

ФАКТОРНИЙ АНАЛІЗ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ СКЛАДОВИХ ДРОБИЛЬНО-ПОМОЛЬНОГО КОМПЛЕКСУ

В. П. Розен, В. П. Калінчик, О. В. Мейта

Інститут енергозбереження та енергоменеджменту, НТУУ «КПІ»
вул. Борщагівська, 115, м. Київ, 03056, Україна. E-mail: vkalin@i.ua

В. Г. Скосирев

ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет»
вул. Університетська, 7, м. Маріуполь, Донецька обл., 87500, Україна.

Розглянуто фактори, що впливають на електроспоживання елементів дробильно-помольного комплексу. Побудована причинно-наслідкова модель процесу подрібнення в дробарці та шаровому млині. Якісні показники зміни стану речовини і кількість витраченої на це енергії визначаються факторами, сукупність яких утворює факторне поле об'єкту. Факторне поле комплексу включає в себе чотири групи факторів: контрольовані, регулюючі, характеристики обладнання і характеристики речовини. Визначено, що найбільш значущими факторами впливу на електроспоживання є продуктивність, завантаження млина і тонина помелу. Запропоновано застосування апарату штучних нейронних мереж для побудови систем моніторингу та управління дробильно-помольним комплексом з метою визначення та підтримки оптимального за електроспоживанням режиму роботи агрегатів подрібнення та помелу. Сформульовано алгоритм нейромережевого моделювання. Показано, що мінімальна похибка під час навчання нейронної мережі досягнута за алгоритмом Левенберга-Марквардта.

Ключові слова: дробильно-помольний комплекс, модель, електроспоживання, нейронні мережі, навчання.

ФАКТОРНИЙ АНАЛІЗ ЕЛЕКТРОПОТРЕБЛЕННЯ СОСТАВЛЯЮЩИХ ДРОБИЛЬНО-ПОМОЛЬНОГО КОМПЛЕКСА

В. П. Розен, В. П. Калінчик, А. В. Мейта

Институт энергосбережения и энергоменеджмента НТУУ «КПИ»
ул. Борщаговская, 115, г. Киев, 03056, Украина. E-mail: vkalin@i.ua

В. Г. Скосырев

ГВУЗ «Приазовский государственный технический университет»
ул. Университетская, 7, г. Мариуполь, Донецкая обл., 87500, Украина.

Рассмотрены факторы, влияющие на электропотребление элементов дробильно-помольного комплекса. Построена причинно-следственная модель процесса измельчения в дробилке и шаровой мельнице. Качественные показатели изменения состояния вещества и количество затраченной на это энергии определяются факторами, совокупность которых образует факторное поле объекта. Факторное поле комплекса включает в себя четыре группы факторов: контролируемые, регулирующие, характеристики оборудования и характеристики вещества. Определено, что наиболее значимыми факторами воздействия на электропотребления являются производительность, загрузка мельницы и тонина помола. Предложено применение аппарата искусственных нейронных сетей для построения систем мониторинга и управления дробильно-помольным комплексом с целью определения и поддержания оптимального по электропотреблению режима работы агрегатов измельчения и помола. Сформулирован алгоритм нейросетевого моделирования. Показано, что минимальная погрешность при обучении нейронной сети достигнута по алгоритму Левенберга-Марквардта.

Ключевые слова: дробильно-помольный комплекс, модель, электропотребление, нейронные сети, обучение.

АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ. Аналіз тенденцій енергозберігаючої політики і енергетичної стратегії в Україні показує, що в умовах ринку посилюється значущість енергозберігаючих технологій в усіх галузях промисловості. Технологія дроблення та подрібнення речовин є однією з найбільш енергоємних технологій, що застосовується в різних галузях промисловості і має застосування на гірничозбагачувальних фабриках, у сфері виготовлення будівельних матеріалів, на електростанціях. Кількість спожитої агрегатами подрібнення електроенергії в значній мірі визначається обраним режимом роботи, станом обладнання та характеристиками речовини, що подрібнюється. Причиною надмірних витрат електричної енергії дробарками та млинами є те, що в процесі керування подрібненням не враховуються параметри режиму роботи обладнання та умови протікання процесу.

Електроспоживання дробильно-помольного комплексу визначають декілька десятків факторів, багато з яких мають випадковий характер. В залежності від комбінації цих факторів та ступеню впливу кожного з них електроспоживання комплексу може бути збільшене або зменшене. Чим повніше враховано під час оперативного управління факторне поле властивостей системи, що впливають на характеристики режиму роботи, тим більш ефективним буде управління та нижче енерговитрати на процеси подрібнення. Однак, збільшення числа факторів, що беруться до уваги, ускладнює модель, внаслідок ускладнення топології системи [1]. Тому, при управлінні необхідно формувати керуючий вплив, відшукуючи компромісне рішення з урахуванням ступені інформативності факторного поля та його складності.

Одними з енергоємних об'єктів на заводі є трубні кульові млини, що працюють по відкритому циклу

(одноразове проходження матеріалу) з паспортної продуктивністю 10 т/год, що приводяться в рух синхронними електродвигунами номінальною потужністю 400 кВт.

Для електроприводу такого млина характерним є те, що споживана потужність мало залежить від продуктивності, тобто питомі витрати на виробництво в'язучого значно зменшуються при збільшенні продуктивності, яка, в свою чергу, залежить від наступних основних факторів: тонина помелу, кількість тіл, що мелють, розмір тіл, наявність міжкамерних перегородок, стану бронифутерування, інтенсивність аспірації, опір матеріалу подрібненню, введення інтенсифікатора процесу подрібнення.

Метою роботи є формування та аналіз факторного поля для визначення меж множини показників процесу подрібнення, що впливають на ефективність електроспоживання дробильно-помольного комплексу та створення на його базі штучної нейронної мережі, яка відображатиме внутрішні процеси, що протікають в дробильно-помольному комплексі.

МАТЕРІАЛ І РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ. Тонина помелу визначається вимогами до якості продукції і змінюється у визначених межах, що передбачає наявність деяких меж зміни «суміжних» параметрів – діапазони продуктивності і електроспоживання. Тонина помелу (T) поняття узагальнює, оскільки включає поняття розміру зерна подрібнюваного матеріалу та гранулометричний склад готового продукту. З трьох виділених, тонина – найбільш гнучкий параметр. Електроспоживання (W) і продуктивність (Q) зв'язані жорсткіше – для збільшення продуктивності необхідно збільшувати електроспоживання. Для показників W і Q існують наступні обмеження.

1. Навіть за відсутності корисного виходу млин споживає деяку потужність.

2. Збільшення продуктивності вище за деяку межу неможливе технічно навіть при збільшенні енергії, що підводиться (конструктивні обмеження для кожного млина, погіршення якості, можливість заштибування млина).

3. Економічна доцільність.

Згідно проведеному аналізу факторів за схемою Ісікава, визначено фактори, які мають вплив на протікання технологічного процесу в кульовому барабанному млині та побудовано причинно-наслідкова модель електроспоживання комплексу (рис. 1). Факторне поле включає в себе чотири групи факторів: контрольовані, керуючі, характеристики обладнання та фізико-механічні властивості речовини, що подрібнюється. Така діаграма відображає основні структурні зв'язки всередині системи та дозволяє наочно відобразити ієрархію факторів [2]. Розглянемо факторний поле кульового млина. Для найпростішого випадку група контрольованих факторів може бути представлена однією величиною. Для ранніх систем управління, у процесах, де допускалися значні відхилення за якістю помелу, такою величиною приймалася продуктивність обладнання. На підприємствах, де висувалися більш жорсткі вимоги до якості готового продукту, вихідний вектор складав-

ся з двох величин: продуктивності та якості. З настанням часів дефіциту енергії вихідний вектор був доповнений таким фактором як електроспоживання. В наслідок того, що залежність електроспоживання від продуктивності млина (ступеня її завантаженості) має слабо зростаючий характер замість використання величини електроспоживання можливе використання величини питомої електроспоживання на тонну продукції. Крім вищевказаних величин до складу вихідного вектора можуть входити такі величини як тиск масла в цапфі, крутний момент на валу, вага речовини в млині, струм в статорі приводного двигуна та інші. Але всі ці величини є непрямими для визначення трьох основних: електроспоживання (питомої електроспоживання), якості помелу, продуктивності устаткування. Тому, незалежно від того по скільком змінним контролюється процес, можна говорити про три фактори вихідного вектора, до яких наводяться всі непрямі чинники.

Група величин, що характеризують обладнання найбільш статична по відношенню до інших груп факторів. Зміни величин з цієї групи вимагають набагато більшого часу, або ж при відповідному режимі заміни можуть вважатися постійними. Такий параметр як потужність приводу з часом не змінюється, а ступінь його зношеності на відрізьку часу довжиною в робочий цикл може бути прийнята постійною за умови експлуатації приводу в номінальному режимі. Габаритні розміри млина - величина постійна, однак, слід враховувати, що розміри робочого простору за час роботи збільшуються, що пов'язано із зносом футерувального броні, що разом з тим погіршує умови подрібнення. Оскільки товщину футеровочних плит не можна регулярно контролювати (зупинка устаткування, демонтаж футерування), то для побудови факторного поля можна використовувати приблизні оціночні характеристики, типу: нова, злегка зношена, середня ступінь зношеності, сильно зношена та подібні, які в подальшому будуть перетворені в числові оцінки.

У групі регулюючих факторів слід виділити такі основні фактори, як завантаження матеріалом, кульове завантаження і швидкість обертання барабана млина. Регулювання роботи кульового млина здійснюється, насамперед, за рахунок його завантаження матеріалом. Для млинів розімкненого циклу величина завантаження, що подається є основною величиною яка визначає продуктивність млина. Періодичність і розміри доз сировини, яка довантажують дозволяють керувати роботою млина за продуктивністю. Для стабільно працюючого млина кількість довантаженої речовини визначається кількістю подрібненої речовини. При зміні в параметрах подрібнення (необхідність зміні ступеня подрібнення, зміна вологості, міцності характеристик сировини) інтервали між завантаженнями по необхідності збільшують або зменшують. Кількість речовини що подається в поєднанні з кульовим завантаженням утворюють величину циркуляційного навантаження, яке впливає на витрати електроенергії об'єкта. Для кульового завантаження важливим є не тільки її маса, а й сортament завантажених куль, оскільки розмір кулі визначає виконувану нею роботу подріб-

нення. Якщо млин не обладнаний спеціальними завантажуючими пристроями, то завантаження куль здійснюється циклічно перед початком роботи (не обов'язково на початку кожної зміни). При визначенні необхідної кількості довантажених куль існує ряд складнощів, пов'язаних з неможливістю точного визначення кількості та сортаменту куль, які залишилися в млині. Величина залишку куль найчастіше визначається за емпіричними залежностями зносу куль. Дані залежності і регламентують на виробництві періодичність довантаження і кількість довантажують куль, що не завжди відповідає реальним умовам роботи. Довантаження ж, як правило, здійснюється кулями одного типорозміру, рідше двох.

Швидкість обертання млинового барабана визначає споживану потужність і режим подрібнення (каскадний або водоспадний), а значить і якість подрібнення і знос футеровки. Межа між режимами подрібнення залежить від ступеня завантаження барабану, тому в умовах навантаження, що постійно змінюється, необхідне постійне коректування швидкості. Застосування регульованого приводу в подрібнювальних установках дозволяє забезпечити суттєвий вплив на величину споживаної потужності і якість помелу. Крім того, для дробильно-помольних комплексів існує можливість підбору поєднання швидкостей об'єктів різних стадій подрібнення для забезпечення мінімального електроспоживання в цілому по всьому комплексу. Фізико-механічні властивості подрібнюваної речовини утворюють окрему групу факторів які необхідно враховувати при створенні системи управління подрібненням, оскільки саме ці фактори визначають той необхідний мінімум енергії для виконання технологічного процесу. Сюди відносять міцність, вологість, абразивність, щільність, сипучість, гранулометричний склад. Параметр міцність - основний параметр при подрібненні, чим він вищий, тим більше енергії доведеться затратити на руйнування речовини. Тому настроювання систем управління слід проводити для речовин однієї групи міцності, або ж навчати систему на роботу у всьому діапазоні міцностей. Для процесу сухого помелу вологість визначає зміну умов через налипання матеріалу на робочі поверхні, створення «подушки», що заважає подрібненню. Для процесу мокрого помелу вологість відображається в співвідношенні твердої і рідкої фаз, що позначається на подальшому витраті енергії в технологічному процесі. Грансостав вихідного продукту впливають на час знаходження матеріалу в млині, а значить на витрату енергії для отримання продукту подрібнення заданої якості.

Основні позиції на діаграмі відведені чотирьом групам факторів, які визначають технологічний процес. Розділення та сортування факторів всередині кожної групи спрощує оцінку впливу того чи іншого фактора. Описане факторне поле може бути відображено за допомогою нейронної мережі, в якій контрольовані параметри виступають в якості вихідного вектора, а відповідні їм значення параметрів обладнання, керуючих впливів та якісні показники речовини, що подрібнюється – вхідного вектора.

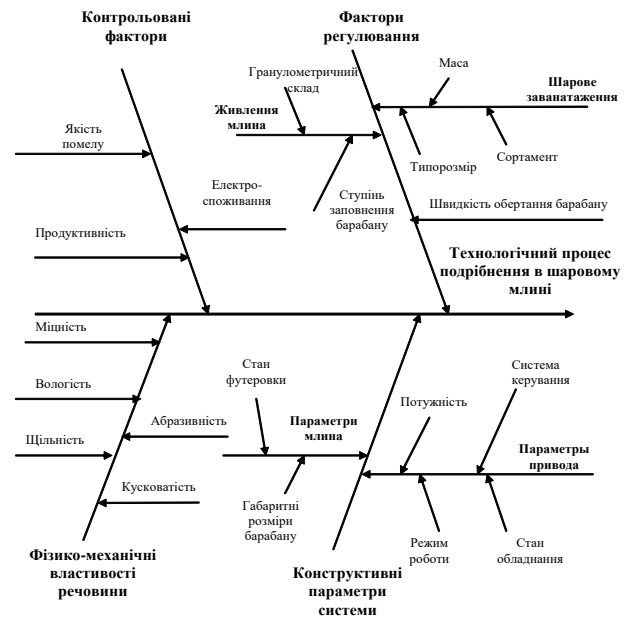


Рисунок 1 – Причинно-наслідкова модель процесу подрібнення в кульовому млині

Отримані послідовності даних були використані для нейромережевого моделювання об'єкту. Задача розв'язувалась за наступним алгоритмом [3]:

1. Формалізація задачі (визначення фізичного змісту вхідного вектору).
2. Вибір вихідного вектору таким чином, щоб його елементи містили повну відповідь поставленої задачі.
3. Вибір активаційної функції нейронів.
4. Вибір числа шарів та нейронів в кожному шарі.
5. Завдання діапазону зміни входів, виходів, вагових коефіцієнтів та порогових рівнів нейронів, враховуючи множину значень обраної функції активації.
6. Присвоєння початкових значень ваговим коефіцієнтам та пороговим рівням.
7. Проведення навчання мережі, тобто підбір параметрів мережі так, щоб задача розв'язувалась найкращим чином.
8. Подача на вхід мережі умови завдання у вигляді вхідного вектору. Розрахунок вихідного вектору, який і є формалізованим рішенням поставленої задачі.

Конфігурація мережі визначається для кожного конкретного завдання. Для вирішення деяких окремих на них типів завдань вже існують оптимальні конфігурації, описані в літературі з побудови та експлуатації нейронних мереж [4–11]. При виборі конфігурації мережі керуються наступними принципами:

- можливості мережі зростають зі збільшенням числа елементів мережі, щільності зв'язків між ними і числом виділених шарів;
- введення зворотних зв'язків поряд зі збільшенням можливостей мережі піднімає питання про динамічної стійкості мережі;
- складність алгоритмів функціонування мережі збільшує можливості мережі;

- розмірність векторів вхідних сигналів і числа входів мережі визначаються факторним полем об'єкту.

Для вирішення завдань управління подрібненням таких як оцінка режиму роботи, інтерполяція даних, прогнозування можливих станів системи можуть бути використані різні види нейронних мереж але, багатoshарові перцептрони є найбільш зручними моделями для побудови систем управління, оскільки мають можливість екстраполяції, побудови функції будь-якої складності, в меншій мірі чутливі до збільшення числа вхідних дій.

Технологічний процес дроблення можна розглядати як оптимізаційну задачу, в якій існує кінцевий результат (цільова функція), значення якої можуть належати діапазону від «дуже погано» до «дуже добре», та множина змінних критеріїв, що визначають яке ж значення прийме цільова функція. При аналізі технологічного процесу не можна говорити про те, що кінцевий результат це одна величина. Найчастіше це комплекс параметрів, поєднання яких визначає, якість отриманого результату. Серед параметрів можна виділити основні, які головним чином визначають якість результату і допоміжні, які будуть в меншій мірі впливати на оцінку результату.

Будемо оцінювати результат дроблення за такими параметрами: продуктивність, максимальна крупність часток, гранулометричний склад подрібненого продукту, енергія витрачена на подрібнення і вологість готового продукту. За результатами замірів, створюється база даних, на підставі якої і буде ухвалено рішення про значущість кожного з параметрів. Експертна оцінка враховує поточні пріоритети, а саме який з параметрів для виробництва вважати більш важливим, який менш, які поєднання параметрів прийнятні і в якій мірі.

Грунтуючись на даних таблиці можна здійснити тренування нейронної мережі (рис. 2). В результаті тренування мережі зв'язку між елементами придбають деякі значення, які і будуть відповідати міру значущості кожного параметра. Знаючи чисельні значення, що визначають важливість параметрів, легко записати вираз для цільової функції, що враховує вимоги до всіх параметрів. У разі, якщо виникне необхідність оцінювати результат, віддаючи перевагу іншим факторам, то слід змінити значення експертних оцінок і перетренувати мережу для нового режиму оцінки.

Після того як встановлено процес з якими показниками ми бажаємо отримати можна здійснювати наступний крок - визначити які фактори і якою мірою визначають перебіг технологічного процесу.

Побудувавши нейронну мережу у якій входи мережі будуть відображати фактори, які описують властивості речовини, а виходом будуть чисельні дані оцінюють процес подрібнення так само як і в попередньому випадку, провівши тренування мережі на дослідних даних, можна отримати інформацію про ступінь важливості кожного з факторів за значенням його вагового коефіцієнта. Таким чином, мережу можна буде спростити, прибравши ті фактори, вплив яких на процес мінімальний.

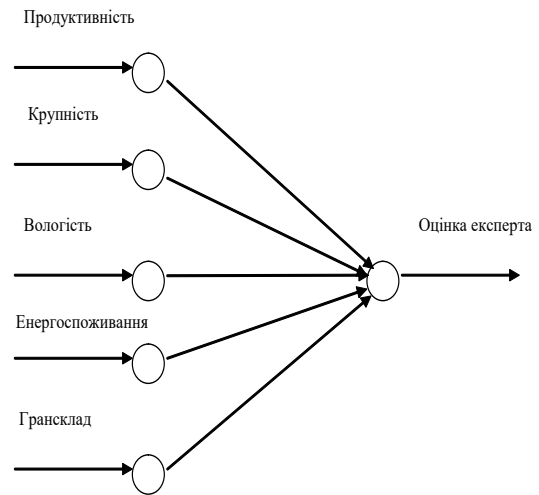


Рисунок 2 – Визначення значущості параметрів технологічного процесу за допомогою ШНМ

В узагальненій моделі в якості входів використано основні фактори, що впливають, а в якості вихідних величини - параметри процесу, що визначають процес подрібнення. Подібна мережа представлена на рис. 3.

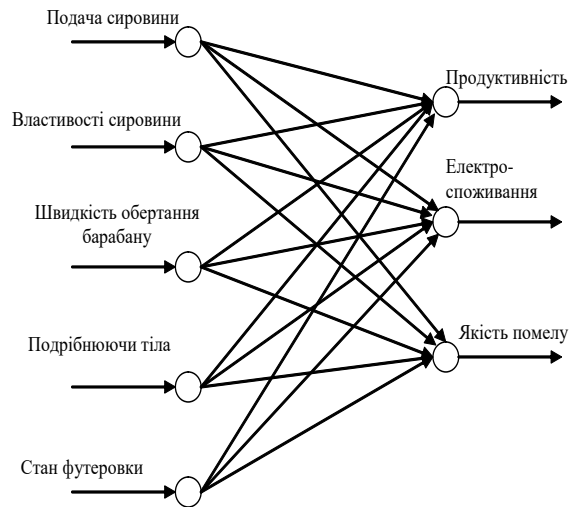


Рисунок 3 – Нейронна мережа дробильно-помольного комплексу

Для навчання був прийнятий ряд мереж. Кожна мережа складається з двох шарів. Число нейронів в першому шарі змінюється в межах від 2 до 75, в другому шарі 2 нейрона. Активаційна функція нейронів першого шару – сигмоїдальна, другого шару – лінійна. Навчання мереж виконувалось протягом 150 циклів навчання з використанням алгоритму градієнтного спуску, градієнтного спуску зі збуренням, градієнтного спуску з встановленими параметрами швидкості спуску, Левенберга-Марквардта, спряжених градієнтів та зворотного розповсюдження [4]. Найбільша похибка при навчанні – алгоритм градієнтного спуску зі збуренням (7,96 %), найменша – алгоритм Левенберга-Марквардта (1,39 %).

Алгоритм Левенберга-Марквардта є альтернативою методу Ньютона та є поєднанням останнього з методом градієнтного спуску. Графік зміни похибки при навчанні наведені на рис. 4 і рис. 5.

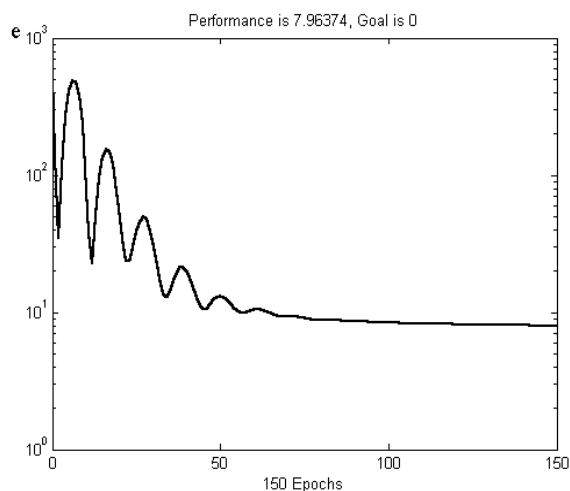


Рисунок 4 – Залежність похибки навчання від кількості циклів навчання за алгоритмом градієнтного спуску зі збуренням

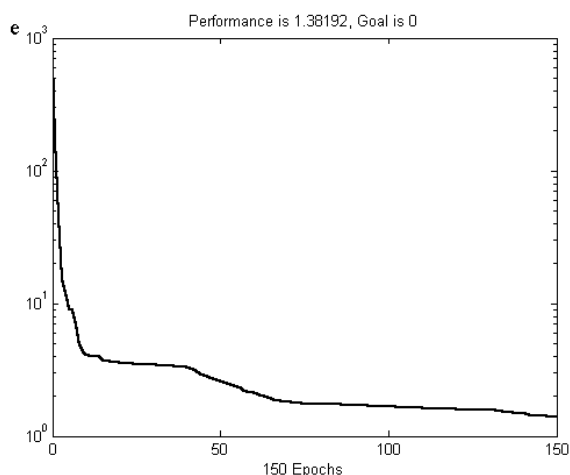


Рисунок 5 – Залежність похибки навчання від кількості циклів навчання за алгоритмом Левенберга-Марквардта

Використання штучних нейронних мереж в керуванні електротехнічними комплексами є альтернативою системам управління, які побудовані згідно з класичними методами управління, які описують дробарки та млини, як інерційну ланку першого або другого порядку. Невелика кількість ітерацій для досягнення заданої похибки у поєднанні з простою реалізацією алгоритмів навчання дозволяють вносити корективи в створену модель під час надходження нових даних. Підвищення точності моделі можливе за рахунок збільшення числа факторів, що враховуються. Для інерційних об'єктів з великою сталою часу, таких як млини та дробарки, збільшення кількості навчальних ітерацій не матиме суттєвого впливу на оперативність роботи системи керу-

вання. Вектори вхідних та вихідних величин мають бути сформовані на основі факторного поля системи з урахуванням поставленої оптимізаційної задачі.

ВИСНОВКИ. В статті розглянуто факторне поле на основі діаграми Ісікава, за допомогою якого формуються вхідний та вихідний вектори для навчання штучної нейронної мережі. Проаналізовані складові, які впливають на електроспоживання комплексу та точність моделей кульового млина, які навчались за різними алгоритмами.

Для інерційних об'єктів з великою сталою часу, таких як млини та дробарки, збільшення кількості навчальних ітерацій не матиме суттєвого впливу на оперативність роботи системи керування, тому вектори вхідних та вихідних величин мають бути сформовані на основі факторного поля системи з урахуванням поставленої оптимізаційної задачі.

Найбільш значущими факторами впливу визначено продуктивність, завантаження млина і тонину помелу. Мінімальна похибка під час навчання досягнута за алгоритмом Левенберга-Марквардта.

ЛІТЕРАТУРА

1. Розен В.П., Калинин В.П., Мейта А.В. Многокритериальная оптимизация в задаче управления процессом измельчения // Энергетика: экономика, технологии, экология. – 2003. – №1. – С. 91–96.
2. Розен В.П., Калинин В.П., Мейта А.В. Формирование факторного поля для экспериментальных исследований дробильно-измельчительного комплекса // Вісник НТУУ «КПІ», серія «Гірництво». – 2003. – Вип. 9. – С. 110–117.
3. Комашинский В.И., Смирнов Д.А. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 94 с.
4. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
5. Wasserman P.D. Advanced Methods in Neural Computing. – New York: Van Nostrand Reinhold, 1993. – 255 p.
6. Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. Learning internal representations by error propagation // Parallel Data Processing, vol. 1, Cambridge, MA: The M.I.T. Press, 1986. – PP. 318–362.
7. Hagan M.T., Demuth H.B., Beale M.H. Neural Network Design. – Boston MA: PWS Publishing, 1996. – 252 p.
8. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – "Вильямс", 2006. – 1104 с.
9. Комарцова Л.Г., Максимов А.В. Нейрокомпьютеры. – М.: Изд-во МГТУ им. Баумана, 2004. – 400 с.
10. Тархов Д.А. Нейронные сети. Модели и алгоритмы. – Радиотехника, 2005. – 256 с.
11. Галушкин А.И. Нейронные сети. Основы теории. – М.: Горячая линия – Телеком, 2010. – 496 с.

**FACTOR ANALYSIS FOR ELECTRICITY CONSUMPTION OF COMPONENTS
OF CRUSHING-GRINDING COMPLEX**

V. Rozen, V. Kalinchyk, O. Meyta

Institute of energy saving and energy management, NTUU “KPI”
vul. Borshchagivska, 115, Kyiv, 03056, Ukraine. E-mail: vkalin@i.ua

V. Skosyrev

SEI “Pryazovskyi National Technical University”
vul. Universytetska, 7, Mariupol, Donetsk region, 87500, Ukraine.

Purpose. Formation and analysis of a factor field for determination the limits of parameters set in a crushing process, which have impact on electricity supply efficient of crushing-grinding complex. **Methodology.** The article reviews the factors that have impact on electricity consumption of crushing-grinding complex components. Quality indicators of changes in the state of matter and the amount of energy spent on it are determined by factors, which combine to form a quotient field of the object. Quotient field complex includes four groups of factors: controlled, regulatory, equipment specifications and characteristics of the material. **Results.** The cause-effect model was built for the process of crushing in a crushing machine and a centrifugal mill. The most affecting factors on the electricity consumption were defined, which were productivity, load of mill and fineness of grind. **Originality.** The apparatus of artificial neural networks was proposed for building a monitoring system and managing a crushing-grinding complex, aiming to determine and maintain an optimal mode for electricity consumption of crushing and grinding aggregates. **Practical value.** An algorithm for neural network modeling was developed. During the research it was found that the minimal error during neural network training can be reached via Levenberg-Marquardt algorithm. References 11, figures 5.

Key words: crushing-grinding complex, model, electricity consumption, neural networks, training.

REFERENCES:

1. Rozen, V., Kalinchyk, V., Meyta, O. (2003), "Multicriteria optimization for solving management task for grinding process", *Energetics: economy, technology, ecology*, iss. 1, pp. 91–96.
2. Rozen, V., Kalinchyk, V., Meyta, O. (2003), "Forming factor space for experimental research of crushing-grinding complex", *Visnyk NTUU “KPI”, “Mining” series*, iss. 9, pp.110–117.
3. Komashinshii, V., Smirnov, D. (2002), *Neyronnye sety i ikh pryomeneniy v systemakh upravleniya I svyazy* [Neural networks and their application in management and connection systems], Hotline, Telecom, Moscow, Russia.
4. Medvedev, V., Potiomkin, V. (2002), *Neyronnye sety. MATLAB 6* [Neural networks. MATLAB 6], DIALOG-MIPI, Moscow, Russia.
5. Wasserman, P. (1993) *Advanced Methods in Neural Computing*, Van Nostrand Reinhold, New York, USA.
6. Rumelhart, D., Hinton, G. and Williams, R. (1986), "Learning internal representations by error propagation", *Parallel Data Processing, vol.1*, Cambridge, MA: The M.I.T. Press, pp. 318–362.
7. Hagan, M., Demuth, H. and Beale, M. (1996), *Neural Network Design*, PWS Publishing, Boston MA, USA.
8. Haikin, S. (2006), *Neyronnye sety: polny kurs* [Neural networks: complete course], Williams, Moscow, Russia.
9. Komartsova, L., Maksimov, A. (2004), *Neyro-computery* [Neural computers], Publisher of Bauman MNTU, Moscow, Russia.
10. Tarkhov, D. (2005), *Neyronnye sety. Modely i algorytmy* [Neural networks. Models and algorithms], Radiotekhnika, Moscow, Russia.
11. Galushkin, A. (2010), *Neyronnye sety. Osnovy teoryi* [Neural networks. Foundations of the theory], Hotline, Telecom, Moscow, Russia.

Стаття надійшла 15.11.2015.