

МАРКЕТПЛЕЙСТЕРДЕ ТАУАРЛАРДЫ ҚАЙТАРУ ЫҚТИМАЛДЫҒЫН МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ ӘДІСТЕРІН ҚОЛДАНУ АРҚЫЛЫ БОЛЖАМДАУ

¹А.Т. Рахимжанов*^{id}, ²Д.С. Байгожанова^{id}, ³С.Б. Кашкинбаев^{id}
^{1,2,3}Астана халықаралық университеті, Астана, Қазақстан
*e-mail: artxlv@bk.ru

А.Т. Рахимжанов – 7М06102 – «IT менеджмент» оқу бағдарламасы бойынша магистрант, Ақпараттық технология және инженерия жоғары мектебі, Астана халықаралық университеті, Астана, Қазақстан, e-mail: artxlv@bk.ru

Д.С. Байгожанова – п.ғ.к., профессор, Ақпараттық технология және инженерия жоғары мектебі, Астана халықаралық университеті, Астана, Қазақстан, e-mail: dametkensagidulla@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0001-9310-3118>

С.Б. Кашкинбаев – т.ғ.к., Ақпараттық технологиялар және инженерия жоғары мектебінің доценті, Астана халықаралық университеті, Астана, Қазақстан, e-mail: seksenbay.kb@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0000-7000-0653>

Аңдатпа. Бұл мақалада құрылыс құралдары сегментіндегі (Power Tools және Hand Tools) тапсырыстардан бас тарту мәселесі жан-жақты қарастырылады. Зерттеу 2024 жылғы 1 қазан мен 2025 жылғы 31 наурыз аралығында ірі маркетплейстерде жиналған нақты деректерге сүйенеді. Негізгі талдау интернет-дүкеннің күн сайын тіркелетін тапсырыстары бойынша жүргізілді, яғни әр платформадағы күнделікті операциялар есепке алынды. Зерттеудің басты мақсаты – клиенттердің тапсырыстан не себепті бас тартатынын және бұл процеске қандай факторлар әсер ететінін анықтау. Әсіресе, тауарды алып кетпей тұрып немесе беру пунктінде рәсімделетін бас тартуларға ерекше назар аударылды, өйткені олар логистика мен қызмет көрсету сапасының бастапқы көрсеткіші болып табылады. Талдау барысында машиналық оқыту әдістері қолданылды. Атап айтқанда, логистикалық регрессия, Random Forest және градиенттік бустинг алгоритмдері пайдаланылып, олардың нәтижелері өзара салыстырылды. Модельдердің тиімділігі жіктеу дәлдігі және ROC-AUC көрсеткіштері арқылы бағаланды. Алынған нәтижелер әртүрлі маркетплейстерде бас тарту деңгейі біркелкі емес екенін көрсетті. Сонымен қатар, зерттеу негізінде тапсырыстардан бас тартуды алдын ала болжауға мүмкіндік беретін модель құруға болатыны дәлелденді. Мұндай тәсіл компанияларға операциялық шығындарды азайтып, сату процесін тиімді басқаруға жол ашады. Бұл зерттеудің практикалық маңызы – бас тарту жағдайларын алдын ала анықтауға арналған аналитикалық құралдарды дамыту және құрылыс құралдары нарығындағы сату тиімділігін арттыруға ықпал ету.

Түйін сөздер: маркетплейстер; электрондық коммерция; құрылыс құралдары; тапсырыстардан бас тарту; мінез-құлық факторлары; логистикалық процестер; болжау; машиналық оқыту; жіктеу; градиентті бустинг; Random Forest; предиктивті аналитика.

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВЕРОЯТНОСТИ ВОЗВРАТА ТОВАРОВ НА МАРКЕТПЛЕЙСАХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

¹**А.Т. Рахимжанов***, ²**Д.С. Байгожанова**, ³**С.Б. Кашкинбаев**

^{1,2,3}Международный университет Астана, Астана, Казахстан

*e-mail: artxlv@bk.ru

А.Т. Рахимжанов – Магистрант ОП 7M06102 – «IT менеджмент», Высшая школа информационных технологий и инженерий, Международный университет Астана, Астана, Казахстан, e-mail: artxlv@bk.ru

Д.С. Байгожанова – к.п.н., профессор, Высшая школа информационных технологий и инженерий, Международный университет Астана, Астана, Казахстан, e-mail: dametkensagidulla@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0001-9310-3118>

С.Б. Кашкинбаев – к.т.н., доцент Высшей школы информационных технологий и инженерий, Международный университет Астана, Астана, Казахстан, e-mail: seksenbay.kb@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0000-7000-0653>

Аннотация. В статье рассматривается проблема отказов от заказов в сегменте строительных инструментов (Power Tools и Hand Tools) на крупных маркетплейсах за период с 1 октября 2024 года по 31 марта 2025 года. Исследование основано на данных интернет-магазина — ежедневных заказах, где по каждой платформе фиксируется несколько операций. Основное внимание уделено отказам, которые происходят до получения товара или в пункте выдачи. Такие ситуации рассматриваются как показатель качества логистики и обслуживания. Для анализа причин отказов использовались методы машинного обучения, такие как логистическая регрессия, Random Forest и градиентный бустинг. Их результаты сравнивались между собой с помощью показателей точности и ROC-AUC. В итоге было выявлено, что уровень отказов различается в зависимости от маркетплейса. Также стало понятно, что можно создать модель, которая будет заранее предсказывать вероятность отказа. Это помогает компаниям снижать лишние затраты и лучше управлять продажами. Практическая значимость работы заключается в создании инструмента для прогнозирования отказов и повышении эффективности продаж в сегменте строительных инструментов.

Ключевые слова: маркетплейсы; электронная коммерция; строительные инструменты; отказы заказов; поведенческие факторы; логистические процессы; прогнозирование; машинное обучение; классификация; градиентный бустинг; Random Forest; предиктивная аналитика.

PREDICTING THE PROBABILITY OF PRODUCT RETURNS ON MARKETPLACES USING MACHINE LEARNING METHODS

¹**A.T. Rakhimzhanov***, ²**D.S. Baigozhanova**, ³**S.B. Kashkinbayev**

^{1,2,3}Astana International University, Astana, Kazakhstan

*e-mail: artxlv@bk.ru

A.T. Rakhimzhanov – Master’s Student, Educational Program 7M06102 – IT Management, Higher School of Information Technologies and Engineering, Astana International University, Astana, Kazakhstan, e-mail: artxlv@bk.ru

D.S. Baigozhanova – Candidate of Pedagogical Sciences, Associate Professor, Astana International University, Astana, Kazakhstan, e-mail: dametkensagidulla@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0001-9310-3118>

S.B. Kashkinbayev – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Higher School of Information Technology and Engineering, Astana International University, Astana, Kazakhstan, e-mail: seksenbay.kb@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0000-7000-0653>

Abstract. The article examines order cancellations in the construction tools segment (Power Tools and Hand Tools) across major marketplaces during the period from October 1, 2024 to March 31, 2025. The study is based on real data from an online store, including daily orders with several transactions recorded for each marketplace. The main focus is on cancellations that happen before the customer receives the product or at the pickup point. These cases are seen as early signs of issues in logistics and service quality. To analyze the factors that influence cancellations, machine learning methods were used, such as logistic regression, Random Forest, and gradient boosting. The models were compared using classification accuracy and ROC-AUC metrics. The results show that cancellation rates differ between marketplaces. They also confirm that it is possible to build a model that can predict cancellations in advance. This can help reduce operational costs and improve sales management. Overall, the practical value of the study is in developing a tool for predicting cancellations and increasing efficiency in managing sales within the construction tools segment.

Keywords: marketplaces; e-commerce; construction tools; order cancellations; behavioral factors; logistics processes; forecasting; machine learning; classification; gradient boosting; Random Forest; predictive analytics.

Кіріспе. XX ғасырдың соңында және XXI ғасырдың басында цифрлық технологиялар тез дамып, сауда саласына үлкен өзгерістер енгізді. Бастапқыда тек қосымша сату жолы ретінде қарастырылған электрондық коммерция уақыт өте нарықта тұрақты әрі дербес жүйеге айналды. Интернеттің кеңеюі, онлайн төлем жүйелері және жеткізу қызметтерінің дамуы сатып алушыларға орналасқан жеріне қарамастан әртүрлі тауарларды алуға мүмкіндік берді. Сол арқылы көптеген сатушылар мен сатып алушыларды біріктіретін маркетплейстер пайда болып, кеңінен таралды. Посткеңестік елдерде маркетплейстер ерекше жылдам дамыды. Мысалы, 2004 жылы киім сататын интернет-дүкен ретінде ашылған Wildberries кейіннен құрылыс құралдары мен басқа тауарларды да сататын ірі платформаға айналды. Ozon платформасы да сатушыларға жеткізу және логистика қызметін ұсынумен Қазақстан нарығында белсенді жұмыс істей бастады. Ал Kaspi платформасы Қазақстанда сауданы цифрландыруда маңызды рөл атқарды: ол төлем қызметтерінен бастап, жеткізумен біріктірілген толық маркетплейске дейін дамыды. Осындай платформалар деректерді пайдаланып, сауданы тиімді басқаруға және бәсекелестік орта құруға мүмкіндік берді. Құрылыс құралдары сегменті де онлайн саудада тұрақты орын алды. Өнімнің толық сипаттамасы, суреттер мен сатып алушылардың пікірлері сенімділікті арттырды. Мысалы, Makita компаниясы құрылыс құралдары саласында әлемдік танымал брендтердің бірі болып табылады. Бұл зерттеу Wildberries, Ozon және Kaspi платформаларына шектелді, себебі оларда сатылым көлемі мен логистикалық мүмкіндіктер жақсы дамыған, бұл деректерді салыстыруға мүмкіндік береді.

Ғылыми әдебиеттерде маркетплейстер мен электрондық коммерциядағы тұтынушылар мінез-құлқы әртүрлі тұрғыдан қарастырылады. Мысалы, Дементьева Wildberries мысалында маркетплейстерді құқықтық реттеу мәселесін зерттеді (Дементьева, 2024: 15). Zhumakhan платформалардағы қызмет көрсету сапасын жақсарту үшін жасанды интеллект қолдануды қарастырады (Жұмахан, 2024: 25). Urbanke, Kranz және Kolbe қайтаруларды болжауға арналған әдістерді талқылайды (Urbanke, Kranz және Kolbe, 2024: 30). Ал Janakiraman, Syrdal және Freling қайтару саясатының сатып алушыларға әсерін зерттейді (Janakiraman et al., 2024: 40). Бұл зерттеулер маркетплейстердегі тұтынушылардың шешім қабылдауын және қайтаруларды түсінуге көмектеседі. Сол арқылы тиімді басқару стратегияларын жасауға мүмкіндік береді.

Әдістер мен материалдар. Бұл зерттеуде ірі маркетплейстердегі құрылыс құралдары сегментінде (Power Tools – электр құралдары және Hand Tools – қол құралдары) тапсырыстардан бас тарту динамикасы зерттелді. Эмпирикалық негіз ретінде 2024 жылғы 1 қазан мен 2025 жылғы 31 наурыз аралығындағы кезең (182 күндік үздіксіз бақылау) қамтылған деректер жиынтығы қолданылды. Әр маркетплейс бойынша күн сайын 15-тен 20-ға дейін тапсырыс тіркелді, бұл құрылыс құралдарының интернет-дүкеніндегі тұрақты сұранысты көрсетуге және салыстырмалы талдау жасауға мүмкіндік берді. Зерттеу тек бас тарту көрсеткішімен шектелді, яғни тауарды алғанға дейін немесе оны беру пунктінде алу кезінде тапсырыстың күшін жою жағдайлары назарға алынды. Клиенттің осы кезеңдегі әрекеті

ерекше аналитикалық қызығушылық тудырады, өйткені ол тұтынушының логистикалық параметрлерге, жеткізу мерзімдеріне, күту деңгейіне және сервис қолайлылығына алғашқы реакциясын көрсетеді (Chen & Guestrin, 2016: 785). Тауарды алғаннан кейінгі қайтарулардан айырмашылығы, бас тарту маркетингтік, ақпараттық және операциялық факторлардың тоғысуынан пайда болады, бұл оны платформа, сатушы және сатып алушы арасындағы өзара әрекеттің сезімтал көрсеткіші етеді. Құрылыс құралдарын тандау себебі де олардың ерекшеліктеріне байланысты. Бір жағынан, бұл тауарлар саналы тандау қажет ететін, техникалық параметрлерін бағалап сатып алынатын орташа және жоғары бағалы өнімдер болып табылады. Екінші жағынан, құрал-саймандар маусымдық сипатқа, шұғыл қажеттілікке және жеткізу мерзімдеріне сезімтал, сондықтан күтулер сәйкес келмеген жағдайда бас тарту ықтималдығы жоғарылайды. Бұл тауар тобын талдау импульстік немесе төмен бағалы тауарлардан өзгеше заңдылықтарды анықтауға мүмкіндік береді. Зерттеудің мақсаты – маркетингтік арасындағы бас тарту деңгейіндегі сандық айырмашылықтарды көрсету, сондай-ақ күнделікті тапсырыс көлемі ұқсас болған күндерде де бас тарту құрылымы мен қарқындылығы логистика, сервис сапасы және аудиторияның мінез-құлқы сияқты факторларға байланысты өзгеруі мүмкін екенін анықтау. Бас тартуды тек операциялық көрсеткіш (KPI) ретінде ғана емес, сонымен қатар платформалық экожүйенің әлсіз тұстарын анықтауға арналған құрал ретінде қарастыруға болады. Сонымен қатар, жинақталған деректер алдағы уақытта бас тарту ықтималдығын болжауға арналған модель құруға негіз болады. Бұл сипаттамалық талдаудан аналитикалық болжам жасауға өтуге мүмкіндік береді. Осылайша, зерттеу құрылыс құралдарының электрондық коммерциясындағы бас тарту тәуекелдерін басқарудың интеллектуалды құралдарын әзірлеуге және сатудың жалпы тиімділігін арттыруға бағытталған әдістемелік негіз қалыптастырады.

Кесте 1. Зерттеу кезеңіндегі Wildberries платформасындағы тапсырыстар мен бас тартулардың динамикасы

Ай	Күндер	Күніне орташа тапсырыс саны	Жалпы тапсырыс саны	Жалпы бас тарту саны	%
Қазан	31	18	558	48	8,6
Қараша	30	17	510	44	8,6
Желтоқсан	31	19	589	63	10,7
Қаңтар	31	16	496	39	7,9
Ақпан	28	17	493	36	7,3
Наурыз	30	18	540	47	8,7
			3186	277	8,7%

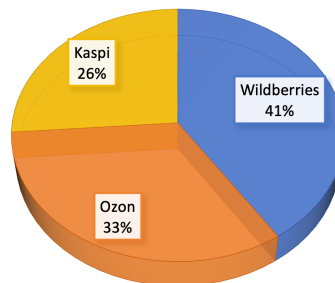
Кесте 2. 01.10.2024–31.03.2025 зерттеу кезеңіндегі Ozon платформасындағы тапсырыстар мен бас тартулардың динамикасы

Ай	Күндер	Күніне орташа тапсырыс саны	Жалпы тапсырыс саны	Жалпы бас тарту саны	%
Қазан	31	17	527	36	6,8
Қараша	30	18	540	39	7,2
Желтоқсан	31	20	620	58	9,4
Қаңтар	31	16	496	31	6,3
Ақпан	28	17	493	29	5,9
Наурыз	30	18	540	34	6,3
			3216	227	7,1%

Кесте 3. 01.10.2024–31.03.2025 зерттеу кезеңіндегі Каспi платформасындағы тапсырыстар мен бас тартулардың динамикасы

Ай	Күндер	Күніне орташа тапсырыс саны	Жалпы тапсырыс саны	Жалпы бас тарту саны	%
Қазан	31	16	496	28	5.6
Қараша	30	17	510	32	6.3
Желтоқсан	31	18	558	41	7.3
Қаңтар	31	15	465	22	4.7
Ақпан	28	16	464	19	4.1
Наурыз	30	17	510	27	5.3
			3003	169	5.6%

Зерттеуде тауарлардың нақты бағалары көрсетілмеді, себебі құрылыс құралдары санаты өте кең – бюджетті қол құралдардан бастап, жоғары бағалы кәсіби электр жабдықтарына дейінгі әртүрлі тауарларды қамтиды. Бағаны нақты көрсету брендке, техникалық сипаттамаларға және тауардың мақсатына байланысты зерттеу нәтижелерін шатастыруы мүмкін. Сондықтан басты назар таңдалған бағада емес, маркетплейстердегі бас тарту динамикасына бағытталған, ол операциялық және сервистік тиімділіктің индикаторы болып есептеледі (Lundberg & Lee, 2017: 3). Сонымен қатар, бұл санаттағы тұтынушылардың ерекшеліктерін ескеру маңызды. Құрылыс құралдарын көбіне ер адамдар сатып алады, ал сатып алулар рационалды және нақты мақсатқа негізделген сипатқа ие. Импульстік тауарлардан айырмашылығы, құрал-сайманды таңдау әдетте техникалық сипаттамаларды алдын ала тексеру және практикалық қажеттілік негізінде жүзеге асады. Сондықтан эмоционалды факторлардың әсері аз, ал бас тарту көбіне логистикалық кідірістерге, тауар сипаттамаларының сәйкес келмеуіне немесе тапсырысты орындау кезінде қателіктерге байланысты болады.



Сурет 1. Зерттеу кезеңіндегі маркетплейстердегі тапсырыстардың жалпы саны мен бас тарту деңгейінің салыстырмалы талдауы

Төменде корреляциялық матрицаны құру және машиналық оқыту модельдерін қолдану кезінде пайдаланылатын айнымалылар берілген. Тәуелсіз айнымалылар (белгілер) ретінде келесілер алынды:

1. Price — тапсырысты ресімдеу сәтіндегі тауардың құны. Айнымалы құралдың баға сегментін көрсетеді және сатып алушы үшін қаржылық тәуекел деңгейімен әлеуетті түрде байланысты.

2. Delivery_Days — тапсырыс ресімделген сәттен бастап беру пунктіне түскенге дейінгі нақты жеткізу мерзімі (күнмен). Бұл көрсеткіш логистикалық тиімділікті сипаттайды.

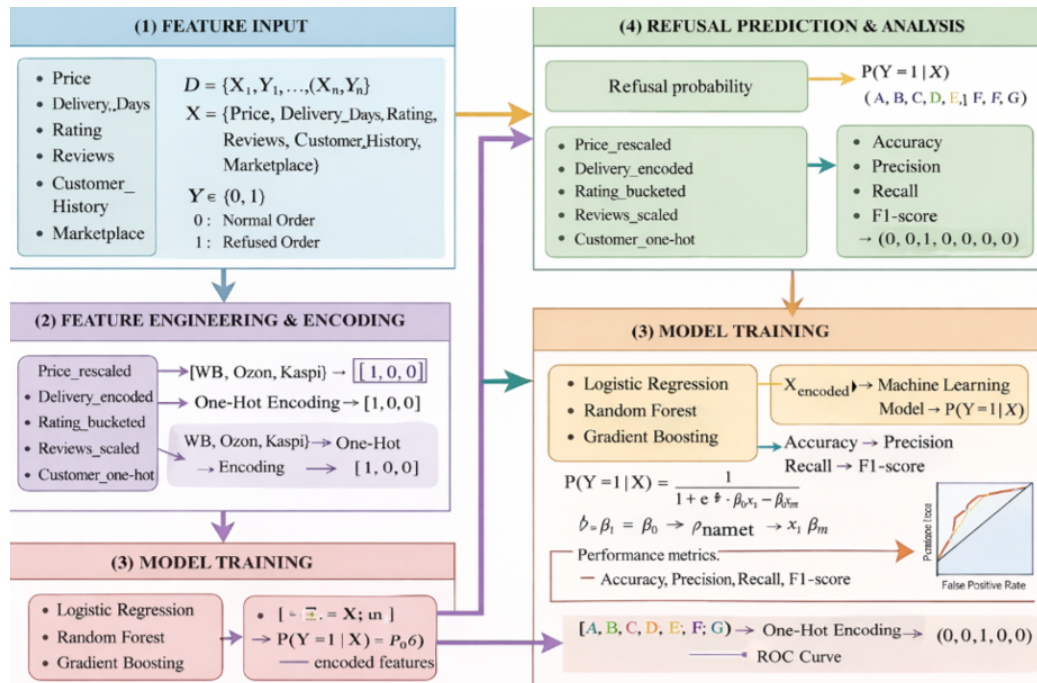
3. Rating — тауардың бес балдық шкала бойынша орташа пайдаланушылық бағасы. Айнымалы өнімнің қабылданған сапасын көрсетеді.

4. Reviews — тауарға қалдырылған пікірлер саны. Көрсеткіш тауардың танымалдылығы мен оған деген сенімнің прокси-индикаторы қызметін атқарады.

5. Customer_History — осы сатып алушының бұған дейін ресімдеген тапсырыстарының саны. Айнымалы лоялдылық деңгейін және платформамен өзара іс-қимыл тәжірибесін көрсетеді.

6. Refusal — бинарлы айнымалы: тауарды алғанға дейін немесе беру пунктінде бас тартқан жағдайда 1 мәнін, ал тапсырыс сәтті аяқталғанда 0 мәнін қабылдайды.

7. Marketplace — платформаны (Wildberries, Ozon, Kaspi) көрсететін номиналды айнымалы, модельдерді оқыту кезінде one-hot encoding әдісімен кодталады.



Сурет 2. Бас тартуларды болжау схемасы

2-суретте маркетплейстердегі тапсырыстардан бас тартуды болжау үшін қолданылатын аналитикалық жүйенің архитектурасы көрсетілген. Бұл жүйе төрт реттелген кезеңнен тұрады: кіріс белгілерін дайындау, белгілерді өңдеу және кодтау, модельді оқыту, және соңғы болжамды талдау.

Бірінші кезеңде (Feature Input) деректердің бастапқы жиынтығы $D = \{(X_i, Y_i)\}_{i=1}^n$ қалыптасады, мұндағы X_i — тауар бағасын, жеткізу мерзімін, рейтингті, пікірлер санын, клиенттің сатып алу тарихын және маркетплейске тиесілілігін қамтитын тапсырыс белгілерінің векторы, ал $Y_i \in \{0, 1\}$ — бас тарту фактісін көрсететін бинарлы нысаналы айнымалы. Сондықтан бұл мәселе бинарлы классификация есебі ретінде қарастырылады.

Екінші кезеңде (Feature Engineering & Encoding) бастапқы белгілер машиналық оқыту алгоритмдеріне ыңғайлы форматқа келтіріледі. Сандық көрсеткіштер масштабталады (мысалы, Price_rescaled, Reviews_scaled), уақытқа байланысты сипаттамалар кодталады, ал маркетплейс сияқты категориялық айнымалылар one-hot encoding әдісі арқылы түрлендіріледі. Мұндай өңдеу әртүрлі өлшем бірліктерінің әсерін азайтып, категориялық деректерді модельге тиімді енгізуге мүмкіндік береді.

Үшінші кезең (Model Training) бірнеше классификация алгоритмдерін оқытуды қамтиды. Базалық модель ретінде келесі формула бойынша бас тарту ықтималдығын бағалауды жүзеге асыратын логистикалық регрессия қолданылады:

$$P(Y = 1 | X) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_m x_m)}}$$

Сызықтық емес байланыстарды анықтау үшін ансамбльдік әдістер, яғни Random Forest және Gradient Boosting алгоритмдері қолданылады. Бұл алгоритмдер бірнеше шешім

ағаштарын құрып, олардың нәтижелерін біріктіру арқылы жұмыс істейді. Осындай тәсіл модельдің тұрақтылығын арттырып, жіктеу нәтижесінің дәлдігін жақсартады.

Қорытынды кезеңде (Refusal Prediction & Analysis) модель әр тапсырма бойынша бас тарту ықтималдығын $P(Y = 1 | X)$ есептейді. Алынған нәтижелерді бағалау үшін бірнеше көрсеткіш қолданылады. Олардың ішінде Accuracy, Precision, Recall және F1-score бар. Сонымен қатар ROC-кисық құрастырылып, оның астындағы аудан (AUC) есептеледі. Бұдан бөлек, бас тарту себептері (A–G) вектор түрінде белгіленіп, бір тапсырмада бірнеше себептің болуы да ескеріледі.

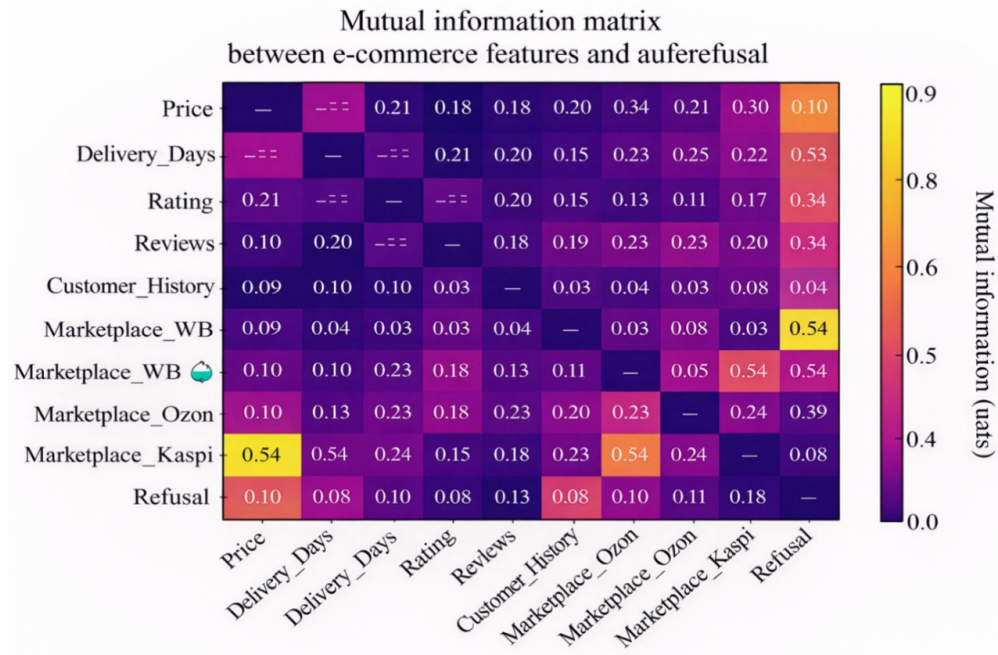
Ұсынылған схема деректерді бастапқы белгілерден бастап, соңғы болжау нәтижесін алғанға дейінгі барлық талдау кезеңдерін көрсетеді. Мұндай жүйе бас тарту ықтималдығын алдын ала анықтауға және оны тиімді басқаруға көмектеседі. Нәтижесінде маркетингте шешім қабылдауды қолдайтын жүйені жасауға мүмкіндік туады.

Нәтижелер мен талқылаулар. Бұл зерттеуде машиналық оқыту тек қосымша құрал емес, тапсырыстардан бас тарту ықтималдығын болжаудың негізгі әдісі ретінде қарастырылды. Алдымен деректер алдын ала өңдеуден өтті: тазартылды, категориялық белгілер кодталды және сандық айнымалылар нормализацияланды. Осыдан кейін Refusal бинарлы нысаналы айнымалысы бар оқыту деректер жиынтығы қалыптастырылды.

Классификация тапсырмасын шешу үшін үш негізгі алгоритм қолданылды: логистикалық регрессия, Random Forest және градиентті бустинг (Balaram et al., 2022: 10). Логистикалық регрессия базалық модель ретінде алынып, әрбір фактордың бас тартуға қаншалықты әсер ететінін түсінуге мүмкіндік берді. Бұл әдіс жеткізу мерзімі, тауар рейтингі және клиенттің сатып алу тарихы бас тарту ықтималдығына тікелей әсер ететінін көрсетті. Алайда, ол күрделі және сызықтық емес байланыстарды толық аша алмайды.

Random Forest әдісі бірнеше шешім ағаштарын құрып, олардың нәтижелерін біріктіру арқылы деректердегі күрделі байланыстарды жақсырақ анықтады. Бұл модель логистикалық регрессиямен салыстырғанда жоғары дәлдік көрсетті және жалған оң нәтижелердің санын азайтты. Белгілердің маңыздылығын талдау жеткізу уақытының ең маңызды фактор екенін, сонымен қатар тауар рейтингі мен пікірлер саны сатып алушының сенім деңгейіне әсер ететінін растады.

Ең жоғары нәтижені градиентті бустинг алгоритмі көрсетті. Бұл әдіс алдыңғы қадамдардағы қателерді біртіндеп түзетіп, модельдің дәлдігін арттырады. Нәтижесінде оның ROC-AUC көрсеткіші ең жоғары болды, яғни ол бас тарту ықтималдығы жоғары және төмен тапсырыстарды нақты ажырата алады. Бұл деректерде тек қарапайым емес, күрделі және өзара байланысқан факторлардың бар екенін дәлелдейді.



Сурет 3. Белгілер мен бас тарту айнымалысының корреляциялық матрицасы

Корреляциялық матрица модельдегі сандық белгілер мен «Refusal» (тапсырыстан бас тарту) айнымалысы арасындағы байланыс деңгейін көрсетеді. Қарапайым тілмен айтқанда, бұл бір көрсеткіштің өзгеруі екіншісіне қаншалықты әсер ететінін және қай факторлардың бас тартуға көбірек байланысты екенін анықтауға көмектеседі.

Матрицада бірнеше негізгі көрсеткіштер қарастырылады: тауар бағасы (Price), жеткізу мерзімі (Delivery_Days), рейтинг (Rating), пікірлер саны (Reviews), клиенттің сатып алу тарихы (Customer_History) және маркетплейске тиесілілігі. Корреляция коэффициенті -1 мен $+1$ аралығында өзгереді:

- оң мәндер көрсеткіштердің бірге өсетінін,
- теріс мәндер біреуі артқанда екіншісі азаятындығын,
- ал нөлге жақын мәндер әлсіз байланысты білдіреді (Magano et al., 2024: 5).

Талдау нәтижесі бойынша, ең айқын оң байланыс жеткізу мерзімі мен бас тарту арасында байқалды. Яғни, жеткізу уақыты ұзақ болған сайын тапсырыстан бас тарту ықтималдығы артады. Бұл логистиканың осы сегментте маңызды рөл атқаратынын көрсетеді. Ал тауар рейтингі мен бас тарту, сондай-ақ клиенттің сатып алу тарихы мен бас тарту арасында теріс байланыс анықталды. Бұл дегеніміз, рейтингі жоғары тауарлар мен бұрын жиі сатып алған клиенттерде бас тарту ықтималдығы төмен болады.

Қорытынды. Бұл зерттеуде тапсырыстардан бас тарту және қайтару себептері жүйеленіп, олардың пайда болу сипаты, қай кезеңде орын алатыны және қаншалықты басқаруға болатыны қарастырылды. Талдау нәтижесі көрсеткендей, себептердің бір бөлігі тұтынушының мінез-құлқы мен ақпаратты қабылдауына байланысты болса, екінші бөлігі платформадағы логистика мен қызмет көрсету сапасына тәуелді. Мысалы, өндірістік ақаулар немесе тапсырысты орындау кезіндегі қателіктер көбіне тауарды алғаннан кейін қайтаруға әкеледі. Ал жеткізу кешігуі немесе қызмет көрсету қолайсыздығы сияқты факторлар көбінесе тауарды алу кезеңінде бас тартуға себеп болады. Сонымен қатар, кейбір жағдайларда тұтынушының жеке шешімдері немесе күтпеген әрекеттері екі кезеңде де байқалып, қосымша тәуекел тудырады.

Ұсынылған жіктеу тек сипаттау үшін емес, деректерді құрылымдап, оларды талдауға және модельдеуге ыңғайлы форматқа келтіруге мүмкіндік береді. Басқаруға болатын және тұтынушыға байланысты факторларды бөлу компанияларға нақты шешімдер қабылдауға көмектеседі. Мысалы, тауар карточкаларын жақсарту, логистиканы жетілдіру, сапаны бақылау

жүйесін енгізу немесе тәуекелді бағалау модельдерін қолдану.

Осылайша, бұл жіктеу бас тартуды болжау модельдерін құруға негіз болады. Ол қарапайым бақылаудан аналитикалық болжауға өтуге мүмкіндік береді және бас тартуды кездейсоқ құбылыс емес, әртүрлі факторлардың әсерінен пайда болатын нәтиже ретінде қарастыруға жол ашады. Бұл маркетингтік стратегияларда бас тарту мен қайтару тәуекелдерін басқаруға арналған интеллектуалды жүйелерді дамытуға негіз болады.

Сонымен бірге, барлық бас тартуларды тек негативті факторлармен байланыстыру дұрыс емес. Кейбір жағдайларда сатып алушы заңды түрде өз құқығын пайдаланып, тауардан бас тартады. Онлайн саудада бұл – тұтынушыны қорғаудың маңызды бөлігі. Сондықтан бас тартудың белгілі бір үлесі жеке себептерге байланысты болады және оны толық болжау әрдайым мүмкін емес. Бұл адам факторын модельде ескеру қажет. Зерттеу нәтижелері құрылыс құралдары сегментінде сұраныстың маусымдық өзгерістерге тәуелді екенін де көрсетеді. Жыл мезгіліне байланысты онлайн сатылымдар мен бас тарту деңгейі өзгеруі мүмкін. Болашақта зерттеуді кеңейтіп, маусымдық факторларды және уақыттық деректерді талдау жоспарланып отыр. Бұл тұтынушылардың мінез-құлқын тереңірек түсінуге мүмкіндік береді. Жалпы алғанда, жиналған деректер көлемі жеткілікті, сондықтан оларды ұзақ мерзімді талдау үшін пайдалануға болады. Бұл деректер арқылы трендтерді, маусымдық өзгерістерді және тұтынушылар мінез-құлқындағы өзгерістерді анықтауға мүмкіндік бар. Сонымен қатар, уақыт бойынша салыстыру жүргізіп, қысқа мерзімді талдаудан толыққанды аналитикалық зерттеуге көшуге жағдай жасалады.

Әдебиеттер

- Дементьева, 2023 - Дементьева М.В. Проблемы правового регулирования маркетинговых в России; на примере Wildberries. Журнал Архонт, 2023. https://cyberleninka.ru/article/n/problemu-pravovogo-regulirovaniya-marketingovykh-v-rossii-na-primere-wildberries?utm_source [in Russ]
- Balaram, et al., 2022 - Balaram, A., et al. (2022). Bracketing of purchases to manage size uncertainty <https://doi.org/10.1002/nav.22048> [in Eng]
- Chen&Guestrin, 2016 - Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System (KDD) <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785> [in Eng]
- Janakiraman, Syrdal&Freling, 2016 - Janakiraman, N., Syrdal, H. A., & Freling, R. (2016). The Effect of Return Policy Leniency on Consumer Purchase and Return Decisions. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2015.11.003> [in Eng]
- Lundberg&Lee, 2017 - Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A Unified Approach to Interpreting Model Predictions (SHAP) https://arxiv.org/abs/1705.07874?utm_source [in Eng]
- Magano, et al., 2024 - Magano, J., et al. (2024). Exploring Apparel E-Commerce Unethical Return Experiences <https://doi.org/10.3390/su16177303> [in Eng]
- Urbanke, Kranz & Kolbe, 2015 - Urbanke, P., Kranz, J., & Kolbe, L. (2015). Predicting Product Returns in E-Commerce: The Contribution of Mahalanobis Feature Extraction (ICIS 2015). [in Eng]
- Zhumakhan, 2024 - Zhumakhan A.M. Optimizing e-commerce customer service through AI: a case study of Wildberries. Международный научный журнал "Вестник науки" №11(80) Том 2, ноябрь 2024 <https://cyberleninka.ru/article/n/optimizing-e-commerce-customer-service-through-ai-a-case-study-of-wildberries/viewer> [in Eng]

References

- Balaram, et al., 2022 - Balaram, A., et al. (2022). Bracketing of purchases to manage size uncertainty. *Naval Research Logistics*. <https://doi.org/10.1002/nav.22048> [in Eng]
- Chen&Guestrin, 2016 - Chen & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2016)*. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785> [in Eng]
- Dement'eva, 2023 - Dement'eva, M. V. (2023). Problemy pravovogo regulirovaniya marketingovykh v Rossii na primere Wildberries [Problems of legal regulation of marketplaces in Russia on the example of Wildberries]. *Zhurnal Arkhont*. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/problemu-pravovogo-regulirovaniya-marketingovykh-v-rossii-na-primere-wildberries> [in Russ]
- Janakiraman, Syrdal&Freling, 2016 - Janakiraman, N., Syrdal, H. A., & Freling, R. (2016). The effect of return policy leniency on consumer purchase and return decisions. *Journal of Retailing*. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2015.11.003> [in Eng]
- Lundberg&Lee, 2017 - Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*. URL: <https://arxiv.org/abs/1705.07874> [in Eng]
- Magano, J., et al. (2024). Exploring apparel e-commerce unethical return experiences. *Sustainability*, 16(17), 7303. <https://doi.org/10.3390/su16177303> [in Eng]
- Urbanke, P., Kranz, J., & Kolbe, L. (2015). Predicting product returns in e-commerce: The contribution of Mahalanobis feature extraction. In *Proceedings of the International Conference on Information Systems (ICIS 2015)*. [in Eng]
- Zhumakhan, A. M. (2024). Optimizing e-commerce customer service through AI: A case study of Wildberries [Optimizatsiya obsluzhivaniya klientov elektronnoy kommersii s pomoshchyu II: keis Wildberries]. *Mezhdunarodnyy nauchnyy zhurnal "Vestnik nauki"*, 11(80), Vol. 2. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/optimizing-e-commerce-customer-service-through-ai-a-case-study-of-wildberries/viewer> [in Eng]