

**TOPOLOGIE DES RESEAUX DE NEURONES INTELLIGENTS
ET LEURS APPLICATIONS DANS LE PROBLÈME
DES PARAMETRES OPÉRATIONNELS DU PROCESSUS
D'ÉVALUATION QUI SE PRODUISENT DANS
DES INSTALLATIONS THERMO-TECHNOLOGIQUES**

S. V. Artemova¹, A. A. Artemov², M. F. Dioumessy¹

*Département «Construction des systèmes radioélectroniques et microprocesseurs»,
UTET (1); département de l'analyse fonctionnelle,
UET G. R. Derjavin (2); Tambov, Russie; sartemova@yandex.ru*

Mots-clés: évaluation de matière pâteuse d'humidité; la topologie du réseau neuronal; réseau neuronal intelligent.

Résumé: L'article donne un aperçu des topologies de réseaux de neurones intelligents, appropriés pour la résolution des problèmes des paramètres opérationnels du processus d'évaluation qui se produisent dans les installations thermo-technologiques à forte intensité énergétique. Considérons un exemple de construction d'un réseau de neurones, qui nous permettra une évaluation rapide de la matière pâteuse d'humidité pendant son séchage.

L'article est basé sur le travail des auteurs [1, 2]. L'une des approches modernes de résolution des problèmes techniques complexes est l'utilisation des technologies de l'information, qui sont basés sur le fonctionnement des réseaux de neurones artificiels. Il est connu que les réseaux de neurones artificiels sont créés sous la forme de modèles informatiques, avec succès face aux défis d'approximation, la reconnaissance des formes, la prévision, l'analyse des données, la gestion, la mesure, les clusters et autres.

Le réseau de neurones est une puissante méthode de modélisation, permettant de reproduire des dépendances extrêmement complexes. Le réseau de neurones est un ensemble de neurones interconnectés. Le neurone est un élément de transformation élémentaire dans le réseau de neurones.

Il se compose de groupes de synapses x_j – les entrées unidirectionnelles ayant des poids différents w_j – poids synaptiques liés aux axones de sorties par le biais de la fonction d'activation $y_k = \varphi(v_k) = \varphi\left(\sum_{j=0}^m w_{jk} x_j\right)$.

Le modèle graphique de neurone est présenté dans la Fig. 1.

Il existe de nombreuses façons de combiner différents neurones dans le réseau. Toutefois, pour une meilleure résolution du problème donné, il faut bien sélectionner la topologie du réseau, ainsi que correctement faire son apprentissage.

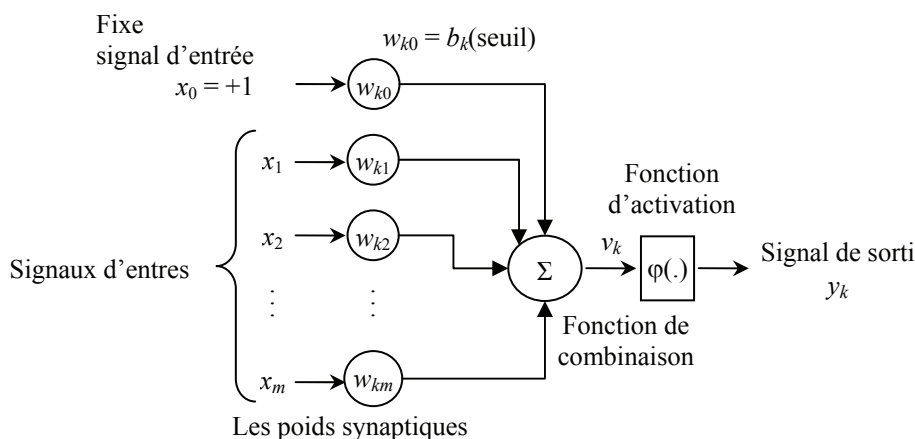


Fig. 1. Modèle McCulloch–Pitz

Il est connu (voir [3]) que les réseaux de neurones peuvent être de topologie différente. Considérons plus en détail certains d'entre eux. Le réseau de neurones simple-couche qui est le plus simple se compose d'une seule couche de neurones. A ce réseau de neurones peut être attribué le Perceptron Rosenblatt. Voir Fig. 2.

Sur la Fig. 2, il y a n entrées qui ont leur tour renvoient des signaux aux trois neurones synapses formant une couche unique et émettant le signal à trois sorties.

Un perceptron monocouche Rosenblatt est un réseau de neurones, dans lequel tous les neurones ont une fonction d'activation de seuil rigide. Il dispose d'un algorithme d'apprentissage simple et peut être utilisé dans des missions de reconnaissance des formes.

Les réseaux de neurones multicouches peuvent résoudre des tâches plus complexes que la simple couche [3]. Le perceptron multicouche (MLP) est une propagation vers l'avant du réseau neuronal du signal (sans retour). Leur signal d'entrée est converti à la sortie, traversant successivement plusieurs couches. La première de ces couches s'appelle l'entrée et la dernière la sortie, le nombre de couches est ignoré. En plus des couches d'entrée et de sortie, un perceptron multicouche présente une ou plusieurs couches intermédiaires, qui sont appelées cachées. La présence de plusieurs couches cachées rend possible l'utilisation des fonctions d'activation non linéaires. Un exemple d'un perceptron à deux couches représentées sur la Fig. 3.

Le réseau représenté sur la Fig. 3. Comporte n entrées, lesquels reçoivent des signaux allant plus loin le long des synapses des trois neurones qui constituent la première couche. Les signaux de sortie de la première couche sont transférés aux deux

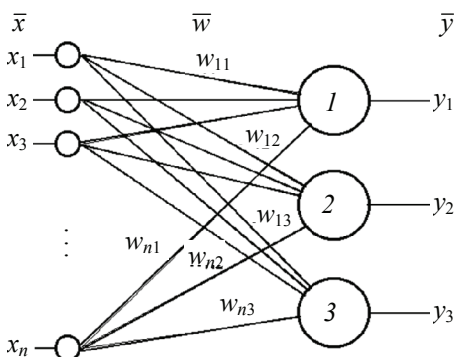


Fig. 2. Perceptron simple (monocouche) Rosenblatt

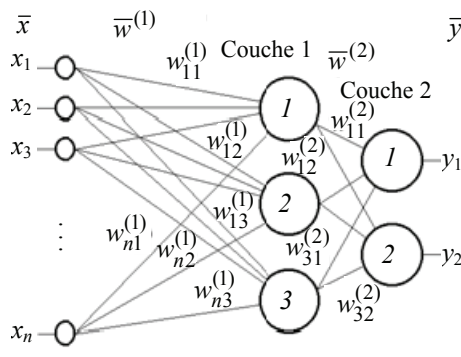


Fig. 3. Perceptron à deux couches

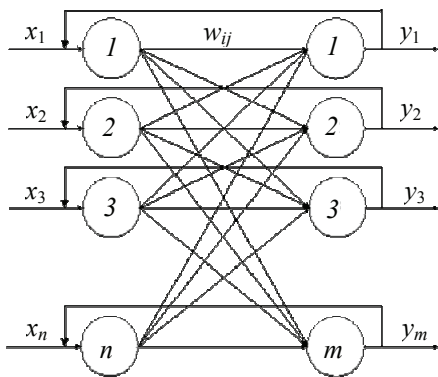


Fig. 4. Réseau de neurones avec des rétroactions

neurones d'une couche peuvent être combinées dans un tableau de tableaux. Avec "exactitude" des réseaux de neurones, dans lesquels les signaux sont propagés dans le sens des entrées vers les sorties, ces réseaux de neurones peuvent être utilisés avec des rétroactions (Fig. 4). Ici les signaux émis par les sorties du réseau sont repliés sur ses entrants, et se mélangent avec des signaux d'entrée.

Lors de l'application de cette topologie, il convient d'avoir à l'esprit que la présence des rétroactions peut nuire à la viabilité d'un tel réseau. Il peut se coincer dans une boucle, passant d'un nombre infini de fois avec le même État.

Les réseaux de neurones peuvent être compliqués par l'ajout d'éléments, retardant le signal de diffusion en direction avant ou en arrière (Fig. 5).

En utilisant des éléments de retard dans la modélisation du système nerveux, il convient du fait que les signaux d'excitation qui sont transmis entre les neurones ne sont pas faits immédiatement [3].

Les réseaux de neurones qui sont utilisés pour résoudre des problèmes de clustering sont appelés couche de Kohonen, signaux de sortie de cette couche sont traitées par la règle du "le gagnant prend tout": Le plus grand signal est converti en une unité, d'autres se tournent vers zéro.

On sait que les réseaux neuronaux sont appliqués pour résoudre les problèmes d'approximation. Voici un exemple de construction d'un réseau de neurones, permettant en temps réel d'évaluer l'humidité en mouvement pâteux dans un séchoir à tambour à chambre multiples. Le séchoir à tambour multi-chambre est une installation complexe thermo-technologique. Pour déterminer les entrées du réseau de neurones, la mesure est effectuée en groupes de capteurs communs lesquels sont installés sur l'installation elle-même et le capteur qui est situé dans la nième chambre dans laquelle est très difficile pour l'élimination de l'humidité. Nous appelons cette nième chambre: chambre contrôlée.

Dans la chambre contrôlée est enlevé l'humidité principale ou de surface. Il a également une grande fenêtre qui fournit un apport d'agent desséchant à huis clos. Agent de séchage chauffé est effectuée dans un réchauffeur d'air à vapeur. L'agent de séchage usé est extrait par le ventilateur d'échappement de purge d'amortisseur,

neurones de la deuxième couche, ces derniers à leur tour émettent deux signaux de sortie. Chaque couche peut avoir des nombres différents de neurones. En outre toutes les entrées des neurones de couche suivante sont connectées aux sorties de tous les neurones de la couche précédente. Tous les réseaux de neurones ont leurs propres séries de poids. Dans la simulation, les coefficients de pondération du neurone peuvent être représenté comme un tableau.

De même, les poids de tous les

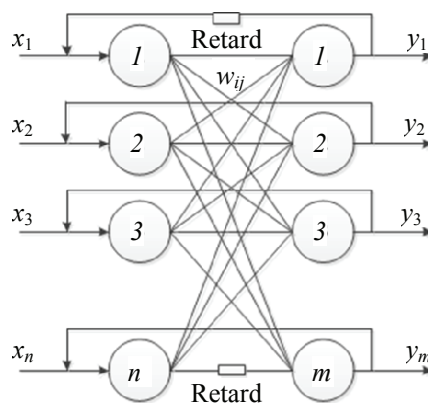


Fig. 5. Réseau de neurones avec des rétroactions

qui fonctionne dans un mode cyclique. Elimination de l'agent de séchage du mode cyclique est effectué pendant l'allumage et l'éteignage du ventilateur d'extraction; l'allumage du ventilateur se produit lors de l'atteinte de la valeur maximale spécifiée, et s'arrête lors de la valeur d'humidité minimale d'agent de séchage spécifiée. Les signaux provenant de capteurs, sont normalisés et dans le présent formulaire sont servis aux entrées du réseau neuronal formé à l'avance, de quel temps réel, obtenir l'évaluation de matériaux humidité actuels dans une chambre contrôlée.

Les capteurs communs sont conçus pour définir les caractéristiques suivantes: l'humidité et la température ambiante, activer et désactiver le ventilateur d'extraction, présence et absence d'agitateur, vitesse de déplacement de la plaque de convoyeur. Des capteurs installés dans la nième chambre, sont destinés à déterminer: la température et l'humidité de l'agent de séchage, le degré d'ouverture de la fenêtre d'admission d'air et la grille. En fonction des informations reçues des capteurs et des valeurs connues de l'a teneur en humidité initiale, se calcule les valeurs des entrées du réseau de neurones.

Les entrées du réseau sont les valeurs: x_1 – teneur en humidité initiale; x_2 et x_3 – température et l'humidité ambiante; x_4 – la vitesse de déplacement du convoyeur de plaque; x_5 – la présence ou l'absence d'agitateur; x_6 – pourcentage intégral d'évaluation du temps de travail du ventilateur d'extraction; x_7 et x_8 – température moyenne pondérée et l'humidité de l'agent de séchage dans la nième chambre; x_9 et x_{10} – pourcentage de l'ouverture d'entrée d'air de la fenêtre et d'une porte de secours (déchets).

La normalisation des valeurs obtenues se détermine comme suit:

$$\bar{x}_i = x_i K_{\text{amp}}^n + K_{\text{of}}^n, \quad i = \overline{1, V_n},$$

où i – le numéro d'entrée du réseau de neurones; \bar{x}_i , x_i – Les valeurs normalisées et non normalisées de la i -ième entrée du réseau de neurones; K_{amp}^n , K_{of}^n – L'amplitude et le décalage des coefficients de denormalisation ; V_n – Le nombre d'entrées du réseau de neurones pour calculer la teneur en humidité φ_n .

L'apprentissage du réseau neuronal est organisé par des mesures exemplaires de paramètres technologiques dans la bande d'adaptation de lanième chambre avec une précision fixe.

Le modèle analytique pour l'évaluation de l'humidité du matériau dans la nième chambre, est une architecture de réseau neuronal a perceptron multicouche, formé d'algorithme de rétro-propagation d'erreurs, lequel peut être écrit comme suit :

$$\begin{aligned} \overline{\varphi}_n = & \left[1 + \exp\left(-\beta_{\text{sort}}^{(n)} \left[\sum_{j=1}^{N_n} w_j^{(n \text{ sort})} \right] \right) \left(1 + \exp\left(-\beta_j^{(n)} \left[w_{1,j}^{(n)} \bar{x}_1 + w_{2,j}^{(n)} \bar{x}_2 + \right. \right. \right. \\ & + w_{3,j}^{(n)} \bar{x}_3 + w_{4,j}^{(n)} \bar{x}_4 + w_{5,j}^{(n)} \bar{x}_5 + w_{6,j}^{(n)} \bar{x}_6 + w_{7,j}^{(n)} \bar{x}_7 + \\ & \left. \left. \left. + w_{8,j}^{(n)} \bar{x}_8 + w_{9,j}^{(n)} \bar{x}_9 + w_{10,j}^{(n)} \bar{x}_{10} \right] - \theta_j^{(n)} \right) \right)^{-1} - \theta_{\text{sort}}^{(n)} \right]^{-1}, \end{aligned} \quad (1)$$

où n – numéro de la chambre, $\beta_j^{(n)}$, $\beta_{\text{sort}}^{(n)}$, $\theta_j^{(n)}$, $\theta_{\text{sort}}^{(n)}$ – Angles d'inclinaisons et de décalages des fonctions d'activation sigmoïdales de neurones des couches cachées et de sorties du réseau de neurones; $w_{i,j}^{(n)}$, $w_j^{(n \text{ sort})}$ – les poids des coefficients de liaisons les couches cachées et de sorties du réseau de neurones; N_n – le nombre de neurones dans la couche cachée du réseau pour calculer la teneur en humidité dans la nième chambre de

séchage; et des valeurs normalisées: $\overline{\varphi}_n$ – l'humidité du matériau à la sortie de la nième chambre; \overline{x}_1 – Teneur en humidité initiale du matériau; $\overline{x}_2, \overline{x}_3$ – l'humidité et la température ambiante; \overline{x}_4 – la vitesse de déplacement du convoyeur de plaque; \overline{x}_5 – la présence ou l'absence d'agitateur; \overline{x}_6 – pourcentage d'évaluation du temps de travail du ventilateur d'extraction; $\overline{x}_7, \overline{x}_8$ – La température et l'humidité de l'agent de séchage; $\overline{x}_9, \overline{x}_{10}$ – pourcentage de l'ouverture d'entrée d'air de la fenêtre et d'une porte de secours (déchets).

Pour obtenir la valeur d'humidité du matériau φ_n à l'échelle naturelle, le signal de sortie du réseau se denormalise

$$\varphi_n = \frac{\overline{\varphi}_n - K_{of}^{din}}{K_{amp}^{din}},$$

où $K_{amp}^{din}, K_{of}^{din}$ – L'amplitude et le décalage (offset) des coefficients de denormalisation.

La dépendance analytique qui en résulte (1) permet d'évaluer l'humidité du matériau dans la nième chambre séchée en temps réel lors du processus de séchage avec une erreur relative ne dépassant pas 2%. Une réserve importante pour l'augmentation de la qualité du matériau à la sortie du séchoir à tambour multi-chambre utilisé dans (entreprise publique) "Pigmente" Ville de Tambov, est l'estimation de l'humidité des chambres contrôlées pendant le processus de séchage, ce qui permet de connaître le réseau de neurones donné dans l'article [2, 4, 5]. L'application de la dépendance analytique (1) dans un système du processus de séchage, permettant d'augmenter la production de produits de haute qualité grâce à une surveillance continue des paramètres technologiques du processus de séchage en temps réel. La mesure indirecte de l'humidité relative de la matière ne se fait pas à la sortie du séchoir, mais dans les chambres qui ont le plus d'impact sur le processus de séchage; cela donne la possibilité à l'appareil dans ce cas, lorsque l'humidité relative dépasse celle admissible, de rapidement modifier les paramètres d'installation du séchoir et de sécher la partie de matériau avec la qualité requise.

Littérature

1. Пат. 2444725 Российская Федерация, МКП G01N25/00. Способ оценки влажности пастообразного материала в процессе его сушки в вальцеленточной сушильной установке / С. В. Артемова, А. Н. Грибков, К. В. Брянкин, А. С. Назаров, ГОУ ВПО «ТГТУ». – № 2010109120/28 ; заявл. 11.03.2010 ; опубл. 10.03.2012, Бюл. № 7. – 9 с.
2. Использование интеллектуальных датчиков для оперативной оценки влажности движущегося пастообразного материала в процессе сушки / С. В. Артемова [и др.] // Измерительная техника. – 2016. – № 4. – С. 16 – 18.
3. Боровиков, В. П. Нейронные сети. Statistica Neural Networks. Методология и технологии современного анализа данных / В. П. Боровиков. – 2-е изд., перераб. и доп. – М. : Горячая линия – Телеком, 2008. – 392 с.
4. Artemova, S. V. Building Software of Intelligent Humidity Sensor / S. V. Artemova, P. A. Podhvatilin, R. O. Sheludyakov // Вестн. Тамб. гос. техн. ун-та. – 2014. – Т. 20, № 2. – С. 253 – 260.
5. Adaptive Operation Algorithm of Intelligent Humidity Sensor / S. V. Artemova [et al.] // Вестн. Тамб. гос. техн. ун-та. – 2015. – Т. 21, № 3. – С. 393 – 398.

**Топологии интеллектуальных нейронных сетей и их применение
в задаче оперативной оценки параметров процессов,
протекающих в теплотехнологическом объекте**

С. В. Артемова, А. А. Артемов, М. Ф. Диумесси

*Кафедра «Конструирование радиоэлектронных и микропроцессорных систем»,
ФГБОУ ВО «ТГТУ» (1); кафедра функционального анализа,
ФГБОУ ВО «ТГУ им. Г. Р. Державина» (2); г. Тамбов, Россия;
sartemova@yandex.ru*

Ключевые слова: интеллектуальная нейронная сеть; оценка влажности пастообразного материала; топология нейронной сети.

Аннотация: Приведен обзор топологий интеллектуальных нейронных сетей, пригодных для решений задач оперативной оценки параметров процессов, протекающих в энергоемких теплотехнологических объектах. Рассмотрен пример построения нейронной сети, позволяющей проводить оперативную оценку влажности пастообразного материала в процессе его сушки.

**Topologies of Intellectual Neural Networks
and Their Application in the Problem of Operational Evaluation
of Process Parameters in Heat-Processing Facility**

S. V. Artemova, A. A. Artemov, M. F. Dioumessy

*Department of Design of Radioelectronic and Microprocessor Systems, TSTU (1);
Department of Functional Analysis, Derzhavin Tambov State University (2);
Tambov, Russia; sartemova@yandex.ru*

Keywords: intellectual neural network; assessment of moisture content of the pasty material; neural network topology.

Abstract: The paper gives an overview of the topologies of intelligent neural networks suitable for operational evaluation of parameters of the processes occurring in energy-intensive heat-engineering facilities. The example of the construction of a neural network that allows an operational evaluation of the moisture content of a pasty material during its drying is considered.

References

1. Artemova S.V., Gribkov A.N., Bryankin K.V., Nazarov A.S. Tambov State Technical University. *Sposob otsenki vlazhnosti pastoobraznogo materiala v protsesse ego sushki v val'tselentochnoi sushil'noi ustanovke* [A method for assessing the moisture content of a pasty material during its drying in a roll-drying dryer], Russian Federation, 2012, Pat. 2444725. (In Russ.)
2. Artemova S.V., Artemov A.A., Melisarov V.M., Podkhvatilin P.A. Use of Intelligent Sensors to Rapidly Estimate Moisture Content in Moving Pastelike Material During the Drying Process, *Measurement Techniques*, 2016, pp. 1-4, doi: 10.1007/s11018-016-0972-7 (In Russ., abstract in Eng.)

3. Borovikov V.P. *Neironnye seti. Statistica Neural Networks. Metodologiya i tekhnologii sovremennogo analiza dannykh* [Neural networks. Statistica Neural Networks. Methodology and technologies of modern data analysis], Moscow: Goryachaya liniya – Telekom, 2008, 392 p. (In Russ.)

4. Artemova S.V., Podkhvatilin P.A., Sheludyakov R.O. [Building software of intelligent humidity sensor], *Transactions of the Tambov State Technical University*, 2014, vol. 20, no. 2, pp. 253-260. (In Russ., abstract in Eng.)

5. Artemova S.V., Artemov A.A., Podkhvatilin P.A., Koshelev I.Yu. [Adaptive operation algorithm of intelligent humidity sensor], *Transactions of the Tambov State Technical University*, 2015, vol. 21, no. 3, pp. 393-398. (In Russ., abstract in Eng.)

Топологии von intellektuellen Neuronetzen und ihre Anwendung im Problem der operativen Bewertung der Parameter der im wärmetechnologischen Objekt durchlaufenden Prozesse

Zusammenfassung: Es ist ein Überblick über die Topologien intellektueller neuronaler Netze gegeben, die zur Lösung von Problemen der operativen Einschätzung der Parameter der Prozesse in energieintensiven wärmetechnischen Objekten geeignet sind. Es ist ein Beispiel für die Konstruktion eines neuronalen Netzes betrachtet, das eine operative Beurteilung des Feuchtigkeitsgehalts eines pastösen Stoffs während seiner Trocknung ermöglicht.

Авторы: *Артемова Светлана Валерьевна* – доктор технических наук, профессор кафедры «Конструирование радиоэлектронных и микропроцессорных систем», ФГБОУ ВО «ТГТУ», г. Тамбов, Россия; *Артемов Анатолий Анатольевич* – доктор физико-математических наук, профессор кафедры функционального анализа, ФГБОУ ВО «ТГУ им. Г. Р. Державина», г. Тамбов, Россия; *Диумесси Мори Фодде* – магистрант, ФГБОУ ВО «ТГТУ», г. Тамбов, Россия.

Рецензент: *Муромцев Дмитрий Юрьевич* – доктор технических наук, профессор, проректор по научно-инновационной деятельности, ФГБОУ ВО «ТГТУ», г. Тамбов, Россия.
