

Технічні науки

УДК 004.891.3

Добровська Людмила Миколаївна

кандидат педагогічних наук,

доцент кафедри біомедичної кібернетики

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Добровская Людмила Николаевна

кандидат педагогических наук,

доцент кафедры биомедицинской кибернетики

Национальный технический университет Украины

«Киевский политехнический институт имени Игоря Сикорского»

Dobrovska Liudmyla

Candidate of Pedagogical Sciences,

Associate Professor of the Department of Biomedical Cybernetics

National Technical University of Ukraine

"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

Гаврильченко Любомир Олегович

студент

Національного технічного університету України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Гаврильченко Любомир Олегович

студент

Национального технического университета Украины

«Киевский политехнический институт имени Игоря Сикорского»

Havrylchenko Liubomyr

Student of the

National Technical University of Ukraine

"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

**НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ АНСАМБЛЬ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ РАКУ
ЛЕГЕНЬ НА ЗОБРАЖЕННЯХ КОМП'ЮТЕРНОЇ ТОМОГРАФІЇ
НЕЙРОСЕТЕВОЙ АНСАМБЛЬ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ РАКА
ЛЕГКИХ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ КОМПЬЮТЕРНОЙ ТОМОГРАФИИ
NEURAL NETWORK ENSEMBLE FOR CLASSIFICATION OF
PULMON CANCER ON COMPETENT TOMOGRAPHY IMAGES**

Анотація. В статті розглянуто приклад побудови нейромережевого ансамблю для визначення наявності ракових пухлин на зображеннях комп'ютерної томографії з використанням нейронних мереж DenseNet-201, Inception v3 та Xception. В якості агрегації використано метод простого голосування. В майбутньому даний алгоритм може бути застосований до інших схожих задач та розробки прикладних програмних застосунків.

Ключові слова: нейронна мережа, рак легень, нейромережевий ансамбль, класифікація зображень.

Аннотация. В статье рассмотрен пример построения нейросетевого ансамбля для определения наличия раковых опухолей на изображениях компьютерной томографии с использованием нейронных сетей DenseNet-201, Inception v3 и Xception. В качестве агрегации использован метод простого голосования. В будущем данный алгоритм может быть применен к другим похожим задачам и разработке прикладных приложений.

Ключевые слова: нейронная сеть, рак легких, нейросетевой ансамбль, классификация изображений.

Summary. The article considers an example of building a neural network ensemble to determine the presence of cancerous tumors on computed tomography images using neural networks DenseNet-201, Inception v3 and

Xception. The method of simple voting was used as aggregation. In the future, this algorithm can be applied to other similar tasks and the development of application software applications.

Key words: *neural network, lung cancer, neural network ensemble, image classification.*

Постановка проблеми. Рак є причиною приблизно 30% передчасної смерті людей у віці 30-69 років. Найчастіше діагностується рак легенів (11,6% усіх випадків), рак грудей (11,6%) та колоректальні онкологічні захворювання (10,2%) [1].

Міжнародне агентство з дослідження раку в січні 2020 року опублікувало Всесвітній звіт про боротьбу з раком, в якому зазначено, що «рак легень продовжує залишатися провідною причиною смерті від раку у всьому світі, що становить близько 18% усіх випадків смерті від раку.

Вживання хворих на рак легень залишається глобально низьким (5-ти річний рівень виживання складає лише 10–20% у більшості регіонів світу). Етап діагностики є основним фактором, що визначає прогноз виживання: «5-річне виживання коливається від 50–70% для діагностики на I стадії та 1–5% для діагностики при IV стадії, оскільки хірургічна резекція на ранній стадії все ще залишається найбільш ефективним лікуванням. Однак менше 20% пацієнтів діагностується на I стадії, а більшість з них діагностується на стадії III або IV» [2].

За даними Міністерства охорони здоров'я України «Україна знаходиться серед держав з високим рівнем захворюваності на рак. Щорічно близько 65 тисяч осіб помирають від раку, а 140 тисяч дізнаються про свою хворобу. Щороку в Україні фіксується близько 13 тис нових випадків раку легень» [3].

Враховуючи поширеність та агресивність в сенсі смертності захворювання на рак легень, ВООЗ рекомендує проводити регулярні

скринінгові дослідження для людей з групи ризику для раннього виявлення захворювання [2].

Однак дослідження, проведені в Європі не продемонстрували переваги в зниженні смертності. Датське дослідження раку легенів (DLCST) базувалось на порівнянні стану рандомізованих 4104 учасників КТ-скринінгу та людей, що не проходили щорічний скринінг. Учасники обирались серед людей віком від 50 років із стажем паління від 20 років. Дослідження не показали суттєвого зниження смертності при КТ-скринінгу в порівнянні з відсутністю скринінгу: після п'яти раундів скринінгу дослідники повідомили про 100 випадки раку легенів і 39 смертельні випадки в групі КТ у порівнянні з 53 випадками раку і 38 смертельними випадками в групі без скринінгу [4-6]. Таким чином, не дивлячись на те, що КТ виявляла більшу кількість ракових захворювань на більш ранніх стадіях раку, в обох групах була практично однакова кількість запущених форм раку, і не було зниження смертності за допомогою КТ-скринінгу.

Візуальне визначення раку легенів на КТ-зображеннях не завжди дозволяє виконати ранню діагностику, тому виникає необхідність в розробці автоматизованих систем для виявлення областей, підозрілих на пухлину.

Актуальним завданням нашого дослідження є створення автоматичних систем діагностування раку легень з метою прискорення обробки КТ-зображень та зменшення кількості помилок. Одним з перспективних напрямків розв'язання цієї задачі є застосування штучних нейронних мереж та ансамблів штучних нейронних мереж.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дослідження складають праці фахівців в галузі розробки нейронних мереж. В роботах [7-9] розглянуто архітектури нейронних мереж. В роботі [10] досліджено та порівняно їх точність. В роботі [11] розглянуто побудову ансамблів

нейронних мереж. В роботі [12] експериментально доведено ефективність використання ансамблю нейронних мереж для розпізнавання зображень. Основна причина збільшення ефективності полягає в тому, що відбувається усереднення помилок нейронних мереж, що входять до ансамблю.

Формулювання цілей статті: розробити комплексний алгоритм реалізації ансамблю нейронних мереж для діагностування раку легень.

Характеристика клінічного матеріалу. Для дослідження використано базу даних знімків КТ MoscowRadiology-CTLungCa-500 v.1.1, «Теговані результати комп’ютерної томографії легень» [13], яка містить дані 538 пацієнтів. Дані про пацієнта – це папка, що містить від 600 до 1000 зображень розмірністю 512x512. Для кожного пацієнта групою з 6 лікарів виконано візуальну оцінку наявності та локації легеневих вузлів. Вказані оцінки розміщено у файлі у вигляді структури, зображеній на рис. 1. Ці дані було використано для виконання розмітки зображень бази. Якщо параметр `machine_learning = true`, знімок, який містить відповідну точку позначався як знімок з наявністю раку і переносився до бази даних для подальшого використання. Після опрацювання всіх легеневих вузлів, виявлених експертами, всі інші зображення з даної папки ігнорувалися і в подальшому не використовувалися. Якщо параметр `machine_learning = false` для всіх зображень в папці – всі знімки в папці людини позначалися як зображення з відсутністю раку і переносились до бази даних.

Після чого було отримано 1293 зображень із наявністю раку та понад 200 тис. зображень із відсутністю раку. Для розширення бази в неї були додані симетрично відображені зображення з наявністю раку. Оскільки очевидно, що отриманий набір даних є асиметричним, з набору зображень із відсутністю раку було обрано випадковим чином 2586 зображень.

```
"nodules": [  
  [  
    [  
      {  
        "004": {  
          "diameter (mm)": 8.0,  
          "expert decision": [  
            {  
              "comment": "",  
              "decision": "confirmed",  
              "id": "Валерия",  
              "machine learning": true,  
              "proper size": true,  
              "type": "n"  
            }  
          ],  
          "series no": "4 5",  
          "type": "n",  
          "version": "4.0",  
          "x": 147.0,  
          "y": 359.0,  
          "z": -862.5,  
          "z type": "mm"  
        }  
      ],  
    ],  
  ],  
]
```

Рис. 1. Оцінки експертів щодо наявності та локації легеневих вузлів: параметр machine learning вказує на наявність пухлини, параметри x, y, z вказують на локалізацію пухлини; параметр z вказує на знімок з виявленим легенеvim вузлом

Таким чином сформована база, яка містить 5172 зображень.

Виклад основного матеріалу. Перший етап роботи полягав в виборі нейронних мереж для створення ансамблю. Серед вимог до нейронних мереж можна виділити такі:

а) нейронна мережа повинна давати достатньо високу точність класифікації зображень;

б) нейронні мережі, які входять до складу ансамблю, повинні мати різні архітектури, адже при однаковій структурі мережі будуть класифікувати об'єкти схожим чином;

в) мінімальна складність нейронної мережі передбачає якомога меншу кількість вагових коефіцієнтів.

На основі аналізу архітектур було обрано три нейронних мережі:

DenseNet-201 (рис. 2), Inceptionv3 (рис. 3, 4) та Xception (рис. 5). На сучасному етапі ці нейронні мережі є найкращими для класифікації зображень в співвідношенні точність/складність (рис. 6).

Layers	Output Size	DenseNet-121	DenseNet-169	DenseNet-201	DenseNet-264
Convolution	112 × 112	7 × 7 conv, stride 2			
Pooling	56 × 56	3 × 3 max pool, stride 2			
Dense Block (1)	56 × 56	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$
Transition Layer (1)	56 × 56	1 × 1 conv			
	28 × 28	2 × 2 average pool, stride 2			
Dense Block (2)	28 × 28	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$
Transition Layer (2)	28 × 28	1 × 1 conv			
	14 × 14	2 × 2 average pool, stride 2			
Dense Block (3)	14 × 14	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 24$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 32$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 48$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 64$
Transition Layer (3)	14 × 14	1 × 1 conv			
	7 × 7	2 × 2 average pool, stride 2			
Dense Block (4)	7 × 7	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 16$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 32$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 32$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 48$
Classification Layer	1 × 1	7 × 7 global average pool			
		1000D fully-connected, softmax			

Рис. 2. Архітектура нейронної мережі DenseNet [7]

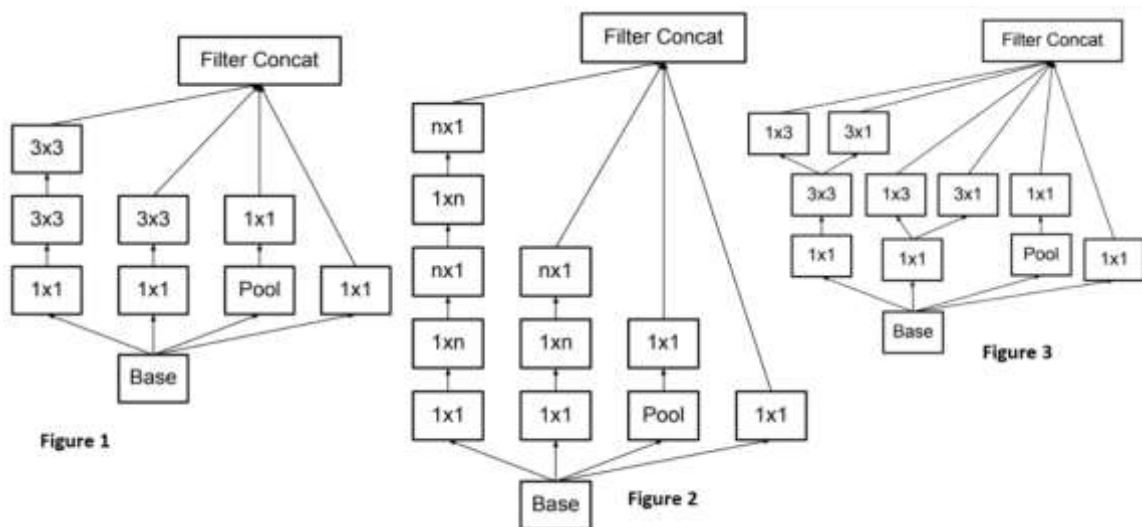


Рис. 3. Архітектура блоків Inception v3 [8]

type	patch size/stride or remarks	input size
conv	3×3/2	299×299×3
conv	3×3/1	149×149×32
conv padded	3×3/1	147×147×32
pool	3×3/2	147×147×64
conv	3×3/1	73×73×64
conv	3×3/2	71×71×80
conv	3×3/1	35×35×192
3×Inception	As in figure 1	35×35×288
5×Inception	As in figure 2	17×17×768
2×Inception	As in figure 3	8×8×1280
pool	8 × 8	8 × 8 × 2048
linear	logits	1 × 1 × 2048
softmax	classifier	1 × 1 × 1000

Рис. 4. Архітектура нейронної мережі Inception v3 [8]

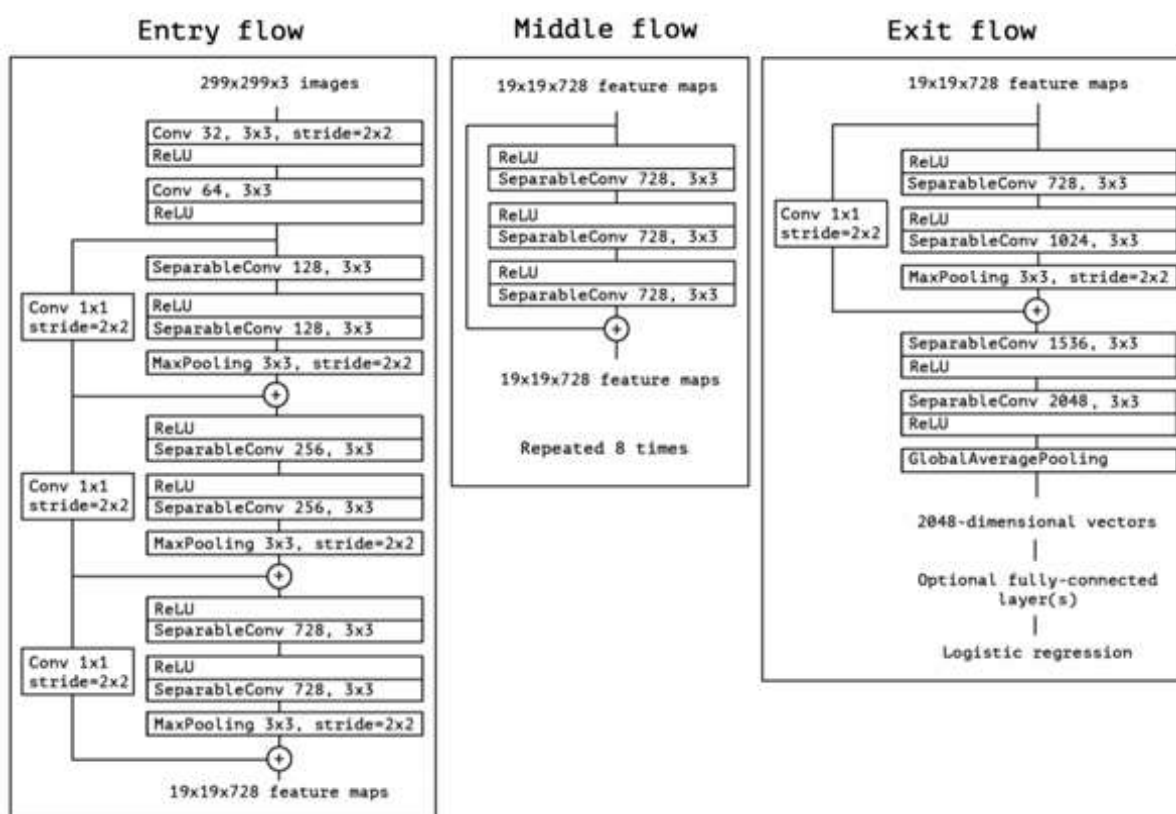


Рис. 5. Архітектура нейронної мережі Xception [9]

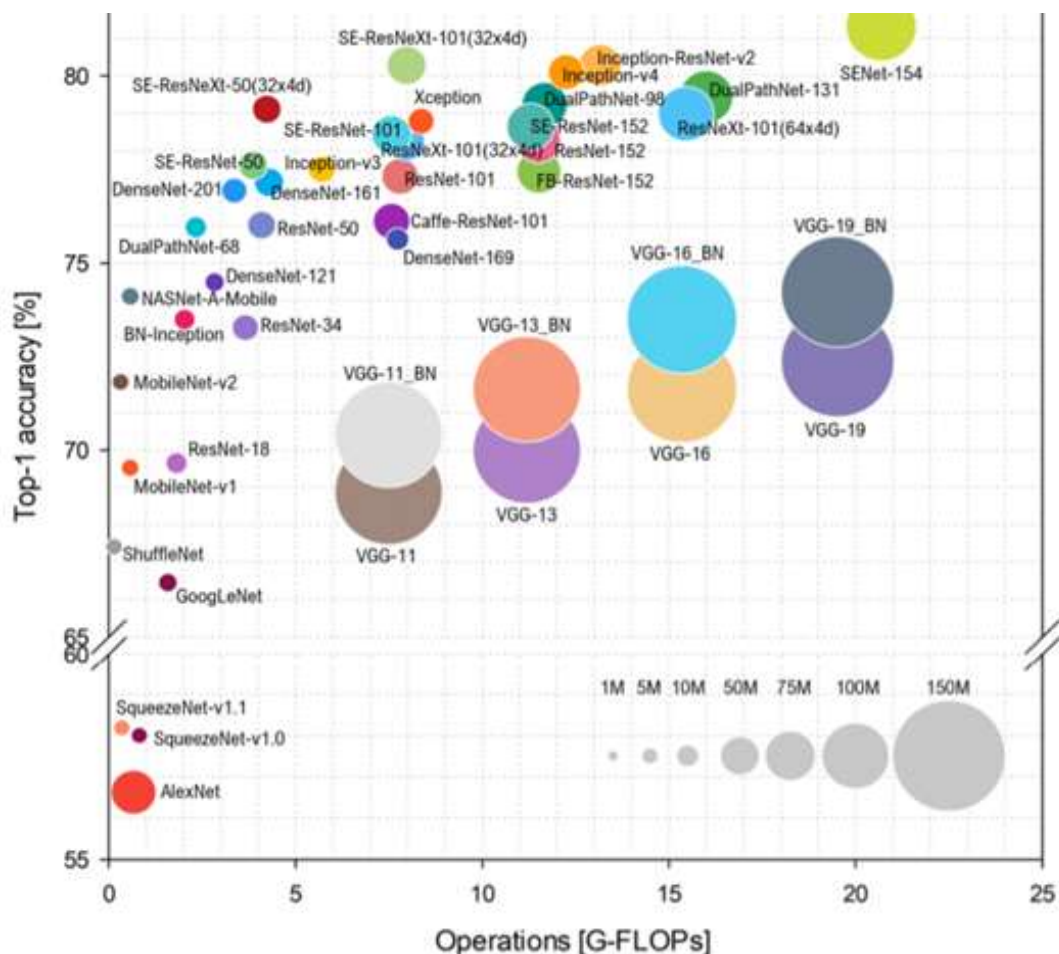


Рис. 6. Діаграма співвідношення точності та складності обчислення моделі: розмір кожної кульки відповідає складності моделі [10]

Наступний етап роботи полягав в навчанні кожної з нейронних мереж окремо. Для оцінки точності та запобігання перенавчанню використано механізм кросс-перевірки. Сформована база була розбита на п'ять частин: три навчальні (окрему для кожної мережі), одна тестувальна і одна контрольна. Тестувальна частина використовується під час навчання для незалежного контролю результату. Похибка мережі падає на навчальній і тестувальній вибірках одночасно. Якщо похибка мережі починає рости – це є ознакою перенавчання мережі. Після досягнення оптимальних результатів оцінка мережі виконується на контрольній вибірці. Результати перевірки на контрольній вибірці показано у таблиці 1: ця точність трохи нижча ніж результати, наведені в роботі [9], що пояснюється меншим розміром навчальних вибірок.

Таблиця 1

Результати навчання нейронних мереж

Назва нейронної мережі	True positive	True negative	False positive	False negative	Точність, %
DenseNet	190	68	80	178	71,1%
Inceptionv3	186	72	63	195	73,8%
Xception	206	52	58	200	78,7%

На основі навчених нейронних мереж побудовано ансамбль, схема якого наведена на рис. 7.



Рис. 7. Архітектура ансамблю нейронних мереж

Для агрегування результатів найбільш поширеними підходами є [14]:

1. Голосування: обирається клас, який виданий більшістю нейронних мереж ансамблю.
2. Зважене голосування. Відрізняється від простого голосування ваговими коефіцієнтами для результатів різних моделей (вагові коефіцієнти враховують точність моделей).
3. Усереднення: застосовується у випадку, коли виходи моделей числові.

Оскільки на виході класифікаторів DenseNet, Inceptionv3 та Xception знаходяться величини булевого типу і точність класифікаторів суттєво не відрізняється, в дослідженні застосовано просте голосування. Результати наведені в таблиці 2.

Таблиця 2

Результати простого голосування нейронних мереж

	Positive	Negative
True	222	36
False	51	207

Точність ансамблю нейронних мереж склала 83.1%, що краще, ніж точність кожної окремої мережі.

Висновки з даного дослідження. Після проведеного аналізу літератури і порівняння різних архітектур нейронних мереж було розроблено ансамбль нейронних мереж для діагностування раку легень. Отримано точність 83,1%, яка вища, ніж точність кожного окремо взятого класифікатора, що входить до ансамблю. Результати дослідження можуть бути використані для створення програмного застосунку для автоматичного виявлення раку легень на КТ-знімках.

Література

1. World Health Organization World Cancer Report "Cancer research for cancer prevention". 2020. URL: <https://www.iccp-portal.org/sites/default/files/resources/9789240001299-eng.pdf>
2. International Agency for Research on Cancer "World Cancer Report Cancer research for cancer prevention". 2020. URL: https://www.iarc.fr/cards_page/world-cancer-report/
3. Які заходи вживає Україна для попередження та раннього виявлення онкозахворювань. URL: <https://moz.gov.ua/article/news/jaki-zahodi-vzhivae-ukraina-dlja-poperedzhennja-ta-rannogo-vijavlennja-onkozahvorjuvan>
4. Wille MM, Dirksen A, Ashraf H. Results of the Randomized Danish Lung Cancer Screening Trial with Focus on High-Risk Profiling. *Am J Respir Crit Care Med.* 2016 Mar 1; 193(5):542-51.
5. Lopes Pegna A, Picozzi G, Falaschi F; ITALUNG Study Research Group. Four-year results of low-dose CT screening and nodule management in the ITALUNG trial. *J Thorac Oncol.* 2013 Jul; 8(7):866-75.
6. Blanchon T, Bréchet JM, Grenier PA; Dépiscan Group. Baseline results of the Depiscan study: a French randomized pilot trial of lung cancer

- screening comparing low dose CT scan (LDCT) and chest X-ray (CXR). *Lung Cancer*. 2007 Oct; 58(1):50-8.
7. Huang G., Liu Z., L. Van Der Maaten and Weinberger K. Q. Densely Connected Convolutional Networks // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, HI. 2017. PP. 2261-2269.
 8. Szegedy C., Vanhoucke V., Ioffe S. Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, 2016. PP. 2818-2826.
 9. Chollet F. Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, HI. 2017. PP. 1800-1807.
 10. Bianco S., Cadene R., Celona L. Benchmark Analysis of Representative Deep Neural Network Architectures (2nd ed.) // *IEEE Access* 6 (2018). PP. 64270-64277.
 11. Zhou Z.-H. *Ensemble Methods: Foundations and algorithms*. Chapman & Hall/Crc Machine Learning & Pattern Recognition; 2012. 236 p.
 12. Goncharov M. Ensembles of models. URL: <http://www.businessdataanalytics.ru/download/ModelEnsembles>
 13. Регированные результаты компьютерных томографий легких: а.с. 2018620500 Рос. Федерация / Морозов С.П., Кульберг Н.С., Гомболевский В.А. с соавт.; заявитель и правообладатель: ГБУЗ «НПЦМР ДЗМ».- № 2018620148; заявл. 06.02.2018; опубли. 28.03.2018, Бюл. №4. 1 с.
 14. Paklin N. B., Oreshkov V. I. *Business analyst: from data to knowledge*. Saint Petersburg: Piter; 2013. 704 p.