، کمک کند. تمرکز نویسندگان [۲] روی داده‌های مرورگر وب و اطلاعات مربوط به مکان کاربران بوده است. برای فروش PII، از مکانیزم حراج استفاده شده است که کاربران، PII ها را انتخاب و جمع‌آوری کنندگان اطلاعات برای دسترسی به اطلاعات کاربر مربوطه قیمتی را پیشنهاد می‌کنند. جمع‌آوری کنندگان می‌توانند از PII کاربران ارزیابی قیمتی داشته باشند و قیمت پیشنهادی خود را اعمال و در صورت برنده شدن، به اطلاعات کاربر برای مدت زمان محدودی دسترسی داشته باشند. ویژگی مهم مکانیزم TP آن است که جمع‌آوری کنندگان اطلاعات با این روش نمی‌توانند از داد و ستد موجود سوءاستفاده نمایند.

۲- مدل سیستم حسگری تلفن همراه

شکل ۱ برای کمک به توصیف سیستم حسگری تلفن همراه ارائه شده است. این سیستم متشکل از یک پلتفرم حسگری گوشی تلفن همراه، که در یک cloud قرار دارد و از چند سرور حسگری تشکیل شده است و تعداد زیادی کاربر گوشی هوشمند می‌باشد، که از طریق cloud به پلتفرم متصل می‌شوند. در ابتدا پلتفرم وظایف حسگری را به همه اعلام می‌کند. فرض کنید که یک مجموعه $U = \{1, 2, \dots, n\}$ از کاربران گوشی‌های هوشمندی که مایل به شرکت در فرآیند حسگری تلفن همراه پس از خواندن شرح وظایف حسگری هستند وجود دارد و در آن $n \geq 2$. کاربر شرکت‌کننده در فرآیند حسگری هزینه‌ای را متحمل می‌شود. بنابراین او در ازای ارائه سرویس انتظار کارمزدی را دارد. هر کاربر طرح حسگری خود را با در نظر گرفتن هزینه و کارمزد، تدوین می‌کند و آن را به پلتفرم ارائه می‌دهد که این طرح می‌تواند زمان حسگری یا قیمت رزرو برای فروش داده حس شده‌اش باشد. پس از جمع‌آوری طرح‌های حسگری از کاربران، پلت فرم

محور و مکانیزم تشویقی کاربر-محور. در مکانیزم تشویقی پلت-فرم-محور، پلتفرم کنترل مطلق بر پرداخت کارمزد به کاربران دارد و کاربران می‌توانند رفتار خود را تنها به منظور برآوردن نیازهای پلتفرم تعیین کنند. در این مدل، یک مکانیزم تشویقی با کمک بازی Stackelberg طراحی شده است. یک الگوریتم کارآمد برای محاسبه Stackelberg Equilibrium منحصر به فرد بازی، که در آن مطلوبیت^۱ پلت فرم به حداکثر می‌رسد و هیچ یک از کاربران نمی‌توانند مطلوبیت خود را با انحراف یکجانبه از استراتژی فعلی خود بهبود بخشند، نیز ارائه شده است.

در حالی که در یک مکانیزم تشویقی کاربر-محور، نقش پلت-فرم و کاربران معکوس می‌شود. هر کاربر یک قیمت رزرو، یعنی پایین‌ترین قیمتی که در آن مایل به فروش خدمات است، را اعلام می‌کند. سپس پلتفرم زیرمجموعه‌ای از کاربران را انتخاب می‌کند و به هر یک از آنها کارمزدی را می‌پردازد که پایین‌تر از قیمت رزرو آن کاربر نباشد. در حقیقت این مدل، یک مکانیزم تشویقی مبتنی بر حراج است که از لحاظ محاسباتی بهینه، به صورت جداگانه^۲ خردمند^۳، سودآور و از همه مهم‌تر، دارای ویژگی صداقت می‌باشد.

در ادامه گزارش، به مقاله دیگری در زمینه حفاظت بیشتر از حریم خصوصی در سرویس‌های آنلاین پرداخته می‌شود. سرویس‌های آنلاین تا حد زیادی در معرض خطر جمع‌آوری و بهره‌برداری از اطلاعات شخصی قابل شناسایی (PII) هستند. PII اطلاعاتی است که می‌تواند برای تشخیص هویت فردی به تنهایی یا در ترکیب با اطلاعات دیگری که به آن فرد مربوط است، مورد استفاده قرار بگیرد. نهادهای^۴ آنلاین با ارائه خدمات به کاربران به جمع‌آوری PII آن‌ها می‌پردازند و عمدتاً از طریق تبلیغات از این داده‌ها کسب درآمد می‌نمایند. جمع‌آوری کنندگان اطلاعات^۵ (دابل کلیک، فیس بوک و غیره)، از روش‌های جدیدی برای جمع‌آوری و بهره‌برداری از داده‌های مذکور استفاده می‌کنند که خارج از محدوده برنامه‌های کاربردی آنها می‌باشد. نشی‌های^۶ مختلفی از PII در شبکه‌های اجتماعی سنتی و همتای موبایلی آن‌ها شناخته شده است. تلاش بیشتر برای افزایش حفاظت از حریم خصوصی به معنای کاهش مطلوبیت جمع‌آوری کنندگان اطلاعات و اعمال محدودیت در عملکرد آن‌ها است. در [۲] نشان داده شده است که این محدودیت‌ها غیر ضروری‌اند و یک بازنگری

¹ Utility

² Individually

³ Rational

⁴ Entity

⁵ Information aggregator

⁶ Leakage

⁷ Transactional Privacy

⁸ Opt-in

پاداش پلتفرم	
زمان حسگری / استراتژی کاربر i پرو فایل استراتژی تمام کاربران، پرو فایل استراتژی تمام کاربران به غیر از کاربر i	
واحد هزینه کاربر i	
بهترین پاسخ کاربر i با فرض t_{-i}	
تابع مطلوبیت کاربر i و پلتفرم در مدل پلت-فرم-محور	
پارامتر سیستم در \bar{u}_0	
مجموعه وظایف، مجموعه وظایف کاربر i ، وظیفه	Γ, Γ_i, τ_j
تعداد وظایف	
ارزش وظیفه τ_j	
هزینه و قیمت پیشنهادی کاربر i	
مجموعه کاربران انتخاب شده	
کارمزد کاربر i	
ارزش کل وظایف کاربران S	
تابع مطلوبیت کاربر i و پلتفرم در مدل کاربر-محور	

مدل پلتفرم-محور

در این مدل، تنها یک وظیفه حسگری وجود دارد. پلتفرم با اعلام پاداش کل $R > 0$ ، کاربران را برای شرکت در حسگری تلفن همراه تشویق می‌کند و هر کاربر میزان مشارکت خود را بر اساس پاداش مربوطه تعیین می‌کند. طرح حسگری کاربر i توسط t_i نشان داده شده است، که بیانگر تعداد واحد زمانی است که کاربر i مایل به ارائه خدمات حسگری می‌باشد.

از این رو $t_i \geq 0$ است. با قرار دادن $t_i = 0$ ، کاربر i نشان می‌دهد که در فرآیند حسگری تلفن همراه شرکت نخواهد کرد. هزینه حسگری کاربر i برابر $\kappa_i \times t_i$ در نظر گرفته می‌شود که در آن $\kappa_i > 0$ هزینه هر واحد است. فرض کنید که پاداش دریافت شده توسط کاربر i متناسب با t_i است. پس مطلوبیت کاربر i برابر است با:

$$\bar{u}_i = \frac{t_i}{\sum_{j \in U} t_j} R - t_i \kappa_i \quad (1)$$

یعنی تفاضل پاداش و هزینه. مطلوبیت پلتفرم برابر است با:

$$\bar{u}_0 = \lambda \log(1 + \sum_{i \in U} \log(1 + t_i)) - R \quad (2)$$

کارمزد هر کاربر را محاسبه و آن را به کاربران ارسال می‌کند. کاربران انتخاب شده به انجام وظایف حسگری و ارسال داده‌های حس شده به پلتفرم می‌پردازند. به این صورت یک فرآیند حسگری تلفن همراه کامل می‌شود. پلتفرم تنها در فکر به حداکثر رساندن مطلوبیت خود است. می‌توان به صورت منطقی فرض نمود که کاربران خودخواه اما خردمند هستند. از این رو هر کاربر فقط می‌خواهد مطلوبیت خود را به حداکثر برساند و در حسگری تلفن همراه شرکت نخواهد کرد مگر اینکه مکانیزم تشویق مناسبی وجود داشته باشد. تمرکز [۱] بر طراحی مکانیزم تشویق ساده و مقیاس پذیر است. دیگر مسائل مربوط به طراحی و پیاده سازی کل سیستم حسگری تلفن همراه، خارج از



شکل ۱: یک سیستم حسگری تلفن همراه [۱]

محدوده مقاله [۱] است. MAUI در [۳] به مسائل مربوط به صرفه جویی در انرژی، PRISM در [۴] به مسائل در حال توسعه برنامه‌های کاربردی و PEPSI در [۵] به مسائل مربوط به حریم خصوصی پرداخته‌اند. در این مقاله دو مدل پلتفرم-محور و کاربر-محور مورد بررسی قرار گرفته است. در مدل پلتفرم-محور، طرح حسگری یک کاربر علاقه‌مند به شرکت در فرآیند فرمی از زمان حسگری آن است. کاربر مشارکت کننده در فرآیند حسگری تلفن همراه کارمزدی را دریافت می‌کند که پایین تر از هزینه آن نباشد. با این حال، باید برای یک کارمزد کل ثابت به رقابت با سایر کاربران بپردازد. در مدل کاربر-محور، هر کاربر برای ارائه خدمات خود قیمتی را پیشنهاد می‌کند. یک کاربر در صورت انتخاب، کارمزدی را دریافت می‌کند که کمتر از قیمت درخواستی‌اش نباشد. بر خلاف مدل پلتفرم-محور، کل کارمزدها در مدل کاربر-محور ثابت نمی‌باشد. از این رو در مدل کاربر-محور، کاربران کنترل بیشتری بر کارمزدها دارند.

جدول ۱ لیست نمادهای استفاده شده در [۱] را نشان می‌دهد.

جدول ۱: نمادهای به کار رفته در [۱]

نماد	توضیح
	مجموعه کاربران و کاربر
	تعداد کاربران

که در آن $\lambda > 1$ پارامتر سیستم است، عبارت $\log(1 + t_i)$ منعکس کننده بازده نزولی⁹ پلتفرم در عملکرد کاربر i و عبارت \log بیرونی منعکس کننده بازده نزولی پلتفرم روی کاربران شرکت کننده است.

بر اساس این مدل، هدف پلتفرم تعیین مقدار بهینه R است به طوری که (۲) را به حداکثر برساند، در حالی که هر کاربر $i \in U$ خودخواهانه زمان حسگری t_i خود را برای به حداکثر رساندن (۱) در یک مقدار مفروض R تعیین می‌کند. از آنجا که هیچ کاربر خردمندی مایل به ارائه سرویس در یک مطلوبیت منفی نیست، کاربر i باید t_i را برابر صفر قرار دهد زمانی که $\sum_{j \neq i \in U} t_j \leq R$.

مدل کاربر-محور

در این مدل، پلتفرم مجموعه $\Gamma = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_m\}$ از وظایف را به کاربران اعلام می‌کند. هر $\tau_j \in \Gamma$ ارزش $v_j > 0$ را برای پلتفرم دارد. هر کاربر i یک زیرمجموعه از وظایف $\Gamma_i \subseteq \Gamma$ را با توجه به اولویت‌های خود انتخاب می‌کند. بر اساس مجموعه وظایف انتخاب شده، کاربر i یک هزینه مرتبط c_i را دارد که تنها خود او از این مقدار اطلاع دارد. کاربر i پس از تسلیم جفت وظیفه-پیشنهاد (Γ_i, b_i) به پلتفرم، که در آن b_i پیشنهاد کاربر i ، به معنای قیمت رزرو کاربر i برای فروش سرویس خود است. پس از دریافت جفت‌های پیشنهاد-وظیفه از همه کاربران، پلتفرم یک زیرمجموعه S از کاربران را به عنوان برنده انتخاب و کارمزد p_i را برای هر کاربر برنده تعیین می‌کند. مطلوبیت کاربر i عبارت است از:

$$\tilde{u}_i = \begin{cases} p_i - c_i, & \text{if } i \in S \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

مطلوبیت پلتفرم برابر است با:

$$\tilde{u}_o = v(S) - \sum_{i \in S} p_i \quad (4)$$

که در آن $v(S) = \sum_{\tau_j \in U_{i \in S} \Gamma_i} v_j$. هدف از مدل کاربر-محور طراحی یک مکانیزم تشویقی به منظور برآوردن چهار ویژگی زیر است:

- کارایی از لحاظ محاسباتی: یک مکانیزم از لحاظ محاسباتی کارآمد است در صورتی که بتوان نتیجه مکانیزم را در یک زمان چند جمله‌ای محاسبه کرد.
- خردمندی فردی: هر کاربر شرکت کننده باید مطلوبیت نامنفی داشته باشد.

- سودآوری: پلتفرم نباید زیانی را متحمل شود. به عبارت دیگر، سودی که توسط کاربران برنده به پلتفرم می‌رسد باید حداقل به اندازه کل کارمزد پرداخت شده به کاربران برنده باشد.
- صداقت: یک مکانیزم دارای ویژگی صداقت است، اگر هیچ پیشنهاد کننده‌ای نتواند مطلوبیت خود را با ارائه پیشنهادی غیر از مقدار واقعی (که در این مقاله همان هزینه است)، بدون توجه به آنچه دیگران ارسال می‌کنند، بهبود ببخشد.

اهمیت سه ویژگی اول واضح و روشن است، چرا که با وجود آن‌ها می‌توان از عملی بودن مکانیزم تشویقی اطمینان حاصل نمود. با داشتن خاصیت صداقت نیز می‌توان از سوء استفاده از داد و ستد جلوگیری نمود.

۳- مکانیزم تشویقی برای مدل پلتفرم-محور

در [۱] مکانیزم تشویقی پلتفرم-محور به عنوان یک بازی Stackelberg مدل شده است و بازی MSensing نام گرفته است. دو مرحله در این مکانیزم وجود دارد: در مرحله اول، پلتفرم پاداش R را اعلام می‌کند و در مرحله دوم، هر کاربر زمان حسگری خود را برای به حداکثر رساندن مطلوبیت خود انتخاب می‌کند. هر دو پلتفرم و کاربران، بازیکنان این بازی محسوب می‌شوند. استراتژی پلتفرم تعیین پاداش R آن و استراتژی کاربر i ، تعیین زمان حسگری t_i است. فرض کنید $t = (t_1, t_2, \dots, t_n)$ ، پروفایل استراتژی شامل استراتژی همه کاربران و t_i پروفایل استراتژی همه بازیکنان به استثنای t_i باشد. بنابراین، $t = (t_i, t_{-i})$. توجه داشته باشید که مرحله دوم از بازی MSensing، خود می‌تواند به عنوان یک بازی غیرهمکاری کننده¹⁰، که در [۱] بازی تعیین زمان حسگری¹¹ (STD) نامیده می‌شود، در نظر گرفته شود. در بازی MSensing، پاسخ به سوال زیر حائز اهمیت می‌باشد:

Q1: برای یک پاداش مفروض R ، آیا می‌توان مجموعه پایداری از استراتژی‌ها را در بازی STD یافت به نحوی که هیچ کاربری با تغییر استراتژی فعلی خود به طور یک جانبه نتواند بهره‌ای به دست بیاورد؟

استراتژی پایداری که در Q1 به آن اشاره شده است مربوط به مفهوم تعادل نش (NE) در تئوری بازی است.

تعریف ۱ (تعادل نش). مجموعه استراتژی‌های $(t_1^{ne}, t_2^{ne}, \dots, t_n^{ne})$ یک تعادل نش بازی STD است اگر برای هر کاربر

¹⁰ non-cooperative

¹¹ Sensing Time Determination

⁹ Diminishing return

تحلیل‌های فوق منجر به الگوریتم زیر برای محاسبه NE بازی STD می‌شود.

Algorithm 1: Computation of the NE

```

1 Sort users according to their unit costs,
 $\kappa_1 \leq \kappa_2 \leq \dots \leq \kappa_n$ ;
2  $S \leftarrow \{1, 2\}$ ,  $i \leftarrow 3$ ;
3 while  $i \leq n$  and  $\kappa_i < \frac{\kappa_i + \sum_{j \in S} \kappa_j}{|S|}$  do
4    $S \leftarrow S \cup \{i\}$ ,  $i \leftarrow i + 1$ ;
5 end
6 foreach  $i \in \mathcal{U}$  do
7   if  $i \in S$  then  $t_i^{ne} = \frac{(|S|-1)R}{\sum_{j \in S} \kappa_j} \left(1 - \frac{(|S|-1)\kappa_i}{\sum_{j \in S} \kappa_j}\right)$ ;
8   else  $t_i^{ne} = 0$ ;
9 end
10 return  $t^{ne} = (t_1^{ne}, t_2^{ne}, \dots, t_n^{ne})$ 

```

قضیه ۱. پروفایل استراتژی $t^{ne} = (t_1^{ne}, t_2^{ne}, \dots, t_n^{ne})$ که توسط الگوریتم ۱ محاسبه شد، NE بازی STD است. پیچیدگی زمانی الگوریتم ۱ برابر $O(n \log n)$ می‌باشد.

قضیه بعدی منحصر به فرد بودن NE را در بازی STD نشان می‌دهد.

قضیه ۲. برای یک $R > 0$ مفروض و با در نظر گرفتن $\bar{t} = (\bar{t}_1, \bar{t}_2, \dots, \bar{t}_n)$ به عنوان پروفایل استراتژی NE در بازی STD و $\bar{S} = \{i \in \mathcal{U} | \bar{t}_i > 0\}$ داریم:

$$|\bar{S}| \geq 2 \quad (۱)$$

$$\bar{t}_i = \begin{cases} 0 & , \text{ if } i \notin \bar{S} \\ \frac{(|\bar{S}|-1)R}{\sum_{j \in \bar{S}} \kappa_j} \left(1 - \frac{(|\bar{S}|-1)\kappa_i}{\sum_{j \in \bar{S}} \kappa_j}\right) & , \text{ otherwise} \end{cases} \quad (۲)$$

اگر $k_q \leq \max_{j \in \bar{S}} \{k_j\}$ ، آنگاه $q \in \bar{S}$ (۳)

(۴) فرض کنید که کاربران به صورت $k_1 \leq k_2 \leq \dots \leq k_n$ مرتب شده‌اند. اگر h بزرگترین عدد صحیح در بازه $[2, n]$ باشد، به طوری که $k_h < \frac{\sum_{j=1}^h k_j}{h-1}$ ، آنگاه $\bar{S} = \{1, 2, \dots, h\}$ عبارات فوق نشان دهنده منحصر به فرد بودن NE بازی STD است که با کمک الگوریتم ۱ محاسبه می‌شود.

ماکزیم نمودن مطلوبیت پلت فرم

با توجه به تحلیل فوق، پلت فرم که در بازی Stackelberg نقش رهبر را دارد، می‌داند که به ازای هر مقدار R مفروض یک NE منحصر به فرد برای کاربران وجود دارد. از این رو پلت فرم می‌تواند مطلوبیت خود را با انتخاب R بهینه به حداکثر برساند. از معادلات موجود در [۱] و با در نظر گرفتن $t_i = 0$ اگر $i \notin S$ داریم:

$$\bar{u}_0 = \lambda \log(1 + \sum_{i \in S} \log(1 + X_i R)) - R \quad (۶)$$

به طوری که:

$$\bar{u}_i(t_i^{ne}, t_{-i}^{ne}) \leq \bar{u}_i(t_i, t_{-i}^{ne})$$

برای هر $t_i \geq 0$ که \bar{u}_i در (۱) تعریف شده است.

از آنجا که تنها یک پروفایل استراتژی NE پایدار است (زیرا هیچ بازیکنی انگیزه‌ای برای ایجاد یک تغییر یک جانبه ندارد)، وجود NE از اهمیت خاصی برخوردار است. منحصر به فرد بودن NE به پلت فرم اجازه پیش‌بینی رفتار کاربران را می‌دهد و در نتیجه پلت فرم را قادر به انتخاب مقدار بهینه R می‌سازد. در ادامه ثابت می‌شود که بازی STD برای هر $R > 0$ و بازی MSensing هر کدام یک NE منحصر به فرد دارند. الگوریتم بهینه‌ای نیز برای محاسبه NE هر بازی ارائه می‌شود.

تعیین زمان حسگری کاربر

در ابتدا به معرفی مفهوم استراتژی بهترین پاسخ^{۱۲} می‌پردازیم.

تعریف ۲ (استراتژی بهترین پاسخ). برای یک t_i مفروض، یک استراتژی، استراتژی بهترین پاسخ کاربر i است و توسط $\beta_i(t_{-i})$ نشان داده می‌شود اگر $\bar{u}_i(t_i, t_{-i}^{ne})$ را برای $t_i \geq 0$ ماکزیمم کند.

بر اساس تعریف NE، هر کاربر استراتژی بهترین پاسخ خود را در NE بازی می‌کند. از (۱)، می‌دانیم برای آن که \bar{u}_i منفی نباشد باید $t_i \leq \frac{R}{\kappa_i}$. مشتقات اول و دوم \bar{u}_i نسبت به t_i محاسبه شده است. از آنجا که مشتق مرتبه دوم \bar{u}_i منفی است، مطلوبیت \bar{u}_i یک تابع اکیدا مقعر نسبت به t_i است. بنابراین برای هر مقدار $R > 0$ مفروض و هر پروفایل استراتژی t_{-i} از کاربران دیگر، استراتژی بهترین پاسخ $\beta_i(t_{-i})$ کاربر i در صورت وجود منحصر به فرد است. اگر استراتژی سایر کاربران $i \neq j$ برابر صفر باشد (یعنی $t_j = 0$)، پس کاربر i استراتژی بهترین پاسخ ندارد. بنابراین محاسبه بهترین پاسخ برای کاربر i تنها وقتی مناسب است که $\sum_{j \in \mathcal{U} \setminus \{i\}} t_j > 0$ با صفر قرار دادن مشتق اول \bar{u}_i و سپس به دست آوردن t_i داریم:

$$(۵)$$

$$\beta_i(t_{-i}) = \begin{cases} 0 \end{cases}$$

^{۱۲} best response strategy

$$X_i = \frac{(n_0-1)}{\sum_{j \in S} k_j} (1 - \frac{(n_0-1)k_i}{\sum_{j \in S} k_j}) \quad (7)$$

قضیه ۳. برای $f(B)$ (BMS) و $f(A)$ (ABE) Stochastic Equilibrium (SE) (R^*, t^{ne}) منحصر به فرد دارد به طوری که R^* تنها مقداری است که مطلوبیت پلت فرم را در (۶) به ازای $R \in [0, \infty)$ ماکزیمم می کند. S و t^{ne} از الگوریتم ۱ با قرار دادن پاداش کلی برابر R^* حاصل می شوند.

$$4- \text{ ماکزیمم تشویقی برای مدل کاربر-محور} \quad \tilde{u}_o(S \cup \{i\}) - \tilde{u}_o(S) \geq \tilde{u}_o(\tau \cup \{i\}) - \tilde{u}_o(\tau) \quad (8)$$

نظریه حراج ابزار مناسبی برای طراحی مکانیزم های تشویقی برای مدل کاربر-محور است. در [۱] یک مکانیزم تشویقی بر اساس حراج معکوس برای مدل کاربر-محور پیشنهاد شده است. یک مکانیزم حراج، قیمت های پیشنهادی کاربران را به عنوان ورودی دریافت و یک زیر مجموعه از کاربران را به عنوان برنده انتخاب می کند و به تعیین کارمزد برای هر کاربر برنده می پردازد.

ماکزیمم نمودن مطلوبیت پلت فرم در مزایده

مهمترین موضوع، طراحی یک مکانیزم تشویقی است که مطلوبیت پلت فرم را ماکزیمم کند. طراحی این مکانیزم تشویقی، یک مساله بهینه سازی است که مساله انتخاب کاربران^{۱۳} نامیده می شود: با فرض وجود مجموعه u از کاربران، یک زیر مجموعه S به نحوی انتخاب کنید که $\tilde{u}_o(S)$ میان تمام زیر مجموعه های ممکن به حداکثر برسد. علاوه بر این، واضح است که برای به حداکثر رساندن $\tilde{u}_o(S)$ باید $p_i = b_i$ از این رو مطلوبیت \tilde{u}_o برابر می شود با:

$$\tilde{u}_o(S) = v(S) - \sum_{i \in S} b_i \quad (8)$$

برای اینکه مساله فوق معنا پیدا کند، فرض می کنیم که حداقل یک کاربر i وجود دارد به طوری که $\tilde{u}_o(\{i\}) > 0$. متأسفانه همانگونه که قضیه زیر نشان می دهد، پیدا کردن راه حل بهینه در مساله انتخاب کاربر، یک مساله NP-hard است. قضیه ۴. مساله انتخاب کاربر NP-hard است.

از آنجا که نمی توان به راحتی یک زیرمجموعه بهینه از کاربران را پیدا کرد، نویسندگان [۱] به توسعه الگوریتم های تقریب زنی پرداخته اند. برای این منظور، از submodularity تابع مطلوبیت استفاده می شود.

تعریف ۳ (تابع submodular). فرض کنید X یک مجموعه متناهی باشد. یک تابع $f: 2^X \rightarrow \mathbb{R}$ submodular است اگر

برای هر $A \subseteq B \subseteq X$ و $x \in X \setminus B$ که \mathbb{R} مجموعه اعداد حقیقی است.

در ادامه submodularity مطلوبیت \tilde{u}_o اثبات می شود.

اصل موضوع ۱. تابع مطلوبیت \tilde{u}_o submodular است.

اثبات. طبق تعریف ۳، باید نشان دهیم که

برای هر $S \subseteq \tau \subseteq u$ و $i \in u \setminus \tau$ کفایت نشان دهیم که

$$v(S \cup \{i\}) - v(S) \geq v(\tau \cup \{i\}) - v(\tau)$$

زیرا بخش دوم \tilde{u}_o می تواند از دو طرف حذف شود. با توجه به آن که $v(S) = \sum_{\tau_j \in \Gamma_i \setminus U_{j \in S} \Gamma_j} v_j$ ، داریم:

$$v(S \cup \{i\}) - v(S) = \sum_{\tau_j \in \Gamma_i \setminus U_{j \in S} \Gamma_j} v_j \quad (9)$$

$$\geq \sum_{\tau_j \in \Gamma_i \setminus U_{j \in \tau} \Gamma_j} v_j \quad (10)$$

$$= v(\tau \cup \{i\}) - v(\tau). \quad (11)$$

بنابراین \tilde{u}_o ، submodular است. به عنوان یک نتیجه فرعی می توان اذعان نمود که v هم submodular است. □

هنگامی که تابع هدف submodular، یکنواخت و نامنفی باشد، می توان با کمک یک الگوریتم آزمند به تقریب $(1 - 1/e)$ رسید. بدون داشتن ویژگی یکنواختی، Feige و همکارانش در [۶] به توسعه الگوریتم های تقریب زنی عامل-ثابت پرداخته اند. متأسفانه \tilde{u}_o می تواند منفی باشد.

برای حل این مشکل، فرض کنید $\sum_{i \in u} b_i + \tilde{u}_o(S) = f(S)$ واضح است که برای هر $S \subseteq u$ داریم $f(S) \geq 0$. از آن جا که $\sum_{i \in u} b_i$ ثابت است، $f(S)$ هم submodular است. علاوه بر این، ماکزیمم نمودن \tilde{u}_o معادل ماکزیمم نمودن f است. از این رو نویسندگان [۱] به طراحی یک مکانیزم حراج مبتنی بر الگوریتم [۶] پرداخته اند و آن را حراج محلی مبتنی بر جستجو^{۱۴} (LSB) نامیده اند. این مکانیزم در الگوریتم ۲ نشان داده شده است. این مکانیزم مبتنی بر تکنیک جستجوی محلی است، به این ترتیب که به صورت آزمند به منظور یافتن راه حل بهتر، با اضافه نمودن یک کاربر جدید یا حذف نمودن یک کاربر موجود در صورت امکان، جستجوی خود را ادامه می دهد. اثبات شده است که برای هر مقدار ثابت $\epsilon > 0$ ، الگوریتم می تواند مجموعه کاربران S را به نحوی بیابد که

¹⁴ Local Search-Based

¹³ User Selection problem

قضیه ۵. یک مکانیزم حراج دارای ویژگی صداقت خواهد بود اگر و تنها اگر:

- قاعده انتخاب به صورت یکنواخت باشد: اگر کاربر i با پیشنهاد b_i برنده حراج باشد، با پیشنهاد b'_i که $b'_i \leq b_i$ نیز بتواند برنده مزایده باشد؛
- برای هر برنده یک قیمت بحرانی تعیین شود: کاربر i با پیشنهاد قیمتی بالاتر از این مقدار نتواند برنده حراج شود.

طراحی حراج

بر اساس قضیه ۵، مکانیزم حراجی به نام MSensing طراحی می‌شود که در الگوریتم ۳ نشان داده شده است. مکانیزم حراج MSensing شامل دو مرحله است: مرحله انتخاب برنده‌ها و مرحله تعیین وجه پرداختی به برنده‌ها.

Algorithm 3: MSensing Auction

```

1 // Phase 1: Winner selection
2  $S \leftarrow \emptyset, i \leftarrow \arg \max_{j \in U} (v_j(S) - b_j)$ ;
3 while  $b_i < v_i$  and  $S \neq U$  do
4    $S \leftarrow S \cup \{i\}$ ;
5    $i \leftarrow \arg \max_{j \in U \setminus S} (v_j(S) - b_j)$ ;
6 end
7 // Phase 2: Payment determination
8 foreach  $i \in U$  do  $p_i \leftarrow 0$ ;
9 foreach  $i \in S$  do
10   $U' \leftarrow U \setminus \{i\}, T \leftarrow \emptyset$ ;
11  repeat
12     $i_j \leftarrow \arg \max_{j \in U' \cap T} (v_j(T) - b_j)$ ;
13     $p_i \leftarrow \max\{p_i, \min\{v_i(T) - (v_{i_j}(T) - b_{i_j}), v_i(T)\}\}$ ;
14     $T \leftarrow T \cup \{i_j\}$ ;
15  until  $b_{i_j} \geq v_{i_j}$  or  $T = U'$ ;
16  if  $b_{i_j} < v_{i_j}$  then  $p_i \leftarrow \max\{p_i, v_i(T)\}$ ;
17 end
18 return  $(S, p)$ 

```

مرحله انتخاب برنده‌های حراج از یک روش آزمند به صورت زیر پیروی می‌کند. کاربران با توجه به تفاوت مقادیر مرزی و مقادیر پیشنهادی خود طبقه‌بندی می‌شوند. با فرض S کاربر انتخاب شده، مقدار مرزی کاربر i برابر است با $v(S \cup \{i\}) - v(S)$. در این طبقه‌بندی کاربر $(i+1)$ ام همان کاربر j است به طوری که $v_j(S_i) - b_j$ در میان $U \setminus S_i$ ماکزیمم شود و $S_i = \{1, 2, \dots, i\}$ و $S_0 = \emptyset$. در ادامه از v_i به جای $v_i(S_{i-1})$ به منظور سادگی نوشتاری استفاده می‌شود. با توجه به submodularity پارامتر v داریم:

$$v_1 - b_1 \geq v_2 - b_2 \geq \dots \geq v_n - b_n \quad (12)$$

مجموعه کاربران برنده عبارتند از: $S_L = \{1, 2, \dots, L\}$ ، که در آن $L \leq n$ بزرگترین زیروندی است که شرط $v_L - b_L > 0$ را برقرار

Algorithm 2: LSB Auction

```

1  $S \leftarrow \{i\}$ , where  $i \leftarrow \arg \max_{i \in U} f(\{i\})$ ;
2 while there exists a user  $i \in U \setminus S$  such that
    $f(S \cup \{i\}) > (1 + \frac{\epsilon}{n}) f(S)$  do
3    $S \leftarrow S \cup \{i\}$ ;
4 end
5 if there exists a user  $i \in S$  such that
    $f(S \setminus \{i\}) > (1 + \frac{\epsilon}{n}) f(S)$  then
6    $S \leftarrow S \setminus \{i\}$ ; go to Line 2;
7 end
8 if  $f(U \setminus S) > f(S)$  then  $S \leftarrow U \setminus S$ ;
9 foreach  $i \in U$  do
10  if  $i \in S$  then  $p_i \leftarrow b_i$ ;
11  else  $p_i \leftarrow 0$ ;
12 end
13 return  $(S, p)$ 

```

در ادامه وجود چهار خاصیت مورد نظر شرح داده شده در بخش ۲، در مکانیزم حراج LSB بررسی می‌شود.

- کارایی از لحاظ محاسباتی: زمان اجرای الگوریتم جستجوی محلی برابر $O(\frac{1}{\epsilon} n^3 m \log m)$ است، که در آن ارزیابی مقدار f به اندازه مدت زمان $O(m)$ طول می‌کشد و $|S| \leq m$ است. از این رو مکانیزم فوق از لحاظ محاسباتی کارآمد است.

- خردمندی فردی: پلت‌فرم به کاربران برنده، قیمت پیشنهادی آن‌ها را پرداخت می‌کند. از این رو مکانیزم مورد نظر ویژگی خردمندی فردی را دارا است.

- سودآوری: با توجه به این فرض که حداقل یک کاربر i وجود دارد که $\tilde{u}_o(\{i\}) > 0$ و این واقعیت که $f(S)$ در هر تکرار اکیداً افزایش می‌یابد، می‌توان تضمین نمود که در پایان حراج $\tilde{u}_o(S) > 0$ از این رو مکانیزم فوق سودآور است.

- صداقت: با استفاده از یک مثال در ... نشان داده شده است که حراج LSB ویژگی صداقت را ندارد.

حراج MSensing

عدم وجود ویژگی صداقت مهمترین عیب مکانیزم حراج LSB است. از آنجا که هدف نهایی، طراحی یک مکانیزم تشویقی است که کاربران گوشی‌های هوشمند را به شرکت در فرآیند حسگری تلفن همراه تشویق و از سوء استفاده کاربران جلوگیری کند، باید میان ماکزیمم نمودن تابع مطلوبیت و به دست آوردن صداقت توازن برقرار نمود. بالاترین اولویت، طراحی یک مکانیزم تشویقی است که هر چهار خاصیت مورد نظر را حتی به قیمت کاهش مطلوبیت پلت‌فرم برآورده سازد.

در این بخش، مکانیزم حراج جدیدی معرفی می‌شود که هر چهار خاصیت مطلوب را داراست. منطق طراحی متکی بر توصیفات شناخته شده Myerson است [۷].

می‌سازد.

در مرحله تعیین وجه پرداختی به برنده‌های حراج، وجه پرداختی p_i برای هر برنده $i \in S$ محاسبه می‌شود. بدین منظور کاربران $u \setminus \{i\}$ به صورت زیر مرتب می‌شوند:

$$v'_{i1} - b_{i1} \geq v'_{i2} - b_{i2} \geq \dots \geq v'_{in-1} - b_{in-1} \quad (13)$$

که $v'_{ij} = v(\tau_{j-1} \cup \{i_j\}) - v(\tau_{j-1})$ بیانگر مقدار مرزی کاربر i ام و τ_j نشان دهنده j کاربر اول براساس طبقه‌بندی در $u \setminus \{i\}$ است و $\tau_0 = 0$. مقدار مرزی کاربر i در جایگاه j برابر است با $v(\tau_{j-1} \cup \{i\}) - v(\tau_{j-1})$. فرض کنید که k نشان دهنده جایگاه آخرین کاربر $i_j \in u \setminus \{i\}$ باشد به طوری که $v'_{ij} < b_{ij}$. برای هر جایگاه j در طبقه‌بندی، حداکثر قیمتی که کاربر i می‌تواند پیشنهاد بدهد به طوری که i بتواند به جای کاربر محل j ام انتخاب شود، محاسبه می‌گردد. این روند تا رسیدن به جایگاه پس از آخرین برنده در $u \setminus \{i\}$ تکرار می‌شود. در پایان مقدار p_i برابر با ماکزیمم این $(k+1)$ قیمت قبلی قرار داده می‌شود. قضیه ۶. بازی MSensing دارای چهار خاصیت بهینه بودن از لحاظ محاسباتی، خردمندی فردی، سودآوری و صداقت می‌باشد.

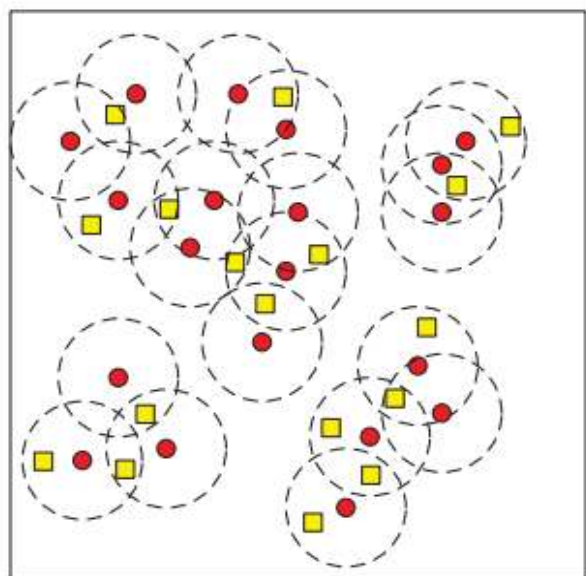
۵- ارزیابی عملکرد دو مکانیزم پلت‌فرم-محور و کاربر-محور

در این بخش به ارزیابی عملکرد مکانیزم تشویقی مدل پلت-فرم-محور، با نام حراج محلی مبتنی بر جستجو که توسط LSB مشخص شده است و حراج MSensing پرداخته شده است. معیارهای عملکرد عبارتند از: زمان اجرا، مطلوبیت پلت‌فرم، و مطلوبیت کاربر. در مدل پلت‌فرم-محور، تعداد کاربران شرکت کننده نیز مورد بررسی قرار می‌گیرد.

شبیه سازی

تعداد کاربران (n) از ۱۰۰ تا ۱۰۰۰، در فواصل ۱۰۰-تایی تغییر می‌کند. در مدل پلت‌فرم-محور، فرض می‌شود که هزینه هر کاربر بطور یکنواخت در فاصله $[1, k_{\max}]$ توزیع شده است، که در آن k_{\max} از ۱ تا ۱۰، با افزایش ۱ تغییر می‌کند. در این شبیه سازی λ برابر ۱۰ در نظر گرفته شده است. برای مدل کاربر-محور، همانطور که در شکل ۴ نشان داده شده است، وظایف و کاربران به طور تصادفی در یک فضای 1000×1000 متر مربع توزیع شده‌اند. مجموعه وظایف هر کاربر شامل تمامی وظایفی است که در فاصله ۳۰ متر از کاربر قرار دارند. تعداد وظایف (m)

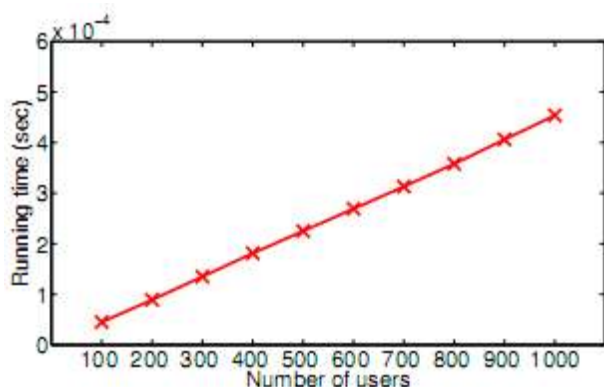
از ۱۰۰ تا ۵۰۰ با فواصل ۱۰۰-تایی تغییر می‌کنند. ϵ در LSB برابر 0.01 قرار داده می‌شود. ارزش هر یک از وظایف در بازه $[1, 5]$ به صورت یکنواخت توزیع شده است. هزینه c_i برابر $|p|$ است که در آن p در بازه $[1, 10]$ به طور یکنواخت توزیع شده است. هر اندازه‌گیری به طور متوسط روی ۱۰۰ نمونه انجام شده است.



شکل ۴: شبیه‌سازی مدل کاربر-محور، که مربع‌ها نشان‌دهنده وظایف و دایره-ها نشان‌دهنده کاربران هستند [۱]

ارزیابی مدل پلت‌فرم-محور

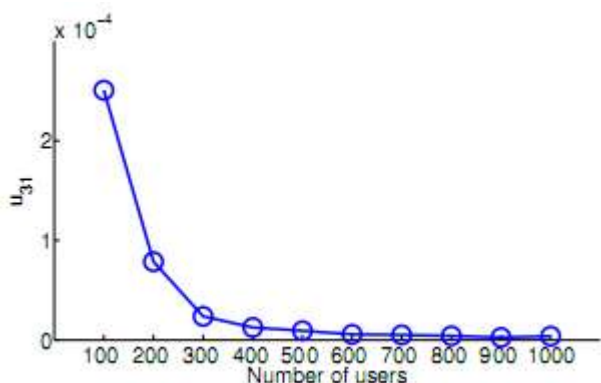
زمان اجرا: در شکل ۵ مشاهده می‌کنیم که زمان اجرا تابعی تقریباً خطی از تعداد کاربران و کمتر از 5×10^{-4} ثانیه برای بزرگترین نمونه از ۱۰۰۰ کاربر است.



شکل ۵: زمان اجرا [۱]

تعداد کاربران شرکت کننده: شکل ۶ تاثیر k_{\max} را بر تعداد کاربران شرکت کننده نشان می‌دهد (یعنی $|S|$ ، n برابر ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است. مشاهده می‌شود که $|S|$ با افزایش تنوع هزینه‌های کاربران کاهش می‌یابد. دلیل این امر آن است که

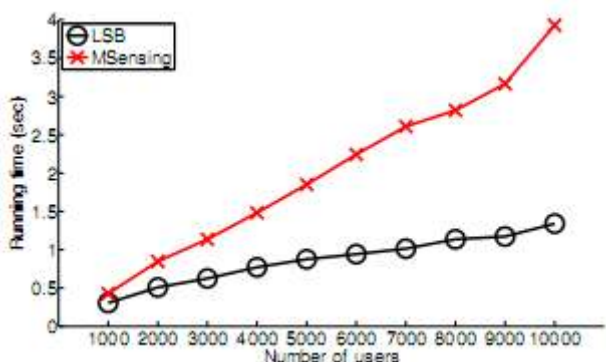
31 =) و مطلوبیت آن در شکل ۸ رسم شده است. مشاهده می-شود که با افزایش مشارکت کاربران در فرآیند حسگری تلفن همراه، مطلوبیت کاربر به دلیل افزایش رقابت‌ها، کاهش می‌یابد.



شکل ۸: تاثیر n بر \bar{u}_1 [۱]

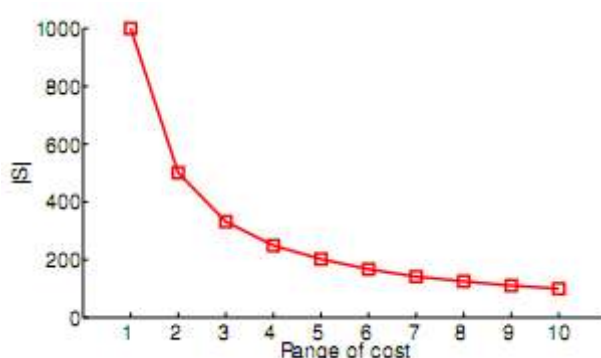
ارزیابی مدل کاربر-محور

زمان اجرا: شکل ۹ زمان اجرای دو مکانیزم حراج ارائه شده را نشان می‌دهد. شکل (a) ۹ زمان اجرا را به عنوان تابعی از n در حالی که $m = 100$ نشان می‌دهد. می‌توان مشاهده کرد که کارایی بهتری نسبت به MSensing دارد. توجه داشته باشید که مکانیزم رفتار خطی نسبت به n دارد. شکل (b) ۹ زمان اجرا را به عنوان تابعی از m در حالی که $n = 1000$ نشان می‌دهد. هر دو مکانیزم LSB و MSensing تقریباً عملکرد مشابهی دارند ولی MSensing کمی بهتر از LSB عمل کرده است.



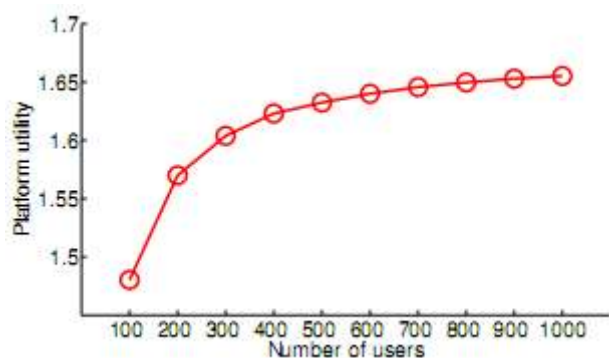
شکل (a) ۹: تاثیر n بر زمان اجرا [۱]

با توجه به شرایط حلقه موجود در الگوریتم، اگر همه کاربران هزینه یکسانی داشته باشند، آنگاه همه آنها این شرط را برآورده کرده و به این ترتیب در بازی شرکت می‌کنند.

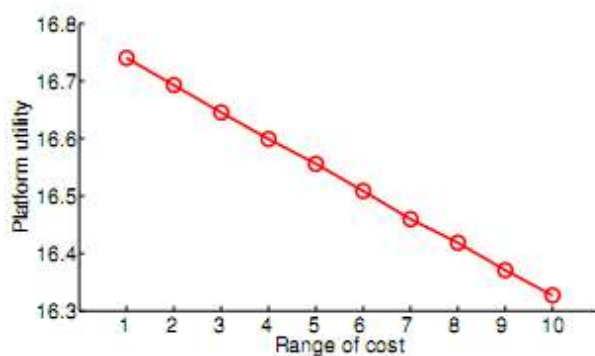


شکل ۶: تاثیر k_{max} بر $|S|$ [۱]

مطلوبیت پلتفرم: شکل ۷ تاثیر n و k_{max} را بر مطلوبیت پلتفرم نشان می‌دهد. در شکل (a) ۷، k_{max} برابر ۵ قرار داده شده است. مشاهده می‌شود که مطلوبیت پلتفرم در هنگام افزایش n بازده نزولی را نشان می‌دهد. در شکل (b) ۷، n برابر ۱۰۰۰ قرار داده شده است. با مشاهده نتایج به دست آمده در شکل ۷، انتظار می‌رود که مطلوبیت پلتفرم با افزایش تنوع هزینه‌های کاربران کاهش می‌یابد.



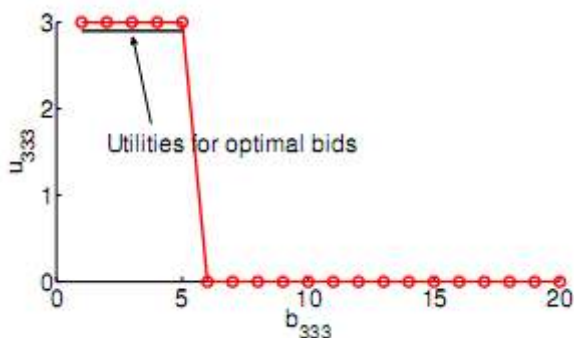
شکل (a) ۷: تاثیر n بر \bar{u}_0 [۱]



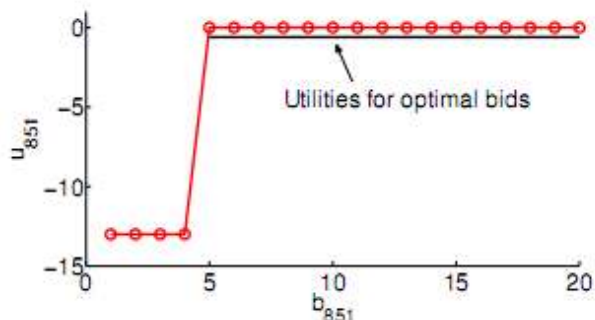
شکل (b) ۷: تاثیر k_{max} بر \bar{u}_0 [۱]

مطلوبیت کاربر: یک کاربر به طور تصادفی انتخاب شده (ID

دهند، تایید شده است. همانطور که مشاهده می‌شود در شکل (a) ۱۱، کاربر ۳۳۳ اگر ویژگی صداقت را در قیمت پیشنهادی خود رعایت کند ($b_{333} = c_{333} = 3$) به مطلوبیت بهینه خود می‌رسد و در شکل (b) ۱۱ کاربر ۸۵۱ نیز با رعایت ویژگی صداقت ($b_{851} = c_{851} = 18$)، به مطلوبیت بهینه خود می‌رسد.



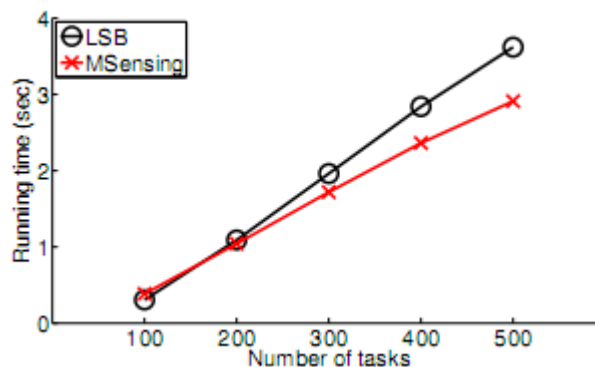
شکل (a) ۱۱: ویژگی صداقت در MSensing - $c_{333} = 3$ [۱]



شکل (b) ۱۱: ویژگی صداقت در MSensing - $c_{851} = 18$ [۱]

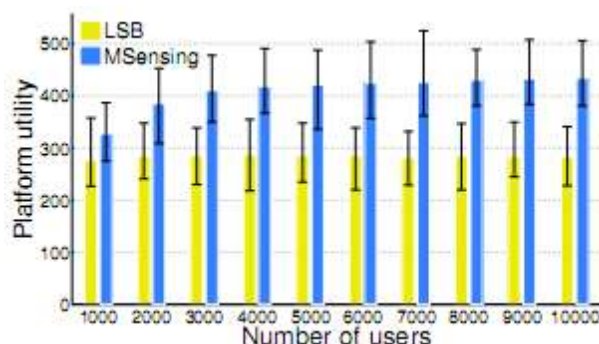
۶- حریم خصوصی در سرویس‌های آنلاین

در [۲] یک مطالعه موردی ساده ارائه شده است که چگونگی استفاده از TP را در یک مرور وب نشان می‌دهد. در [۲] به عنوان نمونه‌ای از جمع‌آوری کنندگان اطلاعات، کوپن‌های آنلاین برای انجام معاملات شخصی با کاربران در نظر گرفته شده‌اند. در این مطالعه، از داده‌های واقعی مرورگر تعداد زیادی از کاربران تلفن همراه و از کوپن‌های آنلاین استفاده شده است و چگونگی تغییرات درآمد یک کاربر به عنوان تابعی از میزان اطلاعاتی که او منتشر می‌کند مورد مطالعه و بررسی قرار گرفته است. این بررسی نشان می‌دهد که انتشار اطلاعات کمی در ابتدا منجر به افزایش زیادی در درآمد بالقوه می‌شود، در حالی که انتشار اطلاعات بیشتر (بالقوه حساس) منجر به افزایش حاشیه‌ای درآمد می‌گردد.

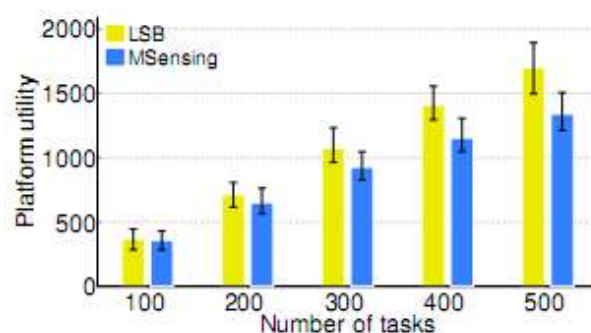


شکل (b) ۹: تاثیر m بر زمان اجرا [۱]

مطلوبیت پلتفرم: همان‌طور که در شکل ۱۰ نشان داده شده است، هنگامی که تعداد وظایف کم باشد ($m = 100$)، مطلوبیت پلتفرم در MSensing بزرگتر از آن در مکانیزم LSB است. این رابطه هنگام افزایش m معکوس می‌شود. با این حال، توجه داشته باشید که در عمل معمولاً m کوچک‌تر از n است. همچنین مشاهده می‌شود که مشابه مدل پلتفرم-محور، مطلوبیت پلتفرم، در هنگام افزایش تعداد کاربران اثر بازده نزولی را نشان می‌دهد.

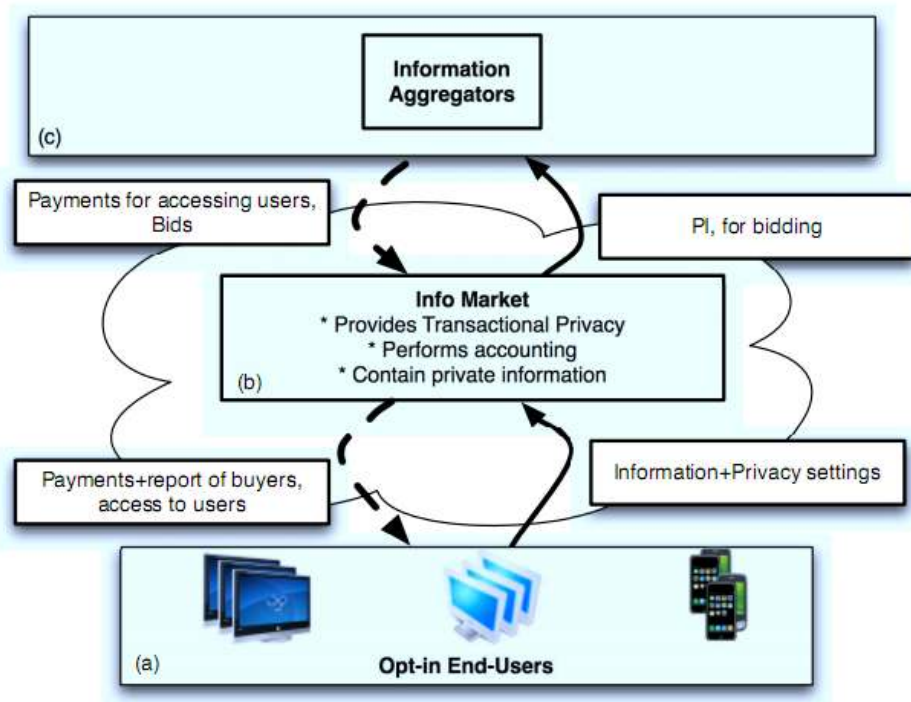


شکل (a) ۱۰: تاثیر n بر مطلوبیت پلتفرم [۱]



شکل (b) ۱۰: تاثیر m بر مطلوبیت پلتفرم [۱]

صداقت: در شکل ۱۱، ویژگی صداقت در مکانیزم MSensing با انتخاب تصادفی دو کاربری ($ID = 333$ و $ID = 851$) که قیمتی متفاوت از هزینه واقعی خود را پیشنهاد می-



شکل ۱۲: مروری بر PIM. (a) کاربران انتهایی، (b) بازار اطلاعات شخص ثالث، (c) جمع‌آوری کنندگان اطلاعات

حفظ هویت بر اساس یک معماری ترکیبی مرورگر/ پروکسی نیز می‌باشد. این مکانیزم سبب کاهش جریان اطلاعات ورودی به جمع‌آوری‌کنندگان اطلاعات می‌شود، به این ترتیب از اطلاعات کاربر در برابر اشکال مختلف نشت حریم خصوصی محافظت می‌کند و کنترل PII را به کاربر نهایی مربوطه واگذار می‌نماید.

۷- حریم خصوصی تراکنشی (TP)

حریم خصوصی تراکنشی بر سه اصل زیر استوار است:

- (۱) کاربران باید بر PII خود کنترل داشته باشند و تعیین کنند که چه اطلاعاتی از آن‌ها باید منتشر شود،
 - (۲) جمع‌آوری‌کنندگان اطلاعات باید قادر به ماکزیمم نمودن مطلوبیت اطلاعات دریافتی خود باشند،
 - (۳) جمع‌آوری‌کنندگان باید به بهترین وجه قیمت PII کاربران را تعیین نمایند.
- اجازه دسترسی به اطلاعات خام توسط جمع‌آوری‌کنندگان اطلاعات، در مغایرت با راه‌حل‌های قبلی است که دسترسی جمع‌آوری‌کنندگان به داده‌ها را محدود می‌ساخت.

در [۲] فرض شده است که کاربران یک شمارش ساده از فعالیت‌های خود در سایت‌های متفاوت، به صورت برداری افشا

در [۲] نشان داده شده است که چگونه TP می‌تواند میان جمع‌آوری‌کنندگان اطلاعات و کاربران نهایی با یک شخص ثالث مورد اعتماد^{۱۵} در یک فرآیند داد و ستد اطلاعات شخصی پیاده‌سازی شود (شکل ۱۲). مکانیزم فوق به شرح زیر اجرا می‌شود:

(۱) کاربر نهایی به سیستم ملحق می‌شود و راجع به اطلاعاتی که مایل است درباره خودش فاش کند تصمیم می‌گیرد،

(۲) شخص ثالث مورد اعتماد، مکانیزم حراجی را که در آن جمع‌آوری‌کنندگان با استفاده از TP قیمتی را برای دسترسی به اطلاعات کاربر پیشنهاد می‌کنند، اجرا می‌نماید،

(۳) شخص ثالث به کاربر نهایی (از طریق پول و یا تخفیف) بر اساس پول رد و بدل شده در بازار غرامت می‌پردازد و به کاربر نهایی در مورد جمع‌آوری‌کنندگانی که اطلاعات او را دریافت کرده‌اند، گزارشی ارسال می‌کند و به این ترتیب سبب افزایش شفافیت عملکرد میان طرفین می‌گردد،

(۴) آن دسته از جمع‌آوری‌کنندگان اطلاعات که در این حراج برنده شده‌اند، اجازه دسترسی به آن دسته از اطلاعات کاربر را دارند که با PII ای که برای آن در مزایده شرکت کرده‌اند، مرتبط است.

سیستمی که PIM را اجرا می‌کند همچنین شامل مکانیزم

¹⁵ Trusted third party

تمرکز دارد و سعی می‌کند که در طول این فرآیند، هیچ کاربری از شبکه حسگری جدا نشود. همچنین در توزیع تشویق میان کاربران نیز عدالت رعایت شده است. عیب این مکانیزم، عدم وجود ویژگی صداقت در آن است.

می‌کنند. این بردار نشان می‌دهد که کاربر مورد نظر چند بازدید از یک URL یا یک مکان خاص داشته است. هر کاربر، زیرمجموعه‌ای را ارائه می‌کند که شامل همه سایت‌هایی است که می‌توان او را در آن‌ها ردیابی نمود. به این ترتیب جمع‌آوری-کننده قادر به شناسایی منحصر به فرد این کاربر در هر بازدید او از این سایت‌ها خواهد بود.

به طور شهودی یک جمع‌آوری‌کننده اطلاعات، حاضر به پرداخت هزینه برای دسترسی به این اطلاعات تا زمانی است که قیمت به دست آوردن آن‌ها کمتر از درآمد اضافی حاصل از آن‌ها باشد. توجه داشته باشید که محصولی که در این داد و ستد به فروش می‌رسد دسترسی به PII است. مکانیزم حراج ارائه شده در [۲] بر اساس مکانیزم نمایی [۸] می‌باشد. از خصوصیات اصلی آن می‌توان به دو مورد زیر اشاره نمود:

- (۱) این مکانیزم دارای ویژگی صداقت است،
- (۲) این طرح از نظر درآمد فروشندگان داد و ستد (کاربر نهایی در این مورد) تقریباً بهینه می‌باشد.

۸- کارهای مرتبط

در [۹] از چارچوب‌های جذبی^{۱۶} استفاده شده است که پلت-فرم را قادر به شناسایی مشارکت‌کنندگان خوش‌رفتار در سرویس حسگری می‌کنند. این چارچوب‌ها بر اساس در دسترس بودن زمانی و مکانی کاربران است و همچنین ماهیت خصوصی داده‌ها را نیز در نظر گرفته است. استفاده از این چارچوب‌ها زمانی مفیدتر است که کاربران در فضای کوچکتری قرار داشته باشند. در این روش، تمرکز نویسندگان تنها بر انتخاب کاربران بوده و از هیچ مکانیزم تشویقی استفاده ننموده‌اند. تا کنون تحقیقات کمی در زمینه طراحی مکانیزم‌های تشویقی در شبکه‌های حسگری تلفن همراه انجام شده است. در [۱۰] از یک مکانیزم مهر و موم شده^{۱۷} حراج قیمت دوم^{۱۸} برای تشویق کاربران به فاش نمودن اطلاعات دقیق مکانی آن‌ها استفاده شده است. این مکانیزم دارای ویژگی صداقت می‌باشد. عیب این مکانیزم، نادیده گرفتن مطلوبیت پلت‌فرم می‌باشد. در [۱۱] یک مکانیزم تشویقی قیمت دینامیک^{۱۹} طراحی شده است که مبتنی بر حراج معکوس می‌باشد. در این روش، کاربران داده‌های حس شده خود را به فراهم‌کنندگان سرویس با قیمت پیشنهادی خود می‌فروشند. این مکانیزم بر روی برقراری ثبات و به حداقل رساندن هزینه تشویق

¹⁶ Recruitment Framework

¹⁷ sealed-bid

¹⁸ second-price

¹⁹ dynamic price

۹- نتیجه‌گیری

در جدول زیر تمامی مکانیزم‌های ارائه شده در گزارش بر اساس نقاط قوت و نقاط ضعفشان مقایسه شده‌اند.

نقاط قوت	نقاط ضعف	
پلت‌فرم-محور	(۱) یک نقطه تعادل نش (۲) کارمزد پرداختی به کاربران، ثابت است	
کاربر-محور (LSB)	(۱) کارآیی محاسباتی (۲) خردمندی فردی برای هر کاربر (۳) سودآوری پلت‌فرم	(۱) عدم وجود صداقت (۲) کارمزد پرداختی به کاربران، ثابت نیست
کاربر-محور (MSensing)	(۱) کارآیی محاسباتی (۲) خردمندی فردی برای هر کاربر (۳) سودآوری پلت‌فرم (۴) صداقت (۵) مقیاس‌پذیر	(۱) کارمزد پرداختی به کاربران، ثابت نیست
TP	(۱) صداقت (۲) از لحاظ سودآوری برای کاربران، تقریباً بهینه است	(۱) تعیین شخص ثالث مورد اعتماد
چارچوب‌های جذب	(۱) در نظر گرفتن ماهیت خصوصی داده‌ها	(۱) عدم وجود مکانیزم تشویقی (۲) مناسب در محیط‌های کوچکتر
مکانیزم مهر و موم شده حراج قیمت دوم	(۱) صداقت	(۱) نادیده گرفتن مطلوبیت پلت‌فرم
مکانیزم تشویقی قیمت دینامیک	(۱) به حداقل رساندن هزینه تشویق (۲) عدالت در توزیع تشویق میان کاربران	(۱) عدم وجود صداقت

مراجع

- [8] F. McSherry and K. Talwar. Mechanism design via differential privacy. IEEE FOCS, 2007.
- [9] R. Rana, C. Chou, S. Kanhere, N. Bulusu, and W. Hu. Earphone: An end-to-end participatory urban noise mapping. In Proceedings of ACM/IEEE IPSN, pages 105–116, 2010.
- [10] G. Danezis, S. Lewis, and R. Anderson. How much is location privacy worth? In Proceedings of WEIS, 2005.
- [11] J. Lee and B. Hoh. Sell your experiences: A market mechanism based incentive for participatory sensing. In Proceedings of IEEE PerCom, pages 60–68, 2010.
- [1] D. Yang, G. Xue, X. Fang, and J. Tang. Crowdsourcing to smartphones: incentive mechanism design for mobile phone sensing. MobiCom'2012.
- [2] C. Riederer, V. Erramilli, A. Chaintreau, B. Krishnamurthy, and P. Rodriguez. For sale: your data by: you. In Proceedings of ACM HotNets, pages 13:1–13:6, 2011.
- [3] E. Cuervo, A. Balasubramanian, D.-k. Cho, A. Wolman, S. Saroiu, R. Chandra, and P. Bahl. MAUI: making smartphones last longer with code offload. In Proceedings of MobiSys, pages 49–62, 2010.
- [4] T. Das, P. Mohan, V. N. Padmanabhan, R. Ramjee, and A. Sharma. PRISM: platform for remote sensing using smartphones. In Proceedings of ACM MobiSys, pages 63–76, 2010.
- [5] E. De Cristofaro and C. Soriente. Short paper: Pepsi—privacy-enhanced participatory sensing infrastructure. In Proceedings of WiSec, pages 23–28, 2011.
- [6] U. Feige, V. S. Mirrokni, and J. Vondrak. Maximizing non-monotone submodular functions. SIAM J. on Computing, 40(4):1133–1153, 2011.
- [7] R. Myerson. Optimal auction design. Math. Of Operations Research, 6:58–73, 1981.