

2. Вычислены коэффициенты ослабления и рассеяния света совокупностью сферических частиц Zn в этилацетате и бензине. Показано, что процесс коагуляции частиц цинка можно проследить во времени измеряя спектры ослабления света.

3. Система Zn - C₄H₈O₂ менее устойчивая, чем система Zn-бензин.

Список литературы

1. Григорьева Л.К., Нагаев Э.Л., Чижик С.П. Малые металлические частицы в физике и химии. – Природа, 1988. - №6. - С. 4-11.
2. Морохов И.Д., Трусов Л.И., Чижик С.П. Ультрадисперсные металлические среды. М.: Атомиздат, 1977. - 264 с.
3. Mie G. Beiträge zur Optik trüber Medien speciell kolloidaler Metallösungen. Ann. Phys., 1908. Vol. 25. S. 377-445.
4. Шифрин К.С. Рассеяние света в мутной среде. М. Государственное издательство технико-теоретической литературы, 1951. - 289 с.
5. Motulevich G.P., Shubin A.A. – J. N. T. P, 1969. - Vol.29. - 24 p.
6. Mosteller L.P., Wooten F. Phys. Rev, 1968. - V.171. - P. 743.
7. Николаева М.А., Преис Е.М. Исследование агрегативной устойчивости органозолей металлов. Коллоидный журнал, 1946. - №6. - С.409-414.
8. Рабинович А.И., Каргин В.А., Фодиман Е.В. Журнал физической химии, 1931. - №2. - С.64 – 68.

Рукопись поступила в редакцию 28.04.12

УДК 681.51: 622.7

А.І. КУПІН, д-р техн. наук, доц., ДВНЗ «Криворізький національний університет»

ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ОБҐРУНТУВАННЯ ВИБОРУ МЕТОДІВ НАВЧАННЯ БАГАТОВИМІРНИХ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ СТРУКТУР ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРИЗНАЧЕННЯ

Виконано аналіз існуючих методів навчання багатовимірних нейромережєвих структур. Шляхом комп'ютерного моделювання досліджено найбільш ефективні методи навчання. Надано рекомендації застосування обраних методів на прикладі завдань багатовимірної апроксимації для збагачувальної технології.

Проблема та її зв'язок з практичними задачами. Зараз все частіше для вирішення прикладних завдань інформатизації та автоматизації в умовах складних виробництв застосовують різноманітні технології інтелектуального керування [1]. При цьому одним з базових підходів для побудови математичних моделей у процесі апроксимації, ідентифікації, класифікації є застосування багатосарових нейронних мереж (НМ) різної архітектури.

На сьогодні у теорії штучних нейронних мереж немає чітких відповідей на конкретні питання однозначного вибору тієї чи іншої архітектури та найбільш ефективного методу навчання (параметризації). Тому більшість дослідників діють емпіричним способом, обираючи з певної множини потенційно можливих альтернатив кращий варіант за визначеними критеріями та в умовах конкретної технології.

Аналіз останніх досліджень, публікацій та постановка завдання. Для навчання (параметризації) багатовимірних нейромережєвих структур, призначених для подальшої ідентифікації та керування складними технологічними процесами (ТП) в режимі реального часу, необхідно застосовувати методи, які відповідають певним вимогам. Згідно з [2] до цих вимог, перш за все, відносяться: швидкість збіжності, обчислювальна робастність, вимоги щодо оперативної пам'яті ЕОМ тощо. На сьогодні серед існуючих методів цим вимогам у найбільшій мірі відповідають так звані методи 2-го порядку, а саме [2-6]:

Левенберга-Маркардта; Гауса-Ньютона; сполученого градієнта.

Тому подальший аналіз, дослідження та вибір потенційно найефективніших методів навчання нейронних структур технологічного призначення, запропонованих в [1], буде обмежений множиною саме цих методів. При цьому дуже важливим з точки зору автоматизації подальших розрахунків та моделювання є те, що зазначені методи реалізовані у складі найбільш потужних пакетів прикладних програм з емуляції нейромережєвих структур (MATLAB Neural Tools, Neuro Solutions, Statistical Neural Network тощо) [5,6].

Викладення матеріалу та результати. Усі вищезазначені методи засновано на розкладі функціоналів у ряд Тейлора до 2-го порядку включно. Такий розклад поблизу точки Θ^* (теоретичного оптимуму параметрів НМ) буде мати такий вигляд [4]

$$\begin{aligned}
V_M\{\Theta, S, \Xi\} &= V_M\{\Theta^*, S, \Xi\} + (\Theta - \Theta^*)^T V_M'\{\Theta^*, S, \Xi\} + \\
&+ \frac{1}{2}(\Theta - \Theta^*)^T V_M''\{\Theta^*, S, \Xi\}(\Theta - \Theta^*) = V_M\{\Theta^*, S, \Xi\} + \\
&+ (\Theta - \Theta^*)^T G(\Theta^*) + \frac{1}{2}(\Theta - \Theta^*)^T H(\Theta^*)(\Theta - \Theta^*),
\end{aligned} \tag{1}$$

де $V_M\{\cdot\}$ - позначення критерію цільової функції; Θ - вектор параметрів, які підлягають настроюванню (архітектура НМ, вагові коефіцієнти, глибина регресії); S - різновиди регресійних моделей, що застосовується; Ξ - статистична вибірка даних для навчання; $G(\Theta^*)$, $H(\Theta^*)$ - відповідно градієнт та гесіан у точці оптимуму.

Градієнт визначається як

$$G(\Theta^*) = V_M'\{\Theta^*, S, \Xi\} = \left. \frac{dV_M\{\Theta^*, S, \Xi\}}{d\Theta} \right|_{\Theta=\Theta^*}, \tag{2}$$

а матриця других похідних - гесіан або матриця Гессе

$$H(\Theta^*) = V_M''\{\Theta^*, S, \Xi\} = \left. \frac{d^2V_M\{\Theta^*, S, \Xi\}}{d\Theta^2} \right|_{\Theta=\Theta^*}. \tag{3}$$

Достатніми умовами мінімуму функції є нульове значення градієнта та позитивна визначеність гесіану. Тобто

$$\begin{cases} G(\Theta^*) = 0 \\ H(\Theta^*) > 0 \end{cases}.$$

У більшості випадків пошук мінімуму може бути зведений до ітераційної процедури типу

$$\Theta^{(i+1)} = \Theta^{(i)} + \mu^{(i)} f^{(i)},$$

де $\Theta^{(i)}$ - значення параметрів поточної ітерації (i); $f^{(i)}$ - напрям пошуку; $\mu^{(i)}$ - крок алгоритму поточної ітерації.

При цьому застосовується лінійна апроксимація похибки прогнозування $\varepsilon(t, \Theta)$ відповідно до вихідного сигналу на виході НМ $d\hat{y}(t|\Theta)$ у такому вигляді

$$\begin{aligned}
\tilde{\varepsilon}(t, \Theta) &= \varepsilon(t, \Theta^{(i)}) + (\varepsilon'(t, \Theta^{(i)}))^T (\Theta - \Theta^{(i)}) = \\
&= \varepsilon(t, \Theta^{(i)}) - (\psi(t, \Theta^{(i)}))^T (\Theta - \Theta^{(i)})^T,
\end{aligned}$$

де $\psi(t, \Theta) = d\hat{y}(t|\Theta)/d\Theta$, t - значення дискретного часу.

Модифікований критерій (1) для i -ї ітерації має вигляд

$$V_M\{\Theta, S, \Xi\} \approx L^{(i)}(\Theta) = \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^M [\tilde{\varepsilon}(t, \Theta)]^2,$$

де $L^{(i)}(\Theta)$ - наближене значення модифікованого критерію; M - кількість шаблонів тренувальної вибірки.

Напрямок пошуку у методі Ньютона-Гауса засновано на визначенні апроксимації критерію $L^{(i)}(\Theta)$ у районі поточної ітерації [2-5]. У свою чергу метод сполучених градієнтів заснований на зміні напрямів пошуку (рестарті) у напрямі градієнту (антиградієнту) в умовах різкого уповільнення збіжності. При цьому існують різні підходи та алгоритми реалізації зазначених процедур для обох методів (безліч версій [7]).

Разом з тим у жодному алгоритмі не враховується, що глобальний мінімум $L^{(i)}(\Theta)$ може знаходитися поза зоною поточної ітерації, в результаті чого пошук буде некоректним. Тому більш раціональним буде оцінити спочатку доцільність пошуку мінімуму $L^{(i)}(\Theta)$ саме в області поточної ітерації. Для цього за алгоритмом методу Левенберга-Маркардта (відомий в літературі під синонімами: Levenberg-Marquardt methods, схема Левенберга, метод Левенберга-Маркуардта) обирається сфера радіусу $\delta^{(i)}$. Тоді проблему оптимізації можна сформулювати у вигляді такої системи

$$\begin{cases} \hat{\Theta} = \arg \min L^{(i)} \\ \|\Theta - \Theta^{(i)}\| \leq \delta^{(i)} \end{cases}. \tag{4}$$

Інтерактивна процедура пошуку мінімуму за наявності обмежень у системі містить такі етапи

$$\begin{cases} \Theta^{(i+1)} = \Theta^{(i)} + f^{(i)} \\ [R(\Theta^{(i)}) + \lambda^{(i)}I]f^{(i)} = -G(\Theta^{(i)}) \end{cases} \quad (5)$$

де $\lambda^{(i)}$ - параметр, що визначає область $\delta^{(i)}$.

Гіперсфера радіусу $\delta^{(i)}$ інтерпретується як область, у межах якої $L^{(i)}(\Theta)$ може розглядатися як адекватна апроксимація критерію $V_M\{\Theta, S, \Xi\}$.

Особливістю методу є процедура визначення взаємозв'язку між $\delta^{(i)}$ та параметром $\lambda^{(i)}$. Так як однозначної залежності між ними не існує, на практиці застосовують декілька евристичних процедур [2]. Наприклад, поступове збільшення $\lambda^{(i)}$ до тих пір, поки не відбудеться зменшення критерію $L^{(i)}(\Theta)$, після чого ітерація завершується. Значення параметру $\lambda^{(i+1)}$ для наступної операції зменшується.

Також застосовується альтернативний підхід, заснований на зіставленні реального зменшення критерію та зменшення, що прогнозується на основі апроксимації $L^{(i)}(\Theta)$. В якості міри точності апроксимації розглядається коефіцієнт

$$r^{(i)} = \frac{V_M\{\Theta^{(i)}, S, \Xi\} - V_M\{\Theta^{(i)} + f^{(i)}, S, \Xi\}}{V_M\{\Theta^{(i)}, S, \Xi\} - L^{(i)}(\Theta^{(i)} + f^{(i)})}. \quad (6)$$

У випадку наближення значення коефіцієнту $r^{(i)}$ до 1, $L^{(i)}(\Theta)$ є адекватною апроксимацією $V_M\{\Theta, S, \Xi\}$ і значення λ зменшується, що відповідає збільшенню $\delta^{(i)}$. З іншого боку, невеликі або негативні значення коефіцієнта призводять до необхідності збільшення λ . На підставі цього загальна схема реалізації алгоритму така:

1. Обрати початкові значення вектора параметрів, що підлягають налаштуванню $\Theta(0)$, та коефіцієнта $\lambda(0)$.

2. Визначити напрям пошуку із системи рівнянь (5).

3. Якщо $r^{(i)} > 0,75 \Rightarrow \lambda^{(i)} = \lambda^{(i)} / 2$.

4. Якщо $r^{(i)} < 0,25 \Rightarrow \lambda^{(i)} = 2\lambda^{(i)}$.

5. Якщо $V_M\{\Theta^{(i)} + f^{(i)}, Z^P, \Xi\} < V_M\{\Theta^{(i)}, Z^P, \Xi\}$, то прийняти за нову ітерацію $\Theta^{(i+1)} = \Theta^{(i)} + f^{(i)}$ та встановити $\lambda^{(i+1)} = \lambda^{(i)}$.

6. Якщо критерій зупинки не досягнутий, перейти до етапу 2.

Значення критерію, що мінімізується, може бути представлено у такому вигляді

$$L^{(i)}(\Theta^{(i)} + f) = V_M\{\Theta^{(i)}, S, \Xi\} + f^T G(\Theta^{(i)}) + \frac{1}{2} f^T R(\Theta^{(i)}) f. \quad (7)$$

Підставляючи до (2) значення виразу для визначення напрямку пошуку, що отримане із співвідношення

$$R(\Theta^{(i)})f^{(i)} = -G(\Theta^{(i)}) - \lambda f^{(i)},$$

отримуємо

$$V_M\{\Theta^{(i)}, S, \Xi\} - L^{(i)}(\Theta^{(i)} + f^{(i)}) = \frac{1}{2} \left(-(f^{(i)})^T G(\Theta^{(i)}) + \lambda^{(i)} |f^{(i)}|^2 \right). \quad (8)$$

Співвідношення (8) дозволяє на етапах 3,4 алгоритму визначити коефіцієнт $\lambda^{(i)}$ за виразом (6).

На підставі загальної методики інтелектуальної нейромережевої багатовимірної ідентифікації [8] із застосуванням методів комп'ютерного моделювання було проведено дослідження модельних структур на основі нейромережових авторегресійних предикторів для умов ТП збагачення магнетитових кварцитів. Дослідження включали такі етапи:

вибір метода навчання, оцінка глибини регресії (кількості затриманих сигналів на вході та виході) моделей;

застосування методів навчання (швидкість збіжності, точність);

пряме та зворотне прогнозування;

тестування отриманих систем на нелінійність.

Аналіз та вибір базового набору методів навчання для ідентифікаційних моделей здійснювався на підставі методики, викладеної в [2]. Основні етапи дослідження такі:

1. Для імітаційних експериментів було обрано найпростішу модель типу NNARX (Neural

Network based AutoRegressive eXogenous signal - нейромережева авторегресійна модель, екзогенний тип сигналів). З метою спрощення аналізу була прийнята однакова глибина регресії ($l_1=l_2=2$) на підставі попередніх результатів [1,8].

2. Підготовлено шаблони НМ модельних структур у базисах НМ прямого розповсюдження (НПР), радіально-базисних функцій (РБФ або RBF) та повнозв'язних (ПЗНМ, рекурентних). Для усіх моделей була застосована НМ із одним прихованим шаром за формулою: 16-8-8 (відповідна кількість нейронів на вході структури, у прихованому шарі та на виході).

3. Було проведено десятикратне навчання та тестування всіх зазначених НМ структур із застосуванням чотирьох методів навчання: зворотного розповсюдження похибки (back propagation або BP-метод, як фактичний стандарт з навчання НМ [2-6]), Гауса-Ньютона (GN-метод), Левенберга-Маркардта (LM) та сполученого градієнту (CG). Для навчання була застосована статистична вибірка показників Північного ГЗК за формулою: 350-280-70 (загальна кількість шаблонів, кількість шаблонів для навчання, кількість шаблонів для верифікації). При цьому аналізувалися базові показники першої та останньої стадії ТП.

4. Усереднені показники збіжності (кількість епох або ітерацій для навчання), робастності (середньоквадратична похибка - MSE, узагальнена середньоквадратична похибка - NMSE [6]) та застосованих обчислювальних ресурсів (оперативної пам'яті) було занесено до табл. 1.

5. На підставі отриманих у процесі дослідження результатів було проведено їх порівняльний аналіз.

Таблиця 1

Порівняльна оцінка точності, ресурсоспоживання та швидкості збіжності потенційних алгоритмів навчання досліджуваних нейроструктур

Алгоритм навчання	Збіжність, епох (ітерацій)	MSE	NMSE	Ресурси ЕОМ, Мб
1. Базис НПР (багатошаровий перцептрон)				
1.1. BP	568	1,198596	1,76165223	30
1.2. GN	303	1,161828	1,96306745	24
1.3. LM	177	0,778172	1,45139743	35
1.4. CG	425	0,888760	1,45448391	21
2. Базис RBF (радіально-базисних функцій)				
2.1. BP	196	1,85732511	2,111487478	30
2.2. GN	65	1,19651332	2,131730124	25
2.3. LM	31	0,79076953	1,906790835	35
2.4. CG	87	0,89815021	1,912728683	21
3. Базис ПЗНМ (повністю зв'язних нейромереж)				
3.1. BP	837	1,0915434	1,60226771	33
3.2. GN	451	1,0807423	1,77265223	27
3.3. LM	265	0,7223413	1,21234453	37
3.4. CG	637	0,8684867	1,26644234	22

В якості програмних середовищ для комп'ютерного моделювання були застосовані три незалежних пакети прикладних програм (нейроемулаторів) типу: Neuro Solution, Statistica Neural Networks та MATLAB Neural Networks Tools (NNT). Відповідні результати моделювання у цих різних пакетах приблизно збігаються. Також всі отримані результати достатньо добре збігаються із наведеними у [1,2].

У процесі комп'ютерного моделювання була застосована така системна апаратно-програмна платформа:

ПЕОМ з робочими параметрами CPU Pentium IV 2.66 Hz/RAM 2 Gb; операційна система Windows 7.

На рис. 1 наведено типові криві, що демонструють зміну критерію середньоквадратичної похибки MSE в процесі навчання моделі типу NNARX для різних базисів нейромережевих структур.

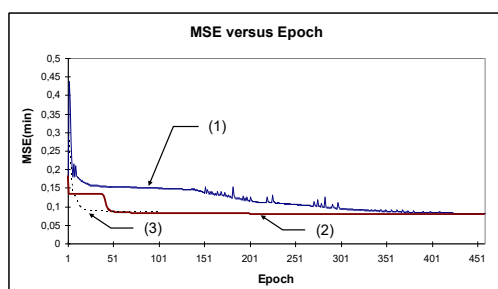


Рис. 1. Зміна критерію MSE від кількості ітерацій (епох) при навчанні нейромережевої ідентифікаційної моделі NNARX: 1 - двохшаровий перцептрон, що навчався за CG-методом; 2 - мережа радіально-базисних функцій (РБФ) за GN-методом; 3 - повністю зв'язна та частково рекурентна мережа за LM-методом

Аналогічні результати були отримані автором для інших розповсюджених авторегресійних предикторних моделей NNARXMAX (NNARX+Moving Average, eXogenous signal - нейромережева авторегресійна мо-

дель ковзного середнього, екзогенний тип сигналів), NNOE (Neural Network Output Error - нейромережева модель помилки виходу).

Аналіз результатів комп'ютерного моделювання дозволяє зробити певні узагальнення у таких **висновках**.

Результати навчання інтелектуальної нейромережевої моделі типу NNARX якісно практично ідентичні, якщо їх відповідно групувати (кластеризувати) за однаковими методами навчання (GN, CG, LM).

З огляду швидкості збіжності та обчислювальної робастності найбільш перспективним виглядає метод Левенберга-Маркуардта (LM), але його ресурсомісткість найбільша. Стандартний метод навчання НМ, заснований на зворотному розповсюдженні похибки (BP), продемонстрував досить добру робастність, але його швидкість збігу достатньо повільна, а вимоги щодо ресурсів - завеликі. Приблизно однакові та достатньо збалансовані результати показали методи Гауса-Ньютона (GN) та сполученого градієнту (CG).

Зважаючи на наведені випробування можна рекомендувати застосовувати для апроксимації складних ТП рекурентні динамічні нейроструктури за умови можливості їх апаратної реалізації (наприклад, нейро-графічні процесори) або застосування паралельних та розподілених обчислень [9]. Саме останнє є найближчою перспективою для продовження подальших досліджень у цьому напрямі.

Список літератури

1. **Купін А.І.** Інтелектуальна ідентифікація та керування в умовах процесів збагачувальної технології : Монографія / **А.І. Купін**. – Київ: Вид. «Корнійчук», 2008. - 204 с.
2. Методи робастного, нейро-нечеткого і адаптивного управління / Под.ред. **Н.Д. Егупова**. – М.: Изд-во МГТУ ім. Н.Э. Баумана, 2002. – 744 с.
3. **Комашинский В.И.** Нейронные сети и их применение в системах управления и связи / **В.И. Комашинский, Д.А. Смирнов**. – М.: Телеком, 2002. – 94с.
4. Нестационарные системы автоматического управления: анализ, синтез и оптимизация / Под ред. **Пупкова К.А., Егупова Н.Д.** – М.: МГТУ ім. Баумана, 2007. – 632 с.
5. **Медведев В.С.** Нейронные сети. MATLAB6. / **В.С. Медведев, В.Г. Потемкин**. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
6. **Руденко О.Г.** Адаптивное управление многомерными нелинейными объектами на основе радиально-базисных сетей / **О.Г. Руденко, А.А. Бессонов** // Кибернетика и системный анализ. - №2, 2005. - С. 9-18.
7. **Черноруцкий И.Г.** Методы оптимизации в теории управления / **Черноруцкий И.Г.** - СПб.: Питер, 2004. - 256 с.
8. **Купін А.І.** Узагальнений алгоритм нейромережевої ідентифікації ТП збагачення залізної руди / **А.І. Купін** // Вісник КТУ. - Вип.13. - Кривий Ріг: КТУ, 2006. – С.147-150.
9. **Купін А.І.** Паралельний алгоритм навчання багатопараметричних нейро-мережевих структур / **А.І. Купін, Д.І. Кузнецов** // Збірник наукових праць НГУ. - №32. - Дніпропетровськ: РВК НГУ, 2009. - С. 135-141.

Рукопись поступила в редакцию 22.07.12

УДК 622.271:622.684

·А.В. ГАЛЬЧЕНКО, асистент, Ю.А. МОНАСТІРСЬКИЙ, А.В. ВЕСНІН, кандидати техн. наук, доценти, В.О. СІСТУК, аспірант, ДВНЗ «Криворізький національний університет»

КОРИГУВАННЯ МІНІМАЛЬНОЇ ШИРИНИ ПЛОЩАДОК ДЛЯ МАНЕВРУВАННЯ КАР'ЄРНИХ АВТОСАМОСКИДІВ ВІДПОВІДНО ДО ГІРНИЧОТЕХНІЧНИХ УМОВ

Досліджено зміну радіусу повороту великовантажних кар'єрних автосамоскидів від коефіцієнтів опору кочення опорних поверхонь маневрових площадок та встановлено коефіцієнт, що коригує розміри площадок для маневрування у відповідності до характеристик їх покриття.

Проблема та її зв'язок з науковими та практичними задачами. Експлуатація кар'єрних автосамоскидів на кар'єрах Криворізького регіону характеризується складними гірничотехнічними умовами, що виражаються наявністю неукріпленого ґрунтового покриття з глибокими коліями на багатьох основних ділянках трас та особливо пухкого в пунктах навантаження-розвантаження гірничої маси, де від автосамоскидів вимагають максимальних показників маневреності. У той же час, при визначенні розмірів маневрових площадок у відповідності до норм технологічного проектування (НТП) [3], мінімальний радіус повороту кар'єрних автосамоскидів приймається з їх технічної характеристики, де зазначається його величина, яка отримана в умовах полігонних випробувань, без урахування характеристик опорних поверхонь конкретно-