

РОЗРОБЛЕННЯ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ З ОСЦИЛЯТОРНИМИ НЕЙРОНАМИ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ СПЕКТРАЛЬНИХ ОБРАЗІВ

Роман Пелещак¹, Василь Литвин², Іван Пелещак³, Вікторія Висоцька⁴

¹⁻⁴ Національний університет “Львівська політехніка”

¹ rpeleshchak@ukr.net, ORCID 0000-0002-0536-3252

² vasyi.v.lytvyn@lpnu.ua, ORCID 0000-0002-9676-0180

³ peleshchakivan@gmail.com, ORCID 0000-0002-7481-8628

⁴ victoria.a.vysotska@lpnu.ua, ORCID 0000-0001-6417-3689

© Пелещак Р., Литвин В., Пелещак І., Висоцька В., 2020

Розроблено новий тип штучної нейронної мережі з осциляторними нейронами, які мають власні частоти. За допомогою такої штучної нейронної мережі на основі інформаційного резонансу реалізовано новий метод розпізнавання мультиспектральних образів (мультиспектральних електромагнітних сигналів), що випромінюють динамічні об’єкти. Побудована нейронна мережа розпізнаватиме вхідні спектральні образи з амплітудою нестационарного сигналу, співвимірною з амплітудою сигналу шуму, завдяки резонансному ефекту в нелінійних осциляторних нейронах. Проведено комп’ютерний експеримент із розпізнавання мультиспектральних образів динамічною нейронною мережею на основі резонансного ефекту.

Ключові слова: нейронна мережа, мультиспектральні образи, інформаційний резонанс.

Вступ

Сьогодні інтенсивні дослідження щодо застосування нейронних мереж для розв’язання широкого класу задач Data Mining (ідентифікація нестационарних хаотичних процесів, кластеризація, інтелектуальне керування, діагностика станів біосистем, прогнозування, емуляція та розпізнавання мультиспектральних вхідних образів). Зокрема, усе більше застосовують гібридні нейро-фаззі-системи [1], адаптивні нейро-фаззі системи [2], вейвлет-нейро-фаззі мережі [3] та адаптивні вейвлет-нейро-фаззі системи з W -нейронами [4, 5]. У вейвлет-нейро-фаззі мережах вейвлет-нейрон за конструкцією є достатньо близьким до стандартного формального нейрона з N входами, але замість звичайних синаптичних ваг λ_{ik} є вейвлет-синаптичні ваги $\lambda_{ik}^{WS_i}$ ($i = 1, 2, \dots, N$), в яких параметрами, що настроюються, є не тільки ваги λ_{ik} , але і параметри масштабування та зсуву вейвлетів.

Постановка проблеми

Необхідно зауважити, що у всіх вищезазначених штучних нейронних мережах нейрони розглядались як статичні, тобто без власної динаміки (власна частота коливань нейрона – $\omega_{0i} = 0$), без врахування накопичення імпульсів N_{0k} в нейронах, які спрацьовують, коли $N_{0k} \geq N_{ck}$ (N_{ck} – порогове значення імпульсів k -го нейрона) та без врахування нелокальності по часу.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

У роботах [6, 7] автори висловили припущення, що нейрони мозку людини генерують опорні хвилі різної частоти ($\omega_{0i}, i=1,2,\dots,k$). За допомогою опорних хвиль з визначеною періодичністю здійснюються “опитування” нейронів, тобто реалізується аналіз вхідного зображення на різних частотах і порівнюються відгуки на вхідні образи, які раніше було запам’ятовано. При цьому кожний нейрон, який працює за принципом “питання – відповідь”, відповідає тільки на те питання, на яке “знає” відповідь, як це виконує, наприклад, нейрон Гроссберга. Основою нейронів мозку людини є мікротрубочки цитоскелету [8, 9]. Субодинаміями мікротрубочки цитоскелету є молекули тубуліна. Структура такої молекули – це димер, тобто складається з двох частин (α і β – тубулін) з’єднаних за допомогою тонкої перемички. Приблизні резонансні частоти молекул тубуліна, які є субодинаміями мікротрубочки цитоскелету, складають $\omega_{0i}^{res} = 10^{11} \text{ Hz} - 10^{13} \text{ Hz}$ [9]. Тобто, можна припустити, що резонансна частота біологічних нейронів приблизно буде такою ж, як резонансна частота молекул тубуліна.

Формулювання цілі статті

Актуальним завданням є розроблення штучної нейронної мережі з осциляторними нейронами, які мають власні частоти ($\omega_{0i}, i=1,2,\dots,k$). За допомогою такого типу штучної нейронної мережі на основі інформаційного резонансу можна реалізувати новий метод розпізнавання мультиспектральних образів (мультиспектральних електромагнітних сигналів), що випромінюють динамічні об’єкти. До них належать нестационарні сигнали, які випромінюються зарядженими наночастинками гетерофазної плазми, що утворюються в результаті згорання твердого палива під час польоту ракети, високотемпературні викиди промислових аерозолів, іонізовані пилогазові утворення в атмосфері і космосі, продукти руйнування метеоритів при їх взаємодії з атмосферою Землі, скупчення космічного пилу в умовах дії іонізуючої радіації.

Виклад основного матеріалу

Математична модель архітектури нейронної мережі з осциляторними нейронами описується залежністю прийняття рішення, згідно з якою значення вихідного вектора станів $\vec{Y}_m = \{y_1(\omega_1), y_2(\omega_2), \dots, y_m(\omega_m)\} \subset \vec{V}$ можуть бути оцінені з відомих значень вектора вхідних характеристик $\vec{V}_n = \{V_1(\omega_1), V_2(\omega_2), \dots, V_n(\omega_n)\} \subset \vec{V}$ ($V_n(\omega_n), n = \overline{1, N}$ – n -й компонент вектора вхідної спектральної характеристики). Для розпізнавання мультиспектральних вхідних образів $\vec{V}_n = \{V_1(\omega_1), V_2(\omega_2), \dots, V_n(\omega_n)\} \subset \vec{V}$ пропонуємо тришаровий перцептрон з осциляторними нейронами. Він має вхідний шар, який містить кількість нейронів, що дорівнює кількості вхідних атрибутів; прихований шар і вивід, в якому шар містить кількість динамічних нейронів, що дорівнює кількості класів рішень.

Прихований шар складається з M динамічних нейронів $m = \overline{1, M}$ із власною частотою коливань ($\omega_{0i}, i=1,2,\dots,M$), на які надходить інформація з першого шару, що має N входів. На вхід m -го динамічного нейрона у прихованому шарі надходить N мультиспектральних образів $\vec{V}_n = \{V_1(\omega_1), V_2(\omega_2), \dots, V_n(\omega_n)\} \subset \vec{V}$:

$$V_m = \sum_{n=1}^N \tilde{V}_{nm} \cdot \tilde{\omega}_{nm}^2 \cdot \sin^2(\tilde{\omega}_{nm} \cdot \tau) + \tilde{V}_{0m}, \quad (1)$$

де \tilde{V}_{nm} – ваговий коефіцієнт n -ї вхідної характеристики, що входить на вхід m -го динамічного нейрона прихованого шару; \tilde{V}_{0m} – поріг.

Функціонування m -го динамічного нейрона описується неоднорідним осциляторним диференціальним рівнянням 2-го порядку

$$\frac{d^2 U_m}{d\tau^2} + 2\tilde{\delta} \frac{dU_m}{d\tau} + \tilde{\omega}_{0m}^2 U_m = \sum_{n=1}^N \tilde{V}_{nm} \omega_{nm}^2 \sin^2(\omega_{nm} \tau), \quad (2)$$

де $2\tilde{\delta}(N_k, N_{ck}) = \delta \tanh\left(\frac{N_k - N_{ck}}{\sigma^2}\right)$ – параметр амплітуди згасання m -го нейрона; $N_k; N_{ck}; \sigma^2$ – число імпульсів, які приходять на m -й нейрон; порогове значення імпульсів m -го нейрона; дисперсія.

Математична модель (2) може використовуватись для дослідження колективної поведінки ансамблів нейронів, взаємопов'язаних синаптичними зв'язками λ_{jm} . Для цього в другому та третьому доданках необхідно зробити заміну $U_m \rightarrow U_{\alpha m}$, де $U_{\alpha m} = U_m + \sum_{j=1}^N \lambda_{jm} U_j; \alpha = 1, 2, \dots, N$ [10].

Вихідний сигнал m -го динамічного нейрона $U_m(\tau)$ описується виразом, який є розв'язком рівняння (2)

$$U_m(t) = \sum_{n=1}^N \tilde{C}_{nm} + \sum_{n=1}^N \tilde{\lambda}_{nm} \left| \sin(2\tilde{\omega}_{nm} \tau + \tilde{\varphi}_n) \right|, \quad (3)$$

$$\tilde{C}_{nm} = \frac{16\tilde{V}_{nm} \tilde{\delta}^2 \tilde{\omega}_{nm}^4 + \tilde{V}_{nm} \tilde{\omega}_{nm}^2 (\tilde{\omega}_{0m}^2 - 4\tilde{\omega}_{nm}^2)^2}{2\tilde{\omega}_{0m}^2 (16\tilde{\delta}^2 \tilde{\omega}_{nm}^2 + (\tilde{\omega}_{0m}^2 - 4\tilde{\omega}_{nm}^2)^2)}, \quad (4)$$

$$\tilde{\lambda}_{nm} = \frac{\tilde{V}_{nm} \tilde{\omega}_{nm}^2 / 2}{\sqrt{(\tilde{\omega}_{0m}^2 - 4\tilde{\omega}_{nm}^2)^2 + 16\tilde{\delta}^2 \tilde{\omega}_{nm}^2}}, \quad (5)$$

$$\tilde{\omega}_m^{res} = \frac{\omega_{0m}^2}{2\sqrt{\omega_{0m}^2 - 2\delta^2}}, \quad (6)$$

$$\tilde{\lambda}_m^{res} = \frac{\tilde{V}_{nm} \omega_{0m}^2}{16|\delta| \sqrt{\omega_{0m}^2 - \delta^2}}, \quad (7)$$

де $\tilde{\omega}_{nm}$ – частота n -го спектрального образу, що надходить на m -й осциляторний нейрон у прихованому шарі. Необхідно зазначити: для того, щоб були коливання, необхідно, щоб у формулі (6) $\delta^2 < \omega_{0m}^2$. В іншому випадку коливань не буде, тому що $\tilde{\omega}_m^{res}$ буде комплексним.

Оскільки у біологічних нейронах після потенціалу дії мембрани нейронної клітини існує рефрактерний період (час релаксації $t_r = 2$ мс – 30 мс), тому в штучному нейроні, при його функціонуванні в неперервному (дискретному) часі необхідно ввести нелокальність за часом – запізнення t_r . Таке введення дозволяє також згладжувати випадкові стрибки сигналу $U_m(\tau)$. Нелокальність може здійснювати як суматор, так і сам нейрон. Якщо нелокальність задається лінійно, то можна записати

$$\tilde{U}_m(\tau) = \int_0^{t_r} e^{-\alpha t} U_m(\tau - t) dt, \quad (8)$$

де $U_m(\tau - t)$ – розв'язок (3) рівняння (2); $0 < \alpha_1 < 1$.

Функцію активації в прихованому шарі динамічної нейронної мережі приймаємо у вигляді сигмоїдної функції

$$z_m = f(U_m) = \frac{1}{1 + e^{-\beta_m U_m}}, \quad (9)$$

де U_m визначається формулою (3); β_m – коефіцієнт, що визначає крутизну функції активації $f(U_m)$.

Вихідний шар нейронів має порогову функцію активації. Ці нейрони використовують для визначення певного класу рішень, до якого належать (або не належать) вхідні спектральні образи.

$$y_k = \varphi \left(\sum_{m=1}^M v_{mk} z_m - v_{0k} \right) = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{m=1}^M v_{mk} z_m - v_{0k} \geq 0 \\ 0, & \text{if } \sum_{m=1}^M v_{mk} z_m - v_{0k} < 0 \end{cases}, k = \overline{1, K}, \quad (10)$$

де v_{mk} – вагові коефіцієнти між нейронами прихованого шару та нейронами вихідного K -го шару.

Підставивши формулу (5) до формули (3), з врахуванням $|\sin(2\tilde{\omega}_{nm}\tau + \tilde{\varphi}_n)| \leq 1$ отримуємо нерезонансне амплітудне значення на виході m -го нейрона, коли на вхід цього нейрона надходить N мультиспектральних сигналів. Відповідно отримуємо

$$U_m = \sum_{n=1}^N \tilde{V}_{nm} x_n, \quad (11)$$

$$\text{де } x_n = \frac{\tilde{\omega}_{nm}^2}{2\sqrt{(\tilde{\omega}_{0m}^2 - 4\tilde{\omega}_{nm}^2)^2 + 16\delta^2\tilde{\omega}_{nm}^2}}.$$

Для отримання резонансного амплітудного значення сигналу необхідно підставити (7) до формули (3). Необхідною умовою розпізнавання мультиспектральних образів за резонансним ефектом є виконання нерівності $|\tilde{\omega}_{nm} - \tilde{\omega}_{res}| \leq \varepsilon$, де $0 < \varepsilon \ll 1$.

Архітектура тришарової нейронної мережі з осциляторними нейронами складається з 6 вхідних спектральних образів $\tilde{\omega}_{nm}$ (сенсорний шар), прихованого шару з 10 динамічними нейронами та вихідного динамічного нейрона (рис. 1).

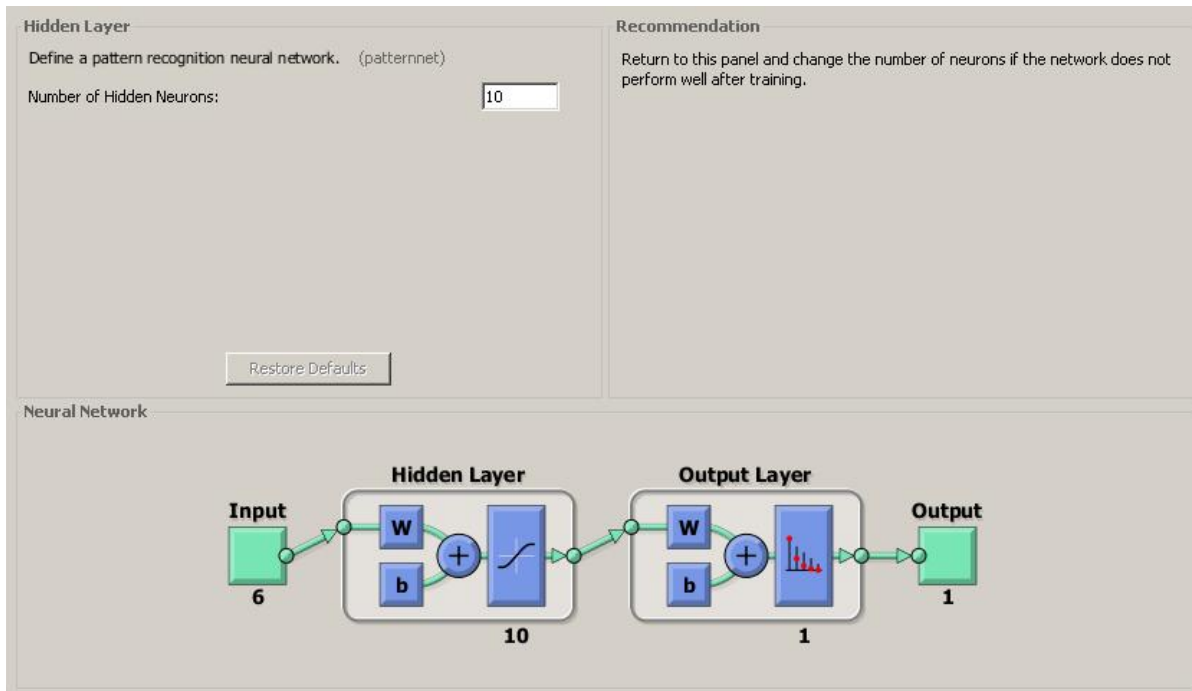


Рис. 1. Архітектура тришарової динамічної нейронної мережі у середовищі Matlab

Алгоритм навчання тришарової нейронної мережі з динамічними нейронами в системі комп'ютерної математики Matlab

Алгоритм навчання та еволюція динамічної нейронної мережі здійснюються на базі методу масштабованих зв'язаних градієнтів (TRAINSOG). Під час розв'язання задачі навчання використовують вимогу мінімізації цільової функції

$$\sqrt{\frac{1}{NK} \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N (y_k(\tilde{\omega}_{nm}, \bar{P}) - y_k^{res})^2} \Rightarrow \min_{\bar{P}}, \quad (12)$$

де $\bar{P} = (\tilde{V}_{nm}, \tilde{\omega}_{0m}, \delta, |\tilde{\omega}_{nm} - \tilde{\omega}_m^{res}| < \varepsilon, v_{mk}, v_{0k}, \beta_m)$ – вектор параметрів, які налаштовуються під час навчання нейронної мережі; y_k^{res} – необхідні (еталонні) вихідні значення нейронної мережі; $y_k(\tilde{\omega}_{nm}, \bar{P})$ – k -те вихідне значення нейронної мережі, коли значення входів дорівнює $\tilde{\omega}_{nm}$.

Побудова масивів пар входів-виходів для навчання нейронної мережі

1. Створення елементу (x_n, y_k)

```
delta=0.01;
eps=0.1;
wnm=[0.4791 0.5801 0.6811 0.7821 0.8831 0.9841] ;
V0k=0.46;
for k=1:6
    Vn(k)=0.2;
end;
Xn3=(wnm-eps).^2./(16*delta*sqrt((wnm-eps).^2-delta^2))
for i=1:10
    Vmk(i) =0.8;
    beta(i)=0.1;
end;

SUr=sum(Vmk./(1+exp(-beta.*sum(Vn.*Xn3))))-V0k

if SUr < 0
    Yr3=0;
else
    Yr3=1;
end;
Yr3
save D:\mat1\Xn3
save D:\mat1\Yr3
```

2. Запис даного елементу (x_n, y_k) в масив (\bar{X}, \bar{Y})

```
load('Xn.mat')
load('Xn1.mat')
load('Xn2.mat')
...
load('Xn29.mat')
XnS(:,1)= Xn'
XnS(:,2)= Xn1'
XnS(:,3)= Xn2'
...
XnS(:,30)= Xn29'
XnS
save D:\mat1\XnS
load('Yr.mat')
```

```

load('Yr1.mat')
load('Yr2.mat')
...
load('Yr29.mat')
YrS= [Yr Yr1 Yr2 ... Yr29];
YrS
save D:\mat1\YrS

```

Тестування роботи нейронної мережі



Рис. 2. Результат тестування роботи динамічної нейронної мережі

Для навчання нейронної мережі вибрано 20 пар входів-виходів (елементів), з них 13 елементів з резонансом та 7 елементів без резонансу, які були успішно запам'ятовані. При валідації вибрано 5 елементи з них 2 елементи з резонансом та 3 без резонансу, які були успішно розпізнані. Як тестувальні приклади було вибрано 5 елементів без резонансу, і всі вони були успішно розпізнані.

Зокрема проведено ще одне тестування з іншими 20 елементами, всі вони були успішно розпізнані.

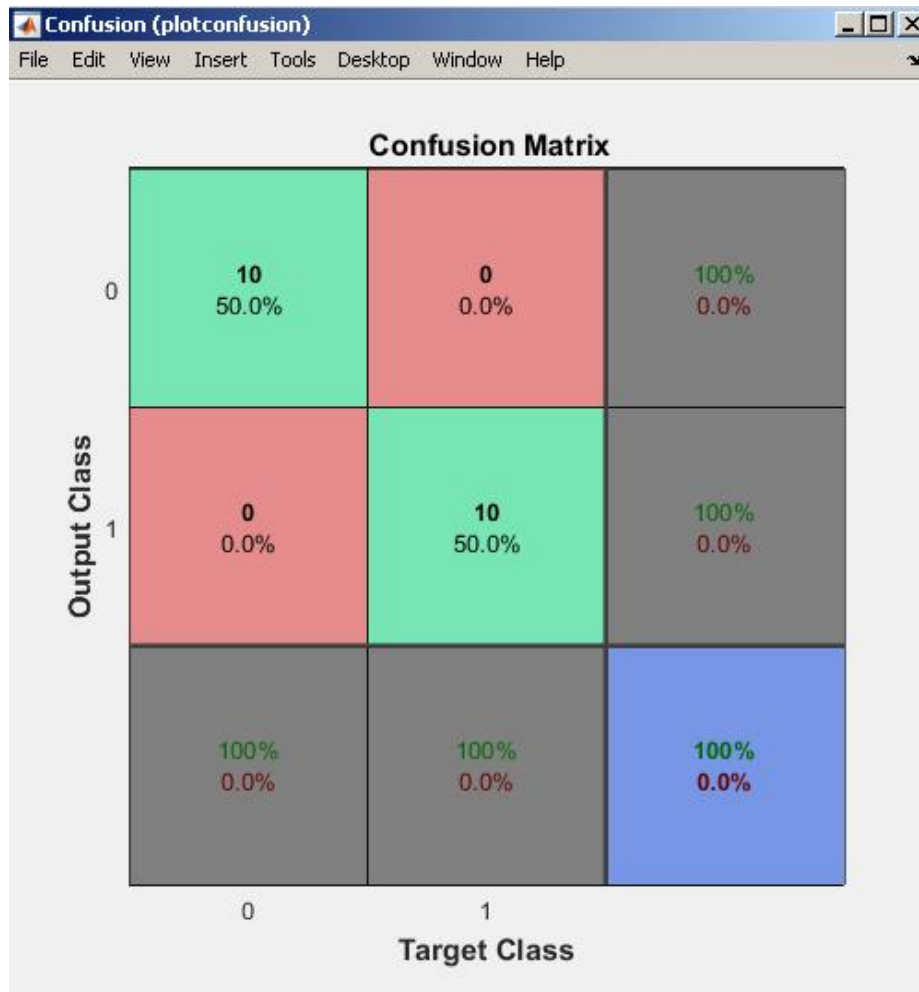


Рис. 3. Результат другого тестування з іншими прикладами

Висновки

1. Побудовано математичну модель та архітектуру штучної нейронної мережі з осциляторними нейронами для розпізнавання мультиспектральних образів.
2. Розроблено алгоритм навчання тришарової нейронної мережі із динамічними нейронами у середовищі Matlab.
3. Наведені результати тестування нейронної мережі із розпізнавання мультиспектральних образів на основі резонансного ефекту показують, що нейронна мережа працює з похибкою $\text{eps}=0.1$.

References

1. Wang L. (1994). Adaptive Fuzzy Systems and Control. Design and Stability Analysis. New Jersey: Prentice Hall.
2. Jang J., Sun C., Muzutani E. (1997). Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. IEEE Transactions on Automatic Control, 42(10), 1482–1484. <https://doi.org/10.1109/TAC.1997.633847>
3. Abiyev R., Kaynak O. (2008). Fuzzy wavelet neural networks for identification and control of dynamic plants – A novel structure and a comparative study, IEEE Trans. On Industrial Electronics, 55 (8), 3133 – 3140. <https://doi.org/10.1109/TIE.2008.924018>
4. Bodyanskiy Y., Pliss I., Vynokurova O. (2010). Hybrid wavelet-neuro-fuzzy system using adaptive W-neurons. Wissenschaftliche Berichte, FH Zittau/Goerlitz, 106, 301 – 308.
5. Vynokurova O. (2009). Hybrid adaptive neuro-fuzzy and wavelet-neuro-fuzzy inferences systems of computational intelligence in signal processing tasks under high level noise. Adaptive automatic control systems, 15 (35), 113 – 120.
6. Kholmansky A. (2006). Simulation of brain physics. Quantum magic, 3(3), 3126–3155.

7. Smith K. (2005). *Sensory Systems Biology*, Moscow BINOM. Laboratory of Knowledge.
8. Hameroff S., Penrose R. (1994). Quantum coherence in microtubules: A neural basis for emergent consciousness? *J. of Consciousness Studies*, 1, 91–118.
9. Slyadnikov E. (2007). Physical model and associative memory of the dipole system of the cytoskeleton microtubule. *Journal of Technical Physics*, 7, 77–86.
10. Lytvyn V., Vysotska V., Peleshchak I., Rishnyak I., Peleshchak R. (2018). Time Dependence of the Output Signal Morphology for Nonlinear Oscillator Neuron Based on Van der Pol Model. *International Journal of Intelligent Systems and Applications(IJISA)*, 10(4), 8–17. <https://doi.org/10.5815/ijisa.2018.04.02>

DEVELOPMENT OF AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK WITH OSCILLATORY NEURONS FOR RECOGNITION OF SPECTRAL IMAGES

Roman Peleshchak¹, Vasyl Lytvyn², Ivan Peleshchak³, Victoria Vysotska⁴

¹⁻⁴ Lviv Polytechnic National University

¹ rpeleshchak@ukr.net, ORCID 0000-0002-0536-3252

² vasyi.v.lytvyn@lpnu.ua, ORCID 0000-0002-9676-0180

³ peleshchakivan@gmail.com, ORCID 0000-0002-7481-8628

⁴ victoria.a.vysotska@lpnu.ua, ORCID 0000-0001-6417-3689

© Peleshchak R., Lytvyn V., Peleshchak I., Vysotska V., 2020

This paper shows a new type of artificial neural network with dynamic oscillatory neurons that have natural frequencies. Artificial neural network in the mode of information resonance implements a new method of recognition of multispectral images. The constructed neural network will recognize the input spectral images with the amplitude of the non-stationary signal commensurate with the amplitude of the noise signal, due to the resonance effect in nonlinear oscillatory neurons. A computer experiment was performed to recognize multispectral images by a dynamic neural network based on the resonance effect.

Key words: neural network, multispectral images, information resonance.