

2. Кремньов В. Імітаційна модель системи комп'ютерного контролю технологічних процесів аграрних виробництв / В. Кремньов, А. Шаматрін// Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security. – Дніпро: НТУ «ДП», 2024. – № 2. – С. 68–78.

3. GitHub: Getting Started IOTstack [Електронний ресурс]. – Режим доступу: sensorsiot.github.io/IOTstack/Basic_setup/

УДК 004.8

П'ятаченко В.Ю., докт. філософії

vl.piatachenko@cs.sumdu.edu.ua

Гриценко О.М.

Сумський державний університет, alexsumy95@gmail.com

КЛАСИФІКАЦІЯ ТЕПЛОВІЗІЙНИХ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ГІБРИДНИХ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Сучасні інтелектуальні системи дедалі частіше залучають дані з тепловізійних сенсорів для аналізу середовища, особливо в умовах, де традиційні візуальні методи виявляються недостатніми. Інфрачервоні зображення, які фіксують теплове випромінювання об'єктів, є стійкими до змін освітлення, диму, туману та інших оптичних перешкод, що робить їх цінним джерелом інформації в системах відеоспостереження, автономного транспорту та пошуково-рятувальних операціях.

Попри стрімкий розвиток методів глибинного навчання, задачі обробки тепловізійних зображень залишаються актуальними через низьку деталізацію, варіативність теплових профілів та обмежений спектр інформативних ознак. У нещодавніх дослідженнях [1, 2] підтверджується, що глибокі згорткові нейронні мережі можуть успішно компенсувати ці обмеження, зокрема за рахунок покращення роздільної здатності (super-resolution) та ефективного навчання на слабоструктурованих даних. Так, у [1] використано модифіковану модель TSRGAN для підвищення якості термальних зображень недоношених немовлят, що дозволило суттєво покращити точність класифікації — вона збільшилася на 5% для реконструйованих SR-зображень. У свою чергу, в [2] продемонстровано, що модель Mask R-CNN з ResNet-50 забезпечує точність класифікації 97.1% при одночасному виконанні трьох підзадач — виявлення, сегментації та класифікації пухлин грудей за тепловими зображеннями. Таким чином, сучасні підходи до обробки інфрачервоної інформації доводять ефективність DL-моделей навіть за відсутності традиційних візуальних ознак, що посилює актуальність досліджень у цьому напрямку.

У даній роботі поставлено задачу автоматичної класифікації об'єктів на зображеннях, отриманих за допомогою тепловізійної зйомки. Для емпіричної перевірки використано відкритий датасет Thermal Image Dataset for Object Classification[3], що містить теплові зображення трьох типів об'єктів (Рис.1): людини, тварини та транспортного засобу. Кожна категорія представлена одноканальними зображеннями у градаціях сірого, з попереднім розподілом на навчальну та тестову вибірки. Об'єкти переважно займають центральну частину кадру, що дає змогу зосередитись на класифікації без додаткових процедур локалізації.

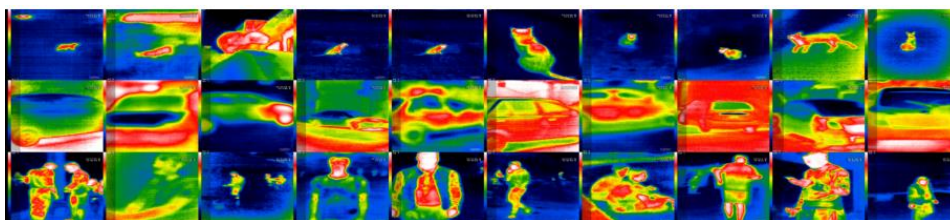


Рис. 1 – Типові зображення класів розпізнавання

Попри очевидну корисність термальних зображень, їх обробка залишається викликом через відсутність кольору, низьку текстурну варіативність, а також потенційно високу схожість між об'єктами різних класів за температурним профілем. Враховуючи ці труднощі, у роботі запропоновано гібридну модель, що поєднує глибоку нейронну мережу як екстрактор ознак з інформаційно-екстремальним класифікатором, адаптованим до умов обмеженої кількості навчальних даних та високої міжкласової подібності.

У межах дослідження запропоновано гібридну модель для класифікації тепловізійних зображень, яка поєднує згорткову нейронну мережу (CNN) як адаптивний екстрактор ознак з інформаційно-екстремальним класифікатором (ІЕІТ). CNN виконує автоматичне вилучення високорівневих дескрипторів з термограм, що дозволяє адаптувати модель до специфіки теплової інформації, де відсутні кольорові та текстурні атрибути. Далі отримані ознаки проходять бінарizzaцію, після чого класифікація здійснюється за принципом максимізації роздільної здатності класів у просторах дискретних ознак, із застосуванням індивідуально підібраних радіусів прийняття рішень для кожного класу.

Перевагою запропонованого підходу є його стійкість до обмеженого обсягу даних та міжкласної схожості, що характерно для теплових зображень з низькою інформативністю. Використання ІЕІТ-модуля дозволяє уникнути перенавчання та забезпечує контрольовану інтерпретованість процесу прийняття рішення. Застосування гібридної архітектури продемонструвало високу точність класифікації без необхідності в великомасштабному навчанні або використанні глибоких повнозв'язних шарів у класифікаторі, що є критично важливим у задачах з обмеженим набором термальних зображень.

Під час аналізу ознак, отриманих зі згорткової нейронної мережі (CNN), було виявлено високу щільність нульових та квазінульових компонент у векторі ознак (Рис.2). Це, у поєднанні з обмеженою кількістю навчальних прикладів, призводило до суттєвого перекриття ознак між різними класами в багатовимірному просторі.

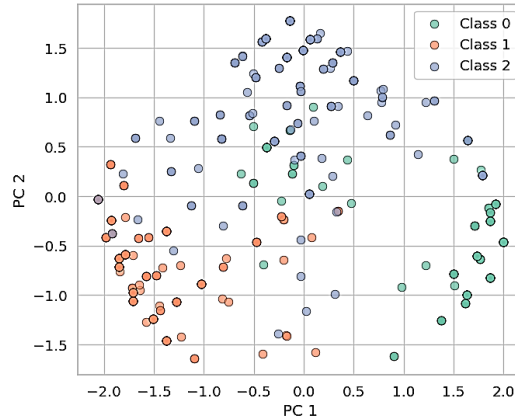


Рис. 2 – Двовимірна проєкція CNN-ознак після відбору найбільш інформативних

Попередня класифікація методом ІЕІТ на повному наборі ознак демонструвала низьку стабільність бінарних правил та слабку роздільну здатність — точність не перевищувала 55%. Для покращення дискретизації ознак та фокусування класифікатора на найінформативніших компонентах, було застосовано метод відбору ознак за критерієм F-статистики. Це дозволило відкинути шумові та постійно нульові ознаки, та сформувати компактне бінарне представлення на основі 20 найбільш дискримінативних ознак, що привело до значного зростання точності ІЕІТ до 76%.

Запропонована гібридна модель CNN + ІЕІТ показала хорошу точність класифікації термозображень навіть за обмеженого навчального набору. Водночас метод залишається чутливим до вибору параметрів та має обмеження при сильному перекритті класів. Надалі планується дослідити адаптивні стратегії відбору ознак, гнучкіші методи дискретизації та можливість інтеграції ІЕІТ у складніші ансамблеві або трансформерні архітектури.

Список посилань

1. Senalp, F.M., Ceylan, M. Effects of the deep learning-based super-resolution method on thermal image classification applications. *Multimed Tools Appl* 81, 9313–9330 (2022). <https://doi.org/10.1007/s11042-021-11436-4>
2. Soner Civilibal, Kerim Kursat Cevik, Ahmet Bozkurt, A deep learning approach for automatic detection, segmentation and classification of breast lesions from thermal images, *Expert Systems with Applications*, Volume 212, 2023, 118774, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118774>.
3. Ashfaq, Qirat; Akram, Usman; Zafar, Roshaan (2021), “Thermal Image dataset for object classification”, *Mendeley Data*, V1, doi: 10.17632/btmrycjbj.1

УДК 004.9:629.086.1 (044)

Іванець О.Б., докт. техн. наук, доцент
iramoro@ukr.net

Сова А.О.

Державний університет «Київській авіаційний інститут», 6224766@stud.kai.edu.ua

ОСОБЛИВОСТІ ОБРОБКИ БІОМЕДИЧНИХ ДАНИХ ДЛЯ СИСТЕМ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ

Сучасні підходи до обробки даних потребують системних рішень, з огляду на їх використання для системи інтернету речей. Адже обробки біомедичних даних іноді кардинально відрізняється від обробки даних від технічних систем. Наявність хаотичної складової в біомедичних даних часто є необхідною складовою функціонування гомеостазу організму, а відсутність варіабельності біологічних ритмів може свідчити про порушення стабільності функціонування біологічної системи. Тому, отримання біомедичних даних у режимі реального часу через систему інтернету речей (ІоТ), що дозволяє отримувати дані дані з медичних пристроїв, які призначені для відстеження динаміки серцевого ритму та інших фізіологічних параметрів, відкривають нові можливості для обробки біомедичних даних. Метою даної роботи є дослідження методів нелінійної динаміки для обробки біомедичних даних для урахування їх хаотичної складової для оцінювання стабільності функціонування біологічної системи.

Як зазначає видання [1] однією з переваг ІоТ в медичній галузі є можливість моніторингу серцевого ритму у режимі реального часу та зберігання, обробку та аналіз даних із виведенням подальшого результату. Але для біомедичних даних серцевого ритму таких як електрокардіограми та варіабельність серцевого ритму ключовою прогностичною інформацією є наявність хаотичних процесів, аналіз яких необхідно здійснювати методами, що дозволяють аналізувати таку складову. В запропонованій роботі проводиться порівняльний аналіз методів нелінійної динаміки для візуального аналізу варіабельності серцевого ритму та враховуються методи кількісної оцінки даних рекурентних діаграм, а також результати розрахунків індексу Херста, ентропії Колмагорова, наближеної та вибіркової ентропії. Під час проведення аналізу емпіричних даних встановлено, що при дослідженні динамічних біологічних систем великий інтерес викликають питання виникнення хаотичних граничних множин у біологічних системах. Причому непередбачуваність, що виникає в таких системах залежить іноді виключно від внутрішніх властивостей динамічної системи, а не від тих чи інших зовнішніх хаотичних збуджень цієї системи. Проте у цієї непередбачуваності (хаотичності) при більш ретельному розгляді вдається виявити ряд закономірностей у поведінці системи, що відрізняє дане явище від класичних випадкових процесів.

Першим етапом впровадження повноцінної ІоТ-інфраструктури для зберігання, обробки та аналізу медичних даних необхідно скористатися й іншими можливостями цифрових технологій для організації такої обробки з урахуванням особливостей самих біологічних