

УДК 616.1+ 004.67

СИСТЕМА АНАЛІЗУ АСИМЕТРІЇ КТ-ЗОБРАЖЕНЬ ДЛЯ УДОСКОНАЛЕННЯ ПРОЦЕДУР ВИЯВЛЕННЯ ПАТОЛОГІЇ

Атамась Віталій В.

atamas.vitalii@lil.kpi.ua

Настенко Євген Арнольдович

nastenko.e@gmail.com

Кафедра біомедичної кібернетики

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

м. Київ, Україна

Анотація - Проблематика. Деменція – це розлад мозку, який впливає на нормальну роботу мозку через втрату нейронів або їх функціональності. Деменція може включати групу симптомів, таких як втрата пам'яті, відсутність міркувань і суджень, проблеми з промовою та розумінням мови, а також зміни в особистості. Загалом у світі 46,8 мільйонів людей мають деменцію, і щороку реєструється приблизно 9,9 мільйонів нових випадків. Частка деменції серед населення віком 60 років і старше становить 7,1%.

Мета дослідження. Розробка алгоритму та побудова комп'ютерної системи для автоматичного виявлення та візуалізації асиметрії КТ-зображень шляхом їх порівняння зі своїм дзеркальним відображенням відносно оптимальним чином побудованої осі симетрії.

Методика реалізації. Поточне дослідження базується на гіпотезі про те, що асиметрія мозку змінюється в результаті розвитку ранньої та прогресуючої деменції. Оцінка асиметрії в корі головного мозку базується на структурній магнітно-резонансній томографії (МРТ). Це дослідження має на меті дослідити закономірності цих змін за допомогою МРТ і методів комп'ютерного зору. У статті запропоновано алгоритм сегментації та візуалізації відмінностей у симетрії правої та лівої півкуль головного мозку та генерування ознак асиметрії.

Результати дослідження. Даний алгоритм допомагає оцінити асиметричні ділянки головного мозку і визначити місце і форму патології.

Висновки. Розроблено алгоритм та побудовано комп'ютерну систему для автоматичного виявлення та візуалізації асиметричних ділянок КТ/МРТ/ПЕТ-зображень. Візуалізація полягає у підкресленні кольором відповідних ділянок. В інтерфейсі передбачена можливість гнучких налаштувань чутливості алгоритму до амплітудних та розмірних параметрів несиметричних деталей.

Ключові слова: аналіз, асиметрія, вибірка, модель, КТ-зображення, патологія.

I. ВСТУП

Поточне дослідження базується на гіпотезі про те, що асиметрія мозку змінюється в результаті розвитку ранньої та прогресуючої деменції. Оцінка асиметрії в корі головного мозку базується на структурній магнітно-резонансній томографії (МРТ). Це дослідження має на меті дослідити закономірності цих змін за допомогою МРТ і методів комп'ютерного зору. У статті запропоновано алгоритм сегментації та візуалізації відмінностей у

симетрії правої та лівої півкуль головного мозку та генерування ознак асиметрії. Це в основному зосереджено на ранніх змінах кори головного мозку, коли клінічний діагноз неочевидний і не може бути поставлений медичними працівниками за допомогою традиційних методів діагностики. Патерн асиметрії головного мозку в групі пацієнтів із нормальною когнітивною здатністю (NC), легким когнітивним порушенням (MCI) і деменцією, дуже легкою стабільною та прогресуючою

до хвороби Альцгеймера (AD) аналізується за допомогою статистичних ознак [13].

II. МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

Операції над знімками отриманими за допомогою комп'ютерної томографії, порогові методи сегментації зображень, морфологічні операції над зображеннями, згорткові нейронні мережі.

III. МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ

Ціллю даного дослідження було вивчення можливості використання асиметрії головного мозку в ролі аналітичного апарату для виявлення типу патології. Для цього було взято 3064 зображень МРТ-ПЕТ мозку розміром 512x512 пікселів, із контрастуванням по трьом типам новоутворень:

1. Менінгіома (англ. meningioma) – пухлина, яка росте з клітин павутинної мозкової оболонки, а саме арахноїдального ендотелія.

2. Гліома (англ. glioma) – пухлина, яка входить у гетерогенну групу і має нейроектодермальне походження (дана пухлина є найбільш розповсюдженою серед первинних пухлин мозку).

3. Пухлина гіпофізу (англ. pituitary tumor) – аномальне новоутворення, що розвивається в гіпофізі.

Дані були взяті з наступного посилання: https://figshare.com/articles/brain_tumor_datas_et/1512427 [1-2]. Приклади МРТ знімків з трьома різновидами новоутворень відображені на рис. 1.

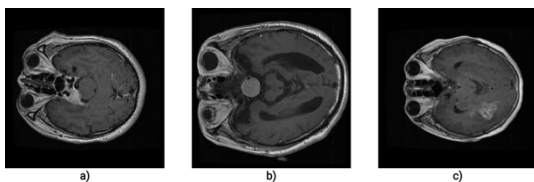


Рис. 1. Приклади знімків МРТ: а – менінгіоми; б – гліоми; с – пухлини гіпофізу [1-2]

Для кожного пацієнта було зроблено декілька зрізів з оригінального тривимірного знімку для створення більш обширної

клінічної бази. Як результат, база знімків складається з:

1. 708 прикладів менінгіоми.
2. 1426 прикладів гліоми
3. 930 прикладів пухлини гіпофізу.

Для того, щоб знайти асиметрію головного мозку, спочатку необхідно виконати попередню обробку даних знімків МРТ. Для цього виконувався наступний алгоритм:

1. Згладжування зображення за допомогою різних фільтрів (рис. 2).

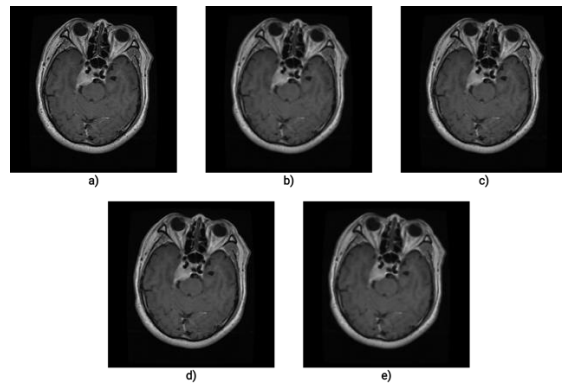


Рис. 2. Приклади згладжування зображення: а – оригінальне зображення; б – зображення після низькочастотного фільтра; с – зображення після фільтра Гауса; d – зображення після медіанного фільтра; e – зображення після двосторонньої фільтрації

Як і одновимірні сигнали, зображення також можна фільтрувати за допомогою різних фільтрів низьких частот (ФНЧ), фільтрів високих частот (ФВЧ) і т.д. ФНЧ допомагають видаляти шуми, розмивати зображення, знижувати локальну контрастність зображення, тощо. ФВЧ допомагають знаходити краї зображення.

Розмиття (рис. 2) досягається шляхом згортки зображення з ядром ФНЧ. Це дозволяє видаляти шум, який може випадково з'явитись навіть на медичних знімках. Усього є 4 основних типи розмиття (рис. 2):

- Звичайний низькочастотний фільтр (усереднюючий, averaging). При ньому виконується згортка зображення з нормалізованим коробчастим фільтром, який просто бере середнє значення усіх пікселів під областю ядра, та замінює центральний

елемент. Нормалізований коробчастий фільтр 3x3 виглядає наступним чином:

$$K = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

- Фільтр Гауса. Замість коробчастого фільтру використовується ядро Гауса, яке, відповідно, націлене на видалення гаусівського шуму.

- Медіанний фільтр. Він бере медіану усіх пікселів в області ядра, і центральний елемент замінюється цим медіанним значенням. Це є дуже ефективним для видалення сольового та перцевого шуму в зображеннях. Також слід вказати, що якщо у фільтрах вище центральний елемент представляє собою нове обчислене значення, то в медіанному фільтрі центральний елемент завжди замінюється певним значенням пікселя в межах ядра.

- Двосторонній фільтр. Дуже ефективно видаляє шуми, зберігаючи чіткість країв зображення. Проте, він працює повільніше ніж інші вищезгадані фільтри. Це відбувається через те, що використовуються два фільтра Гауса, один з яких є функцією різниці пікселів. Просторова функція Гауса гарантує, що для розмиття розглядаються лише сусідні пікселі, а функція Гауса різниці інтенсивностей гарантує, що для розмиття розглядаються лише ті пікселі, інтенсивність яких схожа з інтенсивністю центрального пікселя. Таким чином, зберігаються краї, оскільки пікселі на краях мають більшу різницю в інтенсивності.

2. Обробка згладженого зображення за допомогою методу бінаризації Оцу (рис. 3).

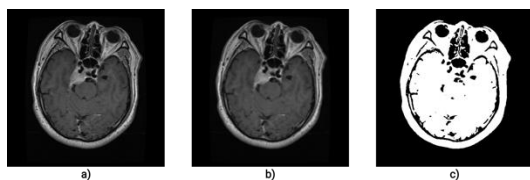


Рис. 3. Приклад бінаризації зображення: а – оригінальне зображення; б – зображення після фільтра Гауса; с – бінаризоване зображення після застосування методу Оцу

В основу сегментуючих методів, націлених на формуванні однорідних

ділянок, покладений той факт, що для формування однорідних за характерною ознакою ділянок відштовхуються або від неоднорідності на границях, або від однорідності всередині ділянки [3]. Метод Оцу визначає поріг фільтрації (порогове значення для пікселів, за якими їх відносять до певних ділянок), який розраховується через ітераційний підхід, у якому необхідно знайти мінімум внутрішньогрупової дисперсії.

3. Визначення куту нахилу великої осі.

4. Поворот зображення за знайденим кутом.

5. Визначення координат центру мас [4].

6. Побудова осі симетрії на основі знайденого центру мас.

Приклад результату застосування пропонованого алгоритму показаний на рисунку 4.

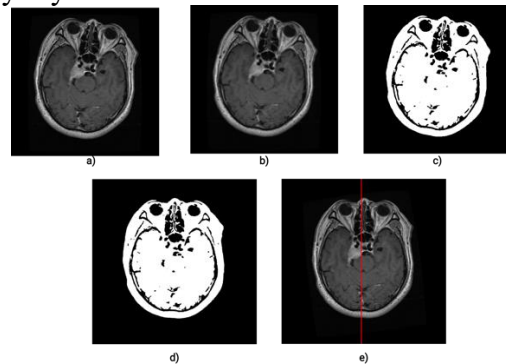


Рис. 4. Приклад трансформації зображення: а – оригінальне зображення; б – зображення після фільтра Гауса; с – бінаризоване зображення після застосування методу Оцу; d – повернуте зображення після знаходження кут нахилу великої осі; e – побудова осі симетрії на основі знайденого центру мас

Після отримання побудованої осі симетрії, кожне зображення ділиться на ліву та праву частини. Віддзеркалюючи праву частину, знаходиться абсолютна різниця між нею та лівою частиною, таким чином знаходячи асиметрію мозку. В результаті цього формується масив пікселів, де, якщо пікселі лівої та правої частин симетричні, то вони стають нульовими.

До отриманих масивів асиметрії мозку можна застосувати статистичний аналіз [5], щоб отримати ознаки знімків МРТ. Фактично, вони є характеристиками знімку, як наприклад вік, вага, зріст і т.п. є

характеристиками людини. Дані характеристиками можуть виявитись інформативними для визначення типу патології мозку [6-12].

Були оброблені наступні статистичні ознаки:

1. Середнє арифметичне значення (*mean*).
2. Стандартне відхилення (*std*).
3. Коефіцієнт варіації (*CoV*).
4. Асиметрія (*skew*).
5. Експес (*kurt*).
6. Розмах – різниця між максимальним та мінімальним значеннями (*range*).
7. Медіана (*median*).
8. Перший квантиль (*Q1*).
9. Третій квантиль (*Q3*).
10. П'ятий перцентиль (*P5*).
11. Дев'яносто-п'ятий перцентиль (*P95*).
12. Міжквартильний розмах – різниця між $Q3$ і $Q3$ (*IQR*).
13. Медіанне абсолютне відхилення (*mad*).
14. Ентропія (*entropy*).
15. Енергія (*energy*).

IV. РЕЗУЛЬТАТИ

На рис. 5 показано усереднення ознак на основі нормалізованих (від 0 до 1) даних ознак асиметрії, отриманих із набору 3064 зображень.

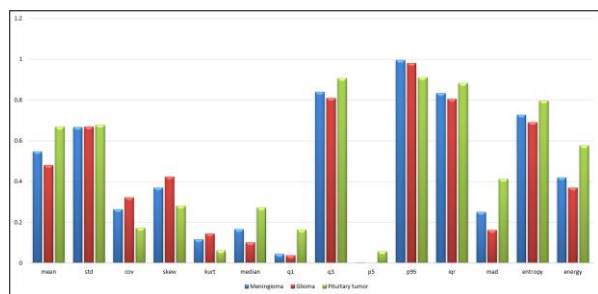


Рис. 5. Приклад статистичних середніх кожної ознаки асиметрії зображення по трьом групам пацієнтів

Для класифікації отримані ознаки можна обробити за допомогою різних алгоритмів класифікації. Так як наявно 3 класи (більше ніж 2), необхідно розглядати методи, які здатні виконувати мультикласовий варіант класифікації. Такими методами є:

1. Метод k найближчих сусідів (англ. – *k Nearest Neighbors*, або KNN).

2. Випадковий ліс (англ. – *Random Forest*).
3. Багатошаровий перцептрон (англ. – *Multilayer Perceptron*, або MLP).

За кожним із цих методів були отримані оптимальні моделі шляхом розбиття загальної вибірки статистичних ознак асиметрії на:

1. Навчальну вибірку, що складала 60%, і на якій навчалась модель.
2. Валідаційну (20%), на якій підбирались найкращі гіперпараметри моделювання.
3. Тестову (20%), на якій об'єктивно оцінювалась результуюча модель.

Для отримання найкращої моделі використовувалась «5-fold» крос-валідація. Її суть показана на рис. 6.

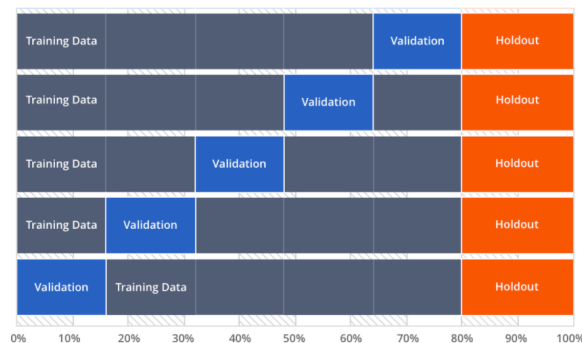


Рис. 6. Принцип крос-валідації

Тобто, ідея в тому, що спочатку із загальної вибірки виділяється тестова, яка залишається незмінною впродовж всього процесу навчання, і яку не чіпають поки не буде отримана результуюча модель. Ті дані, що залишились, використовуються для навчання, і розбиваються на 5 частин. На 4 частинах виконується навчання, а на останній оцінюється модель. Дана процедура повторюється рівно 5 разів, таким чином кожна із частин використовується для тестування навченої моделі.

В таблицях 1 - 4 показано оцінювання отриманих моделей на всіх трьох виділених вибірках. В якості оцінок використовувались точність (англ. – *accuracy*) та F1 оцінка (або *Dice Score*).

Таблиця 1. Результати моделей класифікації типу патології мозку (низькочастотний фільтр)

Алгоритм класифікації	Вибірка	Точність	F1 оцінка
KNN	Навчальна (60%)	71.3%	0.701
	Валідаційна (20%)	68.8%	0.673
	Тестова (20%)	62.2%	0.606
Випадковий ліс	Навчальна (60%)	100%	1
	Валідаційна (20%)	74.5%	0.735
	Тестова (20%)	71%	0.69
MLP	Навчальна (60%)	69.1%	0.677
	Валідаційна (20%)	68%	0.668
	Тестова (20%)	66.2%	0.642

Таблиця 2. Результати моделей класифікації типу патології мозку (фільтр Гауса)

Алгоритм класифікації	Вибірка	Точність	F1 оцінка
KNN	Навчальна (60%)	75.7%	0.752
	Валідаційна (20%)	72%	0.717
	Тестова (20%)	67.5%	0.667
Випадковий ліс	Навчальна (60%)	100%	1
	Валідаційна (20%)	75.5%	0.746
	Тестова (20%)	71%	0.695
MLP	Навчальна (60%)	69.5%	0.684
	Валідаційна (20%)	69.8%	0.689
	Тестова (20%)	67.4%	0.663

Таблиця 3. Результати моделей класифікації типу патології мозку (медіанний фільтр)

Алгоритм класифікації	Вибірка	Точність	F1 оцінка
KNN	Навчальна (60%)	74.9%	0.744
	Валідаційна (20%)	71.4%	0.712
	Тестова (20%)	67.2%	0.666
Випадковий ліс	Навчальна (60%)	100%	1
	Валідаційна (20%)	75.9%	0.753
	Тестова (20%)	71.1%	0.699
MLP	Навчальна (60%)	70.3%	0.694
	Валідаційна (20%)	69%	0.681
	Тестова (20%)	67.7%	0.665

Таблиця 4. Результати моделей класифікації типу патології мозку (двосторонній фільтр розміром 9x9)

Алгоритм класифікації	Вибірка	Точність	F1 оцінка
KNN	Навчальна (60%)	74.7%	0.742
	Валідаційна (20%)	71%	0.707
	Тестова (20%)	67.4%	0.666
Випадковий ліс	Навчальна (60%)	100%	1
	Валідаційна (20%)	75.5%	0.748
	Тестова (20%)	72.1%	0.709
MLP	Навчальна (60%)	67.6%	0.656
	Валідаційна (20%)	69.8%	0.677
	Тестова (20%)	65.4%	0.63

Як можна побачити з таблиць вище, були порівняні між собою різні методи фільтрації, щоб побачити який з них дає найкращі результати класифікації. Таким методом виявився двосторонній фільтр з ядром розміром 9x9. На тестовій вибірці точність варіювалась від 65 до 72 відсотків, в залежності від алгоритму класифікації. Було також виконати спробу порівняння різних розмірів двостороннього фільтра (на додаток до результатів в табл. 4), щоб знайти оптимум. Додаткові результати наведені в табл. 5 - 6.

Таблиця 5. Результати моделей класифікації типу патології мозку (двосторонній фільтр розміром 15x15)

Алгоритм класифікації	Вибірка	Точність	F1 оцінка
KNN	Навчальна (60%)	72.6%	0.718
	Валідаційна (20%)	72.2%	0.715
	Тестова (20%)	64.4%	0.63
Випадковий ліс	Навчальна (60%)	100%	1
	Валідаційна (20%)	76.5%	0.76
	Тестова (20%)	72.8%	0.715
MLP	Навчальна (60%)	69.4%	0.683
	Валідаційна (20%)	70.1%	0.691
	Тестова (20%)	67.4%	0.663

Таблиця 6. Результати моделей класифікації типу патології мозку (двосторонній фільтр розміром 11x11)

Алгоритм класифікації	Вибірка	Точність	F1 оцінка
KNN	Навчальна (60%)	75.1%	0.746
	Валідаційна (20%)	72.7%	0.725
	Тестова (20%)	66.7%	0.657
Випадковий ліс	Навчальна (60%)	100%	1
	Валідаційна (20%)	76.1%	0.752
	Тестова (20%)	73.2%	0.721
MLP	Навчальна (60%)	69.1%	0.68
	Валідаційна (20%)	70%	0.689
	Тестова (20%)	65.9%	0.644

V. ВИСНОВКИ

Розроблено новий алгоритм виділення асиметрії головного мозку на зображеннях комп'ютерної томографії (КТ) з діагностичною метою, в результаті чого отримано набір інформативних ознак. Ці ознаки були використані для побудови моделей класифікації з використанням алгоритмів машинного навчання, таких як: метод k-найближчих сусідів, випадковий ліс, та багатошаровий перцептрон. Ці алгоритми є особливо корисними для вирішення багатокласової задачі класифікації, що розглядається в даному дослідженні. Серед протестованих алгоритмів найвищу точність класифікації та F1-оцінку продемонстрував метод випадкового лісу – 73.2% та 0.721 відповідно на тестовій вибірці.

Фінансування. Дане дослідження не отримувало зовнішнього фінансування.

Конфлікт інтересів. Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

Згода на публікацію. Усі пацієнти, що мають відношення до рукопису дали згоду на публікацію даної роботи.

ORCID ID та внесок авторів.

[0000-0003-0273-5951](https://orcid.org/0000-0003-0273-5951) (А, В, D) Vitalii Atamas

[0000-0002-1076-9337](https://orcid.org/0000-0002-1076-9337) (С, Е, F) Nastenکو Ievgen

А - Концепція роботи та дизайн, В - аналіз даних, С - Відповідальність за статистичний аналіз, D - Написання Статті, Е - Критичний огляд, F - Остаточне схвалення статті.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

- [1] Cheng J, Huang W, Cao S, Yang R, Yang W, Yun Z, et al. Enhanced performance of brain tumor classification via tumor region augmentation and partition. *PLoS One*. 2015;10(10):13. DOI: 10.1371/journal.pone.0140381
- [2] Cheng J, Yang W, Huang M, Huang W, Jiang J, Zhou Y, et al. Retrieval of Brain Tumors by Adaptive Spatial Pooling and Fisher Vector Representation. *PLoS One*. 2016;11(6):15. DOI: 10.1371/journal.pone.0157112
- [3] Michalak H., Okarma K. Improvement of image binarization methods using image preprocessing with local entropy filtering for alphanumeric character recognition purposes. *Entropy*. 2019;21:562. doi: 10.3390/e21060562.
- [4] Teverovskiy L., Li Y. Truly 3D midsagittal plane extraction for robust neuroimage registration; Proceedings of the 3rd IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro; Arlington, VA, USA. 6–9 April 2006; pp. 860–863.
- [5] Di Ruberto C., Fodde G. Evaluation of Statistical Features for Medical Image Retrieval; Proceedings of the International Conference on Image Analysis and Processing—ICIAP 2013; Naples, Italy. 9–13 September 2013; Berlin/Heidelberg, Germany: Springer; 2013. pp. 552–561.
- [6] Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli E.P. Image quality assessment: From error measurement to structural similarity. *IEEE Trans. Image Process.* 2004;13:600–612. doi: 10.1109/TIP.2003.819861.
- [7] Kumar V., Gupta P. Importance of statistical measures in digital image processing. *Int. J. Emerg. Technol. Adv. Eng.* 2012;2:56–62.
- [8] Esmael B., Arnaout A., Fruhwirth R.K., Thonhauser G. A statistical feature-based approach for operations recognition in drilling time series. *Int. J. Comput. Inf. Syst. Ind. Manag. Appl.* 2015;5:454–461.
- [9] Yang X., Tridandapani S., Beitler J.J., Yu D.S., Yoshida E.J., Curran W.J., Liu T. Ultrasound GLCM texture analysis of radiation-induced parotid-gland injury in head-and-neck cancer radiotherapy: An in vivo study of late toxicity. *Med. Phys.* 2012;39:5732–5739. doi: 10.1118/1.4747526.
- [10] Lee C., Zhang A., Yu B., Park S. Comparison study between RMS and edge detection image processing algorithms for a pulsed laser UWPI (Ultrasonic wave propagation imaging)-based NDT technique. *Sensors*. 2017;17:1224. doi: 10.3390/s17061224.
- [11] Malik F., Baharudin B. The statistical quantized histogram texture features analysis for image retrieval based on median and laplacian filters in the dct domain. *Int. Arab J. Inf. Technol.* 2013;10:1–9.
- [12] Ho A.D., Yu C.C. Descriptive statistics for modern test score distributions: Skewness, kurtosis, discreteness, and ceiling effects. *Educ. Psychol. Meas.* 2015;75:365–388. doi: 10.1177/0013164414548576
- [13] Атамась В. В. Система аналізу асиметрії КТ-зображень для удосконалення процедур виявлення патології : дипломна робота магістра : 122 Комп'ютерні науки / Атамась Віталій Вікторович. – Київ, 2022. – 106 с.

UDC 616.1+ 004.67

CT IMAGE ASYMMETRY ANALYSIS SYSTEM FOR IMPROVING PATHOLOGY DETECTION PROCEDURES

Vitalii Atamas
atamas.vitalii@lil.kpi.ua

Ievgen Nastenko

nastenko.e@gmail.com

National Technical University of Ukraine
«Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»
Kyiv, Ukraine

Abstract - Background. *Dementia is a brain disorder that affects the normal functioning of the brain due to the loss of neurons or their functionality. Dementia can include a cluster of symptoms such as memory loss, lack of reasoning and judgment, problems with speech and understanding language, and changes in personality. A total of 46.8 million people worldwide have dementia, and approximately 9.9 million new cases are reported each year. The share of dementia among the population aged 60 and older is 7.1%.*

Objective of study. *Development of an algorithm and construction of a computer system for automatic detection and visualization of asymmetry of CT images by comparing them with their mirror image relative to the optimally constructed axis of symmetry.*

Methods. *The current study is based on the hypothesis that brain asymmetry changes as a result of the development of early and progressive dementia. Assessment of asymmetry in the cerebral cortex is based on structural magnetic resonance imaging (MRI). This study aims to investigate the patterns of these changes using MRI and computer vision techniques. The article proposes an algorithm for segmentation and visualization of differences in the symmetry of the right and left hemispheres of the brain and the generation of signs of asymmetry.*

This algorithm helps to evaluate asymmetric areas of the brain and determine the location and form of the pathology.

Conclusions. *An algorithm was developed and a computer system was built for automatic detection and visualization of asymmetric areas of CT/MRI/PET images. Visualization consists in highlighting the corresponding areas with color. The interface provides the possibility of flexible settings of the sensitivity of the algorithm to the amplitude and size parameters of non-symmetric parts.*

Keywords - *analysis, asymmetry, CT image, model, pathology, sample.*