

А.О. Сенько, А.І. Купін

НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ МОДЕЛІ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ ПОДРІБНЕННЯ РУДИ

Анотація Досліджено можливості використання різноманітного математичного апарату для створення моделей оперативного прогнозування. Створені моделі дозволяють отримати результати, адекватні задачам оперативного керування виробничим процесом. Нелінійні залежності продуктивності від параметрів вхідної сировини дають змогу прогнозувати зміну технологічних характеристик сировини в режимі реального часу.

Ключові слова: data mining, збагачення, нейронні мережі, Scada.

Серед технологічних процесів багатьох галузей гірничої промисловості особливе місце відводиться процесам подрібнення сипучих матеріалів. Підвищена увага до подрібнення матеріалів визвана високою енергоємністю і низькою ефективністю процесу. Існує велика кількість агрегатів для помолу, серед яких широкого розповсюдження набули кульові млини внаслідок простоти обслуговування та експлуатації. Однак, суттєвим недоліком використання кульових млинів є низький коефіцієнт корисної дії.

Технологічні процеси збагачення руд чорних металів (магнетитових кварцитів) є достатньо складними об'єктами прогнозування. Це обумовлено їх багатовимірністю та багатостадійністю, властивостями нелінійності та нестационарності, значним запізненням інформаційних показників у часі, наявністю нечіткої та неповної інформації [1,2].

Для дослідження процесів збагачення мінеральної сировини широко застосовуються математичні моделі, що описують фізичні процеси і явища, котрі призводять до поділу мінеральних компонентів в апаратах для розділу. Ці моделі представляють собою складні диференціальні рівняння в часткових похідних з граничними умовами (наприклад, крайові задачі для усередненого по Рейнольдсу

рівняння Нав'є-Стокса в аеродинаміці). Для таких рівнянь у більшості випадків невідомі ні теореми про існування та єдиність розв'язання, ні характер залежності рішення від параметрів та граничних умов. Програмні пакети, орієнтовані на побудову та аналіз таких моделей [4], реалізують різні числові методи вирішення відповідних рівнянь (наприклад методи обчислювальної аеродинаміки – Computational Fluid Dynamics, CFD)[5].

Процес подрібнення по енергоємності в три рази перевищує процес по транспортуванню пульпи і в десятки разів решту процесів, пов'язаних зі збагаченням руди, тобто є найбільш енергоємним. Оскільки кульові млини – найбільш енергоємні агрегати, оптимізація режиму їх роботи є важливим засобом економії і підвищення ефективності використання електроенергії. Тому актуальним є вирішення задачі вибору раціонального режиму роботи кульових млинів, тобто встановлення, за яких умов кульові млини працюють з максимальною продуктивністю.

Метою даної статті є визначення набору параметрів для прогнозування продуктивності роботи збагачувальної фабрики та подальшої розробки системи прийняття рішень на основі непрямого визначення міцності руди.

Від якісних та кількісних показників подрібнення на першій стадії заежать результати подальшої обробки продукту збагачення, перш за все, такі як продуктивність фабрики, здобування корисного компоненту, його вміст в концентраті, а також втрати в хвостах. Схема подрібнення на першій стадії являється замкнутим циклом шарового млина та спірального класифікатора.

На даний момент існує велика кількість систем автоматичного регулювання окремими параметрами технологічного процесу подрібнення шарового млина. До таких систем відносять системи регулювання вхідних параметрів (живлення млина рудою та водою) і системи, що регулюють умови подрібнення (частота обертання млина та довантаження куль у млин). Дані системи відрізняються різноманітністю в постановках, використаному математичному апараті, а також використаних засобах розробки та реалізації. Спроби їх прямого об'єднання для створення єдиної автоматизованої системи не дали успіхів [3].

Технологія оперативного прогнозування даних моніторингу виробничих процесів передбачає інтеграцію в діючі на промислових підприємствах SCADA-системи спеціалізованих засобів комп'ютерного моделювання з метою оперативного прогнозування технологічних показників виробничого процесу. Одним з головних завдань технології є визначення формальних зв'язків між компонентами простору входів процесу. Великий об'єм даних моніторингу параметрів виробничих процесів, наданий SCADA-системами, дає підставини вважати, що позитивні результати можна отримати застосувавши методи Data Mining, котрі дозволяють не лише виявити неявні взаємозв'язки в даних, але й суттєво зменшити розмірність задачі. Перспективним, також, може бути застосування в рамках розглянутої технології методів нечіткої логіки та нейронних мереж для побудови моделей експрес-аналіза і прогнозування параметрів виробничого процесу по даним поточного моніторингу. Це припущення підтверджується тим, що апарат нечіткої логіки вже включено в бібліотеки таких SCADA-систем: DELTAV, TRACE MODE, SIMATIC WINCC, LABVIEW DSC та ін. Здатність нейронних мереж до прогнозування впливає із їх здатності узагальнювати та виявляти приховані залежності між вхідними та вихідними даними.

Одне з рішень, яке враховує нечіткий характер моделей управління базується на мережі Петрі.

При нормальній роботі мережі Петрі системи першої стадії збагачення, інформація, що отримується з датчиків записується до бази даних за такими показниками: масова частка класу у промпродуктах класифікації, % (ДР - гранулометр для вимірювання масової частки класу у зливі класифікатора); продуктивність млина, т/год. (ДП - датчик ваги для вимірювання продуктивності млина); вміст твердого в розгрузці млина, г/літр (ДСР - щільномір для вимірювання вмісту твердого в розгрузці млина); вміст твердого в промпродукті зливу класифікатора, г/літр (ДQ - щільномір для вимірювання вмісту твердого в промпродукті зливу класифікатора); кількість поданої води в завантаження млина, м³/год. (ДВ(1) - датчик витрат води для завантаження млина); витрати води в завантаження класифікатора, м³/год. (ДВ(2) - датчик витрат води для завантаження класифікатора); чинник вмісту важкозбагачуваних руд, %.

В рамках дослідження найбільшу перспективу мають нейромережі зустрічного розповсюдження. Мережі цього типу мають менший час навчання ніж мережі зворотнього розповсюдження. Тому така мережа оперативно відреагує на зміну умов процесу збагачення, пов'язану із флуктаціями характеристик вхідної сировини. У нейромережі зустрічного розповсюдження об'єднані такі алгоритми: самоорганізуюча карта Кохонена та зірка Гроссберга. Їх об'єднання призводить до зростання узагальнюючих властивостей мережі.

Створена модель представлена стандартною трьохшаровою (0-2) нейромережею зустрічного розповсюдження. Нейрони шару 0 слугують точками розгалуження і не приймають участі в обчисленнях. Кожен нейрон шару 0 пов'язаний з кожним нейроном шару 1 (шар Кохонена). Аналогічно пов'язані нейрони шару 1 і 2.

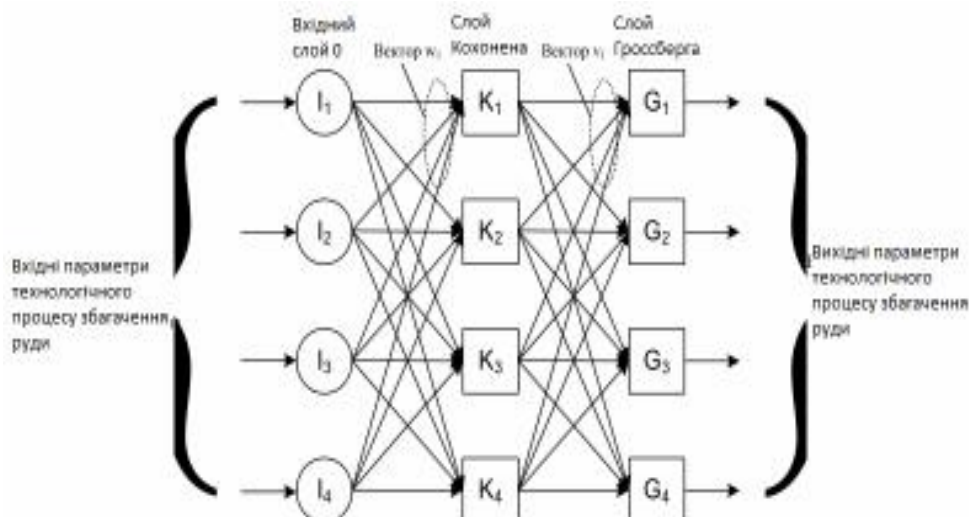


Рисунок 1 – Мережа із зустрічним розпізнаванням без зворотніх зв'язків

Вихід кожного нейрона шару являється сумою зважених входів. В результаті порівняльного оцінювання зважених сум входів нейронів Кохонена визначається «переможець» - нейрон, для якого це значення максимальне. Виходу цього нейрона буде присвоєно значення 1, а іншим нейронам шару Кохонена – 0. Шар Кохонена класифікує вхідні вектори в подібні групи. Тим самим забезпечується відображення багатомірного простору входів в окіл однієї і тієї ж точки простору виходів.

Використання нейромережевої моделі передбачає апріорну класифікацію станів системи (процсу збагачення) на скінченне число варіантів. З кожним станом пов'язаний набір корегуючих впливів,

що передбачають конкретні зміни керуючих параметрів. В якості основного критерія класифікації використовується значення вихідних векторів Y . Для визначення поточного стану процесу проводиться порівняння виходу нейромережевої моделі та збережених в інформаційній базі систем векторів, що визначають стан процесу збагачення.

Найбільш раціональним для прогнозування багатостадійних схем збагачення є варіант комбінованих рішень, що передбачає спільне використання моделей різних типів для різних станів процесу збагачення або різних компонентів (апаратів) схеми збагачення. Зважаючи на багатомірність задач, гетерогенність параметрів та наявність суттєвої невизначеності в залежностях між параметрами реальних виробничих процесів, для побудови моделі пропонується використовувати методи Data Mining. Створені моделі дозволять отримати результати, адекватні задачам оперативного управління технологічним процесом.

В ході дослідження проведено обробку статистичних даних, отриманих на першій стадії подрібнення залізної руди. В якості вхідних параметрів використані показники гранулометричного складу сировини. Метою експерименту було виявлення зв'язків між процентним співвідношенням різних класів крупності та продуктивністю млина.

Експериментальним шляхом були оброблені результати для наступних топологій нейронних мереж: багатошаровий перцептрон, узагальнено-регресійна нейронна мережа, ймовірнісна нейронна мережа.

Для моделювання була обрана модель ймовірнісної нейромережі, що отримала максимальний коефіцієнт кореляції і проведених варіацій експерименту. Дана топологія дозволяє вирішити задачу класифікації і групування в умовах невизначеностей.

Архітектура такої мережі базується на архітектурі радіально-базисної мережі, але в якості другого шару використовується «конкуруючий» шар, що підраховує ймовірність належності вхідного вектора до того чи іншого класу, і співставляє вектор з тим класом, ймовірність належності до котрого найвища. Важлива перевага цих мереж в тому, що вихідне значення має ймовірнісне значення і в тому, що мережа PNN швидко навчається.

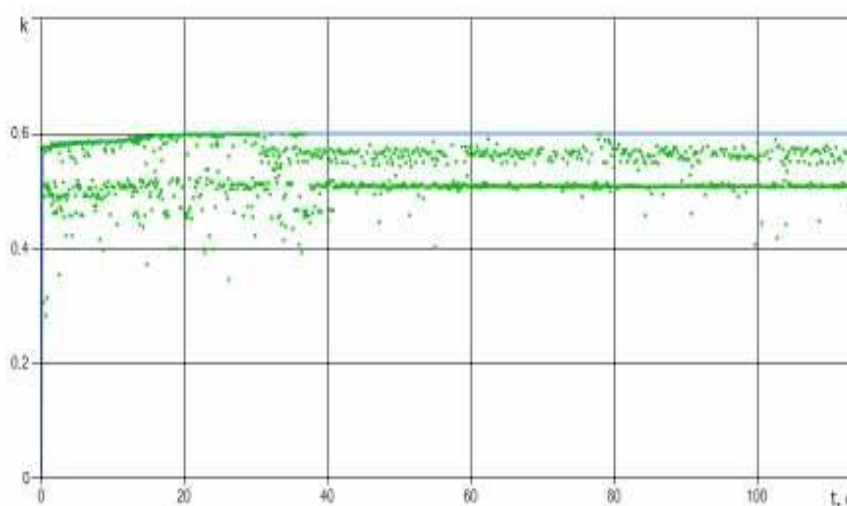


Рисунок 2 – Кореляція

Висновки

Було протестовано 1374 моделі прогнозування (рисунок 3). Найліпший результат, виявлений в ході експерименту має коефіцієнт кореляції 0.601.

Отримана модель реалізує ймовірнісну нейронну мережу. Критерій середньої абсолютної похибки (MAE) становить 0,086. Час навчання становить 2с. Середньоквадратичне відхилення становить 11,306.

Великий обсяг статистичних даних забезпечує можливість створення і практичного застосування моделей експрес аналізу і прогнозування виробничих процесів збагачення мінеральної сировини. Зважаючи на багатомірність задач, гетерогенність параметрів і наявність суттєвої невизначеності в залежностях між параметрами реальних виробничих процесів, для побудови моделей пропонується використовувати методи Data Mining, нечіткої логіки та нейронних мереж. На основі вказаних математичних методів створені і протестовані на реальних даних моніторингу підприємства «ІнГОК». Доведено, що створені моделі дозволяють отримати результати, адекватні завданням оперативного керування виробничими процесами. Найбільш раціональним для прогнозування багатостадійних збагачувальних схем представляється варіант комбінованого рішення.

ЛІТЕРАТУРА

1. Купін А.І. Структура прототипу та обґрунтування впровадження інтелектуальної системи керування процесом збагачення залізної руди / А.І. Купін // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2010 –С. 116 – 120.
2. Марюта А. Н. Автоматическое управление технологическими процессами обогатительных фабрик / А.Н. Марюта, Ю.Г. Качан, В.А. Бунько – М.: Недра, 1983. – 277 с.
3. Шупов Л.П. Моделирование и расчет на ЭВМ схем обогащения. М.: Недра, 1980. – 288 с.
4. Неведров А.С. Об инструментальных средствах определения эффективных режимов обогащения минеральных руд / А.С. Неведров, А.Г. Олейник // Информационные ресурсы России. – 2011. - №5(123). – С.35-38.
5. Скороходов В.Ф. Создание эффективных технологий и техники обогащения минерального сырья с применением методов вычислительной гидродинамики / В.Ф. Скороходов, М.С. Хогуля, В.В.Бирюков // Горный журнал. – 2010. - № 12. – С.79-84.