

Олена Станкевич¹, Назарій Дикий²

¹ Кафедра систем автоматизованого проектування, Національний університет “Львівська політехніка”, вул. С. Бандери, Львів, Україна, E-mail: olena.m.stankevych@lpnu.ua, ORCID 0000-0002-5977-6351

² Кафедра систем автоматизованого проектування, Національний університет “Львівська політехніка”, вул. С. Бандери, Львів, Україна, E-mail: nazarii.v.dykyi@lpnu.ua

ВПЛИВ ВИКОРИСТАННЯ ПРЕДИКТИВНОГО ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ НА ТРИВАЛІСТЬ УКЛАДАННЯ УГОДИ

Отримано: березень 12, 2024 / Переглянуто: березень 28, 2024 / Прийнято: квітень 01, 2024

© Станкевич О., Дикий Н., 2024

<https://doi.org/>

Анотація. У бізнес-середовищі, яке постійно змінюється, інтеграція штучного інтелекту (ШІ) стає ключовим напрямком у досягненні мети підвищення доходів та збільшення обсягів продажів компаній. ШІ та його різноманітні застосування сприяють виявленню закономірностей під час вибору споживачів, що водночас сприяє ефективнішому формуванню маркетингових стратегій та стратегій продажів компаній.

На сьогодні широкого розвитку набув предиктивний ШІ (ПШІ), який використовує алгоритми та аналітику даних для прогнозування майбутніх тенденцій та поведінки, що дає змогу компаніям приймати обґрунтовані рішення та долати виклики конкуренції. Точність та надійність прогнозів залежать від якості даних, які надходять до системи. Таким чином, розуміння важливості якості даних життєво необхідне для організацій, які прагнуть використовувати широкі можливості ПШІ. Аналіз літературних джерел дає змогу зробити висновок, що впровадження алгоритмів ШІ у роботу маркетингових відділів компаній набуває широкого розвитку. Водночас більшість із відомих досліджень зосереджені на маркетингових даних. Важливим показником під час укладання угоди між компанією та клієнтом є тривалість періоду від кваліфікації потенційного покупця до першого реального замовлення. Таких даних у відкритих джерелах недостатньо. Метою виконаних досліджень є аналіз впливу використання ПШІ на тривалість періоду переходу від кваліфікації потенційного клієнта до його конвертації тобто на тривалість укладення угоди.

Дослідження впливу ПШІ на тривалість укладення угод показало зменшення часу для успішних угод на 59,5%, та зменшення часу на опрацювання програшних угод на 62,3%. Правильна імплементація та використання прогнозів і ПШІ ефективно впливає на різні показники комерційних відділів, серед яких і тривалість періоду переходу від кваліфікації потенційного клієнта до його конвертації. Завдяки використанню ПШІ комерційний відділ набагато швидше опрацьовує нові запити та укладає угоди, відповідно має більше часу для роботи з потенційними, новими та існуючими клієнтами. Результати аналізу можливостей ПШІ та його ролі у формуванні майбутнього бізнесу корисні для забезпечення його стабільного зростання та успіху.

Ключові слова: предиктивний штучний інтелект, системи управління взаєминами з клієнтами, збір та аналіз результатів продажів, машинне навчання, прогнозування доходу

Вступ

Предиктивний ШІ (ПШІ) є однією з найпередовіших технологій, що надає компаніям потужний інструмент для прогнозування різних результатів їхньої діяльності з високою точністю. Окрім того ПШІ відкриває широкі можливості для вивчення споживчої поведінки та впливу на неї,

передбачення ймовірності укладення конкретних угод, що врешті робить його основою у пошуку стійкого зростання доходів та прибутковості. Методика ПШІ полягає в його здатності генерувати основні дані та результати на основі заданих вхідних даних. Для отримання оптимальних прогнозів потрібен ретельний аналіз попередніх результатів, що сприяє глибокому розумінню чинників, які впливають на рішення споживачів щодо покупок. За допомогою цих знань ПШІ дає змогу компаніям приймати обґрунтовані рішення та адаптувати стратегії, які резонують із цільовою аудиторією.

Основною складовою ПШІ є алгоритм оцінки, який присвоює потенційним клієнтам числові значення від 0 до 100. Ця динамічна система оцінювання слугує ключовим показником ймовірності того, що потенційний клієнт перетвориться на кваліфікованого клієнта. Маркетингові дані та результати аналізу відіграють важливу роль у формуванні оцінки, охоплюючи різноманітні елементи, такі як ефективність маркетингових листів, взаємодії на платформах соціальних мереж та взаємодії з веб-сайтом компанії. Глибина взаємодії потенційного клієнта, яка враховує час, проведений на певних веб-сторінках, перегляд вмісту електронної пошти, переходи за посиланнями та взаємодія з повідомленнями у соціальних мережах, робить свій внесок в аналіз відповідності імовірного споживача продуктів чи послуг бренду. Під час переходу потенційних клієнтів у кваліфіковані, що свідчить про конкретний інтерес до товарів або послуг, які пропонує компанія, маркетинговий відділ стає стратегічним шлюзом для продажів. Поріг переходу від маркетингової кваліфікації до активного залучення для продажу часто задає заздалегідь визначений бал потенційного споживача, який вказує на оптимальний час для взаємодії. Перехід від маркетингової кваліфікації до реальних продажів вносить зміни в динаміку оцінки. На сьогодні акцент роблять на персоналізовані та орієнтовані на людину взаємодії. Аналіз продажів тісно пов'язаний із взаємодією потенційного покупця з менеджерами з продажів, яку встановлюють за такими метриками, як відповіді на електронні листи, тривалість дзвінків та інші показники активної комунікації. Із розвитком взаємодії бал потенційного клієнта зростає, вказуючи на збільшену ймовірність того, що він стане клієнтом компанії.

Важливим аспектом успішної реалізації ПШІ є зберігання даних. Багато компаній інтегрують ПШІ у свою систему управління взаєминами з клієнтами (CRM), що полегшує та пришвидшує опрацювання інформації, сприяючи розширенню взаємодії з клієнтами чи потенційного покупця. Ця інтеграція може відбуватися двома способами: включення окремого інструменту ПШІ в існуючу систему CRM або використання CRM систем, які вже вбудовують функціонал ПШІ, що усуває необхідність у додаткових запитах в системах документації прикладного програмного інтерфейсу (API). Функціональність системи CRM забезпечує збір інформації, її аналіз, відстеження трендів та формування звітів. У випадку незалежного впровадження ПШІ важливо, щоб система CRM підтримувала API-інтеграцію, що сприятиме цілісному та ефективному предиктивному аналізу, гармонійній взаємодії з організаційною структурою та прийняттю рішень на основі отриманих результатів.

Постановка проблеми

На сьогодні послуги налаштування та сам інструмент ПШІ досить витратні, тому їх активно використовують переважно у розвинених країнах та великих компаніях. Водночас ПШІ набуває все більшої популярності у маркетингових відділах невеликих компаній. Це спонукає проведенню досліджень у напрямку підвищення успішності початкового використання ПШІ, зменшенню витраченого часу на рутинні задачі та видатків для щоденних операцій, що дуже часто буває в маркетингових відділах і комерційних департаментах, та покращення інших показників.

Огляд сучасних літературних джерел за тематикою публікації

Одним із важливих напрямків застосування ПШІ є прогнозування продажів. Предиктивний аналіз включає залучення методик штучного інтелекту (ШІ) для підвищення предиктивних можливостей аналітичних інструментів, що дає змогу глибоко зануритися в історичні та поточні

дані, отримати значущі закономірності та унікальні рішення з особливим акцентом на динамічний ландшафт роздрібної торгівлі [1, 2]. У результаті використання ШІ фахівці можуть приймати обґрунтовані рішення та активно реагувати на динамічні ринкові умови [3]. Зокрема, ШІ дає змогу аналізувати великі набори даних, розпізнавати закономірності та тенденції в поведінці споживачів, прогнозувати попит, оптимізувати управління запасами та забезпечувати наявність продуктів там і тоді, коли вони потрібні [4]. Автори [5] розробили триетапну структуру для стратегічного планування маркетингу на основі ШІ: механічний ШІ для автоматизації повторюваних маркетингових функцій і дій, розумовий ШІ для обробки даних для прийняття рішень і ШІ відчуття для аналізу взаємодії та людських контактів.

Алгоритми машинного навчання (МН) дають можливість системам вчитися на основі даних та поліпшувати прогнози з часом, що сприяє виробленню рекомендацій щодо продуктів, оптимізації ціноутворення та виявлення шахрайства. Зокрема, для оптимізації та покращення прогностичної моделі можна використати аналіз основних компонент (principal component analysis – PCA) [6]. Для прогностичного аналізу, особливо в контексті роздрібної торгівлі, важливо враховувати часові параметри. Тоді ефективно використовувати аналіз часових рядів для прогнозування майбутніх показників на основі історичних тенденцій, що значно сприяє точності прогнозів [7]. Водночас у перспективі прогностичний аналіз повинен виходити за межі лише надання прогнозів, він повинен також виявляти невизначеність, пов'язану з цими прогнозами [8], керувати налаштуванням цін в реальному часі на основі прогнозованого попиту, ринкових умов та ціноутворення конкурентів, здійснювати класифікацію клієнтів у сегменти для цільових маркетингових стратегій. Встановлення інтервалів довіри допомагає фахівцям з прийняття рішень зрозуміти діапазон, у межах якого ймовірно падатимуть прогнози.

Обробка природної мови (NLP) як поєднання ШІ та математичної лінгвістики дає змогу фахівцям у роздрібній торгівлі розуміти та реагувати на запитання клієнтів, поліпшуючи взаємодію клієнта в он-лайн і оф-лайн середовищах [9]. Компанії використовують NLP для аналізу відгуків та настроїв клієнтів, отримуючи цінні відомості про задоволення від продуктів.

ШІ, МН та NLP допомагають в обслуговуванні клієнтів, прогнозуванню моделюванні, персоналізації клієнтів, ідентифікації зображень, аналізі настроїв, опрацюванні документів тощо. У праці [10] подано дослідження кількох застосувань ШІ в бізнесі та емпірично перевірено, чи підвищують ці програми лояльність клієнтів. Набори даних формували з оцінок обслуговування клієнтів на основі ШІ, прогнозного моделювання, персоналізації на основі МН та інтеграції обробки природної мови. Застосували шість керованих алгоритмів МН – логістичну регресію, k-найближчих сусідів (KNN), вектор опорних машин (SVM), дерево рішень, випадковий ліс, класифікатори Adaboost. Результати засвідчили, що кращі результати показали алгоритми Adaboost та логістична регресія, з точністю 0,639 та 0,631, відповідно.

Значне розширення мережі Інтернет та соціальних медіа ускладнює спілкування між організацією та клієнтами. Проблеми з'являються зі зростанням обсягу неструктурованих даних, які необхідно опрацювати для вивчення та аналізу відгуків клієнтів. Автори праці [11] запропонували методику попередньої обробки відгуків та розробку спеціальних моделей МН. Показано, що така методика дає корисну інформацію, яка сприяє прийняттю ефективних рішень.

Дослідження з використання різних методів прогнозування аналітики для виявлення ризиків ланцюжка поставок подано у [12]. Зокрема, для побудови моделей ризиків використали аналіз часових рядів і виявлення аномалій, а також обробку природної мови. Моделі постійно вдосконалюються та оптимізуються, забезпечуючи точність прогнозів у мінливих умовах. Переваги нової методики сприяють покращеній видимості ризиків та швидкому реагуванню на них.

У праці [13] запропоновано основу для моделювання та прогнозування експортних продажів за допомогою генетичного алгоритму, який є одним із методів ШІ, похідною від моделі біологічної еволюції. На основі аналізу емпіричного випадку експортної компанії, запропоновано модель прогнозування експортних продажів. Проведено прогноз продажів на шість тижнів, результати якого порівняли з реальними даними продажів. Нарешті, представлено аналіз чутливості цільової змінної для моделі прогнозування.

Дослідження впливу особливостей опису продукту на прогнозування продажів подано у праці [14]. Для цього запропоновано структуру ПШІ, яка поєднує аналіз тексту, нейронну мережу WaveNet, множинну регресію та модель SHAP. На основі даних із майже 200 000 записів про продажі, отримані від транскордонної компанії електронної комерції, встановили, що близько 44% ключових фраз опису продукту, представленого клієнтам, суттєво впливають на результати прогнозування продажів. Додавання цих фраз до опису продуктів підвищило точність прогнозування.

Аналіз літературних джерел дає змогу зробити висновок, що впровадження алгоритмів ПШІ у роботу маркетингових відділів компаній набуває широкого розвитку. Водночас більшість із відомих досліджень зосереджені на маркетингових даних.

Важливим пунктом під час укладання угоди між компанією та клієнтом тривалість періоду від кваліфікації потенційного покупця до першого реального замовлення. Таких даних у відкритих джерелах недостатньо.

Цілі та проблеми дослідження

Метою виконаних досліджень є аналіз впливу використання ПШІ на тривалість періоду переходу від кваліфікації потенційного клієнта до його конвертації тобто на тривалість укладання угоди до її закриття.

Виклад основного матеріалу

Для вивчення впливу ПШІ на різні показники надзвичайно важливо розуміти принцип роботи самого алгоритму. ПШІ передбачає реалізацію таких кроків: збір даних, підготовка даних, вибір моделі машинного навчання, навчання моделі, валідація та тестування, впровадження та моніторинг (рис. 1).

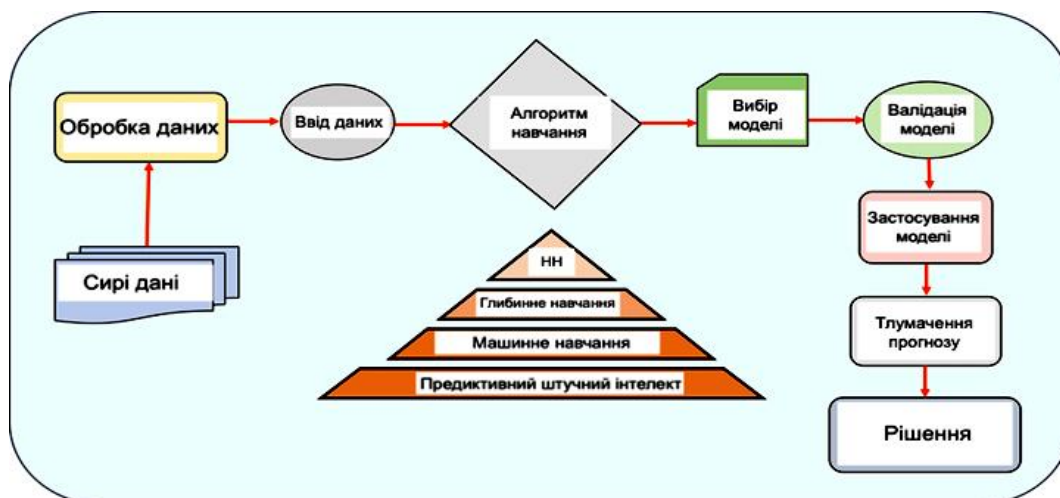


Рис. 1. Зображення алгоритму ПШІ.

Етап збору даних полягає у визначенні джерела даних, збору різноманітних даних, їх опрацюванні та очищенні. Після вибору джерел (база даних, сенсори, текстові джерела, соціальні мережі тощо) та збору даних (структуровані та неструктуровані, текстові дані, зображення, аудіо, числові дані тощо) відбувається їх опрацювання, під час якого дані очищають від шуму, відкидають із розгляду непотрібні елементи, видаляють дублікати і проводять нормалізацію для однорідності.

Далі здійснюють підготовку даних для використання в МН. Спочатку їх розділяють на два набори – навчальний (для навчання моделі) і тестовий (для оцінки її ефективності). Здійснюють виділення ознак (feature engineering), зокрема, додають нові ознаки або використовують існуючі для покращення прогностичних можливостей моделі. На завершення цього етапу відбувається векторизація даних, коли текстові та категоріальні дані перетворюють у числові вектори для використання алгоритмами МН.

Важливим етапом алгоритму ПШІ є вибір моделі МН. Спочатку необхідно встановити тип завдання, яке потрібно буде вирішувати – чи це класифікація, регресія, кластеризація, чи інше. Далі розглядають характеристики даних, такі як розмір, типи ознак, розподіл класів тощо, щоб визначити, яка модель може бути найефективнішою. І врешті вибирають конкретну модель МН (лінійна регресія, дерево рішень, нейронна мережа тощо) та її архітектуру.

На етапі навчання моделі налаштовують її параметри для досягнення оптимальних результатів на навчальних даних. На цих даних модель навчається, алгоритм поступово адаптується до внутрішніх зв'язків у даних.

Обов'язково потрібно виконати валідацію вибраної моделі для уникнення перенавчання та визначення її точності, а також протестувати на тестових даних, які не використовували під час навчання, для перевірки її загальної ефективності

Завершальний крок алгоритму ПШІ полягає у підготовці моделі до використання в реальному чи виробничому середовищі та моніторинг ефективності моделі в реальному часі для проведення за необхідності корективи та оптимізації.

Алгоритм ПШІ це ітераційний процес, який передбачає повторення деяких кроків для досягнення найкращих результатів.

Широкі можливості у задачах аналізу послідовності даних або даних, в яких важливий порядок, надають рекурентні нейронні мережі. Насамперед ці алгоритми використовують для аналізу часових рядів, вони можуть зберігати і використовувати інформацію з попередніх кроків для прийняття рішень на поточному кроці, тобто прогнозувати майбутнє через минуле (рис. 2).

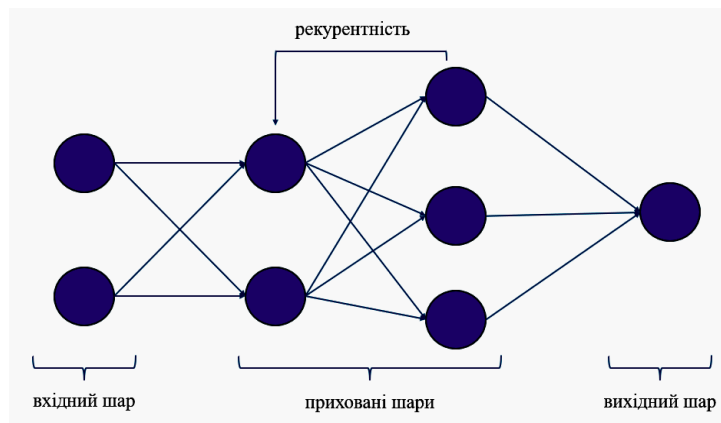


Рис. 2. Схема рекурентної нейронної мережі.

Рекурентні нейронні мережі дають змогу застосовувати модель у тестовій фазі до послідовностей, які відрізняються від довжини алгоритму у фазі навчання, а також зменшувати кількість параметрів та здатність розпізнавати інформацію у різних позиціях вздовж послідовності [15].

Рекурентна нейронна мережі має кілька функціональних модулів активації. Кожний модуль має внутрішній або прихований стан – попередні знання, які мережа зберігає на даний момент. Для оновлення знань використовують такі рекурентні співвідношення:

- формула розрахунку поточного стану:

$$h_t = f(h_{t-1}, x_t), \quad (1)$$

де h_{t-1} – попередній стан, h_t – поточний стан, x_t – вхідний стан;

- формула для застосування функції активації (tanh):

$$h_t = \tanh(W_{hh}h_{t-1} + W_{xh}x_t), \quad (2)$$

де W_{hh} – ваговий коефіцієнт на рекурентному нейроні, W_{xh} – ваговий коефіцієнт на вхідному

нейроні;

- формула розрахунку вихідного стану:

$$y_i = W_{hy} h_i, \quad (3)$$

де y_i – вихід; W_{hy} – ваговий коефіцієнт вихідного шару.

Використання рекурентних нейронних мереж дає змогу через виявлення повторень та трендів, прогнозувати майбутню поведінку потенційних клієнтів.

Результати та обговорення

Для проведення досліджень впливу використання ПШІ на ефективність діяльності комерційних відділів використали дані тривалості укладання угод за 2023 р. без застосування прогностичного аналізу та після впровадження у комерційні відділи компанії ПШІ з грудня 2023 р. до березня 2024 р. Сервісу ПШІ надали доступ до відповідних історичних даних комерційних відділів, таких як: сума угод, кількість угод, середня частка виграшних угод (%), причини програшу угод та безпосередньо тривалість угод. Стадії збору та підготовки даних пропущені.

Усі дані розділили на дві групи: до I групи увійшла інформація про укладання угод компанії за 2023 р. без використання ПШІ; до II групи – інформація про укладання угод за період із грудня 2023 р. до березня 2024 р. як результати використання прогнозів на основі ПШІ.

Оцінювали такі основні параметри кожної стадії укладання угод як час на отримання запиту (request received – RR), його відкриття (discovery – D), перевірку цінності пропозиції (value proposition/demo validation – VP/DV), опитування (interview/SOW – INT/SOW), перемовини/огляд (negotiation/review – N/R), на утриманні (on hold – OH), закриття виграшної угоди (closed won – CW), закриття програшної угоди (closed lost – CL), кваліфікацію потенційного клієнта (prospecting – P), цінність пропозиції/відкриття (value proposition/discovery – VP/D). Порівнювали тривалість укладання виграшних та програшних угод без врахування тривалості їх закриття (CW і CL).

У таблицях 1 і 2 подано середні значення тривалості кожної стадії укладання виграшних та програшних угод за 2023 р., відповідно.

Таблиця 1

Середня тривалість етапів укладання виграшних угод за 2023 р. (днів)

RR	D	VP/DV	INT/SOW	N/R	OH	CW	CL	P	VP/D
4,3	14	1	12,4	5,6	0,3	57,8	26,5	8,7	8

Таблиця 2

Середня тривалість етапів укладання програшних угод за 2023 р. (днів)

RR	D	VP/DV	INT/SOW	N/R	OH	CW	CL	P	VP/D
8,2	12,3	4	14,5	8	20,7	57,8	10,3	17,2	16,3

У таблицях 3 і 4 подано середні значення тривалості кожної стадії укладання виграшних та програшних угод за 2024 р., відповідно, упродовж часу використання комерційними відділами ПШІ. Як і в попередньому випадку для аналізу не враховували дані кінцевих стадій (Closed Won/Lost).

Таблиця 3

Середня тривалість етапів укладання виграшних угод за 2024 р. (днів)

RR	D	VP/DV	INT/SOW	N/R	CW
2,3	3	8,2	4,9	3,5	26,4

Таблиця 4

Середня тривалість етапів укладання програшних угод за 2024 р. (днів)

RR	D	VP/DV	INT/SOW	N/R	OH	CW
----	---	-------	---------	-----	----	----

5	3,2	10	7,1	5,3	7,6	26,4
---	-----	----	-----	-----	-----	------

На рис. 3а подано середні значення тривалості основних стадій укладення виграшних угод без використання ПШІ та за результатами прогностичного аналізу рекурентною нейронною мережею. Як видно з графіків, за умови аналізу з ПШІ тривалість всіх стадій значно зменшується (найбільше зменшується тривалість відкриття пропозиції – майже у 5 раз), окрім стадії перевірки цінності пропозиції, тривалість якої зростає у 8 раз. Аналогічну ситуацію отримали і у випадку програшної угоди, із тією різницею, що найбільше зменшується тривалість стадії розгляду – майже втричі, а тривалість стадії перевірки цінності пропозиції у тричі зростає.

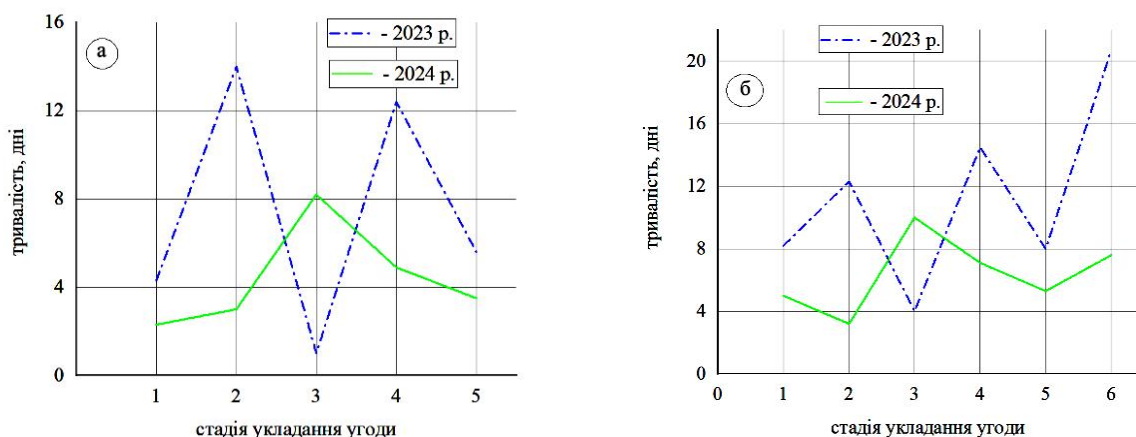


Рис. 3. Середня тривалість основних стадій укладення виграшної (а) та програшної (б) угод без використання ПШІ (2023 р.) та після його впровадження у роботу комерційних відділів (2024 р.): 1 – отримання запиту; 2 – його відкриття; 3 – перевірка цінності пропозиції; 4 – опитування; 5 – перемовини; 6 – на утриманні.

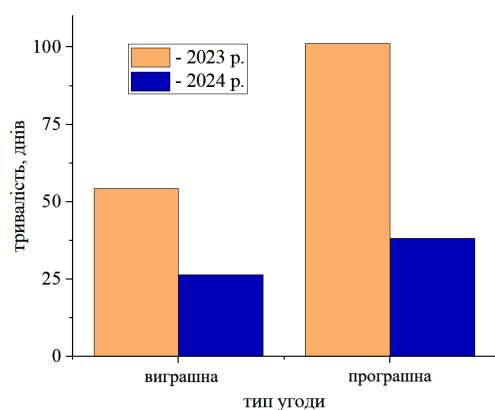


Рис. 4. Середні значення тривалості укладення виграшної та програшної угод до їх закриття без використання ПШІ (2023 р.) та після його впровадження у роботу комерційних відділів (2024 р.).

сприяло значному зменшенню тривалості укладення угод, зокрема, для виграшного укладення на 59,5%, а програшного – на 62,3%.

Висновки

Дослідження впливу ПШІ на тривалість укладення угод показало зменшення часу для успішних угод на 59,5%, та зменшення часу на опрацювання програшних угод на 62,3%. Правильна

імплементация та використання прогнозів та ППШ ефективно впливає на різні показники комерційних відділів, серед яких і тривалість періоду переходу від кваліфікації потенційного клієнта до його конвертації (укладання угоди). Завдяки використанню ППШ комерційний відділ набагато швидше опрацьовує нові запити та закриває угоди, відповідно має більше часу для роботи з потенційними, новими та існуючими клієнтами.

Перелік використаних джерел

- [1] O. Artun, D. Levin, “Predictive Marketing: Easy Ways Every Marketer Can Use Customer Analytics and Big Data”, John Wiley & Sons, 2015, 272 p. <https://doi.org/10.1002/9781119175803>
- [2] M. A. Mediavilla, F. Dietrich, D. Palm, “Review and analysis of artificial intelligence methods for demand forecasting in supply chain management”, *Procedia CIRP*, 2022, 107, pp. 1126–1131. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2022.05.119>
- [3] G. Muruganatham, R. S. Bhakat, “A review of impulse buying behavior”, *International Journal of Marketing Studies*, 2013, 5(3), pp. 149–160. <https://doi.org/10.5539/ijms.v5n3p149>
- [4] R. Dash, M. McMurtrey, C. Rebman, U.K. Kar, “Application of artificial intelligence in automation of supply chain management”, *Journal of Strategic Innovation and Sustainability*, 2019, 14(3), pp. 43–53. <https://doi.org/10.33423/jsis.v14i3.2105>
- [5] M. H. Huang, R. T. Rust, “A strategic framework for artificial intelligence in marketing”, *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2021, 49, pp. 30–50. <https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9>
- [6] P. Fang, Z. Gao, R. S. Tsay, “Supervised kernel principal component analysis for forecasting”, *Finance research letters*, 2023, 58(A), 104292. <https://doi.org/10.1016/j.fl.2023.104292>
- [7] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, G. M. Ljung, “Time Series Analysis: Forecasting and Control”, Wiley, 2015, 720 p.
- [8] G. P. Zhang, M. Qi, “Neural network forecasting for seasonal and trend time series”, *European Journal of Operational Research*, 2005, 160(2), pp. 501–514. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2003.08.037>
- [9] M. Danilevsky, K. Qian, R. Aharonov, Ya. Katsis, B. Kawas, P. Sen, “A survey of the state of explainable AI for natural language processing”, *Proceedings of the 1st Conference of the Asia-Pacific Chapter of the Association for Computational Linguistics and the 10th International Joint Conference on Natural Language Processing 2020*, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.00711>
- [10] N. Patel, S. Trivedi, “Leveraging predictive modeling, machine learning personalization, NLP customer support, and AI chatbots to increase customer loyalty”, *Empirical Quests for Management Essences*, 2020, 3(3), pp. 1–24.
- [11] J. Kazmaier, J. H. Van Vuuren, “Sentiment analysis of unstructured customer feedback for a retail bank”, *ORiON*, 2020, 36(1), pp. 35–71, <https://orion.journals.ac.za/pub/article/view/668/594>. <https://doi.org/10.5784/36-1-668>
- [12] A. Aljohani, “Predictive analytics and machine learning for real-time supply chain risk mitigation and agility”, *Sustainability*, 2023, 15, 15088. <https://doi.org/10.3390/su152015088>
- [13] V. Sohrabpour, P. Oghazi, R. Toorajipour, A. Nazarpour, “Export sales forecasting using artificial intelligence”, *Technological Forecasting and Social Change*, 2021, 163, 120480. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120480>
- [14] S. Chen, S. Ke, S. Han, S. Gupta, U. Sivarajah, “Which product description phrases affect sales forecasting? An explainable AI framework by integrating WaveNet neural network models with multiple regression”, *Decision Support Systems*, 2024, 176, 114065. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2023.114065>
- [15] I. Vallés-Pérez, E. Soria-Olivas, M. Martínez-Sober, A. J. Serrano-López, J. Gómez-Sanchís, F. Mateo, “Approaching sales forecasting using recurrent neural networks and transformers”, *Expert Systems with Applications*, 2022, 201, 116993 <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116993>

Olena Stankevych¹, Nazarii Dykyi²

¹ Computer Aided Design Department, Lviv Polytechnic National University, S. Bandery st., 12, Lviv, Ukraine, E-mail: olena.m.stankevych@lpnu.ua, ORCID 0000-0002-5977-6351

² Computer Aided Design Department, Lviv Polytechnic National University, S. Bandery st., 12, Lviv, Ukraine, E-mail: nazarii.v.dykyi@lpnu.ua

IMPACT OF USING PREDICTIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE ON CONTRACT DURATION

Received: March 12, 2024 / Revised: March 28, 2024 / Accepted: April 01, 2024

© Stankevych O., Dykyi N., 2024

Abstract. In a constantly changing business environment, the integration of artificial intelligence (AI) is

becoming a fundamental direction in achieving increased revenues and sales volumes for companies. AI and its various applications contribute to identifying patterns in consumer choices, which at the same time contributes to the more effective formation of marketing and sales strategies of companies. Predictive AI (AI), which uses algorithms and data analytics to predict future trends and behavior, is now widely developed, enabling companies to make informed decisions, and overcome competitive challenges. The accuracy and reliability of forecasts depend on the quality of the data that enters the system. Thus, understanding the importance of data quality is vital for organizations seeking to take advantage of the broad capabilities of PAI.

The analysis of literary sources makes it possible to conclude that the implementation of AI algorithms in the work of marketing departments of companies is developing widely. At the same time, most of the known studies focus on marketing data. An important indicator when agreeing with a company and a client is the length of the period from the qualification of a potential buyer to the first real order. Such data in open sources is not enough. This research aims to analyze the impact of the use of PAI on the duration of the period of transition from the qualification of a potential client to his conversion, that is, on the duration of the conclusion of the agreement.

A study of the impact of PAI on the duration of deals showed an increase in the time for successful deals by 59.5% and an increase in the time to process losing deals by 62.3%. The correct implementation and use of forecasts and PAI effectively affect various indicators of commercial departments, including the length of the transition period from the qualification of a potential client to his conversion. Thanks to the use of PAI, the commercial department processes new inquiries and contracts much faster, and accordingly has more time to work with potential, new, and existing customers. The results of the analysis of PAI opportunities and its role in shaping the future of business are useful for ensuring its stable growth and success.

Keywords: predictive artificial intelligence, CRM systems, sales intelligence, machine learning, income forecasting