

**[Слайд 1]** Добрий день, шановній комісії та усім присутнім. Я, студент групи ПЗ-09-м, Додатко Олександр, представляю до вашої уваги свою дипломну роботу Вона є продовженням бакалаврської роботи та присвячена методам автоматичного підбору архітектури нейронних мереж прямого розповсюдження з елементами каскадної архітектури.

**[Слайд 2]** Ось основні відмінності між традиційними та автоматичними методами побудови нейронних мереж : **[прочитать со слайда]**.

**При використанні традиційних методів**

- Мережі складаються з шарів нейронів
- Їхню Архітектуру визначає дослідник проблеми
- Для них існує Багато алгоритмів навчання

**При використанні автоматичних методів**

- Поділ на шари нейронів менш строгий
- Архітектура визначається самою мережею у процесі навчання

**[Слайд 3]** Автоматичні методи поділяються на проблемно незалежні (конструктивні, деструктивні) та проблемно орієнтовані (еволюційні, генетичні алгоритми ...).

**[Слайд 4]** Навідміну від традиційних методів, які використовують схему-план для кодування архітектури мережі, у автоматичних методах використовується схема-рецепт. Ці схеми мають суттєві відмінності **[прочитать со слайда]**.

**Схема-план**

- Повністю описує архітектуру
- Велика кількість параметрів
- Проста у використанні.

**Схема-рецепт**

- Описує правила побудови архітектури
- Невелика кількість параметрів
- Придатна до мутації

Одна з найпростіших схем-рецептів використовується у конструктивному каскадному алгоритмі.

**[Слайд 5]** Для автоматизації підбору архітектури та навчання мережі було використано генетичні алгоритми. Між ними можна встановити таку відповідність **[прочитати со слайда]**.

Генетичні алгоритми	Підбір архітектури мережі
Індивід	L-система
Хромосома	Правило L-системи, Аксиома L-системи
Міра пристосовуваності	Помилка на виході мережі (SSE)
Схрещування (Cross-over operator)	Не застосовано (N/A)
Оператор мутації (Mutation operator)	<ul style="list-style-type: none"><li>• Заміна вершини на шар нейронів</li><li>• бінарне дерево</li><li>• каскад</li></ul>

Розглянемо оператори мутації детальніше.

**[Слайд 6]** Заміна вершини на шар нейронів. Мутація одної вершини. Мутація каскадної мережі.

**[Слайд 7]** Заміна вершини на дерево. Мутація одної вершини. Мутація каскадної мережі.

**[Слайд 8]** Заміна вершини на каскад. Мутація одної вершини. Мутація каскадної мережі.

**[Слайд 9]** Тестування програмного засобу було проведено на задачі “Two spiral problem”. Для навчання мережі було використано алгоритм LMA(Levenberg-Marquardt), реалізований у Matlab Neural Toolbox.

Задача “Two Spiral problem” є однією з найважчих для мереж прямого розповсюдження. Вона полягає у відновленні спіральних областей (праворуч) по вибірковим точкам із спіралей (ліворуч).

**[Слайд 11, 12]**

Як видно, мережі, сконструйовані вручну, досить добре відтворюють навчальну вибірку та добре узагальнюють дані.

**[Слайд 13]**

Результати підбору архітектури є порівнюваними за якістю із результатами навчання відомих статичних мереж, що пасують до цієї задачі.

**[Слайд 14]**

Експериментальні дані, наведені у таблиці, цілком підтверджують ці висновки.

**[Слайд 15]**

Після отримання задовільних результатів для стандартної задачі ми перейшли до експериментів на реальних даних. Для цього була взята задача із металургійної галузі. Вона полягає у знаходженні умов обробки деталі для отримання заданих характеристик. У якості характеристик виступає твердість деталі у певних точках шестірні.

Для охолодження деталі подається вода та повітря під певним тиском. При цьому значення тиску для подачі води та повітря можуть бути різними. Охолодження проводиться у три етапи, на кожному із яких значення тиску та температури охолоджувачів (як води, так і повітря) змінюються.

**[Слайд 16]**

Таким чином, шукані умови обробки складаються із десяти параметрів.

Окрім наведеної вище постановки задачі було використано попередню обробку даних (preprocessing) для покращення узагальнюючих властивостей мережі.

**[Слайд 17]**

Один з таких підходів – апроксимація залежності твердості від радіусу поліномом другого порядку.

**[Слайд 18]**

Оскільки один експеримент містить лише 6 точок, стає можливим розглядати його як єдине ціле та подати значення твердості в усіх точках на вхід нейронної мережі. **За нашим припущенням, це також могло покращити якість її навчання.**

### [Слайд 19], [Слайд 20]

Ми провели серію експериментів, використовуючи як типові, так і нетипові зразки даних для перевірки узагальнюючих властивостей мережі. Для запису результатів ми використали такі позначення.

### [Слайд 21]

Розглянемо результати експериментів із перевіркою на нетипових даних. Як видно із графіків, результати навчання FNN мереж (у **нижньому рядку**) є більш якісними, ніж результати автоматичного підбору на представленнях “*радіус-твердість*” [столбец1] та “*коефіцієнти парабол*” [столбец2].

На представленні “*цілий експеримент*” результати навчання є найкращими для обох підходів. Також слід зазначити, що ці результати є ПОРІВНЮВАНИМИ за своєю якістю.

### [Слайд 22]

Експериментальні дані, наведені у таблиці, підтверджують ці висновки.

### [Слайд 23]

У серії експериментів із перевіркою на нетипових даних результати автоматичного підбору поступаються результатам навчання FNN мереж (принаймні візуально).

### [Слайд 24]

Якщо ж розглянути об'єктивні значення помилки на екзаміні, то на представленні “*коефіцієнти парабол*” результати автоматичного підбору (**бран**) є порівнюваними і навіть кращими за FNN.

### [Слайд 25]

Таким чином, можна зробити висновок, що

- Matlab neural toolbox містить засоби для навчання мереж із довільною ациклічною архітектурою
- Якість навчання залежить від архітектури більше ніж від кількості нейронів
- Запропонований підхід показав порівнювані із традиційним результати на типовій задачі
- На реальній задачі традиційні методи показали кращі результати
- Однак, порівнювана із fnn якість навчання в одному з експериментів свідчить про перспективність запропонованої методики.

Дякую за увагу.