

Технічні науки

УДК 004.451.25:[622.788:621.867]

Лобов Вячеслав Йосипович

кандидат технічних наук,

доцент кафедри автоматизації, комп'ютерних наук і технологій

Криворізький національний університет

Лобов Вячеслав Иосифович

кандидат технических наук,

доцент кафедры автоматизации, компьютерных наук и технологий

Криворожский национальный университет

Lobov Viacheslav

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor

Kryvyi Rih National University

Митрофанов Олександр Вячеславович

аспірант кафедри автоматизації, комп'ютерних наук і технологій

Криворізького національного університету

Митрофанов Александр Вячеславович

аспирант кафедры автоматизации, компьютерных наук и технологий

Криворожского национального университета

Mytrofanov Oleksandr

Graduate Student of the

Kryvyi Rih National University

**ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОЦЕСУ КЕРУВАННЯ ТЕРМІЧНИМ
ОБРОБЛЕННЯМ ЗАЛІЗОРУДНИХ ОБКОТИШВ ЗА ДОПОМОГОЮ
НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ
ИССЛЕДОВАНИЕ ПРОЦЕССА УПРАВЛЕНИЯ ТЕРМИЧЕСКОЙ
ОБРАБОТКОЙ ЖЕЛЕЗОРУДНЫХ ОКАТЫШЕЙ С ПОМОЩЬЮ
НЕЙРОННОЙ СЕТИ**

STUDY OF THE PROCESS OF CONTROL OF HEAT TREATMENT OF IRON ORE ROLLS USING THE NEURAL NETWORK

Анотація. На основі аналізу існуючих способів управління процесом термічної обробки залізородних окатишів на машині конвеєрного типу обґрунтовано необхідність розробки нових більш точних способів управління регламентними параметрами технологічних зон, враховуючи вплив на них сусідніх зон. Досліджено можливість підтримки регламентних параметрів технологічних зон з використанням технологій штучних нейронних мереж. Визначено структуру штучної нейронної мережі для технологічної зони, враховуючи взаємозв'язок з сусідніми зонами, фізико-хімічні властивості окатишів і швидкість переміщення візків конвеєрної стрічки протягом технологічної зони. Виконано комп'ютерне моделювання технологічної першої зони сушіння, яка взаємопов'язана з другою зоною сушіння і зоною охолодження, що дозволило створити модель системи, яка забезпечила стабілізацію температури верхнього шару окатишів у першій зоні сушіння на базі нейромережевої адаптації параметрів температури теплоносія газоповітряного потоку.

Ключові слова: машина конвеєрного типу, сушіння, залізородні обкотиші, технологічна зона, нейронна мережа.

Аннотация. На основе анализа существующих способов управления процессом термической обработки железородных окатышей на машине конвейерного типа обоснована необходимость разработки новых более точных способов управления регламентными параметрами технологических зон, учитывая влияние на них соседних зон. Исследована возможность поддержки регламентных параметров технологических зон с использованием технологий искусственных нейронных сетей. Определена структура искусственной нейронной сети для

технологической зоны, учитывая взаимосвязь с соседними зонами, физико-химические свойства окатышей и скорость перемещения тележек конвейерной ленты в течение технологической зоны. Выполнено компьютерное моделирование технологической первой зоны сушки, которая взаимосвязана со второй зоной сушки и зоной охлаждения, что позволило создать модель системы, которая обеспечила стабилизацию температуры верхнего слоя окатышей в первой зоне сушки на базе нейросетевой адаптации параметров температуры теплоносителя газозоудушного потока.

Ключевые слова: *машина конвейерного типа, сушка, железорудные окатыши, технологическая зона, нейронная сеть.*

Summary. *Based on the analysis of existing methods for controlling the process of heat treatment of iron ore pellets on a conveyor-type machine, the need to develop new more accurate methods for controlling the regulatory parameters of technological zones is substantiated, taking into account the influence of neighboring zones on them. The possibility of supporting the regulatory parameters of technological zones with the use of artificial neural network technologies has been investigated. The structure of an artificial neural network for the technological zone has been determined, taking into account the relationship with neighboring zones, the physical and chemical properties of the pellets and the speed of movement of the conveyor belt carts during the technological zone. Computer simulation of the technological first drying zone was carried out, which is interconnected with the second drying zone and the cooling zone, which made it possible to create a model of the system, which ensured the stabilization of the temperature of the upper layer of the pellets in the first drying zone based on the neural network adaptation of the temperature parameters of the coolant of the gas-air flow.*

Key words: *conveyor type machine, drying, iron ore rolls, technological zone, neural network.*

Постановка проблеми. У сучасних випалювальних машинах конвеєрного (ВМКТ) типу ОК-306, ОК-1-324/336, LURGI-278А та інших передбачені наступні технологічні зони (ТЗ): сушіння (ЗС), попереднього нагрівання (ЗПН), випалювання (ЗВ), рекуперації (ЗР) та охолодження (ЗО). В залежності від типу ВМКТ, вони мають різну кількість ТЗ і потребують для кожної ТЗ різні регламентні параметри для якісного оброблення обкотишів у цих зонах [1; 2].

Більшість існуючих способів і методів автоматизованого керування процесом термічного оброблення обкотишів на ВМКТ розглядають як незалежне керування окремими ТЗ або агрегатами, або локальними процесами. При цьому не ураховують одну з головних особливостей ТЗ – взаємозв'язок між собою технологічних зон. Це не дозволяє комплексно врахувати для кожної ТЗ чітку і повну виробничу інформацію. Одночасно, не враховуються більшість зворотних зв'язків (ЗЗ) між ТЗ, що приводить до постійних, переважно неконтрольованих, коливань якісних та кількісних показників обкотишів, що обробляються на сусідніх взаємопов'язаних ТЗ. Зазначене вимагає постійного втручання у хід технологічного процесу з метою переналаштування режимних параметрів кожної ТЗ, тому усунення таких недоліків вимагає подальшого дослідження системних зв'язків і вдосконалення методу узгодженого керування технологічними зонами ВМКТ із застосуванням сучасних підходів на базі нечіткої логіки або штучних нейронних мереж (НМ).

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Створенню та модернізації систем керування процесом термічного оброблення обкотишів на ВМКТ присвячено багато науково-дослідних робіт зарубіжних та вітчизняних вчених [3–5]. При керуванні цим процесом використовуються такі критерії як стабілізація гранулометричного складу сирих обкотишів при сталій або максимальній продуктивності ВМКТ [6], стабілізація продуктивності агрегату [7], мінімізація витрат

енергоспоживання [8], стабілізації ГПП у кожній технологічній зоні [9], та впродовж ВМКТ [10]. Проте дослідники при проведенні досліджень не враховують, що ТЗ, в силу конструктивних особливостей ВМКТ, не є повністю ізольованими і здійснюють взаємний вплив на температурні режими сусідніх ТЗ, в яких протікають ці процеси. Це приводить до невисокої точності та невідповідності регламентним параметрам ТЗ і, як наслідок виготовлення некондиційних готових обкотишів.

Іншою альтернативою є способи керування процесом оброблення обкотишів на ВМКТ шляхом автоматичної стабілізації параметрів температури ГПП у конкретній ТЗ і впровадження у виробництво локальних систем [11-13]. Основними недоліками цього способу керування є потреба враховувати фізико-хімічні параметри обкотишів, що вже оброблені у попередніх ТЗ, висота шару обкотишів на візках КС і швидкість їх переміщення впродовж ТЗ. При таких способах керування виникає суттєва похибка при вимірюваннях і тому складно забезпечити регламентний температурний режим впродовж усіх ТЗ машини та мінімізувати витрати енергоносіїв.

Постановка задачі. Існуючим способам керування процесом оброблення обкотишів на ВМКТ притаманні суттєві недоліки, що для забезпечення регламентних параметрів технологічного процесу в ТЗ не враховуються вплив цих параметрів від сусідніх ТЗ і швидкість переміщення візків КС впродовж ТЗ. Отже існує необхідність розробки нових високоточних способів керування процесом оброблення обкотишів на ВМКТ. Регламентні параметри ТЗ значення такі, як рівень вологи і висоти шару обкотишів на візках КС, температура теплоносія ГПП, що приходить із попередньої ТЗ, швидкість переміщення візків КС змінюються в значних діапазонах і суттєво впливають на температуру верхнього шару обкотишів, вологість і висоту шару обкотишів на виході із ТЗ. Насамперед, вказані регламентні параметри ТЗ в повному обсязі на

виробництві неможливо визначити засобами, що вимірюють, і використати для проведення кореляційного аналізу і подальшого знаходження взаємозв'язків між конкретними ТЗ. Встановити залежності між цими параметрами достатньою важко при математичному опису процесу керування обробленням обкотишів на ВМКТ. Проте, розвиток інформаційних технологій дозволяє суттєво підвищити точність визначення регламентних параметрів ТЗ шляхом застосування керування ТП у ТЗ штучної нейронної мережі (НМ) [14; 15].

Основна частина. Основною автоматизації процесу керування термічним обробленням обкотишів на ВМКТ є застосування НМ у кожній ТЗ. НМ виконує автоматизований збір, обробку вимірних характеристик для кожного блоку управління ТЗ і видає на основі прогнозування вхідних даних висновок про її стан. Як показали результати моделювання різних типів НМ, для автоматизації термічного процесу оброблення обкотишів найбільш приємною є застосування НМ типу Feed-forward distributed time delay (пряма розподілена затримка). Управління ТЗ із прогнозом використовує принцип мінливого обр'їю. Нейромережева модель керованого технологічного процесу передбачає реакцію управління ТЗ на певному інтервалі часу в майбутньому. Пророцтва використовуються програмою чисельної оптимізації для того, щоб обчислити керуючий сигнал, який мінімізує наступний критерій якості управління [14].

Для дослідження взаємозв'язку між взаємопов'язаними ТЗ на ВМКТ у програмі «Simulink» середовища Matlab, використовуючи графічний інтерфейс, створено власну НМ, наприклад, для ЗСІ. Так, як ВМКТ має дві зони сушіння (ЗСІ) і (ЗСІІ) з протилежним напрямком подачі теплоносія газоповітряного потоку (ГПП). Це необхідно для забезпечення регламентних параметрів сушіння у шарі обкотишів на візках конвеєрної стрічки (КС). У ЗСІ теплоносій ГПП із температурою 300-350° подається димососом із зони охолодження ВМКТ і, проходячи через шар обкотишів,

нагріває і підсушує його знизу, а потім викидається в димову трубу. Іншим димососом у ЗСІІ подається теплоносії ГПП із температурою $250 \div 350^\circ\text{C}$ із колектора відпрацьованих газів ЗВ. Вторинний теплоносії із зони охолодження ВМКТ через колектор прямого перетікання з температурою на рівні $700 \div 800^\circ\text{C}$ подається у ЗСІІ, а відпрацьовані гази скидаються в димову трубу. Регулюючи подачу і відсмоктування теплоносія ГПП через шар обкотишів підтримують у ЗСІІ розрідження на рівні 10 - 50 даПа, а горн ЗСІ працює під розрядження $30 \div 100\text{Па}$.

Для створення НМ на вхід подаємо масиви вхідних даних: $\bar{X} = [\Psi_1; H_1; T_{p1}; V_{kv}, \beta]$, а потім вихідних – $\bar{Y} = [T_{sh1}; \Psi_2; H_2]$, отриманих із виробничих експериментів. У масивах позначено: Ψ_1 — значення вологи обкотишів на візках КС, %; H_1 — рівень висоти шару сирих обкотишів на візках КС, мм; T_{p1} — температура теплоносія ГПП, що приходить із ЗОІІ, $^\circ\text{C}$; V_{kv} — швидкість переміщення візків КС, м/с; β — основність сирих обкотишів; T_{sh1} — температура верхнього шару обкотишів, що виходять із ТЗ, $^\circ\text{C}$; Ψ_2 — вологість обкотишів на виході із ТЗ, %; H_2 — висота шару обкотишів на виході із ТЗ, мм.

При визначенні вимог до входів, необхідних для роботи схеми автоматизації ЗСІ, заснованої на НМ, проаналізовані та оброблені експериментальні данні, що отримані із скріншотів працюючих у промислових умовах ВМКТ. Набір вхідних даних, отриманий при дослідженні технологічної зони (вектор стану зони), відображає мінімум, за яким можна визначити її стан. Дані являють собою послідовність числових значень-координат перехідної характеристики (у векторній формі), знятих через певні, рівні проміжки часу в певному обмеженому діапазоні.

При створенні нейронної мережі Network / Data Manager у командному вікні MATLAB вводимо команду `>> nntool` і задамо послідовність входів і цілей у робочій області GUI-інтерфейсу,

використовуючи вікно Create New Data. Після створення нової НМ для ЗСІ визначено діапазони вхідних параметрів і встановлено кількість нейронів (Number of neurons) першого шару (Layer 1) рівним двом, а решту при створенні мережі залишимо за замовчуванням. Після цього виконано ініціалізацію мережі за допомогою закладки Initialize. Це дозволило відкриття діалогової панелі Network: ЗСІ.

На основі введених даних виконано тренування НМ, яка підлаштована так, що конкретні дані на вході призводить до отримання певних цільових даних на виходах. Після завантаження функції nnstart і відкриття діалогової панелі Welcome to Neural network Start і вибрано пристрої введення-виведення і підгонки кривої – Fitting fpp. У вікні Select Data встановлені вхідні та вихідні дані (vxid і vuxid), що присутні в НМ та зразки, що встановлені у стовбці. У інших вікнах програми встановлюємо: відсотки зразків, які використовуються: для навчання (Training), перевірки (Validation) і тестування (Testing), кількість прихованих нейронів (Number of Hiddtn Neorons), алгоритм навчання, наприклад, Levenberg-Marquardt (Левенберг-Марквард).

Результат навчання НМ при різній кількості прихованих нейронів (10, 30 і 50) представлено у файлі Neural Network Training (nntraintool). При цьому 100 % даних розподілено так: на навчання 70 %, перевірку і тестування по 15 %.

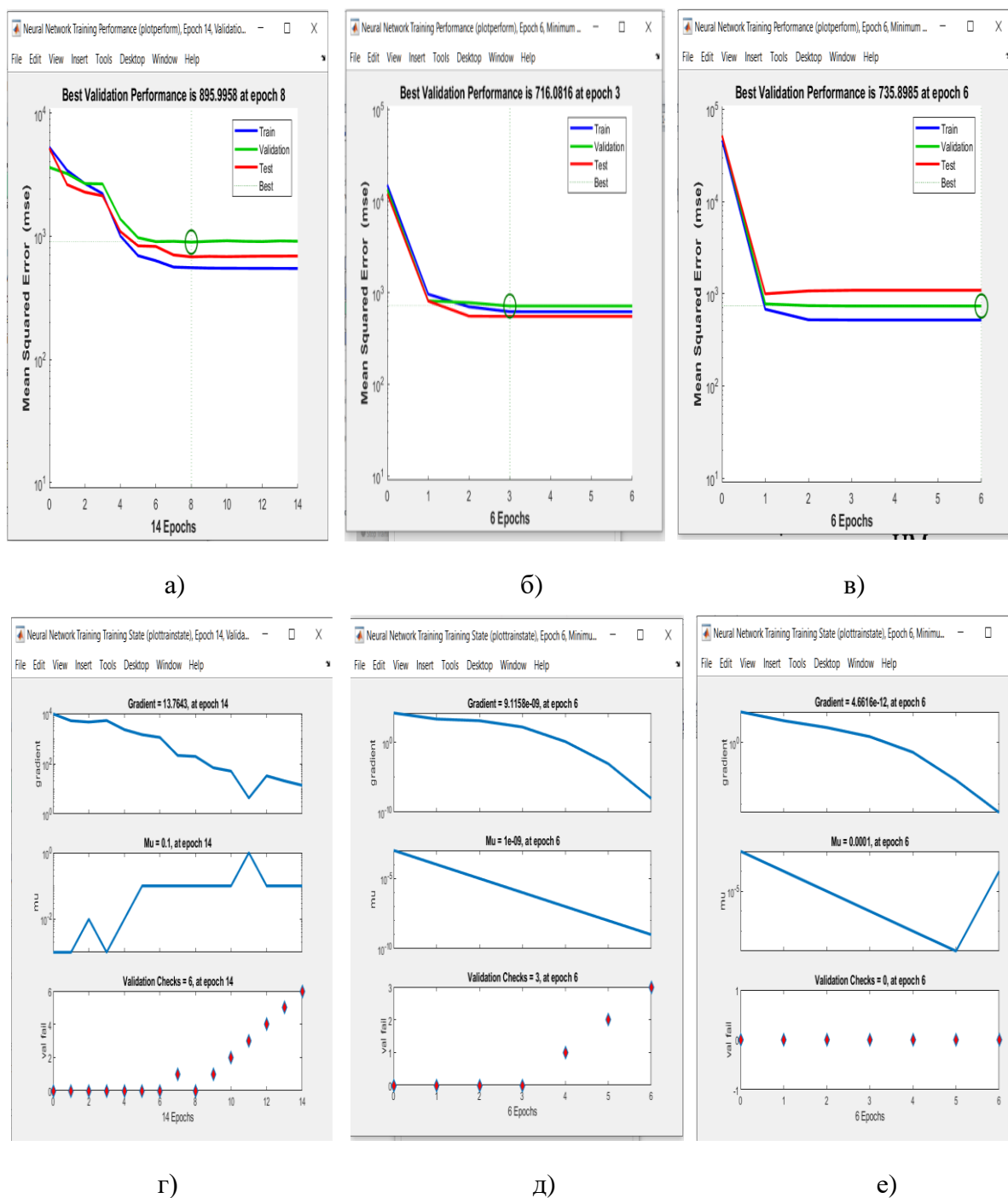


Рис.1. Результати навчання:

а), б) і в) – зміна помилки мережі в процесі навчання;

г, д і е – навчальний стан із навчань нейронної мережі (сюжет);

а) і г) – для 10 , б) і д) – 30; в) і е) – для 50 прихованих нейронах

Результати навчання НМ наведено на рис.1, де якість навчання НМ на обраній навчальній послідовності відображається відповідними графіками. Видно, що до кінця процесу навчання помилка стає дуже

малою. Neural Network підтримує різні алгоритми навчання, в тому числі кілька методів градієнтного спуску і сполучених градієнтів, метод Левенберга-Марквардта (LM) і пружний алгоритм зворотного поширення (RProp). Графіки після обробки результатів для аналізу якості мережі, що включають середньоквадратичну помилку на валідаційні наборі даних для послідовних епох навчання (рис.1) відповідно для 10, 30 і 50 прихованих нейронах. Найменша кількість трьох епох досягається при наявності 30 прихованих нейронах. Навчальний стан із навчань нейронної мережі (сюжет) представлено на рис. 1, г), д), е) показує, що найкращі показники відповідають НМ при 30 прихованих нейронах.

Слід зазначити, що в даному випадку точність апроксимації заданої функції вийшла не дуже високою - максимальна абсолютна похибка становить 0.055, відносна - 5.5%, у чому можна переконатися, переглянувши значення помилок (ЗСІ_errors) або виходів (ЗСІ_outputs) мережі. Зауважимо, що точність апроксимації тут можна було б підвищити, конструюючи мережу з великим числом нейронів, але при цьому необхідна і більш представницька навчальна вибірка. Гістограми похибки, що представлені на рис. 2, а), б), в) показали, що найменша похибка для етапів навчання, валідації та тестування досягається при 30 прихованих нейронах.

Лінійні регресії між виходом НС і цілями при 10, 30 і 50 прихованих нейронах відповідно представлені на рис.2, г), д), е). Для оцінки точності апроксимації характеристик оброблення інформації НМ використаємо середньоквадратичну похибку виду (MSE) [16]:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y[k+1] - \hat{y}_i[k+i])^2,$$

де $y[k+i]$ – складова вектору вихідних значень об'єкту Y ; $\hat{y}[k+i]$ – складова вектору вихідних значень моделі процесу $\hat{Y} = [\hat{y}[k] \hat{y}[k+1] \dots \hat{y}[k+N]]^T$

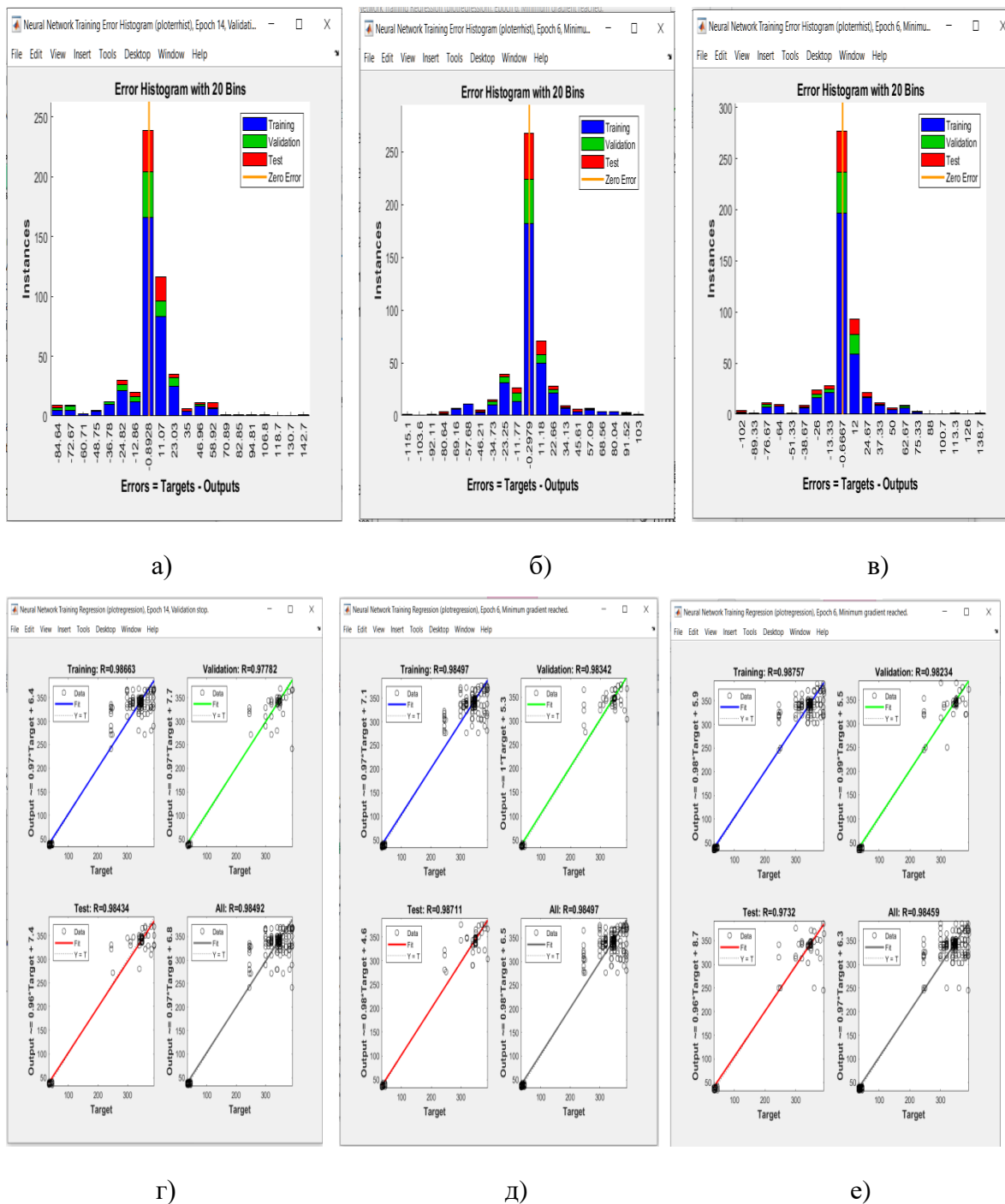


Рис. 2. Вікна результатів навчання:

а), б) і в) – найкраща ефективність валідації;

г), д) і е) – лінійної регресії між виходом НС і цілями при прихованих нейронах:

а), г) – 10; б), д) – 30; в), е) – 50

Згідно даних (табл. 1 і табл. 2) найкращі показники моделювання навчання із використаннями алгоритмів Levenberg-Marquardt і Scaled

Conjugate Gradient досягаються при 10 прихованих нейронів, Test Network для яких склав MES – $626.57192e-0$, а R – $4.3738e-1$.

Таблиця 1

Результат моделювання навчання при використанні алгоритму Levenberg-Marquardt (Левенберг-Марквард)

| Дія | Samples (зразки) | Number of Hiddtn Neorons (Кількість прихованих нейронів) | | | | | |
|------------------------|------------------|--|-----------|--------------|-----------|---------------|-----------|
| | | 10 | | 30 | | 50 | |
| | | MSE | R | MSE | R | MSE | R |
| Training (Навчання) | 118 | 555.43098e-0 | 9.8663e-1 | 626.50730e-0 | 9.8497e-1 | 519.64269e-0 | 9.8757e-1 |
| Validation (Перевірка) | 26 | 895.99580e-0 | 9.7782e-1 | 397.27523e-0 | 9.9142e-1 | 735.89850e-0 | 9.8234e-1 |
| Testing (Тестування) | 26 | 680.01847e-0 | 9.8434e-1 | 974.82056e-0 | 9.7603e-1 | 1090.70929e-0 | 9.7319e-1 |

Таблиця 2

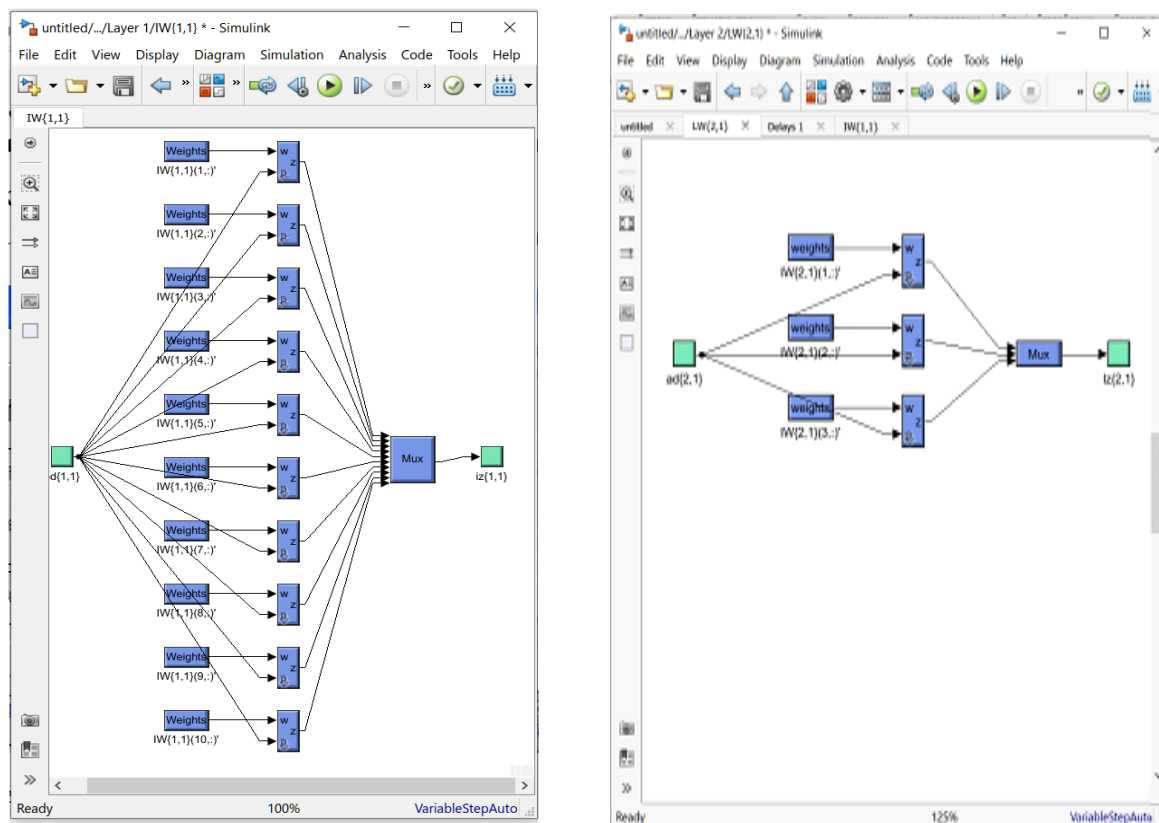
Результат моделювання навчання при використанні алгоритму Scaled Conjugate Gradient (Масштабний кон'югатний градієнт)

| Дія | Samples (зразки) | Number of Hiddtn Neorons (Кількість прихованих нейронів) | | | | | |
|------------------------|------------------|--|-----------|--------------|-----------|--------------|-----------|
| | | 10 | | 30 | | 50 | |
| | | MSE | R | MSE | R | MSE | R |
| Training (Навчання) | 118 | 631.03709e-0 | 9.8464e-1 | 746.3612e-0 | 9.8206e-1 | 659.46846e-0 | 9.8418e-1 |
| Validation (Перевірка) | 26 | 709.62778e-0 | 9.8367e-1 | 755.08293e-0 | 9.8203e-1 | 773.59481e-0 | 9.8141e-1 |
| Testing (Тестування) | 26 | 717.60443e-0 | 9.8326e-1 | 753.08728e-0 | 9.8176e-1 | 838.65821e-0 | 9.8023e-1 |

Згідно даних (табл. 1 і табл. 2) найкращі показники моделювання навчання із використаннями алгоритмів Levenberg-Marquardt і Scaled Conjugate Gradient досягаються при 10 прихованих нейронах, Testing для яких відповідно склали MES – $680.01847e-0$ і R – $9.84337e-1$ та MES – $717.60443e-0$ і R – $9.83256e-1$.

Далі виконано розробку і навчання НМ, для налаштування параметрів температури верхнього шару обкотишів і теплоносіїв ГПП у ЗСІ. Відзначимо, що для моделюванні НМ після виконання функції gensim,

визначена структура нейронної мережі, а потім на блоках Layer1 і Layer2 отримано детальну інформацію про структуру вхідного і вихідного шарів і час затримки у вхідному шарі, вікна моделей яких представлені на рис.3. і визначено вагові коефіцієнти мережі.



а) б)

Рис. 3. Вікна моделей:

а, б – вагові коефіцієнти відповідно вхідного і вихідного шарів

У результаті проведених досліджень встановлені оптимальні параметри нейроконтролера, а саме вагові матриці w і вектори зсуву b , дані яких наведені в табл. 3 і 4.

Таблиця 3

Вагові коефіцієнти першого шару

| Номер нейрона | w_{i0} | w_{i1} | w_{i2} | w_{i3} | w_{i4} | b_{it} |
|---------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 1 | 1.2739 | -1.9559 | 1.3714 | 1.6543 | 1.8709 | -1.6827 |
| 2 | -0.0966 | 1.9952 | 0.0527 | -1.0397 | 0.7373 | -3.3112 |
| 3 | -2.1755 | 1.0336 | 1.5490 | 4.1903 | -0.9801 | 0.58426 |

| | | | | | | |
|----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 4 | 1.4892 | -0.5498 | 2.5715 | -3.4376 | 1.5098 | -1.1126 |
| 5 | 1.2967 | 0.9612 | 0.1054 | 0.0614 | 3.6139 | 2.0145 |
| 6 | -1.8722 | -2.2613 | 1.4139 | 0.7425 | -0.7052 | 0.5320 |
| 7 | -2.2863 | -0.1694 | 1.4013 | 0.6500 | 2.1754 | -0.8009 |
| 8 | -0.2120 | 2.2198 | 0.3993 | 3.5676 | 0.6933 | 0.7349 |
| 9 | 3.6750 | 0.2109 | 0.0862 | 2.7590 | -2.3002 | 2.7139 |
| 10 | 0.0331 | 1.1591 | -3.2618 | -2.0533 | -0.1979 | 2.1894 |

Таблиця 4

Вагові коефіцієнти другого шару

| Номер нейрона | w_{i0} | w_{i1} | w_{i2} | w_{i3} | w_{i4} | w_{i5} | w_{i6} | w_{i7} | w_{i8} | w_{i9} | b_{it} |
|---------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 1 | -0.1492 | -0.1896 | -0.4422 | 0.022 | -0.4487 | 0.2763 | 0.07467 | 0.0869 | 0.4593 | -0.52953 | 0.3047 |
| 2 | 0.6673 | 0.4790 | 0.1481 | -0.076 | 0.0318 | 0.1133 | -0.6274 | -0.4083 | 0.1878 | -0.4689 | 0.0544 |
| 3 | -0.1727 | -0.3014 | -0.2587 | -0.2993 | 0.0533 | -1.1061 | 1.3373 | -0.4699 | 0.4452 | 0.0028 | 0.2967 |

У Matlab Simulink розроблена програма моделювання системи стабілізації температури верхнього шару обкотишів у ЗСІ процесу керування термічним обробленням обкотишів на ВМКТ на базі нейромережевої адаптації параметрів температури, блок-схема представлена на рис.4. Блок-схема включає блок керованого процесу Control Object і блок контролера NN Predictive Controller, а також блоки генерації еталонного ступеневої сигналу зі випадковою амплітудою Random Reference, відліку часу Clock, побудови графіків Graph. Особливість цієї структури полягає в тому, що вона виконує не тільки

функції блок-схеми системи Simulink, але і функції дисплею користувача Display Block.

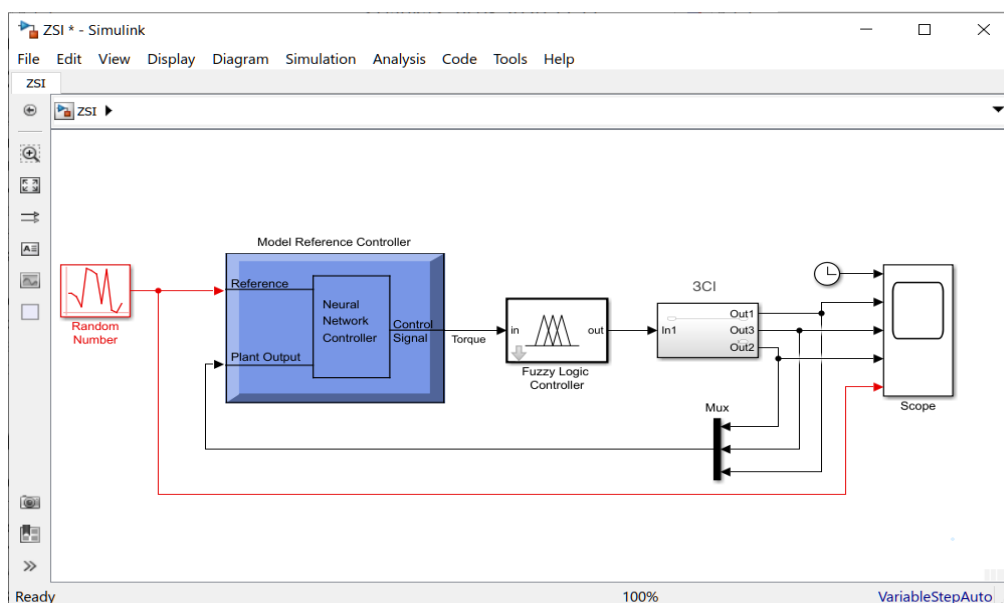


Рис. 4. Блок-схем для моделювання системи стабілізації температури верхнього шару обкотишів у ЗСІ на базі нейромережевої адаптації параметрів температури теплоносія ГПШ

Виконано порівнянне дослідження перехідного процесу зміни температури верхнього шару обкотишів на візках КС у ЗСІ ВМКТ із використанням нейромережевого контролера Model Reference Controller і регулятора нечіткої логіки. Результат представлено на рис. 5.

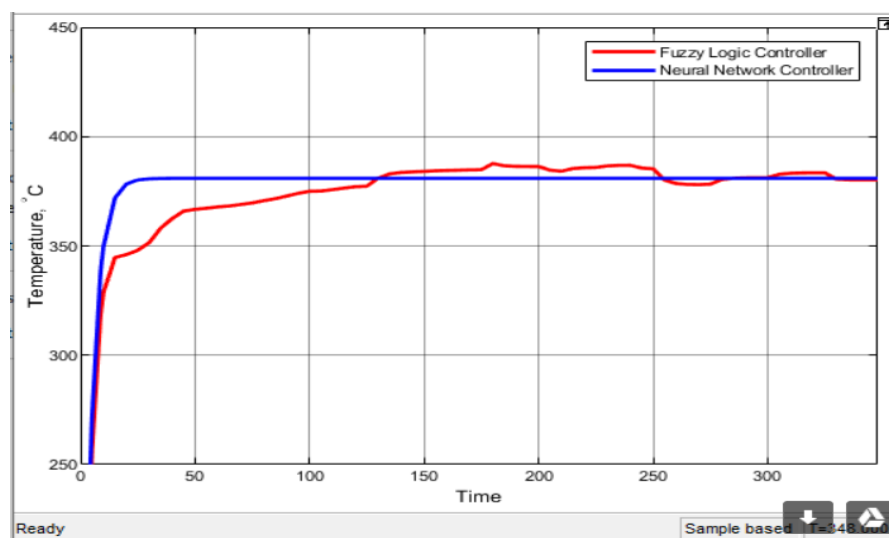


Рис. 5. Результат порівняння перехідний процесу зміни температури верхнього шару обкотишів у зоні сушіння ВМКТ при різних способах керування

Як видно з перехідних процесів, що представлені на рис. 5, стабілізація температури верхнього шару обкотишів у ЗСІ процесу термічного оброблення обкотишів на ВМКТ на базі нейромережевої адаптації забезпечує високі динамічні характеристики і стабілізує температуру верхнього шару обкотишів у ЗСІ за час у 25 с. В той же час регулятор нечіткої логіки стабілізує цю температуру у 10 разів повільніше.

Висновки

1. Результати проведених досліджень показують, що на основі НМ, може бути виконана автоматизація процесу керування термічним оброблення обкотишів на ВМКТ, забезпечуючи стабілізацію температур верхнього шару обкотишів і теплоносіїв ГПП у кожній ТЗ із високими статичними і динамічними характеристиками. НМ дозволяє створити модель кожної ТЗ ВМКТ, точно відтворити її динаміку, не вимагаючи додаткових знань про її структуру і параметри.

2. Як показали результати досліджень, впровадження нейроконтролера у порівнянні з регулятором, реалізованого на нечіткій логіці, дозволить скоротити витрати, підвищити точність при обробці обкотишів, зменшити витрати енергоносіїв і збільшити продуктивність ВМКТ.

3. Приведено порівняльні дослідження декількох варіантів нейронної мережі прямого поширення з різними вхідними та вихідними шарами і кількістю нейронів. Розроблена нейромережева адаптація параметрів для ЗСІ дозволяє стабілізувати температуру верхнього шару обкотишів під час їх обробки шляхом навчання параметрів термічного процесу.

4. Оптимальним значенням параметрів нейроконтролера є кількість шарів і нейронів. Розроблена НС для ЗСІ має 3 шари з 10 нейронами в першому шарі 3 нейрони в другому шарі та 3 нейрон у вихідному шарі.

Література

1. Основы теории процессов при обжиге железорудных окатышей: научная монография / [Б. П. Юрьев, Л. Б. Брук, Н. А. Спирин и др.]; под ред. М-во образования и науки РФ; ФГАОУ ВО «УрФУ им. первого Президента России Б.Н. Ельцина», Нижнетагил. технол. Ин т (фил.). Нижний Тагил: НТИ (филиал) УрФУ, 2018. 310 с.
2. Технологическая инструкция по обжигу железорудных окатышей на обжиговой машине ОК-1-324/336. Система качества. ДСТУ ISO 9001-2001.СТП ЦГОК -11- 2010. 19 с.
3. Автоматизовані системи керування процесами термічної обробки котунів на конвеєрній випалюваній машині: монографія / В.Й. Лобов, Л.І. Єфіменко, М.П. Тиханський, С.А. Рубан. Кривий Ріг: Видавець ФО-П Чернявський Д.О., 2015. 250 с.
4. Мных А. С. К вопросу синтеза тепловой модели термообработки железорудных окатышей // Энергосбережение. Энергетика. Энергоаудит. 2015. № 7. С. 36-42.
5. Dynamic simulation of pellet induration process in straight-grate system / M. Varati // International journal of mineral processing. 2008. № 89. PP. 30–39.
6. Bobkov V. I., Borisov V. V., Dli M. I., Meshalkin V. P. Modeling the calcination of phosphorite pellets in a dense bed // Theoretical Foundations of Chemical Engineering, 2015. No 2. PP. 176-182.
7. Пирматов Д. С. Математическая модель тепловой обработки окатышей в обжиговой машине / Д. С. Пирматов // Сборник трудов всероссийской конференции: Новые технологии в научных исследованиях, проектировании, управлении, производстве НТ – 2010. Воронеж, 2010. С. 88-89.
8. Lobov V. I., Kotliar M. O. Temperature distribution model of the iron ore pellets layer inside the combustion chamber of the belt kiln burning zone.

- Naukovyi Visnyk Natsionalnoho Hirnychoho Universytetu, 2015. No 2. PP. 109-117.
9. Кривоносов В. А. Математическая модель процесса обжига окатышей по зонам обжиговой машины для оптимизации режима / В. А. Кривоносов, Д. С. Пирматов // Вестник Воронежского государственного технического университета. 2010. №5. С. 128-132.
 10. Lobov V. Investigation of temperature distribution along the height of the layer of pellets on conveyor roasting machine / V. Lobov, K. Lobova, M. Koltiar // Metallurgical and Mining Industry. 2015. № 4. PP. 34-38.
 11. Боковиков Б. А. Математическая модель обжиговой конвейерной машины как инструмент для оптимизации тепловой схемы агрегата / Б. А. Боковиков, В. В. Брагин, В. М. Малкин и др. // Сталь, 2010. № 9. С. 84-87.
 12. Буткарев А. А. Исследование и оптимизация теплотехнических схем обжигowych конвейерных машин и режимов термообработки железорудных окатышей: автореф. дис. на соискание ученой степени доктора техн. наук: спец. 05.16.02 «Техническая теплофизика и промышленная теплоэнергетика» / А. А. Буткарев. Екатеринбург, 2012. 46 с.
 13. Lobov V., Lobova K., Mytروفanov O. Determining the influence of parameters for gas air flows on the thermal process of producing iron ore pellets // Eastern European journal of enterprise technologies, 2019. No 2. PP. 43-54.
 14. Богатиков, В.Н. Построение систем управления на основе нейронных сетей: Учебно–методическое пособие / В.Н. Богатиков, Л.В. Дранишников, А.Е. Пророков. Апатиты: Изд-во КФ ПетрГУ, 2011. 41 с.

15. Hinton G. E. A practical guide to training restricted Boltzmann machines / G. E. Hinton. Toronto: Machine Learning Group, University of Toronto, 2010.
16. Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсоф. Нейроуправление и его приложения. Нейрокомпьютеры и их применение (Книга 2): пер. с англ. Н.В. Батина, под ред. д.т.н. проф. А.И. Галушкина и д.т.н. проф. В.А. Птичкина. М.: ИПРЖР, 2000. 271 с.