

*Кукунін С.В.*

Spotlight Media Labs, Inc

## ВИЗНАЧЕННЯ БАЗОВИХ ПІДХОДІВ ПРИ ПОБУДОВІ СИСТЕМИ ДОМАШНЬОЇ АВТОМАТИЗАЦІЇ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Система типу «Розумний дім» (smart home, SH) на сьогоднішній день розглядається як загальна концепція автоматизації та організації ефективних пристроїв, які використовуються у будинку: системи опалення, вентиляція та кондиціювання повітря (heating, ventilation and air conditioning, HVAC).

У статті розглянуто принципи роботи системи типу «розумний дім», що складається з програмно-апаратної платформи домашньої автоматизації та методики її автоматичного налаштування шляхом впровадження алгоритмів навчання та прогнозування. Основою задачею нейромережеских алгоритмів у рамках підготовки підсистем домашньої автоматизації є завдання розпізнавання шаблонів, тобто класифікації вхідних даних у найбільш ймовірні вихідні значення на базі навчального набору залежно від статистичної варіації. На сьогоднішній день найбільш актуальними підходами є моделі глибинного аналізу даних.

Запропонована модель домашньої автоматизації включає у себе такі функціональні елементи, як контролери, датчики та актуатори. На рівні математичного апарату завдання оптимізації роботи «розумного дому» було зведено до задачі пошуку шаблонів роботи актуаторів, які формуються на основі даних, отриманих від датчиків. Були розглянуті такі методи розпізнавання шаблонів: моделі глибинного аналізу даних, алгоритми на базі чіткої логіки та імовірно-часові моделі, зокрема наївна баєсівська модель, прихована марковська модель і модель умовного випадкового поля.

Розроблена схема автоматизованої роботи системи автоматичного опалення, вентиляції та кондиціювання повітря «розумного дому» на базі прихованої марковської моделі. Показано, що на базовому рівні зазначена система складається з програмно-апаратної платформи домашньої автоматизації та методики її автоматичного налаштування шляхом впровадження алгоритмів навчання та прогнозування. Була запропонована модель домашньої автоматизації, яка включає у себе такі функціональні елементи, як контролери, датчики та актуатори.

**Ключові слова:** домашня автоматизація, «розумний дім», імовірно-часова модель, наївна баєсівська модель, прихована марковська модель, система автоматичного опалення, вентиляція та кондиціювання повітря.

**Постановка проблеми.** Система типу «Розумний дім» (smart home, SH) на сьогоднішній день розглядається як загальна концепція автоматизації та організації ефективних пристроїв, яка використовуються у будинку: системи опалення, вентиляція та кондиціювання повітря (heating, ventilation and air conditioning, HVAC). Впровадження систем SH зумовлює розробку алгоритмів на базі штучного інтелекту (artificial intelligence, AI) та може бути класифіковане як окремий випадок впровадження парадигми «Інтернету речей» (Internet of things, IoT), що вказує на актуальність проведення дослідження в рамках зазначеної теми.

**Аналіз наукових публікацій** у фахових виданнях і статистичних результатів експериментальних досліджень, які були проведені згідно загальної теми домашньої автоматизації, пріоритет у цій області у таких засобів математичного

моделювання як моделі глибинного аналізу даних (Data mining, DM) [1; 2], алгоритми на базі чіткої логіки (logic-based program, LBP) [3; 4] та імовірно-часові моделі [5-10], зокрема наївна баєсівська модель [5; 6], прихована марковська модель [7; 8] і модель умовного випадкового поля [9; 10]. Також було розглянуто базові підходи, які включають у себе зазначені математичні моделі при оптимізації систем опалення, вентиляції та кондиціювання повітря (heating, ventilation, and air conditioning, HVAC) на рівні IoT [11–17]. Можна вказати на відсутність комплексної методології, яка може бути використана для широкого класу задач, пов'язаних із домашньою автоматизацією, що є **невирішеною частиною загальної проблеми.**

**Метою дослідження** є побудова методологічної бази для використання наївної баєсівської моделі,

прихованої марковської моделі та моделі умовного випадкового поля для оптимізації систем опалення, вентиляції та кондиціонування повітря.

**Виклад основного матеріалу дослідження.**

1. Принципи застосування AI в системах домашньої автоматизації

У загальному вигляді система SH включає у себе такі компоненти, як датчики, контролери та актуатори, які здійснюють функції керування освітленням, охорону будинку і спостереження, клімат-контроль та інші залежно від персональних налаштувань (рис. 1). При цьому датчики отримують статистичну інформацію, на основі якої приймаються рішення, актуатори виконують команди, а контролери здійснюють зв'язок між датчиками, актуаторами та системою прийняття рішень на базі AI.

Конкретизація окремих складників домашньої автоматизації безпосередньо впливає з її функціоналу. Так, впровадження функції освітлення зумовлює інтеграцію до системи датчиків освітлення, руху і присутності, а також актуаторів керування жалюзі і смарт-вимикачів (зокрема відповідних світлорегуляторів). Аналогічним чином функції охорони будинку і спостереження виконують датчики руху і вібрації, комплекс відеоспостереження та актуатори електронних замків, автоматичного відкриття дверей і вікон, а також комплекс сповіщення мешканців і групи швидкого реагування про потенційну загрозу.

Найбільш складною з точки зору оптимізації є система автоматичного клімат-контролю. Це пов'язано з тим, що параметри, які аналізуються зазначеною системою, безпосередньо пов'язані між собою, тому задача оптимізації їх регулювання є нетривіальною. Система автоматизації клімат-контролю включає у себе датчики вологості і температури повітря у приміщенні, газові датчики, електронні терморегулятори керування пристроями опалення, термостати тонкого регу-

лювання температури, гігростати, комплекси кондиціонування та очистки повітря тощо.

Особливість автоматизації клімат-контролю також полягає у необхідності аналізу та прогнозування зовнішніх умов, які змінюються залежно від пори року, часу доби, погоди та наявності у приміщенні мешканців. Вирішення задачі пошуку оптимального рішення при цьому дозволить налаштувати максимально придатні для роботи і відпочинку людини умови, значно скоротити комунальні витрати.

Одним із рішень поставленої задачі оптимізації складників підсистем SH є побудова системи прийняття рішень на базі AI. У рамках дослідження AI розглядається як програмно-апаратний комплекс, що за допомогою нейромережових алгоритмів (artificial neural networks, ANN) і ймовірнісного підходу виконує процедури пошуку і прийняття рішення. Застосування AI у при організації домашньої автоматизації суттєво розширює функціональні можливості системи SH та дозволяє знайти універсальне рішення задачі оптимізації.

2. Застосування розрізняювальних ймовірнісно-часових моделей при побудові нейромережових алгоритмів домашньої автоматизації

Основою задачею нейромережових алгоритмів у рамках підготовки підсистем домашньої автоматизації є задача розпізнавання шаблонів, тобто класифікації вхідних даних у найбільш ймовірні вихідні значення на базі навчального набору залежно від статистичної варіації. На сьогоднішній день найбільш актуальними підходами є моделі глибинного аналізу даних [1; 2], алгоритми на базі чіткої логіки [3; 4] та ймовірнісно-часові моделі [5–10].

Проведений аналіз показав, що моделі глибинного аналізу даних не надають оцінку ефективності та адекватності виявлення шаблонів, а алгоритми на базі чіткої логіки не здатні приймати ефективні рішення за умов невизначеності.

Тому перевага була надана ймовірнісно-часовим моделям, які беруть за вхідні значення послідовність сигналів від датчиків системи, а на виході створюють послідовність прихованих станів, які за умов адекватної роботи системи мають відповідати виконаним діям. У цьому дослідженні розглядаються розрізняювальні ймовірнісно-часові моделі, які більш ефективні при обчисленні умовної ймовірності подій [5; 10].

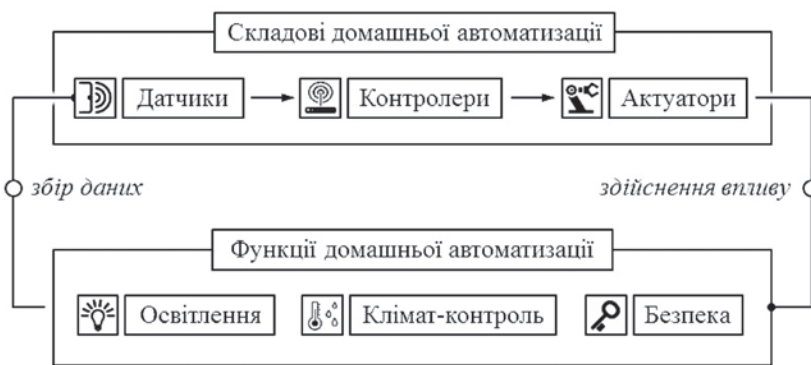


Рис. 1. Базова схема функціонування системи типу «розумний дім»

Зокрема, пропонується побудувати математичний апарат на базі наївної баєсівської моделі (naïve Bayes classifier, NBC), прихованої марковської моделі (hidden Markov model, HMM) та моделі умовного випадкового поля (conditional random fields, CRF).

Нейромережеві алгоритми на базі NBC можна описати математично після введення таких позначень:

- номер датчика  $k \in \{1; K\}$ , де  $K$  – загальна кількість датчиків;
- вихідне значення датчика  $a(i_n)$ , де  $i_n \in \{1; I_N\}$ ;
- вектор результатів спостереження  $\bar{x}_i$ .

У такому разі ймовірність  $\bar{x}_i$  за умов  $y_i$  складає:

$$p(\bar{x}_i | y_i = a(i_n)) = \prod_{k=1}^K (p(x_i^k | y_i = a(i_n)) \cdot p(y_i)). \quad (1)$$

При такому підході сигнал від кожного датчика розглядається окремо, і завдяки цьому зменшується навантаження на обчислювальні ресурси апаратно-програмної платформи.

Аналогічним чином функція спільного розподілу ймовірності нейромережевих алгоритмів на базі HMM формується як:

$$p(\hat{y}_{\{1;T\}}; \hat{x}_{\{1;T\}}) = \prod_{t=1}^T p(\hat{x}_t | y_t) \cdot p(y_t | y_{t-1}), \quad (2)$$

де  $p(y_i | y_0) \approx p(y_i)$ . Відповідно функція спільного розподілу ймовірності передбачає вірогідність зміни стану.

Нейромережеві алгоритми на базі CRF описують через функцію умовної ймовірності. Для її опису додатково вводяться такі позначення:

- набір вагових параметрів  $\alpha_n$ , де  $n \in \{1; N\}$ ;
- величина  $N$  – кількість функцій, які використовуються для параметризації розподілу;
- функція ознак  $f_n(y_t, y_{t-1}, \hat{x}_t)$ , що дорівнює нулю для всіх значень, крім того, що відповідає відгуку;
- терм нормалізації  $Z(\hat{x}_{\{1;T\}})$ , що нормалізує сумарну ймовірність відповідно до рівня 100%.

Функція умовної ймовірності складає:

$$p(\hat{y}_{\{1;T\}}; \hat{x}_{\{1;T\}}) = \frac{\prod_{t=1}^T \exp(\sum_{n=1}^N (\alpha_n \cdot f_n(y_t, y_{t-1}, \hat{x}_t)))}{Z(\hat{x}_{\{1;T\}})}. \quad (3)$$

Системи, що підлягали математичному моделюванню, відрізняються ресурсоемістю та точністю виявлення шаблонів. При розробці нейромережевих алгоритмів домашньої автоматизації необхідно враховувати особливості поставленого завдання.

3. Математична модель автоматичного контролю температури і вологості повітря у приміщенні

У попередньому розділі було вказано, що найбільш складною з точки зору оптимізації є система автоматичного клімат-контролю. Це пов'язано як із тим, що параметри, які аналізуються зазначеною системою, безпосередньо пов'язані між собою, так і з тим, що необхідно аналізувати та прогнозувати зміни в зовнішніх умовах.

Математична модель системи клімат-контролю була побудована на основі моделі ідеального циклу Карно і розширена шляхом врахування взаємного впливу процесів охолодження і осушення повітря. У зв'язку з цим необхідно провести аналіз усіх джерел тепла і вологості, а також їх взаємного розташування. Модель включає у себе повний набір потенційних джерел тепла (heat source, HS)  $j \in [1; J]$ , яким відповідає одновимірний масив значень температур  $T_{HS}(j)$ . Аргументами цільових функцій системи клімат-контролю є значення різниці цього набору температур зі значеннями для зовнішнього повітря (outdoor air, OA) та повітря у приміщенні (indoor air, IA):  $\{T_{HS}(j) - T_{OA}\}$  і  $\{T_{HS}(j) - T_{IA}\}$ . Цей підхід дає можливість розрахувати оптимальний режим роботи системи HVAC таким чином, щоб зовнішнє середовище використовувалося для нагріву чи охолодження джерела тепла, а джерело тепла враховувалося при нагріванні приміщення.

Відповідно теплове навантаження на систему HVAC визначається як:

$$Q_{\Sigma}^T = \sum_{j=1}^J (Q_j^T \cdot \mu(T_{HS}(j), T_{OA})). \quad (4)$$

де  $\mu(T_{HS}(j), T_{OA}) = \{0; 1\}$ , причому  $\mu(T_{HS}(j), T_{OA}) = 0$  при  $T_{HS}(j) \geq T_{OA}$  і  $\mu(T_{HS}(j), T_{OA}) = 1$  при  $T_{HS}(j) < T_{OA}$ .

На основі рівняння (4) може будуть отримані вирази для потужності, які використовуються системою клімат-контролю залежно від джерел тепла та їх розташування, а також ККД зазначеної системи:

$$W_{\Sigma}^T = \sum_{j=1}^J \left( \frac{Q_j^T \cdot \mu(T_{HS}(j), T_{OA}) \cdot (T_{OA} - T_{HS}(j))}{T_{HS}(j)} \right), \quad (5)$$

$$\eta_j = \frac{T_{HS}(j)}{T_{OA} - T_{HS}(j)}. \quad (6)$$

Якщо взяти за цільову функцію оптимізації системи HVAC значення ККД, то максимум цільової функції може бути розраховано як:

$$\eta_{max}^T = \frac{Q_{\Sigma}^T}{W_{\Sigma}^T} \rightarrow \eta_{max}^T = \frac{\sum_{j=1}^J (Q_j^T)}{\sum_{j=1}^J \left( \frac{Q_j^T \cdot \mu(T_{HS}(j), T_{OA})}{\eta_j} \right)} \quad (7)$$

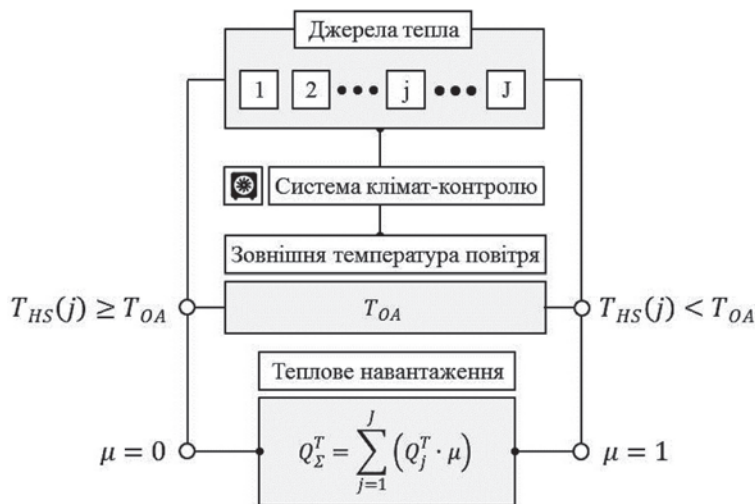


Рис. 2. Алгоритм розрахунку теплового навантаження на систему HVAC

Після розрахунку аналогічним чином потужності і ККД системи клімат-контролю відповідно до кількості і розташування джерел вологи (moisture, M) загальна цільова функція визначається як:

$$\eta_{max}^{T+M} = \frac{Q_{\Sigma}^T + Q_{\Sigma}^M}{W_{\Sigma}^T + W_{\Sigma}^M} \rightarrow \eta_{max}^{T+M} = \left( \frac{Q_{\Sigma}^T}{\eta_{max}^T \cdot (Q_{\Sigma}^T + Q_{\Sigma}^M)} + \frac{Q_{\Sigma}^M}{\eta_{max}^M \cdot (Q_{\Sigma}^T + Q_{\Sigma}^M)} \right) \quad (8)$$

На основі розробленого математичного апарату та нейромережкових алгоритмів, які базуються на розрізнявальних імовірно-часових моделях,

можна побудувати прогностичні системи контролю SH.

**Висновки.** В результаті проведеного дослідження було розглянуто принципи роботи системи типу «розумний дім». Показано, що на базовому рівні зазначена система складається з програмно-апаратної платформи домашньої автоматизації та методики її автоматичного налаштування шляхом впровадження алгоритмів навчання та прогнозування. Була запропонована модель домашньої автоматизації, яка включає у себе такі функціональні елементи як контролери, датчики та актуатори.

На рівні математичного апарату завдання оптимізації роботи «розумного дому» було зведено до задачі пошуку шаблонів роботи актуаторів, які формуються на основі даних, що отримують від датчиків. Були розглянуті такі методи розпізнавання шаблонів: моделі глибинного аналізу даних, алгоритми на базі чіткої логіки та ймовірно-часові моделі, зокрема наївна басівська модель, прихована марковська модель і модель умовного випадкового поля.

На основі розробленого математичного апарату та нейромережкових алгоритмів можна побудувати прогностичні системи контролю «розумного дому».

#### Список літератури:

1. Yates D.J. & Xu J. (2010). Sensor Field Resource Management for Sensor Network Data Mining. *Intelligent Techniques for Warehousing and Mining Sensor Network Data*, 280–304. doi: 10.4018/978-1-60566-328-9.ch013.
2. Bhaduri K., & Stolpe M. (2012). Distributed Data Mining in Sensor Networks. *Managing and Mining Sensor Data*, 211–236. doi: 10.1007/978-1-4614-6309-2\_8.
3. Autexier S., & Hutter D. (2015). SHIP – A Logic-Based Language and Tool to Program Smart Environments. *Logic-Based Program Synthesis and Transformation Lecture Notes in Computer Science*, p. 313–328.
4. Wu Y., & Rowe A. (2011). Logic-Based Programming for Wireless Sensor-Activator Networks. *2011 IEEE/ACM Second International Conference on Cyber-Physical Systems*. doi: 10.1109/iccps.2011.31.
5. Jing C., & Jingqi F. (2012). Fire Alarm System Based on Multi-Sensor Bayes Network. *Procedia Engineering*, 29, p. 2551–2555.
6. Ahmadi H., & Bouallegue R. (2015). Comparative study of learning-based localization algorithms for Wireless Sensor Networks: Support Vector regression, Neural Network and Naïve Bayes. *2015 International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC)*. doi: 10.1109/iwcmc.2015.7289314.
7. Zhang C., & Zhang L. (2013). Activity Recognition in Smart Homes Based on Second-Order Hidden Markov Model. *International Journal of Smart Home*, 7(6), p. 237–244. doi:10.14257/ijsh.2013.7.6.23.
8. Qihua W., Ge G., Lijie C. & Xufeng X. (2015). Scheduling strategy for Hidden Markov Model in wireless sensor network. *2015 34th Chinese Control Conference (CCC)*. doi: 10.1109/chicc.2015.7260879.
9. Junejo I. (2010). Learning Self-Similarities for Action Recognition Using Conditional Random Fields. *Bayesian Network*. doi: 10.5772/46965.
10. Luo R., Min H. & Lin S. (2011). Joint Conditional Random Fields for Multi-object Tracking with a Mobile Robot. *Robot*, 33(3), p. 279–286. doi: 10.3724/sp.j.1218.2011.00279.
11. Liu X., Jiang Y. & Zhang T. (2016). *Temperature and Humidity Independent Control (Thic) of Air-conditioning System*. Berlin: Springer Berlin.



12. Bruno F. (2010). Testing of an Evaporative Cooling System That Supplies Air Near the Dew Point Temperature. Proceedings of the EuroSun 2010 Conference. doi: 10.18086/eurosun.2010.10.09.
13. Dean J., Herrmann L., Kozubal E., Geiger J., Eastment M. & Slayzak S. (2012). Dew Point Evaporative Comfort Cooling: Report and Summary Report. doi: 10.2172/1060597.
14. Kareem B. (2018). Experimental and Theoretical Study of Dew Point Evaporative Cooling System Suitable for Erbil Climate. Polytechnic Journal, 8(2), p. 102–118. doi: 10.25156/ptj.2018.8.2.205.
15. Simic D., Kral C. & Pirker F. (2005). Simulation of the cooling circuit with an electrically operated water pump. 2005 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference. doi: 10.1109/vppc.2005.1554567.
16. Domb M. (2019). Smart Home Systems Based on Internet of Things. *IoT and Smart Home Automation [Working Title]*. doi: 10.5772/intechopen.84894.
17. Balasubramanian K. & Cellatoglu A. (2010). Selected Home Automation and Home Security Realizations: An Improved Architecture. *Smart Home Systems*. doi: 10.5772/8408.
18. Papadopoulos H., Andreou A.S., Iliadis L. & Maglogiannis I. (2016). Artificial Intelligence Applications and Innovations 9th IFIP WG 12.5 International Conference, AIAI 2013, Paphos, Cyprus, September 30–October 2, 2013, Proceedings. Berlin : Springer Berlin.

### **Kukunin S.V. ESTIMATION OF BASIC APPROACHES FOR HOME AUTOMATION SYSTEM BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE DEVELOPMENT**

*The smart home (SH) system is now regarded as a general concept of automation and organization of efficient devices used at home, including heating, ventilation and air conditioning (HVAC) systems. The main task of neural network algorithms in the preparation of home automation subsystems is the task of pattern recognition, that is, the classification of input data into the most probable output values based on the training set, depending on the statistical variation. Today, the most topical approaches are in-depth data analysis models.*

*The principles of smart home system processing, consisting of a software and hardware platform for home automation and methods for its automatic configuration through the implementation of training and forecasting algorithms, are considered. The proposed model of home automation includes such functional elements as controllers, sensors and actuators. At the level of the mathematical apparatus development, the task of optimizing the smart home processing was reduced to the task of searching for patterns of actuators operation, which are formed on the basis of data received from sensors. Such methods of pattern recognition as models of deep data analysis, logic-based program and probabilistic-temporal models, in particular, the naive Bayesian model, the hidden Markov model and the conditional random field model, were considered.*

*The scheme of automated operation of the automatic heating system, ventilation and air conditioning of a smart home based on a hidden Markov model was developed. It is shown that at the basic level the mentioned system consists of the home automation hardware and software platform and the method of its automatic tuning through the implementation of training and forecasting algorithms. A home automation model was proposed that includes such functional elements as controllers, sensors and actuators.*

**Key words:** home automation, smart home, probability-time model, naive Bayes model, hidden Markov model, automatic heating, ventilation and air conditioning system.