МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Західноукраїнський національний університет

Кафедра комп'ютерної інженерії

Мірута Марта Юріївна

Алгоритм нечіткого управління «розумним» будинком / Algorithm of fuzzy management of a “smart” house

спеціальність: 123 - Комп’ютерна інженерія
освітньо-професійна програма - Комп’ютерна інженерія
Кваліфікаційна робота

Виконав студент
групи КІм-21
Мірута М.Ю.

Науковий керівник:
к.т.н., доцент Л.О.Дубчак

ТЕРНОПІЛЬ – 2024

АНОТАЦІЯ

Мірута М.Ю. Алгоритм нечіткого управління «розумним» будинком. – Рукопис.

Кваліфікаційна робота на здобуття освітнього ступеня «магістр» за спеціальністю 123 «Комп'ютерна інженерія», освітньо-професійна програма. Західноукраїнський національний університет, Тернопіль, 2024.

Робота написана обсягом 104 сторінки і містить 24 ілюстрацій, 2 таблиць, 1 додаток та 49 джерел за переліком посилань. Метою роботи є розробка концепції та реалізація ефективної системи управління «розумним» будинком, яка забезпечує доступність, гнучкість, адаптивність до потреб користувачів і енергоефективність.

Методи досліджень. аналіз та синтез інформації, методи нечіткої логіки, методи машинного навчання.

Результати дослідження: розробка концепції та реалізація ефективної системи управління «розумним» будинком, яка забезпечує доступність, гнучкість, адаптивність до індивідуальних потреб користувачів і підвищення енергоефективності.

Результати роботи можуть бути використані в розробці адаптивних систем управління для промислових об'єктів, систем опалення, вентиляції, кондиціонування та охорони.

Орієнтовні напрямки розвитку досліджень: розроблення спеціалізованих систем управління для розумних будинків із фокусом на інтеграцію з інтернетом речей (IoT); створення рішень для комерційного та промислового застосування.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: розумний будинок, автоматизація, енергоефективність, адаптивність, інтернет речей (IoT), нечітка логіка, нейронні мережі, системи управління, комфорт, безпека.

ANNOTATION

Miruta M.Yu. Algorithm of fuzzy management of a “smart” house. – Manuscript.

Qualification work for the degree of “Master” in specialty 123 “Computer Engineering”, educational and professional program. Western Ukrainian National University, Ternopil, 2024.

The work is written in 104 pages and contains 24 illustrations, 2 tables, 1 appendices and 49 sources according to the list of references. The purpose of the work is to develop a concept and implement an effective “smart” house control system, which provides accessibility, flexibility, adaptability to user needs and energy efficiency.

Research methods. analysis and synthesis of information, fuzzy logic methods, machine learning methods.

Research results: development of the concept and implementation of an effective smart home management system that provides accessibility, flexibility, adaptability to individual user needs and increased energy efficiency.

The results of the work can be used in the development of adaptive control systems for industrial facilities, heating, ventilation, air conditioning and security systems.

Approximate areas of research development: development of specialized control systems for smart homes with a focus on integration with the Internet of Things (IoT); implementation of machine learning technologies for predicting user needs and automatic configuration of functional systems; creation of solutions for commercial and industrial applications.

KEYWORDS: smart home, automation, energy efficiency, adaptability, Internet of Things (IoT), fuzzy logic, neural networks, control systems, comfort, security.

ЗМІСТ

ВСТУП

Сучасний світ стрімко рухається в напрямку автоматизації та цифровізації, охоплюючи всі сфери людського життя. Однією з інноваційних технологій, що знаходиться на стику інформаційних технологій, інженерії та дизайну, є система управління «розумним» будинком. Ця концепція передбачає інтеграцію сучасних систем автоматизації в житлових приміщеннях з метою забезпечення максимального комфорту, енергоефективності, безпеки та зручності для мешканців.

Актуальність системи управління «розумним» будинком зумовлена її стрімким розвитком і впровадженням у сучасне житло. Проте аналіз існуючих рішень, таких як KNX, Zigbee і Z-Wave, показує їхні недоліки: високу вартість, складність інтеграції та обмежену адаптивність. Це підкреслює необхідність розробки більш доступних, гнучких і ефективних систем, що враховують індивідуальні потреби користувачів і сучасні екологічні виклики.

Метою роботи є розробка алгоритму управління «розумним» будинком, який забезпечує доступність, гнучкість, адаптивність до потреб користувачів і енергоефективність.

Для досягнення цієї мети поставлено такі завдання:

- проаналізувати можливі стани комп’ютерних систем;
- дослідити методи нечіткої логіки та обрати оптимальний алгоритм нечіткого виводу на основі бази знань;
- побудувати функції належності для нечітких змінних;
- сформувати базу правил для управління системою;
- розробити нейронечітку систему, що поєднує методи нечіткої логіки та штучних нейронних мереж;
- виконати навчання та тестування розробленої нейронечіткої системи;
- провести дослідження роботи системи та оцінити її ефективність.

Об’єкт дослідження — системи автоматизації та управління «розумним» будинком.

Предмет дослідження – процес управління функціональними системами «розумного» будинку.

Методи дослідження – аналіз та синтез інформації, методи нечіткої логіки, методи машинного навчання.

Наукова новизна одержаних результатів: розроблено алгоритм управління системою «розумного» будинку на основі інтеграції методів нечіткої логіки та нейронних мереж, що забезпечує адаптивне прийняття рішень у режимі реального часу.

Практична цінність. Розроблені алгоритми управління та нейронна система можуть бути впроваджені у реальні системи «розумного» будинку для підвищення ефективності енергоспоживання, автоматизації рутинних процесів та створення комфортного середовища для користувачів. Методика інтеграції методів нечіткої логіки та нейронних мереж може бути використана для створення адаптивних систем управління не лише в житлових, а й у комерційних або промислових будівлях, зокрема для оптимізації роботи систем опалення, вентиляції, кондиціонування та безпеки.

За результатами роботи опубліковано тези доповіді на The First International Workshop of Young Scientists on Artificial Intelligence for Sustainable Development, Всеукраїнській науково-практичній конференції "Інтелектуальні комп’ютерні системи та мережі" та на науково-практичному симпозіумі "Захист інформації".

1 СУЧАСНІ ПІДХОДИ УПРАВЛІННЯ «РОЗУМНОГО» БУДИНКУ

1.1 Основні модулі управління

Модулі управління в системах безпеки є основними компонентами, що відповідають за забезпечення функціональної цілісності охоронної системи в рамках «розумного» будинку. Ці модулі є ключовими для автоматизації процесів і створення надійної структури, що дозволяє контролювати окремі підсистеми, забезпечуючи комплексний підхід до безпеки житла. У системах безпеки «розумного» будинку кожен модуль виконує вузьконаправлену функцію, що значно підвищує ефективність роботи та дає можливість гнучко адаптуватися під потреби користувача.

У контексті охоронних систем «розумного» будинку модулі управління забезпечують індивідуальний контроль за основними елементами системи, такими як відеоспостереження, сенсори, контроль доступу і сповіщення. Завдяки розподілу обов’язків між модулями досягається більш висока точність, ефективність та надійність роботи системи. Наприклад, модуль сенсорів відповідає виключно за моніторинг і виявлення активності, тоді як модуль сигналізації автоматично запускає тривогу та інформує користувача або охоронні служби про небезпеку[1].

Основні характеристики модулів управління включають автономність, функціональну спеціалізацію, гнучкість і масштабованість, а також інтеграційні можливості. Кожен модуль управління може функціонувати як автономна частина системи, що знижує залежність від центрального процесора і підвищує надійність. Завдяки автономності модуль може виконувати свої функції навіть у випадку, якщо інші компоненти тимчасово недоступні. Наприклад, модуль сенсорів здатен самостійно ініціювати сигнал тривоги, якщо він фіксує рух або порушення в зоні контролю[2].

Крім того, кожен модуль виконує певну спеціалізовану функцію, що дозволяє оптимізувати роботу системи, оскільки кожен модуль має конкретну

задачу та налаштовується для досягнення максимальних показників ефективності саме в цій сфері[5]. Наприклад, модуль відеоспостереження спеціалізується на записі та передачі відео, тоді як модуль управління доступом займається контролем за вхідними дверима та розумними замками. Ця спеціалізація забезпечує максимально якісне виконання кожної функції та формує модульний підхід до налаштування системи.

Сучасні модулі управління розроблені так, щоб легко додавати нові компоненти або змінювати існуючі без необхідності повного перезавантаження або оновлення всієї системи. Це дозволяє адаптувати систему під нові вимоги, наприклад, додати нові види сенсорів або розширити систему відеоспостереження на більшу площу. Масштабованість дає можливість системі розвиватися і залишатися актуальною, навіть при зміні зовнішніх умов або зростанні потреб користувача[11].

Інтеграційні можливості модулів управління відіграють важливу роль у їхній функціональності. Інтеграція з іншими пристроями та платформами дозволяє користувачам контролювати систему через мобільні додатки, отримувати сповіщення через хмарні сервіси або використовувати голосові команди через інтеграцію з розумними асистентами, такими як Amazon Alexa або Google Assistant[18]. Ця інтеграція також спрощує взаємодію між окремими модулями. Наприклад, модуль сенсорів може ініціювати сповіщення на смартфон, якщо виявляється рух, а модуль відеоспостереження автоматично починає запис і надсилає зображення в хмару. Інтеграційні можливості дозволяють системі функціонувати як єдине ціле, поєднуючи різні технології для підвищення зручності та ефективності.

Прикладами таких модулів у системах охорони є модуль відеоспостереження, який забезпечує моніторинг території за допомогою камер, веде запис подій і передає зображення в реальному часі. Іншим важливим компонентом є модуль сенсорів, що відповідає за виявлення руху, контроль відкриття дверей і вікон, а також моніторинг показників диму чи газу. Модуль

сигналізації та сповіщень активується у разі загрози і надсилає сповіщення власнику, що дозволяє оперативно реагувати на небезпеки.

Модуль відеоспостереження є ключовим елементом системи охорони, який забезпечує постійний моніторинг території за допомогою відеокамер. Цей модуль виконує кілька важливих функцій, серед яких запис відео, передача зображень у реальному часі та детекція руху[16]. Завдяки запису відео модуль фіксує всі події, що відбуваються на території, і зберігає цю інформацію для подальшого аналізу. Відеопотоки можуть бути передані на мобільні пристрої або комп’ютери, що дозволяє власникам контролювати ситуацію в режимі реального часу, незалежно від їх місцезнаходження[13].

Додатковою перевагою модуля є його здатність активувати запис у разі виявлення руху, що зменшує потребу в постійному моніторингу і дозволяє зосередитися на важливих подіях. Багато сучасних камер оснащені технологією нічного бачення, що забезпечує якісну зйомку навіть у темряві. Інтелектуальні алгоритми, що використовуються в деяких системах, здатні виявляти підозрілу поведінку, наприклад, затримку в певній зоні або вхід у заборонену територію.

Завдяки цим функціям модуль відеоспостереження значно підвищує рівень безпеки, дозволяючи власникам швидко реагувати на потенційні загрози і забезпечуючи додаткові докази в разі інцидентів. В цілому, модуль відеоспостереження є важливою складовою сучасних систем охорони, яка поєднує технології для забезпечення надійного захисту та спостереження.

Модуль сенсорів є важливим компонентом системи охорони, який відповідає за виявлення небезпечних ситуацій та контроль за станом приміщення[3]. Цей модуль включає різноманітні детектори, які працюють на виявлення руху, відкриття дверей і вікон, а також моніторинг показників диму та газу. Завдяки детекторам руху, модуль може оперативно реагувати на появу невідомих об'єктів у зоні охорони, активуючи сигналізацію або запис відео.

Сенсори, встановлені на дверях і вікнах, дозволяють контролювати їх стан, сповіщаючи власника про будь-яке відкриття чи закриття, що є критично важливим для запобігання несанкціонованому доступу. Модуль також може

включати детектори диму, чадного газу та інших небезпечних речовин, що активують сигналізацію та сповіщають користувача про можливу загрозу для життя і здоров'я[12].

Крім того, сучасні модулі сенсорів можуть оснащуватися температурними та вологісними датчиками, що дозволяє вчасно виявляти потенційні проблеми, такі як пожежі чи протікання. Завдяки цьому, модуль сенсорів забезпечує комплексний підхід до безпеки, сповіщаючи власників про загрози та дозволяючи їм швидко реагувати на небезпечні ситуації.

Модуль сигналізації та сповіщень виконує критично важливу роль у системі охорони, забезпечуючи своєчасну реакцію на загрози. Цей модуль активується у випадку виявлення небезпечної ситуації, наприклад, при спрацюванні детектора руху або сигналізації про відкриття дверей і вікон. Після активації модуль може включати звукову сигналізацію, таку як сирена або інші звукові ефекти, щоб сповістити оточуючих про загрозу та відлякати зловмисників[7].

Однією з ключових функцій цього модуля є надсилання сповіщень власнику системи через мобільні додатки, SMS або електронну пошту. Це дозволяє користувачам бути в курсі подій, навіть якщо вони не знаходяться на місці, що є важливим аспектом сучасної безпеки. Модуль також може бути налаштований на інтеграцію з іншими елементами системи, наприклад, активуючи запис на відеокамерах при спрацюванні сигналізації.

Завдяки цим функціям модуль сигналізації та сповіщень створює додатковий рівень захисту, що дозволяє оперативно реагувати на загрози та вчасно сповіщати про них відповідні служби. Цей модуль грає важливу роль у забезпеченні комплексного захисту об’єкта, зменшуючи ризик шкоди та збитків.

Модуль контролю доступу є важливим елементом системи охорони, що забезпечує управління входом до будинку або приміщення. Він використовується для контролю за тим, хто і коли може потрапити в закриті зони. Цей модуль може включати різні технології, такі як кодові замки, картки

доступу, мобільні додатки або біометричні системи, наприклад, сканери відбитків пальців або розпізнавання обличчя[6].

Завдяки використанню цифрових технологій, модуль контролю доступу дозволяє зручно і безпечно управляти входом до приміщення. Власники можуть дистанційно відкривати або закривати двері через мобільний додаток, що забезпечує зручність і гнучкість у керуванні доступом[8]. Модуль також веде журнал всіх спроб доступу, що дозволяє власникам відстежувати, хто і коли входив у приміщення.

Цей модуль може бути інтегрований з іншими елементами системи охорони, такими як модулі відеоспостереження і сигналізації, для створення більш комплексної системи безпеки. Наприклад, якщо намагатимуться відкрити двері без дозволу, модуль може активувати сигналізацію та надсилати сповіщення власнику[19]. Таким чином, модуль контролю доступу забезпечує додатковий рівень захисту, що допомагає запобігти несанкціонованому доступу до приміщення та підвищує загальну безпеку.

1.2 Застосування нечіткої логіки в системи управління

Застосування нечіткої логіки в системах управління стає все більш популярним завдяки її здатності моделювати складні та невизначені процеси, які не можуть бути адекватно описані традиційними бінарними логічними системами. На відміну від класичної логіки, нечітка логіка дозволяє враховувати різні ступені істинності, нечіткість і невизначеність, що робить її особливо корисною в галузях, де процеси є багатофакторними та складними для математичного опису[21]. Це знаходить застосування в таких сферах, як автоматизація, робототехніка, управління економічними системами та багатьох інших.

Однією з ключових областей застосування нечіткої логіки є регулювання та контроль параметрів. Наприклад, у кліматичних системах вона дозволяє оптимально регулювати температуру, враховуючи такі фактори, як зовнішня температура, вологість, кількість людей у приміщенні та особисті налаштування користувачів. Це значно підвищує енергоефективність і комфорт у приміщеннях. У промислових процесах нечітка логіка забезпечує адаптивні системи контролю, які швидко реагують на зміни в умовах виробництва, коригуючи параметри для забезпечення стабільності та оптимізації продуктивності[20].

Крім того, у транспортних системах нечітка логіка використовується для автоматичного управління рухом, що дозволяє адаптуватися до різних дорожніх ситуацій. Це також корисно для розробки інтелектуальних систем безпеки та обслуговування, які враховують змінні фактори і працюють на основі нечітких правил[9]. Така гнучкість і адаптивність робить нечітку логіку незамінним інструментом у сучасних системах управління, особливо коли потрібна робота з невизначеністю та складністю.

Крім того, нечітка логіка застосовується для моделювання складних систем, де традиційні підходи не є ефективними. Це включає біологічні системи, екосистеми, а також фінансові системи, де аналіз ризиків і невизначеностей є важливим аспектом прийняття рішень.

У системах підтримки прийняття рішень нечітка логіка допомагає враховувати різноманітні фактори з нечіткими даними, що особливо актуально в медичній діагностиці та управлінні підприємствами. Ця технологія дозволяє ухвалювати рішення в умовах невизначеності, що підвищує якість управлінських рішень[22].

Також нечітка логіка знаходить застосування в інтелектуальних системах, таких як автоматизовані транспортні засоби та роботи. Вона дозволяє адаптувати дії систем до змінних умов, що підвищує їхню ефективність. Нечітка логіка сприяє розвитку більш інтуїтивних інтерфейсів людина-машина, що забезпечує природний спосіб взаємодії[25].

Таким чином, нечітка логіка в системах управління забезпечує ефективніше управління складними процесами в умовах невизначеності, підвищуючи продуктивність і ефективність у різних галузях. Ця технологія продовжує розвиватися, відкриваючи нові можливості для вдосконалення систем управління та розширення їхнього застосування.

Система нечіткого керування застосовується до системи автоматизації для підвищення її ефективності, а система керування характеризується кількома форматами, такими як використання датчиків ЕМГ для керування системою за допомогою руху нервів і м’язів, управління хвилями або жестами за допомогою інфрачервоних або ультразвукових датчиків , система chatbot для спілкування з системою з будь-якого місця через android, відновлювані джерела та методи застосовуються для енергозбереження та підвищення ефективності[24]. Система керування забезпечує свободу для ефективної роботи системи відповідно до =середовища та даних, які надаються системі. Наприклад, автоматичне закриття електронних приладів у кімнаті, якщо ними ніхто не користується, або автоматичний запуск освітлення та основного середовища після входу користувача в кімнату. Система чат-бота також надає користувачеві шлях або пропозицію щодо системи в разі надзвичайної ситуації, а також відстежує споживання електроенергії та контролює роботу системи[17]. Час також можна встановити в системі за допомогою чат-бота, як і автоматики сигналізації.

1.3 Сучасні системи охорони «розумного» будинку

Сучасні системи охорони в концепції «розумного» будинку представляють собою інтегровані рішення, які об'єднують різноманітні технології для забезпечення безпеки, комфорту та зручності мешканців. Вони використовують новітні технології автоматизації, датчики, камери відеоспостереження та

програмне забезпечення, що дозволяє здійснювати цілодобовий моніторинг і контроль.

Одним із ключових елементів таких систем є відеоспостереження. Сучасні камери забезпечують високу якість зображення, можливість запису в реальному часі, функції нічного бачення та виявлення руху. Власники можуть отримувати сповіщення на мобільні пристрої про події в зоні спостереження і переглядати відеопотоки в реальному часі, що підвищує загальний рівень безпеки.

В системах охорони також використовуються різноманітні сенсори, які виявляють рух, відкриття дверей і вікон, а також детектори диму, газу та затоплення. Ці датчики можуть активувати сигналізацію або надсилати сповіщення власникам про потенційні загрози, що дозволяє швидко реагувати на надзвичайні ситуації.

Контроль доступу є ще одним важливим аспектом. Системи можуть включати електронні замки, біометричні системи, такі як сканери відбитків пальців, та кодові замки, що дозволяють дистанційно управляти входом до будинку через мобільні додатки. Це дає змогу власникам контролювати доступ до свого житла в режимі реального часу, надаючи можливість відкрити двері для родини чи друзів.

Інтеграція з мобільними додатками забезпечує зручний доступ до всіх елементів системи, таких як відеоспостереження, управління датчиками та налаштування сигналізації. Це також включає можливість отримувати сповіщення про події в режимі реального часу та інтеграцію з голосовими асистентами, що спрощує управління системою.

Автоматизація та створення сценаріїв є ще однією важливою складовою сучасних систем охорони. Вони можуть бути інтегровані з іншими елементами «розумного» будинку, такими як освітлення та опалення, що дозволяє автоматично активувати різні функції залежно від часу доби або певних подій. Наприклад, при виявленні руху вночі система може увімкнути зовнішнє освітлення, відлякуючи потенційних зловмисників.

Багато систем охорони також використовують хмарні технології для зберігання даних, що дозволяє отримувати доступ до відеозаписів та історії подій з будь-якої точки світу. Це підвищує безпеку даних, адже інформація зберігається на віддалених серверах з високими стандартами захисту.

Ефективне функціонування систем охорони забезпечується завдяки автоматизованим процесам виявлення та сповіщення про потенційні небезпеки через камери відеоспостереження, датчики руху і системи сигналізації. Основою автоматизації є використання технологій IoT, що дозволяють віддалено керувати та моніторити стан будинку за допомогою мобільних додатків та хмарних сервісів.

Автоматизовані системи охорони інтегруються з різними технологічними платформами, такими як Zigbee або Wi-Fi, що дозволяє оптимізувати обробку даних і забезпечувати постійну готовність до дій у реальному часі. Важливим аспектом є конфігурація цих систем, що включає налаштування взаємодії різних компонентів, таких як камери, сенсори та розумні замки.

Популярними сучаснимм системи охорони є : Ajax Systems, Ring, SimpliSafe, Arlo та Vivint є одними з найпопулярніших. Ajax Systems, українська компанія, спеціалізується на розробці бездротових систем охорони, які відрізняються високою надійністю та простотою використання. Їхня система охоплює широкий спектр пристроїв, таких як датчики руху, відкриття дверей, камери відеоспостереження та системи сигналізації, що працюють в єдиній екосистемі. Ajax Systems пропонує мобільний додаток, який дозволяє користувачам контролювати систему, отримувати сповіщення про події в реальному часі та налаштовувати параметри без необхідності професійної допомоги.

Ring, в свою чергу, спеціалізується на відеодомофонах і камерах, забезпечуючи високоякісне відеоспостереження з можливістю спілкування з відвідувачами через мобільний додаток. Камери Ring автоматично надсилають сповіщення про рух, що дозволяє користувачам швидко реагувати на потенційні

загрози (рисунок 1.1). Інтеграція з іншими пристроями «розумного» будинку ще більше підвищує рівень безпеки.

Рисунок 1.1 – Система охорони Ring

SimpliSafe надає прості та доступні рішення для домашньої безпеки, зосереджуючись на зручності користування та гнучкості системи. Однією з ключових особливостей SimpliSafe є модульний підхід, який дозволяє користувачам налаштовувати охоронну систему відповідно до індивідуальних потреб і особливостей будинку. Клієнти можуть вибирати з різних сенсорів і пристроїв, таких як датчики руху, камери відеоспостереження, сенсори відкриття дверей та вікон, пожежні та водяні датчики, забезпечуючи оптимальне покриття важливих зон будинку.

SimpliSafe також надає послуги професійного моніторингу, які гарантують цілодобовий захист і реагування на можливі загрози. Завдяки цьому, у випадку небезпеки користувачі можуть бути впевнені, що система повідомить їх, а також, за потреби, відповідні служби реагування. Використання SimpliSafe є зручним завдяки простому встановленню і налаштуванню, яке можна виконати самостійно.

Система також підтримує управління через мобільний додаток, що дозволяє користувачам контролювати безпеку будинку, переглядати історію подій і отримувати сповіщення незалежно від місцезнаходження. Завдяки доступним ціновим планам і безпечній інфраструктурі SimpliSafe (рисунок 1.2) став популярним вибором для тих, хто шукає надійний захист без складнощів.

Рисунок 1.2 – Система охорони SimpliSafe

Arlo спеціалізується на камерах відеоспостереження, які пропонують високу якість зображення, включаючи HD і 4K, забезпечуючи детальну картинку та можливість чітко розрізняти об’єкти й обличчя. Камери Arlo оснащені функцією нічного бачення, що дозволяє здійснювати моніторинг навіть в умовах повної темряви, забезпечуючи додатковий захист у нічний час. Завдяки широкому куту огляду користувачі можуть охоплювати великі ділянки приміщення або подвір'я, що знижує потребу в більшій кількості камер для повного покриття.

Бездротове підключення камер Arlo значно спрощує процес їх встановлення та налаштування, адже відсутність кабелів дозволяє легко розміщувати їх у будь-якому місці. Інтуїтивний мобільний додаток Arlo дозволяє користувачам контролювати свої камери, переглядати відео в реальному часі, а також отримувати повідомлення про активність. Камери Arlo (рисунок 1.3) – це надійний вибір для тих, хто шукає просте і ефективне рішення для домашнього відеоспостереження.

Рисунок 1.3 – Система охорони Arlo

Vivint надає комплексні рішення для створення «розумного» будинку, що об’єднують у собі системи безпеки, автоматизації, відеоспостереження та енергозбереження, пропонуючи користувачам сучасний підхід до домашнього комфорту й захисту. Завдяки широкому спектру інтегрованих функцій, Vivint забезпечує професійне встановлення обладнання, включаючи смарт-замки, сенсори, камери та клімат-контроль, що дозволяє автоматизувати ключові процеси в будинку.

Система моніторингу від Vivint працює цілодобово, що дозволяє вчасно реагувати на небезпеку та попереджати про можливі загрози. Відеоспостереження з підтримкою штучного інтелекту дозволяє відстежувати активність у реальному часі і розрізняти звичайну активність від потенційних загроз. Крім того, функції енергозбереження, такі як розумне освітлення і термостати, допомагають знизити витрати на електроенергію. Vivint (рисунок 1.4) робить життя простішим і безпечнішим, надаючи користувачам контроль над будинком у будь-який момент з мобільного додатку.

Рисунок 1.4 – Система охорони Vivint

У таблиці 1.1 наведено порівняльний аналіз цих систем охорони «розумного» будинку з акцентом на ключові функції, такі як виявлення руху, відеозапис і автоматичне оповіщення про небезпеку.

Таблиця 1.1 – Порівняння сучасних систем охорони

Система	Відеоспо-стереження	Сенсори руху	Датчики дим/газ	Розумні замки	Хмарне зберіган.	Інтеграція з голосовими асистентами
Ajax Systems	+	+	+	+	+	-
Ring	+	+	-	+	+	+
SimpliSafe	+	+	+	+	-	+
Arlo	+	-	-	-	+	+
Vivint	+	+	+	+	+	+

Система Vivint вирізняється як одна з найстійкіших і найкомплексніших систем охорони «розумного» будинку. Вона забезпечує повний спектр засобів безпеки, поєднуючи відеоспостереження, сенсори руху, датчики диму та газу, а також розумні замки. Це робить її універсальним рішенням для захисту житла від різних загроз, таких як несанкціоновані проникнення, пожежі та витоки газу [4].

Однією з головних переваг Vivint є підтримка хмарного зберігання, що дозволяє зберігати відеозаписи і дані для подальшого перегляду та аналізу. Це підвищує рівень контролю над безпекою, навіть коли власник знаходиться далеко від дому.

Також Vivint інтегрується з голосовими асистентами, такими як Amazon Alexa та Google Assistant, що дозволяє користувачам керувати системою за допомогою голосових команд[10]. Це додає зручності у повсякденному

використанні та автоматизує управління охоронними функціями будинку.Завдяки своїй функціональності та надійності, Vivint пропонує всеосяжну безпеку для сучасних будинків, поєднуючи передові технології захисту з простотою використання.

1.4 Постановка задачі та аналіз дерева рішень

В даному дослідженні розробляється програмний засіб для охорони розумного будинку на основі нечіткої системи. Цей програмний засіб забезпечує аналіз та оперативне реагування на спроби несанкціонованого доступу до охоронної системи розумного будинку, використовуючи комплекс датчиків. Система включає такі датчики: датчик руху для виявлення об’єктів у зоні охорони, сенсор відкриття для контролю стану дверей, а також датчик звуку, що здатен розрізняти різні частоти для виявлення специфічних звуків, як-от розбиття скла чи інших потенційних загроз.

Доступ до керування системою здійснюється за допомогою логіну та пароля. Якщо потрібно підвищений рівень доступу для виконання операцій створення, редагування, копіювання чи переміщення файлів, необхідно додатково вставити токен в USB-роз'єм.

Система захисту файлів базується на використанні технології нечіткої логіки, що є перспективною для забезпечення безпеки в умовах невизначеності. Нечітка логіка дозволяє формалізувати нечіткі поняття, працювати з ними та робити обґрунтовані висновки в умовах невизначеності, що особливо актуально для аналізу сигналів від різних типів датчиків.

Основна відмінність нечіткої логіки від класичної булевої полягає в тому, що, окрім значень "істина" і "хибність," вона також оперує проміжними значеннями. Цей підхід базується на теорії нечітких множин і передбачає

використання нечітких змінних (лінгвістичних змінних), нечітких відносин та інших концептів.

Завдяки нечітким методам, що включають лінгвістичні змінні та алгоритми, система може швидко обробляти складні поєднання даних із датчиків руху, відкриття та звуку, забезпечуючи точне реагування на потенційні загрози в розумному будинку.

Для подальшої побудови системи захисту файлів на основі нечіткої логіки розробляється дерево рішень (рисунок 1.5).

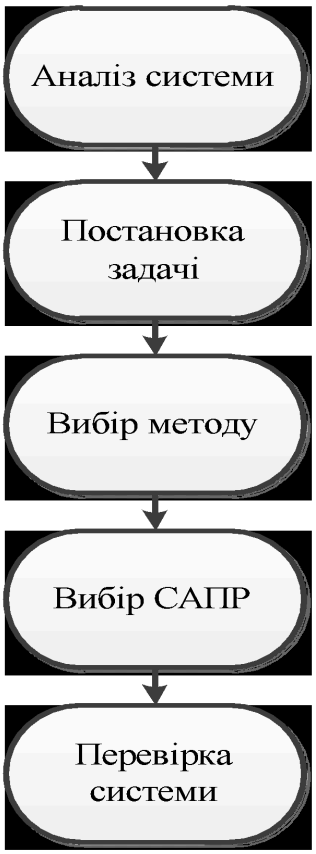

Рисунок 1.5 – Дерево рішень

Розробка ефективної охоронної системи для розумного будинку є багатоступінчастим процесом, що включає аналіз, постановку задачі, вибір методу, вибір інструментів проектування і тестування. На початковому етапі виконується всебічний аналіз, у ході якого визначаються вимоги, характеристики та функціональні властивості системи. Це дозволяє виявити

особливості, які мають бути враховані для ефективної роботи, ідентифікувати типи загроз та обрати методи їх виявлення. Для забезпечення належного рівня охорони будинку використовуються кілька видів сенсорів: датчик руху, що виявляє об’єкти та активність навколо будинку, сенсор відкриття дверей і вікон, який контролює стан точок доступу, і датчик звуку, що розрізняє частоти, забезпечуючи розпізнавання специфічних загроз, таких як розбиття скла.

Другий етап полягає у постановці задачі, де чітко формулюються цілі та основні вимоги до системи. Основною метою є створення інтегрованої охоронної системи для розумного будинку, яка швидко реагує на загрози та виявляє рух, відкриття дверей або вікон і звуки, мінімізуючи хибні спрацьовування та адаптуючись до змінних умов середовища. Важливими аспектами є здатність до фільтрації хибних сигналів, таких як незначний рух або звуки, що особливо важливо для підвищення точності та ефективності системи.

Для досягнення поставлених цілей обрано метод нечіткої логіки, що є математичним підходом, здатним працювати з проміжними значеннями між "істина" і "хибність". Це дозволяє обробляти неоднозначні сигнали з різних сенсорів, що є необхідним для об’єктивного аналізу загроз. Наприклад, звуковий сигнал може свідчити як про реальну загрозу, так і про безпечний шум. Нечітка логіка дозволяє системі адаптивно оцінювати такі ситуації та робити припущення на основі ймовірностей, що знижує ризик помилкових тривог. В основі нечіткої логіки лежить концепція нечітких множин, яка дозволяє формувати правила і логічні залежності між елементами системи у вигляді нечітких висловлювань.

Наступним кроком є вибір системи автоматизованого проектування (САПР), яка забезпечить ефективне моделювання та тестування. Для цього обрано Matlab з пакетом Simulink, що є зручним інструментом для моделювання, розробки та тестування складних алгоритмів. Matlab і Simulink дозволяють створювати адаптивні алгоритми для різних умов, легко налаштовувати нечіткі правила і забезпечують роботу з різними типами

сенсорів. Завдяки цьому вдається моделювати роботу системи в реальному часі, що є важливим для перевірки ефективності системи до її впровадження.

Фінальним етапом є тестування системи на реальних даних, що дає змогу перевірити її відповідність початково поставленим вимогам. Це включає оцінку точності виявлення загроз, швидкості реагування та здатності системи фільтрувати хибні сигнали. Тести проводяться в умовах, максимально наближених до реальних, і включають перевірку роботи датчиків руху, відкриття та звуку на різних частотах і при різних сценаріях. Це дозволяє переконатися, що система коректно реагує на всі можливі загрози та може фільтрувати неістотні сигнали, забезпечуючи стабільну ефективність і надійність. У разі успішного проходження тестів система вважається готовою до впровадження, а у випадку виявлення недоліків виконуються коригування та додаткове тестування.

Таким чином, розробка охоронної системи для розумного будинку, що базується на нечіткій логіці, є процесом, що передбачає послідовний аналіз, чітке визначення цілей, обґрунтований вибір методів і засобів проектування, а також ретельне тестування. Це забезпечує точність, надійність і адаптивність системи, що є необхідними для надання якісного захисту розумного будинку від несанкціонованих проникнень та інших загроз.

1.5 Висновки до розділу 1

Розглянуті у розділі підходи до управління «Розумним будинком» підкреслюють важливість інтеграції сучасних технологій для забезпечення безпеки, зручності та ефективності функціонування житлових систем. Зокрема, ключовими аспектами стали впровадження модульних систем, нечіткої логіки та інтелектуальних алгоритмів, що забезпечують адаптивність і точність роботи.

Модулі управління, такі як сенсори руху, сигналізація, відеоспостереження та контроль доступу, відіграють центральну роль у побудові гнучких і масштабованих систем[14]. Їхня автономність та інтеграційні можливості дозволяють системам залишатися функціональними навіть за умов часткової відмови компонентів, забезпечуючи надійність і оперативну реакцію на загрози. Завдяки спеціалізації окремих модулів і можливостям їх інтеграції створюється ефективний захист житлових приміщень.

Особливе місце займає нечітка логіка, яка дозволяє адаптувати системи до багатофакторних умов і забезпечує точність управління в умовах невизначеності. Це особливо важливо для обробки сигналів від різноманітних сенсорів, таких як детектори диму чи руху, що дозволяє зменшити кількість хибних спрацьовувань і підвищити швидкість реакції системи.

Розглянуті приклади систем охорони, зокрема Ajax Systems, Ring, SimpliSafe, Arlo і Vivint, демонструють різноманіття підходів до забезпечення безпеки в концепції «Розумного будинку». Вони інтегрують відеоспостереження, мобільні додатки, хмарне зберігання даних і функції автоматизації, що дозволяють власникам мати повний контроль над своїм житлом. Наприклад, Ajax Systems пропонує комплексні рішення з акцентом на простоту налаштування, тоді як Vivint інтегрує автоматизацію та енергозбереження.

Значний акцентом є використанні хмарних сервісів для зберігання даних, що дозволяє віддалено контролювати системи безпеки та мати доступ до історії подій. Це також забезпечує додатковий рівень захисту даних і зручність для користувачів.

Автоматизація у системах управління «Розумним будинком» додає ще один рівень комфорту та ефективності, дозволяючи налаштовувати сценарії дій залежно від часу доби чи зовнішніх умов. Наприклад, автоматичне включення освітлення при виявленні руху вночі або адаптивне регулювання температури на основі присутності мешканців у приміщенні.

Отже, сучасні підходи управління «Розумним будинком» забезпечують комплексний підхід до створення безпечного, адаптивного та енергоефективного середовища. Використання технологій, таких як нечітка логіка, IoT, мобільні додатки та хмарні сервіси, дозволяє відповідати сучасним викликам та потребам, відкриваючи нові горизонти для інтеграції технологій у повсякденне життя. Розробка подібних систем є багатоступеневим процесом, що передбачає аналіз, тестування та постійне вдосконалення, спрямоване на підвищення їхньої функціональності та надійності.

2 НЕЧІТКА СИСТЕМА АНАЛІЗУ АВАРІЙНИХ СИТУАЦІЙ РОЗУМНОГО БУДИНКУ

2.1 Нечітка логіка в задачах інженерії

Основним джерелом натхнення для розробки теорії нечітких множин стало прагнення моделювати реальні явища, які мають нечіткий або двозначний характер. Людське розуміння складних проблем часто виражається за допомогою неформальних термінів природної мови, що робить ці явища складними для опису традиційними математичними методами[15]. Теорії нечітких множин і нечіткої логіки пропонують формальні інструменти, які дозволяють математично представляти та ефективно обробляти таку інформацію.

Термін «система» зазвичай визначає набір компонентів, які взаємодіють між собою в чітко структурованому вигляді та функціонують як єдине ціле, що можна відокремити від зовнішнього середовища. Нечіткі системи, в свою чергу, це структури, побудовані на основі нечітких технологій, призначені для обробки інформації, де використання класичної теорії множин і бінарної логіки є недостатнім або складним. У науковій літературі терміни на зразок нечітка система, нечітка модель, система, основана на нечітких правилах, нечіткий контролер чи нечітка асоціативна пам'ять використовуються залежно від контексту і типу задачі[23].

Основною характеристикою таких систем є символічне представлення знань у формі нечітких умовних правил (якщо–тоді), що дозволяє їм адаптуватися до складних і мінливих умов.

Типова структура нечіткої системи є важливим елементом для моделювання складних процесів, які не піддаються традиційним методам аналізу. Основою цієї системи є вхідні змінні, які представляють собою параметри, що надходять до системи для обробки[30]. Ці змінні можуть бути нечіткими значеннями, які описують різні аспекти ситуації або середовища.

Вони використовуються для подання даних, які можуть бути неповними, невизначеними або двозначними, що є типовим для реальних умов.

Наступним важливим компонентом є нечітка база знань. Вона містить набір правил, що визначають зв'язки між вхідними та вихідними змінними. Ці правила формулюються у вигляді нечітких умовних висловлювань (якщо–тоді), які дозволяють системі адаптуватися до складних умов та враховувати суб'єктивні оцінки та інтуїцію людей. Завдяки такому підходу, нечітка система може моделювати людські міркування та ухвалювати рішення, які базуються на неповних або нечітких даних[42].

Процес нечіткої логіки, або інференції, є наступним етапом, де система обробляє вхідні дані відповідно до правил з нечіткої бази знань. Під час цього етапу використовуються методи нечіткої логіки, які дозволяють обчислювати проміжні результати. Цей процес дозволяє системі враховувати різні фактори і швидко реагувати на зміни в умовах, що може бути критично важливим у динамічних середовищах.

Далі в структурі нечіткої системи знаходиться нечіткий агрегатор, який об'єднує результати, отримані під час інференції, формуючи один або кілька нечітких виходів. Цей етап є важливим, оскільки він дозволяє системі узагальнювати інформацію та генерувати результати, які відображають загальний стан чи ситуацію[26].

Вихідні змінні – це результати, що генеруються системою на основі оброблених даних. Ці результати можуть бути представлені у формі нечітких значень, які пізніше можуть бути перетворені в чіткі значення для практичного використання[31]. Процес дефазифікації завершує цю структуру, перетворюючи нечіткі виходи на конкретні, чіткі результати, що дозволяє системі приймати реальні рішення та виконувати дії на основі отриманих даних.

Нечіткі системи використовуються в багатьох сферах, таких як автоматизація, контроль якості, управління ризиками та багато інших[41]. Завдяки своїй структурі та здатності обробляти невизначеність, нечіткі системи можуть забезпечити ефективні рішення в умовах, коли традиційні бінарні

логічні системи не можуть впоратися із складністю реальних ситуацій. В результаті, застосування нечіткої логіки відкриває нові можливості для дослідження та моделювання складних процесів у різних галузях науки і техніки[27].

У сучасному світі, що стрімко змінюється завдяки новим інноваційним технологіям, нечітка логіка виступає як практичне математичне доповнення до класичної булевої логіки[33]. Її застосування охоплює широкий спектр галузей науки та техніки, що свідчить про її універсальність та ефективність. Серед основних напрямків, де нечітка логіка знайшла своє місце, можна виділити відстеження цілей, розпізнавання образів, робототехніку, а також управління енергетичними системами[45].

Крім того, нечітка логіка активно використовується в проектуванні контролерів, хімічній інженерії, біомедичній інженерії та транспортних технологіях. Вона також відіграє важливу роль у сфері управління економікою, прийняття рішень, а також у комунікаційних і мережевих технологіях[37]. Нечітка логіка сприяє розвитку електронної інженерії, цивільного будівництва, сенсорних технологій та промисловості, надаючи нові можливості для вдосконалення існуючих систем і процесів. Це підкреслює важливість нечіткої логіки як інструменту для вирішення складних задач у різноманітних сферах діяльності.

Протягом останнього десятиліття нечітка логіка успішно застосовувалася для вирішення різноманітних проблем у реальному світі, зокрема в інженерії, управлінні, медицині та транспорті[29]. Різноманітні технології, такі як нечітке керування, нечіткий аналіз даних та нечіткий багатокритеріальний аналіз рішень, були розроблені та використовуються для вирішення важливих задач. Проте, попри значні досягнення, залишається обмежена кількість опублікованих досліджень, що стосуються застосування нечіткої логіки в інженерному проектуванні[32].

Важливість роботи з неточностями у процесі проектування не можна недооцінювати, оскільки проектування може розглядатися як процес

ітеративного зменшення цих неточностей. У цьому контексті можна виділити три альтернативні підходи до нечіткого інженерного проектування та конфігурації. Перший метод фокусується на управлінні неточностями в проекті, другий — на обробці неточних вимог користувачів з метою створення або вибору оптимального дизайну, а третій — на застосуванні нечітких багатокритеріальних підходів до прийняття рішень. Ці підходи відкривають нові можливості для вдосконалення проектних процесів та підвищення їх ефективності[36].

Перший підхід, який має справу з управлінням неточностями, є основним у нечіткій інженерії. Він дозволяє інженерам моделювати та аналізувати вплив різних видів невизначеностей на проект[40]. Використовуючи нечітку логіку, проектувальники можуть ідентифікувати та оцінити ризики, пов'язані з різними параметрами, такими як витрати, час виконання та якість. Це дозволяє їм створювати більш гнучкі та адаптивні проекти, які можуть легко реагувати на зміни умов або вимог[45].

Другий підхід зосереджений на неточних вимогах користувачів. У багатьох випадках користувачі не можуть чітко сформулювати свої потреби, що може призвести до непорозумінь і неправильного розуміння під час проектування. Нечітка логіка дозволяє інженерам працювати з такими неточними вимогами, адаптуючи проектні рішення до потреб користувачів. Це може включати використання нечітких умовних правил для моделювання, як різні параметри впливають на задоволеність користувача, а також аналіз можливих варіантів проектування, щоб вибрати оптимальне рішення[46].

Третій підхід — це нечіткий багатокритеріальний аналіз рішень, який дозволяє враховувати декілька критеріїв одночасно[28]. При прийнятті рішень у проектуванні часто виникає необхідність врахувати багато різних аспектів, таких як вартість, надійність, енергоефективність та екологічні вимоги. Нечітка логіка надає інструменти для оцінки та порівняння різних проектних рішень на основі множини критеріїв, що робить процес прийняття рішень більш структурованим і обґрунтованим[34].

Узагалі, інтеграція нечіткої логіки в інженерне проектування надає нові можливості для підвищення ефективності та якості проектів[38]. Це дозволяє проектувальникам працювати з невизначеністю та неточностями, які неминуче виникають у складних системах, а також забезпечує адаптивність у змінах умов[43].

Дослідження показують, що застосування нечіткої логіки може суттєво зменшити час і ресурси, необхідні для розробки проектів, а також покращити результати. Наприклад, в автомобільній промисловості нечітка логіка допомагає оптимізувати дизайн автомобілів, враховуючи численні критерії, включаючи безпеку, комфорт та паливну ефективність. У медицині вона використовується для розробки систем підтримки прийняття рішень, які допомагають лікарям у діагностиці та лікуванні пацієнтів, враховуючи широкий спектр симптомів і станів.

Крім того, нечітка логіка має велике значення в енергетичних системах, де вона застосовується для керування попитом та оптимізації розподілу енергії. Наприклад, в умовах змінних цін на електроенергію та нестабільності поставок, нечітке управління дозволяє ефективно регулювати споживання енергії, зменшуючи витрати для споживачів і зберігаючи ресурси[39].

Відзначимо, що інтеграція нечіткої логіки в інженерне проектування не тільки покращує процеси, але й відкриває нові горизонти для інновацій. Застосування цих підходів у поєднанні з новими технологіями, такими як машинне навчання та великі дані, може призвести до ще більших досягнень у сфері інженерії. Наприклад, використання даних з сенсорів у реальному часі в поєднанні з нечіткими алгоритмами може дозволити створювати більш інтелектуальні системи управління, які здатні реагувати на зміни в умовах експлуатації або вимогах користувачів[35].

2.2 Алгоритм нечіткого висновку Сугено

Алгоритм Суґено належить до класу нечітких систем керування і був розроблений для моделювання систем, що мають складні залежності між вхідними і вихідними змінними. Його основоположник — Такагі Суґено, який створив цей підхід для забезпечення більш точного керування в умовах невизначеності, коли використовуються нечіткі дані, що не піддаються звичайній математичній обробці. На відміну від класичної логіки, яка працює з чіткими значеннями, нечітка логіка (fuzzy logic) здатна моделювати людські роздуми та прийняття рішень, де варіативність і неточність є природними. Застосовуючи нечіткі множини, алгоритм Суґено розширює можливості традиційних систем керування, дозволяючи їх використовувати для вирішення завдань з високим ступенем невизначеності[44].

Історія розробки алгоритму пов'язана з розвитком нечіткої логіки, яку ініціював Лотфі Заде у 1965 році. Заде ввів концепцію нечітких множин, що дозволили математично описати ступінь належності елементів до певних категорій. Цей підхід став основою для створення алгоритмів керування, що могли оперувати нечіткими значеннями, такими як «низький», «середній» або «високий». Суґено та його колеги розширили цей підхід, запропонувавши специфічний алгоритм, який використовується для нечітких регуляторів у реальному часі. Модель Суґено стала однією з перших, яка дозволила отримувати точний числовий вихід з нечітких вхідних даних, що робить її ідеальною для практичних застосувань, зокрема, в системах автоматизованого керування і робототехніці[45].

Алгоритм Суґено ґрунтується на нечітких правилах типу «ЯКЩО–ТО». Наприклад, правило може виглядати так: «ЯКЩО температура висока, ТО швидкість вентилятора = 0,5 × температура + 2». Важливою особливістю моделі Суґено є те, що в правій частині правила використовується математичний вираз, який може бути лінійною функцією або константою[11]. Це дозволяє уникнути

деяких недоліків, властивих іншим нечітким моделям, зокрема, системам Мамдані, в яких нечітке значення виводу потребує складної дефаззифікації. У Сугено-фаззи системах процес дефаззифікації значно спрощений, оскільки вихідним результатом є число, а не нечітке значення[47].

Один з головних етапів роботи алгоритму Суґено — це фаззифікація, тобто перетворення вхідних значень на нечіткі. Вхідні дані співвідносяться з нечіткими множинами (наприклад, "низький", "високий") через функції належності, що визначають, наскільки сильно певне значення належить до кожної множини. Після фаззифікації застосовуються всі активні правила системи, що дозволяє отримати проміжні нечіткі результати для кожного правила[10]. Наступним кроком є агрегація результатів усіх правил для отримання загального результату. Цей процес дозволяє поєднувати інформацію з декількох правил, щоб врахувати всі аспекти ситуації[48].

Після того як усі правила застосовані і результати агреговані, відбувається дефаззифікація — перетворення отриманих нечітких значень у чітке число, що є виходом системи. У моделі Суґено цей процес відбувається через вагове середнє: кожен вихід правила зважується згідно з мірою належності і потім підсумовується. Завдяки використанню лінійних функцій або констант у правій частині правил, дефаззифікація в системі Суґено є більш простою та швидкою, що робить цей алгоритм ефективним для застосувань у реальному часі[5].

Цей алгоритм використовує набір правил у наступній формі (для прикладу наведемо два правила):

- якщо x є A_1 І y є B_1 то $z = a_1 x + b_1 y$,
- якщо x є A_2 І y є B_2 то $z = a_2 x + b_2 y$

Особливістю алгоритму є те, що як функції приналежності вихідний змінної використовуються поліноми, зазвичай це поліноми нульового і першого порядку. У разі використовують назви «алгоритм Такаги-Сугено» нульового і першого порядку відповідно[40].

В алгоритмі Такаги-Сугено нульового порядку (називається також спрощеним алгоритмом нечіткого виведення) правила мають вигляд: якщо $x_1 \in A_1$ і $x_2 \in A_2 \ldots$ і $x_n \in A_n$, то $z = c$, де $c = \text{const}$.

Зазначимо, що алгоритм Такагі-Сугено нульового порядку можна інтерпретувати як окремий випадок алгоритму Мамдані, коли функції належності висновків правил мають вигляд:

$$\mu_i(x) = \begin{cases} 1, \text{ при } x = c_i \\ 0, \text{ при } x \neq c_i \end{cases}.$$

Алгоритм складається з наступних кроків:

На першому кроці так само, як і в алгоритмі Мамдані, знаходять міри приналежності для кожного нечіткого правила.

На другому кроці обчислюють α-рівні для кожного з правил за формулами, а також індивідуальні виходи правил за формулами:

$$z_1^* = a_1 x_0 + b_1 x_0,$$

$$z_2^* = a_2 x_0 + b_2 x_0.$$

На третьому кроці обчислюють чітке значення вихідної змінної за формулою:

$$z_0 = \frac{\alpha_1 z_1^* + \alpha_2 z_2^*}{\alpha_1 + \alpha_2}.$$

Модель Суґено має широке і багатогранне застосування завдяки своїй здатності працювати з нечіткими даними і адаптуватися до різноманітних умов і

специфічних потреб. Вона ефективно використовується там, де є необхідність обробляти дані з високою невизначеністю або ж під час роботи в складних системах, що характеризуються нелінійними взаємодіями між змінними. Ця модель стала важливим інструментом в управлінні різними процесами, оскільки поєднує гнучкість і швидкодію з можливістю застосування нечіткої логіки для досягнення високої точності рішень[23].

Робота алгоритму показано на рисунку 2.1.

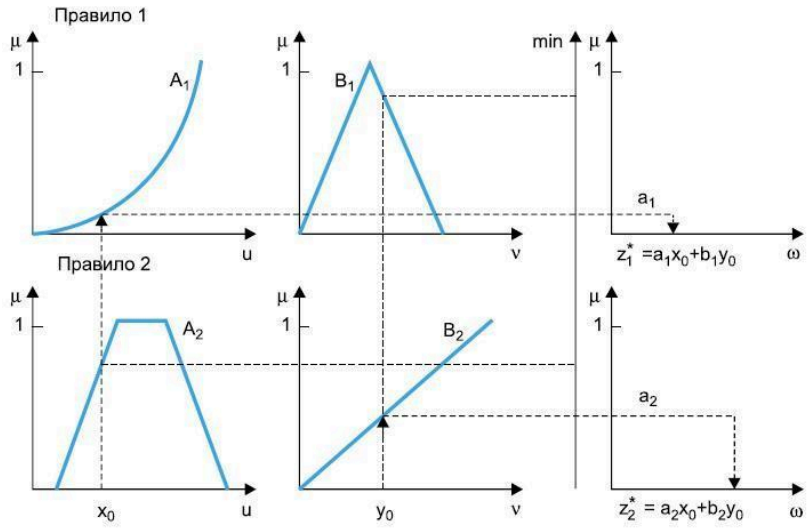

Рисунок 2.1- Робота алгоритму Такагі-Сугено

В автомобільній промисловості модель Суґено використовується для створення інтелектуальних систем керування, таких як антиблокувальні гальмівні системи (ABS) та системи стабілізації, що забезпечують безпечне гальмування і стабільність автомобіля на дорозі. Ці системи працюють в режимі реального часу, використовуючи дані про швидкість, напрям руху та дорожні умови. Модель Суґено дозволяє обробляти ці дані, формулюючи правила, які адаптують поведінку автомобіля відповідно до конкретної ситуації. Також модель ефективно справляється зі змінними умовами, такими як слизька дорога або несподівані перешкоди, допомагаючи забезпечити безпеку пасажирів.

Алгоритм Суґено також широко застосовується в робототехніці, де важливою є здатність системи швидко адаптуватися до умов довкілля і

приймати рішення в умовах високої динаміки. Роботи, які використовують цей алгоритм, здатні виконувати складні маневри, орієнтуватися у просторі, а також взаємодіяти з об'єктами на основі нечітких правил. Наприклад, у випадках, коли робот має маневрувати в обмеженому просторі або уникати зіткнень із об’єктами, модель Суґено дозволяє враховувати широкий спектр параметрів, як-от відстань до перешкод, швидкість і напрямок руху. Це підвищує точність і стабільність роботи роботів, дозволяючи їм ефективно діяти навіть в умовах непередбачуваних змін у середовищі.

Ще однією важливою сферою застосування моделі Суґено є медицина, де вона використовується для створення систем підтримки прийняття рішень. Ці системи можуть допомагати лікарям у постановці діагнозів та виборі найбільш оптимальних методів лікування, особливо у випадках, коли необхідно аналізувати як об'єктивні клінічні дані, так і суб'єктивні скарги пацієнта. Завдяки застосуванню нечітких правил, система може враховувати різні фактори, такі як рівень болю чи втоми, які важко виразити точними числами, і на основі цього формулювати рекомендації для лікаря. Таким чином, модель Суґено допомагає зменшити невизначеність при діагностиці і покращити точність лікування.

У фінансовій сфері модель Суґено також показала себе як ефективний інструмент для оцінки ризиків і прийняття інвестиційних рішень. Оскільки ринки завжди супроводжуються невизначеністю і динамічними змінами, алгоритм Суґено допомагає фінансовим аналітикам враховувати нечіткі дані з ринку, як-от поточні тенденції, прогнози і індикатори економічного зростання. Це дозволяє моделювати поведінку ринку, оцінювати можливі ризики та прогнозувати ймовірні сценарії розвитку. Використовуючи правила, що ґрунтуються на досвіді та статистиці, аналітики можуть приймати зважені рішення, що підвищує надійність і стабільність фінансових інвестицій.

У галузі енергетики модель Суґено знайшла застосування в управлінні інтелектуальними мережами (smart grids), де вона допомагає оптимізувати використання енергії та забезпечувати її розподіл у режимі реального часу.

Завдяки алгоритму Суґено, системи можуть реагувати на змінні фактори, такі як споживчий попит, пікові навантаження та доступність відновлюваних джерел енергії. Це дозволяє не тільки знижувати витрати на енергопостачання, але й підвищувати ефективність управління системою загалом. Наприклад, у сонячних та вітрових електростанціях модель Суґено може враховувати змінні показники, такі як погода, інтенсивність сонячного випромінювання або швидкість вітру, що дозволяє підвищувати точність прогнозів та забезпечувати стабільність у виробництві енергії.

Алгоритм також застосовується в екологічному моніторингу, де важливо здійснювати контроль за станом довкілля і прогнозувати зміни на основі різноманітних показників. Модель Суґено допомагає обробляти дані з сенсорів, що можуть мати нечіткість або варіюватися залежно від часу та місця вимірювання. Наприклад, при моніторингу якості повітря чи води алгоритм може використовувати показники забруднення, такі як рівень шкідливих речовин або температура, і створювати прогноз щодо можливих змін. Це дозволяє регулюючим органам вчасно реагувати на загрози та вживати необхідних заходів для зменшення негативного впливу на навколишнє середовище.

Суґено також широко використовується у виробничих процесах для автоматизації контролю якості та оптимізації виробничих параметрів. На заводах і фабриках алгоритм може застосовуватися для моніторингу різних аспектів продукції, таких як точність розмірів або вага, що дозволяє підтримувати стабільну якість продукції на високому рівні. Завдяки застосуванню нечіткої логіки, модель Суґено може швидко адаптуватися до змін у виробничому процесі та підвищувати ефективність управління.

2.3 Навчальна вибірка системи охорони «розумного» будинку

Охоронні нечіткі системи забезпечують інтелектуальний підхід до моніторингу та реагування на змінні умови в реальному часі. Вони використовують різноманітні дані, отримані з датчиків, для аналізу ситуацій і прийняття відповідних рішень. Оскільки такі системи базуються на принципах нечіткої логіки, вони можуть працювати з невизначеними, розмитими або неточними даними, адаптуючи їх до реальних умов. У цьому контексті значення, які можуть використовуватися для створення та роботи подібних систем, охоплюють широкий спектр параметрів, що описують фізичні властивості навколишнього середовища, динаміку об'єктів та поведінкові фактори.

Одним із ключових параметрів є відстань до об’єкта, яка визначається ультразвуковими, інфрачервоними або лазерними датчиками. Ці значення можуть бути подані у метрах або сантиметрах, наприклад: "0.5 м" для ближніх об’єктів або "5 м" для середньої відстані. У нечіткій логіці ці дані можуть бути представлені через такі лінгвістичні змінні, як "дуже близько", "близько", "далеко", або через інтервали, наприклад: "0–2 м", "2–5 м", ">5 м". Ці значення дозволяють системі оцінювати, наскільки близько знаходиться потенційний об'єкт і чи варто активувати тривогу.

Швидкість руху об’єкта також є важливим параметром, який може бути отриманий за допомогою гіроскопів, радарів чи інших датчиків руху. Значення швидкості можуть варіюватися від "0 м/с" (статичний об’єкт) до значень понад "5 м/с" (швидкий рух). Нечітка система інтерпретує ці дані як "стоїть", "рухається повільно", "рухається швидко". Це дозволяє відрізняти людину, яка йде, від автомобіля, що рухається на великій швидкості, або навіть від природного руху гілок під впливом вітру.

Ще одним важливим параметром є інтенсивність теплового випромінювання, яка вимірюється інфрачервоними датчиками. Вона відображає

наявність об’єктів із підвищеною температурою, наприклад, людей чи тварин. Типові значення подаються у градусах Цельсія або умовних одиницях. У нечітких системах це можуть бути категорії, такі як "холодно", "тепло", "гаряче". Наприклад, якщо датчик фіксує теплове випромінювання понад 36°C, система може припустити наявність людини, а якщо значення значно нижче – це може бути об’єкт без теплового випромінювання (наприклад, камінь).

Рівень звуку визначається акустичними сенсорами, які оцінюють гучність у децибелах (дБ). Нечітка система може використовувати категорії "тихо", "помірно гучно", "дуже гучно". Наприклад, значення нижче 30 дБ відповідає "тихому" середовищу, у той час як понад 70 дБ може означати шум або вторгнення. Це дозволяє реагувати на аномальні звуки, такі як розбиття скла чи різкі крики.

Сила тиску також може бути використана для виявлення фізичного контакту. Вона вимірюється датчиками сили та представлена у ньютон-метрах (Н·м) або в кілограмах (кг). У нечіткій системі ці значення можуть бути подані через категорії: "слабкий тиск", "середній тиск", "сильний тиск". Наприклад, тиск на двері може сигналізувати про спробу їх відчинити.

Положення об’єкта та кути нахилу отримуються за допомогою акселерометрів або гіроскопів. Ці параметри подаються у градусах або умовних одиницях XYZ-координат. Нечітка система може трактувати їх як "стабільне положення", "нахилений", "швидка зміна позиції". Це корисно для визначення, наприклад, падіння або переміщення об’єктів, що зазвичай знаходяться в статичному положенні.

Освітленість також є важливим параметром і визначається фотометричними датчиками. Вимірюється в люксах (lx) і може бути представленою через категорії, як "темно", "напівтемно", "світло". Наприклад, різке зростання освітленості в нічний час може вказувати на активацію ліхтаря або ліхтарика зловмисника.

Зміна кольору або форми об’єкта може бути зафіксована оптичними сенсорами чи системами комп’ютерного зору. Значення таких параметрів

можуть бути представлені у вигляді кольорів RGB або як опис форми об’єкта. Наприклад, "червоний колір" може відповідати сигнальному вогню, а зміна форми може свідчити про появу нового об’єкта в зоні спостереження.

Типи жестів також можуть бути розпізнані системами комп’ютерного зору або оптичними датчиками. Значення таких параметрів описують дії, наприклад, "змах рукою", "підняття руки", "стиснення кулака". Ці дані допомагають охоронній системі реагувати на конкретні рухи людини, наприклад, визначати спроби вторгнення.

Окрім цього, важливим є параметр затримки системи, що визначає час між виявленням події та реакцією. Значення зазвичай подаються у мілісекундах (мс). Швидка реакція (менше 100 мс) є критично важливою для забезпечення миттєвих дій, наприклад, включення сигналізації.

Для кожного з перелічених параметрів нечітка система використовує нечіткі множини для створення більш гнучкої моделі оцінки. Наприклад, відстань до об’єкта в 1.5 м може одночасно належати до категорій "близько" (0.8) і "середньо" (0.2), що дозволяє системі враховувати неоднозначність у даних. Такий підхід особливо ефективний у складних умовах, коли значення датчиків можуть мати похибки або варіюватися через зовнішні чинники.

Інтеграція цих параметрів у систему дозволяє створити потужний інструмент для забезпечення безпеки. Дані з датчиків комбінуються, аналізуються та порівнюються з правилами нечіткої логіки. Це дозволяє системі адаптувати свої дії до різних ситуацій, таких як виявлення зловмисника, розпізнавання звичайних дій (наприклад, рух охоронця) або ігнорування незначних змін (наприклад, вітер чи дрібні тварини). Результатом є система, яка здатна ефективно реагувати на загрози, мінімізуючи помилкові спрацьовування та підвищуючи рівень захисту об'єкта.

Для побудови пропонованої нечіткої системи на основі розробленого алгоритму потрібно для початку задати вхідні дані. На вході було задано наступні значення:

1. Датчик руху (Motion sensor).

2. Сенсор відкриття дверей (Door opening sensor).

3. Датчик звук(Sound sensor).

Датчики руху надають широкий спектр даних, які залежать від типу сенсора та його призначення. Вхідні дані для нечіткої системи варіюються залежно від обраного датчика, оскільки кожен із них вимірює різні параметри руху або взаємодії з об'єктами. Визначення вхідних даних для нечіткої системи базується на характеристиках датчика, що використовується.

Акселерометри забезпечують інформацію про прискорення об'єкта у трьох просторових осях (X, Y, Z). Значення прискорення можуть бути критичними для задач, де потрібно оцінити інтенсивність і напрямок руху. Вхідні дані для нечіткої системи можуть включати амплітуду прискорення, напрямок і частоту змін. Наприклад, акселерометри можуть вказувати на те, чи рух об'єкта був плавним чи ривковим, що важливо для систем безпеки або управління механізмами.

Гіроскопи надають дані про кутову швидкість обертання, що є важливим для задач, пов’язаних із контролем положення або жестів. Значення кутової швидкості у нечіткій системі можуть використовуватися для визначення рівня динамічності руху. Наприклад, повільні обертання можуть інтерпретуватися як безпечні, тоді як швидкі та різкі рухи можуть сигналізувати про небезпеку.

Оптичні датчики дозволяють визначати координати об’єкта в просторі, що забезпечує точну інформацію про його положення та переміщення. Вхідні дані можуть включати координати X, Y, Z, а також траєкторії руху об'єкта. Залежно від типу жесту або переміщення, нечітка система може інтерпретувати дані для активування відповідної реакції, наприклад, виявлення зони проникнення або аналіз поведінки об'єкта.

Датчики сили вимірюють величину прикладеного тиску, яка може бути використана для оцінки взаємодії об’єкта з поверхнями чи іншими предметами. Вхідними даними для нечіткої системи можуть бути рівень сили або її зміни у часі. Такі дані часто використовуються для визначення наявності взаємодії, її інтенсивності чи навіть характеру об'єкта, що здійснює тиск (наприклад, рука

людини чи інший предмет).

Ультразвукові та інфрачервоні датчики відстані забезпечують інформацію про віддаленість об'єкта від сенсора. Вхідними даними для нечіткої системи можуть бути значення відстані та кут виявлення об'єкта. На основі цих даних можна оцінювати ризик наближення до об’єкта, аналізувати швидкість його наближення чи віддалення, а також визначати розташування об’єктів у заданій зоні.

Системи комп’ютерного зору, які працюють на основі камер, надають складніші типи даних, такі як зображення або відеопотік. Вхідні дані для нечіткої системи можуть включати контури об'єктів, їх розмір, форму, колір чи інші особливості. У задачах безпеки це дозволяє не лише визначити факт руху, а й розпізнати тип об'єкта, що рухається (людина, транспортний засіб, тварина).

Час реакції є важливим параметром для всіх типів датчиків, оскільки він впливає на точність і оперативність системи. Нечіткі системи можуть враховувати затримку сигналу при обробці даних, що дозволяє налаштовувати їхню поведінку залежно від критичності задачі. Наприклад, у ситуаціях, що потребують миттєвого реагування, значення часу реакції стають ключовими для точного аналізу.

Кожен тип датчика має свої переваги та обмеження, які необхідно враховувати при розробці нечіткої системи. Залежно від задачі можуть комбінуватися дані з різних сенсорів, щоб забезпечити ширший спектр аналізу. Наприклад, поєднання акселерометрів, гіроскопів та оптичних сенсорів дозволяє створити інтегровану систему, здатну аналізувати як динаміку, так і траєкторію руху об'єкта.

Тому для датчика руху дані вимірюються в діапазоні від 1 до 100 метрів.

Сенсор відкриття дверей – це пристрій, що фіксує стан дверей (відчинені чи зачинені). Коли двері відчиняються, сенсор подає сигнал до центральної системи, яка може активувати різні дії.

Датчик звуку — це пристрій, який здатний виявляти і вимірювати звукові хвилі, що поширюються в повітрі або іншому середовищі. Він працює за

принципом перетворення звукових коливань у електричні сигнали, які можуть бути оброблені електронними системами, наприклад, системами безпеки. Ці датчики зазвичай використовуються для виявлення небажаних шумів або звуків, які можуть свідчити про небезпеку, таку як проникнення в приміщення, розбиття скла, аварії техніки або інші критичні події.

Датчики звуку здатні сприймати звуки в широкому діапазоні частот, що дозволяє їм виявляти різні типи звукових подій. Основні частотні діапазони, на які реагують датчики звуку, зазвичай поділяються на три категорії: низькі частоти (до 250 Гц), середні частоти (250 Гц — 2000 Гц) і високі частоти (понад 2000 Гц). Звуки в цих діапазонах можуть мати різні джерела та характер, що важливо для точності сприйняття та виявлення небезпечних ситуацій.

Низькі частоти (до 250 Гц) зазвичай асоціюються з глибокими звуками, такими як гул техніки, робота двигунів, вибухи, баси в музиці або навіть тихі розмови. Датчик може виявляти ці звуки для того, щоб визначити, чи є невідома активність в зоні спостереження. Наприклад, якщо датчик звуку фіксує постійний низькочастотний шум, це може вказувати на роботу великої машини чи іншого механізму, що має значення для системи безпеки. У такому випадку, система може виміряти інтенсивність звуку і перевірити, чи є цей шум підозрілим, активуючи відповідне сповіщення.

Високі частоти (понад 10,000 Гц) часто використовуються для виявлення сигналів тривоги, таких як звуки сирен або свистків. Ці частоти зазвичай не вловлюються людським вухом, але можуть бути важливими для виявлення критичних подій, наприклад, активації сигналізації або відкриття дверей. Якщо датчик звуку фіксує частоти, які виходять за межі звичайного рівня фонових шумів, система безпеки може сприйняти це як сигнал тривоги і надіслати повідомлення або активувати механізм оповіщення.

Датчик звуку також здатний виявляти звуки на певних частотах, які характеризують події, що потребують негайної реакції. Наприклад, розбиття скла, яке зазвичай створює характерний різкий звук з частотами, що можуть варіюватися від середніх до високих, може бути зафіксовано датчиком і

використано для активації системи сигналізації. Іншим прикладом є виявлення голосу, коли частота людського голосу, особливо в середньому діапазоні (300 Гц — 3000 Гц), може бути важливим сигналом для визначення того, чи є в приміщенні людина.

У системах безпеки датчик звуку зазвичай налаштовується на певний діапазон частот, який є релевантним для виявлення подій, що потребують уваги. Залежно від конкретної настройки, датчик може реагувати на звуки певної інтенсивності або частоти. Таким чином, використання датчиків звуку в системах безпеки є важливим інструментом для своєчасного реагування на різноманітні небезпеки, такі як вторгнення, аварії або інші ситуації, які потребують швидкої реакції.

Фрагмент значень для навчання пропонованої нечіткої системи подано в таблиці 2.1. Повна начальна вибірка подана в додатку А.

Таблиця 2.1 – Вхідні та вихідне значення нечіткої системи

№	Датчик руху (м)	Сенсор відкриття дверей	Датчик звуку (Гц)	Система безпеки
1	5	Відкрито	150	Так
2	20	Закрито	500	Ні
3	8	Відкрито	12	Так
4	30	Відкрито	300	Ні
5	3	Закрито	15	Ні
6	50	Відкрито	800	Ні
7	2	Відкрито	10	Так
8	15	Закрито	9	Ні
9	6	Відкрито	20	Так
10	1	Закрито	200	Так

Таблиця демонструє дані, що описують роботу нечіткої системи безпеки, яка приймає рішення на основі трьох вхідних параметрів: даних з датчика руху, сенсора відкриття дверей і датчика звуку. Результатом аналізу є вихідна реакція системи – активується вона чи ні.

Перший стовпець таблиці містить порядковий номер кожного запису, що дозволяє легко ідентифікувати конкретну ситуацію. У другому стовпці представлені показники датчика руху, які визначають відстань до об’єкта, що рухається. Цей параметр вимірюється в метрах. Значення варіюються від 1 до 100 м, і вказують на чутливість системи до об'єктів на різних відстанях.

Стан дверей, зареєстрований сенсором, описується в третьому стовпці. Тут можливі два варіанти: "Відкрито" або "Закрито". Цей параметр відіграє важливу роль у визначенні ризиків, адже відкриті двері зазвичай свідчать про потенційно небезпечну ситуацію, тоді як закриті – про більш спокійні умови.

Четвертий стовпець представляє дані, отримані від датчика звуку. Він реєструє частоту звукових коливань, яка вимірюється в герцах (Гц). Значення можуть бути як дуже низькими (наприклад, 10 Гц), так і високими (до 20000 Гц). Низька частота часто асоціюється з природними шумами, тоді як висока може вказувати на небезпеку, наприклад, розбиття скла.

Останній стовпець показує результат роботи системи безпеки – активується вона чи ні. Тут можливі два результати: "Так" або "Ні". Якщо система активується, це означає, що всі вхідні дані вказують на потенційну загрозу. Наприклад, у записах №1, №3, №7 і №9 видно, що система безпеки спрацювала за комбінацій коротких дистанцій, відкритих дверей і низької частоти звуку. У таких випадках система оцінює ситуацію як загрозливу і реагує відповідно.

Дані таблиці також демонструють сценарії, коли система не активується. Наприклад, у записах №2, №4, №5, №6 і №8 можна побачити, що навіть за певних умов (висока частота звуку або значна відстань до об’єкта) система не спрацьовує. Це свідчить про наявність порогових значень, які використовуються для прийняття рішень.

2.4 Висновки до розділу 2

У розділі було розглянуто використання нечіткої логіки для аналізу аварійних ситуацій у системах "розумного будинку". Нечіткі множини та нечітка логіка є ключовими інструментами для моделювання явищ, які важко описати за допомогою традиційних математичних підходів через їх двозначність або невизначеність. Вони дозволяють ефективно представляти інформацію, що ґрунтується на неформальних термінах природної мови, що робить їх універсальним рішенням для роботи з реальними складними проблемами. Нечіткі системи використовують символічне представлення знань у формі правил "якщо–тоді", завдяки чому адаптуються до змінних умов і враховують суб’єктивні оцінки та інтуїцію користувачів.

Детально розглянуто алгоритм Суґено як один із найефективніших методів нечіткої логіки. Він відзначається швидкістю обчислень, простотою реалізації та точністю вихідних даних. Цей алгоритм застосовується для аналізу складних систем у режимі реального часу та широко використовується в таких галузях, як транспорт, робототехніка, медицина й енергетика. У контексті "розумного будинку" алгоритм Суґено дозволяє системі безпеки аналізувати дані з різних датчиків, таких як датчики руху, звуку і відкриття дверей, для визначення потенційних загроз.

Також представлено навчальну вибірку, яка демонструє, як система приймає рішення залежно від вхідних параметрів. Комбінація даних, наприклад, відстані до об’єкта, частоти звуку та стану дверей, дозволяє активувати або деактивувати сигналізацію, забезпечуючи ефективне реагування на загрози.

У розділі акцентується на перевагах нечітких систем, зокрема їхній здатності зменшувати кількість хибних спрацьовувань та підвищувати точність оцінки ситуацій.

3 НЕЙРОННО НЕЧІТКА СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ «РОЗУМНОГО» БУДИНКУ

3.1 Нейронна нечітка система ANFIS

Нейронна нечітка система ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) — це одна з ключових інновацій у сфері інтелектуальних систем, яка поєднує переваги нейронних мереж та нечіткої логіки. Історія її виникнення бере початок у другій половині XX століття, коли ці дві технології активно розвивалися незалежно одна від одної. У цьому тексті буде розглянуто, як ідеї нечіткої логіки та нейронних мереж об’єдналися у створенні ANFIS, а також який внесок зробили дослідники у цей процес.

Ідея нечіткої логіки була вперше представлена Лотфі Заде у 1965 році. Він запропонував концепцію нечітких множин, яка дозволяє моделювати невизначеність і оперувати даними, які не можуть бути чітко визначеними як "так" або "ні". Цей підхід швидко здобув популярність у таких галузях, як управління, експертні системи та аналіз даних, оскільки він давав змогу створювати системи, здатні працювати в умовах невизначеності. Одним із найбільших досягнень нечіткої логіки стало створення системи нечітких правил "якщо—то", які дозволяють описати складні системи за допомогою простої логічної структури.

Паралельно з цим, у 1940-х роках почали з’являтися перші концепції штучних нейронних мереж, засновані на спробах моделювати роботу біологічного мозку. У 1980-х роках, з розвитком обчислювальних технологій, нейронні мережі почали демонструвати свою ефективність у задачах розпізнавання образів, класифікації та прогнозування. Їх основною перевагою була здатність навчатися на основі даних і адаптуватися до змін у середовищі. Проте, незважаючи на свої досягнення, нейронні мережі мали певні обмеження, зокрема — відсутність прозорості в прийнятті рішень, що ускладнювало їх використання в задачах, де потрібна пояснювальність.

У 1980-х роках дослідники почали усвідомлювати, що обидві технології — нечітка логіка і нейронні мережі — можуть взаємодоповнювати одна одну. Нечітка логіка забезпечувала прозорість і зрозумілість моделей, тоді як нейронні мережі давали змогу автоматично налаштовувати параметри системи на основі даних. Однак ідея інтеграції цих двох підходів не була реалізована до початку 1990-х років.

Революційний прорив стався у 1993 році, коли Джанг Дж.-С. Роджер (Jang J.-S. Roger) представив свою концепцію ANFIS у статті "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System". Він запропонував модель, яка використовує адаптивну мережу для автоматичного налаштування параметрів нечіткої системи. ANFIS базується на нечіткій системі висновків типу Сугено, яка поєднує правила нечіткої логіки з математичними функціями для моделювання виходу системи. Ця модель мала п'ять шарів, кожен з яких виконував певну функцію, починаючи від обчислення ступеня належності вхідних змінних до нечітких множин і закінчуючи отриманням кінцевого виходу.

Головною ідеєю ANFIS стало використання адаптивного підходу до налаштування параметрів функцій належності і правил "якщо—то". Це дозволило автоматично оптимізувати структуру нечіткої системи на основі навчальних даних. Зокрема, у моделі ANFIS використовуються два алгоритми навчання: метод найменших квадратів для налаштування лінійних параметрів і алгоритм зворотного поширення помилки для нелінійних параметрів. Такий гібридний підхід забезпечував високу точність і швидкість навчання, що зробило ANFIS одним із найпотужніших інструментів у сфері нечітких систем.

Однією з перших сфер застосування ANFIS стали задачі прогнозування, класифікації і керування. Наприклад, ANFIS успішно використовувався для керування складними промисловими процесами, де традиційні методи були неефективними через високу невизначеність і нелінійність системи. Також система знайшла застосування у фінансовому моделюванні, медичній діагностиці, аналізі зображень і навіть у розробці інтелектуальних

транспортних систем. Завдяки здатності навчатися на основі даних і використовувати зрозумілі правила, ANFIS став універсальним інструментом для розробки інтелектуальних систем.

Інтеграція нейронних мереж і нечіткої логіки у моделі ANFIS стала важливим кроком у розвитку обчислювального інтелекту. Ця система довела, що міждисциплінарний підхід до розробки алгоритмів може призводити до створення ефективних рішень для складних задач. З часом ANFIS став основою для багатьох інших моделей, які поєднують різні методи машинного навчання і обчислювального інтелекту. Наприклад, дослідники почали інтегрувати ANFIS із генетичними алгоритмами, методами рою частинок та іншими еволюційними підходами для оптимізації параметрів системи.

Крім того, розвиток обчислювальних технологій і поява великих обсягів даних дали поштовх до створення масштабованих версій ANFIS. Ці версії могли обробляти великі набори даних і працювати у реальному часі, що зробило їх особливо корисними у задачах прогнозування і оптимізації. Зокрема, ANFIS почав застосовуватися у задачах енергетики для оптимізації споживання ресурсів, у системах розумного будинку для автоматизації процесів і в автономних транспортних засобах для прийняття рішень у реальному часі.

ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) використовує нечіткі правила типу IF-THEN (FR - Fuzzy Rules) для опису знань, які визначають зв'язок між вхідними та цільовими даними в задачах моделювання. Ці правила є основною складовою нечіткої логіки та дозволяють системі обробляти невизначеність у даних. Основна структура моделі ANFIS включає декілька шарів, через які проходить обробка даних, та кожен шар виконує специфічні операції для адаптації нечіткої системи до даних.

ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) використовує нечіткі правила типу IF-THEN (FR - Fuzzy Rules) для опису знань, які визначають зв'язок між вхідними та цільовими даними в задачах моделювання. Ці правила є основною складовою нечіткої логіки та дозволяють системі обробляти невизначеність у даних. Основна структура моделі ANFIS включає декілька

шарів, через які проходить обробка даних, та кожен шар виконує специфічні операції для адаптації нечіткої системи до даних.

Основна структура моделі ANFIS (рисунок 3.1). У цій моделі процедура висновку Такагі–Сугено відіграє невід'ємну роль у створенні правил якщо–тоді, діапазону від входу до результату.

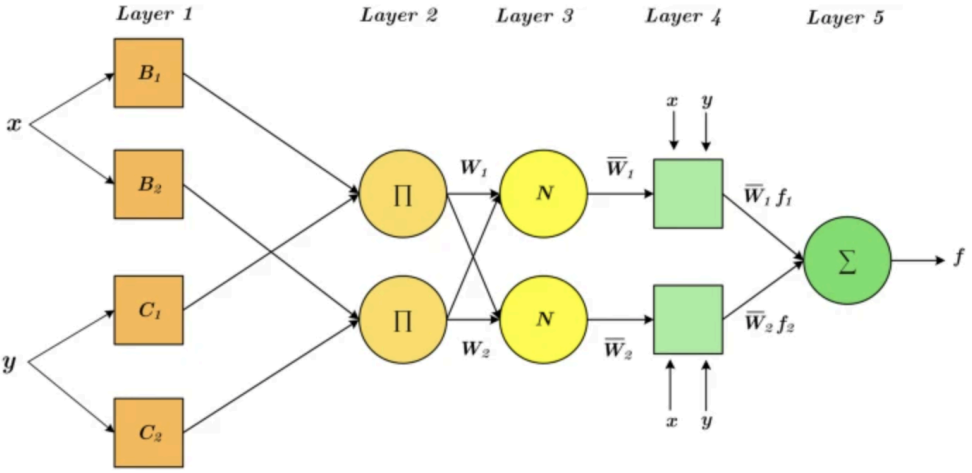

Рисунок 3.1 – Основна структура моделі ANFIS

Структура ANFIS розробляється за допомогою п'яти рівнів, кожен з яких має специфічну функцію для обробки вхідних даних і генерації вихідного результату.

Перший рівень (Fuzzification Layer). У першому рівні кожен вхід обробляється за допомогою функцій належності (MF), які визначають ступінь належності кожного вхідного значення до певних нечітких множин. Наприклад, для вхідного значення x, функція належності генерує ступінь належності до нечіткої множини, яка може бути представлена як:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2}$$

де $\mu_A(x)$ — це функція належності, c — центр функції, σ — параметр, що визначає її ширину.

Другий рівень (Rule Layer). На цьому рівні виходи кожного вузла відповідають сили спрацьовування кожного нечіткого правила. Для кожного правила система оцінює, наскільки вхідні значення підходять під умови IF-THEN:

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y)$$

де w_i — вага для i-го правила, $\mu_{Ai}(x)$ та $\mu_{Bi}(y)$ — функції належності для відповідних входів x та y.

Третій рівень (Normalization Layer).На цьому етапі оцінюється співвідношення міцності w_i для k-го правила до загальної сили всіх правил. Це робиться для нормалізації ваг кожного з правил таким чином, щоб сума всіх ваг дорівнювала одиниці:

$$\omega_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^{N} w_i}$$

де ω_i— нормалізована вага для iii-го правила.

Четвертий рівень (Defuzzification Layer).В адаптивних вузлах цього рівня відбувається обчислення результату, що залежить від нормалізованих ваг і лінійних коефіцієнтів p_i та q_i для кожного правила. Це дозволяє адаптувати модель до конкретних вхідних даних і уточнювати параметри:

$$y_i = \omega_i \left(p_i x + q_i\right)$$

де p_i та q_i — параметри наслідків для кожного правила.

П’ятий рівень (Output Layer). Останній рівень обчислює загальний вихід мережі, комбінуючи результати всіх правил. Це досягається за допомогою суми вихідних значень з четвертого рівня:

$$y = \sum_{i=1}^{N} y_i = \sum_{i=1}^{N} \omega_i (p_i x + q_i)$$

де *y* — фінальний вихід моделі.

Структура ANFIS дозволяє з'єднати переваги нечіткої логіки та нейронних мереж, адаптуючи модель до складних та невизначених вхідних даних через п’ять рівнів, що працюють разом для досягнення точного результату.

Нейронна нечітка система ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) є універсальним інструментом, який широко застосовується в багатьох галузях через свою здатність обробляти нелінійні залежності, працювати з невизначеністю та навчатися на основі даних. ANFIS поєднує сильні сторони нейронних мереж і нечіткої логіки, що дозволяє створювати моделі, які адаптуються до різноманітних умов і вимог. Її застосування включає такі галузі, як керування системами, прогнозування, обробка сигналів, медицина, енергетика, транспорт, екологія, класифікація даних, агроіндустрія та освіта.

ANFIS має низку переваг і недоліків, які визначають її ефективність у різних застосуваннях.

Серед головних переваг ANFIS варто виділити її здатність поєднувати можливості нейронних мереж і нечіткої логіки. Завдяки цьому система може ефективно моделювати складні нелінійні залежності, що часто зустрічаються в реальних процесах і системах. Нечітка логіка дозволяє системі працювати з неточними, неповними або нечітко визначеними даними, що робить її корисною у випадках, коли традиційні математичні моделі не забезпечують адекватних результатів. Нейронні мережі, у свою чергу, забезпечують здатність системи до навчання, що дозволяє автоматично оптимізувати параметри моделі на основі історичних даних. Це робить ANFIS універсальним і адаптивним інструментом, який може бути використаний у різних галузях, від керування до прогнозування.

Ще однією важливою перевагою є здатність ANFIS інтегруватися з іншими методами аналізу та оптимізації. Наприклад, систему можна використовувати разом із генетичними алгоритмами чи методами рою частинок для оптимізації параметрів. Крім того, ANFIS дозволяє працювати з великою кількістю вхідних змінних, що особливо важливо у складних системах, таких як управління робототехнікою, обробка сигналів чи прогнозування фінансових показників. Гнучкість ANFIS також полягає в можливості застосовувати її в задачах реального часу, наприклад, у транспортних системах чи управлінні енергоспоживанням. Ця властивість дозволяє забезпечувати адаптацію до змінних умов і покращувати ефективність системи.

Проте, як і будь-яка технологія, ANFIS має свої обмеження. Одним із ключових недоліків є її залежність від розміру та якості вхідних даних. Для досягнення високої точності модель потребує великого обсягу даних для навчання. Якщо дані містять помилки, пропуски або є нерепрезентативними, результати моделювання можуть бути неточними або навіть неправильними. Таким чином, ефективність ANFIS значною мірою залежить від попередньої обробки та підготовки даних, що може вимагати додаткових зусиль і ресурсів.

Ще одним важливим обмеженням є складність налаштування структури моделі для великих і складних задач. Кількість нечітких правил і параметрів, які необхідно оцінити, зростає експоненціально зі збільшенням кількості вхідних змінних. Це призводить до значного збільшення обчислювальних витрат, що може ускладнювати використання ANFIS у задачах реального часу або в умовах обмежених ресурсів. Наприклад, у випадках із високою частотою оновлення даних система може не встигати обробляти інформацію в режимі реального часу через значні затримки в обчисленнях.

Іншим аспектом є складність інтерпретації моделей ANFIS, особливо у випадках із великою кількістю правил і параметрів. Хоча система забезпечує високу точність і адаптивність, складність її внутрішньої структури може ускладнювати розуміння роботи моделі та пояснення отриманих результатів для кінцевих користувачів. Це є важливим фактором у галузях, де прозорість і

зрозумілість моделей є критичними, наприклад, у медицині чи фінансах. У таких випадках потрібні додаткові інструменти для візуалізації та пояснення результатів, що може додатково ускладнювати процес впровадження ANFIS.

Таким чином, ANFIS є потужним інструментом для моделювання, прогнозування та аналізу, особливо у випадках із високою невизначеністю чи складними залежностями. Її переваги, такі як здатність до навчання, адаптивність, інтеграція з іншими методами та робота з нечіткими даними, роблять її незамінною у багатьох галузях. Однак для успішного застосування системи необхідно враховувати її обмеження, такі як залежність від якості даних, обчислювальні витрати та складність інтерпретації. Знання цих аспектів допоможе приймати обґрунтовані рішення щодо використання ANFIS у конкретних задачах.

3.2 Опис нечіткої системи управління «розумного» будинку

Нечітка система управління для «розумного» будинку використовує логіку нечітких множин для прийняття рішень у невизначених або складних умовах. Вона створює комфортний, енергоефективний і безпечний простір, автоматизуючи процеси управління обладнанням та адаптуючись до змінних умов.

Для побудови нечіткої системи на основі розробленого алгоритму потрібно для початку задати вхідні дані, а також кінцевий результат. На вході було задано наступні значення:

1. Датчик руху (Motion sensor).
2. Сенсор відкриття дверей (Door opening sensor).
3. Датчик звук(Sound sensor).

На виході отримано загальний стан системи безпеки, який напряму залежить від значень вхідних даних. Загальний вигляд розробленої нечіткої системи (рисунок 3.2).

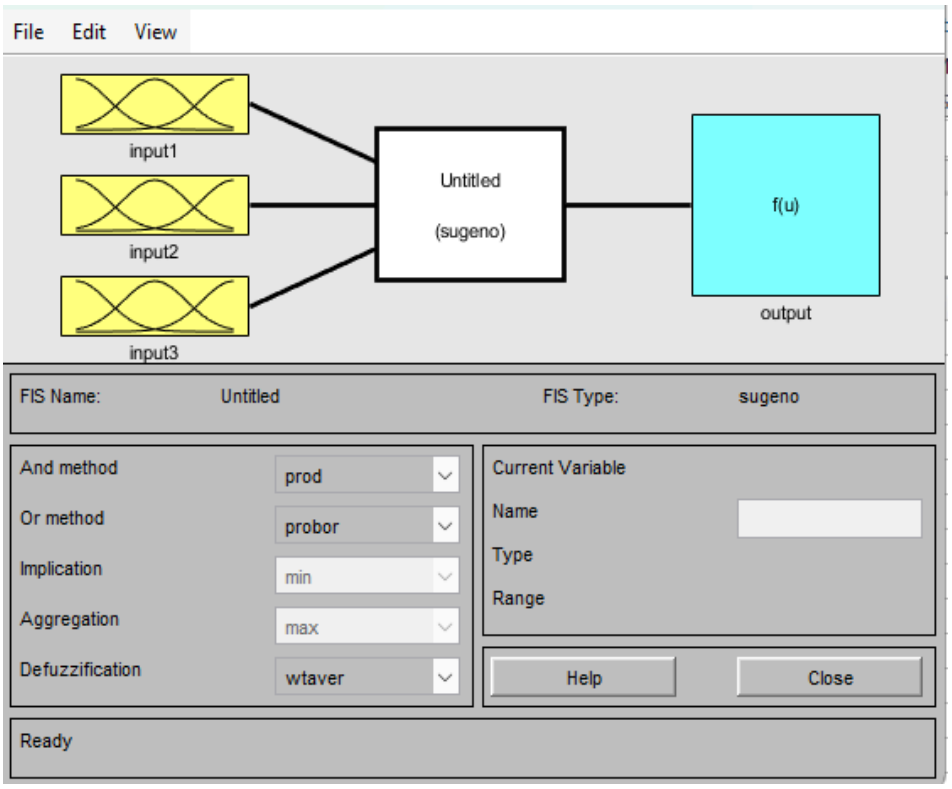

Рисунок 3.2 – Входи розробленої системи

Для побудови системи необхідно створити функції належності для кожного вхідного та вихідного параметра. Для входів обрано функції типу “gbellmf”, оскільки вони забезпечують плавний перехід між значеннями та наочно демонструють зміну параметрів. Водночас для виходу застосовуються функції типу “trimf”, які є простими та ефективними для цього випадку. На наступному етапі важливо визначити діапазони значень, у яких будуть варіюватися вхідні та вихідні дані, щоб забезпечити коректну роботу системи.

Під час аналізу роботи комп'ютерних систем було розглянуто принцип функціонування датчика руху (Motion Sensor) і визначено, що він реагує на об'єкти в діапазоні від 1 до 100 метрів:

- від 1 до 30 – об’єкт добре видно;
- від 20 до 70 – об’єкт видно частково;

- від 60 до 100 – об’єкт невиразний або майже не видно.

Цей діапазон залежить від здатності датчика чітко розпізнавати об'єкти на різних відстанях. Зі збільшенням відстані якість і чіткість виявлення об'єктів поступово змінюється, що враховувалося під час встановлення меж для подальшого налаштування та використання датчика.

Функції приналежності датчика руху на рисунку 3.3.

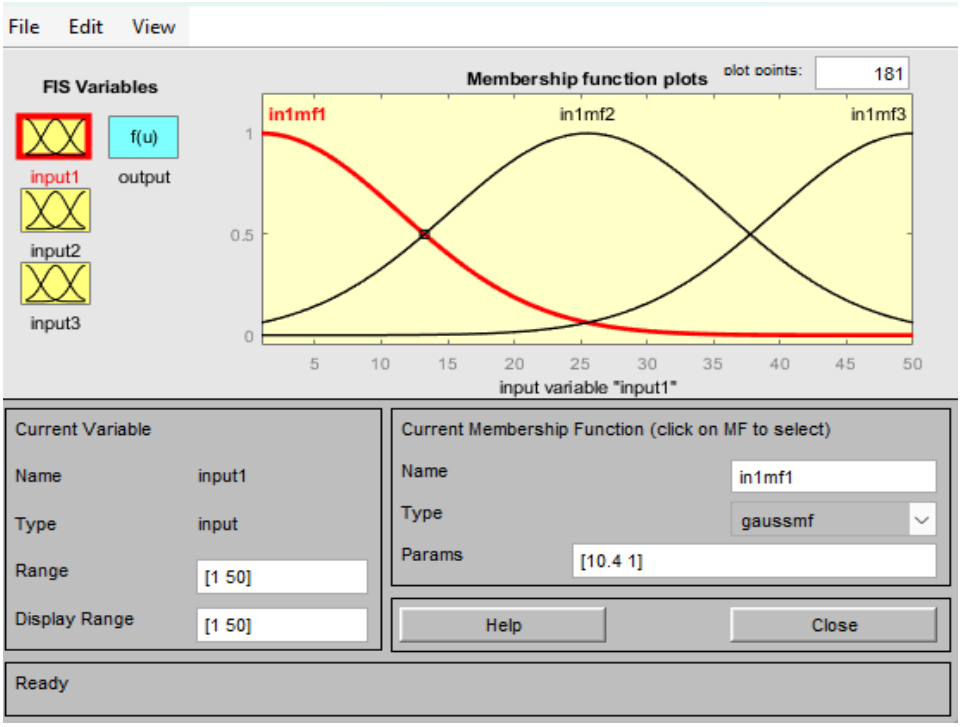

Рисунок 3.3 – Функції приналежності датчика руху

Під час аналізу роботи комп'ютерних систем було досліджено функціонування сенсора відкриття дверей (Door Opening Sensor), який використовується для визначення стану дверей. Сенсор працює за принципом двійкового стану, де існує два можливих значення: двері відкриті або двері закриті.

Функції приналежності сенсора відкриття дверей на рисунку 3.4.

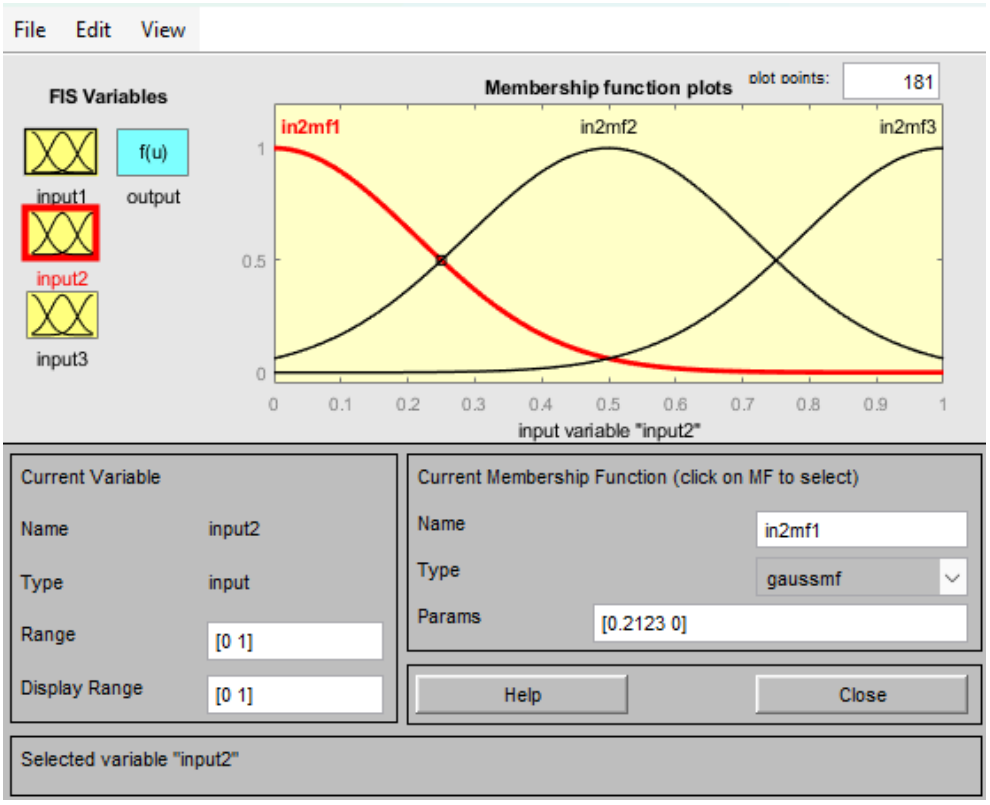

Рисунок 3.4 – Функції приналежності сенсора відкриття дверей

У процесі аналізу роботи комп'ютерних систем було досліджено характеристики датчика звуку (Sound Sensor), який працює в діапазоні від 10 до 20000 Гц. Цей датчик здатний виявляти широкий спектр звукових частот, що робить його універсальним інструментом для різноманітних застосувань. Для кращого розуміння його роботи був визначений умовний поділ частот за рівнем чіткості виявлення:

- від 10 до 500 Гц – низькочастотні звуки, які добре розпізнаються;
- від 400 до 5000 Гц – середньочастотні звуки, що розпізнаються частково;
- від 4000 до 20000 Гц – високочастотні звуки, які менш виразні або важко вловлювані.

Функції приналежності датчика звуку на рисунку 3.5.

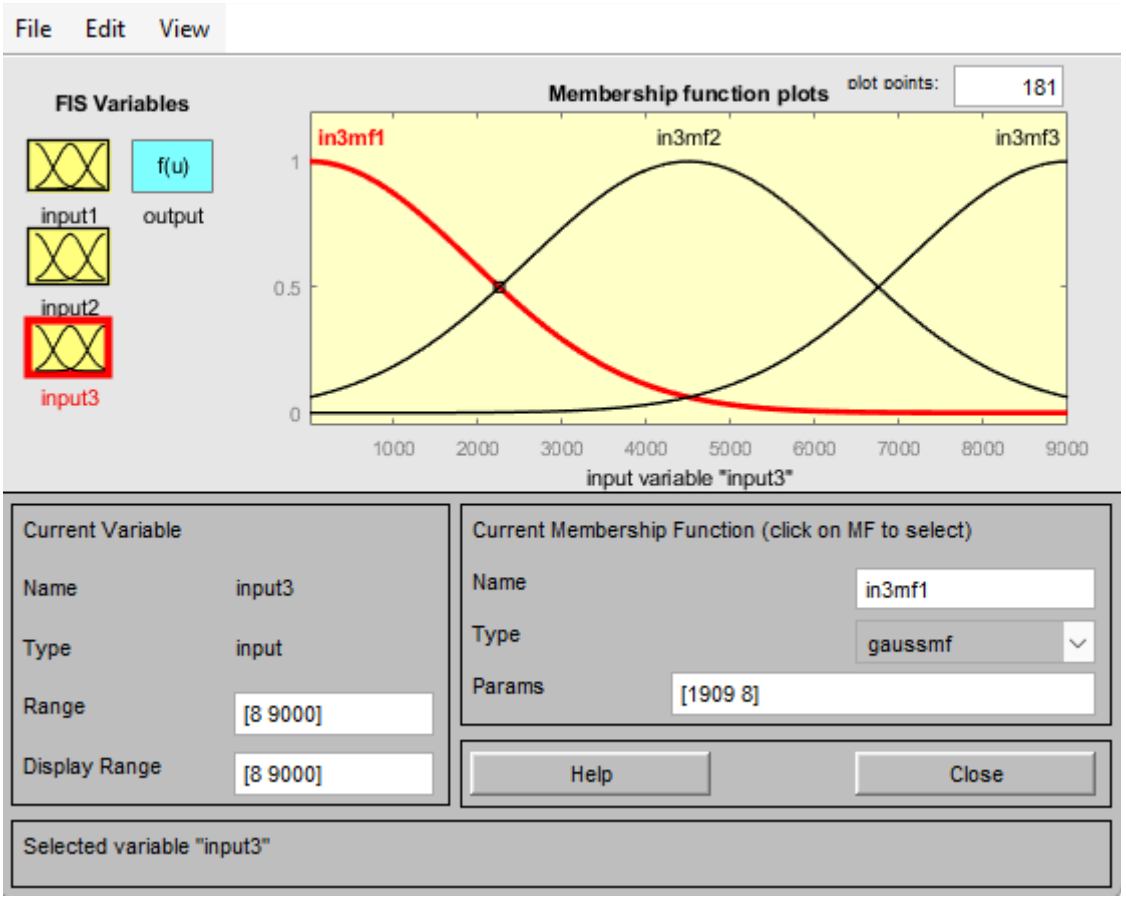

Рисунок 3.5 – Функції приналежності датчика звуку

Для функцій належності була розроблена база нечітких правил (рисунок 3.6), яка є важливим елементом системи нечіткого управління.

Нечітка база правил є сукупністю правил типу "якщо – то", які встановлюють взаємозв'язок між вхідними змінними та вихідними результатами в системі. Вона використовується для моделювання логіки прийняття рішень, де вхідні параметри можуть бути нечіткими або неповними. Кожне правило в базі складається з двох частин: умовної (якщо) та висновної (то). Умовна частина описує ситуацію або стан системи, при якому повинно бути застосовано правило, а висновна частина визначає дію або результат, який має бути виконаний. Це дозволяє системі здійснювати обчислення та приймати рішення на основі нечітких, лінгвістичних змінних замість точних числових значень.

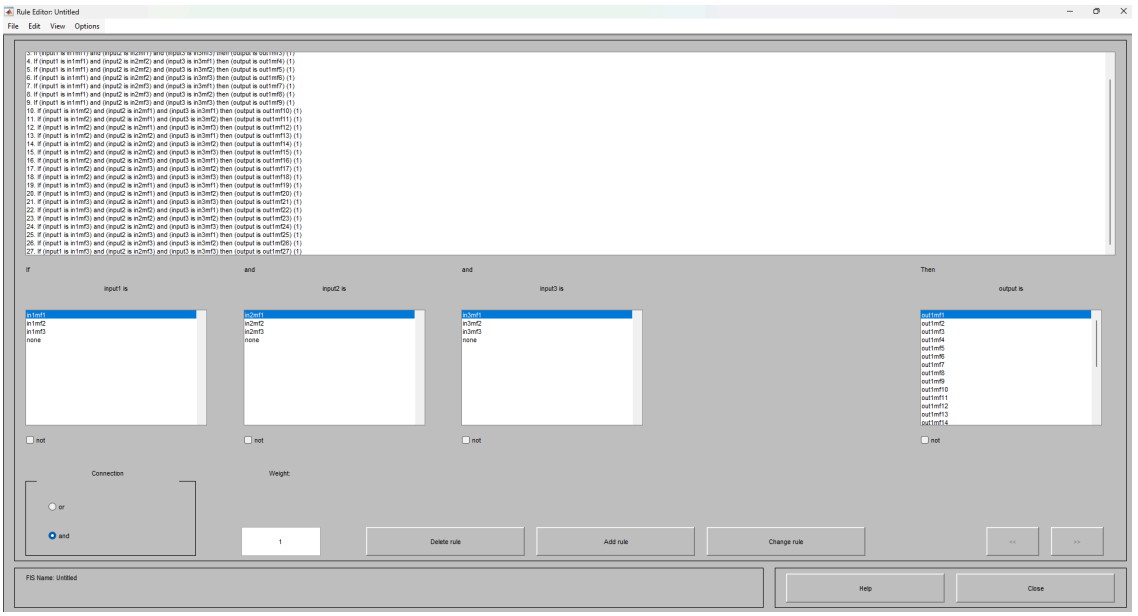

Рисунок 3.6 – Функції приналежності датчика звуку

Вона використовується для формалізації емпіричних знань або експертних висновків у певній предметній області. У системах нечіткого виведення використовуються нечіткі продукційні правила, де умови та висновки сформульовані в термінах нечітких лінгвістичних виразів.

Ця база правил дозволяє системі приймати рішення на основі нечітких даних і адаптуватися до змін вхідних параметрів. Система може використовувати зібрані дані для автоматичного оновлення і вдосконалення правил, що робить її більш гнучкою та ефективною в умовах змінної інформації.

Нечіткий вивід моделі вибору стану комп'ютерної системи, побудованої на основі заданих правил з поточними значеннями змінних, таких як датчик руху (Motion sensor), сенсор відкриття дверей (Door opening sensor) та датчик звуку (Sound sensor), дозволяє ефективно приймати рішення на основі нечітких даних. Ці змінні відображають важливі параметри, що використовуються для визначення стану системи, наприклад, виявлення руху, стан дверей або рівень звуку. Нечітка модель обробляє ці вхідні значення за допомогою нечітких правил і генерує відповідний вихід, що представлено на рисунку 3.7.

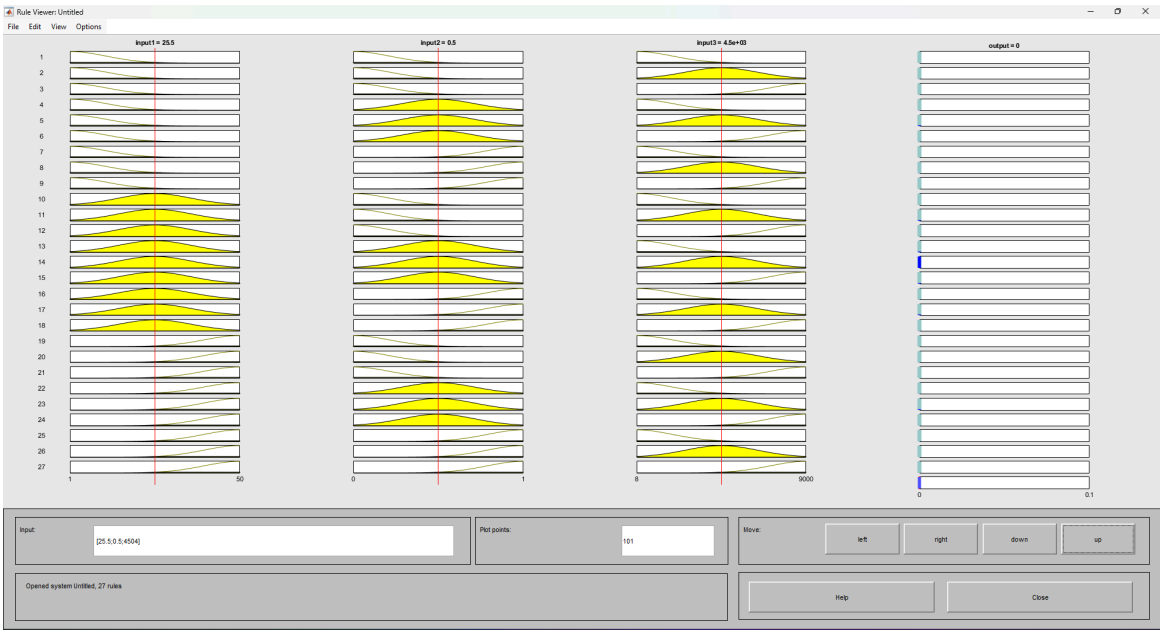

Рисунок 3.7 – Графічне зображення правил нечіткої системи

Для підтвердження правильності роботи створеної нечіткої системи необхідно пройти кілька важливих етапів, кожен з яких є важливим для забезпечення ефективності та точності роботи цієї системи. Початковий етап передбачає збирання вхідних даних, що будуть використані для оцінки функціональності системи. Точність вхідних даних має ключове значення, оскільки саме ці дані будуть визначати якість подальших розрахунків і результати роботи нечіткої системи. Дані можуть бути отримані через різні типи датчиків, такі як датчики руху, сенсори відкриття дверей або датчики звуку. Для кожного з цих датчиків необхідно чітко визначити параметри, які будуть вимірюватися, а також межі значень для кожної змінної, оскільки це безпосередньо впливає на коректність функціонування системи.

Наступним кроком після збору даних є розробка нечіткої моделі, яка є основою для подальшої обробки і прийняття рішень. Це включає визначення нечітких правил, що описують логіку системи. Нечіткі правила часто формулюються у вигляді «якщо — то», що дозволяє системі обробляти нечіткі або неповні дані і приймати рішення на основі лінгвістичних виразів. Наприклад, для датчика руху це може бути таке правило: «Якщо рух виявлено, то включити сигналізацію». Для кожної змінної необхідно визначити функції

належності, які допомагають чітко вказати, як саме кожна змінна взаємодіє з іншими змінними та впливає на результат.

Крім того, в розробці нечіткої моделі важливу роль відіграє створення нечітких множин для вхідних змінних. Нечітка множина є набором значень, що належать до певної категорії з певною мірою належності. Наприклад, для датчика звуку нечітка множина може бути поділена на категорії «тихий», «середній», «гучний», і кожен рівень буде мати певний ступінь належності в залежності від виміряного рівня звуку. Це дозволяє моделі враховувати не тільки точні значення, але і часткові належності, що є важливим аспектом нечіткого управління.

Після того, як нечітка модель та відповідні правила будуть визначені, наступним етапом є навчання та налаштування системи. На цьому етапі використовуються навчальні алгоритми, які допомагають оптимізувати параметри моделі та налаштувати систему для більш точної роботи. Процес навчання зазвичай включає налаштування коефіцієнтів, що впливають на роботу нечіткої системи, та коригування функцій належності, щоб досягти найбільш точного результату при обробці вхідних даних. Завдяки навчальним алгоритмам система може адаптуватися до нових умов, підвищуючи свою точність і ефективність.

Одним з важливих аспектів на етапі навчання є застосування методів оптимізації для коригування нечітких правил і функцій належності. Це дозволяє не тільки покращити точність моделі, але й забезпечити більш швидку реакцію на зміни вхідних даних. Навчання може здійснюватися через різні методи, такі як градієнтний спуск, генетичні алгоритми або методи машинного навчання. Вибір методу залежить від специфіки задачі і вимог до системи.

Останнім етапом є перевірка та тестування системи, що є важливим кроком для оцінки її ефективності. Для цього використовуються вхідні тестові дані, які не використовувалися під час навчання, що дозволяє уникнути перенавчання та перевірити, наскільки добре система працює з новими даними.

Тестування дозволяє виявити можливі проблеми у роботі системи, такі як неточності в алгоритмах або некоректне застосування правил.

Під час тестування результати роботи системи порівнюються з очікуваними виходами, що дозволяє оцінити ефективність і точність прийнятих рішень. Для цього можуть використовуватися різні метрики, такі як точність, чутливість, специфічність, F-міра та інші. Точність вимірює, як добре система визначає правильні виходи, чутливість оцінює, наскільки ефективно система виявляє позитивні випадки, а специфічність дозволяє виміряти здатність системи уникати хибнопозитивних результатів.

Крім того, на етапі тестування можуть бути проведені додаткові аналізи для виявлення потенційних помилок у налаштуваннях системи або її роботі з реальними даними. Наприклад, може бути проведено тестування на різних наборах даних для перевірки універсальності та адаптивності системи до змінюваних умов. Також можливе тестування на стійкість до шумів або помилок у вхідних даних, що є важливою частиною для забезпечення надійності системи в реальних умовах.

В результаті проведених етапів підтвердження роботи системи можна оцінити її працездатність та точність. За допомогою тестових даних та метричних оцінок визначається, наскільки добре система справляється з поставленими завданнями. Важливо, щоб система була здатна до адаптації і могла коригувати свої дії в умовах нових або змінних даних.

3.3. Навчання та тестування розробленої ANFIS

Для проектування системи управління «розумним» будинком, яка враховує змінні умови та адаптується до потреб користувачів, можна застосувати нейро-нечіткі мережі. Для навчання такої мережі використовується

тренувальна вибірка з 100 векторів даних, отриманих у результаті класифікації зображень за допомогою нейронної мережі SqueezeNet.

У MATLAB у середовищі Neuro-Fuzzy Designer доступні різні методи генерації початкових нечітких моделей, які підходять для автоматизації задач управління «розумним» будинком. Одним із методів є Grid Partitioning, який створює нечітку систему шляхом рівномірного розбиття вхідного простору на сітки. Вхідні змінні розбиваються на кілька рівнів, а потім комбінуються всі можливі їх значення для формування правил нечіткої логіки. Перевагою цього методу є його простота та зрозуміла інтерпретація. Однак для великих наборів даних або при збільшенні кількості вхідних змінних метод стає менш ефективним, оскільки кількість правил зростає експоненціально.

Subtractive Clustering використовує кластеризацію для виявлення груп точок даних, які мають схожі характеристики, і на основі цих кластерів формує правила нечіткої логіки. Центри кластерів слугують центрами нечітких множин, а кількість правил залежить від кількості знайдених кластерів. На відміну від Grid Partitioning, цей метод не розбиває вхідний простір рівномірно, а адаптується до розподілу даних, що забезпечує більшу гнучкість.

Підхід Subtractive Clustering ефективний для обробки великих наборів даних, особливо якщо вони мають нерівномірний розподіл. Такий підхід створює меншу кількість правил у порівнянні з Grid Partitioning, що робить систему більш компактною, швидкою й зручною для використання в реальних умовах, наприклад, у системах управління «розумним» будинком. Проте налаштування параметрів кластеризації може бути складним завданням, оскільки це впливає на якість і точність нечіткої системи. Крім того, цей метод часто потребує більше часу на етапі налаштування порівняно з Grid Partitioning.

Створена на основі Subtractive Clustering нечітка система, яка реалізує задачі управління, наприклад, моніторинг і адаптивну реакцію у «розумному» будинку, може бути представлена аналогічно схемі на рисунку 3.8.

Вхідні дані обробляються нечіткою системою, яка формує правила управління на основі їх комбінації. Це дозволяє адаптувати реакцію системи до різноманітних сценаріїв, таких як присутність людей, відчинення дверей чи поява звуку.

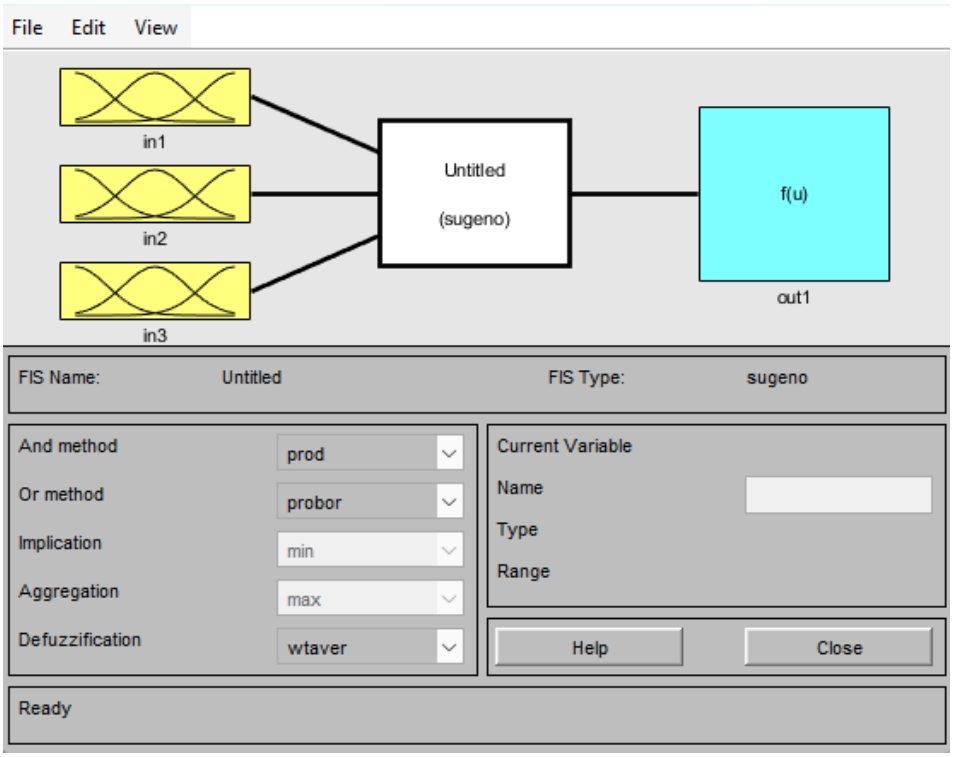

Рисунок 3.8 – Загальна схема згенеровної Grid partition нечіткої системи

Дана нечітка система змінну Door opening sensor(рисунок 3.9) задає двома функціями належності гаусової форми, тоді як інші вхідні змінні, Motion sensor(рисунок 3.10) та Sound sensor(рисунок 3.11), задаються трьома аналогічними функціями належності.

Функції належності описуються формулою:

$$f(x, c, \delta) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\delta^2}}$$

,де c — координата максимуму, що визначає центр функції належності, δ — коефіцієнт концентрації, який задає ширину функції належності.

Цей підхід дозволяє забезпечити різну чутливість системи до кожної з вхідних змінних, залежно від їхніх значень та ролі в сценарії управління «розумним» будинком.

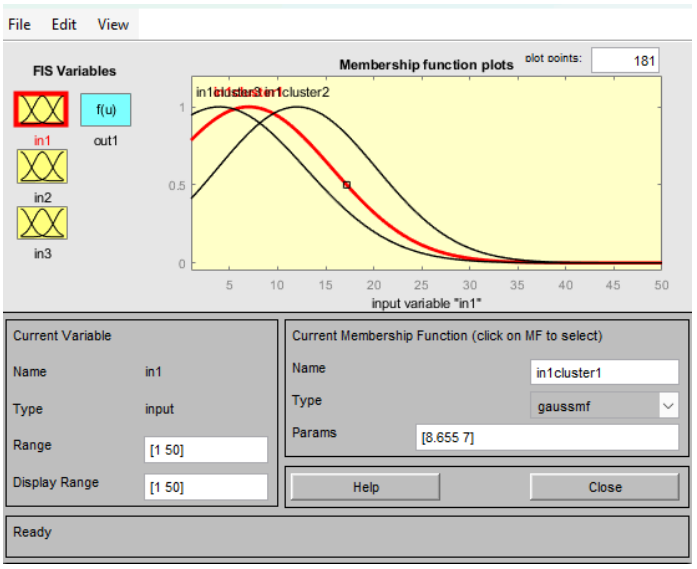

Рисунок 3.9 – Функції належності змінної Door opening sensor

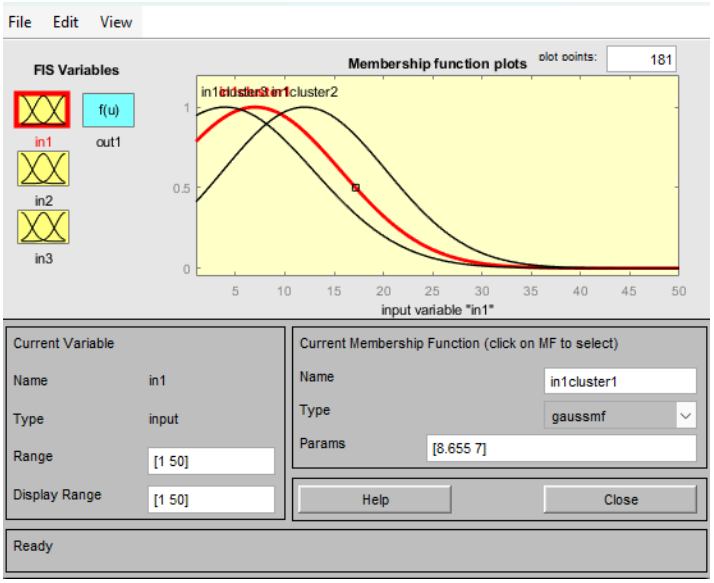

Рисунок 3.10 – Функції належності змінної Motion sensor

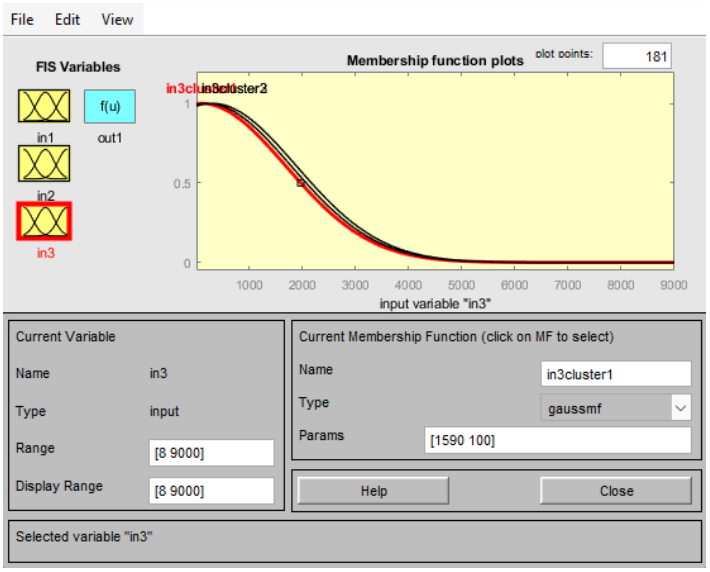

Рисунок 3.11 – Функції належності змінної Sound sensor

Відповідно, база правил такої нечіткої системи містить правила, які визначають взаємозв'язок між вхідними змінними і вихідними рішеннями системи. Варто зазначити, що ANFIS використовує механізм нечіткого висновку Сугено. Цей механізм базується на чітких математичних моделях і забезпечує високу точність обробки вхідної інформації (рисунок 3.12).

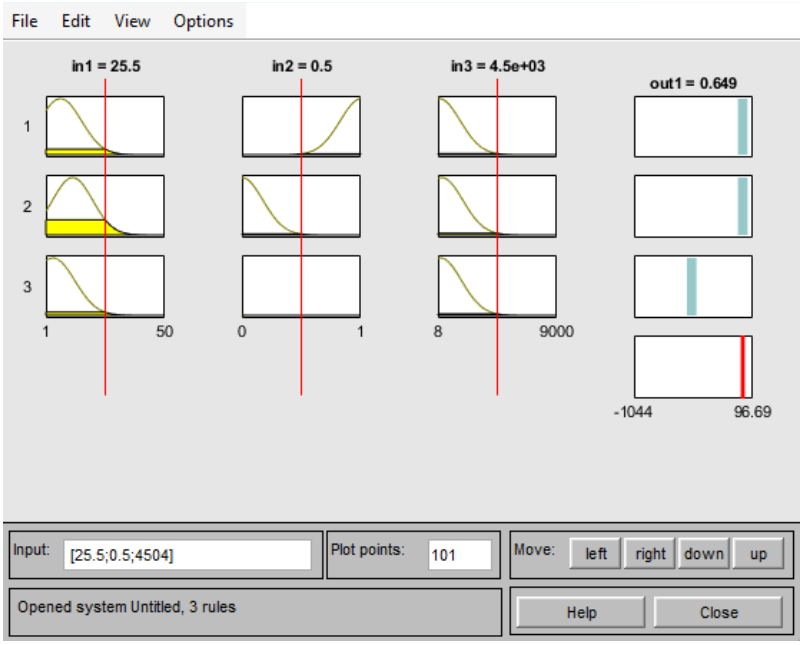

Рисунок 3.12 – Демонстрація роботи нечіткої системи генерованої Subtractive Clustering

Основна різниця між методами Grid Partitioning і Subtractive Clustering полягає у підході до створення правил для нечіткої системи. Grid Partitioning рівномірно розбиває вхідний простір на сітки, що дозволяє легко створювати правила для невеликих систем. Однак із зростанням кількості вхідних змінних або рівнів розбиття цей метод стає громіздким і менш ефективним, оскільки кількість правил експоненціально зростає.

Натомість Subtractive Clustering знаходить кластери у вхідних даних, створюючи більш адаптивну і компактну систему. Цей метод дозволяє зменшити кількість правил і зробити систему більш гнучкою, особливо для великих наборів даних із нерівномірним розподілом. Проте, Subtractive Clustering потребує більш ретельного налаштування параметрів, таких як радіус впливу кластерів, і може бути складнішим у використанні для початківців.

Різниця між цими двома згенерованими нечіткими системами чітко простежується у їх структурі, що зображено на рисунках 3.13 та 3.14.

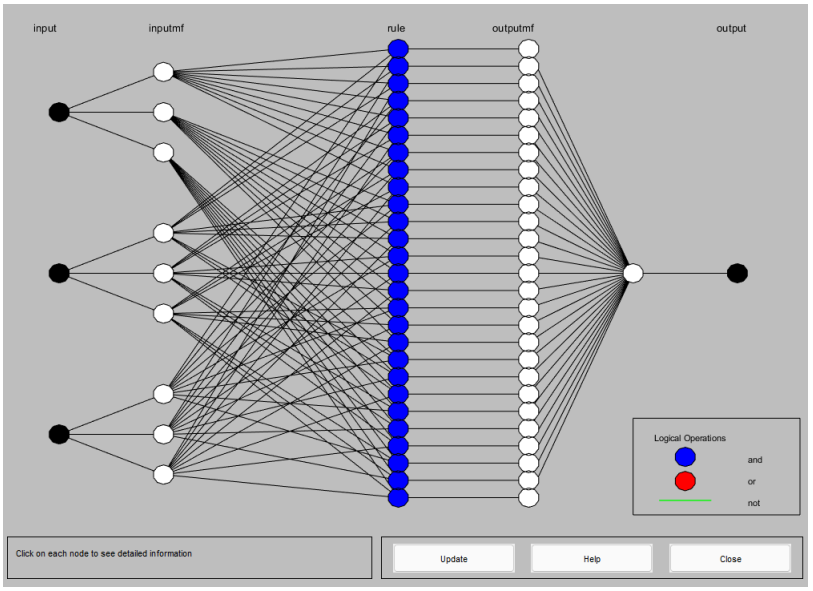

Рисунок 3.13 – Структура нечіткої системи згенерованої методом Grid Partitioning

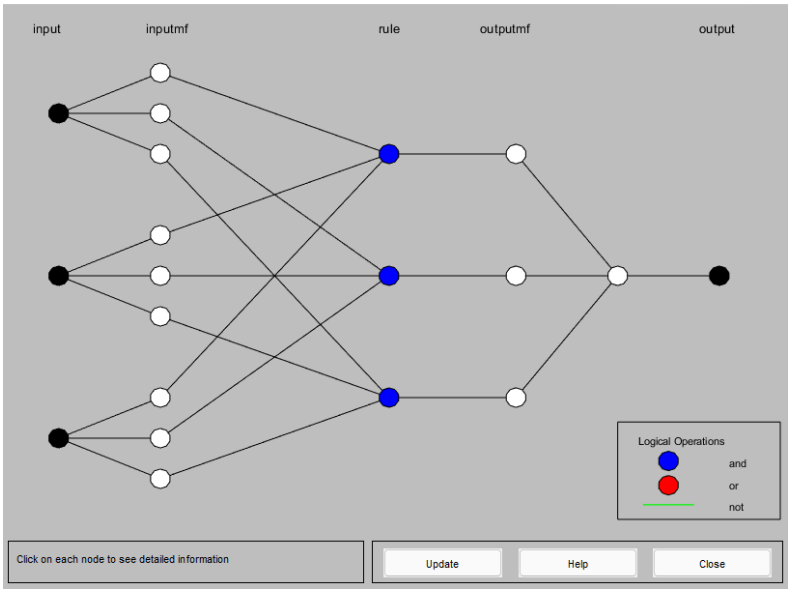

Рисунок 3.14 – Структура нечіткої системи згенерованої методом Subtractive Clustering

Навчання нейро-нечіткої системи полягає в поєднанні нейронних мереж і нечіткої логіки. Спочатку створюється нечітка система, яка здатна працювати з нечіткими даними, а потім використовується нейронна мережа для автоматичного налаштування її параметрів. Процес навчання починається з визначення вхідних даних і їх розподілу на нечіткі множини за допомогою функцій належності. Наступним етапом є формування правил типу "Якщо..., то...", які зв'язують ці множини з відповідними вихідними результатами.

Після налаштування системи вона проходить етап навчання, під час якого обробляє вхідні дані разом із відомими результатами та коригує свої параметри. Це дозволяє зменшити розбіжність між очікуваними та фактичними результатами. Спочатку система налаштовує лінійні параметри, використовуючи метод найменших квадратів, щоб забезпечити наближення виходу до правильного значення. Потім, за допомогою зворотного поширення помилки, відбувається коригування нелінійних параметрів, таких як функції належності, для досягнення більшої точності.

Процес навчання нейро-нечіткої системи, згенерованої методом Grid Partitioning, продемонстрував точність на рівні приблизно 82% після 100 епох навчання, що показано на рисунку 3.15.

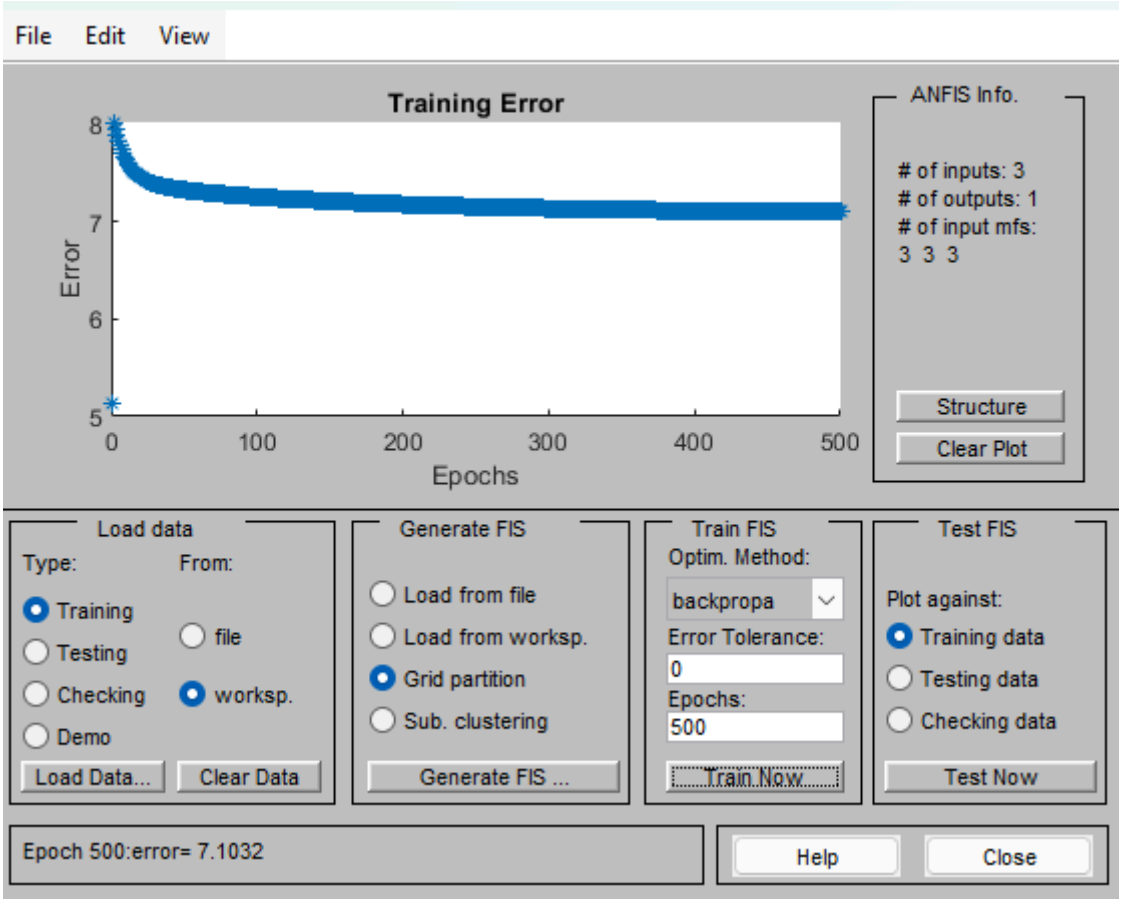

Рисунок 3.15 – Процес навчання нейро-нечіткої системи на основі нечіткої системи згенерованої методом Grid Partitioning

Процес навчання нейро-нечіткої системи, згенерованої методом Subtractive Clustering, був проведений протягом 100 епох і показав точність навчання на рівні 91% (рисунок 3.16). Такий результат значно підвищує ефективність роботи загальної системи детекції дефектів вітрових турбін, що базується на ANFIS. Висока точність досягнута завдяки здатності методу Subtractive Clustering створювати компактні та адаптивні правила, що краще узгоджуються з реальними даними, що надходять від сенсорів турбіни.

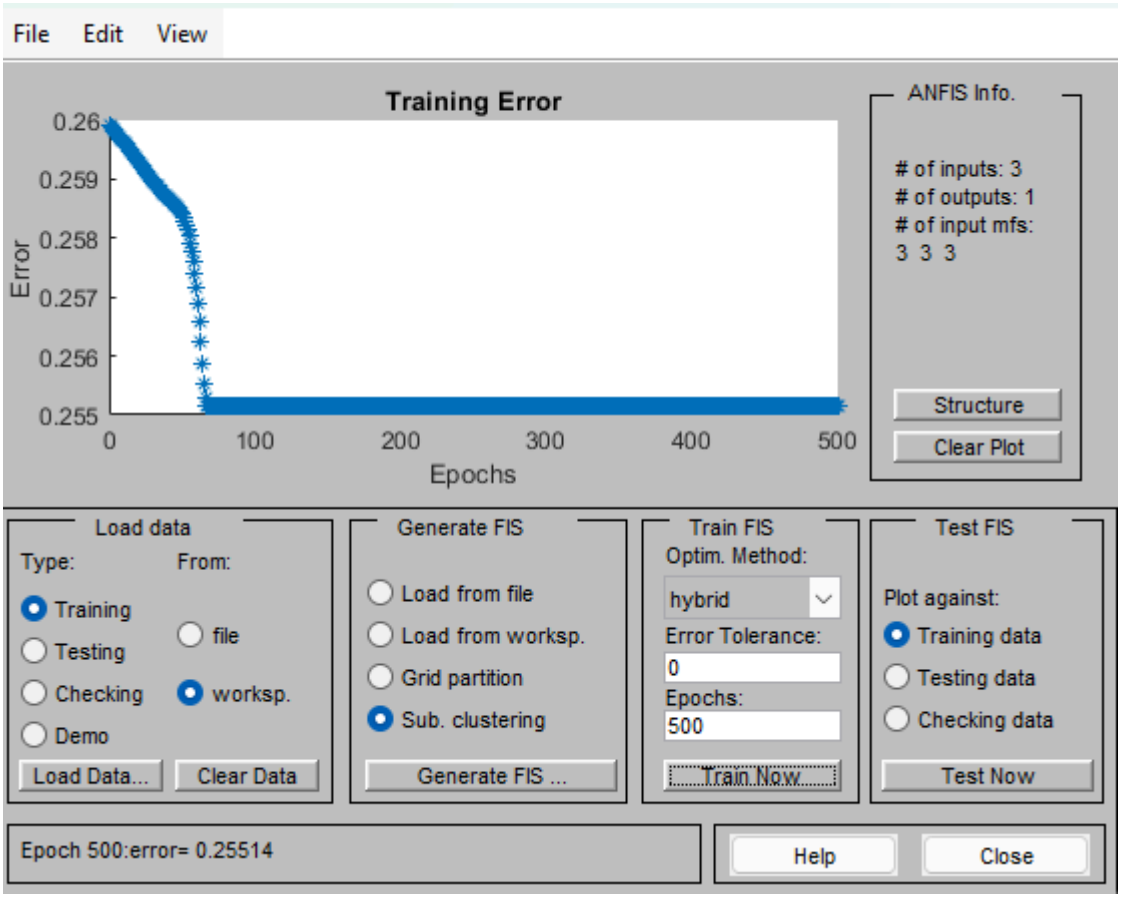

Рисунок 3.16 – Процес навчання нейро-нечіткої системи на основі нечіткої системи згенерованої методом Subtractive Clustering

Після завершення навчання система повинна мати здатність точно передбачати результати для нових вхідних даних, навіть якщо ці дані не використовувались під час навчання.

Case Study and Implementation. Тестування змодельованої нейро-нечіткої системи проводиться на основі вибірки з 60 векторів даних. Результати тестування нейро-нечіткої системи, згенерованої методом Grid Partitioning (рисунок 3.17), показали середню помилку тестування на рівні 18%. Це свідчить про те, що система здатна добре справлятися з прогнозуванням на нових даних, хоча є ще можливості для поліпшення точності.

Рисунок 3.17 – Результат тестування нейро-нечіткої системи на основі нечіткої системи згенерованої на основі Grid Partitioning

Тестування ANFIS, згенерованої на основі Subtractive Clustering, показало середню помилку на рівні 9% (рисунок 3.18). Це свідчить про значне покращення точності порівняно з системою, створеною методом Grid Partitioning, яка виявилася менш ефективною у цьому випадку. Метод Subtractive Clustering дозволяє створювати більш адаптивні та компактні нечіткі системи, які краще узгоджуються з реальним розподілом даних. Це дає змогу системі точніше прогнозувати результати навіть для нових вхідних даних, які не використовувались під час навчання, що є критично важливим для застосувань у реальному часі. У порівнянні з Grid Partitioning, Subtractive Clustering створює менш громіздкі моделі, що дає змогу швидше реагувати на зміни вхідних умов та підвищує загальну ефективність і точність системи. Це робить метод Subtractive Clustering особливо ефективним для задач, таких як детекція дефектів у вітрових турбінах, де точність і швидкість обробки даних є

надзвичайно важливими для забезпечення надійності та безпеки роботи системи.

Рисунок 3.18 – Результат тестування нейро-нечіткої системи на основі нечіткої системи згенерованої на основі Subtractive Clustering

Аналіз запропонованих моделей нейро-нечітких систем показує, що обидві системи можуть бути успішно застосовані у системі детекції дефектів вітрових турбін. Однак для досягнення вищої результативності та швидкодії при аналізі дефектів на невеликій вибірці вхідних векторів даних, оптимальним вибором є нечітка система, згенерована методом Subtractive Clustering. Цей метод дозволяє створити компактну та адаптивну модель, що демонструє кращу точність і здатність швидше обробляти нові дані порівняно з системою, згенерованою методом Grid Partitioning. Таким чином, використання Subtractive Clustering дає змогу підвищити ефективність аналізу та точність детекції дефектів у вітрових турбінах на основі обмеженої вибірки даних.

3.4 Висновки до розділу 3

Розвиток нейронно-нечіткої системи ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) є важливим етапом у створенні інтелектуальних систем управління, які поєднують переваги нейронних мереж та нечіткої логіки. Ця система ефективно вирішує задачі, де потрібно працювати з невизначеністю та складними нелінійними залежностями, завдяки інтеграції двох підходів: прозорості й пояснюваності нечіткої логіки та адаптивності й здатності до навчання нейронних мереж. Основна структура ANFIS включає п’ять рівнів, кожен з яких виконує специфічну функцію для забезпечення точного моделювання та обчислення вихідного результату, як зазначено у розділі 3.1.

Завдяки використанню нечітких правил типу «якщо—то» та гібридного алгоритму навчання, який об’єднує метод найменших квадратів і алгоритм зворотного поширення помилки, ANFIS знаходить широке застосування у сферах управління, прогнозування, класифікації та оптимізації. У розділі зазначено, що система дозволяє автоматично налаштовувати параметри моделей на основі даних, що робить її універсальним інструментом для адаптації до змінних умов і розв’язання складних задач у таких галузях, як енергетика, транспорт, медицина та екологія.

Проте ANFIS має і певні обмеження. Як підкреслено у тексті, ефективність системи значною мірою залежить від якості та обсягу вхідних даних, а також від обчислювальних ресурсів. Збільшення кількості вхідних змінних може призводити до експоненційного зростання кількості нечітких правил, що ускладнює обчислення і знижує швидкість роботи. Крім того, складність налаштування і розуміння внутрішньої структури моделі може створювати виклики для її використання у практичних задачах, особливо там, де потрібна висока пояснюваність, як зазначено в розділі.

Висновки щодо переваг і недоліків ANFIS демонструють, що система є потужним і адаптивним інструментом для моделювання складних систем і

процесів. Її здатність інтегруватися з іншими методами, такими як генетичні алгоритми або методи кластеризації, відкриває нові можливості для підвищення продуктивності та ефективності у вирішенні завдань. У розділі також наголошується на важливості забезпечення якісної підготовки даних та оптимального налаштування моделі для досягнення найкращих результатів. Таким чином, ANFIS залишається перспективним інструментом для розробки інтелектуальних систем у багатьох сучасних галузях.

ВИСНОВКИ

У ході виконання кваліфікаційної роботи:

1. Проведено аналіз сучасних підходів до розробки охоронних систем для «розумного будинку», що дозволило сформувати концепцію нечіткої системи охорони. Основним акцентом дослідження стало застосування методології нечіткої логіки, яка забезпечує ефективну обробку даних у складних умовах невизначеності та дозволяє підвищити точність системи в умовах реального часу. Зокрема, використано алгоритм Суґено, що забезпечує адаптивність і спрощує інтеграцію системи в існуючі інфраструктури «розумного будинку».

2. Створено модель, що інтегрує різноманітні сенсори: руху, відкриття, звуку та теплового випромінювання. Завдяки цьому система забезпечує комплексний підхід до виявлення потенційних загроз і реагування на них. Використання нечіткої логіки дозволило формалізувати процес обробки даних, враховуючи різні сценарії, зменшити кількість хибних тривог і забезпечити високу надійність роботи.

3. Проведено порівняльний аналіз розробленої системи із відомими рішеннями, такими як Ajax Systems, Vivint, SimpliSafe, що дозволило визначити основні конкурентні переваги. Система має більшу гнучкість у налаштуваннях і адаптивність до зовнішніх умов завдяки використанню нечіткої логіки. Крім того, розробка забезпечує можливість розширення за рахунок інтеграції додаткових модулів або алгоритмів, що робить її перспективною для подальшого розвитку.

4. Особливістю розробленої системи є інтеграція алгоритму Суґено, який дозволяє швидко й ефективно обробляти вхідні дані, генерувати висновки та адаптувати їх до умов навколишнього середовища. Це суттєво підвищує швидкість реагування та зменшує затримки у виявленні загроз. Система демонструє високу стабільність навіть за умов неоднорідності даних від

сенсорів, що особливо важливо для реальних застосувань у «розумному будинку».

5. Практичне тестування системи підтвердило її ефективність у реальних умовах. Випробування охоплювали роботу з різними видами загроз: рухом об'єктів у зоні охорони, звуковими подіями (розбиття скла, голосні крики), відкриттям дверей і вікон. У всіх випадках система продемонструвала точність і швидкість реагування, що свідчить про її високий рівень надійності. Зокрема, значно зменшено кількість хибних спрацьовувань, що часто є проблемою в традиційних системах охорони.

Для подальших досліджень рекомендовано зосередитися на розширенні функціональних можливостей системи шляхом інтеграції нових видів сенсорів, наприклад, сенсорів затоплення або забруднення повітря. Крім того, перспективним напрямом є використання алгоритмів машинного навчання для вдосконалення адаптивності та самонавчання системи. Це дозволить підвищити її ефективність і забезпечити кращу інтеграцію з іншими компонентами «розумного будинку».

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. J. Ahmad, H. Larijani, R. Emmanuel, M. Mannion and A. Javed, "Occupancy detection in non-residential buildings – A survey and novel privacy preserved occupancy monitoring solution", Applied Computing and Informatics, December 2018.
2. L. Wu, Y. Wang and H. Liu, "Occupancy Detection and Localization by Monitoring Nonlinear Energy Flow of a Shuttered Passive Infrared Sensor", IEEE Sensors Journal, vol. 18, no. 21, pp. 8656-8666, Nov. 2018.
3. C. Jiang, Z. Chen, L. C. Png, K. Bekiroglu, S. Srinivasan and R. Su, "Building Occupancy Detection from Carbon-dioxide and Motion Sensors", 2018 15th International Conference on Control Automation Robotics and Vision (ICARCV), pp. 931-936, 2018.
4. L. Zimmermann, R. Weigel and G. Fischer, "Fusion of Nonintrusive Environmental Sensors for Occupancy Detection in Smart Homes", IEEE Internet of Things Journal, vol. 5, no. 4, pp. 2343-2352, Aug. 2018.
5. B Abade, D Perez Abreu and M Curado, "A Non-Intrusive Approach for Indoor Occupancy Detection in Smart Environments", Sensors (Basel), Nov 2018.
6. Jan Vanus et al., "Design of a New Method for Detection of Occupancy in the Smart Home Using an FBG Sensor", Sensors (Basel Switzerland), vol. 20, no. 2, pp. 398, Jan. 2020.
7. Md Shadab Mashuk, James Pinchin, Peer-Olaf Siebers and Terry. Moore, A smart phone based multi-floor indoor positioning system for occupancy detection, 2018.
8. V. Nivetha, B. Subathra and S. Srinivasan, "Wi-Fi based Occupancy Detection in a Building with Indoor Localization", 2019 IEEE International Conference on Intelligent Techniques in Control Optimization and Signal Processing (INCOS), pp. 1-4, 2019

9. B. Hammi, A. Fayad, R. Khatoun, S. Zeadally, and Y. Begriche, “A lightweight ecc-based authentication scheme for internet of things (iot),” IEEE Systems Journal, vol. 14, pp. 3440–3450, 2020.
10. H. Mahmudul, I. M. Milon, Z. M. I. Islam, and H. MMA, “Attack and anomaly detection in iot sensors in iot sites using machine learning approaches,” Internet of Things, vol. 7, p. 100059, 2019.
11. W. Ziyan, D. Xinghua, L. Yi, F. Li, and C. Ping, “Iot security model and performance evaluation: A blockchain approach,” in 2018 international conference on network infrastructure and digital content (ic-nidc), 2018, pp. 260–264.
12. T. Hiroaki, Y. Shingo, and A. Takuya, “Consideration of iot structure in mitigation against mirai malware,” in 2018 IEEE 8th International Conference on Consumer Electronics - Berlin (ICCE-Berlin), 2018, pp. 1–3
13. A. Zohaib, D. S. Muhammad, Q. H. Khaliq, and L. Marios, “Protecting iots from mirai botnet attacks using blockchains,” in 2019 IEEE 24th International Workshop on Computer Aided Modeling and Design of Communication Links and Networks (CAMAD), 2019, pp. 1–6.
14. T. V. A., R. M. Abdur, and K. M. R. A., “Lightweight cryptography algorithms for resource-constrained iot devices: A review, comparison and research opportunities,” IEEE Access, vol. 9, pp. 28 177–28 193, 2021.
15. E. hajj Mohammed, F. Ahmad, C. Maroun, and S. Ahmed, “A survey of internet of things (iot) authentication schemes,” Sensors, vol. 19, no. 5, 2019.
16. S. Zeadally, A. K. Das, and N. Sklavos, “Cryptographic technologies and protocol standards for internet of things,” Internet of Things, vol. 14, p. 100075, 2021.
17. A. C, M. H, and O. A, “Defense for distributed denial of service attacks in cloud computing. Tunisia,” 2015.
18. B. Hammi, D. Guillaume, and K. Rida, “Toward a source detection of botclouds: A pca-based approach,” in Monitoring and Securing Virtualized Networks and Services, 2014, pp. 105–117

19. B. Hammi, D. Guillaume, and K. Rida, “Understanding Bot clouds from a system perspective: A principal component analysis,” in 2014 IEEE Network Operations and Management Symposium (NOMS), 2014, pp. 1–9.
20. Y. Ryo, H. Daisuke, and N. Yu, “Light-weight ddos mitigation at network edge with limited resources,” in 2021 IEEE 18th Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC), 2021, pp.1–6.
21. M. Sudip, K. P. Venkata, A. Harshit, S. Antriksh, and O. M. S, “A learning automata-based solution for preventing distributed denial of service in internet of things,” in 2011 international conference on internet of things and 4th international conference on cyber, physical and social computing, 2011, pp. 114–122.
22. S. Jiawei, V. D. Vargas, P. Sanjiva, S. Daniele, F. Yaokai, and S. Kouichi, “Lightweight classification of iot malware based on image recognition,” in 2018 IEEE 42Nd annual computer software and applications conference (COMPSAC), vol. 2, 2018, pp. 664–669.
23. S. Georgios, G. Nikolaos, D. Georgios-Paraskevas, and T. Georgios, “Collaborative blockchain-based detection of distributed denial of service attacks based on internet of things botnets,” Future Internet, vol. 11, no. 11, p. 226, 2019.
24. A. Dorri, S. S. Kanhere, and R. Jurdak, “Blockchain in internet of things: Challenges and solutions,” ArXiv, vol. abs/1608.05187, 2016.
25. C. Yang, E. Mistretta, S. Chaychian, and J. Siau, “Smart home system network architecture,” pp. 174–183, 2016.
26. B. L. Risteska Stojkoska and K. V. Trivodaliev, “A review of internet of things for smart home: Challenges and solutions,” Journal of Cleaner Production, vol. 140, pp. 1454–1464, 2017.
27. B. Hammi, S. Zeadally, R. Khatoun, and J. Nebhen, “Survey on smart homes: Vulnerabilities, risks, and countermeasures,” Computers Security, vol. 117, p. 102677, 2022.

28. M. Mahnoosh, B. Srinivas, and S. Benjamin, “Personalized speech recognition for internet of things,” in 2015 IEEE 2nd World Forum on Internet of Things (WF-IoT), 2015, pp. 369–374.
29. K. Murad, D. Sadia, J. Sohail, G. Moneeb, G. Hemant, and M. SC, “Context-aware low power intelligent smarthome based on the internet of things,” Computers & Electrical Engineering, vol. 52, pp.208–222, 2016.
30. L. Changmin, Z. Luca, C. Kwanghee, and C. Hyeong-Ah, “Securing smart home: Technologies, security challenges, and security requirements,” in 2014 IEEE Conference on Communications and Network Security, 2014, pp. 67–72.
31. F. Roy and H. Gerhard, “Dtls for lightweight secure data streaming in the internet of things,” in 2014 Ninth International Conference on P2P, Parallel, Grid, Cloud and Internet Computing. IEEE, 2014, pp. 585–590.
32. K. Nikos, P. Eleni, and P. Andreas, “Survey in smart grid and smart home security: Issues, challenges and countermeasures,” IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 16, no. 4, pp. 1933–1954, 2014.
33. K. S. Kumar, S. R. Sahoo, A. Mahapatra, A. K. Swain, and K. K. Mahapatra, “Security enhancements to system on chip devices for iot perception layer,” 2017 IEEE International Symposium on Nanoelectronics and Information Systems (iNIS), pp. 151–156, 2017.
34. G. V. Dacian, D. I. Marian, and P. O. Aurel, “A survey on threats and security solutions for iot,” in 2020 43rd International Spring Seminar on Electronics Technology (ISSE), 2020, pp. 1–5.
35. A. Tejasvi, C. Vinay, S. Biplab, and C. K.-K. Raymond, “Consumer iot: Security vulnerability case studies and solutions,” IEEE Consumer Electronics Magazine, vol. 9, no. 2, pp. 17–25, 2020.
36. H. Vikas, C. Vinay, S. Vikas, J. Divyansh, G. Pranav, and S. Biplab, “A survey on iot security: Application areas, security threats, and solution architectures,” IEEE Access, vol. 7, pp. 82 721–82 743, 2019.

37. T. Haseeb, Z. Shakir, A. Rashid, H. Mudassar, A.-T. Fadi, and B. Muhammad, “Smart home security: challenges, issues and solutions at different iot layers,” The Journal of Supercomputing, vol. 77, no. 12, pp. 14 053–14 089, 2021.
38. V. Shivangi, R. Jyotsnamayee, M. Janit, V. Saurav, and P. Chetana, “Internet of things (iot): A vision, architectural elements, and security issues,” in 2017 International Conference on I-SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud) (I-SMAC), 2017, pp. 492–496.
39. L. Navdeep and K. Raman, “Analysis of lightweight cryptography algorithms for iot communication,” in Congress on Intelligent Systems. Singapore: Springer Singapore, 2021, pp. 397–406.
40. R. T. Tiburski, L. A. Amaral, E. de Matos, D. F. G. de Azevedo, and F. Hessel, “Evaluating the use of tls and dtls protocols in iot middleware systems applied to e-health,” 2017 14th IEEE Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC), pp. 480–485, 2017.
41. Urien and Pascal, “Innovative tls/dtls security modules for iot applications: Concepts and experiments,” in Internet of Things. IoT Infrastructures, 2016, pp. 3–15.
42. F. A. Machado and R. C. Ruschel, "Solutions integrating BIM and Internet Of Things in building life cycle: a critical review", PARC Research in Architecture and Building Construction, vol. 9, no. 3, pp. 204-222, 2018.
43. M. Shahinmoghadam and A. Motamedi, "Review of BIM-centered IoT deployment: State of the Art Opportunities and Challenges", 36th International Symposium on Automation and Robotics in Construction (ISARC), 2019.
44. S. Tang, D. R. Shelden, C. M. Eastman, P. Pishdad-Bozorgi and X. Gao, "A review of building information modeling (BIM) and the internet of things (IoT) devices integration: Present status and future trends", Automation in construction, vol. 101, pp. 127-139, 2019.
45. G. Cavalera, R. Conte Rosito, V. Lacasa, M. Mongiello, F. Nocera, L. Patrono, et al., "An Innovative Smart System based on IoT Technologies for Fire and

Danger Situations", 2019 4th International Conference on Smart and Sustainable Technologies (SpliTech), 2019.

46. D. Prasad and C. Dhanamjayulu , “Solar PV integrated dynamic voltage restorer for enhancing the power quality under distorted grid conditions,” Electric Power Systems Research, vol. 213, p. 108746, 2022.
47. A. Moghassemi and S. Padmanaban , “Dynamic Voltage Restorer (DVR): A Comprehensive Review of Topologies, Power Converters, Control Methods, and Modified Configurations,” Energies, vol. 13, no. 16, Aug 2020.
48. “Number of internet of things (iot) connected devices worldwide from 2019 to 2021, with forecasts from 2022 to 2030,” Available at https://www.statista.com/statistics/1183457/iot-connected-devices-worldwide/ (2022/08/22).
49. Березький О.М., Мельник Г.М. Методичні рекомендації до виконання кваліфікаційної роботи з освітнього ступеня “Магістр”. Спеціальність: 123 - Комп’ютерна інженерія. Магістерська програма - Комп’ютерна інженерія". Тернопіль: ЗУНУ, 2024. 33 с.