

**Поляченко А.І.**

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

## ПРОСТОРОВА АВТОКОРЕЛЯЦІЯ ТА МЕТОД ОЦІНКИ ЯКОСТІ МРТ-ЗНІМКІВ

*У роботі запропоновано метод оцінки якості білого шуму на МРТ-знімках при визначенні просторової автокореляції. Досліджувана проблема полягає в тому, що існує шум на МРТ-знімках, що впливає на якість їх контрастності і різкості. Водночас кластерні пікселі на МРТ-знімках в сірій градації дозволяють дослідникам і штучним пристроям розрізняти патологічні структури, а ступінь кластеризації визначає рівень якісних ознак зображення. Шум на знімках МРТ є випадковим, він викликає руйнування кластеризованих пікселів і розмивання країв. Розмивання країв знижує контраст між різними структурами, що ускладнює використання МРТ-знімків для діагностики захворювань. Глобальна міра просторової автокореляції не може надати інформацію про зміни локально сприймаючої видимості шуму, оскільки вона передбачає однорідні кластерні структури на всьому зображенні. Саме тому кількісна оцінка локальної просторової автокореляції є корисним параметром для оцінки якості на основі шуму. Розроблений метод включає чотири етапи. Величина локальної статистики Морана в кожному місці МРТ-знімка розглядається як міра порогу контрастної чутливості. Просторова вага, яка визначає просторову взаємодію в локальному середовищі, враховує видимість локально сприймаючого шуму. Усереднення локальної статистики Морана для отримання глобальної статистики Морана еквівалентне інтегруванню сприймаючого зваженого локального шуму. Вага сприйняття, що виражена як функція глобальної статистики Морана  $I$ , присвоюється атрибутам якості контрастності і різкості при розрахунку загального показника якості МРТ-знімка. Запропонований метод оцінки перетворює рівень шуму в просту для інтерпретації і стандартизовану метрику якості з нижніми і верхніми межами 0 і 1. Зміни в профілях показників якості показують, що запропонований метод оцінки якості може забезпечити досить високу оцінку якості сприйняття для різних типів МРТ-знімків.*

**Ключові слова:** МРТ-знімки, білий шум, просторова автокореляція, кластеризація, пікселі.

**Постановка проблеми.** У світі сьогодні існує значна кількість алгоритмів для кластеризації медичних зображень, які можна розділити на структурні та статистичні [1; 2]. Структурні методи базуються на просторових властивостях зображень і є чутливими до артефактів та шуму, що негативно відображається на їх застосовності. Також вони є залежними від чіткості меж між ділянками на зображенні та обраного початкового наближення. З іншого боку, статистичні методи розглядають зображення як деякий розподіл випадкової величини інтенсивності кольору пікселів. Проблема полягає у тому, що основною характеристикою ураженої тканини є її внутрішня структура. Іншими словами, густина ураженої та неуразеної тканини може бути дуже схожою. Унаслідок цього відповідні ділянки на МРТ-знімку будуть досить подібними і аналіз значень інтенсивності не зможе надати потрібної інформації. Наявні алгоритми концентруються на виявленні контрастних переходів у зображенні як основному засобі кластеризації.

На медичних зображеннях кластерні пікселі в градаціях сірого дозволяють спостерігачам і

штучним пристроям розрізняти різні анатомічні структури, а також розрізняти нормальні і аномальні структури при різних патологічних станах. Ступінь кластеризації визначає рівень контрастності і різкості якісних ознак зображення. Наявний шум впливає на якість контрастності і різкості томографічних і рентгенівських зображень. Шум на знімках МРТ є випадковим (називається Рікським шумом), він викликає руйнування кластеризованих пікселів і розмивання країв. Ерозія країв знижує контраст між різними структурами, що ускладнює використання зображень для діагностики захворювань. Глобальна міра просторової автокореляції не може надати інформацію про зміни локально сприймаючої видимості шуму, оскільки вона передбачає однорідні кластерні структури на всьому зображенні. Саме тому кількісна оцінка локальної просторової автокореляції буде корисним параметром для оцінки якості на основі шуму.

Для кластерних пікселів характерною є класифікація у вигляді кластерів з високими рівнями інтенсивності пікселів НН і кластерів з низькими

рівнями інтенсивності пікселів LL. Викиди можуть бути класифіковані як пікселі з високими значеннями інтенсивності, оточені переважно пікселями з низькими значеннями інтенсивності HL, і пікселі з низькими значеннями інтенсивності, оточені переважно пікселями з високими значеннями інтенсивності LH [3]. Тому виникає необхідність у розробці методу для оцінки якості білого шуму на МРТ-знімках.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Сьогодні просторовий статистичний аналіз ґрунтується на наявності просторових взаємозв'язків між досліджуваними об'єктами (зображеннями) [4; 5]. Для визначення таких зв'язків задаються матриці просторових ваг, що формалізують допущення, що даний об'єкт (зображення) має зв'язок з найближчими сусідніми об'єктами (зображеннями) [6; 7].

Просторова автокореляція має подібність до коефіцієнту автокореляції, що використовується при аналізі часових рядів [4; 5].

На відміну від часових рядів, де спостерігаються показники, впорядковані в часі, просторова автокореляція проводить оцінку ступеня взаємозв'язку між досліджуваними показниками, які впорядковані в просторі [4; 6]. Позитивній просторовій автокореляції відповідає утворення кластерів у просторі спостережень з близькими показниками. У разі негативної просторової автокореляції поруч будуть групуватися об'єкти, що володіють несхожими характеристиками.

Існує безліч тестів для перевірки просторової автокореляції [3; 8]. Однак більшість з них не надає повноти інформації про характер структурованості деякої ознаки, а лише служить для перевірки гіпотези, що близько розташовані частини зображення більш схожі за певною ознакою, а більш віддалені –

менш схожі. У разі складної структури, коли переходи між сусідніми ділянками зображення мають нелінійний характер (знов утворена пухлина), більш точну картину можна отримати, використовуючи такі показники просторової автокореляції (Spatial autocorrelation), як коефіцієнт І Морана або коефіцієнт С Джири [5; 9].

**Постановка завдання.** У даній роботі необхідно розробити метод оцінки якості білого шуму на МРТ-знімках при визначенні просторової автокореляції.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** У роботі [3] для визначення просторової автокореляції запропоноване використання згорткової нейронної мережі (далі – ЗНМ) на ресурсах хмарних технологій, архітектура ЗНМ також приведена в цій роботі. Навчання ЗНМ для розпізнавання патології на МРТ-знімках запропоновано проводити для залежностей значень просторового фактора  $Wz$  від стандартизованих  $z$ -значень із наступним розрахунком коефіцієнту загальної просторової автокореляції. Міру розташування відповідної частини медичного зображення будемо задавати значеннями атрибутів елементів вагової матриці в ЗНМ. Після того, як шар ЗНМ виконає визначення областей на томографічних чи рентгенівських знімках, інший шар виконає підрахунок статистики Морана  $I$  або статистики Джири  $C$  з перевіркою гіпотези про існування просторової автокореляції. Потім наступний згортковий шар ЗНМ виконає нанесення на зображення результату просторової автокореляції у вигляді, показаному на рис. 1.

В результаті навчання ЗНМ буде готовою до обробки нових томографічних чи рентгенівських знімків.

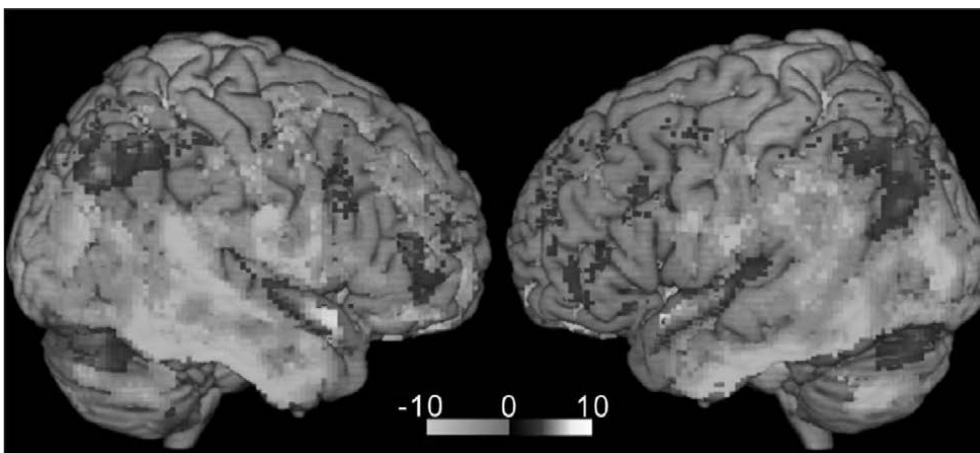


Рис. 1. Приклад результату роботи ЗНМ при існуванні просторової автокореляції на МРТ-знімку

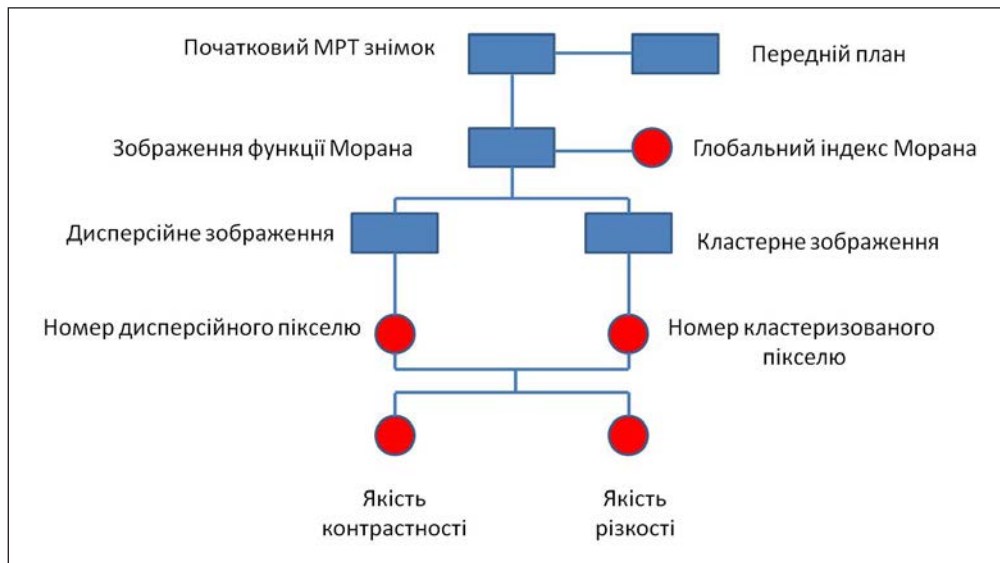


Рис. 2. Блок-схема запропонованого методу оцінки якості білого шуму на МРТ-знімках

Однак, як зазначено раніше, існує проблема шуму, який впливає на якість контрастності і різкості МРТ-зображень. Реалізувати метод оцінки якості білого шуму на МРТ-знімках можна на основі блок-схеми, що наведена на рис. 2.

Рис. 3. це фрагмент даних МРТ-знімків. Послідовність кроків з реалізації пропонованого алгоритму опишемо далі

На першому етапі відбувається вилучення переднього плану, яке полягає в витяганні ділянок, що нас цікавлять, з фонові ділянки на тестовому зображенні.

Наприклад, медичне зображення переднього плану  $I_f$  оброблене з використанням порогового методу. Ділянка переднього плану, показана на рис. 3 е, дозволяє визначити індекси пікселів, а також загальну кількість просторових розташувань у передньому плані. Кількість просторових розташувань потрібна на наступних етапах реалізації.

На другому етапі відбувається вилучення функцій. Медичне зображення локальної ознаки Морана отримують шляхом обчислення локальної статистики Морана тестового зображення відповідно до виразу (10) [3]. Просторова вага  $w_{ij}$ , яка визначає взаємодію пікселів, визначається розміром ядра. Просторова вага може бути реалізована за допомогою використання ядра  $3 \times 3$ . Локальна статистика Морана усереднюється відповідно до виразу (11) [3] для отримання глобальної статистики Морана.

На третьому етапі необхідно виконати класифікацію об'єктів. Використовуючи глобальне порогове значення, місцеве зображення об'єкта  $I_L$  класифікується на два класи.

Для першого класу характерна наявність випадкових і розсіяних пікселів  $I_{LA}$ ; для другого класу  $I_{LB}$  – кластерні пікселі:

$$I_L = \begin{cases} I_{LA}, & I_i \leq 0; \\ I_{LB}, & I_i > 0. \end{cases} \quad (1)$$

Далі необхідно виконати розрахунок двох класів пікселів за ділянкою переднього плану. На рис. 3 а, б показані МРТ-знімки, отримані в результаті додавання 8 і 16% рівнів Рікського шуму до зображення рис. 3 а.

На рис. 3 наведені випадкові і розсіяні зображення об'єктів, що відповідають рівню шуму 0 відсотків (рис. 3 а), 8 відсотків (рис. 3 б) і 16 відсотків (рис. 3 в).

На четвертому етапі відбувається прогноз отриманої якості, який будується на двох принципах. По-перше, глобальна статистика Морана  $I$  вважається вагою сприйняття, яку модулює локальна статистика Морана. По-друге, тестове зображення – це реальне зображення в градаціях сірого, що має неоднорідні ознаки, тобто зображення, на якому пікселі можуть бути принаймні двох різних класів. Навпаки, показники різкості і загальної якості, показані на рис. 4, прогноуються на основі зваженої за сприйняттям суми кластеризованих і розсіяних пікселів на зображенні в градаціях сірого.

Значення показника якості контрасту  $Q_1$  може бути визначене за такою формулою:

$$Q_1 = I \left( 1 - \frac{N_{CA}}{N_f} \right) + (1 - I) \frac{N_{CB}}{N_f}, \quad (2)$$

де  $N_{CA}$ ,  $N_{CB}$ ,  $N_f$  – кількість розсіяних, кластеризованих і загальних пікселів відповідно.

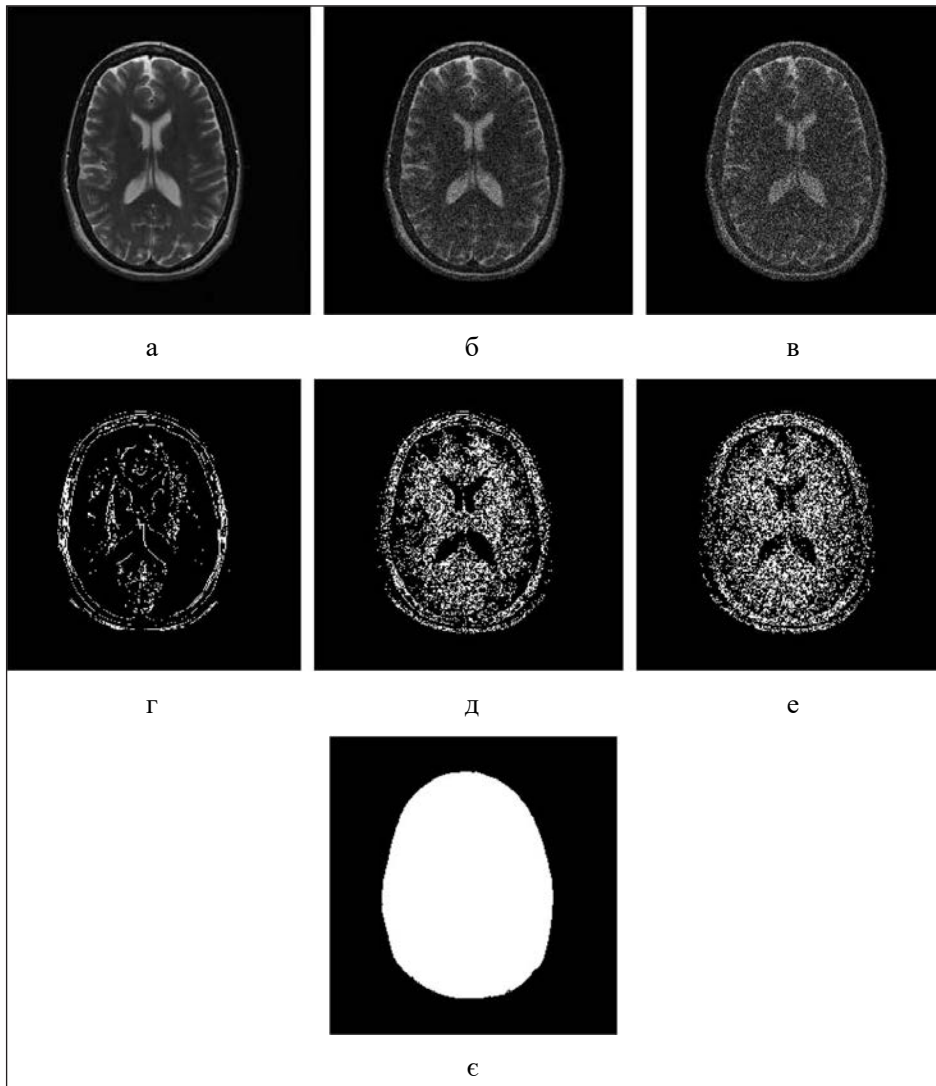


Рис. 3. Оцінка якості на основі білого шуму в МРТ-знімках: а – початковий МРТ-знімок; б – погіршена версія початкового МРТ-знімка з 8% Рікського шуму; в – погіршена версія початкового МРТ-знімка з 16% Рікського шуму; г – випадкові і розсіяні пікселі в початковому знімку за відсутності спотворення і шуму; д – випадкові і розсіяні пікселі в початковому знімку з Рікським шумом 8%; е – випадкові і розсіяні пікселі в тестовому знімку з Рікським шумом 16%; є – передній план, витягнутий з початкового знімка зображення

зованих і передніх пікселів відповідно до МРТ-знімка.

Значення показника якості різкості  $Q_2$  може бути визначене за такою формулою:

$$Q_2 = 1 - \frac{N_{CA}}{N_{ff}} + (1 - I) \frac{N_{CB}}{N_{ff}}. \quad (3)$$

Значення загального показника якості може бути представлене як середнє значення показників якості контрастності  $Q_1$  і різкості  $Q_2$ , яке запишемо у такий спосіб:

$$Q_3 = \frac{Q_1 + Q_2}{2}. \quad (4)$$

Далі покажемо, як показники якості, визначені в рівняннях (2) і (3), можуть передбачити показники якості контрастності і різкості ідеальних, надзвичайно погіршених і реальних МРТ-знімків.

У разі ідеального МРТ-знімка пікселі будуть прагнути до максимального ступеня кластеризації. Тому, використовуючи таку залежність:

$$I = \begin{cases} 1, & \text{високий ступінь кластеризації} \\ 0, & \text{випадковість} \\ -1, & \text{найвищий ступінь випадковості і дисперсії} \end{cases}, \quad (5)$$

будемо мати такий показник:

$$I \approx 1. \quad (6)$$

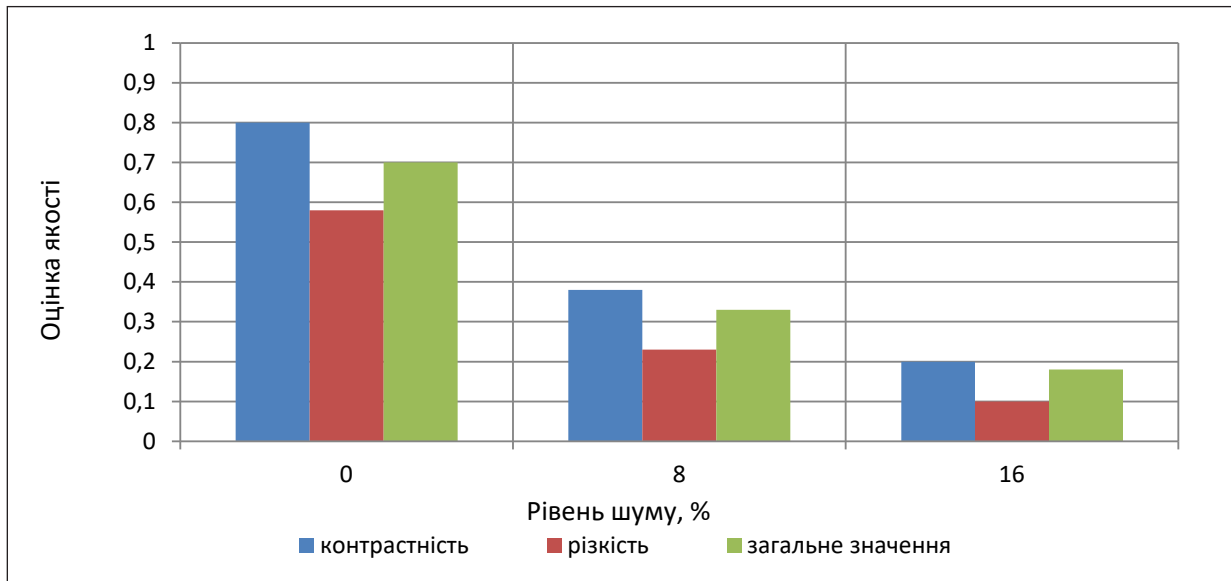


Рис. 4. Оцінка якості у разі зміни показників контрастності, різкості і загальної якості за рівня Рікського шуму 0,8 і 16%

Оскільки для випадкових і розсіяних пікселів характерна рідкість в ідеальному МРТ-знімку, то використаємо таку рівність:

$$N_{CA} \approx 0. \quad (7)$$

Якщо підставити рівняння (6) і (7) в рівняння (2) і (3), то показники якості, контрастності і різкості зображення будуть рівні і оптимізовані до значення 1:

$$Q_1 = Q_2 \approx 1. \quad (8)$$

У разі екстремально погіршеного МРТ-знімка пікселі будуть прагнути до максимального ступеня випадковості і дисперсії. Згідно з приведеною залежністю (5) матимемо таку рівність:

$$I \approx -1. \quad (9)$$

Оскільки випадкові і розсіяні пікселі є домінуючими і містяться в ділянці переднього плану, то існує така рівність:

$$N_{CA} \approx N_{IF}. \quad (10)$$

Розрідження кластерних пікселів може бути записане в у такий спосіб:

$$N_{CB} \approx 0. \quad (11)$$

Якщо підставимо вирази (9) – (11) в рівняння (2) і (3), то показники якості, контрастності і різкості зображення будуть рівні і зведені до мінімуму (до значення 0):

$$Q_1 = Q_2 \approx 0. \quad (12)$$

У разі реального МРТ-знімка показники контрастності, різкості і загальної якості, приведені

на рис. 4, визначені в діапазоні значень між ідеальними і надзвичайно погіршеними МРТ-знімками, можна відобразити так:

$$\{Q_2 : 0 \leq Q_2 \leq 1\}; \quad (13)$$

Зміни в профілях показників якості, відображені на рис. 4, свідчать, що запропонований метод може забезпечити досить високу оцінку якості сприйняття для різних типів МРТ-знімків.

**Висновки.** У роботі запропоновано метод оцінки якості білого шуму на МРТ-знімках під час визначення просторової автокореляції. Розроблений метод включає чотири етапи. Величина локальної статистики Морана в кожному місці МРТ-знімка розглядається як міра порога контрастної чутливості. Просторова вага, яка визначає просторову взаємодію в локальному середовищі, враховує видимість локально сприймаючого шуму. Усереднення локальної статистики Морана для отримання глобальної статистики Морана еквівалентне інтегруванню сприймаючого зваженого локального шуму. Вага сприйняття, що виражена у вигляді функції глобальної статистики Морана  $I$ , присвоюється атрибутам якості контрастності і різкості під час розрахунку загального показника якості МРТ-знімка. Запропонований метод оцінки перетворює рівень шуму в просту для інтерпретації і стандартизовану метрику якості з нижніми і верхніми межами 0 і 1.

Список літератури:

1. Cai J., Zhang Z., Cui L., Zheng Y., and Yang L. Towards cross-modal organ translation and segmentation: A cycle-and shape-consistent generative adversarial network. *Medical image analysis*. 2019. Vol. 52. P. 174–184.
2. Chen Y., Li W., Van Gool L. Road: Reality oriented adaptation for semantic segmentation of urban scenes. *In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018. P. 7892–7901.
3. Поляченко А.І. Пошук контурів областей із певною патологічною структурою на МРТ-знімках. *Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво*. Луцьк. 2019. Вип. № 34. С. 96–106.
4. Видмант О.С. Прогнозирование финансовых временных рядов с использованием рекуррентных нейронных сетей LSTM. *Общество: политика, экономика, право*. 2018. № 5. С. 63–66.
5. Getis A., Mur J., Zoller H. (ed.) *Spatial Econometrics and Spatial Statistics*, Palgrave, London. 2004.
6. Chen Y. New approaches for calculating Moran's index of spatial autocorrelation. *PloS one*. 2013. Vol. 8. No. 7. P. 329–336.
7. Fingleton B., Lopez-Bazo E. Empirical growth models with spatial effects, *Papers in Regional Science*, Blackwell Publishing. 2006. Vol. 85 (2). P. 177–198.
8. Local Measures of Spatial Autocorrelation. Briggs Henan University. 2010. URL: <http://www.utdallas.edu/~rbriggs/henan/11SAlocal.ppt> (Last accessed: 15.07.2019).
9. Woolrich M.W., Ripley B.D., Brady M., & Smith S.M. Temporal autocorrelation in univariate linear modeling of fMRI data. *Neuroimage*. 2001. Vol. 14. No. 6. P. 1370–1386.

**Poliachenko A.I. SPATIAL AUTOCORRELATION AND THE METHOD OF ASSESSING THE QUALITY OF MRI-IMAGES**

*The paper proposes a method for assessing the quality of white noise on MRI-images when determining spatial autocorrelation. The investigated problem is that there is noise in the MRI-images, which ultimately affects the quality of their contrast and sharpness. At the same time, cluster pixels in MRI-images, in gray gradation, allow researchers and artificial devices to distinguish pathological structures, and the degree of clustering determines the level of image quality features. The noise in the MRI-images is random, which causes the destruction of clustered pixels and blurring of edges. Blurring the edges reduces the contrast between the various structures, making it difficult to use MRI-scans to diagnose diseases. The global measure of spatial autocorrelation cannot provide information about changes in locally perceiving noise visibility, since it provides for homogeneous cluster structures throughout the image. Therefore, a quantitative estimate of local spatial autocorrelation is a useful parameter for assessing noise-based quality. The developed method includes four stages. The value of Moran's local statistics at each site of the MRI-scan was considered as a measure of the threshold of contrast sensitivity. The spatial weight, which determines the spatial interaction in the local environment, takes into account the visibility of locally perceived noise. Averaging Moran's local statistics to obtain Moran's global statistics is equivalent to integrating perceived weighted local noise. The perceptual weight, expressed as the Moran I global statistics function, is assigned to the attributes of contrast quality and sharpness when calculating the overall quality indicator of an MRI-scan. The proposed evaluation method turns the noise level into an easy-to-interpret and standardized quality metric, with lower and upper limits 0 and 1, respectively. Changes in the profiles of quality indicators show that the proposed method of quality assessment can provide a fairly high assessment of the quality of perception for various types of MRI-images.*

**Key words:** MRI-images, white noise, spatial autocorrelation, clustering, pixels.