

УДК 681.3.07

Євгеній Путятін<sup>1</sup>, Павло Оробінський<sup>2</sup>, Вячеслав Ляшенко<sup>3</sup><sup>1</sup>Харківський національний університет радіоелектроніки,  
Харків, Україна, yevhenii.putiatin@nure.ua<sup>2</sup>Харківський національний університет радіоелектроніки,  
Харків, Україна, orbpster@gmail.com<sup>3</sup>Харківський національний університет радіоелектроніки,  
Харків, Україна, lyashenko.vyacheslav@gmail.com

## ВИЯВЛЕННЯ ВУЗЛИКІВ ЛЕГКОГО НА ЦИФРОВИХ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕННЯХ

Дана робота представляє дослідження, в якому розглядаються питання цифрової обробки та аналізу медичних зображень. В якості медичних зображень розглянуті зображення легкого людини, які отримані за допомогою комп'ютерної томографії. Запропоновано процедуру виявлення вузликів легкого. Це допомагає проведенню діагностики захворювання раку легенів. Показана працездатність й ефективність запропонованої процедури.

ВУЗЛИКИ ЛЕГКОГО, ЦИФРОВЕ ЗОБРАЖЕННЯ, ЕНЕРГЕТИЧНИЙ РІВЕНЬ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, КОМП'ЮТЕРНА ТОМОГРАФІЯ, ОЧАГ УРАЖЕННЯ.

**Putyatin Ye., Orobinskiy P., Lyashenko V. Detection of lung nodules on digital medical images.** This paper presents a study that addresses the issues of digital processing and analysis of medical images. As the medical images considered human lung images that are obtained by computer tomography. Procedure for detecting lung nodules considered. This helps to conduct the diagnosis of lung cancer disease. The efficiency and effectiveness of the proposed procedure is shown.

NODULES OF THE LUNG, DIGITAL IMAGE, ENERGY LEVEL, NEURAL NETWORK, COMPUTED TOMOGRAPHY, LESION FOCUS.

**Путятин Е., Оробинский П., Ляшенко В. Обнаружение узелков легкого на цифровых медицинских изображениях.** Данная работа представляет исследование, в котором рассматриваются вопросы цифровой обработки и анализа медицинских изображений. В качестве медицинских изображений рассмотрены изображения легкого человека, которые получены при помощи компьютерной томографии. Предложена процедура обнаружения узелков легкого. Это помогает проведению диагностики заболевания рака легких. Показана работоспособность и эффективность предложенной процедуры.

УЗЕЛКИ ЛЕГКОГО, ЦИФРОВЕ ИЗОБРАЖЕНИЕ, ЭНЕРГЕТИЧЕСКИЙ УРОВЕНЬ, НЕЙРОННАЯ СЕТЬ, КОМПЬЮТЕРНАЯ ТОМОГРАФИЯ, ОЧАГ ПОРАЖЕНИЯ.

### Вступ

Обробка зображень є одним з поширених напрямів пізнання оточуючого нас середовища. Цей напрям пізнання застосовується у різноманітних інформаційних системах не тільки для аналізу наявної інформації, а й для отримання додаткових даних [1, 2]. Такі додаткові дані здатні розширити розуміння досліджуваного, вірно оцінити наявну інформацію. Отже, обробка зображень є потужним інструментом з аналізу даних. При цьому такий інструмент сприяє дослідженню тих процесів та явищ, які досить складно виявити за допомогою звичайного людського зору.

Основу застосування різноманітних методів та підходів щодо обробки зображень визначає, насамперед, фіксація досліджуваного (процесу, явища, об'єкту) за допомогою різноманітних систем та перетворення такої інформації у цифровий образ, який й визначає певне цифрове зображення. Серед окремих систем з отримання цифрових зображень досліджуваного слід вказати [3, 4]:

- фотографування або відео фіксацію;
- застосування даних ультразвукового аналізу;

– впровадження комп'ютерної томографії або позитронно-емісійної томографії;

– світової або електронної мікроскопії тощо.

У той же час серед окремих напрямів пізнання оточуючого нас середовища, на підставі обробки та аналізу цифрових зображень, варто виділити цифрові медичні зображення. Тобто, це цифрові зображення що пов'язані з відображенням та дослідженням різноманітних медичних процесів, які спрямовані на вивчення можливих хвороб людини або їх попередження. Цифрові медичні зображення дозволяють проводити поглиблене дослідження організму людини, вивчати динаміку його функціонування та проводити діагностику можливих захворювань на ранніх стадіях їх розвитку. Таким чином, цифрові медичні зображення – це спеціальні зображення, які вимагають застосування й окремих методів щодо їх обробки відповідно до предметної області, яка не лише визначає джерело формування відповідного цифрового медичного зображення, але й обумовлює присутність специфічних ознак розуміння відповідної інформації.

Останнім часом серед цифрових медичних зображень особливої уваги заслуговують зображення

легень людини. Це пов'язано із необхідністю попередження такої хвороби як рак, яка набуває значного поширення.

### **1. Виявлення вузликів легень як об'єкт дослідження**

Цифрове зображення легень людини, зазвичай, отримується за допомогою комп'ютерної томографії (КТ). Потім до таких цифрових зображень застосовуються різноманітні методи з метою їх обробки та виявлення необхідної для дослідження інформації. У нашому випадку об'єктом такого дослідження є злоякісні вузлики що пов'язані з первісними пухлинами або метастазами. Тож важливість діагностики ранніх первинних пухлин легень, виявлення легневих вузликів має вирішальне значення.

У працях [5-7] надається докладний аналіз методів, які застосовуються для виявлення вузликів легень. Зокрема в дослідженні [5] робиться наголос на порівняльній оцінці щодо упровадження різноманітних методів виявлення вузликів легень. Так для цього можуть бути застосовані такі підходи та методи, що засновані на:

- методології опорних векторів;
- застосуванні спеціалізованих функцій для виявлення вузликів;
- ідеології багатопарового перцептронну.

Для визначення достовірності отриманих результатів в роботі [7] застосовується метод експертних оцінок, який дозволяє порівняти упроваджені підходи щодо виявлення вузликів легень. Також методологія експертних оцінок застосовується для покращення вище згаданих підходів щодо ідентифікації таких вузликів.

В дослідженні [8] виявлення потенційно важливих зон для діагностики захворювання легень здійснюється на підставі нормалізації вхідних даних, класифікації потенційних зон ураження легень за допомогою методів статистичного аналізу.

Разом з цим в роботі [9] для аналізу цифрових зображень легкого застосовується методологія вейвлет аналізу. Після чого розраховуються такі статичні атрибути як: автокореляція, ентропія, контраст та енергія. Надалі ці атрибути складають основу для побудови класифікатора імовірних уражень легкого та визначення найбільш небезпечних вузликів легкого.

Значна кількість досліджень робить наголос на упровадженні автоматичних методів діагностики захворювань легень людини та упровадженні певної класифікації таких захворювань, де також використовується методологія експертних оцінок. Прикладом такого дослідження слід вказати праці [10, 11].

Не менш важливим питанням при обробці цифрових зображень легень є застосування методології нейронних мереж. При цьому це може бути застосування:

- штучної нейронної мережі [12], яка заснована на поглибленому навчанні стосовно медичної візуалізації;
- загортальної нейронної мережі [13], яка дозволяє враховувати наявні особливості виявлення вузликів легких (клас вузликів, форму вузликів тощо).

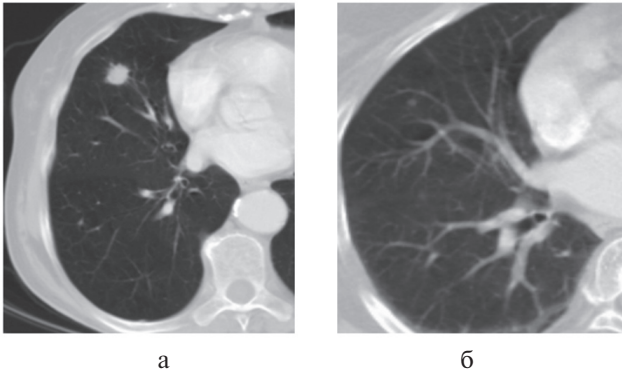
Однак незважаючи на таку наявність різноманітних досліджень з приводу встановленої проблематики питання існують все ж таки деякі аспекти, які потребують особливого ставлення до їх розв'язання. Насамперед це виявлення вузликів легень у складних місцях їх потенційного розташування. Іншим питанням є зменшення кількості помилкових спрацювань задіяного підходу щодо розв'язку відміченого питання дослідження. Тож, саме у підсумку й визначає основні проблемні питання даного дослідження.

### **2. Набір зображень КТ легень як база для проведення досліджень**

Отже у даній статті ми будемо розглядати цифрові зображення легень людини, які отримані в процесі процедури КТ з метою ідентифікації потенційних зон можливих захворювань. Для ідентифікації таких зон ми створюємо бібліотеку різних зображень легень людини. Далі на підставі оцінок експертів ми вибираємо ті зображення, на яких представлені характерні патологічні області ураження легких. Серед таких зображень ми також обираємо (за допомогою експертів) найбільш складні патологічні області. До таких, найбільш складних патологічних зон ураження легень ми відносимо осередки складної локалізації таких зон на зображенні [14]. При цьому ми розглядаємо ті зони, які зосереджені поблизу плеври або судин.

Приклад зображення легкого зі складною патологією в локалізації можливих осередків ураження поблизу плеври або судин подані на рис. 1 (зокрема, це утворення біля судин, які помилково можна прийняти за судини). Це півтонові зображення в діапазоні зміни точок яскравості від 0 до 255.

Отже, ми можемо говорити про необхідність вирішення досить таки складного завдання, так як потенційні зони ураження легень необхідно ідентифікувати на тлі природних перешкод – плеври або розгалуженої мережі судин. Тобто, основним завданням даного дослідження є ідентифікації складних зон ураження легень поблизу плеври і судин.



**Рис. 1.** Приклади складної патології щодо локалізації імовірних зон ураження легень

У той же час для ідентифікації таких зон потенційного ураження легень, як показав попередній аналіз літературних джерел, необхідно використовувати декілька різних процедур обробки відповідного цифрового зображення. Тож, окремим питанням даного дослідження постає визначення такої послідовності обробки цифрового зображення легень.

Рішення відмічених вище завдань даного дослідження передбачається на основі використання ряду процедур обробки зображень легень, отриманих в результаті КТ. При цьому однією зі складових загальної послідовності обробки цифрового зображення легень є використання ідеології нейронних мереж. Дане зауваження засновано на загальних підходах виявлення вузликів легень, що відмічають у свої працях різні науковці [5, 12, 13].

### 3. Енергетичні рівні зображення як вхідні дані для ідентифікації вузликів легких

З метою реалізації певного алгоритму для виявлення вузликів легкого на його цифровому зображенні необхідно, насамперед, мати деяку вхідну інформацію. Внаслідок того, що потенційні вузлики можуть бути помилково ідентифіковані як частина плеври або судин ми пропонуємо перейти до сукупності енергетичних рівнів вхідного зображення  $B$ .

Під енергетичним рівнем будемо розуміти незмінність структури досліджуваного вхідного зображення незалежно від значень заздалегідь визначеного порогу яскравості для його окремих точок.

Тобто, енергетичним рівнем будемо називати відрізок імовірних значень яскравості, де для двох будь-яких відмінних значень яскравості що належать цьому відрізку, їх функції бінаризації є однаковими.

Такий перехід дозволяє запровадити процедуру розкладання вхідного зображення на окремі енергетичні рівні, з визначенням областей інтересу для кожного такого рівня. У підсумку такий підхід

сприяє підкресленню особливостей при виявленні вузликів легень порівняно з зображенням плеври або судин на відповідних медичних зображеннях.

Під функцією бінаризації ми будемо розуміти певну функцію, яка на вхід приймає інформацію про значення яскравості окремої точки зображення та її сусідніх точок, а повертає на виході або 0, або 1. Тоді, вхідне півтонове зображення може бути розбите на  $h$  енергетичних рівнів  $E_i$  ( $i = \overline{1, h}$ ), де деякий енергетичний рівень являє собою:

$$E(a, b) = \{Y(z) = Y(z') \forall z, z' | z \in [a, b], z' \in [a', b'], [a', b'] \subset [a, b], [a, b] \subset [0, 255]\}, \quad (1)$$

функція бінаризації  $Y$  може мати наступний вигляд [15]:

$$Y = \begin{cases} 1, \text{ якщо } \frac{1}{1 - \sqrt{\sum_{i,j=0}^{mz} (z_{ij} - \sigma(z))^2}} > p, \\ 0, \text{ у протилежному випадку,} \end{cases} \quad (2)$$

де  $mz$  – околиця точки  $z$  з різними рівнями яскравості, які знаходяться у діапазоні  $z \in [a_j, b_j]$ ,  $j = \overline{1, k}$ ,  $k$  – кількість енергетичних рівнів для вхідного зображення  $B$  ( $k \in h$ ),  $p$  – припустиме значення порогу для проведення процедури бінаризації,  $\sigma(z)$  – середньоквадратичне відхилення значень рівнів яскравості зображення в околиці  $mz$  точки  $z$ .

Тоді слід вказати, що функція бінаризації визначає певну множину енергетичних рівнів для вхідного зображення  $B$ :

$$B \xrightarrow{Y} \{E_i\}. \quad (3)$$

На рис. 2 (в якості прикладу) наведені окремі енергетичні рівні для зображення рис. 1а з різними параметрами бінаризації.

З метою знаходження енергетичних рівнів будується гістограма значень яскравості точок досліджуваного зображення, яка оцінюється на підставі одношарової нейронної мережі. Тоді результатом такої процедури є вектор значень порогів для об'єднання енергетичних рівнів досліджуваного зображення у наступному вигляді:

$$E = ([e_{10}, e_{11}], [e_{20}, e_{21}], \dots, [e_{k0}, e_{k1}]), \quad (4)$$

де  $k$  – кількість енергетичних рівнів,  $e_{k0}$  – нижня межа значення порогу  $k$ -енергетичного рівня,  $e_{k1}$  – верхня межа значення порогу  $k$ -енергетичного рівня.

На кожному енергетичному рівні за допомогою ймовірнісної сегментації визначається потенційна область інтересів зон ураження легень.

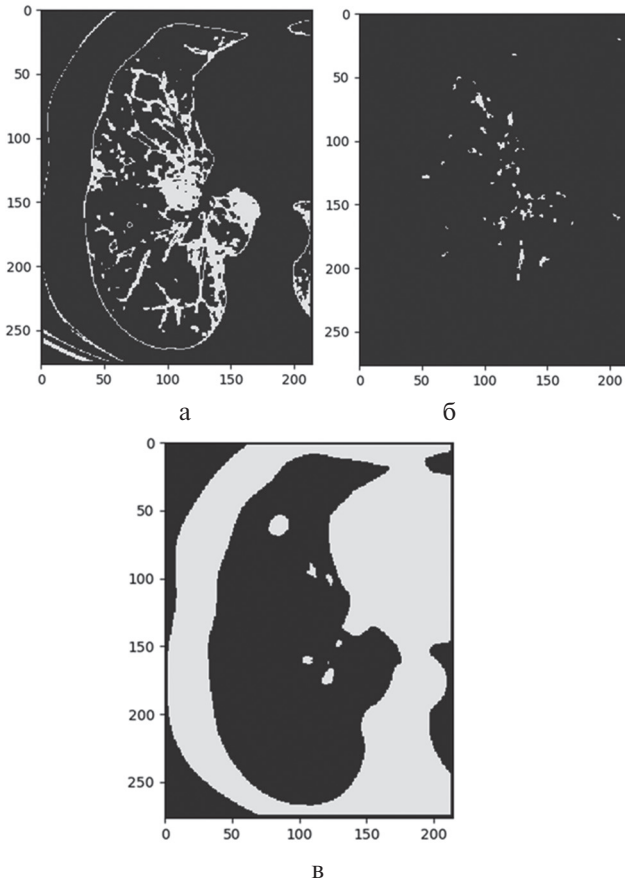


Рис. 2. Приклади енергетичних рівнів для зображення наведеного на рис. 1а –

а)  $z \in [50, 75]$ ; б)  $z \in [100, 150]$ ; в)  $z \in [180, 220]$

На рис. 3 наведено приклади побудови гістограм для окремих енергетичних рівнів (рис. 3а та рис. 3б) для зображення на рис. 1б, зображення областей потенційного інтересу після застосування ймовірнісної сегментації на основі побудованих гістограм для окремих енергетичних рівнів (рис. 3в).

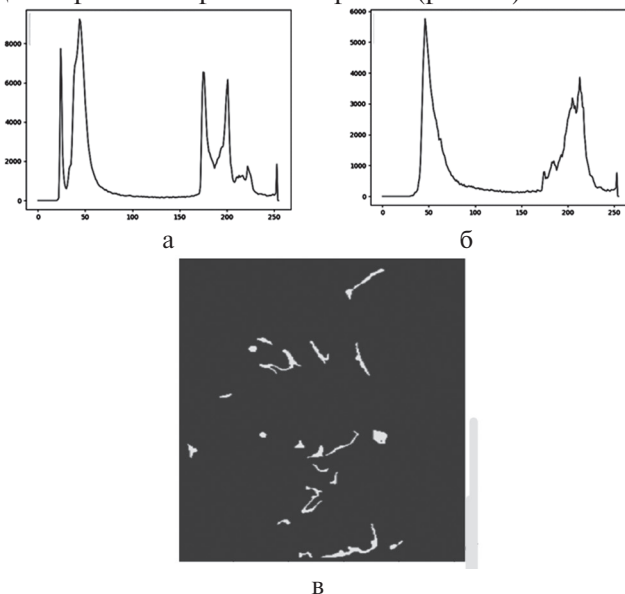


Рис. 3. Приклад побудови гістограм для енергетичних рівнів (рис. 3а та рис. 3б) та зображення областей потенційного інтересу після застосування ймовірнісної сегментації на основі побудованих гістограм (рис. 3в)

Після отримання областей потенційного інтересу для окремих зон ураження легень ми застосовуємо до таких даних загортальну нейронну мережу з метою встановлення форми областей інтересу. Якщо відповідна форма визначена як конгломерат, то ми робимо розбиття такого конгломерату шляхом визначення ознак його форми на основі багатовимірного нормального розподілу. Так відбувається до тих пір, поки на виході класифікатора бракуватиме жодного конгломерату.

#### 4. Ідентифікація потенційних зон ураження легкого

Для ідентифікації потенційних зон ураження легкого ми використовуємо двошарову нейронну мережу (с одним прихованим шаром) [16]. На вхід такої мережі подаються дані щодо форми, класу форми, наявності меж та положення потенційної зони на зображенні легкого. На виході ми отримуємо ймовірність приналежності досліджуваної зони до потенційно небезпечної.

$$f(x, w) = w_0^{(2)} + \sum_{i=1}^m w_i^{(2)} \varphi \left( \sum_{j=1}^n x_j w_{ij}^{(1)} + w_{i0}^{(1)} \right), \quad (5)$$

де  $x$  – компоненти вхідного вектора,  $x \in R^n$ ,

$$w = \left( \left[ w_0^{(2)}, w_i^{(2)} \right], i=1, \dots, m; \left[ w_0^{(1)}, w_j^{(1)} \right], j=1, \dots, n \right),$$

$$w_0^{(2)}, w_i^{(2)}, w_0^{(1)}, w_j^{(1)} -$$

набір невідомих параметрів, які оцінюються,  $\varphi$  – функція активації нейрону,  $m$  – кількість нейронів,  $n$  – розмірність вектору  $x$ .

Для проведення даного дослідження ми використовували декілька різних функцій активації [16]:

сигмоїдальна функція:

$$\varphi(s) = \frac{s}{1 + |s|}, \quad (6)$$

експоненціальна лінійна функція:

$$\varphi(\alpha, s) = \begin{cases} \alpha(e^s - 1), & \text{якщо } s < 0, \\ s, & \text{якщо } s \geq 0, \end{cases} \quad (7)$$

тангенс функція:

$$\varphi(s) = th(s) = \frac{(e^s - e^{-s})}{(e^s + e^{-s})}, \quad (8)$$

вигнута тотожна функція:

$$\varphi(s) = \frac{\sqrt{s^2 + 1} - 1}{2} + s. \quad (9)$$

Для уникнення надлишкових змінних, попереднє навчання було зроблено за допомогою мінімізації по  $w$  квадратичної помилки і негладкого функціоналу для згладжування такої помилки [16, 17].

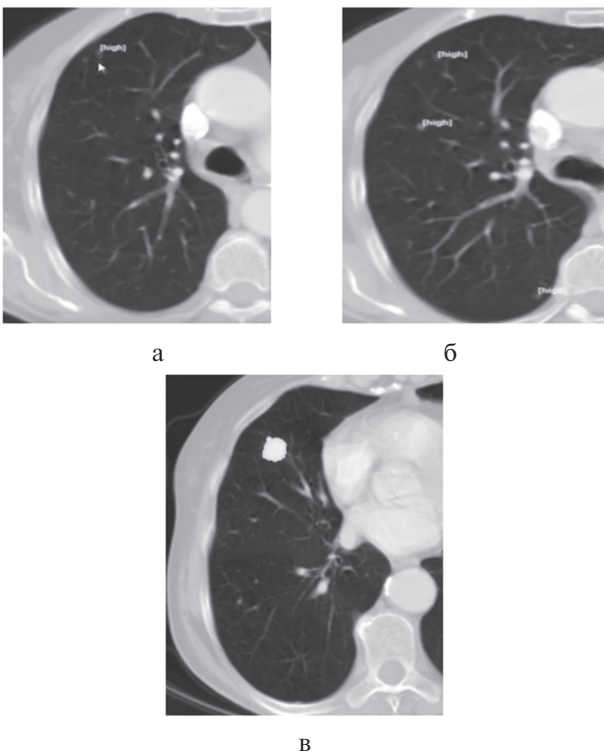
З метою прискорення роботи описаної вище процедури для ідентифікації потенційних осередків ураження легкого ми також пропонуємо об'єднати різні нейронні мережі в єдину

згортально-рекурсивну нейронну мережу з 7 прихованими шарами – СРН-7СТ. За допомогою цієї мережі, в кінцевому підсумку і була встановлена багатофакторна модель для визначення зон потенційного ураження легенів.

**5. Отримані результати та їх обговорення**

Окремі результати роботи пропонованого підходу наведено на рис 4. На рис. 4а та рис. 4б потенційно небезпечні вузлики легкого позначено жовтим підписом. На рис. 4в потенційно небезпечний вузлик легкого виділено зеленим кольором.

Достовірність отриманих результатів було узгоджено з галузевими експертами, які мають значний досвід у виявленні потенційно небезпечних вузликів легкого.



**Рис. 4. Результати застосування процедури СРН-7СТ щодо визначення потенційно небезпечних вузликів легкого**

Реалізація пропонованої процедури виявлення потенційних зон ураження легень була проведена для бази даних КТ легенів по 2400 зображенням. В результаті у 320 пацієнтів було виявлено 5340 легеневих вузликів різного розташування:

- 3390 легеневих вузликів мали внутріпаренхімальное розташування (63,5%),
- 1080 мали субплевральних розташування (20,2%),
- 870 легеневих вузликів були периваскулярні (16,3%).

Ми також дослідили ефективність застосування різних функцій активації нейронної мережі з точки зору отримання більш достовірних результатів

щодо виявлення вузликів легкого. Такі дані наведено у таблиці 1.

**Таблиця 1**

**Порівняльні результати застосування процедури СРН-7СТ щодо визначення потенційно небезпечних вузликів легкого відповідно до застосування різних функцій активації нейронної мережі**

Функція активації	% виявлення внутріпаренхіматозного розташування	% виявлення субплевральних розташувань	% виявлення периваскулярного розташування	% хибних спрацювань
сигмоїдальна	98.5	75.4	72.2	8
експоненціальна	96	75	61.8	12
тангенс	97.9	75.4	70	11.5
вигнута тотожна	97.5	72.5	69	12

Аналіз даних табл. 1 показує, що найбільш ефективною, з точки зору імовірності виявлення вузликів легкого та зменшення хибних спрацювань, виявляється сигмоїдальна функція активація нейронної мережі. На другому місці за ефективність розв’язку поставленого завдання виявляється тангенс функція активація нейронної мережі.

Поряд з цим в дослідженні [18] пропонується процедура що базується на застосуванні оптимальної нейронної мережі та яка визначає точність виявлення вузликів на рівні 94,56%.

Також варто зазначити, що певним обмеженням для виявлення зон ураження легень є розмір таких зон. Такі зони не повинні бути меншими за 2 мм. Порівнюючи це значення з іншими дослідженнями варто відмітити перевагу нашої процедури СРН-7СТ. Наприклад, у дослідженні [10] таке обмеження визначається розміром потенційної зони ураження на рівні 3-4 мм.

### Висновки

Результати досліджень показали, що завдання ідентифікації точок потенційних зон ураження легень є досить таким складним процесом. Відмічено, що такий процес вимагає застосування різних процедур обробки, перетворення та аналізу вхідних даних. Тож з метою розв'язку поставленого завдання дослідження ми використовували процедури розкладання вихідного зображення на енергетичні рівні та бінаризації вихідного зображення, методологію нейронних мереж. Кожен етап запропонованої процедури було використано для розв'язку конкретного питання загальної задачі ідентифікації точок потенційних зон ураження легень. Як результат запропонована узагальнена процедура ідентифікації точок потенційних зон ураження легень, яка заснована на застосуванні згортально-рекурсивної нейронної мережі з 7 прихованими шарами. Проведено апробацію запропонованої процедури з різними функціями активації нейронної мережі. Отримані результати свідчать про практичність, достовірності та доцільності застосування запропонованого для ідентифікації зон ураження легень.

### Список літератури<sup>^</sup>

- [1] Lyashenko V., Matarneh R., Kobylin O., Putyatin Y. Contour detection and allocation for cytological images using wavelet analysis methodology // *International Journal of Advance Research in Computer Science and Management Studies*. – 2016. – № 4(1). – P. 85–94.
- [2] Lyashenko V., Babker A., Lyubchenko V. Wavelet Analysis of Cytological Preparations Image in Different Color Systems // *Open Access Library Journal*. – 2017. – № 4(7). – P. 1-9.
- [3] Schlüter S. et al. Image processing of multiphase images obtained via X-ray microtomography: a review // *Water Resources Research*. – 2014. – № 50(4). – P. 3615-3639.
- [4] Eklund A. et al. Medical image processing on the GPU—Past, present and future // *Medical image analysis*. – 2013. – № 17(8). – P. 1073-1094.
- [5] Wang Z. et al. Improved lung nodule diagnosis accuracy using lung CT images with uncertain class // *Computer methods and programs in biomedicine*. – 2018. – № 162. – P. 197-209.
- [6] Valente I. R. S. et al. Automatic 3D pulmonary nodule detection in CT images: a survey // *Computer methods and programs in biomedicine*. – 2016. – № 124. – P. 91-107.
- [7] Auffermann W. F., Little B. P., Tridandapani S. Teaching search patterns to medical trainees in an educational laboratory to improve perception of pulmonary nodules // *Journal of Medical Imaging*. – 2015. – № 3(1). – P. 011006.
- [8] Parmar C. et al. Data analysis strategies in medical imaging // *Clinical Cancer Research*. – 2018. – № 24(15). – C. 3492-3499.
- [9] Arulmurugan R., Anandakumar H. Early Detection of Lung Cancer Using Wavelet Feature Descriptor and Feed Forward Back Propagation Neural Networks Classifier // *Computational Vision and Bio Inspired Computing*. – Springer, Cham, 2018. – P. 103-110.
- [10] Dobbins III J. T. et al. Multi-institutional evaluation of digital tomosynthesis, dual-energy radiography, and conventional chest radiography for the detection and management of pulmonary nodules // *Radiology*. – 2016. – № 282(1). – P. 236-250.
- [11] Al Mohammad B., Brennan P. C., Mello-Thoms C. A review of lung cancer screening and the role of computer-aided detection // *Clinical radiology*. – 2017. – № 72(6). – P. 433-442.
- [12] Lee J. G. et al. Deep learning in medical imaging: general overview // *Korean journal of radiology*. – 2017. – № 18(4). – P. 570-584.
- [13] Suzuki K. Overview of deep learning in medical imaging // *Radiological physics and technology*. – 2017. – № 10(3). – P. 257-273.
- [14] You X. et al. CT diagnosis and differentiation of benign and malignant varieties of solitary fibrous tumor of the pleura // *Medicine*. – 2017. – № 96(49). – e9058.
- [15] Dhara A. K. et al. A segmentation framework of pulmonary nodules in lung CT images // *Journal of Digital Imaging*. – 2015. – № 29(1). – P. 148-148.
- [16] Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks // *Advances in neural information processing systems*. – 2012. – P. 1097-1105.
- [17] Jung K. H., Park H., Hwang W. Deep Learning for Medical Image Analysis: Applications to Computed Tomography and Magnetic Resonance Imaging // *Hanyang Medical Reviews*. – 2017. – № 37(2). – P. 61-70.
- [18] Lakshmanaprabu S. K. et al. Optimal deep learning model for classification of lung cancer on CT images // *Future Generation Computer Systems*. – 2019. – № 92. – P. 374-382.

*Надійшла до редколегії 28.11.2018*