

УДК 621.326

М. Стрембіцький

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ АЛГОРИТМІВ НАВЧАННЯ МОДИФІКОВАНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ЕЛМАНА

Резюме. Обґрунтовано використання рекурентної нейронної мережі для реалізації адаптивного керування в нелінійних замкнених динамічних системах. Проведено аналіз методів, що реалізують різні типи алгоритмів для налаштування ваг та зміщень нейронів. З метою оцінювання ефективності використання проведено навчання рекурентної НМ із застосуванням кількох видів алгоритмів з різними способами навчання, що відрізняються за швидкістю та мінімальним значенням помилки навчання. Запропоновано спосіб визначення ефективного алгоритму для навчання рекурентної НМ Елмана із додатковими зворотними зв'язками, який включає навчання НМ на тестовій траєкторії і перевірку її роботи для вхідних значень, що не входили в навчаючу послідовність. Порівняльний аналіз ефективності використання алгоритму для навчання рекурентної НМ дає змогу оцінити результативність роботи регулятора на стадії виконання навчання НМ. Отримані результати досліджень показали доцільність використання алгоритму навчання, що використовує метод регуляризації як найефективніший за точністю навчання.

Ключові слова: рекурентна нейронна мережа, алгоритми навчання.

M. Strembitskyy

INVESTIGATION OF THE LEARNING ALGORITHM EFFICIENCY OF MODIFIED ELMAN NEURAL NETWORK

Summary. The fundamental property of neural networks (NN) is their ability to the learning, that allows to use them successfully in control system by difficult dynamic object. The use of recurrent neural network is reasonable for an implementation of the adaptive control in the nonlinear closed dynamical system. However, the efficiency of the use of this structure needs the learning of the created NN and the choice of the effective algorithm diminishes time that is spent for the selection of NN coefficients and makes the error between an initial signal and a target vector minimal. Some types of algorithms which include methods for the learning of the recurrent NN have been created and each of them is characterized by fast-acting, minimum value of error of learning, but for the specific task the analysis of the efficiency of the application of these algorithms should be conducted. The analysis of methods that realize different types of algorithms to arrange scales and displacements of neurons has been conducted. As the quality of NN work will not depend on speed of learning, and after learning the error will not reach a set value. The method of determination of the effective algorithm is proposed to the learning of Elman recurrent NN with the additional reverse copulas that includes the learning of NN on a test trajectory and verification of its work for the entrance values that weren't in a teaching sequence. In the research process the time of realization of the learning was taken into account and the control of the error of the initial signal recreation was conducted too. The received values are shown in the comparative table and are also depicted in the charts of dependence of an error, which appears after testing of studied NN with the use of the offered algorithms. The comparative analysis of the efficiency of the use of algorithm for the learning of recurrent NN gives us an opportunity to estimate the effectiveness of the work of regulator of the stage of an implementation of NN learning. The received result of the research testifies reasonable use of the normalization method as the most effective.

Key words: recurrent neural network, learning algorithm.

Вступ. Нейронні мережі (НМ) знаходять все ширше застосування в системах адаптивного керування нелінійними динамічними об'єктами [1–3] як альтернатива типовим PID контролерам чи певним їм модифікаціям, таким як, «нелінійні» PI регулятори [5], «нечіткі» PID регулятори [2]. Зокрема успішно реалізувати закони адаптивного керування для спеціального класу нелінійних замкнених динамічних систем дозволяють рекурентні нейронні мережі (*recurrent neural network*). Їм

притаманні універсальні апроксимуючі властивості, висока швидкодія, здатність до навчання та узагальнення в умовах невизначеностей, стійкість до зовнішніх випадкових збурень. Завдяки паралельному опрацюванню інформації на внутрішньому та міжнейронному рівнях багат шарові НМ добре адаптовані до формування нелінійних законів керування багатовимірними об'єктами.

Відповідно до існуючих моделей адаптивного нейрокерування [4], нейронна мережа (НМ) може безпосередньо керувати динамічним об'єктом, виконувати допоміжні функції керування: фільтрацію, ідентифікацію [5], прогнозування тощо чи функціонувати у поєднанні з традиційними контролерами.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз публікацій [1–7] свідчить про доцільність використання РНМ у системах керування нелінійними динамічними об'єктами як у режимі *off-line*, так і в *on-line*. Зокрема теоретичні аспекти функціонування РНК досліджено в [3,4], деякі варіанти їх реалізації викладено у [6,7]. Проблеми синтезу нейромережевих систем керування динамічними об'єктами розглянуто в [2,4]. Вони тісно пов'язані з вирішенням фундаментальних проблем нелінійної динаміки, такими, як існування оптимальних нелінійних законів керування; розв'язання задачі адаптивного керування в системах із нелінійною параметризацією, забезпечення гарантованої якості процесів керування.

Важливою є проблема навчання рекурентних нейронних мереж й формування для них адекватної інформації (зазвичай тренувально-навчальної й тестово-контрольної множини експериментальних значень).

Якість процесу навчання визначає не лише топологія нейронної мережі (кількість нейронів, шарів, входів та виходів), але й відповідний алгоритм навчання – сукупність правил, за якими коригують (налаштовують) вагові коефіцієнти НМ так, щоб помилка вихідного сигналу відносно заданих цільових значень була мінімальною.

Мета роботи полягає у дослідженні на ефективність алгоритмів навчання рекурентної НМ з нелінійною функцією активації нейронів, а також порівняння їх швидкодії для різних значень функціонала помилки.

Об'єктом дослідження є алгоритми навчання РНМ Елмана, призначеної для ідентифікації динамічного об'єкта в контурі системи керування. Інверсне узагальнене нейрокерування (*generalized inverse neurocontrol*) передбачає тренування мережі в режимі *off-line* на множині експериментальних даних навчальної вибірки, яку формують як сукупність взаємовідповідних вхідних сигналів керування (як правило випадкових) та відповідних їм вихідних сигналів – відгуків об'єкта керування. У процесі навчання мережа імітує вихідний сигнал реального об'єкта, шукаючи найкращу апроксимацію невідомої функції, що описує динаміку об'єкта. Характерною особливістю процесу навчання «з учителем» (*supervised learning*) є зворотний зв'язок (*feedback connection*), який реалізовано як додатковий вхід мережі. Навчання динамічних РНМ в основному здійснюють методом зворотного поширення помилки [4]. Однак такий підхід може зайняти значну кількість епох для проведення навчання.

Алгоритми на основі спряжених градієнтів [6] реалізують пошук мінімуму функціонала похибки вздовж спряжених напрямків, що гарантує швидшу збіжність, ніж у випадку алгоритмів на основі класичного градієнтного спуску. Крок зміни вагових коефіцієнтів поступово зменшується в міру зменшення помилки цільової функції.

Алгоритми, на основі методу спряжених градієнтів, реалізують на кожній ітерації процедуру одновимірного пошуку. Процедура обчислень за цим алгоритмом вимагає значних затрат, оскільки на кожній ітерації щоразу вираховується реакція мережі.

Алгоритм запропонований Моллером менш ресурсоємний. Він поєднує ідею методу спряжених градієнтів з квазін'ютонівськими методами [3].

Жоден із зазначених алгоритмів, на жаль, не усуває проблему перенавчання РНМ, – незначна помилка на навчальній вибірці значно зростає для даних тестуючої вибірки.

Особливістю навчання РНМ, яку використовують для ідентифікації [3] динамічної об'єкта, є налаштування параметрів нейронів за результатами порівняння сигналів об'єкта \tilde{y} та моделі \hat{y} з мінімізацією квадратичного функціонала помилки

$$J_l = \varepsilon^2(k) = M\{[\tilde{y}(k) - \hat{y}(k)]^2\} \quad (1)$$

На рис.1 наведено схему синтезованої рекурентної нейронної мережі Елмана з додатковими зворотними зв'язками, на якій проводилося тестування ідентифікації параметрів динамічних об'єктів керування. Оскільки модель об'єкта ґрунтується на узгодженні послідовностей входних і вихідних сигналів, то завдання навчання РНМ полягає у відтворенні зв'язку цих послідовностей із заданою точністю.

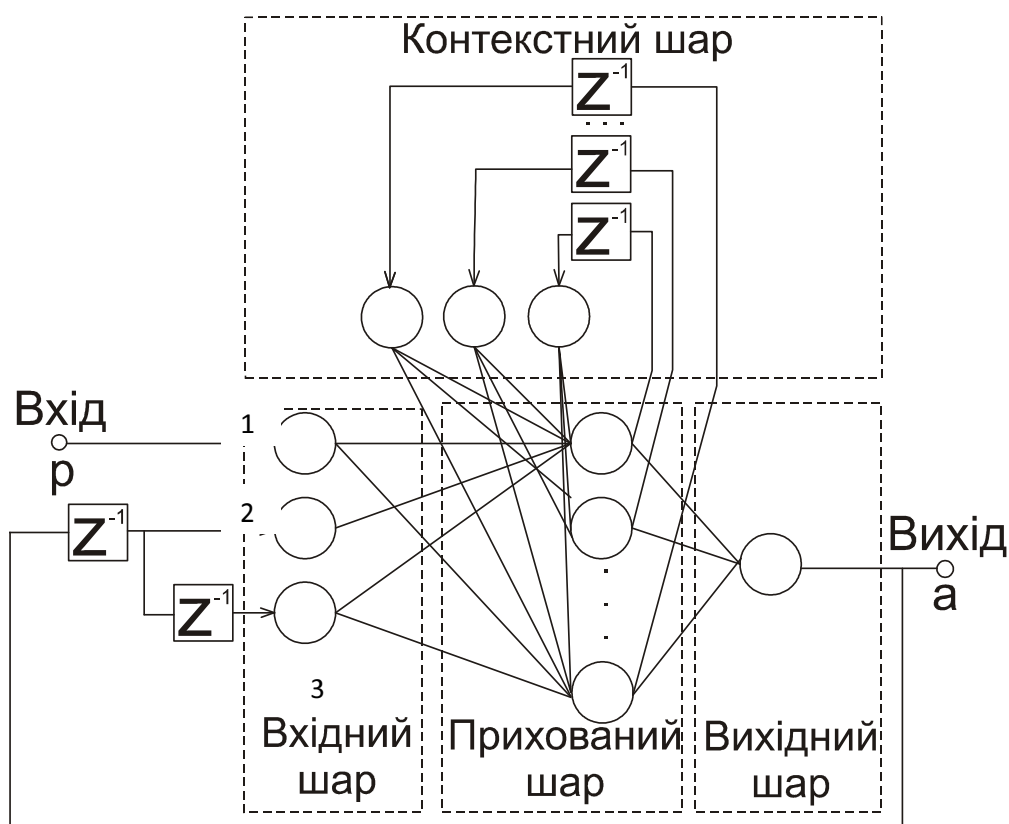


Рисунок 1. Структура нейронної мережі Елмана (на рис. поставити позиції 1,2,3)

Figure 1. Structure of Elman neural networks

Особливістю досліджуваної РНМ Елмана (рис.1) є динамічні зворотні зв'язки у проміжному шарі мережі.

Топологія мережі: вхідний шар нейронів, три входи: 1 – вхідний сигнал, 2 – вихідний сигнал із мережі через одиничну лінію затримки, 3 – вихідний сигнал із мережі через подвійну лінію затримки. Проміжний шар охоплений локальним зворотним зв'язком із часовою затримкою z^{-1} , має сигмоїдальну функцію активації з високим коефіцієнтом підсилення сигналів низького рівня [7]. Вихідний шар містить один нейрон й один вихід, функція активації – лінійна. Кількість нейронів для прихованого шару – 14.

Навчання РНМ виконується згідно з загальним алгоритмом, наведеним на рис.2. Дані навчальної вибірки подаються на вхід та вихід РНМ; встановлюються початкові

значення ваг і зміщень для кожного із нейронів мережі; задаються цільові функції, на основі яких визначається помилка навчання для коригування подальшого ходу процесу навчання.

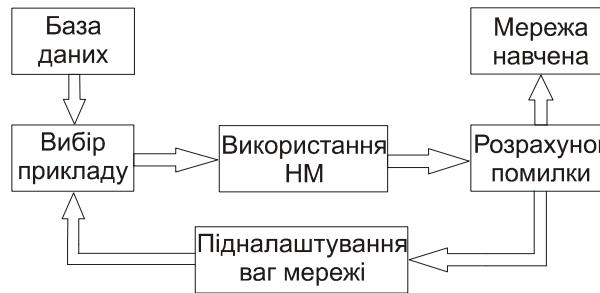


Рисунок 2. Алгоритм навчання з учителем

Figure 2. Algorithm for training of teacher performance

Існує кілька методів навчання НМ, основою яких є визначення екстремуму функції кількох змінних за градієнтом функціонала помилки відносно параметрів, що налаштовуються:

$$X_{k+1} = X_k - \alpha_k g_k, \quad (2)$$

де X_k – вектор параметрів; α_k – параметр швидкості навчання; g_k – градієнт функціонала, який відповідає ітерації з номером k .

Проблема реалізації обчислювальної схеми (2) полягає у вдалому виборі параметрів швидкості навчання α_k , які визначають збіжність процесу навчання.

Для алгоритмів спряжених градієнтів пошук мінімуму здійснюється вздовж спряжених напрямків, що забезпечує швидшу збіжність, ніж метод найшвидшого спуску. Напрямок нового руху визначають як комбінацію напрямку найшвидшого спуску й попереднього напрямку, тому нове значення вектора налаштовуваного параметра X_{k+1} визначається так:

$$X_{k+1} = X_k + \alpha_k p_k, \quad (3)$$

де p_k – напрям руху.

Для методів, які враховують значення інших похідних функціонала помилки (метод Ньютона), крок ітерації визначають за формулою

$$X_{k+1} = X_k - H_k^{-1} g_k, \quad (4)$$

де X_k – вектор значень параметрів на k -й ітерації; H – матриця частинних похідних другого порядку цільової функції, або матриця Гессе; g_k – вектор градієнта на k -й ітерації.

В середовищі MATLAB для навчання РНМ Елмана реалізовано такі алгоритми, що відрізняються способом налаштування ваг та зміщень нейронів:

- алгоритми за методом градієнтного спуску: TRAINGD (на основі корекції ваг і зміщень нейронів для зменшення функціонала помилки), TRAINGDХ (який враховує початковий момент), TRAINGDA (з можливістю вибору швидкості налаштування мережі), TRAINGDM (алгоритм градієнтного спуску зі збуренням);
- алгоритми за методом спряжених градієнтів: TRAINCGF (реалізує метод Флетчера-Рівса), TRAINSCG (об'єднує метод спряжених градієнтів з

квазін'ютонівськими методами і частково використовує підхід, реалізований в алгоритмі Левенберга-Марквардта);

- алгоритми, що реалізують процедуру регуляризації: TRAINBR (із використанням правил Байєса й алгоритм Левенберга-Марквардта).

Для синтезованої РНМ необхідно визначити оптимальний алгоритм навчання за критерієм досягнення мінімальної помилки без перенавчання. Для цього створена імітаційна модель, в якій після навчання синтезованої РНМ її вихід порівнюється з виходом нелінійного динамічного об'єкту при подачі на них однакових тестових сигналів (рис.3).

Результати тестування навчальних алгоритмів для РНМ Елмана. Тестування навчальних процедур виконувалось на ідентифікаційній моделі динамічного об'єкта, як показано на рис.3.

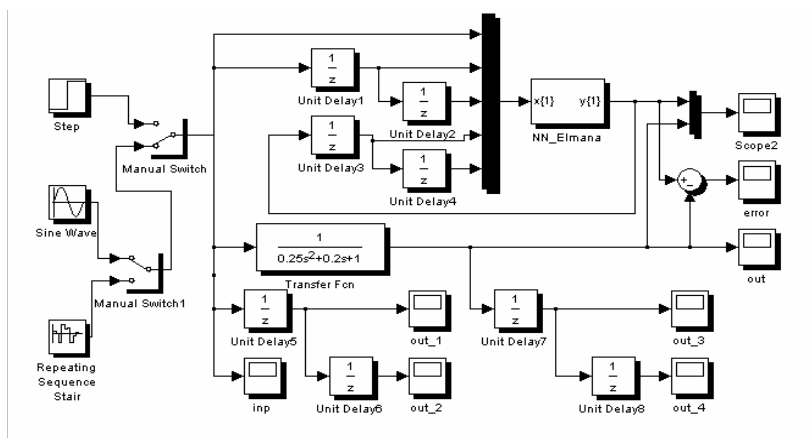


Рисунок 3. Ідентифікації моделі динамічного об'єкта

Figure 3. Identification model of dynamic object

Порівняльні результати навчання за різними алгоритмами наведено у табл.1 та на рис.4.

Таблиця 1

Порівняння результатів навчання

Table 1

Comparison of learning results

№ з/п	Назва алгоритму	Результати навчання на тестовий сигнал			Результати повторного навчання на контрольний сигнал			Результати тестування	
		Час навч.	Епохи	Помилка	Час	Епохи	Помилка	Max, (%)	СКВ, (%)
1	TRAINCGF	00:10	103	$1,49 \times 10^{-6}$	00:43	471	$7,55 \times 10^{-7}$	571	372
2	TRAINSCG	1:52	1259	$2,06 \times 10^{-7}$	2:43	1831	$1,92 \times 10^{-7}$	325	269
3	TRAIINGDM	3:35	5000	$6,34 \times 10^{-3}$	3:32	5000	$11,1 \times 10^{-3}$	334	248
6	TRAIINGDX	2:42	5000	$1,11 \times 10^{-5}$	2:42	5000	$6,08 \times 10^{-5}$	241	119
5	TRAIINGDA	2:59	5000	$85,5 \times 10^{-5}$	2:57	5000	$3,03 \times 10^{-3}$	348,9	98
4	TRAIINGD	3:41	5000	2×10^{-4}	3:33	5000	$4,5 \times 10^{-3}$	270	96
7	TRAINBR	13:44	2457	1×10^{-8}	1:31	270	$9,97 \times 10^{-9}$	4,7	1,2

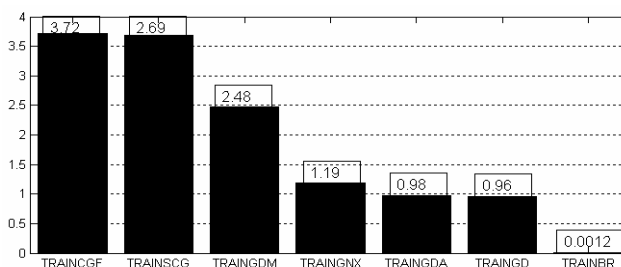


Рисунок 4. Середньоквадратичні значення похибки налаштування НМ Елмана для різних алгоритмів навчання

Figure 4. Mean error values for Elman neural networks for different learning algorithms

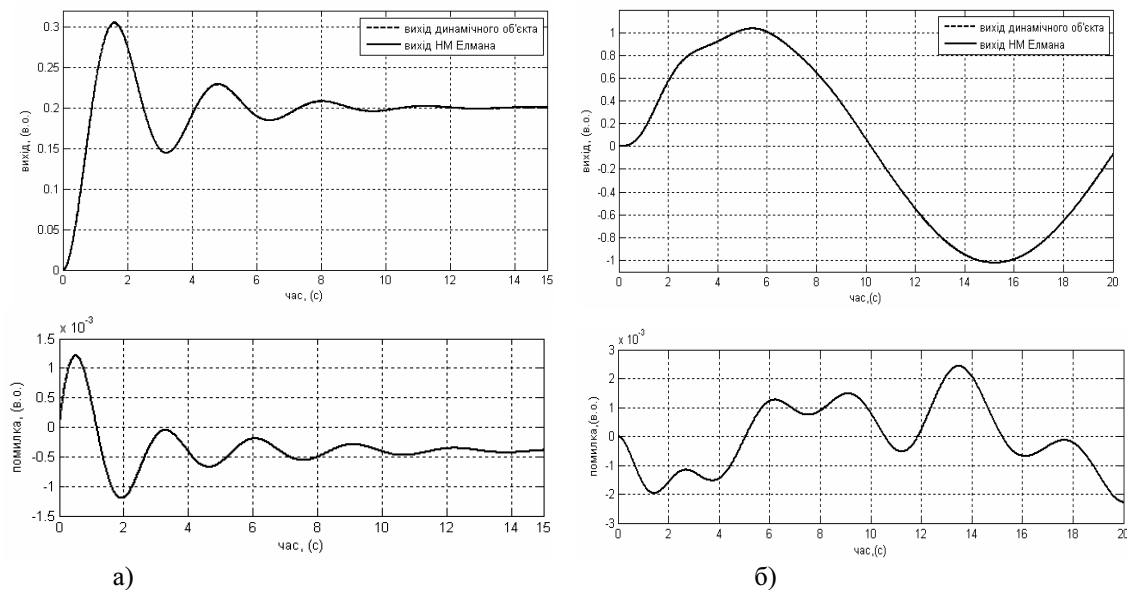


Рисунок 5. Вихід НМ Елмана для ступінчастого вхідного сигналу й похибка його відтворення (а); вихід для гармонічного вхідного сигналу та похибка його відтворення (б)

Figure 5. Output of Elman neural network for stepped input signal and the playback error (a) to output of harmonic error signal and the feedback error (b)

Висновки. Досліджено ефективність застосування алгоритмів навчання рекурентної нейронної мережі Елмана для побудови імітаційної моделі об'єкта керування. Порівняльний аналіз дозволяє стверджувати про доцільність використання в даному випадку алгоритму TRAINBR як найефективнішого за критерієм досягнення мінімальних помилок навчання. Щодо інших розглянутих алгоритмів за методами градієнтного спуску та спряжено-градієнтних, то вони забезпечують швидше навчання мережі, однак не гарантують відтворення вихідного сигналу відносно вхідного із заданою точністю.

Conclusion. Effectiveness of learning algorithms for Elman recurrent neural was investigated. The conclusion about appropriate usage of TRAINBR algorithm was arrived. As for algorithms implemented the methods of gradient descent and conjugate gradient, initial error value may be realized at less time learning but neural networks trained in that ways not guarantee playback of the output signal relative to the input of the set up.

Список використаної літератури

1. Паламар, М.І. Застосування рекурентної нейронної мережі для керування об'єктами із невизначеними динамічними параметрами [Текст] / М.І. Паламар, О.Б. Гнатюк, М.О. Стрембіцький // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2013. – №2. – С.5–10.
2. Дебок, Г. Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт [Текст] / Г. Дебок, Т. Кохонен. – М.: АЛЬПИНА, 2001. – 317 с.
3. Паламар, М.І. Використання модифікованої рекурентної нейронної мережі Елмана для ідентифікації динамічних об'єктів [Текст] / М.І. Паламар, М.О. Стрембіцький, В.О. Стрембіцький // Матеріали Всеукраїнської науково-технічної конференції. – 2013. – С.51–53.
4. Головки, В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Учеб. пособие для вузов [Текст] / В.А. Головки // Общая ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.
5. Наконечний, М.В. Особливості ідентифікації динамічних об'єктів за допомогою рекурентних нейронних мереж [Текст] / М.В. Наконечний, Ю.М. Наконечний // Вісник НУ «Львівська політехніка», «Автоматика, вимірювання та керування». – 2009. – №639. – С.107–116.

6. Терехов, В.А. Нейросетевые системы управления: учеб. пособие для вузов [Текст] / В.А. Терехов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин. – М.: Высш. школа 2002. – 183 с.
7. Саймон Хайкин Нейронные сети: полный курс. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.

Отримано 05.11.2014