

DOI: 10.36910/6775-2524-0560-2020-38-06

УДК 621.31

Кукунін Сергій Володимирович, магістр комп'ютерних наук,

<https://orcid.org/0000-0001-5243-495X>

Principal Full Stack Software Engineer at Spotlight Media Labs, Inc

РОЗРОБКА ЦІЛІСНОЇ МЕТОДОЛОГІЇ ОРГАНІЗАЦІЇ СИСТЕМ ТИПУ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК» В РАМКАХ ПАРАДИГМИ «ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ»

Кукунін С. В. Розробка цілісної методології організації систем типу «розумний будинок» в рамках парадигми «інтернету речей». Досліджено сучасні підходи, що використовуються у апаратно-програмних платформах домашньої автоматизації систем типу «розумний будинок» в рамках загальної концепції «Інтернету речей». Для організації взаємодії між елементами платформи домашньої автоматизації було запропоновано використати імовірно-часові моделі, зокрема розрізнявальну модель умовного випадкового поля та нейромережеві алгоритми прогнозування. Побудована універсальна схема організації, контролю та управління датчиків, контролерів та актуаторів системи «розумний будинок». Запропоновані базові підходи впровадження розрізнявальних імовірно-часових моделей при побудові нейромережевих алгоритмів домашньої автоматизації. Побудовано математичну модель роботи нейромережевого алгоритму класифікації шаблонів вхідних інформаційних сигналів, що отримуються від мережі датчиків.

Ключові слова: розумний будинок, домашня автоматизація, нейромережеві алгоритми, імовірно-часова модель, розрізнявальна модель умовного випадкового поля, клімат-контроль.

Кукунін С. В. Разработка целостной методологии организации систем типа «умный дом» в рамках парадигмы «интернета вещей». Исследованы современные подходы, используемые в аппаратно-програмных платформах домашней автоматизации систем типа «умный дом» в рамках общей концепции «Интернета вещей». Для организации взаимодействия между элементами платформы домашней автоматизации было предложено использовать вероятностно-временные модели, в частности модель условного случайного поля и нейросетевые алгоритмы прогнозирования. Построена универсальная схема организации, контроля и управления датчиков, контроллеров и актуаторов системы «умный дом». Предложенные базовые подходы внедрения вероятностно-временных моделей при построении нейросетевых алгоритмов домашней автоматизации. Построена математическая модель работы нейросетевого алгоритма классификации шаблонов входных информационных сигналов, получаемых от сети датчиков.

Ключевые слова: умный дом, домашняя автоматизация, нейросетевые алгоритмы, вероятностно-временная модель, модель условного случайного поля, климат-контроль.

Kukunin S. Development of a holistic methodology for the organization of smart home systems in the framework of the "Internet of Things" paradigm. The modern approaches used in the hardware and software platforms of home automation systems such as smart home in the framework of the general concept of the "Internet of Things" are discussed. To organize the interaction between elements of the home automation platform, it was proposed to use probabilistic-temporal models, in particular, a conditional random field model and neural network prediction algorithms. A universal scheme for the organization, control and management of sensors, controllers and actuators of the smart home system has been built. The proposed basic approaches for the introduction of probability-time models for the construction of home automation neural network algorithms. A mathematical model of the neural network algorithm for classifying of the input information signals patterns received from a network of sensors is constructed.

Keywords: smart home, home automation, neural network algorithms, probability-time model, conditional random field model, climate control.

Постановка наукової проблеми. На сьогоднішній день система типу «розумний будинок» [1-5] розглядаються на рівні одного ключових елементів загальної концепції «Інтернету речей» (Internet of things, IoT), що вказує на значимість даного дослідження як фундаментального в області інформаційних технологій (ІТ). З іншого боку, **актуальність дослідження** також підтверджується практичними результатами, що мають бути отримані при побудові комплексної методології оптимізації платформ домашньої автоматизації. **Аналіз наукових публікацій**, що було проведено у рамках даного дослідження, охоплює моделі глибинного аналізу даних [6, 7], алгоритми на базі чіткої логіки [8, 9] та імовірно-часові моделі [10-15]. Окремо було розглянуто підходи, засновані на впровадженні моделі умовного випадкового поля, зокрема розрізнявальних імовірно-часових моделей [14, 15]. З метою визначення продуктивності запропонованої методологічної бази при побудові нейромережевих алгоритмів домашньої автоматизації було окремо розглянуто публікації присвячені автоматизованим системам клімат-контролю, статистичні дані яких надалі використовувалися при апробації методологічних рекомендацій [16-23]. Проведений аналіз вказав на відсутність цілісної методологічної бази у даній галузі, що було представлено як **невирішену частину загальної проблеми**.

Таким чином, метою дослідження є побудова цілісної методології впровадження розрізнявальних імовірісно-часових моделей при побудові нейромережових алгоритмів домашньої автоматизації.

Виклад основного матеріалу й обґрунтування отриманих результатів дослідження.

1. Загальні принципи організації системи типу «розумний будинок»

Взаємодія середовища хмарного сервісу та системи розумного будинку здійснюється на рівні взаємозв'язку вузла IoT та контролерів домашньої автоматизації, як це показано на рис. 1.

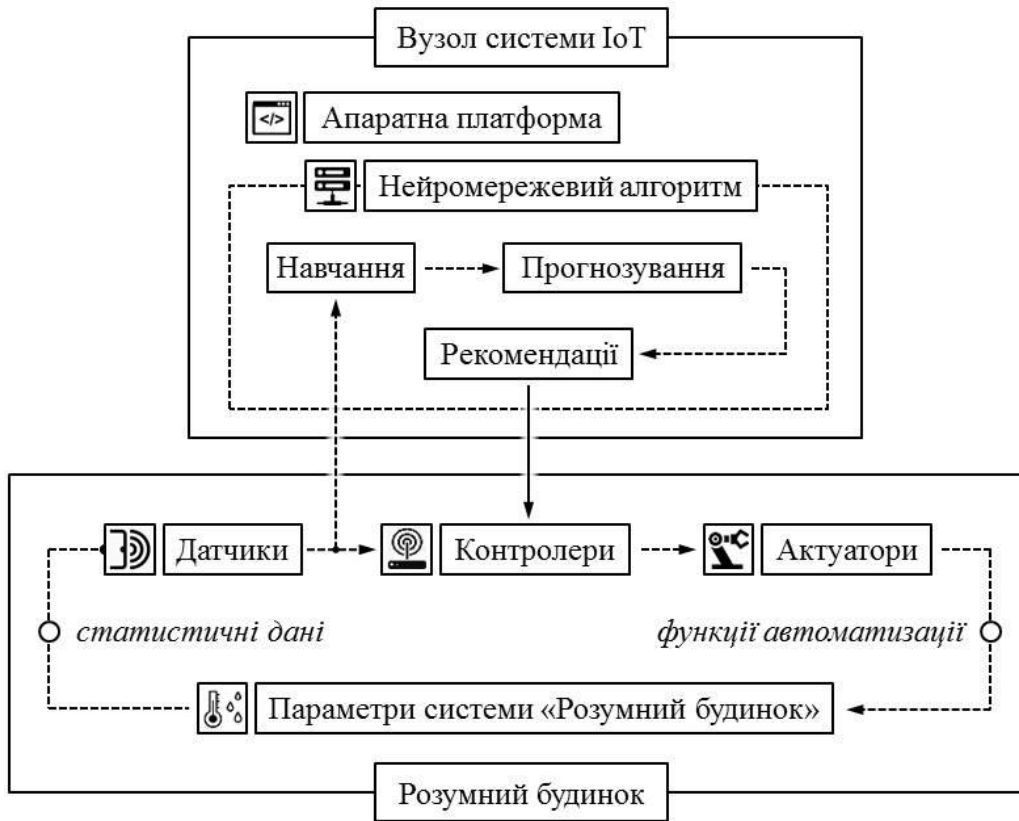


Рис. 1. Універсальна схема організації функціональних елементів системи «розумний будинок»

На рівні універсальної схеми функціонування системи, параметри середовища розумного будинку збираються системою датчиків та надалі передаються до контролерів, які передають отримані дані до вузла IoT, де блок даних використовується для навчання нейромережових алгоритмів, що надає можливість для прогнозування подальшої зміни параметрів середовища розумного будинку і організації роботи актуатора, який здійснює функції автоматизації, що надалі, знов таки, передається через команди контролера.

Набір функцій домашньої автоматизації є надзвичайно широким, які можна поділити на три базові групи: контроль освітлення, клімат-контроль і охорона будинку. Як показано на рис. 2 окрім спеціалізованих датчиків та актуаторів система включає у себе елементи, що використовується одночасно для виконання кількох функцій домашньої автоматизації.

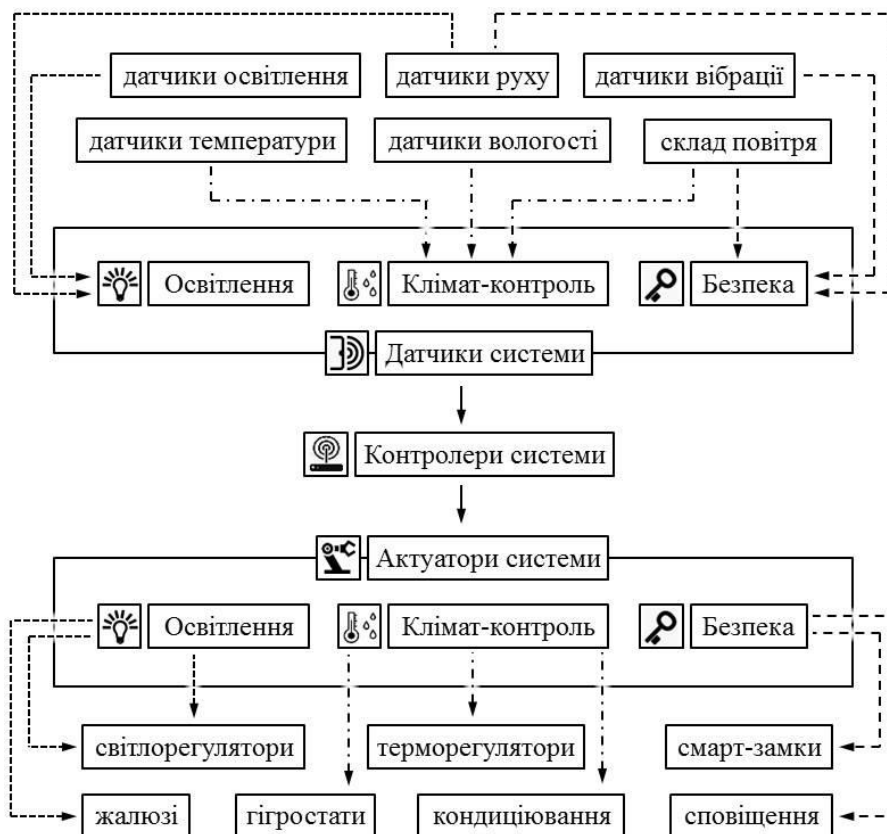


Рис. 2. Базова модель виконання функцій домашньої автоматизації що базується на системі датчиків, контролерів та актуаторів

Схеми представлені на рис. 1 та рис. 2 вказують на те, що задача оптимізації взаємодії функціональних елементів системи домашньої автоматизації має просте рішення, тому актуальним завданням є розробка програмного середовища, яке обробляє сигнали від датчиків, прогнозує поведінку системи «розумний будинок» та приймає рішення, щодо плану роботи актуаторів. В рамках даного дослідження найбільш ефективним підходом оптимізації функціонування системи розумного будинку вважається методика, що базується на використанні нейромережових алгоритмів та ймовірнісних моделей побудови алгоритмів пошуку і прийняття рішення.

2. Побудова нейромережових алгоритмів на базі розрізняювальної ймовірнісно-часової моделі

Вибір для аналізу ймовірнісно-часових моделей пов'язаний з тим, що відповідний математичний апарат надає можливість провести оцінку ефективності та точності розпізнавання нейромережовими алгоритмами інформаційних шаблонів за умов невизначеності. Алгоритми на основі ймовірнісно-часових моделей працюють за наступною схемою: на вхід подається блок даних, що відповідає послідовності сигналів, отриманих від датчиків системи домашньої автоматизації протягом певного проміжку часу (так зване, часове вікно), а на виході, відповідно, формуються послідовності прихованих станів, які відповідають командам, що мають бути передані на входи актуаторів.

Нехай поточний час системи дорівнює t , частоту передачі даних від датчиків до контролерів визначимо через мінімальний проміжок часу Δt , а часове вікно — як $t + \Delta T = t + N \cdot \Delta t$. Відповідно, для множини $k \in [1; K]$ датчиків можна отримати вираз для матриці вхідних значень нейромережового алгоритму розпізнавання інформаційних шаблонів:

$$X = \begin{bmatrix} x_1(t) & x_1(t + \Delta t) & \dots & x_1(t + n \cdot \Delta t) & \dots & x_1(t + N \cdot \Delta t) \\ x_2(t) & x_2(t + \Delta t) & \dots & x_2(t + n \cdot \Delta t) & \dots & x_2(t + N \cdot \Delta t) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_k(t) & x_k(t + \Delta t) & \dots & x_k(t + n \cdot \Delta t) & \dots & x_k(t + N \cdot \Delta t) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_K(t) & x_K(t + \Delta t) & \dots & x_K(t + n \cdot \Delta t) & \dots & x_K(t + N \cdot \Delta t) \end{bmatrix}. \quad (1)$$

Аналогічним чином матриця вихідних значень нейромережевого алгоритму, елементи якої можуть приймати значення з набору $[a_1, a_2, \dots, a_j, \dots, a_J]$, визначається як (рис. 3):

$$Y = \begin{cases} \begin{bmatrix} y_1(t) & y_1(t + \Delta t) & \dots & y_1(t + n \cdot \Delta t) & \dots & y_1(t + N \cdot \Delta t) \\ y_2(t) & y_2(t + \Delta t) & \dots & y_2(t + n \cdot \Delta t) & \dots & y_2(t + N \cdot \Delta t) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ y_k(t) & y_k(t + \Delta t) & \dots & y_k(t + n \cdot \Delta t) & \dots & y_k(t + N \cdot \Delta t) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ y_K(t) & y_K(t + \Delta t) & \dots & y_K(t + n \cdot \Delta t) & \dots & y_K(t + N \cdot \Delta t) \end{bmatrix} \\ y_k(t + n \cdot \Delta t) \in [a_1, a_2, \dots, a_j, \dots, a_J] \text{ для } \forall k \in [1; K] \text{ і } \forall n \in [1; N] \end{cases}. \quad (2)$$

Як можна побачити для кожного моменту часу блок даних від повного набору датчиків $k \in [1; K]$ являє собою вектор $\bar{x}(t)$, що будується на основі множини сигналів $x_k(t)$:

$$\bar{x}(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_k(t), \dots, x_K(t)\} \quad (3)$$

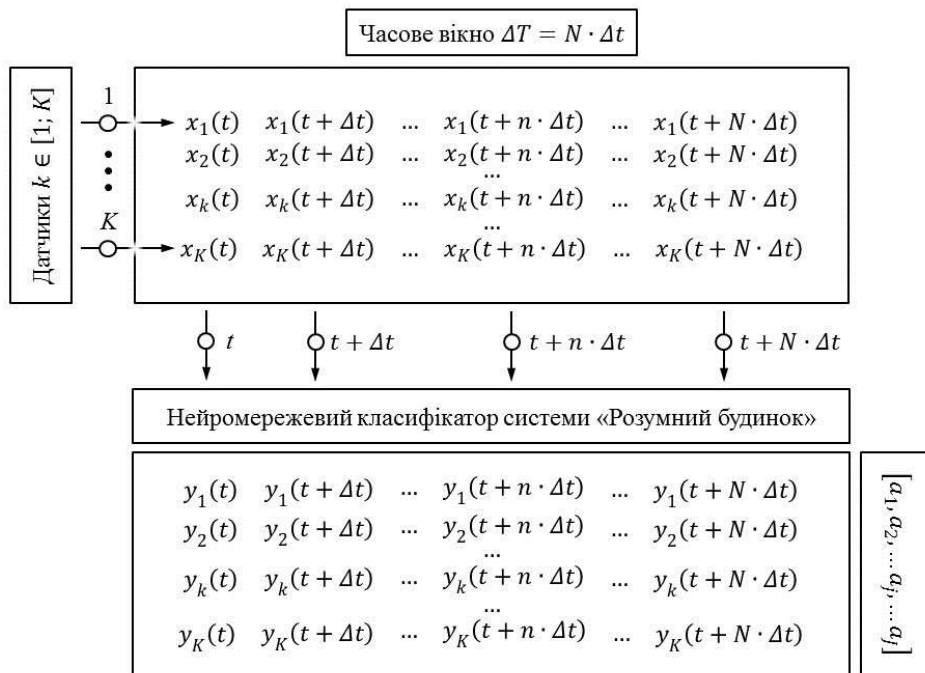


Рис. 3. Математична модель роботи нейромережевого алгоритму класифікації системи «Розумний будинок»

Відповідно, загальна функція може бути описана через систему рівнянь, що визначає вектори вхідних і вихідних значень:

$$\begin{cases} \hat{x}_{[t;t+N\cdot\Delta t]} = \{\bar{x}(t), \dots, \bar{x}(t+n\cdot\Delta t), \dots, \bar{x}(t+N\cdot\Delta t)\} \\ \hat{y}_{[t;t+N\cdot\Delta t]} = \{y(t), \dots, y(t+n\cdot\Delta t), \dots, y(t+N\cdot\Delta t)\} \end{cases} \quad (4)$$

Запропоновану методологічну базу побудови нейромережових алгоритмів, що можуть працювати у рамках системи розумного будинку, надалі можна використати для розробки алгоритмів на основі наївної баєсівської моделі, прихованої марковської моделі та моделі умовного випадкового поля.

Висновки. В результаті проведеної роботи було досліджено сучасні підходи, що використовуються у апаратно-програмних платформах домашньої автоматизації системи «розумний будинок» в рамках загальної концепції «Інтернету речей». Для організації взаємодії між елементами комплексу домашньої автоматизації було запропоновано взяти за основу імовірнісно-часові моделі, зокрема розрізнявальну модель умовного випадкового поля та нейромережові алгоритми прогнозування. Побудована універсальна схема організації, контролю та управління датчиків, контролерів та актуаторів системи «розумний будинок». Запропоновані базові підходи, що можуть бути використані при виконанні функцій домашньої автоматизації що базується на системі датчиків, контролерів та актуаторів. Результатом роботи стала розробка математичної моделі роботи нейромережового алгоритму класифікації шаблонів вхідних інформаційних сигналів, що отримуються від мережі датчиків.

References

1. Carreiro, A., Antunes, C., & Jorge, H. (2012). Energy smart house architecture for a smart grid. *2012 IEEE International Symposium on Sustainable Systems and Technology (ISSST)*. doi: 10.1109/issst.2012.6403804.
2. Yoza, A., Uchida, K., Yona, A., & Senju, T. (2018). Optimal Operation Method of Smart House by Controllable Loads based on Smart Grid Topology. *Energvo*. doi: 10.1515/energvo.0034.00170.
3. Li, Y., Zhang, F., & Yang, Y. (2019). Smart House Control System Controlled by Brainwave. *2019 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS)*. doi: 10.1109/icitbs.2019.00134.
4. Alquthami, T., & Meliopoulos, A. P. S. (2018). Smart House Management and Control Without Customer Inconvenience. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9(4), 2553–2562. doi: 10.1109/tsg.2016.2614708.
5. Radu, M. (2016). Reliability analysis of smart house system. *2016 International Energy and Sustainability Conference (IESC)*. doi: 10.1109/iesc.2016.7569503
6. 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.
7. 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.
8. 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.
9. 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*, 313-328.
10. 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.
11. Jing, C., & Jingqi, F. (2012). Fire Alarm System Based on Multi-Sensor Bayes Network. *Procedia Engineering*, 29, 2551–2555.
12. 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.
13. Zhang, C., & Zhang, L. (2013). Activity Recognition in Smart Homes Based on Second-Order Hidden Markov Model. *International Journal of Smart Home*, 7(6), 237-244. doi:10.14257/ijsh.2013.7.6.23
14. Luo, R., Min, H., & Lin, S. (2011). Joint Conditional Random Fields for Multi-object Tracking with a Mobile Robot. *Robot*, 33(3), 279–286. doi: 10.3724/sp.j.1218.2011.00279.
15. Junejo, I. (2010). Learning Self-Similarities for Action Recognition Using Conditional Random Fields. *Bayesian Network*. doi: 10.5772/46965.
16. Liu, X., Jiang, Y., & Zhang, T. (2016). *Temperature and Humidity Independent Control (Thic) of Air-conditioning System*. Berlin: Springer Berlin.
17. 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.
18. Kareem, B. (2018). Experimental and Theoretical Study of Dew Point Evaporative Cooling System Suitable for Erbil Climate. *Polytechnic Journal*, 8(2), 102–118. doi: 10.25156/ptj.2018.8.2.205.
19. 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.

20. 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.
21. Balasubramanian, K., & Cellatoglu, A. (2010). Selected Home Automation and Home Security Realizations: An Improved Architecture. *Smart Home Systems*. doi: 10.5772/8408.
22. Domb, M. (2019). Smart Home Systems Based on Internet of Things. *IoT and Smart Home Automation [Working Title]*. doi: 10.5772/intechopen.84894.
23. 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.