

ABSTRACT AND REFERENCES

MATHEMATICS AND CYBERNETICS – APPLIED ASPECTS

DOI: 10.15587/1729-4061.2024.318452**NETWORK COMMUNITY DETECTION USING MODIFIED MODULARITY CRITERION (p. 6–13)****Vadim Shergin**Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4388-8180>**Sergiy Grinyov**Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-0797-193X>**Larysa Chala**Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9890-4790>**Serhii Udovenko**Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics,
Kharkiv, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5945-8647>

The object of this study is complex networks whose model is undirected weighted ordinary (without loops and multiple edges) graphs. The task to detect communities, that is, partition the set of network nodes into communities, has been considered. It is assumed that such communities should be non-overlapped. At present, there are many approaches to solving this task and, accordingly, many methods that implement it. Methods based on the maximization of the network modularity function have been considered. A modified modularity criterion (function) has been proposed. The value of this criterion explicitly depends on the number of nodes in the communities. The partition of network nodes into communities with maximization by such a criterion is significantly more prone to the detection of small communities, or even singleton-node communities. This property is a key characteristic of the proposed method and is useful if the network being analyzed really has small communities. In addition, the proposed modularity criterion is normalized with respect to the current number of communities. This makes it possible to compare the modularity of network partitions into different numbers of communities. This, in turn, makes it possible to estimate the number of communities that are formed, in cases when this number is not known a priori. A method for partitioning network nodes into communities based on the criterion of maximum modularity has been devised. The corresponding algorithm is suboptimal, belongs to the class of greedy algorithms, and has a low computational complexity – linear with respect to the number of network nodes. As a result, it is fast, so it can be used for network partitioning. The method devised for detecting network communities was tested on classic datasets, which confirmed the effectiveness of the proposed approach.

Keywords: network modularity, node communities, network partitioning, assortativeness, problems of high dimensionality.

References

1. Newman, M. E. J. (2003). Mixing patterns in networks. *Physical Review E*, 67 (2). <https://doi.org/10.1103/physreve.67.026126>
2. Cinelli, M., Peel, L., Iovanella, A., Delvenne, J.-C. (2020). Network constraints on the mixing patterns of binary node metadata. *Physical Review E*, 102 (6). <https://doi.org/10.1103/physreve.102.062310>
3. Hamdaqa, M., Tahvildari, L., LaChapelle, N., Campbell, B. (2014). Cultural scene detection using reverse Louvain optimization. *Science of Computer Programming*, 95, 44–72. <https://doi.org/10.1016/j.scico.2014.01.006>
4. Girvan, M., Newman, M. E. J. (2002). Community structure in social and biological networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99 (12), 7821–7826. <https://doi.org/10.1073/pnas.122653799>
5. Pascual-García, A., Bell, T. (2020). functionInk: An efficient method to detect functional groups in multidimensional networks reveals the hidden structure of ecological communities. *Methods in Ecology and Evolution*, 11 (7), 804–817. <https://doi.org/10.1111/2041-210x.13377>
6. Newman, M. E. J. (2004). Detecting community structure in networks. *The European Physical Journal B – Condensed Matter*, 38 (2), 321–330. <https://doi.org/10.1140/epjb/e2004-00124-y>
7. Karrer, B., Newman, M. E. J. (2011). Stochastic blockmodels and community structure in networks. *Physical Review E*, 83 (1). <https://doi.org/10.1103/physreve.83.016107>
8. Cohen-Addad, V., Kosowski, A., Mallmann-Trenn, F., Saulpic, D. (2020). On the Power of Louvain in the Stochastic Block Model. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2020)*. Vancouver, 4055–4066. Available at: <https://hal.science/hal-03140367>
9. Newman, M. E. J. (2006). Modularity and community structure in networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 103 (23), 8577–8582. <https://doi.org/10.1073/pnas.0601602103>
10. Blondel, V. D., Guillaume, J.-L., Lambiotte, R., Lefebvre, E. (2008). Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2008 (10), P10008. <https://doi.org/10.1088/1742-5468/2008/10/p10008>
11. Raskin, L., Sira, O. (2021). Devising methods for planning a multi-factorial multilevel experiment with high dimensionality. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 5 (4 (113)), 64–72. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2021.242304>
12. Fortunato, S., Barthélémy, M. (2007). Resolution limit in community detection. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 104 (1), 36–41. <https://doi.org/10.1073/pnas.0605965104>
13. Orgnet. Available at: <http://www.orgnet.com/>
14. Piraveenan, M., Prokopenko, M., Zomaya, A. Y. (2012). On congruity of nodes and assortative information content in complex networks. *Networks and Heterogeneous Media*, 7 (3), 441–461. <https://doi.org/10.3934/nhm.2012.7.441>
15. Shergin, V., Udovenko, S., Chala, L. (2020). Assortativity Properties of Barabási-Albert Networks. *Data-Centric Business and Applications*, 55–66. https://doi.org/10.1007/978-3-030-43070-2_4
16. Shergin, V., Chala, L., Udovenko, S. (2019). Assortativity Properties of Scale-Free Networks. *2019 IEEE International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T)*, 723–726. <https://doi.org/10.1109/picst47496.2019.9061369>
17. Shergin, V., Chala, L., Udovenko, S., Pohurska, M. (2018). Assortativity of an elastic network with implicit use of information about nodes degree. *CEUR Workshop Proceedings*, 131–140. Available at: https://ceur-ws.org/Vol-3018/Paper_12.pdf
18. Noldus, R., Van Mieghem, P. (2015). Assortativity in complex networks. *Journal of Complex Networks*, 3 (4), 507–542. <https://doi.org/10.1093/comnet/cnv005>
19. Network data. Available at: <https://public.websites.umich.edu/~mejn/netdata/>

DOI: 10.15587/1729-4061.2024.316779

DEVELOPMENT A SET OF MATHEMATICAL MODELS FOR ANOMALY DETECTION IN HIGH-LOAD COMPLEX COMPUTER SYSTEMS (p. 14–25)

Yelyzaveta Meleshko

Central Ukrainian National Technical University,
Kropyvnytskyi, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8791-0063>

Mykola Yakymenko

Central Ukrainian National Technical University,
Kropyvnytskyi, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3290-6088>

Volodymyr Mikhav

Science Entrepreneurship Technology University, Kyiv, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4816-4680>

Yaroslav Shulika

Central Ukrainian National Technical University,
Kropyvnytskyi, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6713-7269>

Viacheslav Davydov

Science Entrepreneurship Technology University, Kyiv, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2976-8422>

The subject of this study is the process of anomaly detection in high-load complex computer systems (HLCCSs). The task addressed in the paper is the lack of real-time anomaly detection models in HLCCS with a specified accuracy. A set of mathematical models for real-time anomaly detection has been built and investigated. This set includes a mathematical model for detecting anomalous connections between components of computer system (DACCSS) and a mathematical model for assessing current state of computer system (CSACS).

The results of models tests showed the following efficiency metrics. For a DACCSS model: accuracy – 84 %, positive predictive value – 87 %, recall – 74 %, and weighted average accuracy (WAA) – 78 %. For a CSACS model: accuracy – 91 %, positive predictive value – 82 %, recall – 68 %, and WAA – 67 %.

The positive results of the study can be attributed to the following factors. A DACCSS model uses projection matrices and orthogonal vector functions to analyze anomalies. This enables the creation of spatial decompositions that reveal complex interrelationships between system components using only eigenvalues and eigenvectors. A CSACS model applies the singular value decomposition method, which implies solving a system of scalar equations to determine the current state of the system. This approach minimizes computational costs compared to methods requiring the solution of complex matrix equations. Thus, the model could be applied for real-time data analysis and anomaly detection under conditions of limited resources and high system load.

The practical application scope includes HLCCS, such as banking transaction servers and cloud platforms, in which it is essential to enable stable operation under high request amount and to minimize the risk of data loss or service failure.

Keywords: high-load complex computer systems, anomaly detection, mathematical models, real-time.

References

1. Yu, S., Jiang, H., Huang, S., Peng, X., Lu, A. (2021). Compute-in-Memory Chips for Deep Learning: Recent Trends and Prospects. *IEEE Circuits and Systems Magazine*, 21 (3), 31–56. <https://doi.org/10.1109/mcas.2021.3092533>
2. Kumar, S., Gupta, S., Arora, S. (2021). Research Trends in Network-Based Intrusion Detection Systems: A Review. *IEEE Access*, 9, 157761–157779. <https://doi.org/10.1109/access.2021.3129775>
3. Lu, P.-J., Lai, M.-C., Chang, J.-S. (2022). A Survey of High-Performance Interconnection Networks in High-Performance Computer Systems. *Electronics*, 11 (9), 1369. <https://doi.org/10.3390/electronics11091369>
4. Semenov, S., Mozhaiev, O., Kuchuk, N., Mozhaiev, M., Tiulieniev, S., Gnusov, Y. et al. (2022). Devising a procedure for defining the general criteria of abnormal behavior of a computer system based on the improved criterion of uniformity of input data samples. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 6 (4 (120)), 40–49. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.269128>
5. Meleshko, Y., Raskin, L., Semenov, S., Sira, O. (2019). Methodology of probabilistic analysis of state dynamics of multidimensional semi-Markov dynamic systems. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 6 (4 (102)), 6–13. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2019.184637>
6. Semenov, S., Zhang, L., Cao, W., Bulba, S., Babenko, V., Davydov, V. (2021). Development of a fuzzy GERT-model for investigating common software vulnerabilities. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 6 (2 (114)), 6–18. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2021.243715>
7. Meleshko, Y., Yakymenko, M., Semenov, S. (2021). A Method of Detecting Bot Networks Based on Graph Clustering in the Recommendation System of Social Network. International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems. Available at: <https://ceur-ws.org/Vol-2870/paper92.pdf>
8. Semenov, S., Gavrylenko, S., Chelak, V. (2016). Developing parametrical criterion for registering abnormal behavior in computer and telecommunication systems on the basis of economic tests. *Actual problems of economics*, 4 (178), 451–459.
9. Angel, N. A., Ravindran, D., Vincent, P. M. D. R., Srinivasan, K., Hu, Y.-C. (2021). Recent Advances in Evolving Computing Paradigms: Cloud, Edge, and Fog Technologies. *Sensors*, 22 (1), 196. <https://doi.org/10.3390/s22010196>
10. Khan, A. R. (2024). Dynamic Load Balancing in Cloud Computing: Optimized RL-Based Clustering with Multi-Objective Optimized Task Scheduling. *Processes*, 12 (3), 519. <https://doi.org/10.3390/pr12030519>
11. Zhao, L., Gao, W., Fang, J. (2024). Optimizing Large Language Models on Multi-Core CPUs: A Case Study of the BERT Model. *Applied Sciences*, 14 (6), 2364. <https://doi.org/10.3390/app14062364>
12. Dakić, V., Kovač, M., Slovinac, J. (2024). Evolving High-Performance Computing Data Centers with Kubernetes, Performance Analysis, and Dynamic Workload Placement Based on Machine Learning Scheduling. *Electronics*, 13 (13), 2651. <https://doi.org/10.3390/electronics13132651>
13. Savi, M. A. (2023). Chaos Theory. Lectures on Nonlinear Dynamics, 283–299. https://doi.org/10.1007/978-3-031-45101-0_10
14. Devaney, R. L. (2021). An Introduction to Chaotic Dynamical Systems. Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9780429280801>
15. Göcs, L., Johanyák, Z. C. (2024). Identifying relevant features of CSE-CIC-IDS2018 dataset for the development of an intrusion detection system. *Intelligent Data Analysis*, 28 (6), 1527–1553. <https://doi.org/10.3233/ida-230264>
16. CSE-CIC-IDS2018 on AWS. Available at: <https://www.unb.ca/cic/datasets/ids-2018.html>
17. Almansoori, M., Telek, M. (2023). Anomaly Detection using combination of Autoencoder and Isolation Forest. 1st Workshop on Intelligent Infocommunication Networks, Systems and Services, 25–30. <https://doi.org/10.3311/wins2023-005>
18. Ribeiro, D., Matos, L. M., Moreira, G., Pilastri, A., Cortez, P. (2022). Isolation Forests and Deep Autoencoders for Industrial Screw Tightening Anomaly Detection. *Computers*, 11 (4), 54. <https://doi.org/10.3390/computers11040054>

19. Gavrylenko, S. Y., Sheverdin, I. V. (2021). Development of method to identify the computer system state based on the "isolation forest" algorithm. Radio Electronics, Computer Science, Control, 1 (1), 105–116. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2021-1-11>
20. Semenov, S., Sira, O., Gavrylenko, S., Kuchuk, N. (2019). Identification of the state of an object under conditions of fuzzy input data. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 1 (4 (97)), 22–30. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2019.157085>

DOI: 10.15587/1729-4061.2024.316922

DEVELOPMENT OF AN APPROACH TO THE CONSTRUCTION OF AN ADAPTED MODEL FOR ENSURING THE THERMAL READINESS PROCESSES OF A VEHICLE BASED ON FUEL CONSUMPTION AND EXHAUST GAS EMISSIONS (p. 26–45)

Igor Gritsuk

Kherson State Maritime Academy, Odesa, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7065-6820>

Dmytro Pohorletskyi

Kherson State Maritime Academy, Odesa, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1256-8053>

Mykola Bulgakov

Odesa National Maritime University, Odesa, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7172-8678>

Igor Khudiakov

Kherson State Maritime Academy, Odesa, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8900-7879>

Mykyta Volodarets

Pryazovskyi State Technical University, Mariupol, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8526-4800>

Oleh Smyrnov

Kharkiv National Automobile and Highway University, Kharkiv, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4881-9042>

Volodymyr Korohodskyi

Kharkiv National Automobile and Highway University, Kharkiv, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1605-4631>

Roman Symonenko

State Enterprise "State Road Transport Research Institute", Kyiv, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4269-5707>

Oleksii Holovashchenko

National Transport University, Kyiv, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-7729-5462>

Valerii Hrytsuk

Kharkiv National Automobile and Highway University, Kharkiv, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3780-7815>

The research object is the processes of changes in fuel consumption and harmful emissions of engines and vehicles during their operation.

The investigated problem consists in the lack of an approach to the construction of an adapted model for analytical studies of the thermal readiness processes of vehicles with petrol-powered engines.

An approach to ensuring vehicle thermal preparation based on fuel consumption and exhaust gas emissions is proposed. The essence of the improved algorithm and model lies in accounting for the speci-

fics of warm-up processes based on the developed thermal preparation cycle for vehicle engines.

A feature of the improved approach is the incorporation of experimental research results and features of thermal preparation processes.

The field of practical application of the improved approach is the thermal readiness processes of vehicles with engines adapted to work on gasoline and LPG, focusing on fuel consumption and exhaust gas emissions.

Improvements have been made to the enlarged algorithm of the mathematical model for ensuring vehicle thermal preparation processes. This includes considering fuel supply and thermal readiness features, as well determining fuel consumption and emissions.

The peculiarity of the proposed model is that it allows systematic simulation of thermal preparation processes, taking into account factors and processes that cannot be investigated experimentally. This is validated by the model's adequacy test, showing that data deviation is within the statistical error range from 4.4 to 5.2 %.

The application of the developed approach ensures comprehensive consideration of the specifics of thermal preparation processes and supports decision-making for evaluating results according to the relevant criteria.

Keywords: vehicle, thermal readiness, monitoring, enlarged algorithm, adapted model, fuel, emissions.

References

1. Hutarevych, Yu. F., Zerkalov, D. V., Hovorun, A. H., Korpach, A. O., Merzhyevska, L. P. (2006). *Ekoloziya ta avtomobilnyi transport*. Kyiv: Aristei, 292.
2. Komov, P. B., Volkov, V. V. (2005). Problemy orhanizatsiyi tekhnichnoi ekspluatatsiyi avtomobiliv u suchasnykh umovakh hospodariuvannia. Visnyk Skhidnoukrainskoho natsionalnoho universytetu im. Volodymyra Dalia, 6 (88), 128–132.
3. Volkov, V. P., Kravchenko, A. P. (2008). *Avtomobil': teoriya ekspluatacionnyh svoystv*. Lugansk: Noulidzh, 300.
4. Turenko, A. N., Bogomolov, V. A., Abramchuk, F. I. et al. (2006). O trebovaniyah k konstrukcii i rabochemu processu pnevmovidvigatelya dlya kombinirovannoy energoustanovki avtomobilya. *Avtomobil'niy transport*, 18, 7–12.
5. Gritsuk, I. V., Mateichyk, V., Aleksandrov, V., Prilepsky, Y., Panchenko, S., Kagramanian, A. et al. (2019). Features of Modeling Thermal Development Processes of the Vehicle Engine Based on Phase-Transitional Thermal Accumulators. *SAE Technical Paper Series*. <https://doi.org/10.4271/2019-01-0906>
6. Trifonov, D. M., Manko, I. V., Syrota, O. V. (2015). Doslidzhennia riznykh metodiv prohrivu dvyhuna z iskrovym zapaliuvanniam, z metoю optymizatsiyi vytraty palyva. *Sistemy i sredstva samochodowego Seria: Transport*. Rzeszów, 201–208.
7. Adrov, D. S. (2011). Matematychne modeliuvannia roboty systemy okholodzhennia dvyhuna vnutrishnogo zgorannia utylizatsiynoi ustanovky pry vyznachenni chasu prohrivu. *Zbirnyk nauk. prats DonIZT UkrDAZT*, 27, 105–112.
8. Sekret, R., Starzec, P., Kotowicz, J. (2023). Research on water – ice heat accumulator and analysis of its potential use as hybrid source heat pump for building heating. *Energy and Buildings*, 300, 113670. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113670>
9. Gutarevich, Yu. F., Trifonov, D. M., Syrota, O. V. (2017). Car ZAZ-1102 improvement in fuel efficiency and environmental performance in warm-up phase after engine cold start. *Academic Journal Series: Industrial Machine Building, Civil Engineering*, 1 (48), 19–25. <https://doi.org/10.26906/znp.2017.48.766>
10. Verbovskyi, V. (2019). Otsinka dotsilnosti zastosuvannia sistemy teplovoi pidhotovky z vykorystanniam akumulovanoi enerhiyi dla statcionarnoho hazovoho dvyhuna. *Systemy i zasoby transportu. Problemy ekspluatatsiyi i diahnostyky*. Kherson: KhDMA, 288–307.

11. Mytrofanov, O., Proskurin, A., Poznanskyi, A. (2018). Analysis of the piston engine operation on ethanol with the synthesis-gas additives. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 4 (1 (94)), 14–19. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2018.136380>
12. Gritsuk, I. V., Volkov, V., Mateichyk, V., Grytsuk, Y., Nikitchenko, Y., Klets, D. et al. (2018). Information Model of V2I System of the Vehicle Technical Condition Remote Monitoring and Control in Operation Conditions. SAE Technical Paper Series. <https://doi.org/10.4271/2018-01-0024>
13. Zaharchuk, V., Gritsuk, I. V., Zaharchuk, O., Golovan, A., Korobka, S., Pylypiuk, L., Rudnichenko, N. (2018). The Choice of a Rational Type of Fuel for Technological Vehicles. SAE Technical Paper Series. <https://doi.org/10.4271/2018-01-1759>
14. Eroshchenkov, S. A., Puzyr', V. G., Zhalkin, D. S., Bocharov, V. M. (2008). Vybor racional'noy sistemy progreva teplovoznyh dizeley. Sb. nauch. trudov UkrDAZT, 96, 174–185.
15. Trifonov, D. M. (2016). Vplyv pidihrivu povitria na vpusku na palivnu ekonomichnist ta ekolohichni pokaznyky suchasnoho dyvhuna z iskrovym zapaluvanniam. Visnyk Natsionalnoho transportnoho universytetu. Seriya "Tekhnichni nauky", 2 (35), 227–233.
16. Morosuk, T., Morosuk, C., Bishliaga, S. (2003). Thermodynamic analysis of traditional and alternative heating systems for Ukraine. In: Advances in Energy Studies. Reconsidering the Importance of Energy, 381–388.
17. Gritsuk, I., Pohorletskyi, D., Mateichyk, V., Symonenko, R., Tsiuman, M., Volodarets, M. et al. (2020). Improving the Processes of Thermal Preparation of an Automobile Engine with Petrol and Gas Supply Systems (Vehicle Engine with Petrol and LPG Supplying Systems). SAE Technical Paper Series. <https://doi.org/10.4271/2020-01-2031>
18. Gritsuk, I., Pohorletskyi, D., Pohorletska, N., Volkov, V., Volodarets, M., Khudiakov, I. et al. (2024). Features of Assessing Fuel Efficiency and Environmental Performance of Vehicles in Thermal Preparation Processes. SAE Technical Paper Series, 1. <https://doi.org/10.4271/2024-01-5088>
19. Verbovskyi, V. S. (2014). Otsinka dotsilnosti provedennia peredpuskovoi i pisliapuskovoi pidhototovky hazovoho dyvhuna K-159 M2 za dopomohoiu kompleksnoi systemy peredpuskovoho prohriwu. Zbirnyk nauk. prats DonIZT UkrDAZT, 39, 93–99.
20. Mateichyk, V., Kostian, N., Smieszek, M., Gritsuk, I., Verbovskyi, V. (2023). Review of Methods for Evaluating the Energy Efficiency of Vehicles with Conventional and Alternative Power Plants. Energies, 16 (17), 6331. <https://doi.org/10.3390/en16176331>
21. Aky je rozdiel medzi CNG a LPG. Available at: <https://www.cngslovensko.sk/cng-vs-lpg>
22. KAS IR LPG? Available at: <https://www.dacia.lv/lv/special-offers/about-LPG.html>
23. Kesariiyskyi, O. G., Marchenko, A., Gritsuk, I., Mateichyk, V., Pylyov, V., Kravchenko, S. (2021). Laser Interferometry to Investigate the Strain and Stress State of Details and Units of Heat Engines. SAE International Journal of Engines, 15 (4), 459–469. <https://doi.org/10.4271/03-15-04-0023>
24. Castiglione, T., Pizzonia, F., Bova, S. (2016). A Novel Cooling System Control Strategy for Internal Combustion Engines. SAE International Journal of Materials and Manufacturing, 9 (2), 294–302. <https://doi.org/10.4271/2016-01-0226>
25. Gritsuk, I., Volkov, V., Mateichyk, V., Gutarevych, Y., Tsiuman, M., Goridko, N. (2017). The Evaluation of Vehicle Fuel Consumption and Harmful Emission Using the Heating System in a Driving Cycle. SAE International Journal of Fuels and Lubricants, 10 (1), 236–248. <https://doi.org/10.4271/2017-26-0364>
26. Kahramanian, A. O., Onyshchenko, A. V. (2011). Vykorystannia akumuliatoriv teploty, yak alternatyvnoho dzerela enerhiyi pry prohriwi teplovoziv. Zaliznychnyi transport Ukrayny, 1, 49–51.
27. Smyrnov, Y., Borysiuk, D., Volobuyeva, T., Nastenko, M., Plakhtii, T. (2023). Model for devising and defining technical development projects of motor transport enterprises. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 5 (3 (125)), 23–34. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2023.289004>
28. Podrigalo, M., Klets, D., Sergiyenko, O., Gritsuk, I. V., Soloviov, O., Tarasov, Y. et al. (2018). Improvement of the Assessment Methods for the Braking Dynamics with ABS Malfunction. SAE Technical Paper Series. <https://doi.org/10.4271/2018-01-1881>
29. Mikhalevich, M., Yarita, A., Leontiev, D., Gritsuk, I. V., Bogomolov, V., Klimenko, V., Saravas, V. (2019). Selection of Rational Parameters of Automated System of Robotic Transmission Clutch Control on the Basis of Simulation Modelling. SAE Technical Paper Series. <https://doi.org/10.4271/2019-01-0029>
30. Parsadanov, I., Marchenko, A., Tkachuk, M., Kravchenko, S., Polyvianchuk, A., Strokov, A. et al. (2020). Complex Assessment of Fuel Efficiency and Diesel Exhaust Toxicity. SAE Technical Paper Series. <https://doi.org/10.4271/2020-01-2182>
31. Kashkanov, V. A., Kashkanov, A. A., Kuzhel, V. P. (2020). Informatsiyni sistemy i tekhnolohiyi na avtomobilnomu transporti. Vinnytsia, 104. Available at: http://pdf.lib.vntu.edu.ua/books/IRVC/Kashkanov_2020_104.pdf
32. Trifonov, D. M. (2016). Pidvyshchennia efektyvnosti neutralizatsiyi vidpratsovanykh haziv dyvhuna z iskrovym zapaluvanniam v rezhymi prohriwu. Systemy i srodki transportu samochadowego. Seria: Transport. Rzeszow, 195–202.
33. Tsiuman, M. P., Golubov, O. S. (2012). Methods of determining the mechanical losses of piston engine. Problems of Friction and Wear, 57, 100–107. Available at: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Ptz_2012_57_10
34. Hutarevych, Yu. F., Mateichyk, V. P. (1997). Matematychna model rozrakhunku pokaznykiv avtomobilnoho benzynovoho dyvhuna za riznykh sposobiv rehuliuvannia potuzhnosti. Pratsi Zakhidnoho naukovoho tsentru TAU "Proektuvannia, vyrabnytstvo ta ekspluatatsiya avtotransportnykh zasobiv i poizdiv", 4, 22–25.
35. Mateichyk, V. P., Yanovskyi, V. V., Kozachuk, I. S. (2003). Perevirka adekvatnosti matematychnoi modeli robochoho protsesu hazovoho dyvhuna. Visnyk NTU i TAU, 7, 55–59.
36. Mateichyk, V. P., Tsiuman, M. P. (2010). Doslidzhennia vplyvu rehuliuvalnykh parametrv na palivnu ekonomichnist i ekolohichni pokaznyky benzynovoho dyvhuna z systemoiu neutralizatsiyi vidpratsovanykh haziv. Naukovi notatky, 28, 331–335. Available at: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Nn_2010_28_66
37. Paraffin. Available at: <https://www.cniga.com.ua/index.files/parafin.htm>
38. Diesel-RK is an engine simulation tool. Diesel-RK. Available at: <https://diesel-rk.com/Eng/>
39. Kuleshov, A., Grekhov, L. (2013). Multidimensional Optimization of DI Diesel Engine Process Using Multi-Zone Fuel Spray Combustion Model and Detailed Chemistry NOx Formation Model. SAE Technical Paper Series. <https://doi.org/10.4271/2013-01-0882>
40. Gritsuk, I. V., Aleksandrov, V., Panchenko, S., Kagramanian, A., Sobol, O., Sobolev, A., Varbanets, R. (2017). Features of Application Materials While Designing Phase Transition Heat Accumulators of Vehicle Engines. SAE Technical Paper Series. <https://doi.org/10.4271/2017-01-5003>
41. Aleksandrov, V. D. (2011). Kinetika zarodysheobrazovaniya i massovoy kristallizacii pereohlazdennyh zhidkostey i amorfnyh sred. Doneck: Donbass, 580.
42. Volodarets, M., Gritsuk, I., Chygryk, N., Belousov, E., Golovan, A., Volska, O. et al. (2019). Optimization of Vehicle Operating Conditions by Using Simulation Modeling Software. SAE Technical Paper Series. <https://doi.org/10.4271/2019-01-0099>
43. Haharov, V., Gharibi, W., Litvinova, E., Chumachenko, S., Ziarmand, A., Englesi, I. et al. (2017). Cloud-Driven Traffic Monitoring

- and Control Based on Smart Virtual Infrastructure. SAE Technical Paper Series. <https://doi.org/10.4271/2017-01-0092>
44. Kukhtyk, N. O. (2018). Determination of fuel consumption and concentration of harmful substances for warming the engine of a car in conditions of low ambient temperatures. The Journal of Zhytomyr State Technological University. Series: Engineering, 2 (82), 88–93. [https://doi.org/10.26642/tn-2018-2\(82\)-88-93](https://doi.org/10.26642/tn-2018-2(82)-88-93)
45. Valero, A. et al. (1999). Structural theory and thermoeconomic diagnosis. Proceedings of Conference ECOS'99. Tokyo, 368–379.
46. Ulrich, C., Frieske, B., Schmid, S. A., Friedrich, H. E. (2022). Monitoring and Forecasting of Key Functions and Technologies for Automated Driving. Forecasting, 4 (2), 477–500. <https://doi.org/10.3390/forecast4020027>
47. Gorobchenko, O., Fomin, O., Gritsuk, I., Saravas, V., Grytsuk, Y., Bulgakov, M. et al. (2018). Intelligent Locomotive Decision Support System Structure Development and Operation Quality Assessment. 2018 IEEE 3rd International Conference on Intelligent Energy and Power Systems (IEPS), 239–243. <https://doi.org/10.1109/ieps.2018.8559487>
48. Melnyk, O., Onishchenko, O., Onyshchenko, S., Voloshyn, A., Ocheretna, V. (2023). Comprehensive Study and Evaluation of Ship Energy Efficiency and Environmental Safety Management Measures. Studies in Systems, Decision and Control, 665–679. https://doi.org/10.1007/978-3-031-35088-7_38
49. Mateichyk, V., Saga, M., Smieszek, M., Tsiuman, M., Goridko, N., Gritsuk, I., Symonenko, R. (2020). Information and analytical system to monitor operating processes and environmental performance of vehicle propulsion systems. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 776 (1), 012064. <https://doi.org/10.1088/1757-899x/776/1/012064>
50. Vychuzhanin, V., Rudnichenko, N., Shybaiev, D., Gritsuk, I., Boyko, V., Shybaieva, N. et al. (2018). Cognitive Model of the Internal Combustion Engine. SAE Technical Paper Series. <https://doi.org/10.4271/2018-01-1738>
51. Kuric, I., Gorobchenko, O., Litikova, O., Gritsuk, I., Mateichyk, V., Bulgakov, M., Klackova, I. (2020). Research of vehicle control informative functioning capacity. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 776 (1), 012036. <https://doi.org/10.1088/1757-899x/776/1/012036>
52. Mateichyk, V. P., Navrotskyi, A. V. (2024). Systematization of hardware schemes of vehicle operation monitoring systems. Reporter of the Priazovskyi State Technical University. Section: Technical sciences, 48, 184–192. <https://doi.org/10.31498/2225-6733.48.2024.310711>
53. Karshyga, A., Tulegulov, A., Kalkenov, A., Aryngazin, K., Nurtai, Z., Yergaliyev, D. et al. (2023). Development of an intelligent system automating managerial decision-making using big data. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 6 (3 (126)), 27–35. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2023.289395>
54. Lebid, I., Luzhanska, N., Lebid, I., Mazurenko, A., Roi, M., Medvediev, I. et al. (2023). Development of a simulation model of the activities of a transport and forwarding enterprise in the organization of international road cargo transportation. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 6 (3 (126)), 6–17. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2023.291039>
55. Bugayko, D., Ponomarenko, O., Sokolova, N., Leshchinsky, O. (2023). Determining possibilities for applying theoretical principles of situational risk management in the aviation safety system. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 6 (3 (126)), 55–66. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2023.294763>
56. Golovan, A., Gritsuk, I., Popeliuk, V., Sherstyuk, O., Honcharuk, I., Symonenko, R. et al. (2019). Features of Mathematical Modeling in the Problems of Determining the Power of a Turbocharged Engine According to the Characteristics of the Turbocharger. SAE International Journal of Engines, 13 (1). <https://doi.org/10.4271/03-13-01-0001>
57. New European Driving Cycle (NEDC). Available at: <https://www.transportpolicy.net/standard/eu-light-duty-new-european-driving-cycle/>
58. Emissions of air pollutants from transport in Europe. Available at: <https://www.eea.europa.eu/en/analysis/indicators/emissions-of-air-pollutants-from>
59. Volodarets, M., Gritsuk, I., Ukrainskyi, Y., Shein, V., Stepanov, O., Khudiakov, I. et al. (2020). Development of the analytical system for vehicle operating conditions management in the V2I information complex using simulation modeling. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 5 (3 (107)), 6–16. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2020.215006>
60. Roberts, A., Brooks, R., Shipway, P. (2014). Internal combustion engine cold-start efficiency: A review of the problem, causes and potential solutions. Energy Conversion and Management, 82, 327–350. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2014.03.002>
61. Kovalchuk, V. V., Moisieiev, L. M. (2008). Osnovy naukovykh doslidzhen. Kyiv: Vyadvnychyi dim "Profesional", 230.
62. Hryshchuk, Yu. S. (2008). Osnovy naukovykh doslidzhen. Kharkiv: NTU "KhPI", 232.

DOI: 10.15587/1729-4061.2024.315066**BIG DATA ANALYTICS FOR SEASONAL CROP PATTERNS: INTEGRATING MACHINE LEARNING TECHNIQUES (p. 46–56)****Roni Yunis**

Universitas Mikroskil, Medan, Indonesia

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7856-7205>**Arwin Halim**

Universitas Mikroskil, Medan, Indonesia

ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-9063-9071>**Irpan Adiputra Pardosi**

Universitas Mikroskil, Medan, Indonesia

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6385-7365>

This study addresses the challenge of predicting rice growing season lengths, crucial for agricultural planning in tropical regions. Climate variability and season timing create uncertainties in decision-making, and while machine learning is widely used in agriculture, a gap persists in integrating spatial-temporal data for accurate season length prediction and region-specific pattern analysis influenced by rainfall. Using a combination of Random Forest algorithms with hyperparameter optimization (grid search), and clustering techniques such as PCA, K-Means, and Hierarchical Clustering, this study analyzes key features such as the start of the season (SOS), end of the season (EOS), and their significance indicators (*sig_sos* and *sig_eos*). The findings reveal a strong correlation (0.98) between SOS and EOS, with an optimal growing season ranging from day 93 to day 207 (113.82 days). The Random Forest model, optimized with Grid Search, achieved a MSE of 28.9474 and an *R*² of 0.8636, showing an outstanding predictive result. SHAP and LIME analyses identified sos and eos as the most influential predictors, while cluster analysis highlighted three distinct growing season groups characterized by variations in rainfall and seasonal stability. These results underscore the importance of understanding localized agricultural conditions and provide actionable insights for optimizing planting schedules, resource allocation, and climate adaptation strategies. By integrating advanced machine learning techniques with spatial-temporal data, this study establishes a foundation for improving agricultural resilience and sustainability in the face of climate variability.

Keywords: seasonal crop patterns, random forest, grid search, SHAP, LIME, cluster analysis, predictive model, climate variability, local agricultural, model accuracy.

References

1. El Bilali, H., Henri Nestor Bassole, I., Dambo, L., Berjan, S. (2020). Climate change and food security. The Journal "Agriculture and Forestry," 66 (3). <https://doi.org/10.17707/agricultforest.66.3.16>
2. Molotoks, A., Smith, P., Dawson, T. P. (2020). Impacts of land use, population, and climate change on global food security. *Food and Energy Security*, 10 (1). <https://doi.org/10.1002/fes3.261>
3. Favas, C., Cresta, C., Whelan, E., Smith, K., Manger, M. S., Chandrasenage, D. et al. (2024). Exploring food system resilience to the global polycrisis in six Asian countries. *Frontiers in Nutrition*, 11. <https://doi.org/10.3389/fnut.2024.1347186>
4. Adesete, A. A., Olanubi, O. E., Dauda, R. O. (2022). Climate change and food security in selected Sub-Saharan African Countries. *Environment, Development and Sustainability*, 25 (12), 14623–14641. <https://doi.org/10.1007/s10668-022-02681-0>
5. Javadi, A., Ghahremanzadeh, M., Sassi, M., Javanbakht, O., Hayati, B. (2022). Economic evaluation of the climate changes on food security in Iran: application of CGE model. *Theoretical and Applied Climatology*, 151 (1-2), 567–585. <https://doi.org/10.1007/s00704-022-04289-w>
6. Sirsat, M. S., Mendes-Moreira, J., Ferreira, C., Cunha, M. (2019). Machine Learning predictive model of grapevine yield based on agroclimatic patterns. *Engineering in Agriculture, Environment and Food*, 12 (4), 443–450. <https://doi.org/10.1016/j.eaef.2019.07.003>
7. Apat, S. K., Mishra, J., Srujan Raju, K., Padhy, N. (2022). State of the Art of Ensemble Learning Approach for Crop Prediction. *Next Generation of Internet of Things*, 675–685. https://doi.org/10.1007/978-981-19-1412-6_58
8. Chlingaryan, A., Sukkarieh, S., Whelan, B. (2018). Machine learning approaches for crop yield prediction and nitrogen status estimation in precision agriculture: A review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 151, 61–69. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.05.012>
9. Sharma, A., Jain, A., Gupta, P., Chowdary, V. (2021). Machine Learning Applications for Precision Agriculture: A Comprehensive Review. *IEEE Access*, 9, 4843–4873. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3048415>
10. Çeliktopuz, E. (2024). A Detailed Examination of Türkiye's Projected Precipitation and Growth Season Trends under Climate Change Condition. *Black Sea Journal of Agriculture*, 7 (3), 215–223. <https://doi.org/10.47115/bsagriculture.1416956>
11. Nainggolan, D., Abay, A. T., Christensen, J. H., Termansen, M. (2023). The impact of climate change on crop mix shift in the Nordic region. *Scientific Reports*, 13 (1). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-29249-w>
12. Benos, L., Tagarakis, A. C., Dolias, G., Berruto, R., Kateris, D., Bochtis, D. (2021). Machine Learning in Agriculture: A Comprehensive Updated Review. *Sensors*, 21 (11), 3758. <https://doi.org/10.3390/s21113758>
13. Sharma, P., Dadheech, P., Aneja, N., Aneja, S. (2023). Predicting Agriculture Yields Based on Machine Learning Using Regression and Deep Learning. *IEEE Access*, 11, 111255–111264. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3321861>
14. Ip, R. H. L., Ang, L.-M., Seng, K. P., Broster, J. C., Pratley, J. E. (2018). Big data and machine learning for crop protection. *Computers and Electronics in Agriculture*, 151, 376–383. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.06.008>
15. Mavume, A. F., Banze, B. E., Macie, O. A., Queface, A. J. (2021). Analysis of Climate Change Projections for Mozambique under the Representative Concentration Pathways. *Atmosphere*, 12 (5), 588. <https://doi.org/10.3390/atmos12050588>
16. Mishra, B., Busetto, L., Boschetti, M., Laborte, A. G., Nelson, A. (2023). Data underlying the research on RICA: Rice Crop Calendar for Asia. *4TU.ResearchData*. <https://doi.org/10.4121/13468929>
17. CMIP6 Climate Projections (2021). Climate Data Store. <https://doi.org/10.24381/cds.c866074c>
18. Guo, X., Hao, P. (2021). Using a Random Forest Model to Predict the Location of Potential Damage on Asphalt Pavement. *Applied Sciences*, 11 (21), 10396. <https://doi.org/10.3390/app112110396>
19. Fernandez-Gonzalez, P., Bielza, C., Larriaga, P. (2019). Random Forests for Regression as a Weighted Sum of k-Potential Nearest Neighbors. *IEEE Access*, 7, 25660–25672. <https://doi.org/10.1109/access.2019.2900755>
20. Zaib, R., Ourabah, O. (2023). Large Scale Data Using K-Means. *Mesopotamian Journal of Big Data*, 2023, 36–45. <https://doi.org/10.58496/mjbd/2023/006>
21. Shahjalal, M., Boden, A., Stevens, G. (2024). ForecastExplainer: Explainable household energy demand forecasting by approximating shapley values using DeepLIFT. *Technological Forecasting and Social Change*, 206, 123588. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123588>
22. Bhandary, A., Dobariya, V., Yenduri, G., Jhaveri, R. H., Gochhait, S., Benedetto, F. (2024). Enhancing Household Energy Consumption Predictions Through Explainable AI Frameworks. *IEEE Access*, 12, 36764–36777. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3373552>
23. Chicco, D., Warrens, M. J., Jurman, G. (2021). The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *PeerJ Computer Science*, 7, e623. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.623>

АННОТАЦІЇ

MATHEMATICS AND CYBERNETICS – APPLIED ASPECTS

DOI: 10.15587/1729-4061.2024.318452

ВИЯВЛЕННЯ МЕРЕЖЕВИХ СПІЛЬНОТ ЗА ДОПОМОГОЮ МОДИФІКОВАНОГО КРИТЕРІЮ МОДУЛЯРНОСТІ (с. 6–13)

В. Л. Шергін, С. А. Гриньов, Л. Е. Чала, С. Г. Удовенко

Об'єктом досліджень є складні мережі, моделлю яких є неоріентовані зважені звичайні (без петель та кратних ребер) графи. Розглядається проблема визначення спільнот, тобто розбиття множини вузлів мережі спільноти. При цьому вважається, що такі спільноти повинні бути такими, що попарно не перетинаються. Наразі існує багато підходів до вирішення цієї проблеми та, відповідно, багато методів, які її реалізують. Розглядаються методи, які ґрунтуються на максимізації функції модулярності мережі. Запропоновано модифікований критерій (функцію) модулярності. Значення цього критерію явним чином залежить від кількості вузлів у спільнотах. Розбиття вузлів мережі на спільноти з максимізацією за таким критерієм є суттєво більш скильним до виділення малих спільнот, або навіть одноосібних вузлів. Ця властивість є визначальною характеристикою запропонованого метода та є корисною у разі, якщо мережа, яка аналізується, дійсно має малі спільноти. Крім того, запропонований критерій модулярності є нормованим відносно поточній кількості спільнот. Це дає змогу порівнювати між собою модулярність розбиттів мережі на різну кількість спільнот. Це, в свою чергу, дає змогу оцінити кількість спільнот, які формуються, у тих випадках, коли ця кількість апріорі невідома. Розроблено метод розбиття вузлів мережі на спільноти за критерієм максимуму модулярності. Відповідний алгоритм є субоптимальним, відноситься до класу жадібних, та має низьку обчислювальну складність – лінійну відносно кількості вузлів мережі. Внаслідок цього він є швидким, тому може застосовуватись для розбиття мереж на спільноти. Проведене тестування розробленого методу виявлення мережевих спільнот на класичних датасетах, яке підтвердило ефективність запропонованого підходу.

Ключові слова: модулярність мереж, спільноти вузлів, розбиття мереж, асортативність, задачі великої розмірності.

DOI: 10.15587/1729-4061.2024.316779

РОЗРОБКА КОМПЛЕКСУ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ВИЯВЛЕННЯ АНОМАЛІЙ У ВИСОКОНАВАНТАЖЕНИХ СКЛАДНИХ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМАХ (с. 14–25)

Є. В. Мелешко, М. С. Якименко, В. В. Міхав, Я. П. Шуліка, В. В. Давидов

Об'єктом дослідження є процес виявлення аномалій у високонавантажених складних комп'ютерних системах (ВНСКС). Проблема, що вирішується в дослідженні, полягає у відсутності моделей виявлення аномалій у ВНСКС у реальному часі з заданою точністю. Створено та досліджено комплекс математичних моделей для виявлення аномалій в реальному часі. До комплексу входять математична модель виявлення аномальних зв'язків між компонентами комп'ютерної системи (ВАЗККС) та математична модель оцінки стану комп'ютерної системи в поточний момент часу (ОСКСПМЧ).

Результати тестування моделей показали наступні показники ефективності. Для моделі ВАЗККС точність – 84 %, точність позитивних прогнозів – 87 %, повнота – 74 %, зважена середня точність (ЗСТ) – 78 %. Для моделі ОСКСПМЧ точність – 91 %, точність позитивних прогнозів – 82 %, повнота – 68 %, ЗСТ – 67 %. Позитивні результати дослідження пояснюються наступними передумовами. Модель ВАЗККС використовує проекційні матриці та ортогональні векторні функції для аналізу аномалій. Це дозволяє створювати просторові розклади, які виявляють складні взаємозв'язки між компонентами КС, використовуючи лише власні значення і вектори. У моделі ОСКСПМЧ застосовується метод сингулярного розкладу, що зводиться до розв'язання системи скалярних рівнянь для визначення поточного стану системи. Це дозволяє скоротити обчислювальні витрати порівняно з методами, що вимагають розв'язання складних матричних рівнянь. Таким чином, модель може застосовуватись для оперативного аналізу даних та виявлення аномалій в умовах обмежених ресурсів та високого навантаження системи.

Сфера практичного використання включає ВНСКС, такі як сервери банківських транзакцій, хмарні платформи, де необхідно забезпечити стабільну роботу у умовах великої кількості запитів.

Ключові слова: високонавантажені складні комп'ютерні системи, виявлення аномалій, математичні моделі, реальний час.

DOI: 10.15587/1729-4061.2024.316922

РОЗРОБКА ПІДХОДУ ДО ПОБУДОВИ АДАПТОВАНОЇ МОДЕЛІ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ПРОЦЕСІВ ТЕПЛОВОЇ ГОТОВНОСТІ ТРАНСПОРТНОГО ЗАСОБУ ЗА ВИТРАТАМИ ПАЛИВА ТА ВИКИДАМИ ВІДПРАЦЬОВАНИХ ГАЗІВ (с. 26–45)

І. В. Грицук, Д. С. Погорлецький, М. П. Булгаков, І. В. Худяков, М. В. Володарець, О. П. Смірнов, В. А. Корогодський, Р. В. Симоненко, О. В. Головашенко, В. Ю. Грицук

Об'єкт дослідження – процеси зміни витрати палива та викидів шкідливих речовин двигунів і транспортних засобів під час їх експлуатації.

Проблема, що досліджувалась, полягає у відсутності підходу до побудови адаптованої моделі здійснення аналітичного дослідження процесів теплової готовності транспортного засобу з двигуном, працюючим на бензині.

Запропоновано підхід щодо забезпечення теплової підготовки транспортного засобу за витратами палива та викидами відпрацьованих газів. Суть удосконалого алгоритму та моделі полягає в урахуванні особливостей процесів прогріву і базується на розробленому циклі теплової підготовки транспортного двигуна.

Особливістю удосконалого підходу є урахування результатів експериментального дослідження та особливостей процесів теплової підготовки.

Сфера практичного застосування удосконалого підходу є процеси теплової готовності транспортного засобу з двигуном, адаптованим для роботи на бензині і LPG, за витратами палива та викидами відпрацьованих газів.

Виконано уdosконалення укрупненого алгоритму математичної моделі забезпечення процесів теплової підготовки транспортного засобу. Враховані особливості подачі палива і теплової готовності, а також визначення витрат палива та викидів.

Особливістю запропонованої моделі є те, що вона дозволяє проводити моделювання процесів теплової підготовки системно з урахуванням факторів і процесів, які неможливо дослідити експериментально. Це пов'язано з тим, що перевірка адекватності моделі показала, що відхилення даних знаходиться в межах статистичної похибки і склало від 4,4 до 5,2 %.

В результаті застосування розробленого підходу повноцінно забезпечені можливості урахування особливостей процесів теплової підготовки та прийняття рішення щодо оцінювання результатів за відповідними критеріями.

Ключові слова: транспортний засіб, теплова готовність, моніторинг, укрупнений алгоритм, адаптована модель, паливо, викиди.

DOI: 10.15587/1729-4061.2024.315066

BIG DATA АНАЛІТИКА ДЛЯ СЕЗОННИХ СЕКТОРІВ РОБОТИ: ІНТЕГРАЦІЯ ТЕХНІК МАШИННОГО НАВЧАННЯ (с. 46–56)

Roni Yunis, Arwin Halim, Irpan Adiputra Pardosi

У цьому дослідженні розглядається завдання прогнозування тривалості сезону вирощування рису, що має вирішальне значення для планування сільського господарства в тропічних регіонах. Мінливість клімату та час сезону створюють невизначеність у прийнятті рішень, і, хоча машинне навчання широко використовується в сільському господарстві, зберігається прогалина в інтеграції просторово-часових даних для точного прогнозування тривалості сезону та аналізу специфічних для регіону моделей під впливом опадів. Використовуючи поєднання алгоритмів випадкового лісу з оптимізацією за гіперпараметрами (пошук у сітці) і методів кластеризації, таких як PCA, K-Means та ієрархічна кластеризація, у цьому дослідженні аналізуються ключові характеристики, такі як початок сезону (ПС), кінець сезону (КС), і їх показники значимості (*sig_sos* і *sig_eos*). Результати виявили сильну кореляцію (0,98) між ПС і КС, з оптимальним вегетаційним періодом від 93 до 207 дня (113,82 дня). Модель випадкового лісу, оптимізована за допомогою пошуку по сітці, досягла MSE 28,9474 і R² 0,8636, демонструючи видатний прогнозний результат. Аналіз SHAP і LIME визначив ПС і КС як найвпливовіші предиктори, тоді як кластерний аналіз виділив три окремі групи сезонів вегетації, що характеризуються коливаннями кількості опадів і сезонною стабільністю. Ці результати підкреслюють важливість розуміння локальних сільськогосподарських умов і дають практичну інформацію для оптимізації графіків посіву, розподілу ресурсів і стратегій адаптації до клімату. Завдяки інтеграції передових методів машинного навчання з просторово-часовими даними це дослідження закладає основу для підвищення стійкості та сталості сільського господарства в умовах мінливості клімату.

Ключові слова: сезонні моделі врожаю, випадковий ліс, пошук по сітці, SHAP, LIME, кластерний аналіз, прогнозна модель, мінливість клімату, місцеве сільське господарство, точність моделі.