Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості. 2023. № 3 (25)
ISSN 2522-9818 (print)
ISSN 2524-2296 (online)

УДК 330.4
DOI: https://doi.org/10.30837/ITSSI.2023.25.129

Н. Довгопол, О. Пересада, І. Прібильнова

МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГУ РИНКУ РОЗВАЖАЛЬНИХ ПОСЛУГ ЗА НЕДЕТЕРМІНОВАНИХ УМОВ

Предметом дослідження в статті є теоретико-методичні та прикладні засади моделювання й прогнозування показників обсягу ринку розважальних послуг. **Мета роботи** – знаходження механізму, що дасть змогу визначати обсяги підписників, беручи до уваги екзогенні змінні, особливо під час соціально нестабільних ситуацій, як-от: пандемія, війна, катаклізми тощо. У статті розв'язуються такі **завдання**: формування критеріїв компаній, для яких планується застосовуватися створюваний механізм; здійснення огляду базових авторегресійних моделей; визначення факторів, що мають слугувати зовнішнім впливом у прогнозуванні кількості підписників; утворення задачі багатокритеріального вибору; проведення експериментів за запропонованою методикою для перевірки висунутих гіпотез і систематизування здобутих результатів. Використовуються такі **методи**: аналітичний та індуктивний – для формування факторів зовнішнього впливу та опису цільових компаній; експертне оцінювання – для визначення найбільш впливових зовнішніх показників; експериментальний, багатокритеріального оцінювання та статистичні методи оброблення часових рядів – для визначення найбільш ефективної авторегресійної моделі. Здобуто конкретні **результати**. Сформовано фактори зовнішнього впливу. Зовнішніми змінними було вирішено обрати: динаміку захворюваності на коронавірус, темпи зміни світового валового внутрішнього продукту, зміна індексу *S&P500* та перетворені в числовий вигляд новини з найбільших новинних агентств світу. Створено набір критеріїв порівняння моделей: економія часу прогнозування, точність, можливість урахування зовнішнього впливу й особливість його врахування. Визначено, що найбільш точною моделлю є авторегресія рухомого середнього, яка водночас є найбільш ефективною моделлю з огляду на утворену задачу багатокритеріального вибору. Установлено схожість здобутих результатів експериментів із загальносвітовими та вітчизняними дослідженнями. **Висновки**: застосування аналітичного та індуктивного методів у поєднанні з експериментальним підходом дали змогу отримати ефективний (з точністю понад 95 %) механізм для здійснення прогнозування обсягу ринку компаній, що функціонують у кіноіндустрії та мають підписну модель ціноутворення. Здобутий результат дасть змогу меншому за обсягом ринку гравцям не втрачати розміри своєї аудиторії через нестабільність зовнішнього середовища і, відповідно, стимулювати розвиток індустрії загалом.

Ключові слова: авторегресія; кіноіндустрія; підписна модель ціноутворення; прогнозування; ринок розважальних послуг.

Вступ

Останні роки світова економіка поступово переходить із площини реальних товарів до віртуального світу. У дослідженні [1] автори ґрунтовно розглядають це питання, зосереджуючи увагу на тому, що, окрім безпосередньо появи суто цифрових благ та послуг, розвиток технологій суттєво вплинув і на вже достатньо розвинені ринки. Одним із таких є субринок ринку розважальних послуг – кіноіндустрія. З початку минулого століття цей вид дозвілля стрімко набував популярності й поступово сформувався як один із найбільш прибуткових [2]. Водночас з появою майже по всьому світу стабільного та швидкого інтернет-з'єднання почали з'являтися нелегальні ресурси для перегляду фільмів. Втрата коштів через подібне піратство, розвиток соціальних мереж різного роду й загальне здешевлення технологій і кіновиробництва стимулювали появу легальних стримінгових платформ, як, наприклад, *Netflix* чи *Amazon Prime* [3]. До того ж перші з них фактично еволюціонували з ринку кінопрокату.

В основі подібних сервісів лежить підписна модель ціноутворення. Це фактично є загальносвітовим трендом, коли люди платять за певний час користування. Дослідники з університету міста Грац (Австрія) зазначають, що поширення цього підходу з боку компаній пояснюється можливістю постійно отримувати певний стабільний прибуток, а з боку клієнтів – доступністю опції користуватися чимось лише декілька місяців чи навіть днів [4].

За вказаних умов ринок кіноіндустрії та всі його складники 2020 р. зіштовхнулися із соціальною

© Н. Довгопол, О. Пересада, І. Прібильнова, 2023

ISSN 2522-9818 (print)
ISSN 2524-2296 (online) Innovative technologies and scientific solutions for industries. 2023. No. 3 (25)

катастрофою – пандемією COVID-19. Суворі обмеження змусили більшість людей звернути увагу на стримінгові сервіси й водночас суттєво ускладнили прогнозування як показників ділової активності бізнесу, так і загалом кількості підписників. Група азійських учених змогла довести, що подібна ситуація здорожчує методи аналізу інформації для покращення роботи зі споживачами та потребує оброблення суттєвих обсягів інформації [5], до того ж сама катастрофа може впливати на поведінку цільової аудиторії і після її завершення.

Треба також зауважити, що подібні сплески користувацької активності можуть виникати й без впливу соціальних катастроф, наприклад, як реакція на певні новини чи появу надзвичайно популярного фільму на відповідній платформі. Якщо такі ситуації не прогнозувати заздалегідь, можуть з'явитися проблеми, пов'язані з перенавантаженням, а це негативно вплине на користувацький досвід і, відповідно, може зменшити імовірність продовження підписки. У цьому разі прогнозування обсягів цільового ринку є доволі комплексним завданням і потребує застосування відповідного математичного апарату.

З огляду на наявні проблеми сучасні наукові дослідження виокремлюють три основних напрями для вирішення цього завдання [6, 7]:

– машинне навчання;
– імовірнісний підхід;
– авторегресійний підхід.

Машинне навчання за своєю сутністю потребує достатньо значних обсягів інформації для досягнення позитивного (точність понад 95 %) результату прогнозування, до того ж воно є доволі чутливим до викидів даних. З огляду на обрану специфіку цей підхід проблематично застосувати для поставленого завдання. Це у своїй праці продемонстрували економісти з Пакистану та Південної Кореї [8].

Водночас використання ймовірнісного підходу дало б змогу отримати вищу точність прогнозування за обмежених обсягів інформації. Однак у процесі розгляду хронологічних проміжків, пов'язаних із соціальними катастрофами та іншими сплесками активності, зазначений підхід потребуватиме суттєвої кількості інформації про зовнішні показники. Подібну проблему описують представники Корнелівського університету [9], наголошуючи, що під час розгляду задачі з обмеженою зовнішньою інформацією точність цього підходу суттєво падає. У межах статті розглядатимуться подібні умови для того, щоб наблизити роботу алгоритму до якомога більш реальної ситуації. З огляду на сказане вирішено використовувати сімейство авторегресійних моделей для здійснення прогнозування цільових показників компанії на ринку відеохостингів. Доцільність застосування обраних моделей була доведена в процесі дослідження, проведеного науковцями університетів Шанхаю та Пекіну [10], хоча вони розглядали більш детерміноване середовище; також учені з Японії та Бангладешу змогли довести ефективність зазначених алгоритмів в умовах їх використання для прогнозування діяльності підписних сервісів [11]. Водночас група українських дослідників продемонструвала, що обране сімейство алгоритмів, зокрема авторегресія рухомого середнього, дає змогу досягти понад 95 % точності за нестабільних економічних умов [12].

Щодо інших можливих варіантів вирішення поставленої проблеми, то треба зауважити: оскільки в цій статті розглядаються періоди соціальної нестабільності, доцільність їх використання для розв'язання окресленої мети піддається сумніву і є доволі складним процесом. Група китайських учених у роботі [13] описала подібну проблему для багатовимірної лінійної регресії.

Загалом зазначена проблема й подальший розвиток обраного ринку зумовлює актуальність нашого дослідження. Його мета – знаходження авторегресійного механізму, що дає змогу прогнозувати обсяги користувачів, водночас зважаючи на зовнішній вплив і не потребуючи значного часу чи ресурсів для оброблення. Це допоможе невеликим компаніям зберегти свою частку ринку, а можливо, і збільшити конкуренцію, простимулювавши появу більш якісного сервісу. Щоб реалізувати зазначену мету, сформовано низку завдань, що необхідно вирішити в цій роботі:

– визначити набір обмежень, які накладаються на цільові компанії для досягнення найкращого результату;

– розглянути алгоритми зазначеного сімейства, на основі якого сформувати задачу багатокритеріального вибору;

– визначити набір зовнішніх показників для прогнозування;

ISSN 2522-9818 (print)
Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості. 2023. № 3 (25) ISSN 2524-2296 (online)

– сформувати план експерименту та провести його для виокремлення найбільш ефективної моделі для досягнення поставленої мети.

Перейдемо до поступового виконання поставлених завдань.

Методи дослідження

Перед тим, як розглянути застосовані методи, необхідно визначити, які саме обмеження накладаються на профіль цільової компанії у процесі застосування обраного сімейства прогностичних алгоритмів:

– тип ціноутворення: модель підписки з необмеженим використанням за фіксованою ставкою; у разі розгляду диверсифікованого підписного плану необхідно здійснювати прогнозування для кожної групи окремо;

– обсяг: компанія має функціювати на декількох національних ринках, а не лише на внутрішньому; глобальність компанії зумовлюється тим, що новини інших держав, навіть за ізольованості бізнесу, можуть впливати на кількість користувачів, однак простежити за цим впливом значно складніше;

– спеціалізація: розглядаються лише платформи, які розміщують фільми, зорієнтовані на масову аудиторію, більш спеціалізовані системи можуть потребувати інших способів розрахунку.

Виокремивши специфіку компаній, можемо перейти безпосередньо до обраного сімейства моделей. Формально його можна подати таким чином:

$$\Phi_0 y_t = \Phi_1 y_{t-1} + \cdots + \Phi_p y_{t-p} + \Theta_0 u_t + \Theta_1 u_{t-1} + \cdots + \Theta_q u_{t-q}, \quad (1)$$

де y_t – N -мірний часовий ряд;

Φ_i, Θ_j – невироджені матриці коефіцієнтів авторегресії розмірності $N \times N$;

$i = \overline{1, p}$, $j = \overline{1, q}$;

u_t – N -мірний вектор білого шуму.

Тут варто зауважити, що, оскільки матриці коефіцієнтів не вироджені, їх легко нормалізувати в межах від 0 до 1. Модель (1) можна використовувати в процесі розгляду короткострокових періодів, до того ж потрібно гарантувати відсутність або ж неістотність зовнішнього впливу. Оскільки в межах цієї роботи вирішено розглянути середньо- та довгострокову перспективи, потрібно знайти дельту між (1) та прогнозом на попередній період, тобто $\Phi_0 y_{t-1}$. Отже, маємо таку формулу:

$$\Phi_0 \Delta y_t = \Pi y_{t-1} + \Psi \Delta y_{t-1} + \cdots + \Psi_{p-1} y_{t-p+1} + \Theta_0 u_t + \Theta_1 u_{t-1} + \cdots + \Theta_q u_{t-q}, \quad (2)$$

де $\Pi = -\left(\Phi_0 - \Phi_1 - \cdots - \Phi_p\right)$;

$\Psi i = -\left(\Phi_{i+1} + \cdots + \Phi_p\right)$;

$i = \overline{1, p-1}$.

Отримані матриці коефіцієнтів за умови загальної кількості невідомих, що потрібно брати до уваги під час прогнозування, можуть змінюватися залежно від обраної моделі. У межах цього дослідження розглядатимуться такі варіації:

– проста авторегресія;

– сезонна авторегресія;

– авторегресія розподіленого лагу;

– авторегресія рухомого середнього;

– авторегресія інтегрованого рухомого середнього.

Щоб мати змогу обрати єдину модель серед запропонованого переліку, необхідно визначити відповідні критерії порівняння та їх пріоритетність (оцінка пріоритетності визначатиметься за 10-бальною шкалою). Варто також зауважити, що для порівняння вирішено обрати за основу оптимізаційний принцип максимізації лінійної адитивної згортки з ваговими коефіцієнтами.

Економія часу роботи моделі

Як вже зазначалося, час доволі важливий за необхідності швидкого прийняття рішення, однак треба зауважити, що з огляду на відомі дослідження [14] різниця не є настільки вагомою, тож можемо встановити пріоритет на рівні 4. Показник часу вимірюємо в мілісекундах, а щоб відповідати обраному принципу оптимізації, розглянемо, наскільки менше часу витрачається щодо найповільнішого алгоритму.

ISSN 2522-9818 (print)
ISSN 2524-2296 (online) Innovative technologies and scientific solutions for industries. 2023. No. 3 (25)

Точність прогнозу

Питання точності в побудові авторегресії є доволі комплексною проблемою, оскільки це не є задачею класифікації. Зважаючи на те, що цільовим показником є обсяг підписників, доцільно застосувати середньоквадратичну похибку. Щоб мати змогу її використати як критерії, значення після обчислення буде нормуватися. Точність прогнозу є найбільш пріоритетним показником у питанні прогнозування кількості підписників, тож можемо встановити пріоритет на рівні 10.

Ступінь урахування екзогенних змінних

Як вже зазначалося, авторегресійні моделі видозмінюються залежно від кількості параметрів, тож насправді не всі з них здатні повноцінно врахувати зовнішній вплив. Тому пропонуємо таку систему оцінювання: 0 – екзогенні змінні не враховуються, 1 – враховуються. Пріоритет цього показника встановимо на рівні 8.

Характер урахування екзогенних змінних

Окрім можливості врахування, модель може вимагати особливих зовнішніх змінних, як-от сезонна авторегресія. Для цієї ситуації теж запропонуємо бінарну змінну: 1 – не вимагає особливих зовнішніх змінних, 0 – вимагає. Видозміна зовнішніх змінних потребуватиме додаткових ресурсів, однак, оскільки час для нас не є найбільш принциповим, можемо встановити пріоритет на рівні 3.

Після визначення значень кожного з критеріїв для кожної з моделей необхідно здійснити фільтрацію результатів за допомогою принципу Парето й безпосередньо знайти значення лінійної адитивної згортки. Вагові коефіцієнти з огляду на пріоритетність будуть такими:

– економія часу роботи моделі – $4/25 = 0.16$;

– точність прогнозу – $10/25 = 0.4$;

– ступінь урахування екзогенних змінних – $8/25 = 0.32$;

– характер урахування екзогенних змінних – $3/25 = 0.12$.

Щодо засобів використаних для моделювання та побудови, то вирішено обрати мову програмування *Python3* з відповідними бібліотеками, зокрема *sklearn, polars, time*.

Цільовими змінними будуть застосовані показники за 2012–2022 рр. щодо кількості користувачів *Netflix* та *Amazon Prime*, оскільки зазначені сервіси мають найдовшу історію існування. У цьому разі щоб мати змогу оцінити точність, 80 % дат розглядатимуться як навчальні, а ще 20 % – як тестові.

Для вибору зовнішніх змінних вирішено застосувати метод експертного оцінювання. Опитування проведено серед 10 ризик-менеджерів, 10 фінансових аналітиків та 10 соціологів з Харківської, Львівської, Дніпропетровської та Київської областей. Відповідно до результатів встановлено, що як зовнішні змінні необхідно використати:

– кількість нових випадків коронавірусу (для коректного відпрацювання алгоритмів показники будуть доповнені неістотними нулями);

– динаміка зміни світового ВВП;

– індекс *S&P500* (оскільки компанії розташовані в США);

– новини з найбільших інформаційних агентств світу, перетворених у числовий вигляд за допомогою алгоритму запропонованого вченими Харківського національного університету радіоелектроніки [15].

Визначивши ключові особливості та методи, можемо перейти безпосередньо до експерименту.

Результати

Почнемо з показника точності. Як зазначалося вище, для його знаходження використано дві вибірки з показниками щодо кількості підписників *Amazon Prime* та *Netflix*. Цільовим показником точності застосовувалося середньоквадратичне відхилення. Для простоти порівняння у табл. 1 показники подані в нормалізованому вигляді, у межах від 0 до 1. Окремо необхідно наголосити, що вирішено використовувати найкраще значення "точності", знайдене шляхом крос-валідації цільових моделей із різними гіперпараметрами.

З огляду на середні значення показника точності для двох вибірок, можна зауважити, що найбільш ефективним буде авторегресія рухомого середнього, як класична, так і інтегрована. Ця модель дає змогу врахувати середньострокову волатильність цільової змінної. Найменше значення в простої авторегресії, що закономірно, оскільки вона не враховує зовнішнього впливу. Якщо ж казати про сезонну

Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості. 2023. № 3 (25)
ISSN 2522-9818 (print)
ISSN 2524-2296 (online)

авторегресію, то тут варто зауважити, що під час розгляду показників без урахування років пандемії точність становила 0.93, що пояснюється загальною сезонністю макроекономічних показників.

Таблиця 1. *Нормалізоване середньоквадратичне відхилення (розроблено авторами)*

Показники	Авторегресія	Сезонна авторегресія	Авторегресія розподіленого лагу	Авторегресія рухомого середнього	Авторегресія інтегрованого рухомого середнього
Netflix	0.76	0.84	0.87	0.95	0.96
Amazon Prime	0.77	0.86	0.90	0.96	0.95
Середнє	0.77	0.85	0.89	0.96	0.96

Перейдемо до показника економії часу роботи алгоритму. Для його знаходження застосовано лише вибірку з інформацією щодо *Netflix*. З огляду на здобуті показники встановлено, що найповільнішим алгоритмом є авторегресія інтегрованого рухомого середнього (за середнім значенням п’яти замірів часу прогнозування). Відповідно цей алгоритм і стане базисом для знаходження "економії часу". Результати обчислення наведено в табл. 2, у цьому разі інформація щодо авторегресії інтегрованого рухомого середнього опускається як неістотна.

Таблиця 2. *Економія часу прогнозування (розроблено авторами)*

Авторегресія	Сезонна авторегресія	Авторегресія розподіленого лагу	Авторегресія рухомого середнього
0.039 с	0.030 с	0.008 с	0.002 с
0.040 с	0.030 с	0.009 с	0.002 с
0.038 с	0.028 с	0.007 с	0.001 с
0.040 с	0.029 с	0.008 с	0.003 с
0.041 с	0.032 с	0.008 с	0.001 с
Середнє (*округлено до тисячних*)			
0.040 с	0.030 с	0.008 с	0.002 с

Повільність роботи алгоритмів рухомого середнього, порівняно з іншими, пояснюється тим, що вони обчислюють середнє, враховуючи окіл поточного значення, тоді як проста авторегресія не має специфічних щодо інших обраних алгоритмів обчислень. Тому і є найшвидшою.

Виконавши заміри, можемо перейти до формування табл. 3 зі значеннями всіх обраних критеріїв.

Таблиця 3. *Значення всіх критеріїв для кожної з альтернатив (розроблено авторами)*

	Економія часу прогнозування	Нормалізована точність	Урахування зовнішнього впливу	Характер зовнішнього впливу
Авторегресія	0.040 с	0.77	0	1
Сезонна авторегресія	0.030 с	0.85	1	0
Авторегресія розподіленого лагу	0.020 с	0.89	1	1
Авторегресія рухомого середнього	0.008 с	0.96	1	1
Авторегресія інтегрованого рухомого середнього	0.000 с	0.96	1	1

Серед запропонованих альтернатив приберемо ті, які за всіма критеріями є гіршими за хоча б один з інших варіантів. Серед п’яти моделей за принципом Парето відфільтровується авторегресія інтегрованого рухомого середнього. Отже, табл. 3 можна перетворити в табл. 4.

ISSN 2522-9818 (print)
ISSN 2524-2296 (online) Innovative technologies and scientific solutions for industries. 2023. No. 3 (25)

Таблиця 4. *Значення всіх критеріїв для кожної з альтернатив оптимальних за Парето (розроблено авторами)*

	Економія часу прогнозування	**Нормалізована точність**	**Урахування зовнішнього впливу**	**Характер зовнішнього впливу**
Авторегресія	0.040 с	0.77	0	1
Сезонна авторегресія	0.030 с	0.85	1	0
Авторегресія розподіленого лагу	0.008 с	0.89	1	1
Авторегресія рухомого середнього	0.002 с	0.96	1	1

Значення двох останніх критеріїв є бінарними, а показник точності вже є нормалізованим. Залишається здійснити нормалізацію показника економії часу прогнозування. Відповідні результати наведені в табл. 5.

Таблиця 5. *Нормалізовані значення критеріїв для кожної з альтернатив (розроблено авторами)*

	Економія часу прогнозування	**Нормалізована точність**	**Урахування зовнішнього впливу**	**Характер зовнішнього впливу**
Авторегресія	0.95	0.77	0	1
Сезонна авторегресія	0.71	0.85	1	0
Авторегресія розподіленого лагу	0.20	0.89	1	1
Авторегресія рухомого середнього	0.05	0.96	1	1

Знайдемо значення лінійної адитивної згортки для кожної із поданих у табл. 5 моделей:

– проста авторегресія:

$0.95\times0.16+0.77\times0.4+0.12=0.58$;

– сезонна авторегресія:

$0.71\times0.16+0.85\times0.4+0.32=0.7736$;

– авторегресія розподіленого лагу:

$0.20\times0.16+0.89\times0.4+0.32+0.12=0.828$;

– авторегресія рухомого середнього:

$0.05\times0.16+0.96\times0.4+0.32+0.12=0.832$.

Отже, авторегресія рухомого середнього є найбільш ефективною моделлю для обраних зовнішніх показників і цільової інформації, особливо в умовах соціальних катастроф.

Тепер спробуємо застосувати цю модель для прогнозування кількості підписників за 2022 р. Маємо такі результати для *Netflix*:

– I квартал 2022: 222 млн осіб – реальне значення 222;

– II квартал 2022: 223 млн осіб – реальне значення 221;

– III квартал 2022: 225 млн осіб – реальне значення 223;

– IV квартал 2022: 229 млн осіб – значення, прогнозоване компанією, –224.

Водночас для *Amazon Prime* показники такі:

– I квартал 2022: 155 млн осіб – реальне значення 153;

– II квартал 2022: 156 млн осіб – реальне значення 153;

– III квартал 2022: 158 млн осіб – реальне значення 155;

– IV квартал 2022: 160 млн осіб – значення, прогнозоване компанією, – 157.

З огляду на зазначене вище можна зауважити, що обрані методи для виконання поставлених завдань відповідають національному та загальносвітовому науковому досвіду й не суперечать йому..

Висновки

Результати проведеного експерименту доводять доцільність використання авторегресійних алгоритмів, зокрема авторегресії рухомого середнього, для прогнозування кількості підписників сервісів на ринку розважальних послуг за невизначених умов.

Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості. 2023. № 3 (25)
ISSN 2522-9818 (print)
ISSN 2524-2296 (online)

Загалом моделі обраного сімейства дали змогу досягти точності від 0.77 до 0.96, зважаючи на показник середньоквадратичної похибки, для низки показників *Amazon Prime* та *Netflix* у період 2012–2022 рр. Крім того, як зовнішні змінні розглядалися:

– кількість нових випадків коронавірусу;
– динаміка зміни світового ВВП;
– індекс *S&P500*;
– новини з найбільших інформаційних агентств світу, перетворених у числовий вигляд.

Результати дослідження можна використовувати для впровадження особливих умов підписної моделі, зокрема акції з пробним періодом чи сімейні підписки. Також результати прогнозування дають змогу скорегувати політику ціноутворення та маркетингову стратегію для пом'якшення ризиків під час критичних соціальних умов і досягнення оптимального рівня прибутку / витрат.

З метою поліпшення здобутих результатів можна збільшити частоту показників, наприклад, за допомогою аргументації, та обсяги зовнішніх показників. Окрім цього, для подальшого дослідження вирішено порушити питання збільшення кількості цільових змінних і відповідно переходу до векторних авторегресійних моделей.

Список літератури

1. Bagnoli C., Biazzo S., Biotto G. Digital business models for Industry 4.0. How innovation and technology shape the future of companies. *Springer*, Cham. 2022. 268 p. DOI: 10.1007/978-3-030-97284-4

2. Oyewola D. O., Dada E. G. Machine Learning Methods for Predicting the Popularity of Movies. *Journal of Artificial Intelligence and Systems*. 2020. № 4. P. 65–82. DOI: 10.33969/AIS.2022040105

3. Wang W., Guo Q. Subscription strategy choices of network video platforms in the presence of social influence. *Electronic Commerce Research.* 2021. № 23, P. 577–604. DOI: 10.1007/s10660-021-09504-w

4. Kerschbaumer R. H., Foscht T., Eisingerich A. B. Smart Services and the Rise of Access-based Subscription Models. *Smart Services, Wiesbaden: Springer Gabler*, 2022. P. 179–205. DOI: 10.1007/978-3-658-37346-7_6

5. Shin Z., Moon J., Rho S. A Comparative Analysis of Ensemble Learning-Based Classification Models for Explainable Term Deposit Subscription Forecasting. Journal of Society for e-Business Studies. Vol. 3. № 26. P. 1–21. URL: http://www.jsebs.org/jsebs/index.php/jsebs/article/view/457 (дата звернення: 08.09.2023).

6. Choujun Zhan; Jianbin Li; Wei Jiang; Wei Sha; Yijing Guo E-commerce Sales Forecast Based on Ensemble Learning. *IEEE International Symposium on Product Compliance Engineering-Asia (ISPCE-CN)*. 2020. P. 1–5. DOI: 10.1109/ISPCE-CN51288.2020.9321858

7. Masini R. P., Medeiros M. C., Mendes E. F. Machine learning advances for time series forecasting. *Journal of Economic Surveys*. 2021. Vol. 37. № 1. P. 76–111. DOI: 10.1111/joes.12429

8. Ullah I., Raza B., Malik A. K., Imran M., Islam S. U., & Kim S. W. A Churn Prediction Model Using Random Forest: Analysis of Machine Learning Techniques for Churn Prediction and Factor Identification in Telecom Sector *IEEE Access*. 2019. № 7. P. 60134–60149. DOI: 10.1109/access.2019.2914999

9. Ning C., You F. Optimization under uncertainty in the era of big data and deep learning: When machine learning meets mathematical programming. *Computers & Chemical Engineering*. 2019. № 125. P. 434–448. DOI: 10.1016/j.compchemeng.2019.03.034

10. Qi X.-Z., Ning Z., Qin M. Economic policy uncertainty, investor sentiment and financial stability–an empirical study based on the time varying parameter-vector autoregression model. *Journal of Economic Interaction and Coordination*. 2022. № 17. P. 779–799. DOI: 10.1007/s11403-021-00342-5

11. Shibasaki M., Witayangkurn A., & Rahman M. M. Comparison of life patterns from mobile data in Bangladesh. *Smart Technology & Urban Development (STUD-2019): 1st International Conference, Chiang Mai, 13 December – 14 December 2019: IEEE*, 2019. P. 1–7. DOI: 10.1109/STUD49732.2019.9018795

12. Khovrat A., Kobziev V., Nazarov A., & Yakovlev S. Parallelization of the VAR Algorithm Family to Increase the Efficiency of Forecasting Market Indicators During Social Disaster. Information Technology and Implementation (IT&I 2022): 9th Internaional Conference, Kyiv, 30 November – 2 December 2022: CEUR Workshop Proceedings. No. 3347, P. 222–233. URL: https://ceur-ws.org/Vol-3347/Paper_19.pdf (дата звернення: 08.09.2023).

13. Wang W., Guo Q. Subscription strategy choices of network video platforms in the presence of social influence. *Electronic Commerce Research*. 2021. № 23. P. 577–604. DOI:10.54691/bcpbm.v34i.3018

14. Haslbeck J., Bringmann L., Waldorp L. A Tutorial on Estimating Time-Varying Vector Autoregressive Models. *Multivariate Behavioral Research*. 2021. Vol. 56. № 1. P. 120–149. DOI: 10.1080/00273171.2020.1743630

15. Afanasieva I., Golian N., Golian V., Khovrat A., & Onyshchenko K. Application of Neural Networks to Identify of Fake News. Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS 2023): 7th International Conference, Kharkiv, 20 April – 21 April 2023: CEUR workshop proceedings, No. 3396, 2023. P. 346–358. URL: https://ceur-ws.org/Vol-3396/paper28.pdf (дата звернення: 08.09.2023).

References

1. Bagnoli, C., Biazzo, S., Biotto, G. (2022), "Digital business models for Industry 4.0. How innovation and technology shape the future of companies". *Springer*, Cham. 268 p. DOI: 10.1007/978-3-030-97284-4

2. Oyewola, D. O., Dada, E. G. (2022), "Machine Learning Methods for Predicting the Popularity of Movies", *Journal of Artificial Intelligence and Systems*, No. 4, P. 65–82. DOI: 10.33969/AIS.2022040105

3. Wang, W., & Guo, Q. (2021), "Subscription strategy choices of network video platforms in the presence of social influence", *Electronic Commerce Research*, No. 23, P. 577–604. DOI: 10.1007/s10660-021-09504-w

4. Kerschbaumer, R. H., Foscht, T., & Eisingerich, A. B. (2022), "Smart Services and the Rise of Access-based Subscription Models", *In: Smart Services, Springer Gabler, Wiesbaden*, P. 179–205. DOI: 10.1007/978-3-658-37346-7_6

5. Shin, Z., Moon, J., & Rho, S. (2021), "A Comparative Analysis of Ensemble Learning-Based Classification Models for Explainable Term Deposit Subscription Forecasting", Journal of Society for e-Business Studies, No. 26(3), P. 1–21, available at: http://www.jsebs.org/jsebs/index.php/jsebs/article/view/457 (last accessed 08.09.2023).

6. Li, J., Zhan, C., Sha, W., Jiang, W., & Guo, Y. (2020), "E-commerce Sales Forecast Based on Ensemble Learning". *IEEE International Symposium on Product Compliance Engineering-Asia (ISPCE-CN).* P. 1–5. DOI: 10.1109/ISPCE-CN51288.2020.9321858

7. Masini, R., Medeiros, M., Mendes, E. (2021), "Machine learning advances for time series forecasting", *Journal of Economic Surveys*, No. 37(1), P. 76–111. DOI: 10.1111/joes.12429

8. Ullah, I., Raza, B., Malik, A. K., Imran, M., Islam, S. U., & Kim, S. W. (2019), "A Churn Prediction Model Using Random Forest: Analysis of Machine Learning Techniques for Churn Prediction and Factor Identification in Telecom Sector", *IEEE Access*, No. 7. P. 60134–60149. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2914999

9. Ning, C., & You, F. (2019), "Optimization under uncertainty in the era of big data and deep learning: When machine learning meets mathematical programming", *Computers & Chemical Engineering*, No. 125, P. 434–448. DOI: 10.1016/j.compchemeng.2019.03.034

10. Qi, X.-Z., Ning, Z., & Qin, M. (2022), "Economic policy uncertainty, investor sentiment and financial stability – an empirical study based on the time varying parameter-vector autoregression model". *Journal of Economic Interaction and Coordination*. No. 17. P. 779–799. DOI: 10.1007/s11403-021-00342-5

11. Shibasaki, M., Witayangkurn, A., & Rahman, M. M. (2019), "Comparison of life patterns from mobile data in Bangladesh". *Smart Technology & Urban Development (STUD-2019): 1st International Conference, Chiang Mai, 13 December – 14 December 2019: IEEE*, P. 1–7. DOI: 10.1109/STUD49732.2019.9018795

12. Khovrat, A., Kobziev, V., Nazarov, A., & Yakovlev, S. (2022), "Parallelization of the VAR Algorithm Family to Increase the Efficiency of Forecasting Market Indicators During Social Disaster". *Information Technology and Implementation (IT&I 2022): 9th Internaional Conference, Kyiv, 30 November – 2 December 2022: CEUR Workshop Proceedings.* No. 3347, P. 222–233. available at: https://ceur-ws.org/Vol-3347/Paper_19.pdf (last accessed: 08.09.2023).

13. Wang, G., Wang, Zh., & Xie, Y. (2022), "Subscribers forecasting of netflix based on multiple linear models", *BCP Business & Management*, No. 34, P. 229–236. DOI:10.54691/bcpbm.v34i.3018

14. Haslbeck, J., Bringmann, L., & Waldorp, L. (2021), "A Tutorial on Estimating Time-Varying Vector Autoregressive Models". *Multivariate Behavioral Research*, No. 56 (1), P. 120–149. DOI: 10.1080/00273171.2020.1743630

15. Afanasieva, I., Golian, N., Golian, V., Khovrat, A., & Onyshchenko, K. (2023), "Application of Neural Networks to Identify of Fake News". *Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS 2023): 7th International Conference, Kharkiv, 20 April – 21 April 2023: CEUR workshop proceedings*, No. 3396, P. 346–358. available at: https://ceur-ws.org/Vol-3396/paper28.pdf (last accessed: 08.09.2023).

Надійшла 05.09.2023

Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості. 2023. № 3 (25)
ISSN 2522-9818 (print)
ISSN 2524-2296 (online)

Відомості про авторів / About the Authors

Довгопол Ніна Василівна – кандидат економічних наук, доцент, Харківський національний університет радіоелектроніки, доцент кафедри економічної кібернетики та управління економічною безпекою, Харків, Україна; e-mail: nina.dovgopol@nure.ua; ORCID ID: https://orcid.org/0000-0002-2438-0904

Пересада Олена Василівна – Харківський національний університет радіоелектроніки, старший викладач кафедри економічної кібернетики та управління економічною безпекою, Харків, Україна; e-mail: olena.peresada@nure.ua; ORCID ID: https://orcid.org/0000-0003-0388-975X

Прібильнова Інна Борисівна – Харківський національний університет радіоелектроніки, старший викладач кафедри економічної кібернетики та управління економічною безпекою, Харків, Україна; e-mail: inna.butsukina@nure.ua; ORCID ID: https://orcid.org/0000-0001-6851-5340

Dovgopol Nina – PhD (Economic Sciences), Associate Professor, Kharkiv National University of Radio Electronics, Associate Professor at the Department of Economic Cybernetics and Management of Economic Security, Kharkiv, Ukraine.

Peresada Olena – Kharkiv National University of Radio Electronics, Senior Lecturer at the Department of Economic Cybernetics and Management of Economic Security, Kharkiv, Ukraine.

Pribylnova Inna – Kharkiv National University of Radio Electronics, Senior Lecturer at the Department of Economic Cybernetics and Management of Economic Security, Kharkiv, Ukraine.

A MODEL FOR FORECASTING THE VOLUME OF THE ENTERTAINMENT SERVICES MARKET UNDER NON-DETERMINATIVE CONDITIONS

The subject matter of the article is the theoretical-methodical and applied principles of modelling and forecasting indicators of the market volume of entertainment services. The **goal of the work** is to find a mechanism that will allow determining the volume of subscribers, taking into account exogenous variables, especially during socially unstable situations, such as a pandemic, war, cataclysms, etc. The following **tasks** are solved in the article: formation of criteria for companies for which the created mechanism is planned to be applied; review of basic autoregression models; determination of factors that should serve as an external influence when predicting the number of subscribers; creation of a multi-criteria choice problem; conducting experiments according to the proposed methodology to test the proposed hypotheses and systematize the obtained results. The following **methods** are used: analytical and inductive methods for forming factors of external influence and description of target companies; expert evaluation method for determining the most influential external indicators; experimental method, statistical methods of processing time series and methods of multi-criteria evaluation to determine the most effective autoregression model. The following **results** were obtained: the factors of external influence were formed: As external variables, it was decided to choose: the dynamics of the incidence of coronavirus, the rate of change in the global gross domestic product, the change in the S&P500 index, and the news from the world's largest news agencies converted into numerical form; a set of criteria for comparing models was created, saving forecasting time, accuracy, the possibility of taking into account external influence and the specificity of taking it into account; it was determined that the most accurate model is autoregression of the moving average, which at the same time is the most effective model given the created problem of multi-criteria selection; the similarity of the obtained results of experiments with global and domestic research is established. **Conclusions**: the use of analytical and inductive methods in combination with an experimental approach made it possible to obtain an effective (with an accuracy of more than 95%) mechanism for forecasting the market volume of companies that operate in the film industry and have a signature pricing model. The obtained result will allow players with a smaller market volume not to lose their audience due to the instability of the external environment, and, accordingly, will stimulate the development of the industry in general.

Keywords: autoregression; film industry; subscription pricing model; forecasting; entertainment market.

Бібліографічні описи / Bibliographic descriptions

Довгопол Н. В., Пересада О. В., Прібильнова І. Б. Модель прогнозування обсягу ринку розважальних послуг за недетермінованих умов. *Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості*. 2023. № 3 (25). С. 129–137. DOI: https://doi.org/10.30837/ITSSI.2023.25.129

Dovgopol, N., Peresada, O., Pribylnova I (2023), "A model for forecasting the volume of the entertainment services market under non-determinative conditions", *Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries*, No. 3 (25), P. 129–137. DOI: https://doi.org/10.30837/ITSSI.2023.25.129