

**Ніщенко Дмитро Олександрович***Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ*  
ORCID 0009-0006-1781-4109**Олейніков Іван Анатолійович***Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ*  
ORCID 0009-0001-3066-4639**ПРОАКТИВНА АРХІТЕКТУРА КЕРУВАННЯ РОЗУМНИМ БУДИНКОМ НА  
ОСНОВІ КОНТЕКСТУАЛЬНИХ НАМІРІВ КОРИСТУВАЧА ТА БАГАТОЦІЛЬОВОЇ  
ОПТИМІЗАЦІЇ**

**Анотація.** Стаття присвячена вирішенню проблеми низької гнучкості та адаптивності існуючих систем керування розумним будинком. Проведений аналіз літературних даних показав, що більшість сучасних підходів покладаються на статичні правила або вимагають складних налаштувань, не враховуючи динамічні та контекстуально-залежні вподобання користувачів. Для подолання цих обмежень у роботі запропоновано та досліджено нову архітектуру проактивного керування. Її ключовими елементами є прогностичне моделювання для оцінки майбутніх станів, багатоцільова оптимізація на основі високорівневих намірів користувача (баланс комфорту та економії), та механізм адаптивного навчання. Наукова новизна підходу полягає у здатності системи навчатися не єдиним глобальним, а контекстуальним намірам, що залежать від умов (наприклад, часу доби та тарифу), аналізуючи ручні втручання користувача як неявний зворотний зв'язок.

Ефективність архітектури було перевірено шляхом проведення 60-денного імітаційного моделювання зі зміною сезонів, де її показники порівнювалися з двома системами на основі правил. Результати показали, що розроблений проактивний агент досяг найвищого рівня комфорту (41.5% часу в цільовій зоні) та зменшив кількість ручних втручань на понад 97% порівняно з базовою моделлю. Доведено, що запропонований підхід дозволяє створювати гнучкі, людино-орієнтовані системи, що самостійно адаптуються до поведінки мешканців, мінімізуючи їхнє когнітивне навантаження.

**Ключові слова:** розумний будинок, проактивне керування, адаптивне навчання, керування на основі намірів, контекстуальні наміри, багатоцільова оптимізація, імітаційне моделювання.

**Nishchenko Dmytro***State university of information and communication technologies, Kyiv*  
ORCID 0009-0006-1781-4109**Oleinikov Ivan***State university of information and communication technologies, Kyiv*  
ORCID 0009-0001-3066-4639**A PROACTIVE ARCHITECTURE FOR SMART HOME CONTROL BASED ON  
CONTEXTUAL USER INTENTS AND MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION**

**Abstract.** This paper addresses the problem of low adaptability and flexibility in existing smart home control systems. An analysis of the existing literature reveals that most current approaches rely on static rules, failing to account for dynamic, context-dependent user preferences. To overcome these limitations, this work proposes and investigates a novel proactive control architecture. Its key elements include predictive modeling to evaluate future states, multi-objective optimization based on high-level user intents (e.g., the balance between comfort and economy), and an adaptive learning mechanism. The novelty of the approach lies in the system's ability to learn contextual intents (e.g., for different times of day) by analyzing manual user overrides as implicit feedback, rather than learning a single set of global preferences.

The architecture's effectiveness was validated through a 60-day simulation with seasonal changes and dynamic tariffs, comparing its performance against two rule-based systems. The results demonstrate that the proactive agent achieved the highest level of comfort (41.5% of the time in the target zone) and, most importantly, reduced the number of manual interventions by over 97% compared to the baseline model. It is proven that the proposed approach enables the creation of flexible, human-centric systems that autonomously adapt to inhabitants' behavior, thereby minimizing their cognitive load.

**Keywords:** smart home, proactive control, adaptive learning, intent-based control, contextual intents, multi-objective optimization, simulation modeling.

## 1. Вступ.

Інтеграція інтелектуальних технологій у житлові простори, відома як концепція "розумного будинку", стрімко перетворюється на повсякденну реальність. Такі системи пропонують безпрецедентний рівень комфорту, безпеки та ефективності використання ресурсів. Враховуючи, що житловий сектор є одним із ключових споживачів енергетичних ресурсів, розробка інтелектуальних механізмів керування має не лише економічне, але й значне екологічне значення.

Однак, попри значний прогрес, більшість сучасних систем домашньої автоматизації продовжують покладатися на статичну, реактивну парадигму керування, що базується на жорстко визначених правилах формату "ЯКЩО-ТО" (IF-THEN). Такі системи, хоч і прості в реалізації, мають фундаментальні недоліки. Вони є негнучкими та нездатними адаптуватися до динамічної природи реального світу, яка включає зміни погодних умов, коливання тарифів на електроенергію та, що найважливіше, унікальні та мінливі вподобання самих користувачів. Наприклад, бажання людини підтримувати комфортну температуру ввечері може прямо суперечити її прагненню до економії в денні години пікового навантаження на електромережу. Це призводить до недостатньо оптимальної роботи системи і постійної потреби в ручному втручанні, що нівелює саму ідею автоматизації та, як наслідок, до низької задоволеності користувачів, які змушені постійно втручатися в роботу системи вручну, що нівелює саму ідею автоматизації.

Для вирішення цієї проблеми у даній роботі пропонується нова архітектура проактивного керування розумним будинком. На відміну від традиційних реактивних підходів, запропонована система не просто реагує на поточні події, а використовує прогностичне моделювання для оцінки майбутніх наслідків своїх потенційних дій. Керування здійснюється на основі високорівневих, інтуїтивно зрозумілих намірів користувача таких, як баланс між комфортом та економією. Внесок цієї роботи полягає у розробці та валідації даної концептуальної моделі за допомогою комплексного імітаційного стенду.

## 2. Аналіз літературних даних і постановка проблеми.

Сучасні дослідження в галузі систем керування розумним будинком (РБ) зосереджені на подоланні обмежень традиційних підходів та створенні більш гнучких, адаптивних та людино-орієнтованих рішень. Аналіз існуючої наукової літератури дозволяє виділити кілька ключових напрямків розвитку та невирішених проблем.

Основою для автоматизації РБ тривалий час слугували системи на основі статичних правил, що функціонують за принципом "Якщо-То" (IF-THEN), також відомі як Trigger-Action Programming (TAP) [11]. Головними перевагами таких систем є їхня простота, передбачуваність та детермінованість. Однак їхня фундаментальна вада полягає у відсутності гнучкості. Вони нездатні адаптуватися до динамічних змін у середовищі чи до складних, неявних вподобань користувачів, що призводить до необхідності створення великої кількості правил для опису всіх можливих сценаріїв та вимагає постійного ручного втручання з боку мешканців.

Для вирішення проблеми статичності активно застосовуються методи машинного навчання (МН), зокрема навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL) [1, 2, 12]. RL-агенти здатні навчатися оптимальним стратегіям керування, самостійно знаходячи баланс між суперечливими цілями, такими як енергоефективність та комфорт користувача [2]. Такі системи демонструють високу ефективність в оптимізаційних задачах. Проте вони часто вимагають значних обсягів даних для навчання, а процес прийняття рішень може бути непрозорим для кінцевого користувача (проблема "чорної скриньки"), що ускладнює довіру до системи та її налаштування [9].

Паралельно розвивається напрямок контекстно-обізнаних систем (context-aware systems), які прагнуть приймати рішення, враховуючи максимально широкий спектр інформації: час доби, місцезнаходження користувача, його поточну діяльність, погодні умови тощо [1, 5]. Для моделювання складних контекстів використовуються такі підходи, як мета-моделювання, нечітка логіка та багатоагентні системи [1, 3, 6]. Важливою складовою таких систем є моделювання вподобань користувача. Однак більшість існуючих підходів або вимагають явного та детального налаштування цих вподобань, або не здатні ефективно адаптуватися до їх динамічних змін, які залежать від контексту [7]. Дослідження показують, що користувачі схильні виражати свої бажання в природній, часто неоднозначній формі, що створює значний розрив між людським наміром та формальною мовою автоматизації [4].

Таким чином, аналіз літературних даних виявляє наступну наукову проблему, а саме попри значні досягнення, бракує архітектури, яка б одночасно поєднувала:

1. Проактивність: здатність діяти на випередження, використовуючи прогнози майбутніх

- станів, на відміну від суто реактивних систем на правилах.
2. Керування на основі намірів: можливість керувати системою через високорівневі, інтуїтивно зрозумілі цілі (напр., "баланс комфорту та економії"), а не через десятки низькорівневих правил [4].
  3. Динамічну адаптацію: здатність навчатися цим намірам неявно, аналізуючи звичайну поведінку користувача (напр., ручні втручання в роботу системи), без необхідності у великих наборах даних для тренування складних МН-моделей.
  4. Контекстуальну чутливість: здатність розуміти, що вподобання користувача не є сталими, а залежать від контексту (напр., часу доби, тарифу на електроенергію).

Постановка проблеми. Існуючі підходи не пропонують комплексного рішення для мінімізації сукупних витрат, які включають не лише вартість енергії та рівень дискомфорту, але й "вартість зусиль користувача", що виражається у частоті ручних втручань. Задача полягає в розробці та дослідженні такої архітектури керування розумним будинком, яка б могла автономно навчатися контекстуально-залежним намірам користувача і на їх основі проактивно приймати оптимальні рішення в динамічному середовищі.

### 3. Мета і задачі дослідження.

Метою дослідження є розробити та дослідити ефективність архітектури проактивного керування розумним будинком, здатної адаптуватися до динамічних, контекстуально-залежних вподобань користувача та знаходити баланс між суперечливими цілями комфорту та економії для підвищення рівня комфорту користувачів і оптимізації процесу управління параметрами.

Для досягнення поставленої мети були визначені наступні задачі:

- Проаналізувати існуючі підходи до управління системами розумного будинку.
- Формалізувати архітектуру та принципи роботи проактивного керування розумним будинком
- Спроекувати модульну архітектуру, що включає прогностичний компонент, ядро прийняття рішень на основі намірів та модуль адаптивного навчання.
- Реалізувати імітаційний стенд, що моделює мікроклімат у приміщенні, зміну сезонів та динамічні тарифи на енергію.
- Провести порівняльний аналіз розробленої системи з двома базовими моделями: простою та вдосконаленою системою на основі правил.
- Оцінити ефективність за комплексом метрик: фінансові витрати, рівень комфорту та кількість ручних втручань.

### 4. Результати дослідження.

Запропонована архітектура системи проактивного керування розумним будинком (рис. 1) спроектована як модульна, масштабована та інтелектуальна структура, що реалізує парадигму керування на основі намірів користувача. Вона складається з трьох логічно відокремлених, але тісно взаємопов'язаних блоків: блоку середовища і взаємодії, ядра проактивного керування та блоку знань і адаптації.

Архітектура Системи Проактивного Керування Розумним Будинком

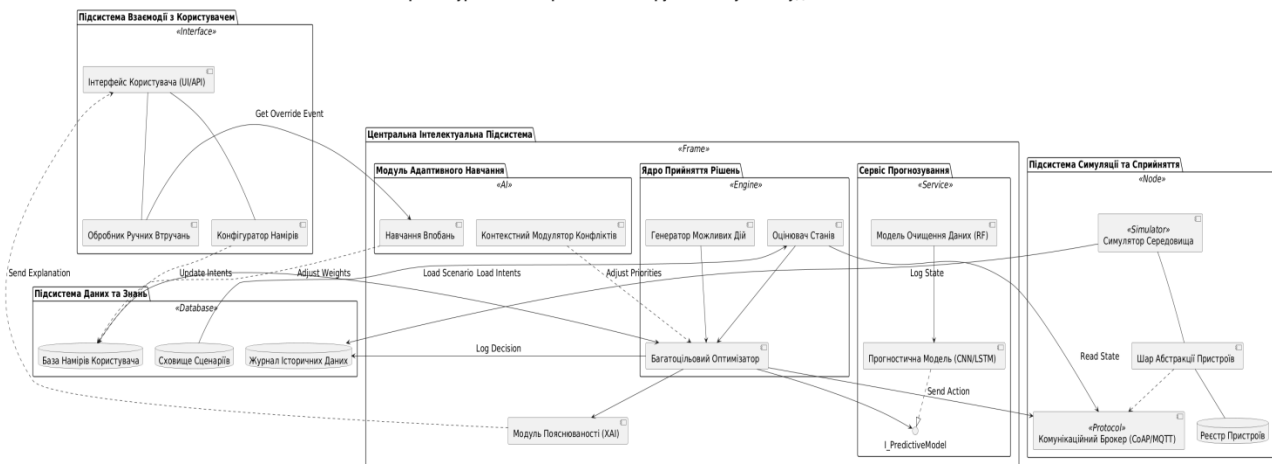


Рис. 1. UML діаграма компонентів архітектури системи проактивного керування розумним будинком

Блок Середовища та Взаємодії виконує роль інтерфейсу між цифровою моделлю керування та імітованим середовищем. Його ключовим компонентом є Симулятор Середовища, що відтворює динаміку фізичних процесів у будинку (напр., зміну температури) та зовнішні умови. Цей блок абстрагує деталі апаратної реалізації та комунікаційних протоколів, надаючи стандартизовані дані про стан середовища та приймаючи керуючі команди.

Ядро Проактивного Керування є центральним обчислювальним компонентом, що відповідає за аналіз, прогнозування та прийняття оптимальних рішень. Його робота ґрунтується на проактивному циклі "генеруй-прогнозуй-оцінюй":

Рушій Прийняття Рішень аналізує поточний стан середовища та генерує набір потенційних керуючих дій.

Прогностична Модель для кожної потенційної дії надає прогноз майбутнього стану середовища. В рамках даного дослідження використовується ідеальна модель "білої скриньки" для фокусування на ефективності самого механізму прийняття рішень.

Багатоцільовий Оптимізатор оцінює кожен прогнозований стан, використовуючи формалізовану функцію корисності, що базується на поточних намірах користувача, та обирає дію з найвищою оцінкою.

Блок Знань та Адаптації є сховищем інформації та забезпечує еволюцію системи. Він містить Сховище Знань, де зберігаються контекстуальні наміри користувача у вигляді ваг пріоритетів між цілями (напр., комфортом та економією) для різних ситуацій. Ключовим елементом цього блоку є Модуль Адаптивного Навчання. Він аналізує випадки, коли користувач скасовує автоматичне рішення системи (ручні втручання), і використовує цю інформацію як неявний зворотний зв'язок для коригування ваг пріоритетів у відповідному контексті. Такий підхід дозволяє системі динамічно навчатися складним та неявним вподобанням мешканців [4, 7].

Робочий цикл системи ініціюється зміною стану в Симуляторі. Ядро Прийняття Рішень, отримавши поточний стан та релевантні контекстуальні наміри зі Сховища Знань, виконує проактивний цикл, обирає та передає на виконання оптимальну дію. Весь процес логується, дозволяючи системі накопичувати досвід та вдосконалювати свої стратегії з часом, що відповідає сучасним підходам до створення інтелектуальних систем [1, 8].

#### 4.1. Математична модель прийняття рішень

В основі роботи проактивного агента лежить математична модель, що формалізує процес прийняття рішень. Модель базується на принципі максимізації функції корисності (Utility Function), яка оцінює прогнозовані наслідки кожної потенційної дії з точки зору поточних намірів користувача.

Стан середовища в момент часу  $t$  визначається вектором  $S_t$ :

$$S_t = (T_{in,t}, T_{out,t}, H_t, C_t),$$

де  $T_{in,t}$  – внутрішня температура в приміщенні ( $^{\circ}\text{C}$ ),  $T_{out,t}$  – зовнішня температура ( $^{\circ}\text{C}$ ),  $H_t$  – година доби (від 0 до 23.75),  $C_t$  – поточний тариф на електроенергію (напр., 0 для нічного, 1 для пікового).

Агент може виконати одну дію  $a_t$  із скінченного набору можливих дій  $A = \{a_0, a_1, \dots, a_n\}$ , де кожна дія відповідає певному режиму роботи обігрівача з потужністю  $\text{Power}(a_i)$ .

Проактивність системи забезпечується прогностичною функцією  $P$ , яка для поточного стану  $S_t$  та гіпотетичної дії повертає прогнозований стан середовища  $S'_{t+1}$  у наступний момент часу:  $S'_{t+1} = P(S_t, a)$ . Ця функція інкапсулює фізичну модель середовища.

Наміри користувача представлені у вигляді вагових коефіцієнтів, що залежать від поточного контексту. Контекст визначається функцією  $K(S_t)$ , яка на основі стану (напр., години доби та тарифу) повертає ключ контексту (напр., "evening peak"). Ваги для даного контексту визначаються як:

$$W(K(S_t)) = (w_{\text{comfort}}, w_{\text{energy}})$$

$$w_{\text{comfort}} + w_{\text{energy}} = 1$$

Ці ваги динамічно оновлюються модулем адаптивного навчання.

Центральним елементом моделі є функція корисності  $U$ , яка оцінює "якість" прогнозованого стану  $S'_{t+1}$ , що є результатом дії  $a_t$  у стані  $S_t$ . Вона є зваженою сумою оцінок комфорту та енергоефективності:

$$U(S'_t(t+1), a_t | S_t) = w_{\text{comfort}} \cdot \text{Score}_{\text{comfort}}(S'_t(t+1)) + w_{\text{energy}} \cdot \text{Score}_{\text{energy}}(a_t, S_t)$$

де  $w_{\text{comfort}}$  та  $w_{\text{energy}}$  є вагами з  $W(K(S_t))$ .

Оцінка комфорту  $\text{Score}_{\text{comfort}}(S'_{t+1})$  має нелінійний, асиметричний характер, щоб стимулювати

агента входити в зону комфорту  $T_{min}, T_{max}$  і жорстко штрафувати за перебування поза нею:

$$\text{Score}_{\text{comfort}}(S'_{t+1}) = \begin{cases} 1 - \frac{|T'_{in,t+1} - T_{\text{center}}|}{T_{\text{max}} - T_{\text{center}}}, & \text{якщо } T_{\text{min}} \leq T'_{in,t+1} \leq T_{\text{max}} \\ P_{\text{base}} - |T'_{in,t+1} - T_{\text{bound}}|, & \text{в іншому випадку} \end{cases}$$

де  $T_{\text{center}}$  — центр зони комфорту,  $P_{\text{base}}$  — великий базовий штраф за дискомфорт (напр., -100),  $T_{\text{bound}}$  — найближча межа зони комфорту  $T_{min}$  або  $T_{max}$ .

Оцінка енергоефективності  $\text{Score}_{\text{energy}}(a_t, S_t)$  розраховується як функція від спожитої потужності та тарифу:

$$\text{Score}_{\text{energy}}(a_t, S_t) = 1 - \left( \frac{\text{Power}(a_t)}{\text{Power}_{\text{max}}} \cdot M(C_t) \right),$$

де  $\text{Power}_{\text{max}}$  — максимальна потужність обігрівача,  $M(C_t)$  — мультиплікатор тарифу (напр., 1 для нічного, 3 для пікового).

На кожному кроці  $t$  агент вирішує оптимізаційну задачу, обираючи дію  $a_t^*$ , яка максимізує функцію корисності:

$$a_t^* = \arg \max_{(a \in A)} U(P(S_t, a), a | S_t)$$

Ця формула є математичним вираженням проактивного, багатоцільового та керованого намірами процесу прийняття рішень, реалізованого в системі.

#### 4.2. Опис імітаційного стенду

Для експериментальної перевірки та порівняльного аналізу розробленої архітектури було створено імітаційний стенд. Стенд реалізовано на мові Python з використанням бібліотеки Gymnasium, що є стандартом для розробки та тестування агентів, які навчаються шляхом взаємодії з середовищем. Модель імітує керування мікрокліматом в одній житловій кімнаті, що дозволяє сфокусуватися на динаміці прийняття рішень в умовах, які змінюються.

Середовище симуляції було розроблено як динамічна система з кроком у 15 хвилин. Його стан описується вектором, що включає поточну температуру в кімнаті, зовнішню температуру, годину доби та поточний тариф на електроенергію. Внутрішня температура розраховується на основі спрощеної фізичної моделі, що враховує тепловтрати через огорожувальні конструкції та теплонадходження від роботи електричного обігрівача. Для підвищення реалістичності та перевірки адаптивності агентів до довгострокових змін, 60-денна симуляція була розділена на два періоди: перші 30 днів імітували "осінній" сезон з помірними зовнішніми температурами, а наступні 30 днів — "зимовий" сезон зі значно нижчими температурами. Крім того, для створення економічного конфлікту з ціллю комфорту, було впроваджено динамічний двозонний тариф на електроенергію ("денний/піковий" та "нічний").

Модель користувача була розроблена для імітації реалістичної поведінки мешканця та генерації зворотного зв'язку для модуля адаптивного навчання. Для користувача визначено зону комфорту в діапазоні 20-22°C. Важливим аспектом моделі є затримка реакції: втручання відбувається не миттєво, а лише після того, як дискомфортні умови тривають протягом певного періоду (в симуляції — 1 година). Це симулює реалістичну толерантність людини до незначних коливань температури. Ручне втручання (override) генерується за двох ключових умов, що відображають складні, контекстуально-залежні вподобання:

1. Пріоритет економії: користувач втручається, якщо система використовує обігрів під час дії дорогого "пікового" тарифу, в той час як температура в кімнаті ще не є критично низькою (вище 19.5°C).
2. Пріоритет комфорту: користувач втручається, якщо система не вмикає обігрів у вечірній час (18:00-23:00), коли температура нижче межі комфорту (20°C).

Така модель користувача дозволяє генерувати осмислений зворотний зв'язок, що відображає нелінійну та залежну від контексту логіку прийняття рішень людиною.

#### 4.3. Хід проведення дослідження та метрики оцінювання.

Для оцінки ефективності запропонованої архітектури було проведено порівняльний аналіз трьох моделей керування (агентів), кожна з яких функціонувала в ідентичних умовах імітаційного стенду.

Моделі керування, що порівнювалися.

Базовий агент на правилах (Rule-Based) — ця модель є реалізацією простого реактивного

підходу до автоматизації. Її логіка базується на жорстких, детермінованих правилах, наприклад, повне вимкнення обігріву під час дії "пікового" тарифу незалежно від рівня комфорту. Цей агент слугує початковим базовим рівнем (baseline) для демонстрації недоліків статичних систем.

Вдосконалений агент на правилах (Advanced-RB) є більш складною версією попередньої і представляє собою сильнішого конкурента. В її логіку закладено більш нюансовані правила, такі як різні цільові температури для дня та ночі, а також механізм гістерезису для уникнення частих перемикачів. Цей агент моделює більш просунутий, але все ще статичний підхід до автоматизації.

Проактивний агент (Proactive) є реалізацією запропонованої в роботі архітектури. На відміну від попередніх, цей агент не керується жорсткими правилами. Він приймає рішення шляхом оптимізації функції корисності, яка динамічно зважає прогнозований рівень комфорту та витрати на основі контекстуальних намірів користувача. Ці наміри є адаптивними і коригуються в процесі роботи на основі аналізу ручних втручань мешканця.

Хід проведення дослідження. Кожен з трьох агентів послідовно керував імітаційним середовищем протягом 60 симуляційних днів. Для забезпечення об'єктивності порівняння, послідовність зовнішніх умов (зміна зовнішньої температури, графік тарифів) була ідентичною для всіх трьох експериментальних запусків. Усі ключові параметри стану системи, дії агентів, реакція симуляційного користувача та показники ефективності фіксувалися з кроком у 15 хвилин для подальшого детального аналізу.

Метрики оцінювання. Для кількісної оцінки та порівняння ефективності агентів було обрано три ключові метрики, що комплексно характеризують їхню роботу з точки зору економічності, якості виконання задачі та зручності для користувача:

1. Сукупні фінансові витрати (грн): Загальна вартість електроенергії, спожитої системою опалення за весь 60-денний період. Метрика розраховується на основі спожитих кВт·год та динамічного тарифу. Вона є прямим показником економічної ефективності агента.
2. Рівень комфорту (% часу): Відсоток загального часу симуляції, протягом якого температура в приміщенні знаходилася у визначеній користувачем зоні комфорту (20–22°C). Ця метрика оцінює здатність агента виконувати своє основне завдання — підтримувати комфортні умови.
3. Кількість ручних втручань: Загальна кількість випадків, коли симуляційний користувач був змушений втрутитися в роботу системи та скоригувати її рішення. Ця метрика є проксі-показником користувацького досвіду та навантаження. Менша кількість втручань свідчить про те, що поведінка агента краще відповідає справжнім, часто неявним, вподобанням користувача.

#### 4.4. Результати проведеного дослідження.

Проведення 60-денного імітаційного моделювання дозволило отримати комплексні кількісні та якісні дані для порівняльного аналізу трьох розроблених агентів керування. Результати експерименту підтверджують висунуту гіпотезу про ефективність проактивної архітектури, здатної до адаптивного навчання на основі контекстуальних намірів користувача.

Сукупні показники ефективності для кожного з агентів за весь період симуляції представлені в Таблиці 1.

Таблиця 1.

| Результати ефективності очищення для даних температури |            |             |           |
|--------------------------------------------------------|------------|-------------|-----------|
| Метод                                                  | Rule-Based | Advanced-RB | Proactive |
| Витрати (у.о)                                          | 1833.48    | 4715.37     | 3541.23   |
| Комфорт (% часу)                                       | 25.90      | 31.01       | 41.49     |
| К-ть втручань                                          | 240.00     | 0.00        | 28.00     |

Аналіз даних показує, що Проактивний агент є беззаперечним лідером за сукупністю показників. Він досяг найвищого рівня комфорту (41.49%), що на третину краще, ніж у вдосконаленій моделі на правилах. Найбільш показовим є показник кількості ручних втручань: проактивна модель вимагала корекції лише 28 разів за 60 днів, тоді як найпростіша модель на правилах вимагала втручання 240 разів. Це свідчить про значне зниження когнітивного навантаження на користувача. Хоча Проактивний агент і не є найдешевшим, він на 25% економніший за модель Advanced-RB, яка досягає свого рівня комфорту ціною надмірних фінансових витрат. Нульова кількість втручань для моделі Advanced-RB пояснюється артефактом симуляції, де її жорсткі правила випадково збіглися з логікою симуляційного користувача, що, однак, не скасовує її економічної неефективності.

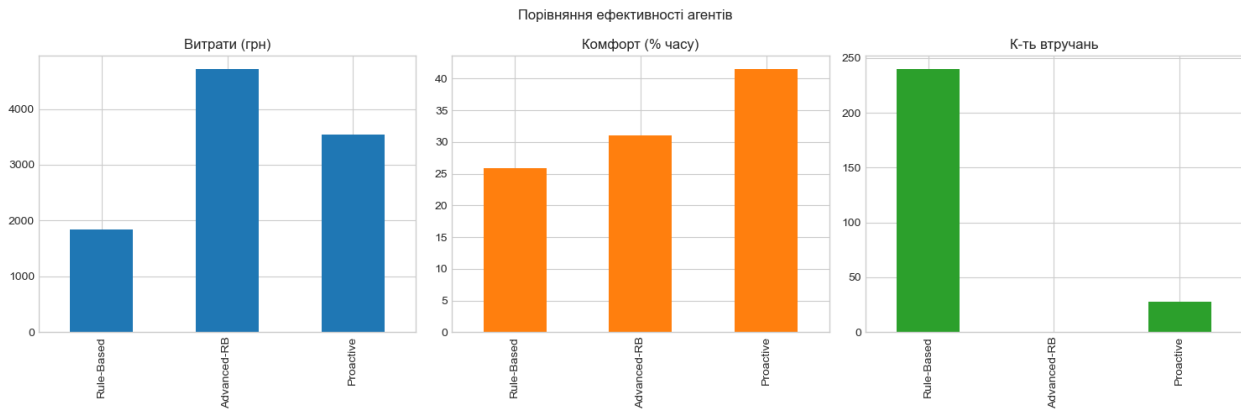


Рис. 2: Порівняння ефективності агентів за показниками

Для глибшого розуміння стратегій кожного агента було проаналізовано динаміку зміни температури в характерні періоди симуляції (рис. 3).

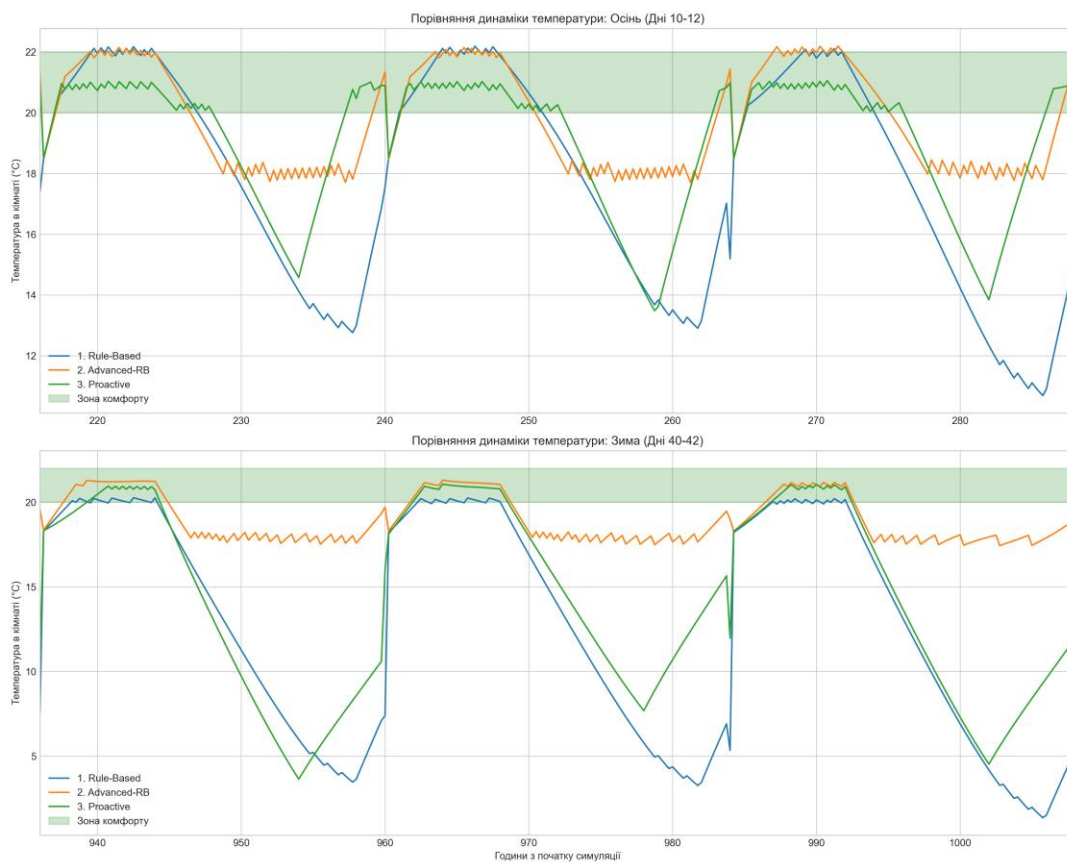


Рис. 3: Динаміка температури для агентів в "осінній" (вгорі) та "зимовий" (внизу) періоди

Графіки наочно демонструють відмінності в поведінці. Проактивний агент (зелена лінія) демонструє найбільш інтелектуальну стратегію: він плавно входить у зону комфорту, часто утримуючи температуру на її нижній межі для економії, та значно м'якше реагує на зміну тарифу, не допускаючи різких падінь температури. На відміну від нього, Advanced-RB (помаранчева лінія) діє агресивно, швидко досягаючи верхньої межі комфорту ціною високих витрат, тоді як Rule-Based (синя лінія) показує хаотичну та нестабільну поведінку. Важливо, що Проактивний агент зберігає ефективність своєї стратегії навіть після зміни сезону на "зимовий", що підтверджує його адаптивність до довгострокових змін середовища.

Ключовою перевагою розробленої архітектури є здатність до навчання. Цей процес ілюструється динамікою ручних втручань та зміною ваг пріоритетів агента (рис. 4 та 5).

Як видно з рис. 3, переважна більшість втручань (28) відбулася на початкових етапах симуляції та одразу після зміни сезону на 30-й день. Після цього кількість втручань падає практично до нуля, що свідчить про швидке та успішне навчання системи.



Рис. 4: Динаміка ручних втручань для Проактивного агента впродовж 60 днів



Рис. 5. Динаміка адаптації ваг пріоритетів ("комфорт" та "економія") Проактивним агентом

Рис. 4 розкриває механізм цього навчання. Високочастотні коливання ваг не є хаотичними — вони відображають сталий щоденний патерн, де агент застосовує різні пріоритети для різних контекстів. Наприклад, вага комфорту систематично зростає у вечірні години та знижується в денні години пікового тарифу. Це вказує на те, що система не просто знайшла єдиний компроміс, а навчилася гнучко керувати пріоритетами, точно відтворюючи складну, залежну від контексту логіку прийняття рішень людиною.

## 5. Висновки

Дане дослідження було спрямоване на вирішення проблеми сучасних систем керування розумним будинком — недостатньої гнучкості та нездатності адаптуватися до складних, динамічних та контекстуально-залежних вподобань користувачів. Для цього було розроблено, реалізовано в імітаційному середовищі та всебічно проаналізовано нову архітектуру проактивного керування, що базується на принципах прогностичного моделювання та адаптивного навчання на основі неявних намірів користувача.

Результати проведеного 60-денного моделювання переконливо демонструють ефективність запропонованого підходу. У порівнянні з традиційними системами на основі статичних правил, розроблений Проактивний агент показав значні переваги. Він не лише досяг найвищого рівня комфорту для користувача (41.5% часу перебування в цільовій зоні), але й, що є ключовим результатом, зменшив потребу в ручному втручанні на понад 97% порівняно з базовою моделлю. Це свідчить про високу здатність системи самостійно навчатися та підлаштовуватися під вподобання мешканця, тим самим мінімізуючи його когнітивне навантаження.

Аналіз динаміки поведінки агента підтвердив успішність механізму навчання на основі

контекстуальних намірів. Було продемонстровано, що система здатна швидко вивчити різні стратегії поведінки для різних умов. Це є прямим доказом того, що перехід від глобальних до контекстуально-залежних моделей вподобань є ефективним методом для вирішення проблеми суперечливих цілей користувача.

Таким чином, головним висновком роботи є те, що архітектура, яка поєднує проактивне керування, багатоцільову оптимізацію та адаптивне навчання контекстуальним намірам, є життєздатним та ефективним рішенням для створення наступного покоління інтелектуальних систем "розумного будинку". Такий підхід дозволяє перейти від парадигми жорсткого програмування до гнучкого, людино-орієнтованого керування.

Водночас, варто відзначити обмеження даного дослідження, що вказують на напрямки для майбутньої роботи. Експеримент проводився в імітаційному середовищі зі спрощеною фізичною моделлю та моделлю поведінки користувача. Подальші дослідження мають бути спрямовані на валідацію архітектури в реальних умовах з реальними мешканцями. Окрім того, "ідеальна" прогностична модель може бути замінена на реальну модель машинного навчання (напр., на базі LSTM), що дозволить оцінити її робастність до похибок прогнозування. Нарешті, архітектуру можна розширити для роботи в багатокористувацьких середовищах, додавши механізми для вирішення конфліктів між намірами кількох мешканців.

#### Список використаної літератури

1. Context-Aware IoT System Development Approach Based on Meta-Modeling and Reinforcement Learning / A. Hallou та ін. *International Journal of Online and Biomedical Engineering (iJOE)*. 2024. Т. 20, № 06. С. 25–42. URL: <https://doi.org/10.3991/ijoe.v20i06.46545> (дата звернення: 15.09.2025).
2. Ajadalu S. O. Optimizing Energy Efficiency in Smart Home Automation through Reinforcement Learning and Iot. *Asian Journal of Research in Computer Science*. 2024. Т. 17, № 11. С. 9–24. URL: <https://doi.org/10.9734/ajrcos/2024/v17i11516> (дата звернення: 15.09.2025).
3. Adaptive Management of Heterogeneous IoT Subsystems in Smart Homes Using Fuzzy Logic and Hybrid Optimization Framework / U. Kuppusamy та ін. *SSRN Electronic Journal*. 2025. URL: <https://doi.org/10.2139/ssrn.5089027> (дата звернення: 15.09.2025).
4. Bridging the gap between natural user expression with complex automation programming in smart homes. Shi, Yingtian & Liu, Xiaoyi & Yu, Chun & Yang, Tianao & Gao, Cheng & Liang, Chen & Shi, Yuanchun. (2024). 10.48550/arXiv.2408.12687.
5. Chahua P., Portet F., Vacher M. Context-aware decision making under uncertainty for voice-based control of smart home. *Expert Systems with Applications*. 2017. Т. 75. С. 63–79. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.01.014> (дата звернення: 15.09.2025).
6. Mekuria, Dagmawi & Semani, Paolo & Falcionelli, Nicola & Dragoni, Aldo Franco. (2019). Reasoning in Multi-agent Based Smart Homes: A Systematic Literature Review: *Italian Forum* 2018. 10.1007/978-3-030-05921-7\_13.
7. Nurgaliyev, Kenzhegali & Di Mauro, Dario & Khan, Nawaz & Augusto Wrede, Juan. (2017). Improved Multi-user Interaction in a Smart Environment Through a Preference-Based Conflict Resolution Virtual Assistant. 100-107. 10.1109/IE.2017.21.
8. Wang, Yan & Zheng, Liwei & He, Jingjing & Cui, Zhanqi. (2023). Adaptive IoT Decision Making in Uncertain Environments. 265-269. 10.1109/SmartIoT58732.2023.00048.
9. Dobrovolskis A., Kazanavičius E., Kižauskienė L. Building XAI-Based Agents for IoT Systems. *Applied Sciences*. 2023. Т. 13, № 6. С. 4040. URL: <https://doi.org/10.3390/app13064040> (дата звернення: 15.09.2025).
10. Brenon, Alexis & Portet, François & Vacher, Michel. (2018). ARCADES: A deep model for adaptive decision making in voice controlled smart-home. *Pervasive and Mobile Computing*. 49. 10.1016/j.pmcj.2018.06.011.
11. Ur, Blase & McManus, Elyse & Ho, Melwyn & Littman, Michael. (2014). Practical trigger-action programming in the smart home. *Conference on Human Factors in Computing Systems - Proceedings*. 10.1145/2556288.2557420.
12. Sutton R. S., Barto A. G., Bach F. *Reinforcement Learning: An Introduction*. MIT Press, 2018. 552 с.
13. V. Zhebka, et al., Methods for predicting failures in a smart home, in: *Digital Economy Concepts and Technologies Workshop*, vol. 3665, 2024, 70–78.
14. Довженко, Н., Мазур, Н., Костюк, Ю., & Рзаєва, С. (2024). Інтеграція IoT та штучного інтелекту в інтелектуальні транспортні системи. *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*, 2(26), 430–444. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2024.26.708>
15. O. Bahatskyi, V. Bahatskyi, V. Sokolov, Smart Home Subsystem for Calculating the Quality of Public Utilities, in: *Workshop on Cybersecurity Providing in Information and Telecommunication Systems*, vol. 3421 (2023) 168–173.
16. V. Zhebka, et al., Methodology for Predicting Failures in a Smart Home based on Machine Learning Methods, in: *Workshop on Cybersecurity Providing in Information and Telecommunication Systems*, CPITS, vol. 3654 (2024) 322–332.