

<https://doi.org/10.15407/csc.2024.02.077>

УДК 004.8 + 004.932

І.О. УРСУ, студент, Національний технічний університет України
“Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”,
03056, м. Київ, просп. Берестейський, 37, Україна,
s02-uio-fbmi24@iit.kpi.ua

Ю.С. БУДНІК, студент, Національний технічний університет України
“Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”,
03056, м. Київ, просп. Берестейський, 37, Україна,
bs03-bys-fbmi24@iit.kpi.ua

О.О. ШЕВЧЕНКО, студент, Національний технічний університет України
“Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”,
03056, м. Київ, просп. Берестейський, 37, Україна,
bs03-soo-fbmi24@iit.kpi.ua

М.Б. ДИБА, канд. мед. наук, с.н.с. відділення гепатології і коморбідних захворювань у дітей
ДУ, “Інститут педіатрії, акушерства і гінекології НАМН України”,
04050, м. Київ, вул. Платона Майбороди, 8, Україна,
ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-7490-1324>,
marina_dyba@ukr.net

Б.А. ТАРАСЮК, докт. мед. наук, с.н.с.
ДУ “Інститут ядерної медицини та променевої діагностики НАМН України”,
04050, м. Київ, вул. Платона Майбороди, 32, Україна,
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4051-9707>,
bтарыuk13@gmail.com

В.А. ПАВЛОВ, канд. техн. наук, доцент,
Національний технічний університет України
“Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”,
03056, м. Київ, просп. Берестейський, 37, Україна,
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3293-5308>,
pavlov.volodymyr@iit.kpi.ua

СИСТЕМА ВИЗНАЧЕННЯ СТУПЕНЮ ФІБРОЗУ ЗА УЛЬТРАЗВУКОВИМ ЗОБРАЖЕННЯМ ПЕЧІНКИ ДІТЕЙ ПРИ АУТОІМУННОМУ ГЕПАТИТІ

У роботі запропоновано та обґрунтовано трирівневу систему класифікації деталізованого ступеню фіброзу (8 класів) на основі нейронних мереж за станом судин на ультразвукових зображеннях печінки: перший рівень — групова класифікація ступенів фіброзу для областей інтересу засобами згорткових нейронних мереж, другий рівень — класифікація окремих ступенів фіброзу областей інтересу глибокою нейронною мере-

Cite: Урсу І.О., Буднік Ю.С., Шевченко О.О., Диба М.Б., Тарасюк Б.А., Павлов В.А. Система визначення ступеню фіброзу по ультразвуковим зображенням печінки дітей при аутоімунному гепатиті. *Control Systems and Computers*, 2024, 2, 77—87. <https://doi.org/10.15407/csc.2024.02.077>

© Видавець ВД «Академперіодика» НАН України, 2024. Стаття опублікована на умовах відкритого доступу за ліцензією CC BY-NC-ND (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

жею, третій рівень — інтеграція результатів другого рівня для одержання висновків щодо пацієнта (зображення) загалом. З метою оптимізації простору ознак здійснено розвідувальний аналіз засобами моделі логістичної багатовимірної регресії, оптимізованої методом групового врахування аргументів. Одержаний у результаті набір узагальнених змінних сформував простір метаознак для другого рівня системи. Показано двократний приріст якості класифікації системи у порівнянні з вирішенням поставленої задачі класифікації зображень єдиною згортковою мережею з виходом на 8 класів.

Ключові слова: згорткові нейронні мережі, багаторівнева система, групова класифікація, МГУА, логістична регресія, розвідувальний аналіз, фіброз печінки, ультразвукові зображення.

Вступ

Дифузні захворювання є найчисленнішим класом захворювання печінки. Серед них тяжким перебігом у дітей вирізняється аутоімунний гепатит. Своєчасне його діагностування та оцінка ступеню ураження печінки є невід'ємною частиною персоналізованої стратегії лікування пацієнта.

Найбільш точним та надійним способом оцінки ураження печінки є гістологічні дослідження біоматеріалу, що одержаний за допомогою біопсії. Водночас інвазивні методи аналізу характеризуються високою імовірністю ускладнень та складністю їхнього перебігу [1]. Нестача надійних неінвазивних методів оцінки захворювання печінки позначається на якості надання медичних послуг. Тому пошук інформативних ознак ураження печінки на ультразвукових зображеннях та вдосконалення методів вирішення мультикласових завдань класифікації є актуальними напрямками розвитку неінвазивних систем визначення ступеню фіброзу печінки.

Зв'язок між деформацією форми судин печінки, появою колатералій та ступенем фіброзу відомий у клінічній практиці [2, 3]. Однак досягти якісної класифікації ступеня фіброзу (шкала F0—F4 класифікації METAVIR) на підставі медичних зображень (МРТ, УЗ) досі не вдається. Оцінка точності на 5-ти класах фіброзу печінки, одержаною за текстурними ознаками на УЗ-зображеннях становить 83.5% [4]. Однак практика лікування пацієнтів, особливо дитячого віку, вимагає для персоналізованої стратегії лікування більш деталізованої шкали оцінки ураження печінки, що ще більше ускладнює завдання комп'ютерного аналізу зображень. Задачею роботи було поставлено роз-

робку системи класифікації деталізованого (8 класів: F0, F1, F1-2, F2, F2-3, F3, F3-4, F4) ступеню фіброзу печінки шкали METAVIR на основі аналізу стану судин на УЗ-зображеннях при захворюванні дітей на аутоімунний гепатит. Дані для роботи одержано у ДУ “Інститут педіатрії, акушерства і гінекології імені академіка О.М. Лук'янової НАМН України”.

Постановка задачі класифікації ступенів фіброзу печінки

Вважається, що існує скінченна кількість K класів зображень. Класи D_i^* , $i = 1, \dots, K$ — це множини зображень (об'єктів класифікації d^*), представлені як області інтересу (ОІ) ультразвукових зображень печінки пацієнтів. Кожен клас D_i^* , $i = 1, \dots, K$ є вичерпною скінченною або нескінченною множиною об'єктів (зображень ОІ). Передбачається, що $D_i^* \cup D_j^* = \emptyset$, коли $i \neq j$. Ці класи надаються нам кінцевими навчальними підмножинами D_i^* потужності n_i , $i = 1, \dots, K$, представленими об'єктами (ОІ) $_{ij}$ $j = 1, \dots, n_i$. Кожен об'єкт d_{ij} є фрагментом (ОІ) $_{ij}$ ультразвукового зображення печінки людини, отриманого у В-режимі. На основі заданих навчальних підмножин D_i^* , $i = 1, \dots, K$, необхідно запропонувати механізм найкращої класифікації об'єктів d_{ij}^* з D_i^* , $i = 1, \dots, K$ у вибраному класі алгоритмів класифікації [5]. Під механізмом найкращої класифікації об'єктів тут розуміємо такий класифікатор, де досягається найкраща класифікація в сенсі результату на валідаційній вибірці даних.

Вхідними даними застосовано 148 ультразвукових зображень печінки, які було класифіковано гістологічним аналізом матеріалу біопсії за шкалою METAVIR вісім стадій фіброзу:

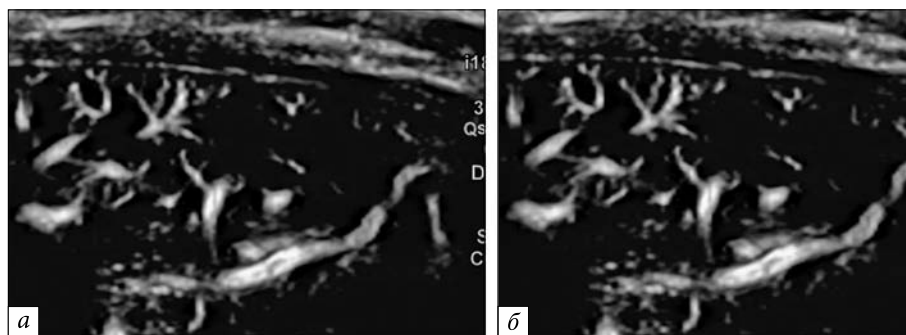


Рис. 1. Обрізка зображень: а — зайві елементи на зображенні; б — зображення без зайвих елементів

Ф0 — здоровий пацієнт;
 Ф1, Ф2, Ф3, Ф4 — основні стадії фіброзу;
 Ф1-2, Ф2-3, Ф3-4 — проміжні стадії.

У процесі підготовки вхідних зображень здійснюється обрізка, що виключає “шумову” інформацію з поля областей інтересу (рис. 1). Розмір зображення стандартизовано: ширина — 500 пікселів, висота — 230 пікселів.

Розподіл зображень на тренувальну та валідаційну вибірку по класах наведено у табл. 1.

Для автоматичного отримання ОІ із кожного зображення застосовано алгоритм, який ділить зображення за параметрами: кількість поділів — 15, частина перекриття — 0.7.

Аналіз шляхів вирішення проблеми

Останні роки для класифікації ступеню фіброзу печінки за медичними зображеннями дослідники дедалі частіше використовують сучасний інструмент моделювання — нейронні мережі. Прикладом реалізації такого підходу може слугувати робота [6]. У статті пропонується використати авторську архітектуру, де основою є попередньо навчена модель *VGGNet*, та стверджується, що це буде ефективнішим, ніж навчання стандартних глибоких згорткових нейронних мереж наявною вибіркою. Робота [7] досліджувала автоматизовану класифікацію стадій фіброзу печінки за допомогою аналізу ультразвукових зображень також із використанням передачі навчання вже навченими нейронними мережами. Порів-

Таблиця 1. Таблиця розподілу даних на тренувальну та валідаційну вибірки

Стадія	0	1	1—2	2	2—3	3	3—4	4
Клас	0	1	2	3	4	5	6	7
Кількість у класі	24	10	8	19	19	20	22	26
Тренувальна вибірка (кількість)	17	7	6	13	13	14	15	18
Валідаційна вибірка (кількість)	7	3	2	6	6	6	7	8

няння здійснювалося між моделями *VGGNet*, *ResNet*, *DenseNet*, *EfficientNet*, *ViT*. У результаті дослідження автори дійшли висновку, що використання попередньо навченої мережі *EfficientNet* надає найбільший результат за метриками, що розглядалися в аналізі. На противагу глибоким згортковим нейронним мережам у статті [7] розглядається *Vision Transformer* (*ViT*), який не використовує згорткові шари й побудований за архітектурою трансформерів. Дані досліджень свідчать про можливість використання нейронних мереж на основі трансформерів, як альтернативу згортковим нейронним мережам (ЗНМ).

Зазначимо, що попри висновки даних досліджень, використання нейронних мереж із передачею навчання обмежує вхідний розмір зображень, а також не використовує переваги гнучкого налаштування простору ознак у порівнянні зі створенням авторської версії архітектури системи класифікації на основі ЗНМ.

Ієрархічна система вирішення завдання мультикласифікації деталізованих ступенів фіброзу. Обґрунтування підходу

Сформулюємо авторську пропозицію про доцільність підходу для вирішення окремого виду мультикласових завдань класифікації зображень.

1. Зафіксуємо стандартну схему реалізації вирішення мультикласових завдань (без урахування засобів, методів класифікації), у порівнянні з якою розглядатимемо доцільність пропозиції. Це відомий підхід “кожний клас проти всіх інших класів”, що може бути реалізований на різних засобах класифікації.

2. Нехай існує перелік ознак x , кількісна наявність яких у деяких співвідношеннях в окремих областях зображення є інформативними ознаками для зарахування до відповідного класу класифікації зображення загалом. Назвемо такі ознаки — якісними ознаками класів.

3. Тоді сформулюємо наступну пропозицію для застосування (у порівнянні з підходом за п.1) для вирішення мультикласового завдання [8]:

Попередній етап: реалізується доцільна система виокремлення областей інтересу (ОІ) на кожному зображенні. Наступний (перший) рівень системи розглядає у якості об’єктів класифікації — ОІ.

Перший рівень системи: містить різні групові класифікатори класів фіброзу та визначає результати групових класифікацій для заданої ОІ.

Другий рівень системи: містить метакласифікатор окремих класів фіброзу для заданої ОІ.

Третій рівень системи: містить метакласифікатор, що інтегрує результати другого рівня системи, одержані для різних ОІ конкретного зображення для класифікації зображення загалом.

Обґрунтування пропозиції:

Попередній етап: застосовується оператор для відбору найбільш перспективних окремих ОІ, серед іншого для ігнорування системою класифікації “шумових” областей. Проте може бути застосований також автоматичний поділ зображення на ОІ, що виключить суб’ек-

тивний фактор та сприятиме можливості тиражування та масштабування системи.

Перший рівень системи: реалізується класифікація за групами класів ОІ. Групова класифікація застосовується для “природного” відносного вирівнювання кількостей об’єктів у “групових” класах, що позитивно впливає на кінцевий результат класифікації. Крім того, системи групової класифікації засновано на менш складних класифікаторах ніж класифікатори для кожного класу, що підвищує ефективність системи як цілого.

Другий рівень системи: метакласифікатор даного рівня застосовується для переходу від групової класифікації ОІ до класифікації заданих класів ОІ. Метаознаками для даного класифікатора виступають імовірності групових класифікацій, одержаних на першому рівні.

Третій рівень системи: метакласифікатор застосовується для переходу від класифікації ОІ до класифікації зображення загалом. Метаознаками виступають кількісні значення розподілу за класами результатів класифікації ОІ, одержаних на другому рівні системи. Даний рівень системи дозволяє врахувати особливості об’єкта класифікації під кутом зору наявності якісних ознак класів в окремих ОІ зображеннях.

Описана та обґрунтована пропозиція буде застосована для вирішення завдання класифікації деталізованого ступеня фіброзу печінки пацієнтів з аутоімунним гепатитом. Засобом класифікації обирається потужний сучасний інструмент для аналізу зображень — згорткові нейронні мережі (ЗНМ). Для обґрунтування доцільності пропозиції завдання класифікації буде вирішено та порівняно зі стандартним підходом — застосування ЗНМ на 8 вихідних класів.

Класифікація фіброзу печінки застосуванням ЗНМ на 8 класів

Далі буде наведено результати класифікації при застосуванні архітектури згорткової нейронної мережі: вхідний шар, два згорткових шари з функціями активації “ReLU” та операцією об’єднання по максимуму, один повнозв’язний шар із функцією активації “Tanh” і один вихідний шар. Об’єктами навчання та

класифікації використано УЗ-зображення цілком по типу рис. 1, б. Точність класифікації (*accuracy*) на валідаційній вибірці складає 32.61%. Матрицю помилок наведено на рис. 2.

Як бачимо, стандартне рішення (класифікація єдиною ЗНМ зображення цілком) дає змогу одержати лише неприйнятно низькі результати. Тільки класи *F1* та *F1-2* вирізняються високим ступенем роздільності. Даний результат пояснюється тим, що використання цілих зображень для класифікації має недолік: кожне зображення має нерівномірний розподіл різних якісних ознак фіброзу, що неможливо врахувати при поданні цілого зображення на класифікацію. Далі пропонується застосування ієрархічної системи класифікації, що на перших 2-х рівнях класифікує окремі області інтересу зображення, а на третьому рівні інтегрує результати класифікації для пацієнта (зображення) цілком.

Застосування ієрархічної системи класифікації

Для вирішення кожного окремого завдання групової класифікації застосовано таку архітектуру ЗНМ: вхідний шар, три або чотири згорткових шари з функціями активації “*ReLU*” та операцією об’єднання по максимуму, один або два повнозв’язних шари з функцією активації “*Tanh*” і один вихідний шар.

Ієрархічна система містить три рівня класифікації:

1. Класифікація різних доцільних варіантів групування класів фіброзу областей інтересу засобами згорткових нейронних мереж:

- класифікатори із врахуванням проміжних стадій:

1. 0 від 1, 1—2, 2, 2—3, 3, 3—4, 4 — точність класифікації 74 %;

2. 0, 1 від 1—2, 2, 2—3, 3, 3—4, 4 — точність класифікації 71 %;

3. 0, 1, 1—2 від 2, 2—3, 3, 3—4, 4 — точність класифікації 60 %;

4. 0, 1, 1—2, 2 від 2—3, 3, 3—4, 4 — точність класифікації 53 %;

5. 0, 1, 1—2, 2, 2—3 від 3, 3—4, 4 — точність класифікації 51 %;

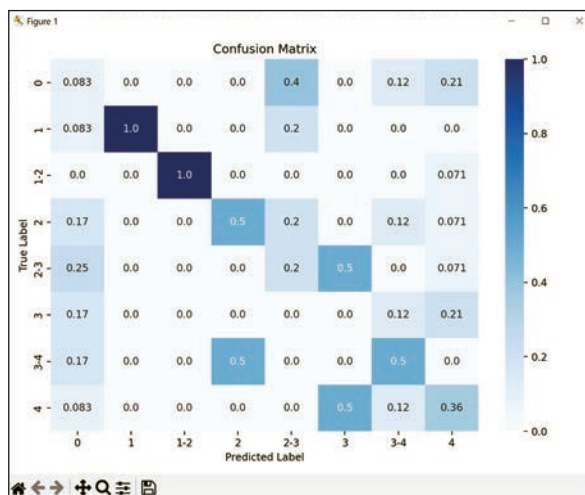


Рис. 2. Результат класифікації нейронної мережі стандартного рішення

6. 0, 1, 1—2, 2, 2—3, 3 від 3—4, 4 — точність класифікації 62 %;

7. 0, 1, 1—2, 2, 2—3, 3, 3—4 від 4 — точність класифікації 81 %;

- класифікатори без врахування проміжних стадій:

1. 0 від 1, 2, 3, 4 — точність класифікації 71 %;

2. 0, 1 від 2, 3, 4 — точність класифікації 63 %;

3. 0, 1, 2 від 3, 4 — точність класифікації 66 %;

4. 0, 1, 2, 3 від — точність класифікації 72 %;

- багатокласовий класифікатор — точність класифікації 32.46%.

Вихід першого рівня системи представляє собою вектор, складові якого є імовірностями приналежності ОІ до певної групи ступенів фіброзу. Складові вектора групових класифікацій (фрагмент) наведено на рис. 3.:

2. Формуванню другого рівня системи передував розвідувальний аналіз перспективності вхідних та деякого рівня складності узагальнених змінних для застосування їх згодом для розробки глибокої нейронної мережі (ГНМ). Для відбору змінних класифікатор побудовано алгоритмом багатокласової логістичної регресії з оптимізованою за принципами методу групового урахування аргументів структурою [9]. Точність класифікації ступеню фіброзу розвідувальної моделі на валідаційній вибірці склала 36.09 %, результати класифікації наведено на рис. 4.

x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14
0,99705	0,99996	0,99984	0,99833	0,84387	0,15613	0,93482	0,06518	0,10318	0,89682	0,00286	0,99714	0,09718	0,90282
0,99514	0,99980	0,99892	0,99077	0,84243	0,15757	0,93333	0,06667	0,10250	0,89750	0,00278	0,99722	0,09623	0,90377
0,99800	0,99965	0,99721	0,94172	0,85567	0,14433	0,93445	0,06555	0,10320	0,89680	0,00273	0,99727	0,09697	0,90303
0,99885	0,99564	0,99768	0,99143	0,85215	0,14785	0,93529	0,06471	0,10540	0,89460	0,00281	0,99719	0,09958	0,90042
0,92812	0,85116	0,93063	0,98695	0,84562	0,15438	0,93238	0,06762	0,10439	0,89561	0,00283	0,99717	0,09929	0,90071
0,93452	0,99597	0,98803	0,94977	0,85028	0,14972	0,93074	0,06926	0,10267	0,89733	0,00272	0,99728	0,09539	0,90461
0,90140	0,95864	0,98223	0,50537	0,85042	0,14958	0,93140	0,06860	0,10264	0,89736	0,00278	0,99722	0,09702	0,90298
0,71872	0,97895	0,63573	0,17117	0,84952	0,15048	0,93454	0,06546	0,10353	0,89647	0,00287	0,99713	0,09959	0,90041
0,99698	0,66341	0,01239	0,07064	0,84812	0,15188	0,93525	0,06475	0,10248	0,89752	0,00279	0,99721	0,09763	0,90237
0,99849	0,97968	0,09615	0,39402	0,85009	0,14991	0,93510	0,06490	0,10486	0,89514	0,00286	0,99714	0,09789	0,90211
0,99209	0,98521	0,62088	0,13685	0,85080	0,14920	0,93711	0,06289	0,10806	0,89194	0,00284	0,99716	0,09682	0,90318
0,99898	0,99861	0,95649	0,33749	0,85039	0,14961	0,93610	0,06390	0,10944	0,89056	0,00291	0,99709	0,09837	0,90163
0,99997	0,99974	0,89996	0,72523	0,85108	0,14892	0,93511	0,06489	0,10783	0,89217	0,00289	0,99711	0,09819	0,90181
0,99998	0,99433	0,81780	0,95402	0,85128	0,14872	0,93490	0,06510	0,10865	0,89135	0,00283	0,99717	0,09810	0,90190
0,99983	0,99338	0,60372	0,86491	0,85104	0,14896	0,93403	0,06597	0,10972	0,89028	0,00282	0,99718	0,09839	0,90161
0,97603	0,67724	0,81443	0,15796	0,84988	0,15012	0,93220	0,06780	0,10526	0,89474	0,00274	0,99726	0,09721	0,90279
0,84509	0,88741	0,67113	0,77156	0,84739	0,15261	0,93365	0,06635	0,10560	0,89440	0,00278	0,99722	0,09783	0,90217
0,56637	0,99458	0,99934	0,94838	0,85053	0,14947	0,93405	0,06595	0,10532	0,89468	0,00277	0,99723	0,09848	0,90152
0,96645	0,96040	0,99911	0,91767	0,85226	0,14774	0,93384	0,06616	0,10411	0,89589	0,00272	0,99728	0,09677	0,90323
0,96958	0,89642	0,99821	0,95457	0,84990	0,15010	0,93405	0,06595	0,10557	0,89443	0,00283	0,99717	0,09906	0,90094
0,99597	0,73596	0,99496	0,98366	0,84897	0,15103	0,93310	0,06690	0,10593	0,89407	0,00280	0,99720	0,09930	0,90070
0,92823	0,93467	0,97569	0,86138	0,85131	0,14869	0,93522	0,06478	0,10543	0,89457	0,00273	0,99727	0,09641	0,90359
0,51517	0,36549	0,24238	0,21124	0,84961	0,15039	0,93502	0,06498	0,10637	0,89363	0,00280	0,99720	0,09804	0,90196

Рис. 3. Вхідні дані для другого рівня системи

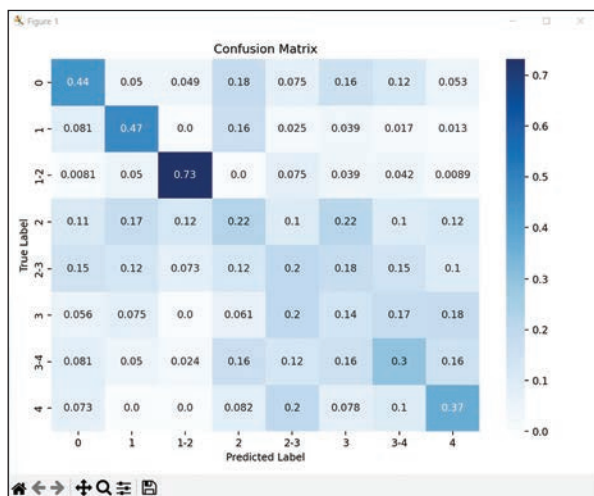


Рис. 4. Результат класифікації моделі логістичної регресії на другому рівні системи

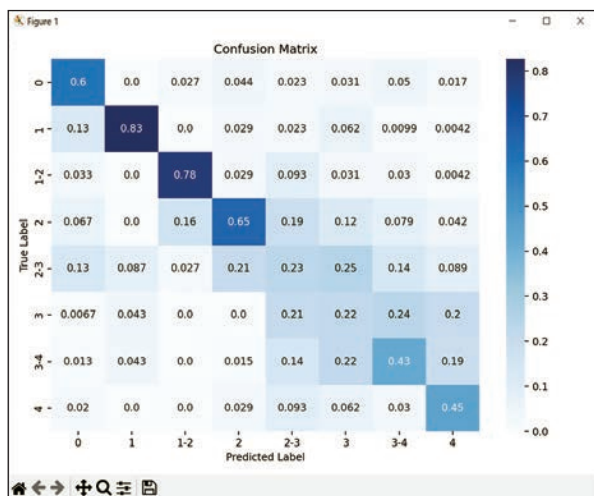


Рис. 5. Результат класифікації моделі нейронної мережі на другому рівні системи

Визначений набір первинних та узагальнених ознак було застосовано при реалізації другого рівня системи на основі ГНМ: один вхідний шар і один повнозв'язний шар із функ-

цією активації “Softmax” — вихідний шар. Точність на валідаційній вибірці даних склала 50.43 %, результати класифікації наведено на рис. 5.

x15	x16	x17	x18	x19	x20	x21	x22	x23	x24	x25	x26	label
0,02691	0,97309	0,99998	0,00002	0,00022	0,00000	0,96287	0,00011	0,00081	0,00008	0,00004	0,03586	2
0,02718	0,97282	0,99998	0,00002	0,00011	0,00014	0,89951	0,00015	0,00164	0,00030	0,00114	0,09700	2
0,02695	0,97305	0,99998	0,00002	0,00013	0,00005	0,99580	0,00004	0,00034	0,00022	0,00058	0,00285	2
0,02771	0,97229	0,99998	0,00002	0,00005	0,00007	0,98102	0,00052	0,00079	0,00046	0,00008	0,01701	2
0,02773	0,97227	0,99998	0,00002	0,00016	0,00002	0,98731	0,00007	0,00026	0,00003	0,00021	0,01193	2
0,02681	0,97319	0,99998	0,00002	0,00015	0,00002	0,99746	0,00009	0,00017	0,00003	0,00017	0,00191	2
0,02778	0,97222	0,99998	0,00002	0,00031	0,00010	0,98345	0,00018	0,00078	0,00133	0,00055	0,01328	2
0,02786	0,97214	0,99998	0,00002	0,00155	0,00016	0,97605	0,00726	0,00223	0,01104	0,00053	0,00118	2
0,02786	0,97214	0,99998	0,00002	0,00031	0,00030	0,99817	0,00015	0,00008	0,00049	0,00031	0,00020	2
0,02855	0,97145	0,99998	0,00002	0,00029	0,00005	0,99757	0,00021	0,00011	0,00078	0,00073	0,00026	2
0,02862	0,97138	0,99998	0,00002	0,00289	0,00097	0,98575	0,00027	0,00011	0,00117	0,00650	0,00235	2
0,02856	0,97144	0,99998	0,00002	0,00107	0,00007	0,99668	0,00010	0,00001	0,00032	0,00043	0,00132	2
0,02889	0,97111	0,99998	0,00002	0,00011	0,00045	0,98568	0,00018	0,00001	0,00119	0,00726	0,00512	2
0,02871	0,97129	0,99998	0,00002	0,00006	0,00011	0,99461	0,00042	0,00001	0,00052	0,00086	0,00340	2
0,02850	0,97150	0,99998	0,00002	0,00023	0,00003	0,97300	0,00108	0,00002	0,00009	0,00096	0,02458	2
0,02757	0,97243	0,99998	0,00002	0,00006	0,00014	0,00004	0,00000	0,00030	0,99427	0,00015	0,00504	5
0,02733	0,97267	0,99998	0,00002	0,00059	0,00022	0,00023	0,00000	0,00003	0,98971	0,00067	0,00855	5
0,02753	0,97247	0,99998	0,00002	0,00075	0,00006	0,00104	0,00001	0,00028	0,95379	0,00063	0,04343	5
0,02697	0,97303	0,99998	0,00002	0,00266	0,00007	0,00105	0,00001	0,00026	0,98922	0,00036	0,00639	5
0,02769	0,97231	0,99998	0,00002	0,00106	0,00017	0,00036	0,00010	0,00129	0,99323	0,00261	0,00118	5
0,02767	0,97233	0,99998	0,00002	0,00003	0,00036	0,00004	0,00045	0,00012	0,99555	0,00312	0,00033	5
0,02685	0,97315	0,99998	0,00002	0,00000	0,00031	0,00001	0,00026	0,00010	0,99830	0,00083	0,00019	5
0,02777	0,97223	0,99998	0,00002	0,00008	0,00007	0,00005	0,00001	0,00014	0,99929	0,00008	0,00030	5

x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	label
0	0	14	0	0	0	0	1	2
0	0	0	0	0	15	0	0	5
0	0	0	0	15	0	0	0	4
0	0	0	0	0	0	0	15	7
14	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	15	0	6
0	15	0	0	0	0	0	0	1
0	0	0	0	0	0	0	15	7
11	0	0	1	0	0	1	2	0
0	0	0	0	15	0	0	0	4
1	0	0	0	0	14	0	0	5
0	0	0	0	15	0	0	0	4
15	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	15	7
0	0	0	0	15	0	0	0	4
0	0	0	0	0	15	0	0	5
0	0	0	0	15	0	0	0	4
0	0	0	0	15	0	0	0	4
2	0	0	1	0	0	0	12	7
0	0	0	0	0	15	0	0	5
0	0	0	0	0	0	14	1	6
4	0	0	0	0	11	0	0	5
0	0	15	0	0	0	0	0	2

Рис. 6. Вхідні дані для третього рівня системи

3. Третій рівень системи реалізовано на основі ГНМ: вхідний шар, два повноз'язних шари з функцією активації “ReLU” і регуляризаторами L2, один вихідний шар. Вхідними даними (метаознаками) третього рівня системи є розподіл результатів класифікації областей інтересу зображення за 8-ма класами у вигляді вектора, де кожна з 8-и складових відображає кількість областей інтересу, які було зараховано до відповідного класу (рис. 6).

Точність класифікації ГНМ на третьому рівні системи на валідаційній вибірці даних складає 65,22 %, деталізовані результати класифікації наведено на рис. 7.

Порівнюючи результат точності класифікації на третьому рівні з попередніми, маємо такі зміни:

- порівняно з другим рівнем, точність збільшилася на 14,79 %;
- порівняно з першим рівнем, точність збільшилася на 32,76 %.

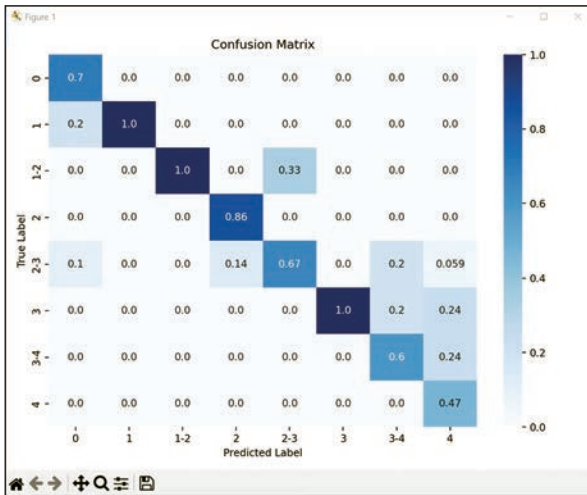


Рис. 7. Результат класифікації моделі нейронної мережі на третьому рівні системи

Точність класифікації багаторівневої системи по всій вибірці ультразвукових зображень складає 87.16%, результати класифікації наведено на рис. 8.

Результати

Запропоновано удосконалену версію ієрархічної системи вирішення мультикласових завдань [8] на основі застосування ЗНМ. Система реалізує класифікацію деталізованого ступеня фіброзу печінки у дітей з аутоімунним гепатитом за ультразвуковими зображеннями, що характеризують стан судин печінки. Застосування ієрархічної системи класифікації дає змогу одержати класифікацію, точнішу на 32,61 %, ніж застосування стандартного багатокласового класифікатора на основі згорткової нейронної мережі. Точність класифікації ієрархічної системи є такою: на першому рівні — 32,46 %; на другому рівні — 50,43 %; на третьому рівні — 65,22 %. Подальші дослідження можуть включати наступні вдосконалення:

1. Оптимізація структури ЗНМ з урахуванням специфіки задачі.

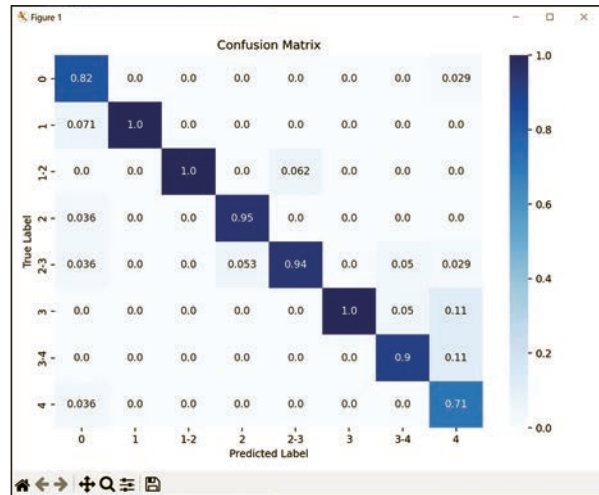


Рис. 8. Результат класифікації моделі нейронної мережі на третьому рівні системи для всієї вибірки

2. Застосування в ієрархічній системі в якості моделей класифікаторів — НМ трансформерів

3. Застосування комбінованої системи класифікації з урахуванням текстурних ознак, що можуть бути одержані з медичних зображень різної модальності.

Висновки

У роботі запропоновано, обґрунтовано та розроблено ієрархічну систему класифікації на основі згорткових нейронних мереж. Її використання дає можливість збільшити точність класифікації деталізованої ступені фіброзу печінки удвічі у порівнянні зі стандартним багатокласовим класифікатором на основі ЗНМ. Основним джерелом подальшого підвищення точності класифікації системи має стати комбінація ознак деформації судин та текстурні ознаки, що можуть бути визначені з різних режимів налаштування ультразвукових зображень. Розроблена система пропонує нові можливості для вдосконалення методів вирішення завдань мультикласової класифікації на основі аналізу зображень.

ЛІТЕРАТУРА

1. Poynard T., Imbert-Bismut F., Ratziu V., Chevret S., Jardel C., Moussalli J., Messous D., Degos F., & GERMED cyt04 group. Biochemical markers of liver fibrosis in patients infected by hepatitis C virus: longitudinal validation in a randomized trial. *Journal of viral hepatitis*, 2002. 9(2), pp. 128—133. DOI: <https://doi.org/10.1046/j.1365-2893.2002.00341.x>.
2. Kuroda H., Abe T., Kakisaka K., Fujiwara Y., Yoshida Y., Miyasaka A., Ishida K., Ishida H., Sugai T., & Takikawa Y. (2016). Visualizing the hepatic vascular architecture using superb microvascular imaging in patients with hepatitis C virus: A novel technique. *World journal of gastroenterology*, 2016. 22 (26), pp. 6057—6064. <https://doi.org/10.3748/wjg.v22.i26.6057>.
3. Koyama N., Hata J., Sato T., Tomiyama Y., & Hino K. Assessment of hepatic fibrosis with superb microvascular imaging in hepatitis C virus-associated chronic liver diseases. *Hepatology research: the official journal of the Japan Society of Hepatology*, 2017. 47(6), pp. 593—597. <https://doi.org/10.1111/hepr.12776>.
4. Lee J.H., Joo I., Kang T.W., Paik Y.H., Sinn D.H., Ha S.Y., Kim K., Choi C., Lee G., Yi J., & Bang W.C. “Deep learning with ultrasonography: automated classification of liver fibrosis using a deep convolutional neural network”. *European radiology*. 2020. 30(2), pp. 1264—1273. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06407-1>.
5. Nastenko Ie., Nosovets O., Babenko V., Dyba M., Maksymenko V., Tarasiuk B., Kruhlyi V., Umanets V., Dykan I., Pavlov V., Soloduschenko V. Liver Pathological States Identification in Diffuse Diseases with Self-Organization Models Based on Ultrasound Images Texture Features. 2020 IEEE 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), Zbarazh Castle, UKRAINE, 23—26 September, 2020 314 p. / pp. 21—26, e-ISSN: 2766-3639. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-63270-0_26.
6. Meng D., Zhang L., Cao G., Cao W., Zhang G. and Hu B. Liver Fibrosis Classification Based on Transfer Learning and FCNet for Ultrasound Images, in *IEEE Access*, vol. 5, pp. 5804—5810, 2017, DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2689058>.
7. Park, H.C., Joo, Y., Lee, O.J. et al. Automated classification of liver fibrosis stages using ultrasound imaging. *BMC Med Imaging* 2024, 24 (1), p. 36, DOI: <https://doi.org/10.1186/s12880-024-01209-4>.
8. Бабенко В., Настенко Є., Солодущенко В., Павлов В., Дикан І. Ієрархічний алгоритм мультикласифікації стадій фіброзу печінки з інтегрованим аналізом областей інтересу. *Biomedical Engineering and Technology*. 2024, Issue 14. DOI: <https://doi.org/10.20535/2617-8974.2024.14.301108>.
9. Радченко О.В., Павлов В.А., Городецька О.К., Корнієнко Г.А. Багатокласовий класифікатор на основі бінарних логістичних регресій, одержаних за принципами МГУА. *Control Systems and Computers*. 2023. № 3. С. 24—32. <https://doi.org/10.15407/csc.2023.03.024>.

Надійшла 14.03.2024

REFERENCES

1. Poynard, T., Imbert-Bismut, F., Ratziu, V., Chevret, S., Jardel, C., Moussalli, J., Messous, D., Degos, F., & GERMED cyt04 group. (2002). “Biochemical markers of liver fibrosis in patients infected by hepatitis C virus: longitudinal validation in a randomized trial”. *Journal of viral hepatitis*, 9 (2), pp. 128—133. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2893.2002.00341.x>.
2. Kuroda, H., Abe, T., Kakisaka, K., Fujiwara, Y., Yoshida, Y., Miyasaka, A., Ishida, K., Ishida, H., Sugai, T., & Takikawa, Y. (2016). “Visualizing the hepatic vascular architecture using superb microvascular imaging in patients with hepatitis C virus: A novel technique”. *World journal of gastroenterology*, 22 (26), pp. 6057—6064. <https://doi.org/10.3748/wjg.v22.i26.6057>.
3. Koyama, N., Hata, J., Sato, T., Tomiyama, Y., & Hino, K. (2017). “Assessment of hepatic fibrosis with superb microvascular imaging in hepatitis C virus-associated chronic liver diseases”. *Hepatology research: the official journal of the Japan Society of Hepatology*, 47(6), pp. 593—597. <https://doi.org/10.1111/hepr.12776>.
4. Lee, J. H., Joo, I., Kang, T. W., Paik, Y. H., Sinn, D. H., Ha, S. Y., Kim, K., Choi, C., Lee, G., Yi, J., & Bang, W. C. (2020). “Deep learning with ultrasonography: automated classification of liver fibrosis using a deep convolutional neural network”. *European radiology*, 30 (2), pp. 1264—1273. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06407-1>.
5. Nastenko Ie., Nosovets O., Babenko V., Dyba M., Maksymenko V., Tarasiuk B., Kruhlyi V., Umanets V., Dykan I., Pavlov V., Soloduschenko V. (2020). “Liver Pathological States Identification in Diffuse Diseases with Self-Organization Models Based on Ultrasound Images Texture Features”. 2020 IEEE 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), Zbarazh Castle, Ukraine, 23—26 September, 2020. 314 p., pp. 21—26. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-63270-0_26.

6. Meng, D., Zhang, L., Cao, G., Cao, W., Zhang, G. and Hu, B. (2017). “Liver Fibrosis Classification Based on Transfer Learning and FCNet for Ultrasound Images”, in IEEE Access, vol. 5, pp. 5804—5810. DOI: 10.1109/ACCESS.2017.2689058.
7. Park, H.C., Joo, Y., Lee, O.J. et al. (2024). “Automated classification of liver fibrosis stages using ultrasound imaging”. *BMC Med Imaging*, 24 (1), p. 36. <https://doi.org/10.1186/s12880-024-01209-4>.
8. Babenko V., Nastenko Ie., Solodushenko V., Pavlov V., Dykan I. (2024). “Hierarchical algorithm for multiclassification of liver fibrosis stages with integrated region of interest analysis”. *Biomedical Engineering and Technology*. Issue 14. DOI: <https://doi.org/10.20535/2617-8974.2024.14.301108>.
9. Radchenko O.V., Pavlov V.A., Horodetska O.K., Korniienko G.A. (2023). “Multiclass classifier based on binary logistic regressions obtained according to the principles of GMDH”. *Control Systems and Computers*, no 3, pp. 24—32. <https://doi.org/10.15407/csc.2023.03.024>.

Надійшла 14.03.2024

I.O. Ursu, student,

National Technical University of Ukraine “Ihor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”,
37 Beresteyskyi Avenue, Kyiv 03056, Ukraine,
bs02-uio-fbmi24@lil.kpi.ua

Yu.S. Budnik, student,

National Technical University of Ukraine “Ihor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”,
37 Beresteyskyi Avenue, Kyiv 03056, Ukraine,
bs03-bys-fbmi24@lil.kpi.ua

O.O. Shevchenko, student,

National Technical University of Ukraine “Ihor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”,
37 Beresteyskyi Avenue, Kyiv 03056, Ukraine,
bs03-soo-fbmi24@lil.kpi.ua

M.B. Dyba, PhD, senior researcher at the department of hepatology and comorbidities in children,
state institution “Institute of paediatrics, obstetrics and gynecology
of the National Academy of Medical Sciences of Ukraine”,

8, Platon Maiboroda str., Kyiv 04050, Ukraine,
ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-7490-1324>,
marina_dyba@ukr.net

B.A. Tarasyuk, doctor of medicine, senior researcher at the “Institute for Nuclear Medicine
and Radiation Diagnostics of the National Academy of Medical Sciences of Ukraine”,
32, Platon Maiboroda str., Kyiv 04050, Ukraine,
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4051-9707>,
btarasyuk13@gmail.com

V.A. Pavlov, PhD, As. Prof,

National Technical University of Ukraine “Ihor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”,
37 Beresteyskyi Avenue, Kyiv 03056, Ukraine,
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3293-5308>,
pavlov.volodymyr@lil.kpi.ua

SYSTEM FOR THE LIVER FIBROSIS STAGE DETERMINATION IN CHILDREN WITH AUTOIMMUNE HEPATITIS USING ULTRASOUND IMAGES

Introduction. Diffuse diseases are the most numerous class of liver diseases. Among them, autoimmune hepatitis stands out for its severe course in children. Its timely diagnosis and assessment of the degree of liver damage is an integral part of a patient’s personalised treatment strategy. The lack of reliable non-invasive methods for assessing liver disease affects the quality of medical services. Therefore, the search for informative signs of liver damage in ultrasound images and the improvement of methods for solving multi-class classification problems are relevant areas for the development of non-invasive systems for determining the degree of liver fibrosis.

Purpose. Improve the diagnosis of liver fibrosis stages through a multi-level classification system.

Methods. A system for classifying the detailed degree of fibrosis (eight classes) based on neural networks according to the state of the blood vessels in ultrasound images of the liver is proposed and substantiated: the first

level is a fibrosis degrees group classification of fibrosis degree for regions of interest by convolutional neural networks, the second level is the classification of fibrosis individual degrees for regions of interest by a deep neural network, the third level is the integration of the second level results to obtain conclusions about the patient (image) as a whole. In order to optimize the feature space, we have performed an exploratory analysis using a logistic multivariate regression model optimized by the Group Method of Data Handling. The resulting set of generalized variables formed the meta-feature space for the second level of the system. A twofold increase in the quality of the system's classification is shown in comparison with solving the task of image classification by a single convolutional network with an output of eight classes.

Results. Improved version of the hierarchical system for solving multiclass problems based on the use of ANNs is proposed. The system implements the classification of the detailed degree of liver fibrosis in children with autoimmune hepatitis using ultrasound images characterizing the state of liver vessels. The use of a hierarchical classification system allowed us to obtain a classification accuracy of 32.61% higher than the use of a standard multi-class classifier based on a convolutional neural network. The classification accuracy of the hierarchical system: at the first level — 32.46%; at the second level — 50.43%; at the third level — 65.22%.

Conclusion. The article proposes, substantiates and develops a hierarchical classification system based on convolutional neural networks. Its use makes it possible to increase the accuracy of classification of the detailed degree of liver fibrosis by 2 times compared to the standard multi-class classifier based on CNNs. The main source of further improvement of the classification accuracy of the system should be a combination of signs of vascular deformation and texture features that can be obtained with different ultrasound imaging modes. The developed system offers new opportunities for improving methods for solving multiclass classification problems based on image analysis.

Keywords: *convolutional neural networks, multi-level system, group classification, GMDH, logistic regression, exploratory analysis, liver fibrosis, ultrasound images.*