

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/348416487>

Liver Ultrasound Images Classification According to the Values of Greyscale Co-occurrence Matrix [in Ukrainian]

Conference Paper · November 2020

CITATIONS

0

READS

10

4 authors:



Maksym Honcharuk

National Technical University of Ukraine Kyiv Polytechnic Institute

2 PUBLICATIONS 1 CITATION

[SEE PROFILE](#)



Ie. Nastenko

National Technical University of Ukraine Kyiv Polytechnic Institute

17 PUBLICATIONS 8 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



Vladimir Anatolievich Pavlov

National Technical University of Ukraine Kyiv Polytechnic Institute

8 PUBLICATIONS 2 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



Vitalii Babenko

National Technical University of Ukraine Kyiv Polytechnic Institute

23 PUBLICATIONS 6 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



Optimal treatment strategy searching [View project](#)



Liver fibrosis stage classification [View project](#)

розробив системи підтримки прийняття клінічних рішень як для діагностики, так і для лікування раку, а також неврологічних розладів, таких як хвороба Альцгеймера. Компанія GE Healthcare використовуючи обробку зображень продемонструвала помітний прогрес в розробці систем комп'ютерної обробки зображень для діагностики в галузі онкології.

Останнім часом спостерігається тенденція виходу на ринок нових невідомих раніше розробників, які отримали патенти на розробки, що базуються на ШІ, в медичній діагностиці. Багато з цих компаній, а їх більше 90, є фірмами-початківцями, які в даний час розробляють свої перші продукти.

Патентовласники розробили стратегію захисту інтелектуальної власності, розширивши географію патентування своїх винаходів [3] для виходу на ринки інших країн.

ШІ має безліч різноманітних додатків, наприклад, програмне забезпечення для аналізу ультразвукових зображень, аналізу мови для емоційного стану і психічних розладів, поліпшення дозволу зображень або моніторингу мозку в реальному часі, або медичних пристроїв, здатних виконувати аналіз біологічних параметрів в реальному часі, таких як пристрій для моніторингу глюкози в крові, датчики моніторингу сну і ЕКГ.

Число новачків в області ШІ, що розробляють програмне забезпечення, буде рости в найближчі роки, завдяки тому що витрати на розробку програмного забезпечення для ШІ невисокі, на відміну від розробки нових медичних пристроїв.

З появою нових компаній, що займаються ШІ, а також з урахуванням переваг і нових додатків для медицини важливо розуміти позицію і стратегію інтелектуальної власності (ІВ) цих розробників. Це може допомогти виявляти ризики у бізнесі, передбачити можливості появи нових додатків і приймати стратегічні рішення для зміцнення своїх позицій на ринку.

Таким чином, ШІ значно змінить традиційну модель медичної діагностики, інновації в сфері охорони здоров'я мають неймовірний потенціал для поліпшення якості життя, переваги інтелектуальної автоматизації полягають в підвищенні, точності і продуктивності, ефективності, а також в скороченні потенційних помилок людини при одночасному зниженні витрат для медичних клінік. У зв'язку зі зростаючим значенням ШІ в секторі охорони здоров'я буде постійне зростання числа патентних заявок в цій області, а для конкурентоспроможності своїх розробок компаніям необхідно захищати свою інтелектуальну власність.

Перелік посилань:

1. Artificial Intelligence – Overview URL:https://www.tutorialspoint.com/artificial_intelligence/artificial_intelligence_overview.htm (дата звернення 20.09.2020).
2. Доклад ВОИС «Тенденции развития технологий: искусственный интеллект» URL https://www.wipo.int/tech_trends/ru/artificial_intelligence/story.html (дата звернення 19.09.2020)
3. Artificial Intelligence Patents for Healthcare URL: <https://www.gestalt.law/insights/artificial-intelligence-patents-for-healthcare> (дата звернення: 15.0.2020).
4. Artificial Intelligence and Intellectual Property URL: https://www.wipo.int/about-ip/ru/artificial_intelligence/ip_administration.html (дата звернення 22.09.2020).

УДК 004.048 + 616-079.4

КЛАСИФІКАЦІЯ УЛЬТРАЗВУКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ ПЕЧІНКИ ЗА ЗНАЧЕННЯМИ МАТРИЦІ СУМІЖНОСТІ ГРАДАЦІЙ СІРОГО

Є. А. Настенко¹, В. А. Павлов², М. О. Гончарук³, В. О. Бабенко⁴

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

E-mail: ¹nastenko.e@gmail.com, ²pavlov.vladimir264@gmail.com, ³maksymhoncharuk42@gmail.com,

⁴vbabenko2191@gmail.com; тел.: ¹(067) 943-95-05, ²(050) 559-79-54, ³(093) 690-35-48, ⁴(063) 565-53-79

The paper describes principles of feature selection from Grey-Level Co-Occurrence matrix for the liver ultrasound images classification. These principles include the method of weeding out uninformative features which are least different in normal and pathology and forming an ensemble of the best features with the help of a genetic algorithm to speed up the searching process. Feature ensembles were used to build a Random Forest Classifier model to determine their quality. The models are built separately for each type of sensor(convex, linear and linear sensor in the mode of increased scanning frequency) that was used during the sonography. The accuracy of resulting models varies from 68.4% to 89.7% on test samples.

Вступ. Захворювання печінки є одними з найнебезпечніших для життя захворювань у всьому світі. В Україні у

структурі причин смертності від хвороб органів травлення фіброз і цироз печінки та алкогольна хвороба печінки становлять 59,9% серед усього населення, серед чоловіків – 62,7%, серед жінок – 46,2%, серед міського населення – 58,2%, серед сільського населення – 63,2% [1]. Якщо хворобу не буде виявлено вчасно це може призвести до багатьох серйозних інфекційних ускладнень, в найгіршому випадку – смерть. Біопсія печінки часто використовується для оцінки стану печінки. Даний підхід дозволяє лікарям обстежити орган і володіє високою точністю прогнозування. Однак, біопсія має ряд недоліків серед яких висока вартість, непридатність для регулярного моніторингу лікування, страх перед процедурою.

Щоб запобігти ненавмисну шкоду пацієнтам, широко застосовуються неінвазивні методи діагностики: сонографія, комп'ютерна томографія і магнітно-резонансна томографія. Порівняно з біопсією дані методи мають суттєві переваги, такі як: відсутність оперативного втручання, низька вартість, уточнення етіології хвороби, прогнозування перебігу захворювання і ефективності терапії. Дані методи широко використовуються для візуалізації печінки та клінічної діагностики. Проте, на постановку діагнозу значно впливає якість ультразвукових зображень, так само як знання і досвід радіологів. Для недосвідчених УЗД-спеціалістів не завжди легко точно встановити діагноз. Тому, актуальною є задача виділення на УЗД інформативних ознак, які потім можна буде використати для створення повноцінної системи підтримки прийняття рішень при діагностуванні пацієнта.

Основна частина. В даному дослідженні було використано знімки ультразвукових зображень у b-режимі надані Інститутом ядерної медицини і променевої діагностики НАМН України. Сформовано вибірку областей інтересу (ОІ) знімків УЗД (в нормі – 265 об'єктів, патологія – 253).

З наявних ОІ було створено 3 варіанти загальної вибірки для відповідно 3-х варіантів задач класифікації: для пацієнтів з УЗД на конвексному датчику виділено 158 ОІ норми, 107 ОІ – патології; з УЗД на лінійному датчику: 72 – норма, 57 – патологія; з УЗД на лінійному датчику в режимі підвищеного рівня сигналу (режим позначимо як лінійний*): 35 – норма, 89 – патологія.

Так як зображення монохромні (відтінки сірого) для виділення ознак було обрано метод аналізу текстури зображення GLCM – матриця суміжності градацій сірого(англ. Grey-Level Co-Occurrence Matrix). GLCM один із перших статистичних методів для дослідження текстури, що враховує просторове відношення пікселів та обчислює матрицю спільного входження відтінків сірого [2]. Ця матриця характеризує текстуру зображення, визначаючи, як часто на зображенні зустрічаються пари пікселів із певними значеннями та у визначеному просторовому співвідношенні. В якості досліджуваних ознак виступають значення у GLCM. В монохромному зображенні 256 відтінків. Тобто потрібно із 65536 (256x256) ознак відібрати ті що будуть давати найкращі результати класифікації. Значна кількість змінних змушує шукати шляхи зменшення кількості початкових ознак.

Для того щоб відібрати ті ознаки, які найкращим чином відрізняються в нормі і патології, розраховано різницеву матрицю(матриця різниць між середніми значеннями частот градацій сірого норми і патології). Ознаки були визначені наступним чином: значення частоти різницевої матриці, які більше 0 і більше максимального значення частоти * 0.1; значення частоти менше 0 і менше мінімального значення частоти * 0.1. В результаті одержуємо близько 500 ознак які найбільше відрізняються в нормі і патології. Наступний етап відбору ознак відбувається за допомогою Генетичного алгоритму(ГА). Для початку розраховується кореляція Спірмена між відібраними ознаками та змінною класу. В якості генів в ГА виступають кореляції між ознаками і класом. Для визначення якості популяції використано критерій для вибору найкращого ансамблю ознак [3]:

$$\max_{i_1, i_2, \dots, i_k} \frac{\frac{1}{k} \sum_{p=1}^k |K_{y, x_{i_p}}|}{1 + \frac{1}{C_k^2} \sum_{p=1}^k \sum_{q=1}^p |K_{x_{i_p} x_{i_q}}|} \quad (1)$$

де x – ознака; y – клас; k – розмір ансамблю ознак, K - коефіцієнт кореляції Спірмена.

Для кожного датчику були знайдені оптимальні ансамблі ознак, після чого були побудовані моделі Випадкового лісу класифікації (Random Forest). Отримані моделі були оцінені за критеріями точності та F-міри (гармонічне середнє між чутливістю та специфічністю). Результат показано в табл. 1.

Таблиця 1. - Результати класифікації моделей Випадкового лісу після відбору найкращого ансамблю ознак

| Датчик | Вибірка | | | | Розмір ансамблю |
|------------|-----------------|--------|---------------|--------|-----------------|
| | Навчальна (70%) | | Тестова (30%) | | |
| | Точність (%) | F-міра | Точність (%) | F-міра | |
| Конвексний | 100 | 1 | 76.3 | 0.761 | 26 |
| Лінійний | 97.8 | 0.98 | 89.7 | 0.889 | 39 |
| Лінійний* | 95.3 | 0.955 | 68.4 | 0.616 | 20 |

Висновки. В результаті дослідження було виявлено нові ознаки для класифікації медичних зображень сонографії та розроблено підхід для їхнього відбору. В майбутньому планується покращити результат

використавши нові параметри під час обчислення матриці GLCM та використати інші критерії оцінки ансамблю під час відбору за допомогою Генетичного алгоритму.

Перелік посилань:

1. Чепелевська Л. А., Дзюба О. М., Кручаниця В. В. Регіональні Особливості Смертності Населення України Від Фіброзу І Цирозу Печінки Та Алкогольної Хвороби Печінки // ISSN 2077-6594. УКРАЇНА. ЗДОРОВ'Я НАЦІЇ. 2016. № 4/1 (41) С.222.
2. Suresh A. Image Texture Classification using Gray Level Co-Occurrence Matrix Based Statistical Features // European Journal of Scientific Research ISSN 1450-216X Vol.75 No.4 (2012), pp. 591-597
3. Кожара К. М., Настенко Є. А., Павлов В. А., Бабенко В. О. Алгоритм самоорганізації ансамблю у вирішенні задач класифікації «норма-патологія» на зображеннях УЗД печінки // ISSN: 2708-1257 IV Міжнародна науково-практична інтернет-конференція «Сучасні виклики і актуальні проблеми науки, освіти та виробництва: міжгалузеві диспути» 2020р. С. 330.

УДК 004.048 + 616-079.4

КЛАСИФІКАЦІЯ НОРМА-ПАТОЛОГІЯ ПЕЧІНКИ У ПРОСТОРІ ПАРАМЕТРІВ ФУНКЦІЙ З ЗАПІЗНЕННЯМИ ЛІНІЙНОЇ РОЗГОРТКИ УЗ-ЗОБРАЖЕННЯ

Є. А. Настенко¹, В. А. Павлов², Д. Ю. Грішко³, О. В. Трофименко⁴, О. К. Носовець⁵

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

E-mail: nastenko.e@gmail.com¹, pavlov.vladimir264@gmail.com², dimagrshk@gmail.com³,

trofimenko.alexander22@gmail.com⁴, o.nosovets@gmail.com⁵;

тел.: (067) 943-95-05¹, (050) 559-79-54², (067) 703-99-59³, (096) 157-90-92⁴, (050) 703-09-06⁵

The paper describes a method for classifying ultrasound liver images in the parameter space of a linear model with delays in grayscale values over the scan of the area of interest. The model is built using the Group Method of Data Handling. The results obtained allow to achieve the qualitative reconstruction of ultrasound images as well as high classification rates of norm-pathology of the liver

Вступ. Статистика недавніх досліджень показує, що кількість випадків захворювання печінки збільшується та є причиною до 2 мільйонів летальних результатів на рік у всьому світі [1]. Вчасне виявлення та діагностування патологій, відіграють важливу роль у лікуванні пацієнтів. Для діагностики, в основному використовують методи: біопсія (інвазивний) та ультразвукове дослідження (неінвазивний). Однак в результаті інвазивного втручання, пацієнту необхідно пройти період відновлення, до того ж, можливі ускладнення або навіть летальні випадки. Ультразвукове дослідження (УЗД) не має таких наслідків, однак має гіршу точність. Таким чином вдосконалення неінвазивних методів діагностики є актуальною задачею дослідження. Для встановлення ступеня фіброзу чи діагнозу норма-патологія печінки лікарі використовують УЗД-знімки в основному з лінійним чи конвексним датчиком. На рис. 1 наведено УЗД зображення норми та один з прикладів патології (дифузне захворювання) печінки. Спеціалісти зазвичай впевнено розрізняють класи, та можуть охарактеризувати ступінь патології в структурі печінки.

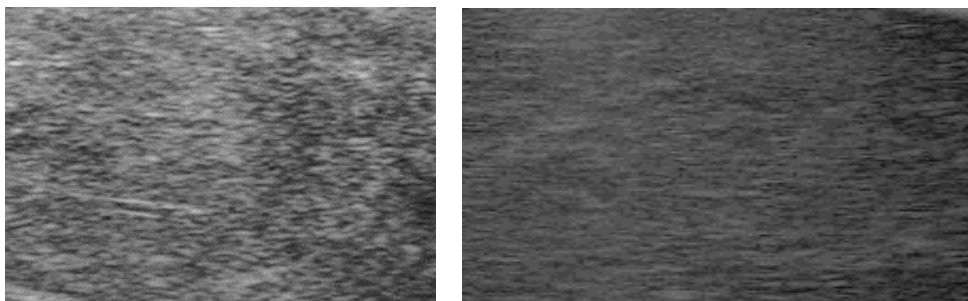


Рис. 1. Зображення патології печінки (зліва) та норми (справа)

Однак для виключення помилок діагностики внаслідок втоми лікаря (вплив людського фактору) є актуальним режим контрольованого прийняття рішень за допомогою систем автоматизованої класифікації. На прикладі (рис.1) видно, що норма має більш рівномірну та зернисту структуру, що дає підстави для застосування