

розвитку урбаністичних систем, що надає практичний інструментарій для містобудівної політики та стратегічного територіального розвитку, особливо в повоєнний період відбудови міст.

Дані про дорожню інфраструктуру для цього дослідження отримано з ресурсу OpenStreetMap [2], що є відкритим картографічним проєктом, який підтримується спільнотою добровільних маперів, котрі самостійно вносять і оновлюють інформацію про дороги. Оскільки редагування даних є відкритим для всіх користувачів, якість і повнота картографічного покриття можуть істотно відрізнятися від реальної ситуації. Через це результати аналізу варто тлумачити з належною обережністю, передусім для міст, що перебувають під окупацією або зазнали значних руйнувань унаслідок воєнних дій, де актуальність та правдивість даних порушено.

#### ЛІТЕРАТУРА

1. Boeing G. Urban spatial order: street network orientation, configuration, and entropy. *Applied Network Science*. 2019. Vol. 4, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1007/s41109-019-0189-1> (date of access: 27.08.2025).
2. A Review of OpenStreetMap Data. *Mapping and the Citizen Sensor*. 2017. P. 37–59. URL: <https://doi.org/10.5334/bbf.c> (date of access: 27.08.2025).

**КЛЮЧОВІ СЛОВА:** аналіз даних, геоінформаційні технології, ентропія, теорія графів, вуличні мережі, мережевий аналіз, топологічний аналіз, топологія, обчислювальна урбаністика, урбаністичні системи.

#### PINN MODELING OF INTERFACIAL GRAVITY–CAPILLARY WAVES / МОДЕЛЮВАННЯ ВНУТРІШНІХ ГРАВІТАЦІЙНО-КАПІЛЯРНИХ ХВИЛЬ ЗА ДОПОМОГОЮ PINN

*Avramenko O., Sontikov M. / Авраменко О., Сотніков М.*

National University of Kyiv-Mohyla Academy / Національний університет “Києво-Могилянська Академія”

04655, Київ, вул. Григорія Сковороди, 2, факультет інформатики, кафедра математики

E-mail: o.avramenko@ukma.edu.ua, m.sotnikov@ukma.edu.ua

This paper presents an automated computational framework for modeling hydrodynamic processes using physics-informed neural networks (PINNs). The modular system integrates all stages of numerical experimentation — from data generation and model training to validation and accuracy evaluation — ensuring reproducibility, flexibility, and scalability. The framework was verified on the classical problem of interfacial gravity–capillary waves between two incompressible fluids, using the analytical solution as a benchmark for numerical assessment. Computational experiments showed that increasing the number of training points from 400 to 1000 improved accuracy and convergence, with the *Extended* configuration achieving 98.86% accuracy and a MAPE of 1.14%, while *Adaptive\_LR* remained stable. The results confirm the reliability and efficiency of the proposed PINN-based framework for solving complex hydrodynamic problems governed by nonlinear partial differential equations.

Physics-informed neural networks (PINNs) are a powerful tool for solving forward and inverse problems governed by nonlinear partial differential equations. The foundational framework introduced by Raissi, Perdikaris, and Karniadakis [1] demonstrated how deep neural networks can incorporate physical laws through equation residuals. Later improvements by Lin and Chen [2] enhanced accuracy for localized wave phenomena, while Ren et al. [3] extended the method to large-scale geophysical simulations. These developments established the basis for applying PINNs to complex hydrodynamic systems, including interfacial gravity–capillary waves used here as a verification benchmark. The developed software complex offers an integrated, modular environment for constructing, training, and analyzing PINNs, automating all stages of computation — from data generation and model training to accuracy evaluation and visualization — ensuring reproducibility and scalability of numerical experiments.

The core of the software complex is a configuration management system that defines standardized neural network architectures and training parameters, including the number of layers, neurons, epochs, and learning rates. This design enables quick reconfiguration of experiments and systematic exploration of the parameter space, allowing researchers to efficiently test various PINN setups. The training workflow integrates all stages of numerical experimentation — automated generation of analytical data, model training, and validation against reference solutions — as well as batch execution of multiple experiments with detailed logging of timing, errors, and performance metrics.

Data management and monitoring components ensure deterministic organization of results, automatically collect metadata from completed runs, and generate summary tables with quantitative indicators such as MAE, RMSE, MAPE, and  $R^2$ . Visualization and diagnostic tools provide interactive comparison of trained models, producing plots that display the temporal evolution of wave profiles and deviations from analytical benchmarks. The analytical datasets used for both training and validation can be regenerated with increased spatial resolution to achieve higher accuracy in detailed simulations. All components are integrated through an interactive command-line interface that unifies the workflow and allows the user to execute all operations — from configuration and training to analysis and visualization — without manual scripting.

The developed software complex was verified on the classical problem of interfacial gravity–capillary waves between two incompressible, inviscid fluids of different densities. This benchmark allows testing the accuracy and stability of numerical methods against an analytical solution. The system describes potential fluid motion in two semi-infinite layers separated by a deformable interface, whose evolution is governed by kinematic and dynamic conditions accounting for gravity and surface tension. For verification, the linearized formulation was used, which admits an exact analytical solution expressed as a superposition of harmonic components with a known dispersion relation linking frequency and wavenumber. The analytical solution presented in [4] served as a reference for validating the accuracy and convergence of the PINN-based model.

A comprehensive computational analysis was conducted to assess the impact of the number of training points on the performance of physics-informed neural networks (PINNs) within the developed framework. The comparison involved two datasets consisting of 400 and 1000 training points, respectively, both derived from analytical wave profiles. The objective was to determine how an increase in data resolution affects model accuracy, stability, and generalization. The results demonstrated that increasing the number of training points generally improved model performance, particularly for architectures trained over longer epochs. The *Extended* configuration (7 layers, 25 neurons, 20,000 epochs) achieved the highest accuracy, improving from 97.19% to 98.86%, with a corresponding reduction in the mean absolute percentage error (MAPE) from 2.81% to 1.14%. This improvement indicates that the model effectively utilized additional data to refine its approximation of the analytical solution. The *Adaptive\_LR* model (8 layers, 32 neurons, 8,000 epochs) exhibited exceptional stability, maintaining identical accuracy (98.22%) and MAPE (1.78%) across both datasets. This result confirms the robustness of adaptive learning rate strategies with respect to training data density. The *Deep* configuration (15 layers, 50 neurons, 5,000 epochs) showed a marginal yet consistent improvement (+0.05%), reflecting stable convergence in deeper architectures. Conversely, models with wider or larger architectures (*Wide* and *Large*) experienced significant degradation when trained with more data, likely due to overfitting or suboptimal hyperparameter selection. Their performance drop underscores the importance of model regularization and parameter tuning when increasing dataset size.

Statistical evaluation revealed that two models improved, one remained stable, and two deteriorated in performance, while two new configurations were introduced. The highest coefficient of determination ( $R^2 > 0.9999$ ) was consistently achieved by the best-performing networks, confirming their high fidelity to the analytical benchmark. Overall, the analysis established that increasing the number of training points from 400 to 1000 yields measurable benefits for well-optimized architectures, particularly those employing extended training durations and adaptive optimization schemes. The *Extended* model was identified as the most accurate configuration, suitable for scientific research requiring maximal precision, while *Adaptive\_LR* was recommended as the most reliable option for practical applications due to its numerical stability.

The study confirmed the accuracy, stability, and adaptability of the developed PINN framework for modeling internal gravity–capillary waves. The system successfully reproduces analytical results and provides a unified environment for systematic testing and optimization of neural network architectures. Future research will focus on extending the framework to nonlinear and multidimensional regimes, incorporating adaptive sampling and hybrid data-driven approaches, and

applying it to inverse problems and experimental data analysis. These developments are expected to enhance the efficiency, generalization capability, and applicability of PINNs to a wide range of complex hydrodynamic and geophysical systems.

1. Raissi M., Perdikaris P., Karniadakis G. E. *Physics-informed neural networks: a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations*. Journal of Computational Physics. 2019. Vol. 378. P. 686–707. DOI: 10.1016/j.jcp.2018.10.045
2. Lin S., Chen Y. *A two-stage physics-informed neural network method based on conserved quantities and applications in localized wave solutions*. Journal of Computational Physics. 2022. Vol. 457. P. 111053. DOI: 10.1016/j.cpc.2022.111053
3. Ren P., Rao C., Chen S., Wang J.-X., Sun H., Liu Y. *SeismicNet: physics-informed neural networks for seismic wave modeling in semi-infinite domain*. Computer Physics Communications. 2024. Vol. 295. P. 109010. DOI: 10.1016/j.cpc.2023.109010
4. Avramenko O. *Deviation of two liquid half-spaces interface with surface tension: multiscale approach*. Mohyla Mathematical Journal. 2024. Vol. 7. P. 51–56. DOI: 10.18523/2617-70807202451-56

#### **ML-ПІДХІД ДО ІДЕНТИФІКАЦІЇ ЕМОЦІЙ У ЗВУКОВИХ ЗАПИСАХ НА БАЗІ MFCC / MACHINE LEARNING APPROACH TO EMOTION IDENTIFICATION BASED ON MFCC**

*Тимошевський Д.С. / Tymoshevskiy D.S.*

Національний університет “Києво-Могилянська Академія” / National University of Kyiv-Mohyla Academy

04655, Київ, вул. Григорія Сковороди, 2, факультет інформатики, кафедра математики

E-mail: d.tymoshevskiy@ukma.edu.ua

This research presents the development of a custom Ukrainian dataset of human voice recordings labeled by seven key emotional states: angry, disgust, fear, happy, neutral, sad, and surprise. Each audio sample was processed to extract Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCCs), which serve as primary acoustic features representing emotional cues. A Random Forest classifier was trained on these features to identify emotional categories from speech. The model achieved reliable accuracy and demonstrated robustness against minor variations in tone and recording conditions. The study highlights the efficiency of classical ensemble methods for emotion recognition and provides a reproducible dataset for further research in affective computing and audio-based AI systems.

У сучасному світі, де взаємодія людини з комп’ютерними системами набуває все більш природного характеру, розпізнавання емоцій за голосом стає одним із ключових напрямів розвитку штучного інтелекту. Голос є одним із найвиразніших каналів передавання емоційного стану, тому аналіз аудіосигналів відкриває можливості для створення інтелектуальних систем, здатних розуміти не лише зміст висловлювань, а й їх емоційне забарвлення. Такі технології мають широкий спектр практичного застосування — від покращення роботи віртуальних асистентів, систем підтримки клієнтів і адаптивних освітніх платформ до психологічного моніторингу стану користувачів. Окремим напрямом, що набуває актуальності, є використання аналізу емоційного тону голосу для оцінювання ефективності ведення гри в настільних рольових іграх, де емоційна залученість та динаміка голосу відображають якість ігрового процесу та комунікації між учасниками. Створення відкритого датасету аудіозаписів, розподілених за сімома базовими емоціями, а також навчання моделі машинного навчання для їх розпізнавання є важливим кроком до розвитку систем афективних обчислень, що дозволяють глибше розуміти поведінку людини та підвищувати якість інтерактивних ігрових і навчальних середовищ.

Для розпізнавання емоцій за голосом надзвичайно важливо коректно описати акустичні особливості мовлення, що відображають інтонацію, тембр, силу голосу та інші параметри, пов’язані з емоційним станом людини. Саме тому в дослідженні були обрані мел-частотні кепстральні коефіцієнти (MFCC) — один із найефективніших [1] та найпоширеніших способів представлення аудіосигналів у задачах аналізу мовлення. Їхня перевага полягає у здатності моделювати сприйняття звуків людиною: шкала мелів відображає нелінійну чутливість слуху до частот, наближену до психоакустичних властивостей слухового апарату. Таким чином, MFCC дають змогу отримати компактне, але інформативне відображення спектральних характеристик звуку, що добре підходить для подальшої обробки методами машинного навчання. На відміну