

**DOI: 10.15587/1729-4061.2020.218137**  
**DEVELOPMENT OF A METHOD FOR OPTIMIZING**  
**THE STRUCTURE OF STATIC NEURAL NETWORKS**  
**INTENDED FOR CATEGORIZING TECHNICAL STATE**  
**OF GAS-TURBINE ENGINES (p. 53–62)**

**Oleksandr Yakushenko**

National Aviation University,  
Kyiv, Ukraine

**ORCID:** <http://orcid.org/0000-0002-1036-7960>

**Oleksandr Popov**

National Aviation University,  
Kyiv, Ukraine

**ORCID:** <http://orcid.org/0000-0003-1405-5953>

**Azer Mirzoyev**

National Academy of Aviation,  
Baku, Azerbaijan

**ORCID:** <http://orcid.org/0000-0001-7979-8307>

**Oleg Chumak**

TOV Aviaremontne Pidpriemstvo URAR,  
Kyiv, Ukraine

**ORCID:** <http://orcid.org/0000-0002-7410-5871>

**Valerii Okhmakevych**

National Aviation University,  
Kyiv, Ukraine

**ORCID:** <http://orcid.org/0000-0002-4860-9080>

A process of creating a static neural network intended for diagnosing bypass gas turbine aircraft engines by a method of categorizing the technical state of the engine flow path was considered. Diagnostics depth was “to the structural assembly”. A variant of diagnosing single faults of the flow path was considered.

The following tasks were set:

- select the best neuron activation functions in the network layers;
- determine the number of layers;
- determine the optimal number of neurons in layers;
- determine the optimal size of the training set.

The problem was solved taking into account the influence of parameter measurement errors.

The method of structure optimization implies training the network of the selected configuration using a training data set. The training was periodically interrupted to analyze the results of the network operation according to the criterion characterizing the quality of classification of the engine technical state. The assessment was performed with training and control sets. The network that provides the best value of the classification quality parameter assessed by the test set was selected as the final network.

The PS-90A turbojet engine was selected as the object of diagnostics. Diagnostics was carried out on takeoff mode and during the initial climb.

Primary optimization was carried out according to the data with no measurement errors. It was shown that a two-layer network with the use of neurons having a hyperbolic tangent function in both layers is sufficient to solve the problem. The size of the first network layer was finally optimized according to the data containing measurement errors. A two-layer network with eight neurons in the first layer was obtained. The share of erroneous diagnoses measured 14.5 %.

**Keywords:** static neural network, gas turbine engine, activation function, hyperbolic tangent.

#### References

1. Sutskever, I., Martens, J., Dahl, G., Hinton, G. (2013). On the importance of initialization and momentum in deep learning. *Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning*, 28 (3), 1139–1147. Available at: <http://proceedings.mlr.press/v28/sutskever13.html>
2. Krutikov, V. N., Samoylenko, N. S. (2018). On the convergence rate of the subgradient method with metric variation and its applications in neural network approximation schemes. *Vestnik Tomskogo Gosudarstvennogo Universiteta. Matematika i Mekhanika*, 55, 22–37. doi: <https://doi.org/10.17223/19988621/55/3>
3. Brownlee, J. (2018). How to Avoid Overfitting in Deep Learning Neural Networks. Available at: <https://machinelearningmastery.com/introduction-to-regularization-to-reduce-overfitting-and-improve-generalization-error/>
4. Denil, M., Shakibi, B., Dinh, L., Ranzato, M., De Freitas, N. (2014). Predicting Parameters in Deep Learning. *arXiv.org*. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1306.0543.pdf>
5. Han, S., Pool, J., Tran, J., Dally, W. J. (2015). Learning both Weights and Connections for Efficient Neural Networks. *arXiv.org*. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1506.02626v3.pdf>
6. Patrick, E. A. (1972). *Fundamentals of pattern recognition*. Prentice-Hall, Inc., 504.
7. Patrik, E.; Levin, B. (Ed.) (1980). *Osnovy teorii raspoznavaniya obrazov*. Moscow: Sov. radio, 408. Available at: <http://padaread.com/?book=19276>
8. Rashid, T. (2016). Make your own neural network. CreateSpace, 222.
9. Medvedev, V. S., Potemkin, V. G.; Potemkin, V. G. (Ed.) (2002). *Neyronnye seti. MATLAB 6*. Moscow: DIALOG-MIFI, 496.
10. Medvedev, V. S., Potemkin, V. G. (2001). *Neyronnye seti. MATLAB 6. Pakety prikladnyh programm. Kn. 4*. Moscow: DIALOG-MIFI, 630.
11. Lo Gatto, E., Li, Y. G., Pilidis, P. (2006). Gas Turbine Off-Design Performance Adaptation Using a Genetic Algorithm. Volume 2: Aircraft Engine; Ceramics; Coal, Biomass and Alternative Fuels; Controls, Diagnostics and Instrumentation; Environmental and Regulatory Affairs. doi: <https://doi.org/10.1115/gt2006-90299>
12. Sampath, S., Ogaji, S., Singh, R., Probert, D. (2002). Engine-fault diagnostics: an optimisation procedure. *Applied Energy*, 73 (1), 47–70. doi: [https://doi.org/10.1016/s0306-2619\(02\)00051-x](https://doi.org/10.1016/s0306-2619(02)00051-x)
13. Li, Y. G. (2002). Performance-analysis-based gas turbine diagnostics: A review. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy*, 216 (5), 363–377. doi: <https://doi.org/10.1243/095765002320877856>
14. Ntantis, E. L., Botsaris, P. N. (2015). Diagnostic Methods for an Aircraft Engine Performance. *Journal of Engineering Science and Technology Review*, 8 (4), 64–72. doi: <https://doi.org/10.25103/jestr.084.10>
15. Ross, T. J. (2010). *Fuzzy logic with engineering applications*. John Wiley & Sons. doi: <https://doi.org/10.1002/9781119994374>
16. Yang, M., Shen, Q. (2008). Reinforcing fuzzy rule-based diagnosis of turbomachines with case-based reasoning. *International Journal of Knowledge-Based and Intelligent Engineering Systems*, 12 (2), 173–181. doi: <https://doi.org/10.3233/kes-2008-12208>
17. Ogaji, S. O. T., Li, Y. G., Sampath, S., Singh, R. (2003). Gas Path Fault Diagnosis of a Turbofan Engine From Transient Data Using

з статичними, так і динамічними даними. Проведено апробацію запропонованого методу. Встановлено підвищення оперативності оцінювання кібернетичної безпеки на рівні 20–25 % по оперативності обробки інформації про рівень кібернетичної захищеності.

**Ключові слова:** кібернетична безпека, штучний інтелект, кібернетичні загрози, інтелектуальні системи, інформаційні системи.

---

**DOI: 10.15587/1729-4061.2020.218137**

**РОЗРОБКА МЕТОДА ОПТИМІЗАЦІЇ СТРУКТУРИ СТАТИЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ, ПРИЗНАЧЕНИХ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ГАЗОТУРБІННОГО ДВИГУНА (с. 53–62)**

**О. С. Якушенко, О. В. Попов, А. Дж. Мірзоєв, О. І. Чумак, В. М. Охмакевич**

Розглянуто процес створення статичної нейронної мережі, призначеної для діагностування авіаційного двоконтурного газотурбінного двигуна методом класифікації технічного стану його проточної частини. Діагностування проводиться з глибиною «до конструктивного вузла». Розглядається варіант діагностування одиночних несправностей за параметрами робочого процесу.

Задачі: вибір найкращих функцій активації нейронів; визначення кількості шарів; визначення оптимальної кількості нейронів в шарах; визначення оптимального розміру навчального набору. Задачі вирішуються з урахуванням впливу похибок вимірювання параметрів.

Метод оптимізації структури полягає навчанні мережі обраної конфігурації з використанням навчального набору. Навчання періодично перепивається для аналізу результатів роботи мережі за критерієм, який характеризує якість класифікації технічного стану двигуна. Оцінка виконується окремо за навчальним та контрольним наборами. Як кінцева обирається мережа, що забезпечує найкраще значення параметра якості класифікації за контрольним набором.

Об'єктом діагностування обрано турбореактивний двигун ПС-90А. Діагностування виконується на злітному режимі і при початковому наборі висоти.

Первинну оптимізацію мережі проведено за даними, що не містять похибок вимірювання. Показано, що для вирішення задачі достатньо двошарової мережі з використанням в обох шарах нейронів з функцією гіперболічний тангенс. Остаточну оптимізацію розміру першого шару мережі проведено за даними, що містять похибки вимірювання. Отримана двослойна мережа має вісім нейронів у вхідному шарі. Частка хибних діагнозів складає при цьому 14,5 %.

**Ключові слова:** статична нейронна мережа, газотурбінний двигун, функція активації, гіперболічний тангенс.