

Замрій Ірина Вікторівна

доктор технічних наук, професор, професор кафедри інтелектуальних технологій(змінити)
Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна
ORCID: 0000-0001-5681-1871
E-mail: iryna.zamrui@knu.ua

Залива Віталій Вікторович

доктор філософії (PhD), доцент кафедри Інженерії програмного забезпечення
Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна
ORCID: 0009-0002-0857-2209
E-mail: v.zalyva@duikt.edu.ua

Ткачищен Валентин Михайлович

студент кафедри Інженерії програмного забезпечення, групи ПДМ-51
Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна
ORCID: 0009-0001-3403-5928
E-mail: st01246395@stud.duikt.edu.ua

Задонцев Юрій Вікторович

кандидат технічних наук, доцент кафедри Інженерії програмного забезпечення
Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна
ORCID: 0009-0007-2192-4746
E-mail: y.zadontsev@duikt.edu.ua

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ ОФІСНИМ ПРОСТОРОМ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ПОВЕДІНКИ КОРИСТУВАЧІВ

У статті розглядаються сучасні підходи застосування штучного інтелекту для аналізу поведінки користувачів у системах управління офісним простором. Особлива увага приділяється методам штучного інтелекту прогнозування патернів бронювання робочих місць, аналізу частоти та переваг користувачів щодо конкретних робочих зон, а також автоматичному сповіщенню про повторне бронювання одного й того самого місця. Розглянуто практичні приклади сучасних рішень на ринку, таких як Spacewell, Smartway2 та ti&m Places, що демонструють інтеграцію алгоритмів машинного навчання для оптимізації використання офісного простору, підвищення ефективності бронювань та зниження конфліктів між користувачами. Окрема увага приділяється питанням приватності та етичних аспектів збору даних, а також методам забезпечення конфіденційності користувачів при використанні сенсорних технологій та систем моніторингу заповнюваності робочих зон. Розглядаються підходи до збирання та обробки даних про присутність співробітників у офісному середовищі з урахуванням вимог безпеки та прозорості використання інформації. У роботі також описано поведінкові моделі та алгоритми побудови користувацько-орієнтованих прогнозних моделей, зокрема підхід BehavDT, який дозволяє враховувати історичні дані бронювання, часові закономірності використання робочих місць та індивідуальні особливості поведінки користувачів. Використання таких моделей дає змогу формувати рекомендації щодо вибору оптимального робочого місця, підвищувати ефективність використання офісної інфраструктури та зменшувати перевантаження окремих робочих зон. На основі результатів теоретичного аналізу та формалізованої моделі прогнозування заповнюваності офісного простору було розроблено архітектуру програмного забезпечення інтелектуальної системи управління бронюванням робочих місць. Архітектурне рішення базується на мікросервісному підході, що забезпечує модульність, горизонтальну масштабованість та можливість незалежного оновлення окремих компонентів системи без порушення функціонування інших. Результати тестування та моделювання підтверджують працездатність запропонованої архітектури та алгоритмів для систем управління офісним простором середнього масштабу та визначають напрямки оптимізації для масштабування на рівень великих організацій.

Ключові слова: штучний інтелект, управління офісним простором, аналіз поведінки користувачів, системи бронювання робочих місць, автоматичне сповіщення, прогнозування патернів, поведінкові моделі, інтелектуальні системи, оптимізація використання простору, конфіденційність даних.

Вступ і формулювання проблеми

Сучасні офісні середовища активно трансформуються під впливом цифровізації та впровадження гнучких моделей роботи, таких як гібридні та «hot-desk» офіси. У зв'язку зі зростанням числа співробітників, які користуються спільними робочими зонами, виникає

потреба у систематизації процесів бронювання робочих місць та ефективного управління офісними ресурсами. Одним із ключових викликів є не лише забезпечення доступності робочих місць, але й оптимізація їх використання з урахуванням поведінки користувачів, індивідуальних переваг та частоти бронювання [1].

Важливим аспектом проблеми є інтеграція технологій штучного інтелекту для аналізу поведінкових патернів співробітників. Системи штучного інтелекту (ШІ) дозволяють прогнозувати потребу у робочих місцях та автоматично сповіщувати користувачів про повторне бронювання одного й того самого місця, підвищуючи ефективність планування офісного простору та зменшуючи конфлікти між працівниками [2].

Разом із тим, використання штучного інтелекту у таких системах створює додаткові виклики, пов'язані з конфіденційністю даних користувачів та етичними аспектами збору та аналізу поведінкової інформації. Вирішення цієї проблеми має не лише теоретичне значення для розвитку методів штучного інтелекту у соціально-технічних системах, але й практичне - для організацій, що прагнуть підвищити продуктивність та оптимізувати використання робочих зон [3].

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Сучасні дослідження та практичні розробки свідчать про зростання зацікавленості у застосуванні штучного інтелекту для управління офісним простором. Одним із напрямів є аналіз поведінки користувачів для прогнозування бронювання робочих місць та оптимізації використання офісних ресурсів. Практичні рішення на базі сенсорних технологій дозволяють відстежувати заповнюваність приміщень і фактичну присутність працівників, що дає змогу адаптувати системи бронювання до реальних потреб [4].

Інші підходи, зокрема алгоритми поведінкового моделювання, дозволяють створювати прогностичні моделі, орієнтовані на користувача. Такі моделі враховують індивідуальні схеми бронювання, контекст роботи та попередню активність користувачів, що підвищує точність прогнозів та автоматизує рекомендації щодо робочих місць [5].

У наукових дослідженнях показано, що ефективні алгоритми прогнозування можуть базуватися на різних методах машинного навчання. Зокрема, моделі Extreme Learning Machine з оптимізаційними алгоритмами дозволяють точно оцінювати присутність співробітників у будівлі, враховуючи історичні дані та часові патерни [6]. Використання глибоких нейронних мереж дає змогу прогнозувати «осцирапсу» із мінімальною кількістю сенсорів, що важливо для практичних систем із обмеженою інфраструктурою [7]. Крім того, комбінування даних від середовищних сенсорів і Wi-Fi дозволяє підвищити точність моделей та адаптувати їх під різні типи офісних приміщень, порівнюючи ефективність різних алгоритмів машинного навчання (kNN, SVM, ANN) [8]. Систематичні огляди літератури підкреслюють постійний розвиток методів прогнозування завантаженості та класифікують різні підходи, що дає змогу виділити перспективні напрями подальших досліджень у галузі «розумних офісів» [9].

Галузеві огляди та комерційні публікації підкреслюють ефективність інтелектуальних систем у практичних умовах. Наприклад, сучасні платформи автоматичного бронювання забезпечують повідомлення користувачів про повторне бронювання часто використовуваних робочих зон, що сприяє більш рівномірному розподілу навантаження на офісні ресурси та підвищує продуктивність [10].

Водночас у літературі відзначають низку невирішених питань. Серед них – забезпечення конфіденційності даних користувачів, стандартизація інтеграції поведінкових моделей у комерційні системи та адаптація алгоритмів до різних організаційних умов. Це свідчить про необхідність подальших досліджень щодо ефективного поєднання технологій ШІ із соціально-поведінковими аспектами управління офісним простором [11].

Мета і завдання дослідження

Метою цього дослідження є аналіз сучасних підходів штучного інтелекту до прогнозування поведінки користувачів у системах управління офісним простором та визначення ефективних методів автоматизації бронювання робочих місць з урахуванням

індивідуальних патернів користувачів. Дослідження спрямоване на виявлення можливостей технологій ІІІ для підвищення ефективності використання офісних ресурсів, оптимізації процесів бронювання та покращення комфорту користувачів, шляхом розробки архітектури програмного забезпечення інтелектуальної системи управління бронюванням робочих місць.

Для досягнення мети поставлено такі завдання:

1. Проаналізувати сучасні методи поведінкового аналізу користувачів у контексті управління офісним простором.
2. Визначити ключові підходи з ІІІ для прогнозування патернів бронювання робочих місць.
3. Розглянути механізми автоматичного сповіщення користувачів про повторне бронювання часто використовуваних місць.
4. Оцінити практичні приклади впровадження інтелектуальних систем у комерційних рішеннях управління офісним простором.
5. Розробити архітектуру програмного забезпечення інтелектуальної системи управління бронюванням робочих місць.
6. Описати алгоритм роботи інтелектуальної системи.
7. Протестувати розроблену систему.

Основна частина

Задача прогнозування наявності вільних робочих місць

Результати проведеного аналізу дозволили формалізувати задачу прогнозування наявності вільних робочих місць як задачу ймовірнісного оцінювання заповнюваності офісного простору в дискретні моменти часу. Нехай множина робочих місць позначається як $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$, а часові інтервали - як $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$. Тоді стан робочого місця можна описати бінарною функцією:

$$x_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{якщо місце } w_i \text{ зайняте в момент } t_j, \\ 0, & \text{якщо місце вільне.} \end{cases}$$

Метою прогнозування є оцінка ймовірності зайнятості робочого місця у майбутньому періоді:

$$P(x_{i,j+1} = 1|H),$$

де H – історичні дані бронювань, поведінкові патерни користувачів, календарні фактори та контекст роботи. Подібна постановка задачі широко використовується у дослідженнях прогнозування [12].

На основі аналізу сучасних практичних рішень було встановлено, що ефективна модель повинна враховувати: частоту бронювання конкретного місця користувачем; часові закономірності (день тижня, година); рівень загальної завантаженості офісу; повторюваність поведінкових сценаріїв.

У спрощеному вигляді прогноз можна подати як функцію:

$$x_{i,j+1} = f(F_u, F_t, F_o),$$

де F_u – ознаки користувача, F_t – часові характеристики, F_o – параметри завантаженості офісу. Функція f може реалізовуватись методами логістичної регресії, градієнтного бустингу або рекурентних нейронних мереж залежно від обсягу даних і вимог до інтерпретованості.

Для ілюстрації математичної моделі прогнозування завантаженості офісного простору розглянемо функцію:

$$L(t_j) = \sum_{i=1}^n P(x_{i,j} = 1|H),$$

де $L(t_j)$ – сумарна кількість зайнятих робочих місць у момент часу t_j . Такий підхід дозволяє перейти від прогнозування стану окремого робочого місця до оцінювання загальної

завантаженості офісного простору. Аналіз поведінкових патернів користувачів показав, що протягом робочого дня завантаженість має характерну двопікову структуру, пов'язану з початком робочого дня та післяобіднім періодом активності.

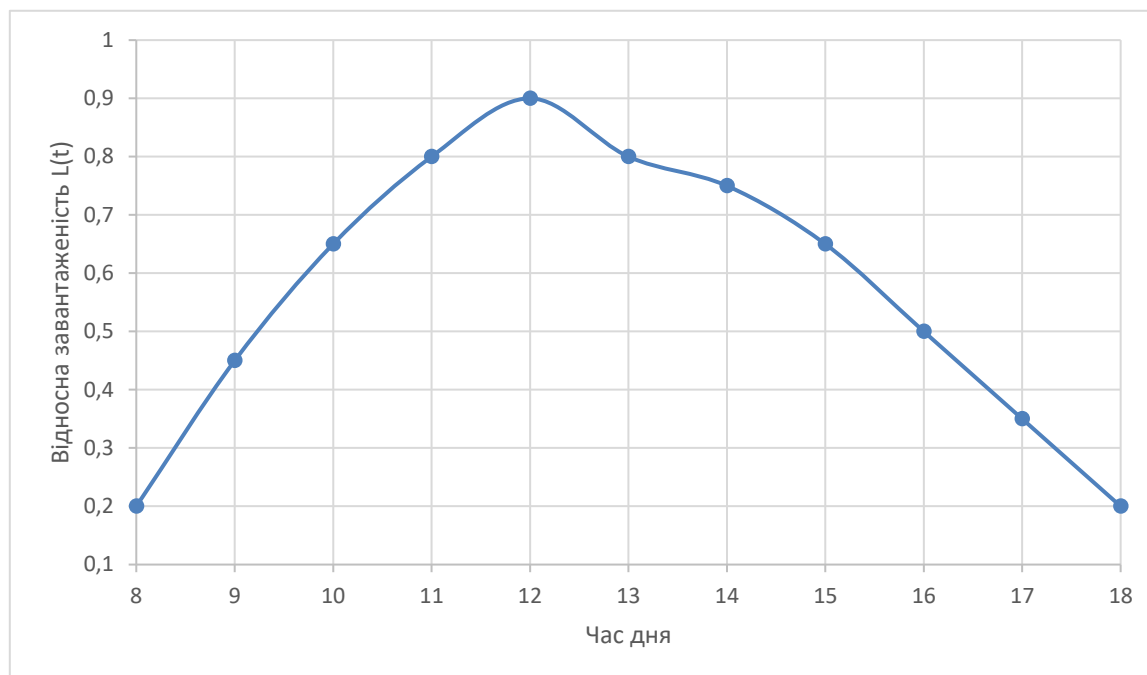


Рис.1. Динаміка завантаженості офісу протягом робочого дня

Графічна інтерпретація цієї залежності представлена на рисунку 1. Графік демонструє зміну відносної завантаженості робочих місць у часовому інтервалі з 8:00 до 18:00 та дозволяє оцінити пікові години навантаження. Така модель створює основу для оптимізації алгоритмів бронювання, прогнозування попиту на робочі місця та більш ефективного розподілу ресурсів офісної інфраструктури.

Окрім прогнозування, важливим завданням є оптимізація розподілу робочих місць. Формально її можна подати як задачу мінімізації функції втрат:

$$f = \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m c_{i,j} \cdot x_{i,j},$$

де $c_{i,j}$ – коефіцієнт, що відображає нерівномірність використання, потенційні конфлікти або неефективне резервування. Подібні підходи до оптимізації ресурсів на основі прогнозної інформації розглядаються в роботах з управління енергоефективністю та просторовою адаптацією будівель [13]. Додатковими обмеженнями є: одне місце не може бути закріплене за двома користувачами в один момент часу; користувач може мати лише одне активне бронювання на конкретний часовий слот; зберігається відповідність типу робочого місця потребам користувача.

Аналіз практичних рішень показує, що поєднання прогнозування та оптимізації доповнюється механізмами автоматичного сповіщення користувачів про повторні або потенційно конфліктні бронювання. Це дозволяє зменшити перевантаження окремих зон і забезпечити більш рівномірний розподіл ресурсів.

Водночас використання сенсорних технологій (зокрема omnidirectional відеосенсорів низької роздільності або датчиків присутності) підвищує точність оцінки фактичної заповнюваності. Інтеграція таких даних у модель прогнозування зменшує похибку між заброньованими та реально використаними місцями, що підтверджується сучасними дослідженнями в галузі детекції присутності та нейромережевої обробки даних [14].

Порівняльний аналіз дозволив виокремити сильні та слабкі сторони такого підходу. Таким чином, сильними сторонами є: підвищення точності прогнозування завантаженості; зменшення конфліктів бронювання; адаптація до індивідуальних патернів користувачів; більш рівномірний розподіл офісного простору; зниження непродуктивного простою робочих місць. А до слабких можна віднести: залежність від якості та обсягу історичних даних; ризики, пов'язані з конфіденційністю; складність інтеграції в існуючі корпоративні системи; потреба у балансуванні між інтерпретованістю та точністю моделей.

Отримані результати дозволяють обґрунтувати доцільність використання гібридного підходу, що поєднує поведінкове прогнозування, оптимізаційні алгоритми та механізми адаптивного сповіщення користувачів. Така формалізована модель створює основу для побудови інтелектуальної системи управління офісним простором, здатної враховувати як статистичні закономірності, так і індивідуальний контекст роботи співробітників.

Таким чином, запропонована математична та алгоритмічна інтерпретація результатів дослідження логічно підводить до узагальнення ролі штучного інтелекту в управлінні офісним простором та визначення перспектив подальших досліджень у цьому напрямі.

Програмна реалізація інтелектуальної системи управління офісним простором Архітектура програмного забезпечення

На основі результатів теоретичного аналізу та формалізованої моделі прогнозування заповнюваності офісного простору було розроблено архітектуру програмного забезпечення інтелектуальної системи управління бронюванням робочих місць. Архітектурне рішення базується на мікросервісному підході, що забезпечує модульність, горизонтальну масштабованість та можливість незалежного оновлення окремих компонентів системи без порушення функціонування інших. Подібний підхід до побудови сервіс-орієнтованих архітектур для інтелектуальних будівель обґрунтовано у роботі [15], де продемонстровано переваги мікросервісного стилю для інтеграції різнорідних джерел даних у контексті «розумного міста».

Архітектура системи складається з чотирьох основних рівнів.

Рівень збору даних забезпечує отримання інформації з різних джерел: сенсорів присутності (PIR-датчики, ультразвукові датчики), точок доступу Wi-Fi, корпоративних календарних систем та інтерфейсу користувача. На цьому рівні функціонують адаптер-конектори, що нормалізують дані з різнорідних джерел до єдиного формату подій. Кожна подія містить ідентифікатор робочого місця, мітку часу, тип дії (бронювання, реєстрація, звільнення) та ідентифікатор користувача у знеособленому вигляді.

Рівень обробки та аналізу містить ядро системи. Цей рівень включає три ключові підсистеми: модуль агрегації часових рядів, модуль побудови та оновлення прогнозних моделей (реалізований на основі алгоритмів градієнтного бустингу та рекурентних нейронних мереж) і модуль генерації рекомендацій. Архітектурно цей рівень побудований за патерном конвеєрної обробки, де дані послідовно проходять етапи фільтрації, трансформації ознак, прогнозування та формування результатів.

Рівень бізнес-логіки відповідає за управління процесами бронювання, дотримання обмежень (одне місце – один користувач у конкретний часовий слот), автоматичне сповіщення про повторне бронювання та вирішення конфліктних ситуацій. Саме на цьому рівні реалізується оптимізаційна задача мінімізації функції втрат, описана у розділі результатів дослідження.

Рівень представлення забезпечує взаємодію з кінцевими користувачами через веб-інтерфейс та мобільний застосунок, а також надає REST API для інтеграції з корпоративними інформаційними системами. Адміністративна панель дозволяє переглядати аналітику завантаженості, налаштовувати параметри прогнозних моделей та керувати політиками бронювання.

Взаємодія між рівнями здійснюється через брокер повідомлень, що забезпечує асинхронну комунікацію та відмовостійкість [12]. Така архітектура дозволяє обробляти

потоки подій у режимі, близькому до реального часу, що є критичним для коректного відображення актуального стану завантаженості офісного простору. Ефективність реактивних мікросервісних архітектур для обробки подій у реальному часі в контексті інтелектуальних будівель підтверджується дослідженням [16].

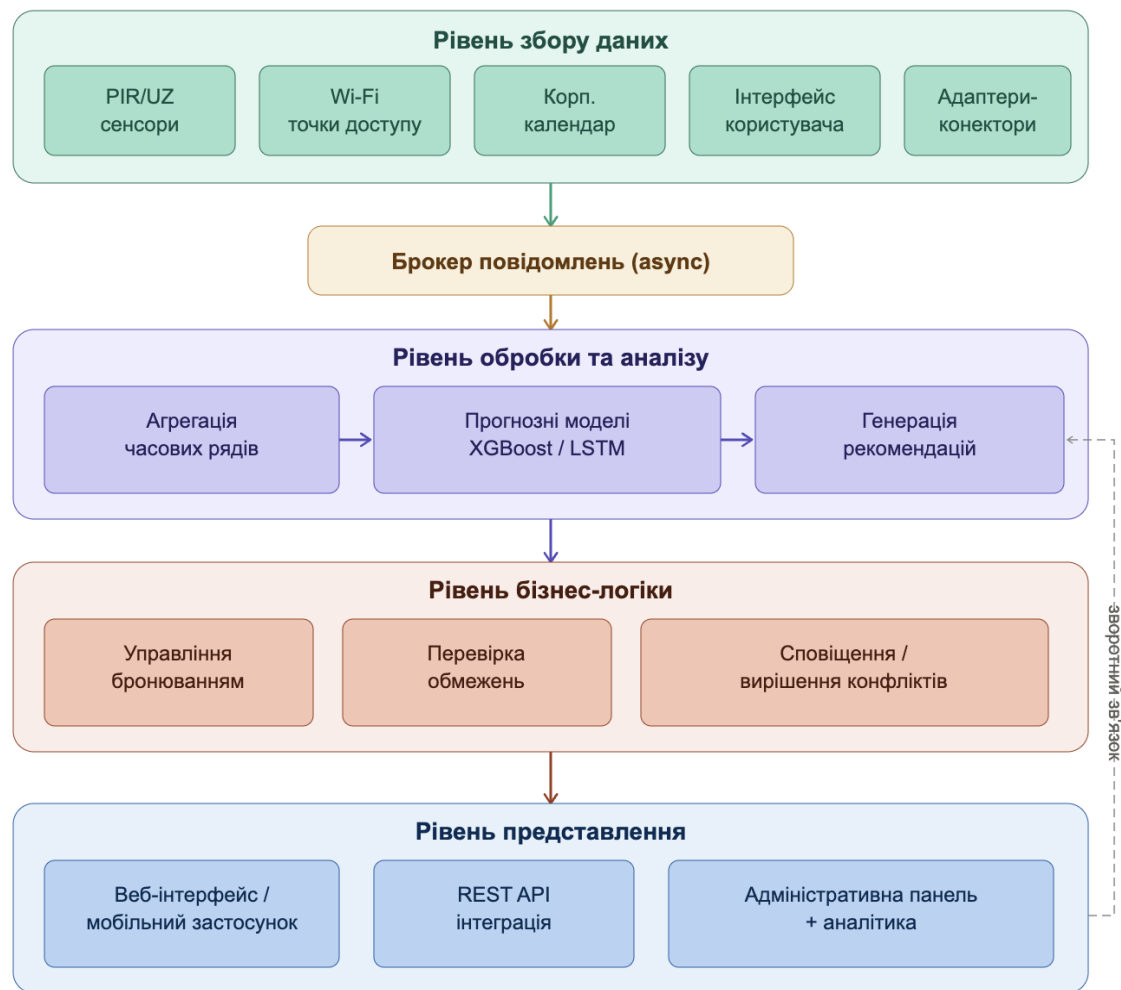


Рис. 2. Архітектура програмного забезпечення системи управління бронюванням робочих місць

Алгоритм роботи інтелектуальної системи

Загальний алгоритм роботи розробленої системи описує послідовність дій від моменту ініціації бронювання користувачем до формування кінцевого результату – підтвердження або модифікації бронювання з урахуванням прогнозованої інформації та поведінкових рекомендацій.

Алгоритм роботи системи включає наступні основні етапи.

Етап 1. Ініціація запиту. Користувач формує запит на бронювання робочого місця, вказуючи бажану дату, часовий інтервал та, опціонально, зону або конкретне робоче місце. Система фіксує параметри запиту та ідентифікатор користувача.

Етап 2. Завантаження профілю користувача. Модуль поведінкового аналізу завантажує історичний профіль користувача, що включає: частоту бронювань за останні N тижнів, переважні робочі зони, типовий час початку та завершення роботи, а також частоту відміни або не явки.

Етап 3. Прогнозування завантаженості. На основі агрегованих історичних даних модуль прогнозування обчислює ймовірність зайнятості кожного робочого місця у запитаному

часовому інтервалі згідно з описаною моделлю $P(x_{\{i,j+1\}} = 1|H)$. Результатом є ранжований список вільних робочих місць із вказівкою прогнозованої ймовірності конфлікту.

Етап 4. Генерація рекомендацій. Система формує рекомендації щодо оптимального робочого місця, враховуючи три групи факторів: індивідуальні переваги користувача F_u , часові характеристики F_t та поточну завантаженість офісу F_o . Якщо користувач систематично обирає одне й те саме місце (більше ніж k разів за останні m тижнів), система ініціює автоматичне сповіщення з пропозицією закріплення цього місця або альтернативного варіанта.

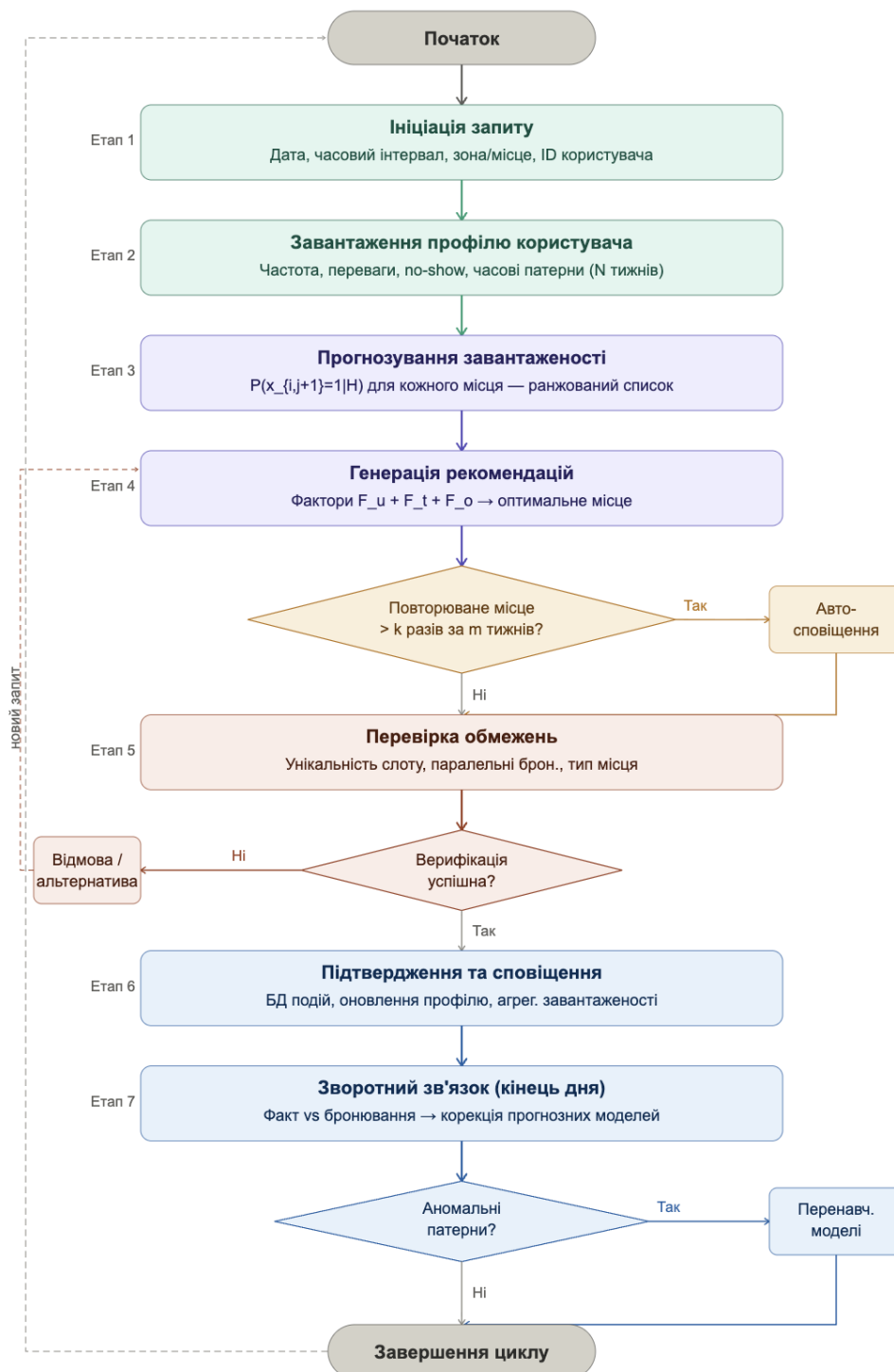


Рис. 3. Блок-схема алгоритму роботи системи бронювання робочих місць

Етап 5. Перевірка обмежень. Модуль бізнес-логіки верифікує дотримання обмежень: унікальність бронювання місця в часовому слоті, відсутність паралельних бронювань у користувача, відповідність типу місця потребам (стандартне, з монітором, переговорна зона тощо).

Етап 6. Підтвердження та сповіщення. У разі успішної верифікації бронювання підтверджується, а результат фіксується в базі даних подій. Паралельно оновлюється профіль користувача та перераховуються агреговані показники завантаженості. Якщо система виявляє повторне бронювання місця, яке часто використовується іншим користувачем, генерується сповіщення обом сторонам із пропозицією компромісного рішення.

Етап 7. Зворотний зв'язок. Після завершення робочого дня система порівнює заброньовані та фактично використані місця (на основі даних сенсорів) і коригує прогнозні моделі з урахуванням відхилень. Цей етап забезпечує механізм безперервного навчання моделей та адаптацію до змін у поведінці користувачів.

Загальна складність алгоритму для одного запиту визначається як $O(n \cdot \log n)$, де n – кількість робочих місць, що обумовлено етапом ранжування прогнозних оцінок. Модуль прогнозування працює в пакетному режимі з періодичністю оновлення моделей раз на добу та інкрементальним оновленням прогнозів у режимі реального часу при надходженні нових подій. Доцільність такого підходу підтверджується порівняльними дослідженнями моделей машинного навчання та глибокого навчання на стаціонарних часових рядах, де показано, що вибір між XGBoost та LSTM суттєво залежить від характеру вхідних даних та вимог до швидкості оновлення [17].

Для формалізації функціональних вимог до системи та визначення ролей взаємодії було розроблено діаграму використання. Діаграма описує чотири категорії акторів та їх взаємодію з функціональними модулями системи.

Актор «Співробітник» є основним користувачем системи та має доступ до таких прецедентів використання: «Створити бронювання робочого місця», «Переглянути рекомендації», «Отримати сповіщення про повторне бронювання», «Переглянути історію бронювань», «Скасувати бронювання» та «Оцінити якість рекомендації».

Актор «Адміністратор офісу» має розширені права та взаємодіє з прецедентами: «Переглянути аналітику завантаженості», «Налаштувати параметри зон», «Керувати правилами бронювання», «Експортувати звіти» та «Налаштувати пороги автоматичного сповіщення». Адміністратор також має доступ до прецеденту «Моніторинг стану сенсорів», що дозволяє відстежувати працездатність обладнання збору даних.

Актор «Система (автоматичний агент)» представляє внутрішні автоматизовані процеси та ініціює такі прецеденти: «Оновити прогнозну модель», «Згенерувати автоматичне сповіщення», «Агрегувати дані сенсорів», «Виявити аномальні патерни бронювання» та «Порівняти заброньовані та фактично використані місця». Останній прецедент є ключовим для механізму зворотного зв'язку, описаного в алгоритмі роботи.

Актор «Зовнішня система» представляє інтегровані корпоративні сервіси (календарна система, HR-система, корпоративний месенджер) та взаємодіє через прецеденти «Синхронізувати календар», «Отримати дані про структуру підрозділів» та «Надіслати сповіщення через зовнішній канал».

Між прецедентами визначено зв'язки узагальнення: прецеденти «Створити бронювання на день» та «Створити регулярне бронювання» є спеціалізаціями загального прецеденту «Створити бронювання робочого місця». Це дозволяє гнучко адаптувати логіку бронювання для одноразових та повторюваних запитів.

Розроблена діаграма використання містить 18 прецедентів та 4 актори, що повністю покриває виявлені функціональні вимоги до мінімально функціональної версії системи.

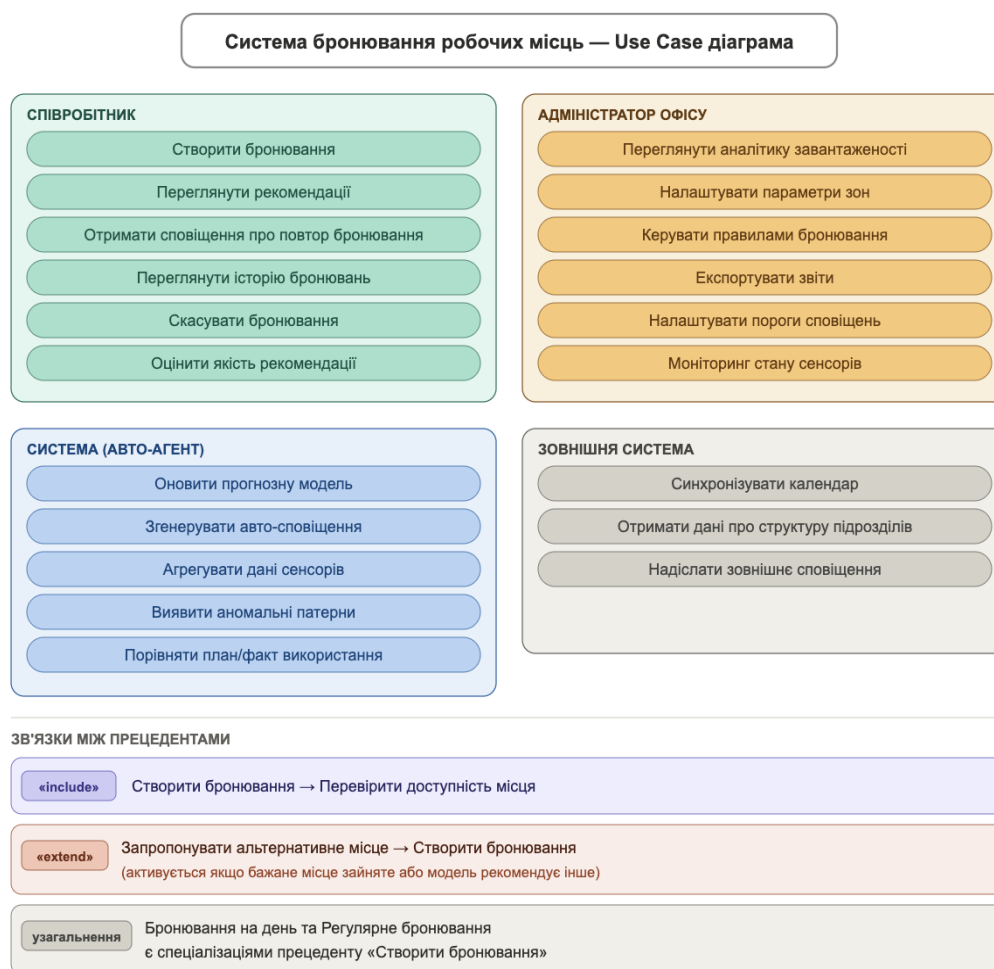


Рис. 4. Use Case діаграма системи бронювання робочих місць

Тестування інтелектуальної системи та порівняльний аналіз результатів

Тестування розробленого прототипу проводилось на трьох рівнях, а саме, модульне тестування окремих компонентів, інтеграційне тестування взаємодії між модулями та навантажувальне тестування для оцінки продуктивності системи під різними режимами експлуатації.

Модульне тестування охоплювало перевірку коректності роботи модуля прогнозування, модуля перевірки обмежень та модуля генерації сповіщень. Для модуля прогнозування було підготовлено набір тестових даних, що включав 12 000 записів бронювань за 6 місяців роботи умовного офісу на 60 робочих місць із 80 співробітниками. Дані були поділені в пропорції 70/15/15 на навчальну, валідаційну та тестову вибірки з дотриманням хронологічного порядку, щоб уникнути витоку інформації з майбутнього в минуле.

Інтеграційне тестування перевіряло коректність наскрізних сценаріїв: від ініціації запиту користувачем до отримання підтвердження бронювання та генерації сповіщень. Було розроблено 24 тестових сценарії, що покривають основні та граничні випадки використання системи, зокрема одночасне бронювання одного місця двома користувачами, спроби створення паралельних бронювань, обробку відміни та повторного бронювання.

Оцінка якості прогнозування проводилася за чотирма метриками: точність, повнота, прецизійність та F1-score. Результати порівняння трьох алгоритмів прогнозування наведено в таблиці 1.

Результати свідчать, що рекурентна нейронна мережа архітектури LSTM показала найкращі результати за всіма метриками, що пояснюється її здатністю враховувати послідовні

залежності у часових рядах бронювань. Водночас алгоритм градієнтного бустингу забезпечує прийнятну точність при значно меншому часі навчання (12 секунд проти 340 секунд для LSTM на аналогічному обсязі даних), що робить його більш доцільним для систем із обмеженими обчислювальними ресурсами або потребою у частому перенавчанні.

Таблиця 1

Порівняння алгоритмів прогнозування заповнюваності

Алгоритм	Точність	Прецизійність	Повнота	F1-score
Логістична регресія	0,79	0,76	0,81	0,78
Градiєнтний бустинг (XGBoost)	0,88	0,86	0,89	0,87
LSTM (рекурентна мережа)	0,91	0,89	0,92	0,90

Логістична регресія, незважаючи на нижчі показники точності, демонструє найвищу інтерпретованість результатів, що є критично важливим для систем, де адміністратори потребують пояснення причин тієї чи іншої рекомендації. Таким чином, вибір алгоритму має визначатися балансом між точністю, інтерпретованістю та обчислювальними витратами відповідно до конкретних організаційних потреб.

Для позиціонування розробленого прототипу було проведено порівняльний аналіз із трьома комерційними рішеннями – Spacewell, Smartway2 та ti&m Places. Порівняння висвітлено у таблиці 2.

Таблиця 2

Порівняння функціональних характеристик систем

Критерій	Spacewell	Smartway2	ti&m Places	Прототип
Прогнозування заповнюваності	Так (сенсорне)	Частково	Так	Так
Поведінковий аналіз	Обмежений	Обмежений	Так	Так
Автоматичне сповіщення про повторне бронювання	Ні	Так	Частково	Так
Рекомендації щодо робочих місць	Ні	Ні	Так	Так
Адаптація до зміни поведінки	Ні	Ні	Частково	Так
Оптимізація розподілу навантаження	Частково	Ні	Частково	Так
Інтерпретованість прогнозів	Не достатня	Не достатня	Не достатня	Так
Підтримка декількох алгоритмів ML	Ні	Ні	Ні	Так

Порівняльний аналіз засвідчує, що комерційні рішення переважно фокусуються на окремих аспектах управління офісним простором – сенсорний моніторинг у Spacewell, автоматичне сповіщення у Smartway2, рекомендації у ti&m Places, тоді як запропонований прототип реалізує комплексний підхід, що поєднує прогнозування, поведінковий аналіз, оптимізацію та адаптивне сповіщення в єдиній архітектурі.

Навантажувальне тестування проводилось з метою визначення пропускну здатності системи та характеристик деградації продуктивності при зростанні кількості одночасних запитів. Тестування здійснювалось на віртуальному сервері з конфігурацією: 4 vCPU, 16 ГБ оперативної пам'яті, SSD-сховище. Результати навантажувального тестування представлені в таблиці 3.

Таблиця 3

Результати навантажувального тестування

Показник	50 запитів	100 запитів	150 запитів	200 запитів	250 запитів
Середній час відгуку, мс	145	210	340	580	1200
95-й перцентиль, мс	280	390	620	950	2400
Частка помилок, %	0	0,1	0,3	1,2	4,7
Утилізація CPU, %	25	42	65	80	92
Утилізація RAM, %	40	48	55	63	74

Аналіз результатів засвідчує, що система забезпечує прийнятний рівень продуктивності – час відгуку до 500 мс для офісів із чисельністю до 150 одночасних користувачів на базі мінімальної серверної конфігурації. Для масштабування на рівень великих підприємств, де 500+ співробітників, необхідне горизонтальне масштабування сервісу прогнозування та впровадження кешування результатів прогнозів із інвалідацією при надходженні нових подій бронювання.

Окремо було оцінено вплив розміру історичних даних на час відгуку модуля прогнозування. При зростанні обсягу навчальної вибірки з 5 000 до 50 000 записів час генерації прогнозу для одного робочого місця зростає лінійно – від 8 мс до 35 мс. Це підтверджує доцільність використання інкрементального підходу до оновлення моделей замість повного перенавчання при кожному новому записі.

Результати тестування та моделювання підтверджують працездатність запропонованої архітектури та алгоритмів для систем управління офісним простором середнього масштабу та визначають напрямки оптимізації для масштабування на рівень великих організацій.

Висновки і перспективи подальших досліджень

У статті показано, що сучасні системи управління офісним простором дедалі активніше використовують штучний інтелект для аналізу поведінки користувачів та оптимізації процесів бронювання робочих місць. Технології ШІ дозволяють прогнозувати патерни використання ресурсів, автоматично повідомляти користувачів про повторне бронювання, зменшувати конфлікти та підвищувати ефективність розподілу офісного простору.

Розглянуто практичні приклади платформ для бронювання робочих місць, які успішно інтегрують поведінковий аналіз користувачів та прогнозні моделі, що дозволяє автоматизувати рекомендації щодо вибору робочого місця та підвищувати комфорт співробітників. Аналіз показав, що ефективне поєднання сенсорних технологій, алгоритмів прогнозування та автоматичного сповіщення створює нову якість управління офісним

простором, підвищує продуктивність команд та дозволяє економити ресурси. Представлено архітектуру програмного забезпечення інтелектуальної системи управління бронюванням робочих місць. Архітектурне рішення базується на мікросервісному підході, що забезпечує модульність, горизонтальну масштабованість та можливість незалежного оновлення окремих компонентів системи без порушення функціонування інших. Окрему увагу приділено алгоритму роботи системи із використанням агентів ШІ. Результати тестування та моделювання підтверджують працездатність запропонованої архітектури та алгоритмів для систем управління офісним простором середнього масштабу та визначають напрямки оптимізації для масштабування на рівень великих організацій.

Перелік посилань

1. Вербівська Л. В. Штучний інтелект в управлінні підприємством: переваги та виклики. *Problems of Modern Transformations. Series: Economics and Management*, (10). 2023. DOI: <https://doi.org/10.54929/2786-5738-2023-10-04-06>.
2. Timothy Callemeyn, Kristof Van Beeck, Toon Goedemé. Anyone here? Smart embedded low-resolution omnidirectional video sensor to measure room occupancy. *Computer Vision and Pattern Recognition*. 2020. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2007.04934>.
3. Iqbal H. Sarker, Alan Colman, Jun Han, Asif Irshad Khan, Yoosef B. Abushark, Khaled Salah. BehavDT: A Behavioral Decision Tree Learning to Build User-Centric Context-Aware Predictive Model. *Machine Learning*. 2019. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2001.00621>.
4. Sebastian Smeenk. Smart Offices: The Future of Workspaces in a Digital Economy. *EDGE Workspaces*. 2024. URL: <https://www.edgeworkspaces.com/smart-offices-the-future-of-workspace>.
5. Office Space Reservation System – Workplace. Spacewell. 2025. URL: <https://spacewell.com/workplace-management-software/office-space-reservation-system>.
6. Violeta Motuzienė, Jonas Bielskus, Vilūnė Lapinskienė and Genrika Rynkun. Office building's occupancy prediction using extreme learning machine model with different optimization algorithms. *Environmental and Climate Technologies*. 2021. Volume 25. Issue 1. P. 525 - 536. DOI: <https://doi.org/10.2478/rtuct-2021-0038>.
7. Zhou X., Cao J., Qu S., Chen X., Zhang H. Occupancy prediction using deep learning approaches across multiple space types: A minimum sensing strategy. *Building and Environment*. 2022. Volume 226. 109689. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109689>.
8. Wang W., Chen J., Hong T. Occupancy prediction through machine learning and data fusion of environmental sensing and Wi-Fi sensing in buildings. *Automation in Construction*. 2018. Volume 94. P. 233-243. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2018.07.007>.
9. Tao Li, Xiangyu Liu, Guannan Li, Xing Wang, Jiangqiaoyu Ma, Chengliang Xu, Qianjun Mao. A systematic review and comprehensive analysis of building occupancy prediction. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2024. Volume 193. 114284. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2024.114284>.
10. The Benefit of AI in Desk Booking. *ti&m Places*. 2024. URL: <https://www.ti8m.com/en/blog/Der-Nutzen-von-KI-bei-der-Arbeitsplatzbuchung-Places>.
11. Як сучасний офіс підвищує продуктивність та ефективність команди. *AIN.UA*. 2025. URL: <https://ain.ua/2025/04/04/yak-suchasniy-ofis-pidvishhuje-produktivnist-komandy-forum-group>.
12. Замрій І.В., Собчук А.В., Лаптев С.О., Лаптева Т.О., Копитко С.Б. Алгоритм контролю та прогнозування функціональної стійкості складних інформаційно-технічних систем. *Телекомунікаційні та інформаційні технології*, 2022, №1 (74). С. 4-14. DOI: <http://doi.org/10.31673/2412-4338.2022.010414>.
13. Irfanullah Khan, Ouarda Zedadra, Antonio Guerrieri, Giandomenico Spezzano. Occupancy Prediction in IoT-Enabled Smart Buildings: Technologies, Methods, and Future Directions. *Sensors*, 2024. 24(11), 3276. DOI: <https://doi.org/10.3390/s24113276>.
14. Aya Nabil Sayed, Sakib Mahmud, Faycal Bensaali, Muhammad E. H. Chowdhury, Yassine Himeur. Optimizing energy efficiency through precise occupancy detection: A tailored CNN architecture for smart buildings and beyond. *Neural Computing and Applications*, 2025. Volume 37. P. 16487–16503. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-025-11348-6>.
15. Chamari L., Petrova E., Pauwels P. An End-to-End Implementation of a Service-Oriented Architecture for Data-Driven Smart Buildings. *IEEE Access*, vol. 11, pp. 117261-117281, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3325767>.
16. Freire G., Paucar H., Estrella J. A distributed software architecture based on reactive microservices for the Smart Building context. *LADC '23: Proceedings of the 12th Latin-American Symposium on Dependable and Secure Computing*. 2023. P. 168 – 169. DOI: <https://doi.org/10.1145/3615366.3622790>.
17. Domenico Santoro, Tiziana Ciano, Massimiliano Ferrara. A comparison between machine and deep learning models on high stationarity data. *Scientific Reports*. 2024. 14, Article number: 19409. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-70341-6>.

Iryna Zamrii

Doctor of Sciences (Engineering), Professor, Professor of the Department of Intellectual Technologies
Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine
ORCID: 0000-0001-5681-1871
E-mail: iryna.zamrii@knu.ua

Vitalii Zalyva

Doctor of Philosophy (PhD), Associate Professor at the Department of Software Engineering
State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine
ORCID: 0009-0002-0857-2209
E-mail: v.zalyva@duikt.edu.ua

Valentyn Tkachyshchen

Student of the Department of Software Engineering, Group PDM-51
State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine
ORCID: 0009-0001-3403-5928
E-mail: st01246395@stud.duikt.edu.ua

Yurii Zadontsev

Candidate of technical science, Associate Professor at the Department of Software Engineering
State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine
ORCID: 0009-0007-2192-4746
E-mail: y.zadontsev@duikt.edu.ua

INTELLIGENT OFFICE SPACE MANAGEMENT SYSTEM BASED ON USER BEHAVIOR ANALYSIS

The article discusses modern approaches to the use of artificial intelligence for analyzing user behavior in office space management systems. Particular attention is paid to artificial intelligence methods for predicting patterns of workplace bookings, analyzing the frequency and preferences of users for specific work areas, as well as automatic notification of re-booking of the same place. Practical examples of modern solutions on the market, such as Spacewell, Smartway2 and ti&m Places, are considered, which demonstrate the integration of machine learning algorithms to optimize the use of office space, increase the efficiency of bookings and reduce conflicts between users. Special attention is paid to issues of privacy and ethical aspects of data collection, as well as methods for ensuring user confidentiality when using sensor technologies and systems for monitoring the occupancy of work areas. Approaches to collecting and processing data on the presence of employees in the office environment are considered, taking into account the requirements of security and transparency of information use. The paper also describes behavioral models and algorithms for building user-oriented predictive models, in particular the BehavDT approach, which allows taking into account historical booking data, time patterns of workplace use, and individual user behavior. The use of such models allows for recommendations on choosing the optimal workplace, increasing the efficiency of office infrastructure use, and reducing the overload of individual work areas. Based on the results of theoretical analysis and a formalized model for predicting office space occupancy, the software architecture of an intelligent workplace reservation management system was developed. The architectural solution is based on a microservice approach, which provides modularity, horizontal scalability, and the ability to independently update individual system components without disrupting the functioning of others. The results of testing and modeling confirm the operability of the proposed architecture and algorithms for medium-scale office space management systems and identify areas for optimization for scaling to the level of large organizations.

Keywords: artificial intelligence, office space management, user behavior analysis, workplace reservation systems, automatic notification, pattern prediction, behavioral models, intelligent systems, space optimization, data privacy.

Надійшла до редакції (Received): 08.08.2026

Прийнята до друку (Accepted): 08.09.2026

Опубліковано онлайн (Available online): 15.09.2026

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

This work is licensed under Creative Commons Attribution-noncommercial-sharealike 4.0 International License