

Аналогічні дослідження було проведено при виникненні системних аварій, зміни місць розташування STATCOM та різному часі аварії.

Отже можна зробити висновок, що пристрій STATCOM забезпечує динамічну стійкість ЕЕС у випадку виникнення коротких замикань, як одинарних так і системних. Також проведені дослідження показують, що STATCOM має бути розташовано в місцях найбільшого споживання реактивної потужності, що підтверджує теоретичні аспекти компенсації реактивної потужності.

#### **Список використаних джерел:**

1. Черных И. В. Моделирование электротехнических устройств в MATLAB, SimPowerSystems и Simulink 2008 р.
2. СОУ-Н МЕРВ 40.1.00100227-68: 2012 Стійкість енергосистем: Керівні вказівки. – 36 с.
3. John.Wiley and Sons FACTS Modelling and Simulation.in Power – JOHN WILEY & SONS, LTD, 2004. – 421 с.
4. Understanding FACTS: Concepts and Technology of Flexible AC Transmission Systems – Wiley-IEEE Press, 2000. – 429 с.

**Пивоваров А.С.**

*студент,*

*Національний технічний університет України*

*«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»*

### **АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА НЕЧІТКОГО ВИВЕДЕННЯ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ОСОБИ**

У даній роботі було спроектовано систему побудови та використання скорингових моделей у вигляді систем нечіткого виведення для визначення кредитоспроможності позичальників. Для побудови скорингової моделі використовується меметичний алгоритм, що дозволяє будувати базу нечітких правил без залучення експерта.

У загальному випадку можна виділити такі етапи розроблення будь-якої системи нечіткого виведення [1]:

- ідентифікувати релевантні вхідні та вихідні лінгвістичні змінні системи та діапазон їх значень;
- вибрати найважливіші нечіткі значення для кожної змінної;
- сформулювати систему правил, які представляють знання системи необхідних для вирішення поставленої задачі;
- вибрати відповідний метод конвертації нечіткої змінної у чітке представлення.

У даній роботі вхідні змінні відповідають характеристикам позичальника, вихідна змінна відповідає класу позичальника (кредитоспроможний або некредитоспроможний).

У літературі виділяють два методи побудови бази нечітких правил систем нечіткого виведення (СНВ) за допомогою еволюційних обчислень. За піттсбурзького підходу (Pittsburgh approach), кожний індивід у популяції в алгоритмі являє собою повну базу правил [2]. За мічиганського підходу (Michigan approach) кожний індивід є окремим правилом, а популяція являє собою повну базу правил [3]. Пропонується меметичний алгоритм, який працює за мічиганським підходом, оскільки піттсбурзький підхід обчислювально значно більш трудомісткий.

Меметичний алгоритм побудови бази правил для СНВ(система нечіткого виведення) є узагальненням алгоритму з [3] та передбачає виконання наступних кроків:

- згенерувати початкову популяцію (базу нечітких правил)  $P$  з  $\mu$  правил, вибираючи елементи правил випадковим чином за рівномірним законом;
- оцінити кожне правило з поточної популяції, обчислюючи значення функції пристосованості  $f(r) \forall r \in P$ ;
- вибрати  $\lambda$  пар батьківських індивідів;
- застосовувати до кожної батьківської пари оператор схрещування з ймовірністю  $p_c$  та помістити результат у множину  $P'$ ;
- застосувати до кожного нащадка оператор мутації з ймовірністю  $p_m$  та помістити результат у множину  $P''$ ;
- застосувати до множини  $P''$  оператор локального пошуку з ймовірністю  $p_{mem}$ ;
- замінити  $k$  найменш пристосованих індивідів у  $P$  на індивідів із  $P''$ ;
- перевірити виконання умови завершення: якщо вона виконується, зупинити алгоритм, або повернутися до кроку № 3 в протилежному випадку.

Запропоновано модифікацію класичного еволюційного методу побудови бази нечітких правил нечіткого класифікатора у вигляді меметичного алгоритму шляхом додавання етапу локального пошуку найпристосованіших правил системи, що дозволяє зменшити пошуковий простір алгоритму.

Розроблена автоматизована система складається з таких підсистем:

- підсистема конвертації даних про клієнта;
- підсистема нечіткого виведення;
- підсистема генерування правил;
- підсистема локального пошуку найбільш пристосованих правил;
- підсистема визначення характеристик бази правил;
- база даних системи визначення кредитоспроможності особи.

Підсистема конвертації даних про клієнта забезпечує трансформацію даних у формат, зручний для аналізу та виконання над ним різного роду арифметичних та логічних операцій. Значення атрибутів користувачів переводиться у числове представлення. Для атрибутів, які приймають дискретний набір значень, дані трансформуються в цілочислове представлення  $Z$ , а для атрибутів із дійсним значенням змінюється лише діапазон значень  $([0;1])$ . Вхідними значеннями для даної підсистеми є введені значення атрибутів по клієнту. При значення атрибуту може бути не вибраним. Невибране

значення не буде вважатися за помилку. Вихідними значеннями підсистеми буде числова матриця, яка дає повну характеристику про клієнта (-ів).

Підсистема нечіткого виведення забезпечує налаштування каркасу системи нечіткого виведення, за допомогою якої здійснюється визначення ступеня кредитоспроможності клієнта. До налаштувань системи належать:

- кількість атрибутів, які оцінюються в системі;
- тип та обмеження за кожним атрибутом;
- набір функцій належності для кожного атрибута на заданому інтервалі;
- тип та параметри для кожної функції належності.

Таким чином, отримується набір даних та їхніх характеристик, які визначатимуть роботу системи. Вхідні налаштування вносяться самостійно розробником системи або можуть модифікуватися у процесі навчання для конкретної задачі. Вихідними даними для даної підсистеми виступають дані отримані за допомогою характеристик, вказаних у налаштуваннях.

Нечіткість даної системи забезпечує той факт, що на неявно визначених значеннях атрибутів може прийматися два рівноцінних значення атрибуту. Так, щодо значення атрибуту вік (23 роки) можна сказати, що на 0,75 вік даного клієнта є «молодим», а на 0,45 – «середнім». Нечіткість системи забезпечує гнучкий аналіз даних та високу збіжність результатів роботи практичних завдань.

Підсистема генерування правил складається з наступних блоків:

- блок вибірки даних;
- блок рекомбінації батьківських даних;
- блок мутації нащадків.

Вхідними даними для підсистеми є повний набір правил, що являє собою двовимірну матрицю дійсних чисел. Дана матриця правил генерується на етапі ініціалізації роботи даної підсистеми. Дані під час ініціалізації генеруються випадковим чином, беручи межі довільного значення конкретного атрибута з налаштувань підсистеми СНВ, описаної вище.

Вихідними даними підсистеми виступає частина правил, модифікована в процесі використання еволюційних операцій. Таким чином, відбувається заміна найменш пристосованих правил на ті правила, які були згенеровано.

Підсистема локального пошуку додає до набору евристичних алгоритмів точність пошуку правил, що дають можливість точнішу класифікацію.

Суть роботи підсистеми полягає в тому, щоб за вибраним довільним чином правилом та довільним атрибутом вона знаходить те значення атрибута, яке дає найбільший ступінь пристосованості. Іншими словами, вибране правило повинно правильним чином визначати якнайбільше число тестових шаблонів.

Вхідними даними для підсистеми є набір правил, згенерований підсистемою генерування правил. Таким чином, сумарне значення пристосованості зростає після виконання локального пошуку. На виході отримаємо оновлений набір правил, який потрапляє до загального списку правил.

Оцінка правила стосовного того, наскільки воно гарно підходить для характеристики клієнтів, виконує підсистема визначення характеристик бази правил. Основними її характеристиками є:

- пристосованість правила;
- сумарна пристосованість набору правил;
- оцінка достовірності правила;
- оцінка сумісності тестового шаблону для кожного правила;
- сумарна оцінка сумісності по кожному правилу.

Вхідними даними для підсистеми є набір правил, який потрібно охарактеризувати.

Вихідними даними є оцінена характеристика правила, яка найчастіше представляється дійсним числом (для одного правила) або масивом дійсних чисел (для набору правил).

Роботу системи було випробувано на тестовій вибірці, взятої з UCI Machine Learning Repository, CA: University of California [4]. В результаті перевірки роботи системи середня частка правильно класифікованих клієнтів є рівною 90.1 %.

#### **Список використаних джерел:**

1. Klir G. J. Fuzzy Sets and Fuzzy Logic. Theory and Applications / G. J. Klir, B. Yuan. – Prentice Hall, 1995. – 574 p.
2. Ishibuchi H. Comparison of the Michigan and Pittsburgh Approaches of the Design of the Fuzzy Classification Systems / H. Ishibuchi, T. Nakashima, T. Murata // Electronics and Communications in Japan (Part III: Fundamental Electronic Science). – 1997. – Vol. 80, Issue 12. – P. 10–19.
3. Ishibuchi H. Performance Evaluation of Fuzzy Classifier Systems of Multidimensional Pattern Classification Problem / H. Ishibuchi, T. Nakashima, T. Murata // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1999. – С. 601–608.
4. Credit Approval Data Set [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Credit+Approval>.

**Пивоваров А.С.**

*студент,*

*Національний технічний університет України*

*«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»*

#### **МЕХАНІЗМИ ЗАХИСТУ ПРОГРАМНОГО КОДУ В IDE MICROSOFT VISUAL STUDIO**

IDE Microsoft Visual Studio забезпечує надійні та безпечні обчислення (trustworthy computing), дозволяє проектувати, реалізовувати і тестувати реалізацію підсистеми безпеки на кожному етапі життєвого циклу програми з підтримкою принципів розробки безпечного коду [1].