

ШТОВБА Олена Валеріївна

кандидат економічних наук, доцент,
доцент кафедри менеджменту, маркетингу та економіки,
Вінницький національний технічний університет, Україна
ORCID ID: 0000-0003-1418-4907
e-mail: olenashtovba@vntu.edu.ua

АДАПТАЦІЙНЕ УПРАВЛІННЯ ПОКАЗОМ РЕКЛАМНИХ РОЛІКІВ В СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ ЗА СХЕМОЮ БАГАТОРУКОГО БАНДИТА

За мінливого маркетингового середовища для успіху рекламної кампанії необхідно максимально скоротити час від ідеї реклами до реалізації комунікації. Постає необхідність одночасного і рекламування, і досліджень, і корегування комунікаційних процесів. Відповідно, потрібно приймати деяку послідовність рішень, сукупність яких забезпечують коректний баланс між етапами тестування та запуску. Одним із найбільш зручних для практичної реалізації адаптаційних механізмів є схема дворукого бандита. Дворукий бандит це модель багатократного вибору однієї із двох альтернатив з апіорі невідомим розподілом виграшу між ними. Кожна альтернатива асоціюється з однією рукою бандита. За наслідками прийнятих рішень ймовірносний розподіл виграшів поступово ідентифікується і використовується в подальшому для експлуатації кращої альтернативи. На практиці альтернатив може бути і більше, тоді задача багатократного прийняття рішень зводиться до моделі багаторукого бандита. Запропонована нова модель управління показом рекламних роликів в соціальних мережах за принципами багаторукого бандита. Ідея полягає в тому, одночасно демонструється кілька рекламних роликів, частота показу кожного із яких залежить від результативності – від рівня утримання глядачів до контактного кадра. На основі показників утримання між роликами щодобово перерозподіляються деяка частка ресурсів. Запропоновані прості та ефективні формули для перерозподілу ресурсів, які враховують як поточну нерівномірність показників утримання, так і статистику демонстрацій роликів. Здійснено моделювання управління показом протягом 35 діб для трьох рекламних роликів. Продемонстрована робота моделі управління як за стаціонарних умов, так і за умов вкиду вірусного повідомлення. На фазових траєкторіях продемонстровано як змінюється реакція системи на вкид вірусного повідомлення за різних параметрів управління.

Ключові слова: реклама, управління рекламування, адаптація, соціальна мережа, багаторукий бандит.

JEL CLASSIFICATION: M37

DOI: <https://doi.org/10.31649/ins.2024.1.83.92>

1. ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Сьогодні рекламні кампанії переважно реалізують у 2 етапи: тестування і запуск. Тестування також називають дослідженням (exploration) або навчанням (learning). Запуск також називають експлуатацією (exploitation) або зароблянням (earning). На першому етапі, на етапі тестування, порівню розподіляють пробні покази між варіантами рекламного оголошення, щоб зібрати початкові дані для

оцінювання результативності варіантів. Під час тестування завжди бракує часу та інших ресурсів на проведення ґрунтовних досліджень у повному обсязі, наприклад, для точного визначення кількості рекламних контактів цільової аудиторії чи достовірної ідентифікації рівня сприйняття нею замислу повідомлення. По закінченню тестування за зібраними даними визначають кращий варіант, який і запускають в експлуатацію. Інші варіанти рекламного повідомлення в подальшому не використовують. Але враховуючи те, що зібрані дані можуть бути

недостатньо достовірними, прийняте рішення може виявитися і помилковим.

За чіткого розмежування етапів тестування та запуску виникає кілька проблем. По перше, неможливо наперед визначити оптимальну тривалість тестового етапу. Якщо цей етап є закортким, тоді зростають ризики прийняття помилкового рішення щодо переможця. Якщо тестування є занадто тривалим, тоді збільшуються витрати на покази неефективних варіантів оголошення. По друге, реакції споживачів часто заміряють в лабораторних умовах на фокус-групах, а реальна комунікація відбуватиметься в іншому середовищі. По третє, мають місце і динамічні похибки. Заміри, які отримано 2 місяці назад, вже можуть бути недостовірними сьогодні, а тим більше через півроку. Коли уподобання споживачів постійно змінюється, а також і швидко адаптуються конкуренти, рекламні кампанії мають готуватися і проводитися у високому темпі [1].

За мінливого маркетингового середовища для забезпечення успіху рекламної кампанії необхідно максимально скоротити час від ідеї реклами до реалізації комунікації. Постає необхідність одночасного і рекламування, і досліджень, і корегування комунікаційних процесів. Відповідно, потрібно приймати рознесену у часі деяку послідовність управлінських рішень, сукупність яких забезпечить коректний баланс між етапами тестування та запуску. В англійській термінології подібне балансування називається *exploration-exploitation tradeoff* або *learning and earning*. Така діяльність за своєю суттю є адаптацією, тому виникає зацікавленість у застосовуванні механізмів адаптації систем [2] для управління рекламуванням.

Одним із найбільш зручних для практичної реалізації адаптаційних механізмів є схема дворукого бандита [3]. Дворукий бандит є усталеним терміном теорії ігор, який узагальнює на двовимірний випадок однорукого бандита – сленгової назви ігрового автомата. Дворукий бандит це модель багатократного вибору однієї із двох альтернатив з апріорі невідомим розподілом виграшу між ними. Кожна альтернатива асоціюється з однією рукою бандита. За наслідками прийнятих рішень ймовірносний розподіл виграшів поступово ідентифікується

і використовується в подальшому для експлуатації кращої альтернативи.

Стосовно предмету дослідження, двом рукам бандита можна постати у відповідність 2 варіанта показу одного і того ж рекламного оголошення, наприклад, в різних соціальних мережах, або 2 варіанти самого рекламного оголошення. Задача дворукого бандита полягає в тому, яку саме альтернативу, який саме варіант рекламного оголошення обрати в поточний момент. На практиці альтернатив може бути і більше, тоді відповідна задача багатократного прийняття рішень зводиться до моделі багаторукого бандита [4]. Ця задача має високий практичний потенціал та є менш дослідженою стосовно застосувань у маркетинзі.

2. АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Однією із перших робіт із масштабних досліджень щодо застосування багаторукого бандита до маркетингових задач є стаття [5]. В ній аналізуються результати реального польового експерименту, що включає понад 750 мільйонів показів оголошень в онлайн-кампанії рекламування великого банку. Протягом двох місяців без жодних додаткових витрат для банку схема багаторукого бандита дозволила підвищити рівень залучення клієнтів на 8% порівняно з контрольною вибіркою. Окрім власне експерименту, в статті проведено аналіз чутливості для різних параметрів схеми багаторукого бандиту. В [5] на кожній ітерації рішення приймаються за принципом відбору спроб за Томпсоном (Thompson Sampling) [6]. Відповідно до цього принципу, розподіл ресурсів між альтернативами визначається шансами альтернативи бути найкращою. Деякі специфічні задачі управління рекламуванням за схемою багаторукого бандита досліджені в [7, 8, 9]. Зокрема, в [7] проаналізовано випадки з логнормальними та пуасоновськими розподілами реакцій на рекламні повідомлення. В [8] запропоновано новий принцип розподілу ресурсів, який поєднує стохастичну та змагальну складові. В [9] також досліджується випадок з нестационарним виділенням ресурсів. Крім того, враховуючи фрагментарність інформації щодо конкретного клієнта в поточний момент часу, персональний вибір рекламного оголошення відбувається на підставі

висновків нейронної мережі, налаштованої за технологією глибокого навчання.

3. ВИДІЛЕННЯ НЕВИРШЕНИХ РАНІШЕ ЧАСТИН ЗАГАЛЬНОЇ ПРОБЛЕМИ, КОТРИМ ПРИСВЯЧУЄТЬСЯ ОЗНАЧЕНА СТАТТЯ

Проаналізовані методи управління на базі схеми багаторукого бандита слабко пристосовані для врахування суттєвих, але короткострокових змін в рекламному середовищі. Такі зміни можуть бути обумовлені вкидом в соціальну мережу деякого сильного вірусного повідомлення або появою події з потужним суспільним резонансом, які значно стимулюють реакцію на одну із альтернатив – різко збільшують виграш для однієї із рук бандита. Очевидно, що рекламодавець зацікавлений в отриманні додаткової вигоди від такої зміни середовища, але розглянуті вище реалізації схеми багаторукого бандита є доволі інерційними.

4. ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою статті є розробка методу управління показом реклами в соціальних мережах за схемою багаторукого бандита з здатністю до швидкої адаптації до зміни середовища. При цьому має зберігатися загальний тренд, який полягає в тому, що сукупність ресурсів, які сумарно призначаються на той чи інший варіант рекламного повідомлення мають бути пропорційними його інтегральній результативності.

5. ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ ДОСЛІДЖЕННЯ З ПОВНИМ ОБҐРУНТУВАННЯМ ОТРИМАНИХ НАУКОВИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

В класичній задачі про багаторукого бандита перерозподіл ресурсів відбувається у дискретні моменти часу, наприклад, після виконання спроби оцінюється її успішність і з урахуванням статистики за кількома спробами приймається рішення яка рука буде задіяна у наступній спробі. Ресурсом, який розподіляється, оберемо інтенсивність показу кожного повідомлення. Усі рекламні повідомлення можуть демонструватися одночасно, але частота їх показу має адаптуватися до результативності. Задача

управління полягає в знаходженні функції, яка визначає залежність інтенсивності показу від його результативності.

Інтенсивність показу технічно доволі легко регулюється – в налаштуваннях цифрового рекламування можемо задати граничне число показів протягом доби, відкорегувати часовий таргетинг, розширити чи звужити цільову аудиторію тощо. Результативність показу можна оцінити за метрикою утримання глядача. Якщо рекламне повідомлення представляє собою відеоролик, тоді метрику утримання можна пов'язати з часткою глядачів, які додивилися відео до контактного кадру, до моменту, коли на глядача спрямовується рекламний мотив ролика. Таким моментом, можна, наприклад, вважати кадр із зображенням продукту з рекламованого сегменту. Ця метрика доцільна у випадку рекламування бренду. Якщо рекламується конкретний продукт від деякого магазину, тоді метрику можна пов'язати з результативною реакцією глядача – з переходом за посиланням або з подальшими діями в магазині – купівлею товару, додаванням його у кошик чи до списку бажаних речей, або відкриття деталізованого опису товару.

Розглянемо ситуацію, коли протягом доби продемонстровано кілька разів ролики А, В та С. Ролик А до контактного кадру додивилися 9% глядачів, ролик В – 6%, а ролик С – 2%. Витрати за однократний показ кожного ролика вважатимемо однаковими. За кількістю рекламних контактів ролик А в 1.5 рази ефективніше за ролик В, і в 4.5 рази ефективніше за ролик С. Знаючи це, доцільно збільшити інтенсивність показу ролика А, трохи зменшити інтенсивність показу ролика В та сильно зменшити інтенсивність показу ролика С. Такі зміни можна реалізувати розширенням цільової аудиторії ролику А, та фокусуванням цільової аудиторії роликів В та С. В результаті очікується, що ефективність показу ролика А знизиться, а ефективність показу роликів В та С зростуть. Після кількох ітерацій система перейде в стаціонарний режим, в якому ефективність показу для усіх роликів буде приблизно однаковою. Але, якщо на початковому етапі інтенсивність показів усіх роликів була однаковою, то в стаціонарному режимі вона буде суттєво різною. Наприклад, на початковому етапі

протягом доби сумарно ролики демонструвалися 3000 разів, по 1000 разів кожен ролик. В стаціонарному режимі ролик А матиме, наприклад, 1800 демонстрацій, ролик В – 1000, а ролик С – лише 200 разів. Якщо умови середовища зміняться – тоді зміняться і показники утримання глядача. Відповідно, система адаптується під нові реалії і інтенсивність показів зміниться. Адаптація може проводитися за будь-який часовий інтервал, але зручно її робити за часовий інтервал кратний одній добі.

Пропонуємо під час прийняття рішень розділити ресурси показів на 2 частини. Перша частина не розподіляється, вона відповідає стохастичній складовій і віддзеркалює набутий досвід. Ця частина бронюється. Друга частина – відповідає за змагальну складову, і віддзеркалює реакцію глядачів в поточний момент. Саме вона і перерозподіляється. Наприклад, нехай сумарний ресурс – сумарна кількість показів усіх роликів протягом доби складає 300. Яку частку з цього ресурсу будемо перерозподіляти, а яку залишимо без змін? Якщо перерозподіляється велика частка, тоді система швидко адаптуватиметься, але є великий ризик потрапити у зону перерегулювання, коли ресурси під кожний ролик будуть постійно змінюватися – то сильно збільшуватися, а потім сильно зменшуватися. Тобто, постійно відбувається смикання, сильне коливання. Якщо перерозподіляти будемо дуже малу частку ресурсів, тоді система повільно адаптуватиметься, але і гонок не буде.

Пропонуємо частку ресурсів, які будуть перерозподілятися, визначати за нерівномірністю показників утримання глядача. Якщо для усіх роликів рівень утримання є однаковим, тоді перерозподіл ресурсів не відбувається. Якщо нерівномірність велика, тоді частка ресурсів, які будуть перерозподілені має бути максимальною. Максимальний обсяг ресурсів, які можуть бути перерозподілені за одну ітерацію, визначимо як g -частку від загальної кількості ресурсів. Якщо $g=0.5$, тоді за сумарної кількості показів усіх роликів протягом доби у 3000, перерозподіляється $3000 \cdot 0.5 = 1500$ показів. В той же час, половина від поточних значень показів за кожним роликом бронюється. Максимальне значення

у половину показів буде лише коли один ролик абсолютно домінує над іншими двома. Якщо домінування не абсолютне, тоді поточне значення обсягу ресурсів, які розподіляються, скорегуємо за допомогою коефіцієнта домінування k .

Коефіцієнт домінування відображає нерівномірність розподілу. Його можна пов'язати з дисперсією, децильним, кuartильним чи квантильним коефіцієнтами, з коефіцієнтом Херфіндаля–Хіршмана та іншими статистичними характеристиками нерівномірності. Під час проведення реальних рекламних кампаній кількість альтернативних роликів невелика – 3, 4, максимум – 5. Типові статичні характеристики вдало працюють за великих розподілів, тому в нашому випадку вони будуть незручними.

Нижче пропонуються формули для розрахунку коефіцієнта домінування за малої кількості альтернатив. Ідея полягає у визначенні переваги кращої чи пари кращих альтернатив над усіма іншими. Вважатимемо, показники утримання глядача роликами впорядковані за спаданням. Ролик-лідер має перший ранг; його показник утримання глядача позначимо через U_1 . Показник утримання глядача роликом з другим рангом позначимо через U_2 , показник утримання глядача роликом з третім рангом позначимо через U_3 тощо. З урахуванням цих позначень коефіцієнт домінування за трьох альтернатив визначимо так:

$$k = 1 - \frac{U_2 + U_3}{2U_1}.$$

Коефіцієнт домінування за чотирьох альтернатив визначимо так:

$$k = 1 - \frac{U_3 + U_4}{U_1 + U_2}.$$

Коефіцієнт домінування за п'яти альтернатив визначимо так:

$$k = 1 - \frac{U_4 + U_5}{U_1 + U_2}.$$

Поточний ресурс, який підлягає перерозподілу, розрахуємо так:

$$R_{Current} = k \cdot g \cdot R_{Total},$$

де R_{Total} – загальний обсяг ресурсів.

Обсяги заброньованих ресурсів, тобто ресурсів які не перерозподіляємо, становлять

$$N_j = R_j \cdot p, \quad j \in \{1, 2, 3, 4, 5\}, \quad \text{де } p = (1 - g) + (1 - k) \cdot g = 1 - gk.$$

Обсяги додаткових ресурсів становлять:

за трьох альтернатив – $\Delta_j = \frac{R_{Current} U_j}{U_1 + U_2 + U_3}, \quad j \in \{1, 2, 3\};$

за чотирьох альтернатив – $\Delta_j = \frac{R_{Current} U_j}{U_1 + U_2 + U_3 + U_4}, \quad j \in \{1, 2, 3, 4\};$

за п'яти альтернатив – $\Delta_j = \frac{R_{Current} U_j}{U_1 + U_2 + U_3 + U_4 + U_5}, \quad j \in \{1, 2, 3, 4, 5\}.$

Нові значення ресурсів розрахуємо так:

$$R_j = N_j + \Delta_j.$$

Розглянемо, як функціонує запропонована модель на такому прикладі. Вважатимемо, що на початковому етапі кожен ролик проглянули по 1000 разів. Показник утримання для ролика А становить 9% глядачів, для ролику В – 6%, а для ролику С – 2%. Ролик А є лідером, він має перший ранг, ролик В – має другий ранг, а ролик С – третій ранг. Відповідні показники є такими:

$$R_1 = 1000;$$

$$R_2 = 1000;$$

$$R_3 = 1000;$$

$$R_{Total} = 1000 + 1000 + 1000 = 3000;$$

$$U_1 = 0.09;$$

$$U_2 = 0.06;$$

$$U_3 = 0.02.$$

Коефіцієнт перерозподілу ресурсів встановимо $g = 0.5$. Це означає, що за одну ітерацію перерозподіляється не більше половини від усіх ресурсів.

Коефіцієнт домінування дорівнює:

$$k = 1 - \frac{U_2 + U_3}{2U_1} = 1 - \frac{0.06 + 0.02}{2 \cdot 0.09} = 0.56.$$

Ресурс, який перерозподілятимемо, становить:

$$R_{Current} = g \cdot k \cdot R_{Total} = 0.5 \cdot 0.56 \cdot 3000 = 840.$$

Обсяги заброньованих ресурсів становлять:

$$N_1 = R_1 \cdot (1 - gk) = 1000 \cdot (1 - 0.5 \cdot 0.56) = 720;$$

$$N_2 = R_2 \cdot (1 - gk) = 1000 \cdot (1 - 0.5 \cdot 0.56) = 720;$$

$$N_3 = R_3 \cdot (1 - gk) = 1000 \cdot (1 - 0.5 \cdot 0.56) = 720.$$

Обсяги додаткових ресурсів становлять:

$$\Delta_1 = \frac{R_{Current} U_1}{U_1 + U_2 + U_3} = \frac{840 \cdot 0.09}{0.09 + 0.06 + 0.02} = 445;$$

$$\Delta_2 = \frac{R_{Current} U_2}{U_1 + U_2 + U_3} = \frac{840 \cdot 0.06}{0.09 + 0.06 + 0.02} = 296;$$

$$\Delta_3 = \frac{R_{Current} U_3}{U_1 + U_2 + U_3} = \frac{840 \cdot 0.02}{0.09 + 0.06 + 0.02} = 99.$$

Нові значення ресурсів становлять:

для ролика А – $R_1 = N_1 + \Delta_1 = 720 + 445 = 1165;$

для ролика В – $R_2 = N_2 + \Delta_2 = 720 + 296 = 1016;$

для ролика С – $R_3 = N_3 + \Delta_3 = 720 + 99 = 819.$

Продовжимо приклад. Нехай наступної доби показник утримання для ролика А становить 8% глядачів, для ролику В – 5%, а для ролику С – 4%. Рейтингові позиції залишилися ті самі. Відповідні показники є такими:

$$U_1 = 0.08;$$

$$U_2 = 0.05;$$

$$U_3 = 0.04.$$

Коефіцієнт домінування дорівнює:

$$k = 1 - \frac{U_2 + U_3}{2U_1} = 1 - \frac{0.05 + 0.04}{2 \cdot 0.08} = 0.44.$$

Ресурс, який перерозподілятимемо, становить:

$$R_{Current} = g \cdot k \cdot R_{Total} = 0.5 \cdot 0.44 \cdot 3000 = 660.$$

Обсяги заброньованих ресурсів становлять:

$$N_1 = R_1 \cdot (1 - gk) = 1165 \cdot (1 - 0.5 \cdot 0.44) = 909;$$

$$N_2 = R_2 \cdot (1 - gk) = 1016 \cdot (1 - 0.5 \cdot 0.44) = 792;$$

$$N_3 = R_3 \cdot (1 - gk) = 819 \cdot (1 - 0.5 \cdot 0.44) = 639.$$

Обсяги додаткових ресурсів становлять:

$$\Delta_1 = \frac{R_{Current} U_1}{U_1 + U_2 + U_3} = \frac{660 \cdot 0.08}{0.08 + 0.05 + 0.04} = 311;$$

$$\Delta_2 = \frac{R_{Current} U_2}{U_1 + U_2 + U_3} = \frac{660 \cdot 0.05}{0.08 + 0.05 + 0.04} = 194;$$

$$\Delta_3 = \frac{R_{Current} U_3}{U_1 + U_2 + U_3} = \frac{660 \cdot 0.04}{0.08 + 0.05 + 0.04} = 155.$$

Нові значення ресурсів становлять:

$$R_1 = N_1 + \Delta_1 = 909 + 311 = 1220;$$

$$R_2 = N_2 + \Delta_2 = 792 + 194 = 986;$$

$$R_3 = N_3 + \Delta_3 = 639 + 155 = 794.$$

Таким чином, після другої корекції, на третю добу кампанії ролик А демонструватимуть 1220 разів, ролик В – 986 рази, а ролик С – 794 рази. Таким чином, вже після двох ітерацій найбільш результативний ролик А демонструватимуть у $1220/794 = 1.54$ рази частіше ніж найменш продуктивний ролик С. При цьому, управління показом ґрунтується виключно на реальних даних, а не на лабораторних замірах.

На рис. 1 наводяться результати подового розподілу ресурсів між роликами А, В та С, яке здійснено за запропонованою моделлю. Дані щодо показників утримання уваги є синтетичними. Горизонт моделювання – 5 тижнів, тобто 35 діб. В перший день рекламної кампанії усі 3 ролики продемонстрували по 1000 разів. За показником утримання уваги лідером виявився ролик А, тому кількість показів цього ролика

зростала і досягла максимуму на шостий день кампанії. В подальшому утримання уваги збільшувалося у ролика В та трохи знижувалося у ролика С. Це призвело до того, що перегляди цих роликів потрохи стали вирівнюватися. Ролик С був аутсайдером; кількість демонстрацій цього ролика досягла мінімуму на 20-ту добу кампанії. Саме в цю добу показник утримання ролик Center зріз з 6% до 9%, а у наступні 2 доби досяг рекордних значень у 20% та 24%. Таким раптовим збільшенням показника утримання імітується вкид деякого вірусного повідомлення у соціальну мережу, який спонукав глядачів на повний перегляд цього ролику. Запропонована модель управління вірно відреагувала на це збурення, що призвело до суттєвого перерозподілу рекламних ресурсів з роликів А та В на ролик С. Кількість показів ролика С після вкиду стрімко зросла до максимальних значень і ще кілька діб трималася в околі рекордних значень, а потім через зменшення інтересу почала спадати.

Моделювання управління показом здійснено для випадку, коли $g = 0.5$. Якщо коефіцієнт g збільшити, тоді модель управління буде чутливішою до змін рівня утримання уваги під час демонстрації роликів. Відповідно, зміни ресурсів будуть стрімкішими. Модель управління сильніше реагуватиме і на випадкові зміни. Якщо коефіцієнт g зменшити, тоді управління стане інерційнішим – це добре помітно на прикладах розподілу ресурсів на ролик С (рис. 2).

Для більшої наочності зобразимо на рис. 3 динаміку поведінки ролика С у вигляді фазової траєкторії на площині «кількість показів – рівень утримання уваги». На цьому рисунку числа на графіку відповідають порядковим дням рекламної кампанії. Від стартової точки у 1000 переглядів протягом 5-7 діб ролик С перемістився у аттрактор з майже стабільними значеннями кількості демонстрацій та рівнем утримання уваги. Після вірусного збурення, яке розпочалося в кінці 19 доби, ролик стрімко перейшов у точку з максимальними значеннями показів, що мало місце на 25-й добі. При цьому, пік утримання припав на 22-у добу, але ще кілька діб після цього ролик лідував за рівнем утримання. З фазової траєкторії видно, що модель реагує на зміни середовища максимально швидко, а саме, на наступний день. Після спаду вірусного

збурення модель поступово зменшує ресурси для ролика *C*, а вже після 31-ї доби швидко направляє траєкторію до стаціонарної точки. Отримавши від вірусного збурення максимальний комунікаційний ефект, модель управління раціонально перерозподіляє ресурси відповідно до поточної ситуації. На рис. 3 наведено приклади фазових траєкторій для ролика *C* за різних значень коефіцієнта g . За формою траєкторії схожі; різним є лише їх

розмах. За малого значення коефіцієнта, коли $g = 0.25$, в результаті вірусного збурення кількість демонстрацій ролика *C* зростає лише на 306, з 705 до 1011. А за великого значення коефіцієнта, коли $g = 0.75$, в результаті вірусного збурення кількість демонстрацій зростає більше ніж удвічі з 592 до 1294. За $g = 0.75$ дії системи управління є розмашистими, імпульсивними. За $g = 0.25$ темп змін повільний, кроки доволі дрібні.

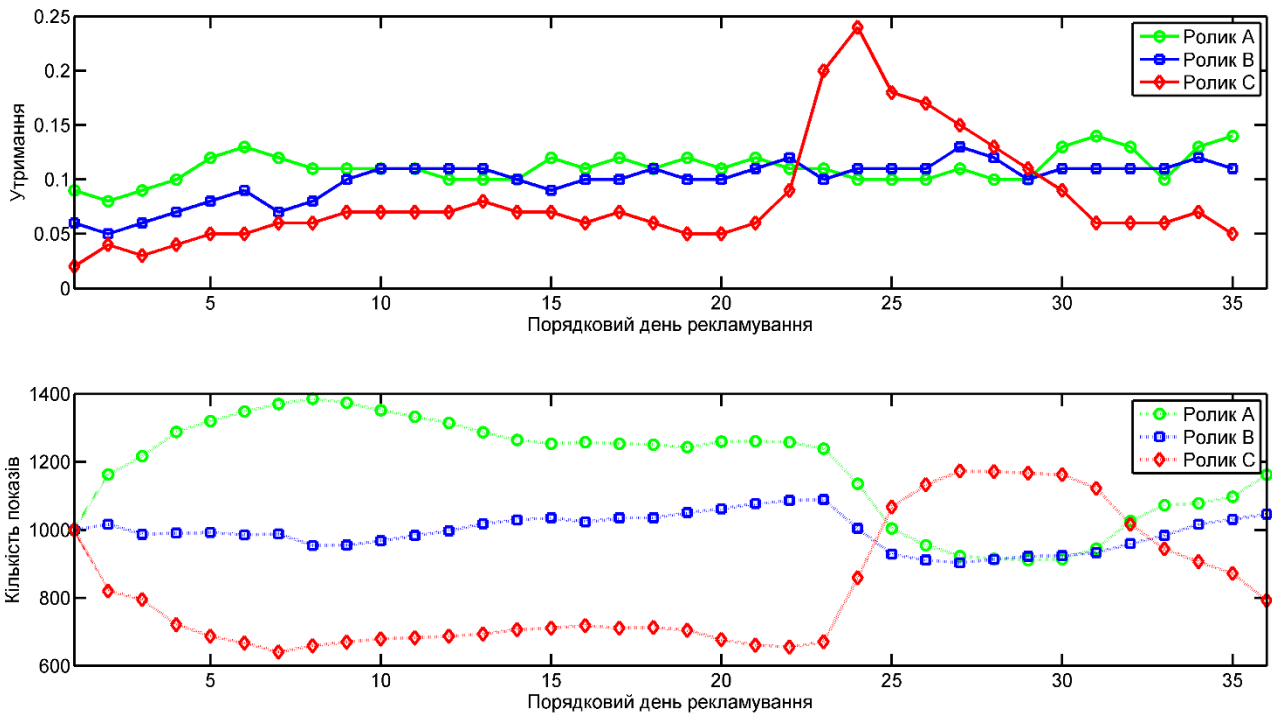


Рис. 1. Подобове моделювання управління показами рекламних роликів

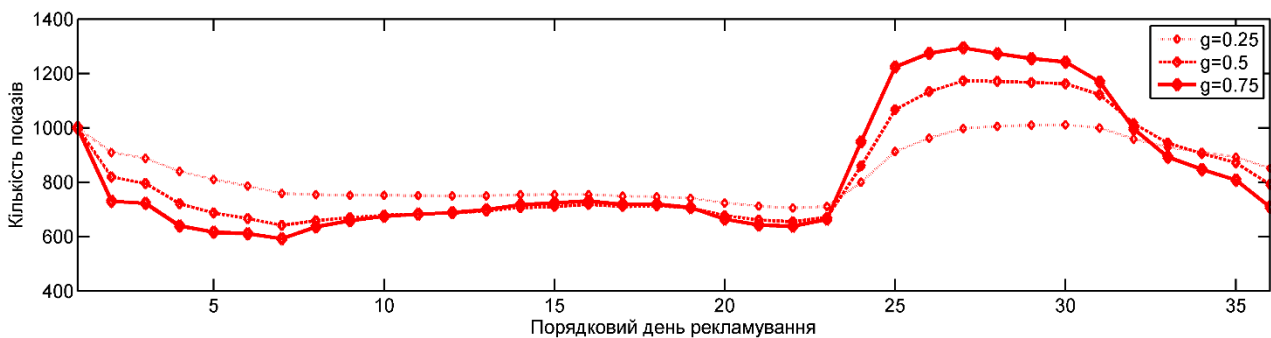


Рис. 2. Розподіл ресурсів на ролик *C* за різних значень коефіцієнта g

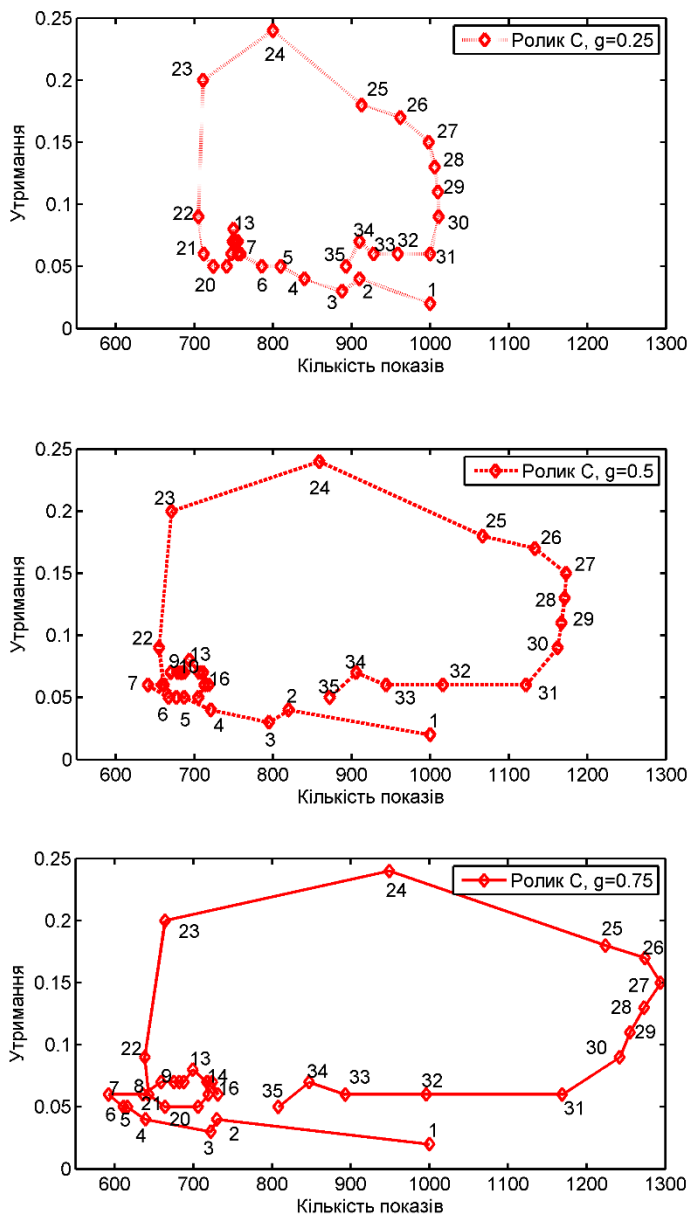


Рис. 3. Фазові траєкторії роликі С за різних значень коефіцієнта g

6. ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМКУ

Запропонована нова модель управління показом рекламних роликів в соціальних мережах за принципами багаторукового бандита. Ідея полягає в тому, що одночасно демонструється кілька рекламних роликів, частота показу кожного із яких залежить від результативності – від рівня утримання глядачів до контактного кадра. На основі показників утримання між роликами щодобово перерозподіляються комунікаційні ресурси. Запропоновані прості та ефективні формули для перерозподілу ресурсів, які враховують як поточну нерівномірність рівнів утримання, так і статистику демонстрацій роликів. Здійснено симуляція моделі

управління для п'ятижневої рекламної кампанії та продемонстрована робота моделі як за стаціонарних умов, так і для випадку вкиду вірусного повідомлення.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на визначення оптимальних параметрів запропонованої моделі управління показом рекламних повідомлень за схемою багаторукового бандиту в залежності від характеристик маркетингового середовища. Комплементарність є формою інституційної взаємодії, через яку досягається загальна результативність складників з використанням синергії. У випадку сприяння адаптації ветеранів війни з одного боку лише бізнесу або освіти, отримуємо менший ефект, ніж у сукупності цих двох складників.

Лірепарыя

1. Feit, E. M., & Berman, R. (2019). Test & roll: Profit-maximizing A/B tests. *Marketing Science*, 38(6), 1038–1058. <https://doi.org/10.1287/mksc.2019.1194>
- Holland, J.H. (1992). *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. MIT Press, 211 p.
- Rothschild, M. (1974). A two-armed bandit theory of market pricing. *Journal of Economic Theory*, 9(2), 185–202. [https://doi.org/10.1016/0022-0531\(74\)90066-0](https://doi.org/10.1016/0022-0531(74)90066-0)
- Scott, S. L. (2015). Multi-armed bandit experiments in the online service economy. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 31(1), 37–45. <https://doi.org/10.1002/asmb.2104>
- Schwartz, E. M., Bradlow, E. T., & Fader, P. S. (2017). Customer acquisition via display advertising using multi-armed bandit experiments. *Marketing Science*, 36(4), 500–522. <https://doi.org/10.1287/mksc.2016.1023>
- Russo, D. J., Van Roy, B., Kazerouni, A., Osband, I., & Wen, Z. (2018). A tutorial on Thompson sampling. *Foundations and Trends in Machine Learning*. Now Publishers Inc. <https://doi.org/10.1561/22000000070>
- Lykouris, T., Mirrokni, V., & Leme, R. P. (2020). Bandits with adversarial scaling. In *37th International Conference on Machine Learning, ICML 2020* (Vol. Part F168147-9, pp. 6467–6477). International Machine Learning Society (IMLS).
- Jacob, A., Cautis, B., & Maniu, S. (2022). Contextual Bandits for Advertising Campaigns: A Diffusion-Model Independent Approach. In *Proceedings of the 2022 SIAM International Conference on Data Mining, SDM 2022* (pp. 513–521). Society for Industrial and Applied Mathematics Publications. <https://doi.org/10.1137/1.9781611977172.58>
- Aramayo, N., Schiappacasse, M., & Goic, M. (2023). A Multiarmed Bandit Approach for House Ads Recommendations. *Marketing Science*, 42(2), 271–292. <https://doi.org/10.1287/mksc.2022.1378>

References

1. Feit, E. M., & Berman, R. (2019). Test & roll: Profit-maximizing A/B tests. *Marketing Science*, 38(6), 1038–1058. <https://doi.org/10.1287/mksc.2019.1194>
- Holland, J.H. (1992). *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. MIT Press, 211 p.
- Rothschild, M. (1974). A two-armed bandit theory of market pricing. *Journal of Economic Theory*, 9(2), 185–202. [https://doi.org/10.1016/0022-0531\(74\)90066-0](https://doi.org/10.1016/0022-0531(74)90066-0)
- Scott, S. L. (2015). Multi-armed bandit experiments in the online service economy. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 31(1), 37–45. <https://doi.org/10.1002/asmb.2104>
- Schwartz, E. M., Bradlow, E. T., & Fader, P. S. (2017). Customer acquisition via display advertising using multi-armed bandit experiments. *Marketing Science*, 36(4), 500–522. <https://doi.org/10.1287/mksc.2016.1023>
- Russo, D. J., Van Roy, B., Kazerouni, A., Osband, I., & Wen, Z. (2018). A tutorial on Thompson sampling. *Foundations and Trends in Machine Learning*. Now Publishers Inc. <https://doi.org/10.1561/22000000070>
- Lykouris, T., Mirrokni, V., & Leme, R. P. (2020). Bandits with adversarial scaling. In *37th International Conference on Machine Learning, ICML 2020* (Vol. Part F168147-9, pp. 6467–6477). International Machine Learning Society (IMLS).
- Jacob, A., Cautis, B., & Maniu, S. (2022). Contextual Bandits for Advertising Campaigns: A Diffusion-Model Independent Approach. In *Proceedings of the 2022 SIAM International Conference on Data Mining, SDM 2022* (pp. 513–521). Society for Industrial and Applied Mathematics Publications. <https://doi.org/10.1137/1.9781611977172.58>
- Aramayo, N., Schiappacasse, M., & Goic, M. (2023). A Multiarmed Bandit Approach for House Ads Recommendations. *Marketing Science*, 42(2), 271–292. <https://doi.org/10.1287/mksc.2022.1378>

Abstract

SHTOVBA Olena

Multi-armed bandit-based adaptive control of advertising in social networks

In a rapidly changing marketing environment, to ensure the success of an advertising campaign, it is necessary to minimize the time from the idea of advertising to the implementation of communication. There is a need for simultaneous advertising, study and adjustment of communication processes. Accordingly, it is necessary to make a certain sequence of decisions, the sum of which ensures the right balance between learning and earning. One of the most convenient adaptation mechanisms for practical implementation is the two-armed bandit scheme. A two-armed bandit is a model of multiple choices of one of two alternatives with an a priori unknown distribution of payoffs between them. Each alternative is associated with one arm of the bandit. As a result of the choices made, the probabilistic distribution of payoffs is identified by step to step and used to exploit the best alternative. In practice, there may be more alternatives, in which case the multiple decision problem is mapped to the multi-armed bandit scheme. A new multi-armed bandit-based model for advertising control in social networks is proposed. The idea is that multiple advertisements are displayed simultaneously, and the frequency of display of each depends on its performance - from the level of viewer retention to the contact frame. Based on the retention rates, a certain share of resources is redistributed among the commercials on a daily basis. Simple and effective formulas for the reassignment of resources are proposed, taking into account both the current unevenness of

retention rates and the statistics of video demonstrations. A simulation of the control model for a 35-day campaign for three commercials is performed. The performance of the control model is demonstrated both under steady-state conditions and in the case of a viral message insertion. The phase trajectories show how the response of the system to the insertion of a viral message changes with different control parameters.

Keywords: advertising, advertising control, adaptation, social network, multi-armed bandit.

Стаття надійшла до редакції 15.03.2024 р.

Бібліографічний опис статті:

Штовба О. В. Адаптаційне управління показом рекламних роликів в соціальних мережах за схемою багаторукого бандита. *Innovation and Sustainability*. 2024. № 1. С. 83-92.

Shtovba O. (2024) Multi-armed bandit-based adaptive control of advertising in social networks. *Innovation and Sustainability*, no. 1, pp. 83-92.

