

В.П. Розен, д-р техн. наук, проф., Л.Я. Кулаковський, аспірант
 Національний технічний університет України “Київський політехнічний інститут”

ПОБУДОВА НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ МОДЕЛІ ПРОЦЕСУ СУШІННЯ ТОРФУ В ПАРОВИХ СУШАРКАХ В ЕНЕРГОЗБЕРІГАЮЧИХ РЕЖИМАХ

В статті розглянуто основні особливості побудови енергоефективної системи управління процесом сушіння торфу. Визначено значення оптимальних керуючих параметрів процесу сушіння торфу в парових трубчатих сушарках для певних значень збурюючих впливів, що дозволяють отримати сушенку необхідної якості за мінімальної затрати енергії. Система управління, в якій для певних значень збурюючих впливів визначаються оптимальні значення керуючих впливів, реалізована в моделі нейронної мережі. Для представницького навчання мережі проведено генерування випадкових чисел збурюючих впливів та знаходження оптимальних значень керуючих параметрів за згенерованих впливів на процес. Знайдено оптимальну структуру, алгоритм навчання та функції активації нейронної мережі типу перцептрон.

Ключові слова: парова трубчаста сушка, режимна карта, нейронна мережа, модель, навчання.

Вступ. Для якісного сушіння торфу ще в 70-их роках минулого століття були розроблені режимні карти процесу сушіння. Особливістю розроблених карт було те, що під час роботи сушарної установки при встановленні відповідних керуючих параметрів у залежності від характеристик торфу, що надходять на торфобрикетний завод, досягається лише необхідна вологість та температура сушенки, проте витрати енергоресурсів на сушіння не є мінімальними [1]. Ефективний алгоритм управління процесом сушіння торфу дозволить оператору сушарки полегшити завдання отримання сушенки необхідної якості, підвищити пожегобезпечність процесу і раціонально використовувати енергоресурси. Для побудови системи управління процесом сушіння торфу найбільш доцільно використовувати багатопаровий перцептрон як модель з можливостями екстраполяції, побудови функції будь-якої складності, в меншій мірі чутливої до збільшення числа вхідних впливів, що особливо важливо для побудови моделі багатофакторного об'єкта.

Мета роботи – розробити систему визначення режимів роботи сушарки, що застосовуються для торфу певних фізико-механічних властивостей, що дозволили б отримати сушенки необхідних якісних характеристик за мінімальної затрати енергії на процес сушіння за допомогою нейронних мереж.

Матеріали і результати дослідження. Для побудови математичної моделі процесу сушіння торфу в парових трубчатих сушарках необхідно здійснити аналіз ступеню взаємозв'язку між вхідними параметрами – збурюючими та керуючими впливами, що об'єктивно впливають на процес сушіння торфу в парових сушарках торфу, і вихідними техніко-економічними показниками, визначеними за допомогою експертного оцінювання (табл. 1) [2]. Для цього було здійснено планування та проведено активні виробничі експерименти та подальші кореляційний і статистичний аналіз результатів дослідів процесу сушіння торфу в парових трубчатих сушарках. В умовах торфобрикетного заводу “Сойне” план виробничих експериментів включає 14 дослідів за різних значень керуючих впливів. Оскільки згідно з планом проведення експериментів керуючі впливи приймали в серії дослідів екстремальні можливі значення для сушіння торфу певних фізико-механічних властивостей, а проведення однієї серії дослідів тривало понад 2 години, то в умовах виробництва проводити 28, 42, 56 і т.д. серій дослідів згідно плану виробничого експерименту не є можливим, оскільки це може призвести до отримання великої партії неякісних брикетів або виникнення аварійних ситуацій.

Таблиця 1 – Сукупність факторів, що характеризують процес сушіння торфу в паровій трубчатій сушарці

Керуючі впливи	Збурюючі впливи	Керуючі параметри
завантаження сушарки, X_1	вологість торфу, F_1	вологість сушенки, Y_1
частота обертання барабана сушарки, X_2	насипна щільність, F_2	вологорізниця сушенки, Y_2
температура пари, X_3	зольність торфу, F_3	температура сушенки, Y_3
-	температура торфу, F_4	теплоспоживання, Y_4
-	температура повітря, F_5	температура вхідних газів, Y_5

Продовження Таблиці 1

Керуючі впливи	Збурюючі впливи	Керуючі параметри
-	сипучість торфу, F_6	електроспоживання, Y_6
-	фракційний склад торфу, F_7	-
-	вологорізниця торфу, F_8	-

За допомогою методу групового урахування аргументів (МГУА) була побудована цільова функція електроспоживання процесу сушіння торфу в парових трубчастих сушарках [3].

$$Y_6 = -315,781 - 0,2288F_1 + 0,0193F_2 + 1,004F_7 - 0,0624F_8 + 0,4966X_1 + 0,7834X_2 + 11,4723X_4 \rightarrow \min \quad (1)$$

з обмеженнями за якістю сушенки, пожежобезпекою, а фактичне значення витрат теплової енергії повинно бути в межах мінімального та максимального значення:

$$0,6146F_1 - 0,4517F_3 + 0,6422F_4 + 0,4832F_5 - 0,2333F_6 - 10,26F_7 + 1,186F_8 + 1,57X_1 - 1,693X_2 \leq 20; \quad (Y_1)$$

$$64,21 + 1,571F_1 - 0,1532F_2 - 2,137F_4 - 3,06F_7 + 17,09F_8 + 1,084F_{12} + 1,124X_1 + 1,679X_2 + 2,356X_4 \leq 6; \quad (Y_2)$$

$$30 \leq 608,2 + 1,235F_1 - 0,1552F_2 + 2,823F_5 - 4,354F_7 - 59,09F_8 + 7,84X_1 - 13,29X_4 \leq 80; \quad (Y_3)$$

$$-1,148F_1 - 0,1294F_2 + 1,961F_4 - 1,502F_5 + 1,074F_6 + 1,78F_8 - 1,782X_2 + 0,4177X_3 \leq 120; \quad (Y_5)$$

$$Q_{\min} \leq -364,4F_4 - 1022F_6 + 4107X_1 - 105X_3 + 2417X_4 \leq Q_{\max}; \quad (Y_4)$$

Використовуючи симплекс метод, проведено мінімізацію даної функції та знайдено значення X_1, X_2, X_3, X_4 , що задовольняють умовам мінімуму споживання електричної енергії для отримання сушенки необхідної якості, оптимальному споживанню теплової енергії та умовам пожежобезпеки за певних значень збурюючих впливів $F_1 \dots F_8$.

Для побудови системи управління процесом сушіння торфу доцільно застосувати багат шаровий перцептрон. Навчений на експериментальних дослідах перцептрон дозволяє реалізувати розв'язання задачі «вхід-вихід», тобто при надходженні нових значень збурюючих впливів він дозволяє прорахувати оптимальні керуючі впливи.

Для вирішення завдань за допомогою нейронних мереж необхідно зібрати достатній і представницький обсяг даних для того, щоб навчити нейронну мережу їх вирішенню. Відомий ряд евристичних правил, що погоджує число необхідних спостережень з розмірами мережі (найпростіше з них свідчить, що число спостережень має бути в десять разів більше числа зв'язків у мережі). Зі зростанням кількості змінних кількість необхідних спостережень зростає нелінійно. Для багатьох реальних задач трапляються випадки, коли необхідні кілька сотень або тисяч спостережень. Якщо даних менше, то інформації для навчання мережі буде недостатньо.

Тому високу якість моделі можна отримати лише при більш тривалому навчанні, з якомога більшим набором даних. В ході проведення виробничих експериментів було отримано 14 спостережень, що для вирішення задачі інтерполяції і регресії за допомогою нейронних мереж вкрай мало. Тому виникає завдання збільшення числа набору даних вхідних і вихідних параметрів. Для цього необхідно провести генерацію випадкових наборів вхідних параметрів (у даному випадку збурюючих впливів процесу сушіння торфу в парових трубчастих сушарках). Генерація чисел повинна проводитися за певними функціональними залежностями збурюючих впливів між собою, які вказані в таблиці кореляційного аналізу. З цією метою необхідно провести генерацію випадкових чисел з заданим розподілом, використовуючи метод Монте Карло, який є найбільш зручним для моделювання випадкових і ймовірнісних процесів [4]. Часто на практиці зустрічаються системи випадкових величин, тобто такі дві (і більше) різні випадкові величини X, Y (та інші), які залежать одна від одної. Згідно проведеного кореляційного аналізу результатів експерименту, існують фізико-механічні властивості торфу, що тісно пов'язані, і в яких значення коефіцієнту кореляції більше ніж $+0,5$. Як показали розрахунки коефіцієнтів кореляцій, існує тісний зв'язок тільки між факторами F_2 та F_6, F_3 та F_5, F_3 та F_8, F_7 та F_4 .

За допомогою алгоритму пошуку випадкових величин для двох факторів [5] було проведено генерацію 86 спостережень, що в сумі з 14 отриманими в ході проведення виробничих експериментів дала набір даних із 100 входів і 100 виходів для побудови нейронної мережі.

Для подальшого дослідження необхідно вибрати і сформулювати процедуру навчання нейронних мереж.

Серед алгоритмів навчання методу зворотного поширення слід віддати перевагу, коли обсяг даних великий, і серед них можуть надлишкові. Завдяки тому, що в методі зворотного поширення коригування помилки відбувається по окремих випадках, надмірність даних не шкодить. Методи ж Левенберга-Маркара і спряжених градієнтів проводять обчислення на всьому наборі даних, тому при збільшенні числа спостережень тривалість однієї епохи сильно зростає, але при цьому не обов'язково поліпшується результат, досягнутий на цій епосі [6].

Крім того, зворотне поширення не поступається іншим методам в ситуаціях, коли даних мало, оскільки в цьому випадку недостатньо даних для прийняття дуже точного рішення (більш тонкий алгоритм може дати меншу помилку навчання).

Отже, для вирішення задачі знаходження оптимальних керуючих параметрів за певних збурюючих впливів процесу сушіння торфу в парових трубчастих сушарках необхідно побудувати та здійснити навчання (тренування) перцептрона методом зворотного поширення, а функціями активації (ф.а.) можуть бути логістична, гіперболічний тангенс та тотожна функція. Тобто вхідними векторами нейронної мережі є значення восьми збурюючих впливів ($F_{1i}, F_{2i}, F_{3i}, F_{4i}, F_{5i}, F_{6i}, F_{7i}, F_{8i}$), а виходами – енергозберігаючі значення керуючих впливів ($X_{1i}^*, X_{2i}^*, X_{3i}^*$), де i – порядковий номер значень впливів.

У навчальну підвибірку даних слід включити обов'язково набір даних, отриманих із виробничих експериментів, як таких, що найкраще описують математичну модель процесу сушіння торфу в парових трубчастих сушарках. В тестову і контрольну вийдуть дані отримані після генерування випадкових величин.

Для знаходження оптимальної структури нейромережі – необхідної кількості прихованих нейронів, функції активації прихованих та вихідних нейронів за допомогою автоматизованої стратегії для створення моделі нейронної мережі пакету Statistica Neural Network було проведено тренування сукупності моделей, що реалізують поставлену задачу знаходження оптимальних керуючих параметрів.

Для подальшого аналізу нейронних мереж було здійснено вибір трьох кращих моделей з найменшим значенням середньоквадратичної похибки (RMS) на контрольній вибірці (табл. 2). За діаграмою залишків можна простежити кількість наборів даних на тренувальній вибірці, виходи яких не відповідають цільовим значенням, взятим із моделі з певними відхиленнями за абсолютними значеннями. Мережі, що на тренувальній вибірці мають найбільшу кількість викидів значень параметру виходу від нульових значень, є найменш підходящими для вирішення задачі знаходження оптимальних керуючих факторів процесу сушіння торфу в парових трубчастих сушарках. В мережі MLP 8-5-3 (MLP – багатшаровий перцептрон, що має 8 входів, 5 – внутрішніх шарів та три виходи) є 7 тренувальних вибірок, що мають відхилення параметра X_1 більше за 0,1 за абсолютним значенням від оптимального, в MLP 8-12-3 та MLP 8-11-3 – по одній такій вибірці. Для параметра X_2 в мережі MLP 8-5-3 спостерігаються 7 тренувальних вибірок, що відрізняються на 1,0 за абсолютним значенням від оптимального, в MLP 8-12-3 таких вибірок не було, а в MLP 8-11-3 – лише одна. Для параметра X_4 в мережі MLP 8-5-3 за результатами її навчання є 8 вибірок, що мають відхилення більше 0,05 за абсолютним значенням від оптимального, в MLP 8-12-3 таких вибірок немає, а в MLP 8-11-3 тільки дві. Для нейронних мереж згідно з табл. 2 найкращу продуктивність навчальної та тестової вибірки має мережа MLP 8-12-3, на контрольній – MLP 8-5-3, похибки на навчальній та тестовій вибірці даних найменші в мережі MLP 8-12-3, на контрольній – в MLP 8-11-3. Кожна із аналізованих мереж має певні переваги.

Таблиця 2 – Результати побудови найкращих нейромереж для знаходження оптимальних параметрів X_2, X_3, X_4 при значенні керуючого впливу $X_1=3,5$ в пакеті програми Statistica Neural Network

№	Мережа	Тренув. помилка	Тестова помилка	Контрол. помилка	Ф.а. прихов. шару	Вихідна ф.а.
1	MLP 8-5-3	0,428	0,0892	0,8697	Logistic	Exponential
2	MLP 8-12-3	0,02	0,002	0,674	Logistic	Logistic
3	MLP 8-11-3	0,034	0,01	0,2495	Tanh	Exponential

Оскільки мережа MLP 8-12-3 має найменшу кількість «викидів», тобто кількості вибірок, що мають значні відхилення від цільових значень виходів мережі, та в загальному найкращі продуктивності та похибки вибірок, то для вирішення задачі знаходження параметрів X_1, X_2, X_3 найбільш доцільна саме дана мережа.

Висновки.

1. Сформульовано основні вимоги для побудови нейронних мереж, що визначають оптимальні енергоефективні керуючі впливи в залежності від значень збурюючих впливів процесу сушіння торфу в парових трубчастих сушарках – значна кількість наборів даних входу та виходу мережі та навчання мережі за допомогою алгоритму зворотного поширення.

2. Побудовано нейронні мережі з найменшою середньоквадратичною похибкою відтворення на контрольній вибірці із яких за допомогою залишків можна простежити кількість наборів даних на тренувальній вибірці нейронної мережі, виходи яких не відповідають цільовим значенням моделі з певними відхиленнями за абсолютними значеннями та продуктивності і процентному значенні похибки відтворення на тренувальній, контрольній, тестовій вибірці.

Список літератури.

1. Гнеушев В.О. Брикетування торфу: Монографія. – Рівне: НУВГП, 2010. – 167 с.

2. Кулаковський Л. Я. Формування факторного поля для експериментальних досліджень парової трубчатої сушарки торфу / Л. Я. Кулаковський, С.І. Алтухов // Вісник НТУУ “КПІ”, серія “Гірництво”, 2014, вип. 1. – С. 34 – 41.

3. Кулаковський Л.Я. Знаходження за допомогою МГУА математичної моделі процесу сушіння торфу в парових трубчатих сушарках [Текст] / Л.Я. Кулаковський, В.П. Розен // Сучасні проблеми систем електропостачання промислових та побутових об’єктів. Збірник наукових праць I Міжнародної науково-технічної конференції викладачів, аспірантів і студентів: 17-18 жовтня 2013 р., м. Донецьк: «ДВНЗ» ДонНТУ, 2013. – С. 131-134

4. Соболев И. М. Метод Монте-Карло / И. М. Соболев / М.: Наука, 1968.– 64 с.

5. Войтишек А.В. Основы методов Монте-Карло в алгоритмах и задачах. Часть V / А.В. Войтишек // Новосибирск, изд-во НГУ, 1999. – 76 с.

6. Заенцев И.С. Нейронные сети: основные модели. Учебное пособие / И.С. Заенцев // Воронежский государственный университет, 1999. – 98 с.

V.P. Rosen, L Ya. Kulakovskiy

National Technical University of Ukraine «Kyiv Polytechnic Institute»

CONSTRUCTION OF NEURAL NETWORK MODEL OF PEAT DRYING IN STEAM DRYING IN ENERGY-SAVING REGIMES

The article reviews the main features of energy efficient operation of peat's drying process. The optimal control parameters of drying peat steam tube dryers for certain values of perturbations that can get drying peat of required quality at the lowest cost energy It was determined. The operation system in which for certain values of perturbation influences can be determined the optimal values of control actions was implemented in the neural network model. It was necessary to generate random amount of perturbations and find the optimal values of control parameters for generated effects in the process for a good network training. It was found optimal structure, learning algorithm and activation function of neural network for model of drying process in peat tube steam dryer.

Key words: steam tube dryers, regimes map, neural network, model, training.

References

1. Hnyeushev V.O. Briquetting peat Monograph. – Rivne: NUWMNRU, 2010. – 167 p.
2. Kulakovskiy L.Ya. Formation factor field for experimental researches in tube steam peat dryer / L.Ya. Kulakovskiy, E.I. Altuhov // Visnyk NTUU “KPI”, “Mining” series, 2014, issue 1. – p.34 - 41.
3. Kulakovskiy L.Ya. Finding GMDH using a mathematical model of drying peat steam tube dryer [Text] / L.Ya. Kulakovskiy, V.P. Rosen // Current problems of power supply systems of industrial and domestic objects. Scientific Papers and International scientific conference of teachers, students and PhD students: 17-18 October 2013, Donetsk, "State University" National Technical University, 2013. – p. 131 - 134.
4. Sobol I.M. Monte Carlo's method / I.M. Sobol / M.: Nauka, 1968. – 64 p.
5. Voytyshchek A.V. Basics of Monte Carlo methods in algorithms and problems. Part V / A.V. Voytyshchek // Novosibirsk, NSU Publishing House, 1999. – 76 p.
6. Zaentsev I.S. Neural networks: basic models. Textbook / I.S. Zaentsev // Voronezh State University, 1999. – 98 p.

УДК 621.311.1:621.9.263:681.51/54

В. П. Розен, д-р техн. наук, проф., Л. Я. Кулаковський, аспірант

**Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт»
ПОСТРОЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ МОДЕЛИ ПРОЦЕССА СУШКИ ТОРФА В
ПАРОВЫХ СУШИЛКАХ В ЭНЕРГОСБЕРЕГАЮЩИХ РЕЖИМАХ**

В статье рассмотрены основные особенности построения энергоэффективной системы управления процессом сушки торфа. Определены значения оптимальных управляющих параметров процесса сушки торфа в паровых трубчатых сушилках при определенных значениях возмущающих воздействий, позволяющие получить сушенку необходимого качества при минимальных затратах энергии. Система управления, в которой для определенных значений возмущающих воздействий определяются оптимальные значения управляющих воздействий, реализована в модели нейронной сети. Для хорошего обучения сети было проведено генерирование случайных чисел возмущающих воздействий и нахождение оптимальных значений управляющих параметров при сгенерированных значениях возмущающих воздействий. Была найдена оптимальная структура, алгоритм обучения и функции активации нейронной сети типа перцептрон.

Ключевые слова: паровая трубчатая сушка, режимная карта, нейронная сеть, модель, обучение.

Надійшла 03.10.2015

Received 03.10.2015