

УДК 004.9

КЛАСИФІКАЦІЯ СТАНІВ ПЕЧІНКИ ПРИ ДИФУЗНИХ ЗАХВОРЮВАННЯХ НА ОСНОВІ СТАТИСТИЧНИХ ПОКАЗНИКІВ ТЕКСТУРИ УЛЬТРАЗВУКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ ТА МГУА

Є.А. Настенко¹, І.М. Дикан², Б.А. Тарасюк², В.А. Павлов¹, О.К. Носовець¹,
В. О. Бабенко¹, В.В. Круглий¹, М.Б.Диба³, В.В. Солодущенко²

¹Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського»

²ДУ "Інститут ядерної медицини та променевої діагностики НАМН України"

³ДУ «Інститут педіатрії, акушерства і гінекології НАМН України
ім.акад. О.М.Лук'янової»

nastenko.e@gmail.com, irinadykan@gmail.com, btarasyuk13@gmail.com,
pavlov.vladimir264@gmail.com, o.nosovets@gmail.com, vbabenko2191@gmail.com,
vladislavkrug@gmail.com, marina_dyba@ukr.net,
solod-vova@ukr.net,

В статті розглянуто побудова класифікаторів стану норма-патологія по статистичним показникам текстури УЗ зображень при дифузних захворюваннях печінки. Запропоновано ряд нових показників для розрізнення текстури класів. Класифікатори побудовано методом групового урахування аргументів (МГУА) з використанням програмного забезпечення GMDH Shell DS. Робота виконана на даних, що було надано інститутом ядерної медицини і променевої діагностики НАМН України

Ключові слова: захворювання печінки, ультразвукова діагностика, текстурний аналіз, відтінки сірого, метод групового урахування аргументів

The article deals with the construction of the norm-pathology states classifiers according to statistical features of the ultrasound images texture in diffuse liver diseases. A number of new features are proposed to distinguish the texture of classes. The classifiers are constructed using the Group Method of Data Handling (GMDH) using GMDH Shell DS software. The work was performed on data, had provided by the Nuclear Medicine and Radiation Diagnostics Institute of the National Academy of Medical Sciences of Ukraine.

Keywords: liver diseases, ultrasound diagnostics, texture analysis, greyscale, Group Method of Data Handling.

В статье рассмотрено построение классификаторов состояния норма-патология по статистическим показателям текстуры УЗ изображений при диффузных заболеваниях печени. Предложен ряд новых показателей для различения текстуры классов. Классификаторы построены методом группового учета аргументов (МГУА) с использованием программного обеспечения GMDH Shell DS. Работа выполнена на данных, предоставленных институтом ядерной медицины и лучевой диагностики НАМН Украины.

Ключевые слова: заболевания печени, ультразвуковая диагностика, текстурный анализ, оттенки серого, метод группового учёта аргументов.

Вступ. В сучасному світі приблизно 30% населення страждають захворюваннями печінки. Найбільш поширеними з них є дифузні захворювання: гепатози, гепатити, фібрози та цирози. При чому найбільш достовірним при визначенні ступеня ураження печінки досі є на жаль інвазивний підхід. Біопсія печінки дозволяє оцінити ступінь фіброзу, гістологічне дослідження діагностувати причину захворювання. Однак діагностичні переваги методу цілком співмірні з його недоліками. Основною проблемою біопсії є високий відсоток ускладнень, у тому числі летальних [1], у 20% обстежених спостерігається больовий синдром підчас та після маніпуляції, близько 9% обстежених заявляють, що ніколи більше не погодяться на біопсію печінки [2]. Серйозні обмеження біопсії, як методу оцінки ступеня ураження роблять актуальним створення систем підтримки прийняття діагностичних рішень неінвазивними методами. Серед них найбільшого поширення набули ультразвукові дослідження (УЗД) печінки. З огляду на те, що УЗД порівняно дешеві, швидкі та інформативні останнім часом вони стали основою для створення діагностичних систем [3,4,5]. Показники якості класифікації таких систем при розробці цілком задовільні, проте, із зростом кількості нових пацієнтів мають тенденцію до стабілізації чи навіть погіршення. Тому розробка неінвазивних діагностичних систем орієнтованих на великі масиви даних та їх практичне застосування є актуальним напрямком у променевої діагностиці. Вирішення поставлених задач потребує розробки ефективного ансамблю ознак та застосування сучасних методів моделювання.

2. Постановка задачі

Передбачається наявність скінченої кількості K класів зображень або областей інтересу (ОІ) в цих зображеннях. Кожен клас представляє собою вичерпні скінчені або нескінчені множини об'єктів (зображень ОІ) D_i^* , $i = 1, \dots, K$. Передбачається, що $D_i^* \cup D_j^* = \emptyset$. Нам ці класи задаються скінченими навчальними підмножинами потужності n_i , $i = 1, \dots, K$, представленими зразками ОІ d_{ij} , $j = 1, \dots, n_i$. Кожен зразок d_{ij} являє собою ультразвукове зображення ОІ печінки людини отриманого у b -режимі. На підставі заданих навчальних підмножин D_i , $i = 1, \dots, K$ необхідно запропонувати механізм найкращої класифікації об'єктів d_{ij}^* з D_i^* , $i = 1, \dots, K$ в обраному класі алгоритмів класифікації.

Зауваження: оскільки в умовах обмежених n_i , $i = 1, \dots, K$ неможливо гарантувати найкращий результат класифікації для довільної екзаменаційної вибірки в роботі використовується клас алгоритмів класифікації, що відноситься до методу групового урахування аргументів МГУА [6], де найкраща класифікація вибирається в сенсі найкращого результату на тестовій

вибірці даних. Екзаменаційна вибірка використовується для об'єктивної оцінки отриманої системи класифікації.

3. Характеристика клінічного матеріалу

Знімки ультразвукових зображень (УЗ) у В-режимі надані Інститутом ядерної медицини і променевої діагностики НАМН України та Інститутом педіатрії, акушерства і гінекології НАМН України ім.акад. О.М.Лук'янової. Загальна вибірка складалася з 64 осіб, з них 27 хворих на дифузні захворювання печінки, 37 – з печінкою у нормі. УЗД проводилось за допомогою конвексного та лінійного датчиків. З урахування різних позицій зйомки отримано 210 зображень, з них 120 зображень печінки в нормі та 90 зображень – при патології. Вибірка норми склала 68 зображень (34 особи), що одержано при застосуванні конвексного датчика та 52 зображення (29 осіб) – при застосуванні лінійного. Лінійним високочастотним датчиком в стандартному режимі було одержано 32 зображення (20 пацієнтів) та в режимі підвищеної частоти сканування - 20 зображень (9 пацієнтів).

Приклади зображень наведено на рис. 1 та 2.

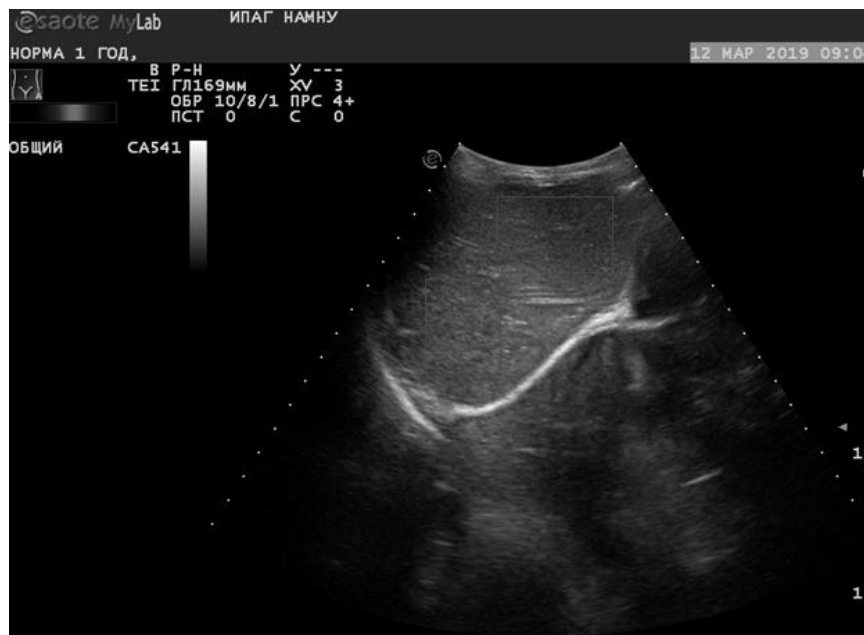


Рис. 1. Ехограма печінки. Конвексний датчик.

90 зображень отримано при дифузних захворюваннях печінки: гепатит В, гепатит С, хвороба Вільсона, цироз, автоімунний гепатит. З них 33 - при скануванні конвексним датчиком (13 пацієнтів), 57 (23 пацієнта) –лінійним. При скануванні лінійним датчиком в стандартному режимі було отримано 19 зображення (9 пацієнтів) та в режимі підвищеної частоти сканування 38 зображень (14 пацієнтів).



Рис. 2. Рис. 2. Ехограма печінки. Лінійний датчик.

На зображеннях відмічені області інтересу (ОІ) лікаря (рис. 2), які в подальшому використовувалися, як окремі об'єкти загальної вибірки для побудови класифікаторів. Було сформовано вибірку ОІ в нормі - 291 об'єкт та 223 - патологія. З наявних ОІ було сформовано 3 варіанта загальної вибірки для 3-х варіантів задач класифікації, а саме: при скануванні конвексним датчиком виділено 154 ОІ – незміненої паренхіми, 83 ОІ – при патології, при скануванні лінійним датчиком - 72 незміненої паренхіми, 32-при патології. З метою перевірки емпіричного припущення про доцільність застосування лінійного датчику у режимі підвищеної частоти сканування (далі режим позначимо, як лінійний*) для вирішення задачі класифікації, сформовані відповідні вибірки з 31-ю ОІ з незміненою паренхімою, та 80 - з патологічною.

4. Проблеми та шляхи вирішення задачі

Статистичний підхід до розрахунку ознак текстури складається з результатів 2-х етапів: визначення механізму утворення ознак (первинні ознаки) та розрахунку статистичних характеристик первинних ознак. І перший і другий етап містять, як традиційні механізми, так і поповнюються новими ефективними інструментами. Первинними ознаками, що традиційно застосовуються для характеристики текстури УЗ зображення рахуються відносні частоти присутності дискретних відтінків сірого (інтенсивності $I(x,y)$ сірого кольору) у найменших розділювальних одиницях (пікселях) зображення, що аналізується. Тут (x,y) позначено координати пікселю, $x=1, \dots, N$, $y=1, \dots, M$ у ОІ. Відповідні ознаки позначають як $P(I)$ та розраховуються на основі матриць відтінків сірого (рис. 3).

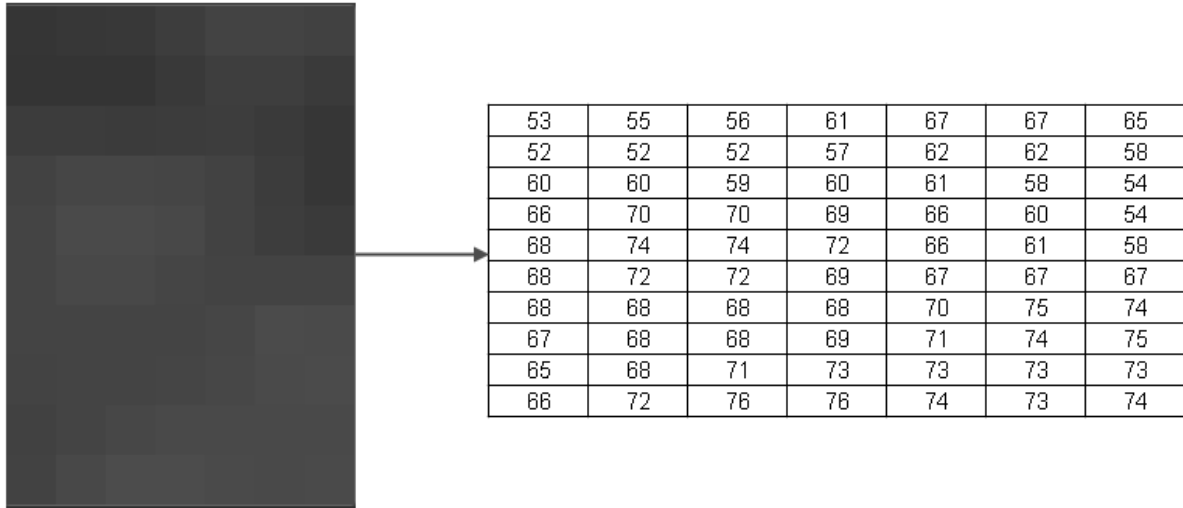


Рис. 3. Побудова матриці відтінків сірого

Проте, як показано дослідженнями [7,8,9] велику роль у формуванні текстур приймають наявні просторові залежності у $I(x,y)$ сусідніх (з кроком d та кутом напрямку сусідства q) пікселях. Відповідно у розгляд введено ознаки, як значення дискретної функції сумісного розподілу $P(I_{x_1,y_1}, I_{x_2,y_2} / d, q)$ при умові кроку відстані між сусідніми пікселями d та куту напрямку q . Такі функції розподілу можливо представити, як графіки гістограм, в основі яких є матриці суміжності відтінків сірого (GLCM) - рис.(4). На рис. 5 та 6 наведено приклад гістограм УЗ зображень норми та патології, побудованих на основі таких матриць.

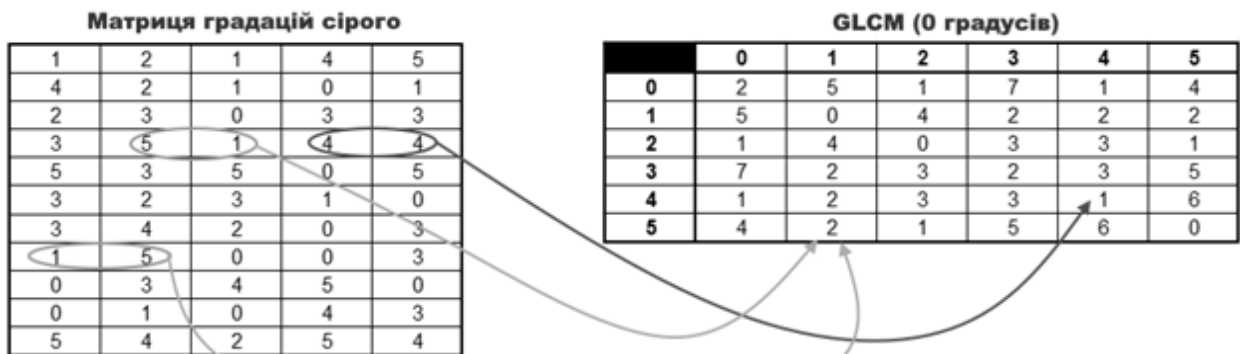


Рис. 4. Побудова GLCM за азимутом 0°

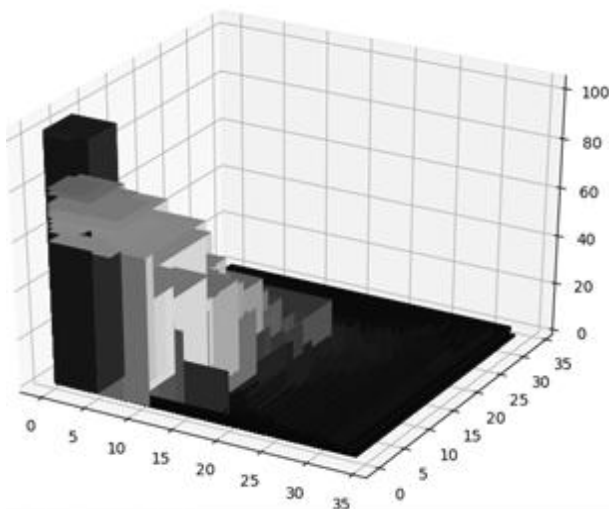


Рис. 5. Гістограма GLCM норми

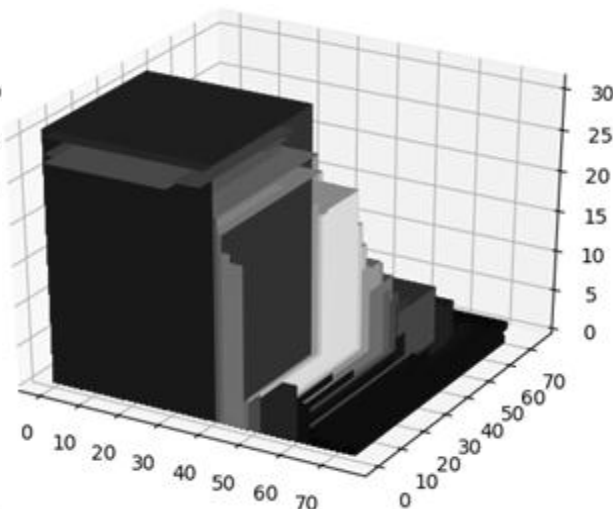


Рис. 6. Гістограма GLCM патології

Вперше введені у роботі [10] гістограми довжин сірого та статистичні ознаки, що розраховуються на її основі, у подальшому розвивалися у роботах [11,12,13]. Показано, що ознаки, які характеризують залежності у сполученнях відтінків сірого підряд, можуть бути у ряді випадків ефективним інструментом для розрізнення текстур. У розгляд введено ознаки, як частоти наявних у зображенні інтенсивностей сірого $P(I,p/q)$, де p - кількість пікселів підряд. Ознаки розраховуються на основі матриць довжин відтінків сірого (GLRLM) - рис. 7.

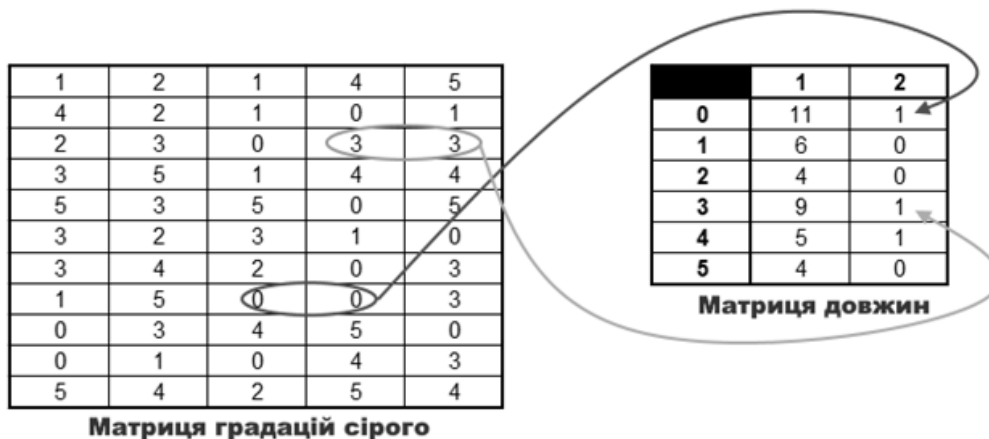


Рис. 7. Побудова GLRLM

Для кожної із введених вище ознак, можуть бути розраховані традиційні статистичні характеристики (мода, медіана, середньоквадратичне відхилення, асиметрія, ексцес, енергія, ентропія, тощо), що назвали статистиками першого порядку для одномірних ознак та статистиками другого порядку для ознак, що є значеннями сумісного розподілу. Крім того, в кожній із зазначених робіт введено ряд додаткових статистичних показників, що в окремих випадках розрізнення текстур показали свою корисність. Також показано [4,5,14], що в

умовах обмеженої кількості об'єктів застосування вказаних ознак текстури достатньо ефективно для класифікації патологій печінки.

Проте однією з суттєвих проблем у реальних задачах діагностики по статистичним показникам є погіршення показників якості класифікації вибірки новоприбулих пацієнтів із зростом їх кількості. Частково цю проблему вирішують перерахунком класифікаторів, тобто адаптацією структури та параметрів, однак при суттєвому оновленні бази пацієнтів виникає необхідність у вдосконаленні саме первинного простору ознак.

Відмітимо, що запропоновані у згаданих та інших аналізованих роботах ознаки, що застосовано для розрізнення текстур, є інтегральними показниками, що розраховані за участю інтенсивностей всіх елементів зображення. І процес генерації первинних ознак не включає аналіз окремих особливостей гістограм з точки зору ефективності вирішення задач класифікації для окремих типів текстур. Механізми генерації таких первинних ознак будуть запропоновано в наступних роботах, в даній роботі буде наведено частковий приклад виділення таких ознак, та показана ефективність їх застосування у поєднанні з статистиками першого порядку для розрізнення текстур норма - патологія при УЗД дифузних захворювань печінки. Класифікатори розраховуються методом групового урахування аргументів (МГУА) в програмному забезпеченні GMDH Shell DS.

5. Побудова простору ознак задачі класифікації.

Для вирішення вказаних вище задач класифікації запропоновано застосувати 3-х групи ознак:

1. Індивідуально відібрані ознаки з порівняння гістограм на основі матриць сумісності відтінків сірого УЗ зображень норма - патологія печінки;
2. Статистичні показники першого порядку, розраховані для щільностей розподілу $P(I)$, що побудовано на основі матриці відтінків сірого (рис.3).
3. Статистичні показники першого порядку, розрахованих для щільностей розподілу $P(I,p/q)$, $p=1,2,3,4$, $q=0$ що побудовано на основі матриці довжин відтінків сірого (GLRLM) окремо для кожного з векторів P при $p=1,2,3,4$, $q=0$.

Вибір показників першої групи очевидним чином слідує з порівняння гістограм матриці сумісності відтінків сірого побудованих для типових УЗ зображень норми та патології печінки при дифузних захворюваннях (рис.5,6). Показник x_1 визначається, як діапазон стабільності значень в області низьких інтенсивностей комбінацій відтінків сірого, показник x_2 визначається, як величина найкращого дискримінуючого (патологія-норма) значення частоти комбінацій відтінків сірого сусідніх пікселів, показник x_3 визначається, як величина найбільшого значення на шкалі відтінків сірого, частота якого (с точністю до рівня значущості) присутня на гістограмі матриці сумісності.

У другій і третій групах ознак розраховувалися наступні статистики першого порядку: середнє значення ($\text{mean}(i)$), медіана ($\text{median}(i)$), стандартне відхилення ($\text{std}(i)$), асиметрія ($\text{skew}(i)$), ексцес ($\text{kurtosis}(i)$), перший ($Q1(i)$),

другий ($Q2(i)$) та третій ($Q(i)$) квантилі, міжквартильний розмах ($IQR(i)$), 5% ($Q5(i)$), 95% ($Q95(i)$) квантилі та розмах ($range(i)$) (різниця між максимальним і мінімальним значеннями), $i=1, \dots, 4$. Також розраховувались різниці між амплітудою мод (рис. 8) для довжини 1 підряд та амплітудою моди довжини 2 ($dif12$), різниця між амплітудою моди довжини 2 і амплітудою моди довжини 3 ($dif23$), різниця між амплітудою моди довжини 1 і амплітудою моди довжини 3 ($dif13$).

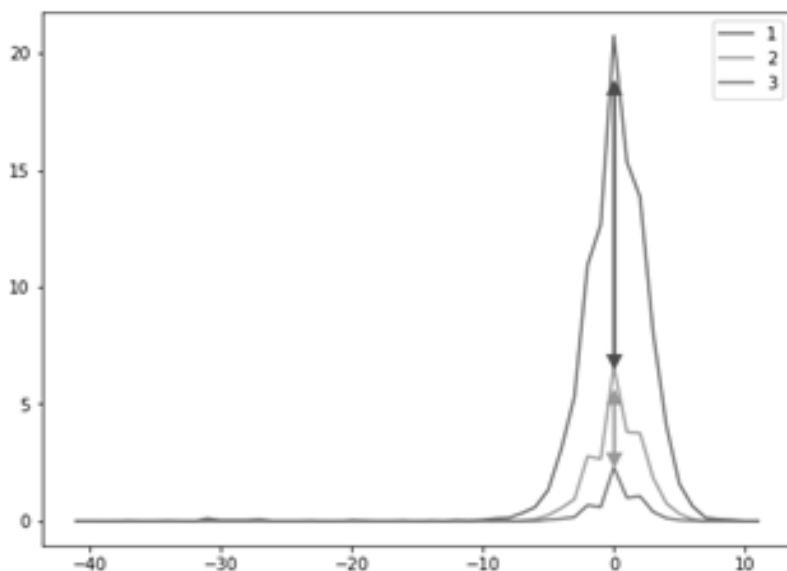


Рис.8. Різниці між амплітудами мод

Крім того для отримання статистичних ознак, незалежних від індивідуальних налаштувань яскравості зображення кожним лікарем, розрахунок статистик проводився на нормалізованій матриці відтінків сірого. Даний тип нормалізації здійснює зсув спектру на початок наявних на зображення відтінків сірого. Нормалізація відбувається за правилом $I'(x+1, y) = I(x+1, y) - I(x, y)$, потім позбавляються від від'ємних значень. Механізм нормалізації показано на рис. 9,10,11.

Початкова матриця відтінків сірого							Матриця після нормалізації						
53	55	56	61	67	67	65		2	1	5	6	0	-2
52	52	52	57	62	62	58	-13	0	0	5	5	0	-4
60	60	59	60	61	58	54	2	0	-1	1	1	-3	-4
66	70	70	69	66	60	54	12	4	0	-1	-3	-6	-6
68	74	74	72	66	61	58	14	6	0	-2	-6	-5	-3
68	72	72	69	67	67	67	10	4	0	-3	-2	0	0
68	68	68	68	70	75	74	1	0	0	0	2	5	-1
67	68	68	69	71	74	75	-7	1	0	1	2	3	1
65	68	71	73	73	73	73	-10	3	3	2	0	0	0
66	72	76	76	74	73	74	-7	6	4	0	-2	-1	1

Рис. 9. Нормалізація зображення

Нормалізована матриця							Нормалізована матриця без негативних значень						
	2	1	5	6	0	-2		15	14	18	19	13	11
-13	0	0	5	5	0	-4	0	13	13	18	18	13	9
2	0	-1	1	1	-3	-4	15	13	12	14	14	10	9
12	4	0	-1	-3	-6	-6	25	17	13	12	10	7	7
14	6	0	-2	-6	-5	-3	27	19	13	11	7	8	10
10	4	0	-3	-2	0	0	23	17	13	10	11	13	13
1	0	0	0	2	5	-1	14	13	13	13	15	18	12
-7	1	0	1	2	3	1	6	14	13	14	15	16	14
-10	3	3	2	0	0	0	3	16	16	15	13	13	13
-7	6	4	0	-2	-1	1	6	19	17	13	11	12	14

Рис. 10. Позбавлення від від'ємних значень

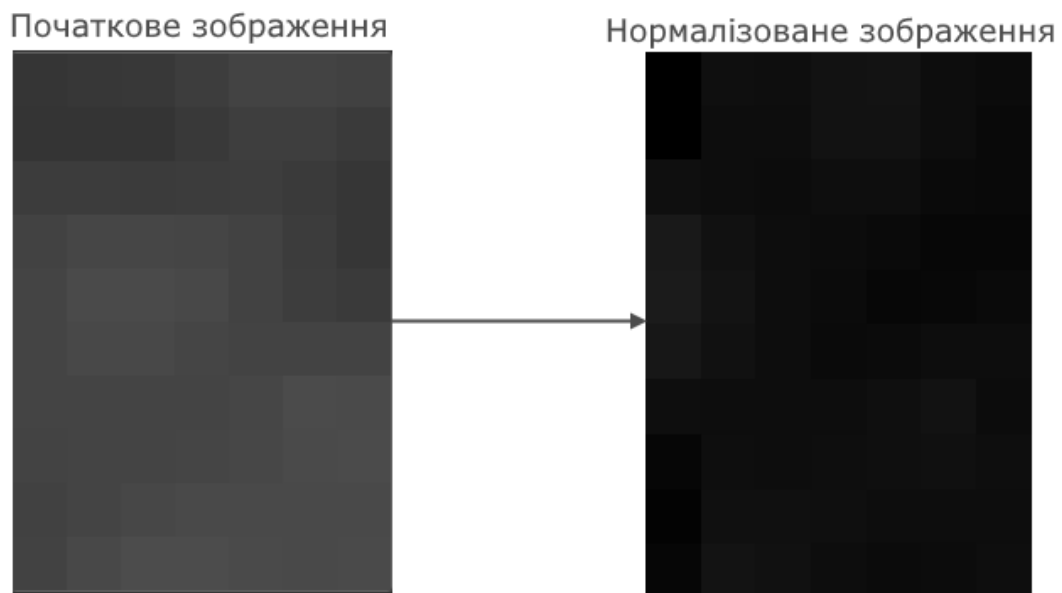


Рис. 11. Нормалізація зображення

Відбір показників до моделювання здійснювався по величині кореляції з класами класифікації, що скоротило загальний розмір простору ознак до 46.

6. Результати досліджень

Отримані ознаки були використані для побудови трьох прогностичних моделей класифікації норма (0) - патологія (1) печінки окремо для конвексного, лінійного та лінійного* датчиків. Моделювання виконувалось методом групового урахування аргументів (МГУА) в програмному забезпеченні GMDH Shell DS. Кожна модель була оцінена за показниками точності (загальному відсотку правильно передбачених подій) та F-мірою - гармонічним середнім між позитивною точністю та чутливістю (повнотою) класифікатора для

першого та другого класу, розрахованими на навчальній, перевірочній та екзаменаційній вибірках. Розбиття виконане подібне по дисперсії у класах у співвідношенні: навчальна вибірка -70%, перевірочна – 20%, екзаменаційна – 10%. В результаті були отримані наступні моделі:

$$y_{conveh} = 12.744 + \frac{0.36\sqrt{range}}{\ln(dif12)} + \frac{0.005x_3}{std^3} - 4.07882e - 19 * x_3(norm) * x_3^3 + \frac{566923000std^3}{x_3^3} - \frac{3767.95x_3(norm)}{x_3^2} - 0.255 \sin(dif13) \cos(std) + \frac{44.888IQR^3}{Q95^3} - \frac{1.593std^3}{Q95^2} - \frac{474.325 \sin(dif12)}{x_3(norm)} - \frac{14.273arctg(dif12)}{arctg(dif13)}$$

$$y_{linear} = -0.46 + 0.0001x_1 - 0.00002x_3(norm) - 0.002std + 0.323skew(1) + 0.00007range(1) + 0.015Q3(2)$$

$$y_{linear*} = 1.336 + 0.00006x_1 + 0.477median - 0.203Q5 - 0.281Q95 - 0.001IQR(1)$$

Оцінки точності кожної з моделей представлено в табл. 1 та 2.

Таблиця 1. Оцінки моделей класифікації

Датчик	Вибірка								
	Навчальна			Перевірочна			Екзаменаційна		
	%	F-міра (0)	F-міра (1)	%	F-міра (0)	F-міра (1)	%	F-міра (0)	F-міра (1)
Конвексний	77.1	0.814	0.703	85.1	0.881	0.8	79.2	0.828	0.737
Лінійний	91.8	0.941	0.864	95.2	0.966	0.923	80	0.857	0.667
Лінійний*	70.5	0.566	0.777	63.6	0.333	0.75	72.7	0.571	0.8

Таблиця 2. Оцінки моделей класифікації

Датчик	Вибірка					
	Навчальна+Перевірочна			Загальна		
	%	F-міра (0)	F-міра (1)	%	F-міра (0)	F-міра (1)
Конвексний	78.9	0.829	0.724	78.9	0.829	0.725
Лінійний	92.6	0.947	0.877	91.3	0.938	0.857
Лінійний*	69	0.523	0.777	69.4	0.528	0.773

Висновки

В роботі запропоновано застосування нових статистичних ознак текстури для визначення класу стану печінки патологія-норма: діапазон стабільності значень в області низьких інтенсивностей комбінацій відтінків сірого, величина

найкращого дискримінуючого значення частоти комбінації відтінків сірого сусідніх пікселів, найвище значення на шкалі відтінків сірого, частота якого (с точністю до рівня значущості) присутня на гістограмі матриці сумісності. На основі запропонованих ознак та традиційних статистичних ознак розрахованих для розподілу відтінків сірого та векторів рівномірності значень відтінків сірого одержано класифікатори станів норма-патологія при дифузних захворюваннях печінки. Класифікатори розраховано для трьох варіантів наявності даних пацієнта (лінійний датчик, лінійний в режимі підсиленого сигналу, конвексний датчик) із застосуванням програмного забезпечення GMDH Shell DS. Для моделювання вибірку даних було розбито подібно по дисперсії на навчальну (70%), перевіірочну (20%) та екзаменаційну (10%). Точність класифікації, що досягнуто на робочій вибірці для лінійного датчика - 92.6%, для лінійного у режимі підсиленого сигналу - 69%, для конвексного датчика - 78.9%. Точність класифікації, що було досягнуто на загальній вибірці для лінійного датчика - 91.3%, для лінійного у режимі підсиленого сигналу - 69.4%, для конвексного датчика - 78.9%. Точність класифікації, що було досягнуто на екзаменаційній вибірці для лінійного датчика - 80%, для лінійного у режимі підсиленого сигналу - 72.7%, для конвексного датчика - 79.2%. З урахуванням одержаного результату припущення про доцільність використання даних лінійного датчика в режимі підвищеної частоти сканування для автоматизованої класифікації ОІ норма-патологія не виправдались.

Як відмічалось, для збільшення розміру вибірки об'єктом класифікації було прийнято дані ОІ, яких було більше ніж кількість пацієнтів. Тому для покращення якості вирішення задач класифікації норма-патологія та ступеню фіброзу печінки наступні дослідження мають бути направлено на збільшення бази пацієнтів, пошук ефективних ансамблів статистичних ознак текстури УЗ зображень, уточнення діагностичних класифікаторів, розробки системи підтримки прийняття діагностичних рішень на основі розроблених класифікаторів та графічних відображень кращих індикативних ознак.

Література

1. Poynard T., Imbert-Bismut F., Ratziu V., et al. Biochemical markers of liver fibrosys in patients infected by Hepatitis C Virus: Longitudinal validation in a randomized trial//J.Viral Hepatitis. -2002.-Vol.9. -P.128-133.
2. И. Ю. Пирогова, С. А. Пышкин Диагностика фиброза печени: инвазивные и неинвазивные методы // Сиб. мед. журн. (Иркутск). 2011. №3. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/diagnostika-fibroza-pecheni-invazivnye-i-neinvazivnye-metody>
- 3.Хвостиков А. В. Текстуриный анализ ультразвуковых изображений для диагностирования фиброза печени / А. В. Хвостиков, А. С. Крылов, Ю. Р. Камалов // Программирование. — 2015. — No. 5. — P. 39–46.
- 4.D. Mitrea, S.Nedevschi, B. Fratila, M. Lupsor. Texture-based methods in biomedical image recognition of diffuse liver diseases. Computer Science, 2005.

5. Gao S. Texture analysis and classification of ultrasound liver images / S. Gao, Y. Peng, H. Guo[et al.] // *Bio-Medical Materials and Engineering*. — 2014. — Vol. 24, No. 1. — P. 1209–1216.

6. Ивахненко А.Г., Степашко В.С. Помехоустойчивость моделирования. — Киев: Наук. думка, 1985. — 216 с.

7. Haralick R. M. Textural features for image classification / R. M. Haralick, I. Dinstein, K. Shanmugam // *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. — 1973. — Vol. SMC-3, No. 6. — P. 610–621.

8. Henry W. N. Texture analysis methods for medical image characterisation / W. N. Henry // *Biomedical Imaging*. — 2010. — P. 75–100.

9. Julesz, B. (1975). Experiments in the visual perception of texture. *Scientific American*, Vol.232, pp 34-43.

10. M. M. Galloway, “Texture analysis using gray level run lengths,” *Comput. Graphics Image Process.*, vol. 4, pp. 172–179, June 1975.

11. Belur V. Dasarathy and Edwin B. Holder, Image characterizations based on joint gray level—run length distributions. (1981), *Pattern Recognition Letters*, Volume 12 (, Issue 8, August 1991, Pages 497-502

12. S.Selvarajah, S.R. Kodituwakku Analysis and Comparison of Texture Features for Content Based Image Retrieval. *International Journal of Latest Trends in Computing (E-ISSN: 2045-5364)* 108 Volume 2, Issue 1, March 2011

13 Chu A., Sehgal C.M.A. and Greenleaf J.F., (1990), Use of gray value distribution of run lengths for texture analysis, *Pattern Recognition Letters*, Volume 11(6), Pages 415-419

14. Chi Q. Diagnostic analysis of liver b ultrasonic texture features based on Im neural network / Q. Chi, H. Hua, M. Liu, X. Jiang // *AIP Conference Proceedings*. — 2017. — Vol. 1820, No. March. — P. 6.