

Є. В. БОДЯНСЬКИЙ, доктор технічних наук, професор, Харківський національний університет радіоелектроніки, професор кафедри штучного інтелекту, м. Харків, Україна; e mail: yevgeniy.bodyanskiy@nure.ua, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5418-2143>

О. С. ЧАЛА, Харківський національний університет радіоелектроніки, аспірант кафедри штучного інтелекту; м. Харків, Україна, e mail: olha.chala@nure.ua, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7603-1247>

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ШВИДКОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗА УМОВ ПЕРЕТИННИХ КЛАСІВ

Предметом дослідження є процес швидкої класифікації даних за умов перетинних класів. Швидка класифікація виконується в режимі реального часу або близькому до нього. Мета роботи полягає у розробці інтелектуальної інформаційної технології швидкої класифікації в online та nearline режимах за умов перетинних класів. Досягнення мети дає можливість врахувати нестационарність вхідних даних та дисбаланс класів за умов потокового надходження даних. Задачі компенсації шумів у вхідних даних та зміну розподілу вхідних даних внаслідок нестационарності таких даних, а також задача компенсації дисбалансу класів пов'язані між собою при класифікації в умовах перетинних класів та потребують розробки комплексного рішення. Для досягнення мети вирішуються такі задачі: структуризація підходів до класифікації перетинних класів з урахуванням нестационарності вхідних даних та дисбалансу класів; розробка інтелектуальної технології класифікації в online та nearline режимах. Запропоновано інтелектуальну інформаційну технологію швидкої класифікації за умов перетинних класів. Технологія містить етапи попередньої класифікації з урахуванням шуму у вхідних даних, класифікації з урахуванням дисбалансу класів та класифікації з урахуванням зміни закономірностей у вхідних даних. Технологія передбачає послідовне використання нео-фаззі системи, адаптивної нейро-фаззі системи та багатопшарової нейронної мережі з ядерними дзвонуватими функціями активації. Нео-фаззі система використовує нео-нечіткі нейрони, що забезпечує стійкість до шуму. Адаптивна нейро-фаззі система враховує відстані між вхідними даними та центром класу у просторі ознак, що забезпечує класифікацію в умовах дисбалансу класів. Багатопшарова нейронна мережа з ядерними дзвонуватими функціями активації використовує рекурентний алгоритм навчання, що забезпечує адаптацію до нових даних з новим розподілом. Технологія дає можливість забезпечити швидке ітеративне уточнення рішень з класифікації згідно змін характеристик вхідних даних.

Ключові слова: швидка класифікація, перетинні класи, online режим, nearline режим, нейронна мережа, нейро-фаззі система, нео-фаззі система, адаптивне навчання, нечітка логіка.

Вступ. Класифікація даних, тобто віднесення даних до одного із відомих класів, знаходить широке застосування в різних галузях, включаючи розпізнавання образів, аналіз відеоданих та автоматизацію процесів підтримки прийняття рішень [1]. Задача швидкої класифікації, передбачає обробку даних у режимі online або близькому до нього (nearline). Швидка класифікація є актуальною у системах, що мають швидко реагувати на зміну навколишнього середовища, наприклад, у транспортних системах, системах моніторингу безпеки тощо [2].

Швидка класифікація потребує досягнення заданого рівня точності при обмеженнях на обчислювальні ресурси, пов'язаних із обмеженнями на час прийняття рішень в системі штучного інтелекту.

Швидка класифікація, як правило, реалізується в умовах перетинних класів, тобто коли дані з різних класів перетинаються у просторі ознак, оскільки вони мають близькі характеристики [3, 4].

Реалізація швидкої класифікації в умовах перетинних класів потребує додаткового вирішення задач усунення шуму та адаптації до змін у розподілі даних (concept drift) внаслідок нестационарності вхідних даних, усунення дисбалансу класів а також уточнення границь між класами. Так, дисбаланс класів може впливати на точність класифікації внаслідок суттєво різної кількості елементів даних у класах. Шум представляється шумовими точками у просторі ознак, що не відповідають загальним закономірностям даних. Відповідно, шум може знижувати точність класифікації.

Адаптація до concept drift забезпечує актуальність моделі в умовах динамічних змін у середовищі [5]. Уточнення границь перетину класів дозволяє підвищити точність класифікації за умов складного розподілу даних.

Таким чином, швидка класифікація потребує комбінування підходів до послідовного вирішення набору задач, пов'язаних із особливостями реальних даних та особливостями функціонування інформаційних систем, що генерують такі дані.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Методи швидкої класифікації, зокрема в умовах потокової обробки даних, виконують адаптацію до нових даних у режимі реального, або близького до реального часу. Така адаптація виконується з використанням інкрементного навчання [6].

Еволюційні нейро-фаззі системи орієнтовані на роботу з перетинними класами з використанням нечіткої логіки. Такий підхід дає можливість оцінювати рівень належності даних до можливих класів, коли класи частково перекриваються у просторі ознак [7, 8].

Для вирішення проблеми дисбалансу класів у online-режимі використовуються базові стратегії створення додаткових проміжних даних для менш представленого класу та вилучення частини даних для домінуючого класу [9]. Вказані стратегії дають можливість підвищити точність класифікації без значних втрат вхідної інформації, проте вони не можуть бути використані при потоковій обробці даних.

© Є.В. Бодяньський, О.С. Чала, 2024



Дослідницька стаття: Цю статтю опубліковано видавництвом НТУ «ХПИ» у збірнику «Вісник Національного технічного університету "ХПИ" Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології». Ця стаття поширюється за міжнародною ліцензією [Creative Common Attribution \(CC BY 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/). Конфлікт інтересів: Автор/и заявив/или про відсутність конфлікту.



В умовах нестационарності, коли вхідні дані містять шум, використовуються методи видалення шумових точок [10], що дає можливість зменшити вплив аномальних даних на результати класифікації, що підвищує загальну точність системи.

Класифікація в умовах перетинних класів з можливостями адаптації в умовах нестационарності, в тому числі при зміні розподілу вхідних даних, виконується з використанням комбінованого навчання в нейро-фаззі [7, 11, 12] та нео-нечітких системах [13].

Таким чином, сучасні підходи до класифікації в online та nearline режимах зазвичай орієнтовані на вирішення окремо задач компенсації нестационарності вхідних даних, дисбалансу класів, короткої вибірки. Проте ці задачі пов'язані між собою при класифікації в умовах перетинних класів та потребують єдиного інтегрованого рішення, що свідчить про актуальність розробки інтелектуальної інформаційної технології швидкої класифікації.

Мета та задачі дослідження. Мета роботи полягає у розробці інтелектуальної інформаційної технології швидкої класифікації в online та nearline режимах за умов перетинних класів. Вирішення цієї задачі дає можливість врахувати нестационарність вхідних даних та дисбаланс класів при потоковому надходженні вхідних даних.

Для досягнення поставленої мети вирішуються наступні задачі:

- структуризація нейро-фаззі, нео-фаззі підходів до класифікації перетинних класів з урахуванням нестационарності вхідних даних та дисбалансу класів;
- розробка інтелектуальної технології класифікації в online та nearline-режимах.

Структуризація підходів до класифікації з урахуванням нестационарності вхідних даних та дисбалансу класів.

Запропонована структуризація базується на порівнянні можливостей нео-фаззі, нейро-фаззі систем та багатошарової нейронної мережі з ядрними дзвонуватими функціями активації [12, 13].

Нео-фаззі система поєднує радіально-базисну нейронну мережу з нео-нечітким нейроном. Система забезпечує високу швидкість навчання завдяки використанню нелінійних синапсів. Вихідні сигнали залишаються лінійно залежними від налаштованих параметрів, що забезпечує можливість роботи в режимі онлайн. Система використовує комбіноване навчання, що передбачає: навчання з учителем, самонавчання та «лінійне навчання». Такий підхід забезпечує можливість адаптації до змін у вхідних даних у реальному часі з використанням обмежених вибірок. Навчання з учителем відповідає за налаштування синаптичних ваг системи.

Нео-нечіткий нейрон використовує нечіткі функції належності, що дозволяє обробляти невизначену інформацію та забезпечує гнучкість у моделюванні складних залежностей у даних.

Система має стійкість до шуму завдяки використанню функцій належності: у процесі класифікації активуються дві сусідні функції належності одночасно, що зменшує вплив шумових даних. Можливість адап-

тивного налаштування центрів та кількості функцій належності зменшує вплив змін у вхідних даних.

Адаптивна нейро-фаззі система дає можливість використати дані не лише у векторній, а й у матричній формі. Система складається з чотирьох шарів. Перший шар містить нейрони, що враховують відстані між вхідними даними та центром класу у просторі ознак. Другий шар складається з суматорів для кожного класу, які обчислюють оцінки Парзена щільності розподілу ймовірностей. Третій шар коригує ці оцінки вартості помилок класифікації. Вихідний шар визначає рівні належності вхідних об'єктів до класів.

Система використовує комбінацію методів навчання: «лінійне навчання»; самоорганізацію згідно принципу «переможець забирає все»; нечітка кластеризація. Лінійне навчання базується на концепції «нейрони в точках даних». Така концепція дає можливість адаптувати центри функцій відповідно до вхідних даних.

Задачу усунення дисбалансу класів вирішується за рахунок налаштування центроїдів активаційних функцій при навчанні нейро-фаззі системи.

Багатошарова нейронна мережа з ядрними дзвонуватими функціями активації складається з трьох шарів. Вхідний шар може отримувати дані не лише у вигляді векторів, а й у вигляді матриць, що дає можливість зберегти просторову структуру даних. Прихований шар містить нейрони з ядрними дзвонуватими функціями активації. Ці функції моделюють складні нелінійні границі між класами. Рівень активації нейрона визначається відстанню між вхідними даними та центром нейрона, що дозволяє адаптивно налаштувати рецептивні поля нейронів i , відповідно, уточнити границі між класами. Вихідний шар формує результат класифікації на основі лінійної комбінації виходів прихованого шару. Мережа використовує рекурентний онлайн-алгоритм навчання, що забезпечує оновлення параметрів у реальному часі або близькому до реального часу. Такий алгоритм забезпечує адаптацію до нових даних, з новим розподілом, без необхідності повторного навчання на всьому наборі даних. Адаптивне налаштування параметрів функцій активації виконується з використанням градієнтного методу. При відмінності поточного виходу мережі від бажаного вагові коефіцієнти коригуються з метою мінімізувати різницю. На даному етапі виконується уточнення границь між класами за рахунок використання ядрних функцій активації, що дає можливість ефективно розрізняти класи навіть при наявності складних перетинних границь. Швидке уточнення параметрів забезпечує можливість адаптації до змін у розподілі вхідних даних.

Інтелектуальна інформаційна технологія швидкої класифікації в умовах перетинних класів

Розроблена інтелектуальна інформаційна технологія містить такі етапи (рис. 1).

Етап 1. Швидка класифікація в online режимі з урахуванням шуму у вхідних даних з використанням нео-фаззі системи.

Етап 2. Швидка класифікація в online режимі або nearline режимі з урахуванням дисбалансу класів з використанням адаптивної нейро-фаззі система.

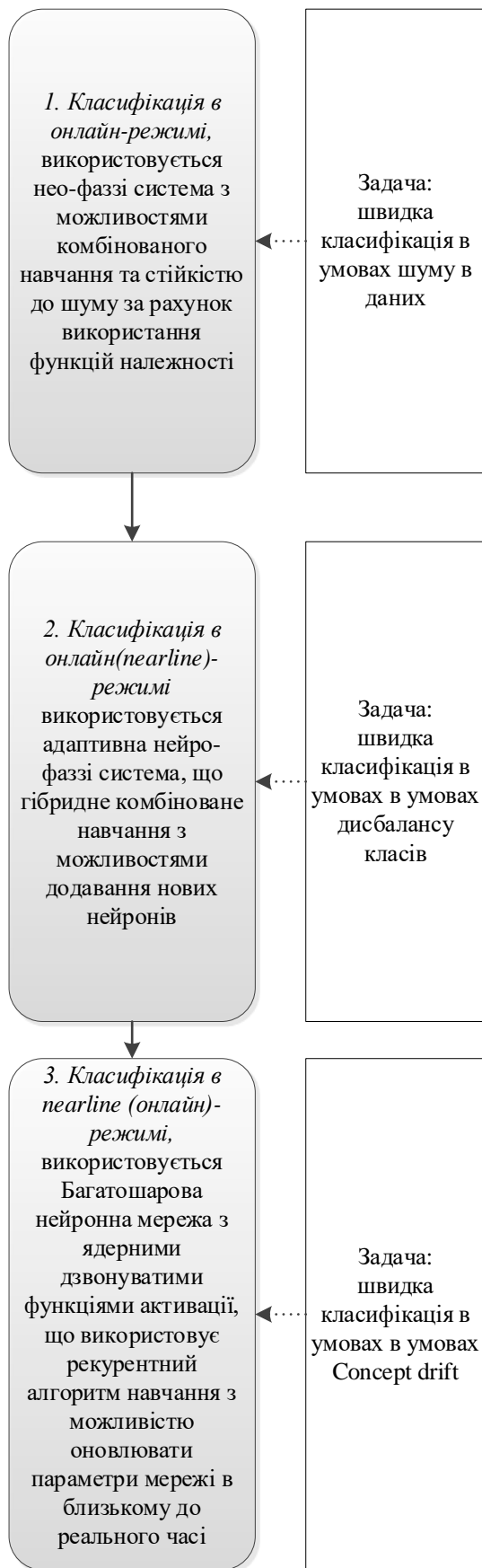


Рис. 1. Послідовність етапів інтелектуальної інформаційної технології швидкої класифікації за умов перетинних класів

Етап 3. Швидка класифікація в online режимі в online режимі або nearline режимі урахуванням зміни розподілу вхідних даних (concept drift) з використанням багатошарової нейронної мережі з ядерними дзвонуватими функціями активації.

Розглянемо послідовність використання розробленої технології на прикладі системи відеоспостереження з використанням двох потоків даних: основного та додаткового.

Основний потік використовується для детального аналізу потенційно небезпечних ситуацій. У даному потоці використовуються зображення з високою роздільною здатністю, зазвичай максимальною роздільною здатністю, доступною з відеокамер. Додатковий потік, на відміну від основного, має суттєво нижчу якість зображення з тим, щоб зменшити навантаження на мережеве обладнання.

Цей потік зазвичай використовує стандартні розширення з низькою роздільною здатністю, такі як QCIF, CIF, 2CIF, DCIF, 4CIF (D1).

Основне призначення додаткового потоку полягає в підтримці постійного віддаленого перегляду та моніторингу, в тому числі на мобільних пристроях та в умовах обмеженої пропускної здатності мережі.

Класифікація за наявності шуму у вхідних даних здійснюється в онлайн-режимі для додаткового потоку відеоданих. Цей потік має менший обсяг даних, що дає можливість здійснювати швидку класифікацію з низькою затримкою.

Уточнення границь перетинних класів та вирішення проблеми concept drift здійснюється в nearline-режимі для основного потоку (або в online-режимі при низькій частоті кадрів в системі відеоспостереження). Основний потік містить більше даних, необхідних для точного визначення границь класів та виявлення змін у розподілі даних. Також дана обробка потребує більш складних обчислень та, відповідно, є більш ресурсоємною.

Поєднання online та nearline-режимів дає можливість раціонально розподілити обчислювальні ресурси у процесі розпізнавання зображень у системі відеоспостереження.

На першому етапі виконується обробка зображень низької роздільної здатності у форматі QCIF. При бінарній класифікації виділяються класи зображень з пустою платформою та платформою з пасажиром. На даному етапі виконується попередня класифікація потоку зображень з урахуванням шумів у даних. На рис. 2 представлено приклад зображення низької роздільної здатності із шумом у даних, що класифікується на даному етапі.



Рис. 2. Приклад зображення низької роздільної здатності, що класифікується на етапі 1 інтелектуальної інформаційної технології

Шум, зокрема, пов'язаний із відблисками сонця на зображенні платформи. У прикладі використані зображення із датасету [14].

На другому етапі виконується класифікація зображень більшої роздільної здатності (рис. 3) із урахуванням дисбалансу класів.

Дисбаланс пов'язаний з тим, що кількість зображень пустої платформи суттєво перевищує кількість зображень платформи з пасажиром.



Рис. 3. Приклад зображення високої роздільної здатності, що класифікується на етапі 2 інтелектуальної інформаційної технології

На третьому етапі виконується класифікація зображень у випадку concept drift. Приклад періодичних змін закономірностей вхідних даних представлено на рис. 4.

В даному випадку на зображенні з'являється новий клас «забуті речі».

Результатом використання технології є класифікація зображень з урахуванням нестационарності вхідних даних та дисбалансу класів.



Рис. 4. Приклад зображення зі зміною структури вхідних, що класифікується на етапі 3 інтелектуальної інформаційної технології

Висновки. Запропоновано інтелектуальну інформаційну технологію швидкої класифікації за умов перетинних класів. Технологія містить етапи попередньої класифікації з урахуванням шуму у вхідних даних, класифікації з урахуванням дисбалансу класів та класифікації з урахуванням зміни закономірностей у вхідних даних.

У практичному аспекті запропонована технологія дає можливість забезпечити швидке ітеративне уточнення рішень з класифікації згідно характеристик вхідних даних та можливих непередбачуваних впливів на ці дані. При використанні даної технології базовим є перший етап, який забезпечує швидку online-класифікацію у типових умовах.

При наявності дисбалансу класів має бути реалізований етап 2, а при появі нових класів – етап 3 інтелектуальної інформаційної технології.

Список використаної літератури

- Engelbrecht Andries P. *Computational Intelligence: An Introduction*. NJ: John Wiley & Sons, 2007. 632 p.
- Howard A.G., Zhu M., Chen B., Kalenichenko D., Wang W., Weyand T., Adam H. *Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications*. URL: <https://arxiv.org/abs/1704.04861> (дата звернення 14.10.2024).
- Xiong H., Wu J., Liu L. Classification with class-overlapping: A systematic study and a new measure of class separability. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part A: Systems and Humans*, 2010. Vol. 40(4). P. 973–985.
- Vuttipittayamongkol P., Zhang X., Yang H. Overlap-based undersampling for improving classification performance on imbalanced data with overlapping classes. *Knowledge-Based Systems*, 2020.
- Krawczyk B., Minku L.L., Gama J., Stefanowski J., Woźniak M. Ensemble learning for data stream analysis: A survey. *Information Fusion*, 2017. Vol. 37. P. 132–156.
- Bifet A., Holmes G., Kirkby R., Pfahringer B. MOA: Massive Online Analysis. *Journal of Machine Learning Research*, 2010. Vol. 11. P. 1601–1604.
- Bodyanskiy Y.V., Tyshchenko O.K., Deineko A.O. An Evolving Neuro-Fuzzy System with Online Learning/Self-learning. *International Journal of Modern Education and Computer Science*, 2015. Vol. 7. no. 2. P. 1-7.
- Bodyanskiy Y., Pliss I., Chala O., Deineko A. Evolving fuzzy-probabilistic neural network and its online learning. *Proceedings of the 10th International Conference on Advanced Computer Information Technologies*. Deggendorf, Germany, 2016. URL: <https://doi.org/10.1109/ACIT49673.2020.9208904> (дата звернення 14.10.2024).
- Wang S., Minku L.L., Yao X. Dealing with Multiple Classes in Online Class Imbalance Learning. *Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2016. P.1–7.
- Batista G.E.A.P.A., Prati R.C., Monard M.C. A Study of the Behavior of Several Methods for Balancing Machine Learning Training Data. *SIGKDD Explorations Newsletter*, 2004. Vol. 6(1). P. 20–29.
- Bodyanskiy Y., Chala O.V. et al. Evolving Stacking Neuro-Fuzzy Probabilistic Networks and Their Combined Learning in Online Pattern Recognition Tasks. *Artificial Intelligence in Control and Decision-making Systems*, 2023. P. 95–123.
- Bodyanskiy Y., Deineko A., Pliss I., Chala O. Fast probabilistic neuro-fuzzy system for pattern classification task. *Information Technology and Management Science*, 2020. Vol. 23. P. 12–16.
- Bodyanskiy Y., Chala O. Enhanced multidimensional neo-fuzzy classification system and its learning for the video classification task. *Management Information System and Devices*, 2024. Vol. 181. P. 42–50. URL: https://www.ewdtest.com/asu/wp-content/uploads/2024/09/ASUtaPA_181_42_50.pdf (дата звернення 14.10.2024).
- Wang Y., Jodoin P.-M., Porikli F., Konrad J., Benzeeth Y., Ishwar P. CDnet 2014: An expanded change detection benchmark dataset. *Proceedings of the IEEE Workshop on Change Detection (CDW-2014)* at CVPR-2014, 2014. P. 387–394. URL: <http://jacarini.dinf.usherbrooke.ca/dataset2014> (дата звернення 14.10.2024).

References (transliterated)

- Engelbrecht Andries P. *Computational Intelligence: An Introduction*. NJ: John Wiley & Sons, 2007. 632 p.
- Howard A.G., Zhu M., Chen B., Kalenichenko D., Wang W., Weyand T., Adam H. *Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications*. Available at: <https://arxiv.org/abs/1704.04861> (accessed 14.10.2024).
- Xiong H., Wu J., Liu L. Classification with class-overlapping: A systematic study and a new measure of class separability. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part A: Systems and Humans*. 2010, vol. 40(4), pp. 973–985.
- Vuttipittayamongkol P., Zhang X., Yang H. Overlap-based undersampling for improving classification performance on imbalanced data with overlapping classes. *Knowledge-Based Systems*. 2020.
- Krawczyk B., Minku L.L., Gama J., Stefanowski J., Woźniak M. Ensemble learning for data stream analysis: A survey. *Information Fusion*. 2017, vol. 37, pp. 132–156.
- Bifet A., Holmes G., Kirkby R., Pfahringer B. MOA: Massive Online Analysis. *Journal of Machine Learning Research*. 2010, vol. 11, pp. 1601–1604.
- Bodyanskiy Y.V., Tyshchenko O.K., Deineko A.O. An Evolving Neuro-Fuzzy System with Online Learning/Self-learning. *International Journal of Modern Education and Computer Science*. 2015, vol. 7, no. 2, pp. 1–7.
- Bodyanskiy Y., Pliss I., Chala O., Deineko A. Evolving fuzzy-probabilistic neural network and its online learning. In *10th International Conference on Advanced Computer Information Technologies*. Deggendorf, Germany. 2016. Available at: <https://doi.org/10.1109/ACIT49673.2020.9208904> (accessed 14.10.2024).
- Wang S., Minku L.L., Yao X. Dealing with Multiple Classes in Online Class Imbalance Learning. *Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 2016, pp. 1–7.
- Batista G.E.A.P.A., Prati R.C., Monard M.C. A Study of the Behavior of Several Methods for Balancing Machine Learning Training Data. *SIGKDD Explorations Newsletter*. 2004, vol. 6(1), pp. 20–29.
- Bodyanskiy Y., Chala O.V. et al. Evolving Stacking Neuro-Fuzzy Probabilistic Networks and Their Combined Learning in Online Pattern Recognition Tasks. *Artificial Intelligence in Control and Decision-making Systems*. 2023, pp. 95–123.
- Bodyanskiy Y., Deineko A., Pliss I., Chala O. Fast probabilistic neuro-fuzzy system for pattern classification task. *Information Technology and Management Science*. 2020, vol. 23, pp. 12–16.
- Bodyanskiy Y., Chala O. Enhanced multidimensional neo-fuzzy classification system and its learning for the video classification task. *Management Information System and Devices*. 2024, vol. 181, pp. 42–50. Available at: https://www.ewdtest.com/asu/wp-content/uploads/2024/09/ASUtaPA_181_42_50.pdf (accessed 14.10.2024).
- Wang Y., Jodoin P.-M., Porikli F., Konrad J., Benzeith Y., Ishwar P. CDnet 2014: An expanded change detection benchmark dataset. In *Proceedings of the IEEE Workshop on Change Detection (CDW-2014)* at CVPR-2014. 2014, pp. 387–394. Available at: <http://jacarini.dinf.usherbrooke.ca/dataset2014> (accessed 14.10.2024).

Надійшла (received) 30.10.2024

UDC 004.8:004.9

E. V. BODIANSKY, Doctor of Technical Sciences, Professor, Kharkiv National University of Radio Electronics, Professor of the Department of Artificial Intelligence, Kharkiv, Ukraine; e-mail: yevgeniy.bodyanskiy@nure.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5418-2143>

O. S. CHALA, Kharkiv National University of Radio Electronics, graduate student of the Department of Artificial Intelligence; Kharkiv, Ukraine; e mail: olha.chala@nure.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7603-1247>

INTELLIGENT INFORMATION TECHNOLOGY FOR RAPID CLASSIFICATION UNDER CONDITIONS OF OVERLAPPING CLASSES

The subject of this research is the process of rapid data classification under conditions of overlapping classes. Rapid classification is performed in real-time or near-real-time mode. The aim of the work is to develop an intelligent information technology for rapid classification in online and nearline modes under conditions of overlapping classes. Achieving this goal allows for the consideration of non-stationarity in input data and class imbalance under conditions of streaming data. The tasks of compensating for noise in input data and changes in input data distribution due to non-stationarity, as well as the task of compensating for class imbalance, are interconnected when classifying under conditions of overlapping classes and require the development of a comprehensive solution. To achieve the goal, the following tasks are addressed: structuring approaches to classification of overlapping classes considering non-stationarity in input data and class imbalance; developing an intelligent technology for classification in online and nearline modes. An intelligent information technology for rapid classification under conditions of overlapping classes is proposed. The technology includes stages of preliminary classification considering noise in input data, classification considering class imbalance, and classification considering changes in input data patterns. The technology involves sequential use of a neo-fuzzy system, an adaptive neuro-fuzzy system, and a multilayer neural network with kernel bell-shaped activation functions. The neo-fuzzy system uses neo-fuzzy neurons, ensuring resistance to noise. The adaptive neuro-fuzzy system considers distances between input data and class centers in feature space, ensuring classification under class imbalance conditions. The multilayer neural network with kernel bell-shaped activation functions uses a recurrent learning algorithm, ensuring adaptation to new data with a new distribution. The technology enables rapid iterative refinement of classification decisions according to changes in input data characteristics.

Keywords: rapid classification, overlapping classes, online mode, nearline mode, neural network, neuro-fuzzy system, neo-fuzzy system, adaptive learning, fuzzy logic.

Повні імена авторів / Author's full names

Автор 1 / Author 1: Бодянський Євгеній Володимирович / Bodiansky Yevhenii Volodymyrovych

Автор 2 / Author 2: Чала Ольга Сергіївна / Chala Olga Serhiivna

ЗМІСТ

СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ І ТЕОРІЯ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ.....	3
<i>Pavlov A. A., Holovchenko M. N., Drozd V. V.</i> Modification of the decomposition method of constructing multivariate polynomial regression which is linear with respect to unknown coefficients	3
<i>Lavshchenko R. R., Lvov G. I.</i> Analysis of the applications of the data-driven approach in evaluating the thermal-physical properties of composites	11