

В. П. Розен, к.т.н., професор,
auek@ukr.net

Л. Я. Кулаковський, аспірант

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут»
kulakovskiyl@ukr.net

АЛГОРИТМ ВИБОРУ МЕТОДУ НАВЧАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖ ТИПУ GAME ДЛЯ ПОБУДОВИ МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ ПРОЦЕСУ СУШІННЯ ТОРФУ В СУШАРКАХ ЦЕМАГ

Для вирішення задачі енергоефективного управління процесом сушіння торфу на прикладі сушарки Цемаг було проведено відбір із сукупності факторів таких, що мають вплив на витрати паливно-енергетичних ресурсів та якість отриманої сушенки, на основі яких можна розробити оптимальну структуру системи керування. У статті розроблено і обґрунтовано алгоритм вибору методу навчання нейромереж типу GAME (англ. Group of adaptive model evolution) для побудови цільових функцій моделі, що задовольняють критеріям відбору ознак.

Ключові слова: *режими сушіння торфу, індуктивне моделювання, метод еволюції груп адаптивних моделей, метод навчання математичної моделі.*

Вступ. Застосовування ручного регулювання параметрів сушіння торфу, суб'єктивність у визначенні необхідних режимів роботи, прагнення забезпечити заданий рівень тільки кінцевої вологості сушенки призводять до високих витрат енергоносіїв, низької продуктивності процесу, його пожежонебезпеки [1, 2]. Вирішення цього питання можливе шляхом математичного опису процесу, що дозволить виявити не тільки основні впливи, але й оптимізувати процес за режимами роботи сушарки.

Одним із ефективних способів аналізу об'єкта регулювання є розроблення і дослідження математичної моделі, що дозволяє виявити фактори, які мають найбільший вплив на процес сушіння, оптимізувати їх та розробити оптимальну структуру системи управління сушінням. Для розробки математичної моделі необхідно здійснити підбір і формулювання критеріїв вибору пошуку оптимальної структури моделі процесу сушіння.

Мета роботи – розробити процедуру вибору адекватної математичної моделі, знайденої за різними алгоритмами навчання методу еволюції груп адаптивних моделей (англ. GAME), побудовану на основі методу групового урахування аргументів (МГУА), з метою подальшого знаходження оптимальних значень керуючих параметрів процесу сушіння для роботи сушарної установки в енергоефективних режимах.

Основна частина. За допомогою аналізу факторів процесу сушіння торфу, оцінювання анкет експертів торф'яної галузі було зроблено вибір сукупності факторів (ознак) [3], що впливають на техніко-економічні показники режиму роботи парових трубчастих сушарок. Регульованими (вихідними) показниками для цього процесу є вологість сушенки Y_1 , вологорізниця сушенки Y_2 , температура сушенки Y_3 , теплоспоживання Y_4 , температура відхідних газів Y_5 , електроспоживання Y_6 ; збуджуючими – вологість торфу на вході в сушарку F_1 , насипна щільність сировини F_2 , зольність сировини F_3 , температура сировини F_4 , температура повітря F_5 , сипучість сировини F_6 , вологорізниця торфу F_7 , фракційний склад торфу F_8 , а регулюючими (вхідними) – завантаження сушарки сировиною X_1 , частота обертання барабана сушарки X_2 , тиск (температура) пари X_3 , витрата повітря через сушарку X_4 . Проте відбір сукупності факторів методом експертного оцінювання має суб'єктивний характер і відображає тільки думку експертів, проте внаслідок різних причин (старіння обладнання, зміна фізико-механічних властивостей торфу тощо) може виявитися, що певні фактори можуть не тільки впливати на формування цільових функцій, але й призвести до значної похибки відтворення математичної моделі. Тому необхідно підібрати такий метод побудови математичної моделі, який, окрім підбору коефіцієнтів, дозволить вирішити

проблему відбору інформативних ознак (факторів), коли під час навчання мережі фактори, які не мають значного впливу, будуть відсіюватися. Серед основних завдань правильного вибору структури математичної моделі є оцінювання ступеня впливу кожного параметра на формування зв'язків змінних для отримання моделі, що відтворює значення цільових функцій з невеликою похибкою і яку в подальшому дослідженні можна дослідити на екстремум і знайти оптимальні режимні параметри роботи сушарної установки.

Для кожної вихідної величини необхідно побудувати математичну модель, що складається з керуючих та збурюючих впливів, які в сукупності мають найбільший вплив на цільову функцію.

Вибір оптимальної структури моделі залежить від дисперсії (рівня) шуму, довжини вибірки, вхідних впливів (планів експерименту) і параметрів об'єкта та взаємозв'язку між ними. Природне прагнення врахувати побільше потенційно корисної інформації призводить до появи надлишкових (шумових) ознак. Однак, якщо ознака не інформативна, тобто не впливає на відповідь, тоді включення в модель може тільки погіршити її якість. Методи навчання повинні відрізняти шумові ознаки і відкидати їх. Зі збільшенням кількості використовуваних ознак (складності моделі) середня похибка на навчальній вибірці, як правило, монотонно зростає. При цьому середня похибка на незалежних контрольних даних спочатку зменшується, потім проходить через точку мінімуму і далі тільки зростає.

Під час формування математичної моделі необхідно здійснювати відбір ознак, що дозволяє:

- відсіяти не тільки шумові, але й малоінформативні ознаки;
- знайти модель оптимальної складності, за якою перенавчання мінімальне;
- зменшити вартість збору інформації;
- отримати більш прості моделі;
- підвищити швидкість виконання алгоритмів;
- зменшити загальну похибку моделі, оскільки кожна ознака має свою вимірну похибку.

Одним із ефективних методів знаходження адекватної математичної моделі є метод групового урахування аргументів

(МГУА). До явних переваг МГУА належать автоматичне формування структури мережі, простота і швидкодія настроювання параметрів, а також можливість «згорнути» налаштовану мережу безпосередньо в явно виражений математичний вираз.

Вирішення практичних завдань і розвиток підходів до теорії МГУА привели до розробки широкого спектра алгоритмів індуктивного моделювання. Кожен з них відповідає певним умовам їх застосування.

В [4] запропоновано метод побудови архітектури односпрямованої нейронної мережі з одночасною ідентифікацією вагових коефіцієнтів. Запропонований алгоритм базується на поєднанні методу групового урахування аргументів і генетичного алгоритму. В [5] запропоновано метод застосування генетичного алгоритму для синтезу індуктивних моделей на основі методу групового урахування аргументів. В [6] розроблено новий метод побудови поліноміальної нейронної мережі для вирішення задач ідентифікації складних динамічних систем, що базується на поєднанні МГУА, оптимізації роєвих часток та генетичного програмування. У [7] запропоновано гібридний нейромережвий алгоритм, в якому нейронна мережа складається з двох частин – поліноміальної і радіально-базисної, причому ці частини навчаються незалежно. В [8] описано методологію побудови на основі МГУА гібридних самоорганізованих нейромереж еволюційного типу під назвою GAME (Group of adaptive model evolution – еволюція груп адаптивних моделей), розроблену П. Кордиком у Чеському технічному університеті (м. Прага).

Метод GAME генерує групу індуктивних моделей залежно від характеру набору даних та від їх складності. Індуктивна модель збільшується на величину, необхідну для вирішення проблеми з достатньою точністю. Окрім цього, мережа GAME має високу стійкість до невідповідних і зайвих ознак, підходить для коротких і зашумлених наборів даних. Це особливо актуально для побудови математичної моделі процесу сушіння торфу в паровій трубчатій сушарці торфу, де кількість експериментальних даних становить 28 дослідів [9].

Мережа GAME використовує різні методи оптимізації для регулювання ваги і коефіцієнтів параметрів (табл. 1).

**Найпоширеніші методи навчання, що застосовуються
в GAME методі формування математичної моделі**

Назва класу моделі	Абревіатура	Пошук	Алгоритм навчання
UncminTrainer	QN	Градiєнтний	квазі-Ньютона
SADETrainer	SADE	Генетичний	спрощений атавістичної диференціальної еволюції
PSOTrainer	PSO	Поведінковий	метод рою часток (МРЧ)
HGAPSOTrainer	HGAPSO	Гібридний	гібрид генетичного алгоритму і МРЧ
DifferentialEvolutionTrainer	DE	Генетичний	диференціальної еволюції
StochasticSearchTrainer	SOS	Випадковий	стохастичний ортогональний пошук
OrthogonalSearchTrainer	OS	Емпіричний	ортогональний пошук
ConjugateGradientTrainer	CG	Градiєнтний	спряжених градієнтів
ACOTrainer	ACO	Поведінковий	алгоритм оптимізації колонії мурах
CACOTrainer	CACO	Поведінковий	алгоритм безперервної оптимізації колонії мурах

На даний час не вирішена задача вибору підходящого методу оптимізації для побудови математичних моделей сушарних установок. Однак є популярні методи, що добре зарекомендували себе при вирішенні великого спектра проблем. Серед цих методів можна виділити так звані градієнтні методи – метод квазі-Ньютона, метод спряжених градієнтів і Левенберга-Марквардта. Вони використовують аналітичний градієнт для оцінювання похибки поверхні моделей. Градієнт приносить їм більш швидку збіжність, але у випадках, коли похибка поверхні зубчаста, існує ймовірність застрягання у локальному оптимумі. Інші популярні методи оптимізації – це генетичні алгоритми. Вони шукають похибки поверхні декількома індивідами (набір ознак). Такий пошук, як правило, повільніший і має схильність застрягати в локальних мінімумах. Пошук за допомогою «методу рою» можна представити, як рій птахів, що летять над поверхнею похибки в пошуках їжі в глибоких долинах. В цьому методі існує також можливість, що для певного типу ландшафту вони можуть упустити найглибші долини [10].

У методі GAME кожний ряд має різні поверхні похибки навіть у межах однієї мережі та може використовувати довільний алгоритм навчання для оцінювання його коефіцієнтів (квазі-Ньютона, спряжених градієнтів, метод диференційної еволюції, SADE генетичний алгоритм [11], рою частинок, алгоритм зворотного поширення та ін.).

В своїх працях [8, 12] автори методу GAME П. Кордика та М. Шнорек досліджували проаналізовані вище методи навчання для визначення оптимального алгоритму навчання моделі GAME при вирішенні багатьох прикладних задач. Автори дійшли висновку, що для вирішення багатьох задач класифікації, інтенсифікації, регресії, прогнозування об'єднання всіх методів навчання практично для кожної з них увійшло в п'ятірку кращих для побудови моделі з найменшою середньоквадратичною похибкою на тренувальній та контрольній вибірці даних, проте найкращі результати для окремих наборів були отримані й при застосуванні лише одного методу навчання (в більшості випадків це були градієнтні та генетичні методи).

Для знаходження математичної моделі з коефіцієнтами сполучень, що мають найменшу похибку при тренуванні мережі моделі процесу сушіння торфу в парових трубчастих сушарках, досліджено мережі з кожною оптимізаційною моделлю (табл. 1) та мережу, що об'єднує всі оптимізаційні методи.

Серед моделей, отриманих різними оптимізаційними методами, вибираємо ту модель, яка найбільше задовольняє критеріям відбору ознак, а утворені моделі при дослідженні на екстремуми дозволяють уникнути локальних мінімумів або максимумів та одночасно визначити екстремуми цільової функції. Для полегшення пошуку мінімуму функції найбільш прийнятною є лінійна функція. Чим менше рядів сполучень та міжшарових з'єднань в утвореній математичній моделі, тим простішим буде алгоритм пошуку оптимальних значень керуючих параметрів за певних збурюючих впливах для роботи сушарної установки в енергоефективних режимах. Для вибору моделі сформулюємо процедуру оцінювання якості кожної з моделей та вибору оптимальної з них для проведення подальших досліджень.

За головний критерій оцінювання математичних моделей, побудованих за допомогою різних алгоритмів навчання, приймаємо значення середньоквадратичної похибки значень моделі на контрольній вибірці. При проведенні моделювання було встановлено, що певні параметри процесу сушіння торфу в парових трубчастих сушарках не утворювали зв'язків з іншими параметрами і не були включені до жодного із сполучень. Зменшення ознак дозволить скоротити розмірність і підвищити швидкість знаходження математичної моделі, проте може призвести до зростання похибки на контрольній вибірці. Крім цього, потрібно врахувати і кількість рядів з'єднань, що утворюються при різних методах навчання, оскільки, зазвичай, чим їх більше, тим складніше буде отримане рівняння моделі. Тому в таблицю оцінювання моделей навчання на прикладі цільової функції вологості сушенки Y_1 (табл. 2) необхідно включити й дані по кількості рядів та змінні процесу сушіння торфу в парових трубчастих сушарках, що не були включені в модель.

Таблиця 2

Результати моделювання цільової функції вологості сушенки Y_1

Оптимізаційний метод	RMS	Кількість рядів	Параметри, що не ввійшли в модель
QN (метод квазі-Ньютона)	0,005516	7	F₅
SADE (спрощений атакістичної диференціальної еволюції)	0,01033	6	F ₁ , F ₃ , X ₄
PSO (метод рою часток)	0,015174	4	F ₁ , F ₃ , F ₄ , F ₅ , F ₇ , X ₁ , X ₂ , X ₃
HGAPSO (гібрид генетичного алгоритму і методу рою часток)	0,006887	6	F₅, X₄
DE (диференціальної еволюції)	0,011388	5	F ₁ , F ₃ , F ₄ , F ₅ , X ₃
SOS (стохастичний ортогональний пошук)	0,013231	5	F ₁ , F ₃ , F ₄ , X ₂ , X ₃
OS (ортогональний пошук)	0,021067	4	F ₃ , F ₄ , F ₅ , F ₈ , X ₂
CG (спряжених градієнтів)	0,005969	7	F₄
ACO (алгоритм оптимізації колонії мурах)	0,034449	2	F ₃ , F ₄ , F ₅ , X ₄
CACO (алгоритм безперервної оптимізації колонії мурах)	0,011191	7	F ₅ , F ₇ , X ₁
Vсі	0,011233	5	F ₁ , F ₃ , F ₄ , F ₅

Оскільки значення середньоквадратичної похибки на контрольній вибірці у багатьох моделях відрізняється на незначну величину, то вибір оптимальної моделі GAME доцільно провести в два етапи:

I етап. Вибрати три найкращі моделі за значенням середньоквадратичної похибки на контрольній вибірці для кожної цільової функції. В більшості випадків найменша середньоквадратична похибка досягалася при використанні градієнтних, генетичних, гібридних алгоритмів та об'єднанні 10 алгоритмів.

II етап. На другому етапі необхідно визначити змінні, які мають найменший зв'язок з цільовими функціями. Оскільки при використанні різного алгоритму навчання до складу математичної моделі включаються різні фактори, тому доцільно визначити загальну кількість кожного окремого фактора, що не входить в модель (табл. 3). Правильність відкидання певних факторів зі складу математичної моделі цільової функції можна перевірити з кореляційним аналізом результатів активних експериментів.

Таблиця 3

Сукупність невходжень факторів процесу сушіння торфу в паровій трубчатій сушарці в цільові функції роботи сушарної установки

Вих. пар.	Фактори	Цільові функції					
		Y ₁	Y ₂	Y ₃	Y ₄	Y ₅	Y ₆
1.	F ₁	5	3	8	5	5	3
2.	F ₂	0	1	1	6	7	4
3.	F ₃	7	2	3	0	2	0
4.	F ₄	7	0	5	8	1	5
5.	F ₅	7	0	2	1	8	2
6.	F ₆	0	6	2	1	2	9
7.	F ₇	1	1	4	0	0	9
8.	F ₈	1	1	8	5	9	7
9.	X ₁	2	6	7	4	5	2
10.	X ₂	3	9	2	4	1	1
11.	X ₃	3	6	1	0	7	6
12.	X ₄	3	1	3	3	3	4

Після того як було відібрано по три найкращі моделі за значенням середньоквадратичної похибки з використанням різних методів навчання, для визначення підходящої моделі необхідно враховувати розмірність задачі й те, які змінні були включені в кожну з них. Для окремої моделі та кожного параметра, що не був включений до її складу, визначається загальна кількість невходжень в окрему модель цільової функції за різними методами навчання:

$$OP_i = \sum_1^n P_i, \quad (1)$$

де P_i – певний параметр, що не входить до складу математичної моделі окремої цільової функції; n – кількість методів навчання

($n = 14$); OP_i – параметр, що не входить до окремо взятої математичної моделі.

Потім визначається загальна кількість невходжень кожної змінної, що не належить до цієї математичної моделі:

$$HB = \sum_{i=1}^p OP_i, \quad (2)$$

де p – кількість параметрів, що не ввійшли в математичну модель певного методу.

Середньозважене значення кількості параметрів (оцінка невходження), що не ввійшли до складу моделі:

$$OH = \frac{HB}{p}. \quad (3)$$

Результати розрахунку оцінки невходжень параметрів моделі на прикладі моделі цільової функції вологості сушенки Y_1 представлено в табл. 4. Вибираємо математичну модель того методу, який має найвищу оцінку невходжень.

Таблиця 4
Оцінка невходжень параметрів процесу сушіння в математичну модель цільової функції вологості сушенки Y_1

Оптимізаційний метод	Оцінка невходження
QN (метод квазі-Ньютона)	7
HGAPSO (гібрид ГА і МРЧ)	5
CG (спряжених градієнтів)	7

Як видно з табл. 3, метод квазі-Ньютона та метод спряжених градієнтів мають однакову оцінку невходження.

Якщо значення оцінки в моделях з різними методами навчання для однієї і тієї ж цільової функції однакові, то пропонується вибирати модель з меншим значенням середньоквадратичної похибки на контрольній вибірці. Якщо значення середньоквадратичної похибки моделей на контрольній вибірці відрізняється на незначну величину ($\pm 0,001$), тоді залишаємо модель, що має меншу розмірність, а саме кількість рядів селекції. В такій моделі полегшується процедура знаходження екстремуму функції математичної моделі.

В цьому випадку середньоквадратична похибка методу квазі-Ньютона на 0,000453 менша за метод спряжених градієнтів, а оскільки кількість рядів селекції в них однакова, то вибираємо математичну модель, отриману методом квазі-Ньютона. Згідно з табл. 1, фактор F_5 – температура повітря – не включається в функцію вологості сушенки Y_1 .

Процес моделювання за вибраним алгоритмом побудови математичної моделі дозволив отримати цільові функції процесу сушіння торфу в парових трубчастих сушарках.

Висновки:

1. Аналіз методів побудови математичних моделей та факторів процесу сушіння торфу дозволив обґрунтувати доцільність застосування гібридних самоорганізованих нейромереж еволюційного типу GAME на основі методу групового урахування аргумен-

ту для формування математичних моделей, оскільки мережа GAME може формувати адекватну модель із коротких і зашумлених наборів даних, які були отримані в ході виробничого експерименту процесу сушіння торфу в паровій трубчатій сушарці, та ефективно вирішувати проблему «відбору ознак».

2. Оскільки кількість набору даних цільових функцій становить 28 [9], а в саму модель може входити 12 змінних, то необхідно вибрати оптимальний метод навчання для кожної функції. Запропонований алгоритм вибору методу навчання дозволяє вибрати такий метод, при якому отримана функція задовольняє критеріям відбору ознак, та отримані на її основі ефективні режимні параметри роботи.

Список літератури

1. Гнеушев В. О. Брикетування торфу : [монографія] / В. О. Гнеушев. – Рівне : НУВГП, 2010. – 167 с.
2. Наумович В. М. Искусственная сушка торфа / В. М. Наумович. – М. : Недра, 1984. – 78 с.
3. Кулаковський Л. Я. Формування факторного поля для експериментальних досліджень парової трубчатої сушарки торфу / Л. Я. Кулаковський, Є. І. Алтухов // Вісник НТУУ «КПІ», 2014. – Вип. 1. – С. 34–41. – (Серія : Гірництво).
4. Васыкина Е. Ф. Формирование структуры полиномиальной нейронной сети с помощью генетического алгоритма / Е. Ф. Васыкина, В. Д. Ярин // Радиоелектроніка. Інформатика. Управління. – 2003. – № 1. – С. 59–65.
5. Колос П. О. Генетичний алгоритм в методах синтезу індуктивних моделей об'єктів довкілля / П. О. Колос // Науковий вісник Чернівецького університету. – 2009. – Вип. 446. Комп'ютерні системи та компоненти. – С. 76–83.
6. Voss, Mark S. and Feng, Xin (2002) A new methodology for emergent system identification using particle swarm optimization (PSO) and the group method of data handling (GMDH). In GECCO 2002: proceedings of the genetic and evolutionary computation conference. Morgan Kaufmann Publishers, pp. 1227–1232.

7. Гибридные нейросетевые методы моделирования сложных объектов : [монография]/ А. А. Усков, С. А. Котельников, Г. М. Грубник, В. М. Лаврушин. – Смоленск : Смоленский филиал АНО ВПО ЦС РФ «Российский университет кооперации», 2011. – 132 с.
8. Kordik, P. (2009) GAME – hybrid self-organizing modeling system based on CiMDH. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, Czech Technical University in Prague, FEE. Dep. of Comp. Sci. and Computers.
9. Кулаковський Л. Я. Планування виробничих експериментів для багатофакторного дослідження технології сушіння торфу в парових трубчатих сушарках / Л. Я. Кулаковський, В. П. Розен // Енергетика та системи керування : матеріали III Міжнар. наук. конф. молодих вчених EPECS-2011. – Львів : Львівська політехніка, 2013. – С. 12–14.
10. Rania, Hassan (2005) A comparison of particle swarm optimization and genetic algorithm, 46th AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, structural dynamics & materials conference 18-21 April, Austin, Texas.
11. Drchal, A. Kuceroval, and Nemecek, J. (2003) Using a genetic algorithm for optimizing synaptic weights of neural networks. Technical report 7(1):161-172, Czech Technical University in Prague, FEE, CTU Prague, Czech Republic.
12. Kordik, P., Naplava, P., Snorek, M. and Genyk-Berezovskyj, M. (2002) The modified GMDH method applied to model complex systems. In: *International Conference on Inductive Modeling (ICIM)*, Lviv: Derzh. naukovo-doslidnyi institute informacynoyi infrastruktury, pp. 150–155.
- Radioelektronika. Informatika. Upravlinnja*, (I), pp. 59–65 [in Russian].
5. Kolos, P. O. (2009) Genetic algorithm in methods of the synthesis of inductive models of environmental objects. *Naukovyj visnyk Chernivets'kogo universytetu*, vyp. 446. *Komp'juterni systemy ta komponenty*, pp.76–83 [in Ukrainian].
6. Voss, Mark S. and Feng, Xin (2002) A new methodology for emergent system identification using particle swarm optimization (PSO) and the group method of data handling (GMDH). In: *GECCO 2002: proceedings of the genetic and evolutionary computation conference*. Morgan Kaufmann Publishers, pp. 1227–1232.
7. Uskov, A. A., Kotel'nikov, S. A., Grubnik, G. M. and Lavrushyn, V. M. (2011) Hybrid neural network methods for complex objects modelling. Smolensk: Smolenskyj filial ANO VPO CS RF "Rossyjskyj unyversytet kooperacyi", 132 p. [in Russian].
8. Kordik, P. (2009) GAME – hybrid self-organizing modeling system based on CiMDH. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, Czech Technical University in Prague, FEE. Dep. of Comp. Sci. and Computers.
9. Kulakovs'kyi, L. Ya. and Rozen, V. P. (2013) Planning of manufacturing experiments for multiple-factor research of the technology of peat drying in steam pipe dryers. *Energetyka ta systemy keruvannja*: materials of the III Internat. scient. conf. of young scientists EPECS-2011. L'viv: L'vivs'ka politehnika, pp. 12–14 [in Ukrainian].
10. Rania, Hassan (2005) A comparison of particle swarm optimization and genetic algorithm, 46th AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, structural dynamics & materials conference, 18-21 April, Austin, Texas.
11. Drchal, A. Kuceroval, and Nemecek, J. (2003) Using a genetic algorithm for optimizing synaptic weights of neural networks. *Technical report 7(1):161-172*, Czech Technical University in Prague, FEE, CTU Prague, Czech Republic.
12. Kordik, P., Naplava, P., Snorek, M. and Genyk-Berezovskyj, M. (2002) The modified GMDH method applied to model complex systems. In: *International Conference on Inductive Modeling (ICIM)*, Lviv: Derzh. naukovo-doslidnyi institute informacynoyi infrastruktury, pp. 150–155.

References

1. Gnjeushev, V. O. (2010) Peat briquetting. Rivne: NUVGP, 167 p. [in Ukrainian].
2. Naumovych, V. M. (1984) Artificial peat drying. Moscow: Nedra, 78 p. [in Russian].
3. Kulakovs'kyi, L. Ya. and Altuhov, E. I. (2014) Formation of factor field for experimental research of steam pipe peat dryer. *Visnyk NTUU "KPI". Seriya "Girnyctvo"*, (1), pp. 34–41 [in Ukrainian].
4. Vasykina, E. F. and Yarin, V. D. (2003) Formation of the structure of polynomial neural network with the help of genetic algorithm.

V. P. Rozen, *Dr.Tech.Sc., professor,*
auek@ukr.net

L. Ya. Kulakovskiy, *postgraduate*
kulakovskiyl@ukr.net

National Technical University of Ukraine "Kyiv Polytechnic Institute"

**THE ALGORITHM FOR THE CHOICE OF A METHOD
OF TEACHING NEURAL GAME NETWORKS
TO CONSTRUCT MATHEMATICAL MODEL OF PEAT DRYING IN TSEMAH DRYER**

The paper highlights the necessity to develop a mathematical model of peat drying in Tsemah dryer for determining energy efficient drying regimes. A survey in [3] of factors analysis has allowed to select 12 factors that affect on 6 targeted features models. That's why it is very relevant task to choose necessary quantity of factors during mathematical model constructing. Among many methods of inductive modeling the GAME method is chosen. The paper offers the algorithm for the choice of a method of teaching neural GAME networks to construct a model with objective functions that satisfy the criteria of factors selection. At the first stage three best models for mean square error in control sample are chosen. At the second stage the use of developed procedures for the measurement of rating of the parameters, that are not included in peat drying process into mathematical model of objective functions, determines the model with the highest rating. The process of modeling by developed algorithm of mathematical model constructing allows to get objective functions of peat drying in Tsemah dryer that satisfy the choice of factors criteria and to get energy effective regime's parameters from the found functions.

Keywords: *peat drying regimes, inductive modeling, method of groups of adaptive model evolution (GAME), the method of mathematical model teaching.*

Стаття надійшла до редакції 27.10.2014.

Рецензенти: Шевчук С. П., д.т.н., професор,
Чермалих В. М., д.т.н., професор.