

К.Ю. Островська, О.І. Михальов, Н.С. Прядко

**ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДІВ
НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ
В ЗАДАЧАХ МЕТАЛУРГІЙНОЇ ДИНАМІКИ**

Анотація. У роботі визначено спеціальний метод побудови та оцінки моделі прогнозування. Нейронні мережі є дуже потужним інструментом для роботи в прогнозуванні, але для освоєння цього цієї технології потрібно витратити часу вже точно не менше, ніж на освоєння технічного аналізу.

Ключові слова: прогнозування, динаміка, процес, нейромережа.

В останні кілька років ми спостерігаємо вибух інтересу до нейронних мереж, які успішно застосовуються в самих різних областях - бізнесі, медицині, техніці, геології, фізики. Нейронні мережі увійшли в практику скрізь, де потрібно вирішувати завдання прогнозування, класифікації або управління.

Нейромережеве моделювання в чистому вигляді базується лише на даних, не привертаючи ніяких апріорних міркувань.

Тому для гарного прогнозу потрібно користуватися по-перше, дуже якісно підготовленими даними, а по-друге, нейропакет з великою функціональністю.

Кварцовий пісок (англ. quartz sand) – пісок, що складається більше ніж на 90% з уламків кварцу. Як правило, форма зерен добре обкатана. Матеріал добре відсортований, однорідний. Пісок кварцовий характерний для платформних районів. Утворюється як в умовах жаркого вологого клімату за рахунок перевідкладення продуктів глибокого хімічного вивітрювання материнських порід, так і безвідносно до клімату при тривалому перевідкладенні піщаного матеріалу або при формуванні осадів за рахунок розмивання древніших кварцових пісків (пісковиків).

Кварцові піски використовуються для виробництва скла (30 – 38% від усього видобутку), як формувальні піски при литті металів, а також для виготовлення бетону і штукатурок.

В Україні Державним балансом запасів враховано 28 родовищ кварцового піску. Розробляються 11 родовищ піску. Всього запасів категорії А+В+С1 в Україні бл. 232,4 млн т, С2 – 15,2 млн т. З них розробляються 65,4 млн т. Унікальним за якістю піску є Новоселківське родовище, на базі якого працює Новоселківський ГЗК.

Представлені дані акустичного моніторингу процесу подрібнення кварцового піску, експеримент 12.10.2011г.

Виміри проводилися одним датчиком (млин - в помольній камері) частота реєстрації 400кГц.

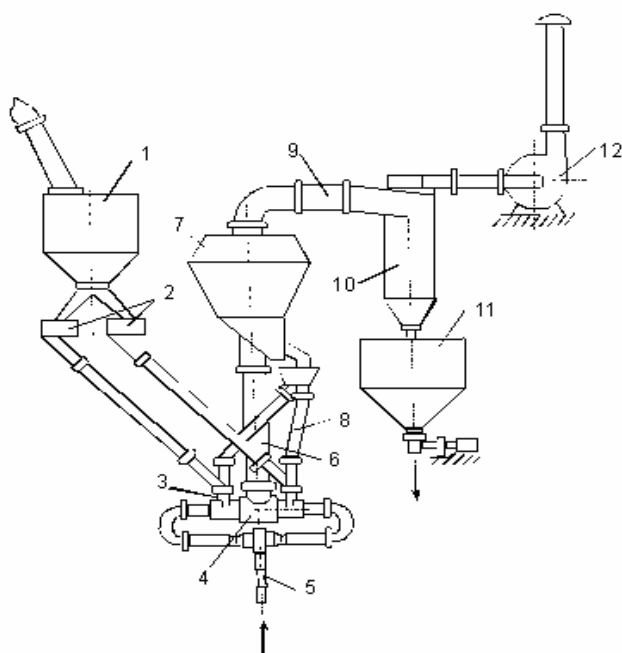


Рисунок 1 – Схема газоструменевого млина УСІ-20

Принцип роботи газоструменевий мельниці УСІ-20 представлено на рисунку 1.

Газоструменевий млин УСІ-20 призначений для вивчення газодинамічних процесів у проточних трактах апаратів, що реалізують подібний спосіб подрібнення.

Крім того, з використанням цього апарата проводився пошук нових технічних рішень, що забезпечують підвищення ефективності процесу струминного подрібнення сипучих матеріалів.

Установка УСІ-20 дозволяє проводити дослідження з подрібнення сипучих матеріалів, що відрізняються своїми фізико-механічними властивостями, і має наступні основні характеристики:

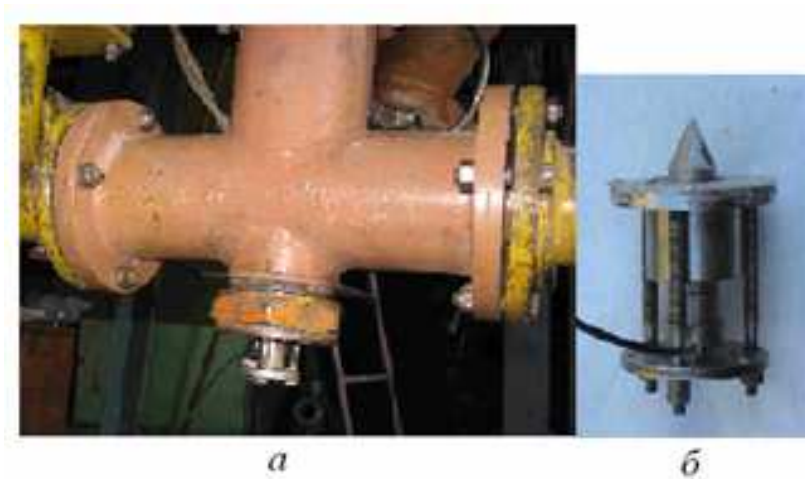
- діаметр помольної камери - 65 мм;
- довжина помольної камери - 195 мм;
- відстань між зрізами розгінних трубок у помольній камері - 65 мм;
- внутрішній діаметр розгінної трубки - 20 мм;
- товщина стінки розгінної трубки - 2,2 мм;
- довжина розгінної трубки - 155 мм;
- діаметр сопла несучого робочого тіла - 6 мм;
- тиск на вході в сопло несучого робочого тіла - 3 атм;

- температура несучого робочого тіла - 293 - 440 К.

Експериментальна установка включала всі вузли класичної схеми газоструменевого подрібнювача (рис. 2): завантажувальний бункер 1, шибєрні заслінки 2, ежекторні вузли 3, помольну камеру 4, магістралі підведення несучого робочого тіла (холодного або нагрітого повітря) 5, відвідний трубопровід 6, класифікатор 7 і трубопроводи 8 повернення сипкого матеріалу в порожнину ежектора 3 на подрібнення, трубопровід 9 для відводу з класифікатора 7 готового продукту, дисперсність частинок якого визначається оборотами класифікатора, циклон 10 і бункер 11 готового продукту, витяжний вентилятор 12.

При вимірі акустичних сигналів як основи акустоемісійного моніторингу використовувався апаратний комплекс, який включає два великих блоки: апаратура для реєстрації сигналів і комплекс апаратури і програм для аналізу одержуваної інформації.

Дослідження проводилися над акустичними сигналами (АС), які вимірювалися двома п'єзокерамічними датчиками (частота реєстрації 200 кГц), встановленими в помольній камері млина і в трубопроводі, на виході з класифікатора. Загальний вигляд камери з датчиком і елемента реєструючого комплексу (хвилевід і датчик) представлені на рисунку 2 (а, б).



а – камера з датчиком,
б – хвилевід з датчиком

Рисунок 2 – Загальний вигляд камери

Експериментальних даних було запропоновано 40.000, для дослідження була створена вибірка від початку роботи (0 с) до 100 с. Розглядалися відрізки по 0,0025 с.

Розглянемо процес розробки нечіткої моделі гібридної мережі для вирішення завдання прогнозування процесу подрібнення кварцевого піску.

Суть даного завдання полягає в тому, аби, знаючи динаміку зміни амплітуди сигналу за фіксований інтервал часу, передбачити її значення на певний момент часу в майбутньому.

Режими подрібнення позначені:

- 1) Завантаження - подача матеріалу і перші секунди подрібнення,
- 2) Робочий режим - процес подрібнення,
- 3) Розвантаження - млин майже порожній, закінчується подрібнення, необхідно подавати матеріал.

Передбачимо, що нечітка модель гібридної мережі міститиме 4 вхідних змінних. При цьому перша вхідна змінна відповідатиме амплітуді на поточний момент часу, друга – амплітуді на попередній момент часу, тобто на момент часу $(i-1)$, де через i позначений поточний момент часу. Тоді третя вхідна змінна відповідатиме амплітуді на $(i-2)$ момент часу, а четверта – амплітуді на $(i-3)$ момент часу.

Відповідні навчальні дані були зведені в окрему таблицю (для кожного режиму відповідно). Об'єм отриманої таким чином навчальної вибірки дорівнює 39996 що відповідає динаміці амплітуди від 0с до 100с (таблиця 1). При цьому дані з 99,9975с по 100с не ввійшли до складу навчальної вибірки і можуть бути використані для перевірки адекватності побудованої нечіткої моделі.

Таблиця 1

Навчальні дані для побудови моделі гібридної мережі
для завантаження

Перша вхідна змінна	Друга вхідна змінна	Третя вхідна змінна	Четверта вхідна змінна	Вихідна змінна
0,05	-0,0463	0,0463	0,035	0,0787
0,0787	0,05	-0,0463	0,0463	0,0325
0,0325	0,0787	0,05	-0,0463	0,06
...
-0,0162	0,01	0,0637	0,0075	-0,0425
-0,0425	-0,0162	0,01	0,0637	0,0637
0,0637	-0,0425	-0,0162	0,01	0,0538

Збережемо навчальну вибірку в зовнішньому файлі під ім'ям ML.dat для кожного режиму відповідно. Після цього відкриємо редактор ANFIS, в який завантажимо цей файл з навчальними даними. Зовнішній вигляд редактора ANFIS із завантаженими навчальними даними представлений на рисунку 3.

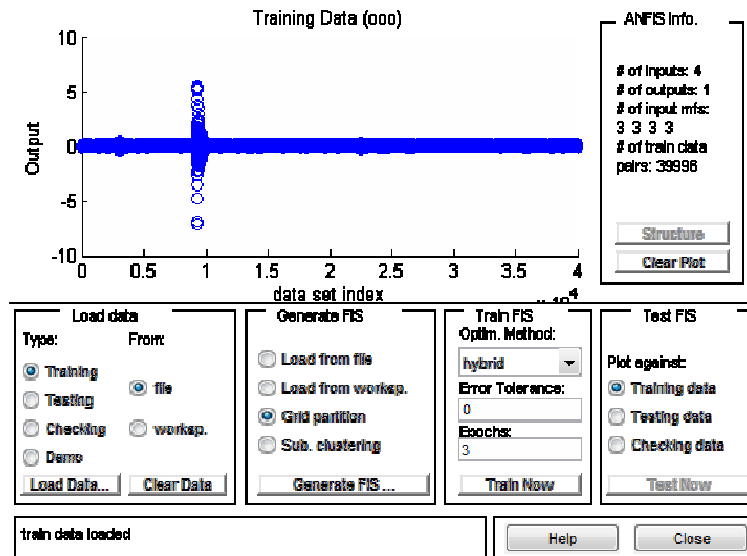


Рисунок 3 – Графічний інтерфейс редактора ANFIS після завантаження навчальних даних

Перед генерацією структури системи нечіткого висновку типу Сугено після виклику діалогового вікна властивостей задамо для кожної з вхідних змінних по 3 лінгвістичних терма, а в якості типу їх функцій належності виберемо трикутні функції. В якості типу функції належності вихідної змінної задамо лінійну функцію.

Для навчання гібридної мережі скористаємося гібридним методом навчання з рівнем помилки 0, а кількість циклів навчання задамо рівним 10. Після закінчення навчання даної гібридної мережі може бути виконаний аналіз графіка помилки навчання (рис. 4), який показує, що навчання практично закінчилося після 10 циклу і тривало 2год 17хв 24с.

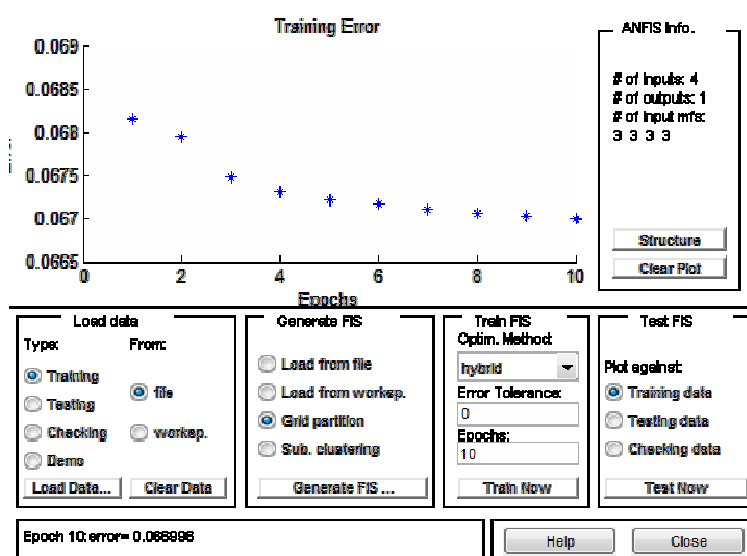


Рисунок 4 – Залежність помилки навчання від кількості циклів навчання

Після навчання гібридної мережі можна візуально оцінити структуру побудованої нечіткої моделі (рис. 5). Графічна наочність даної моделі залишає бажати кращого, оскільки загальна кількість правил в розробленій адаптивній системі нейро-нечіткого виводу дорівнює 81, які представлені в одній з поширеніших форм «ЯКЩО - ТО», що ускладнює їх візуальний контроль і оцінку.

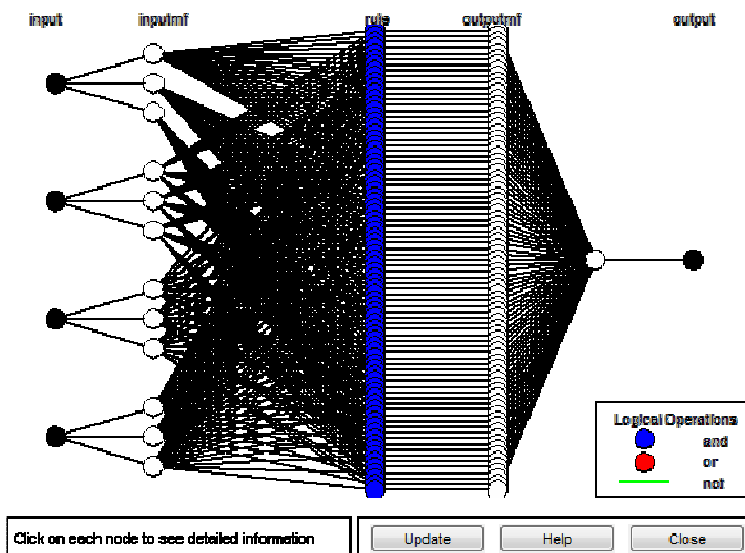


Рисунок 5 – Структура згенерованої системи нечіткого висновку

Для дослідження побудованої моделі гібридної мережі (навчання гібридним методом) можна скористатися програмою перегляду правил (Rule Viewer). Для отримання значення яке цікавить нас необхідно задати конкретне значення вхідної змінної (наприклад - 0,8368) аналогічно загальним рекомендаціям систем нечіткого виводу. При цьому на графіку функцій належності вихідної змінної буде вказано шукане значення вихідної змінної -2,59 (рис. 6).

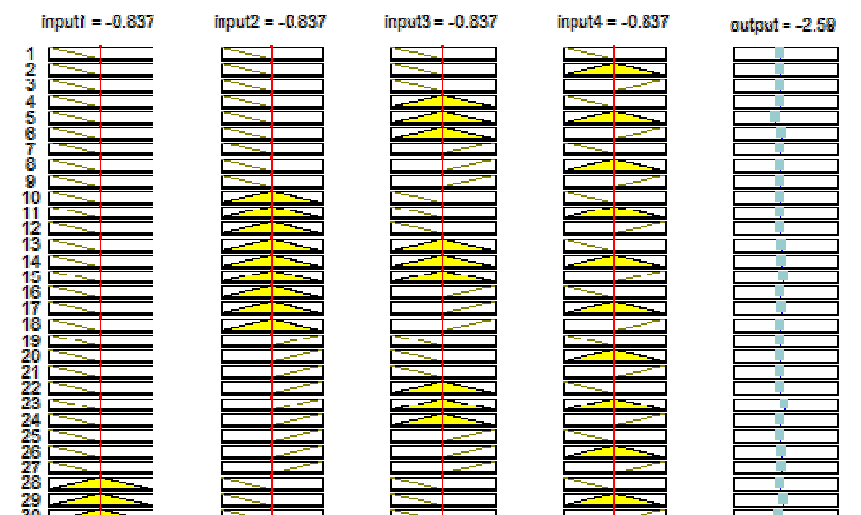


Рисунок 6 – Ілюстрація роботи нечіткої системи

На додаток до цього можна виконати візуальний аналіз поверхні виводу для побудованої гібридної мережі, яка також дозволяє оцінити значення вихідної змінної, рисунок 7.

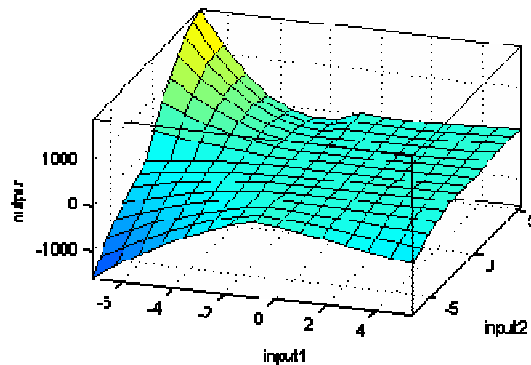


Рисунок 7 – Поверхня системи нечіткого висновку

Дана система навчена на гібридному методі, який об'єднує метод зворотного поширення помилки з методом найменших квадратів.

Виконаємо перевірку адекватності побудованої нечіткої моделі гібридної мережі. Для цієї мети зробимо ретроспективний прогноз значення амплітуди на наступний момент часу, наприклад, на 100 с, вважаючи для цього випадку поточним моментом часу – 99,9975 с.

Оскільки точність кількісних значень, що забезпечується графічними засобами пакету Fuzzy Logic Toolbox, є недостатньою для вирішення даного завдання, скористаємося функцією командного рядка `evalfis`. Як аргументи цієї функції вкажемо вектор значень амплітуди на поточний і 3 попередніх моменту часу. Після виконання цієї команди за допомогою розробленої нечіткої моделі буде набуто значення вихідної змінної для 100 с, яке дорівнює:

1) Завантаження

```
>> out1 = evalfis([0.0825 -0.0063 0.0075 -0.03], MLZagrHybrid)
out1 = 0.0393
```

2) Робочий режим

```
>> out1 = evalfis([0 0.0587 0.0137 -0.0225], MLRabRegH)
out1 = 0.0251
```

3) Розвантаження

```
>> out1 = evalfis([0.0325 0.0288 0.0375 0.04], MLRazgrH)
out1 = 0.0354
```

Розглянемо процес навчання нейронної мережі з використанням алгоритму зворотнього поширення помилки (`backpropagation`). Для

цього процесу використовуємо ту ж саму нейронну мережу яка має чотири входи і один вихід.

Загальна послідовність процесу розробки моделі гібридної мережі методом зворотнього поширення помилки така ж сама, як і у гібридному методі. Відмінність полягає в виборі метода навчання.

Виконаємо перевірку адекватності побудованої нечіткої моделі гібридної мережі. Для цієї мети зробимо ретроспективний прогноз значення амплітуди на наступний момент часу, наприклад, на 100 с, вважаючи для цього випадку поточним моментом часу – 99,9975 с.

Після виконання цієї команди за допомогою розробленої нечіткої моделі буде набуто значення вихідної змінної для 100 с, яке дорівнює:

1) Завантаження

```
>> out1 = evalfis([0.0825 -0.0063 0.0075 -0.03], MLZagrBack)
out1 = -0.1890
```

2) Робочий режим

```
>> out1 = evalfis([0 0.0587 0.0137 -0.0225], MLRabRegBack)
out1 = 0.0294
```

3) Розвантаження

```
>> out1 = evalfis([0.0325 0.0288 0.0375 0.04],MLRazgrBack)
out1 = 0.0351
```

Для порівняння цих двох методів навчання розрахуємо абсолютну і відносну похибки, таблиця 2.

Таблиця 2

Похибки начальних процесів

Метод навчання	(100 с) Out	out1	Δ (абсолютна)	δ (відносна)
Hybrid (завантаження)	0,0587	0,0393	0,0097	0,1652
Васкрпора (завантаження)	0,0587	-0,1890	0,1239	2,1107
Hybrid (робочий режим)	0,07	0,0251	0,0225	0,3014
Васкрпора (робочий режим)	0,07	0,0294	0,0203	0,42
Hybrid (роззавантаження)	0,0225	0,0354	0,0065	0,288
Васкрпора (роззавантаження)	0,0225	0,0351	0,0063	0,28

Порівнюючи відносну похибку двох методів, маємо що гібридний метод має меншу похибку і тому, цей підхід є перспективнішим напрямом для побудови і використання відповідних нечітких моделей прогнозування.

Таким чином, перевірка побудованої нечіткої моделі гібридної мережі показує високу ступінь її адекватності реальним вихідними даними, що дозволяє зробити висновок про можливість її практичного використання для прогнозування амплітуд процесу подрібнення кварцевого піску. У цьому випадку нечіткі моделі адаптивних систем нейро-нечіткого виводу можуть вважатися новим і конструктивним інструментом технічного аналізу.

ЛІТЕРАТУРА

1. Круглов В.И., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. – М.: Изд. Физ.мат.лит., 2002. – 312 с.
2. Михалев А. И. Адаптивно - поисковые методы и алгоритмы оптимизации и идентификации динамических систем. Учебное пособие. - УМК ВО, Киев, 1992. – 68 с.
3. Леоненков А. В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и FuzzyTECH. – БХВ: Санкт - Петербург, 2003. – 716 с.