BIPOLYAR NORAVSHAN TO‘PLAMLAR ASOSIDA MRT MIYA TASVIRIGA DASTLABKI ISHLOV BERISH ALGORITMINI TAKOMILLASHTIRISH

UDK: 004.93'1:616.831-073.756.8

Iskandarova F.N.

Tashkent International University of Financial Management and Technologies

feruza621988@gmail.com

Kutlimuratova G.

Tashkent University of Information Technologies named after Muhammad al-Khwarizmi

Nuritdinov Jahongir To‘lqin o‘g‘li

Tashkent University of Information Technologies named after Muhammad al-Khwarizmi

nuriddinovjahongir250@gmail.com

Madina Shaymanova

Tashkent University of Information Technologies named after Muhammad al-Khwarizmi

Annotatsiya

Mazkur maqolada tibbiy diagnostikada keng qo‘llaniladigan magnit-rezonans tomografiya (MRT) miya tasvirlarining sifatini oshirish maqsadida bipolyar noravshan to‘plamlar (bipolar fuzzy sets) nazariyasiga asoslangan yangi dastlabki ishlov berish algoritmi — BiFMRI (Bipolar Fuzzy MRI Preprocessing) taklif etiladi. Klassik noravshan filtrlardan farqli ravishda, taklif etilayotgan

yondashuv pikselning «foydali signalga tegishlilik» (μ^+) va «shovqinga tegishlilik» (μ^-) darajalarini bir vaqtda modellab, mahalliy gradient va dispersiya statistikalariga bog‘liq adaptiv parametrlash mexanizmini qo‘llaydi. IXI, BraTS-2023 va BrainWeb xalqaro ma’lumotlar to‘plamlarida o‘tkazilgan eksperimental sinov natijalari taklif etilayotgan algoritmning median va Gauss filtrlariga nisbatan PSNR bo‘yicha 4.2–5.4 dB, klassik noravshan filtrlarga nisbatan 2.1–2.4 dB ustunligini ko‘rsatdi (PSNR = 33.86 dB, SSIM = 0.923). BraTS-2023 to‘plamida BiFMRI bilan dastlabki ishlov berish U-Net asosidagi segmentatsiyaning Dice koeffitsientini 8.2–11.8% ga oshirdi va Hausdorff masofasini 25.8% ga kamaytirdi. Wilcoxon belgili rank testi natijalari ($p < 0.001$) ustunlikning statistik ahamiyatini tasdiqladi.

Kalit so‘zlar: *bipolyar noravshan to‘plam, MRT tasviri, dastlabki ishlov berish, Rician shovqin, defuzzifikatsiya, PSNR, SSIM, segmentatsiya, miya tasviri, tibbiy informatika.*

I. KIRISH

Tibbiy diagnostikada zamonaviy magnit-rezonans tomografiya (MRT) usuli markaziy nerv tizimi kasalliklarini, jumladan miya o‘smalari, insult, multipl skleroz va Alzheymer kasalligini erta aniqlashning eng samarali vositalaridan biri hisoblanadi. Jahon sog‘liqni saqlash tashkilotining 2024-yil ma’lumotlariga ko‘ra, neyrologik kasalliklar dunyo bo‘yicha o‘limning uchinchi sababi bo‘lib, har yili 9 millionga yaqin odam hayotini yo‘qotmoqda. Tashxisning aniqligi olingan tasvirning sifatiga bevosita bog‘liq.

Biroq MRT tasvirlari o‘z tabiatiga ko‘ra Rician shovqin [1], intensivlik notekisliklari (bias field), qisman hajm effekti hamda bemorning qimirlashidan kelib chiqadigan artefaktlarga moyildir. Bu salbiy omillar tasvirning vizual sifatini pasaytiribgina qolmay, undan keyingi avtomatlashtirilgan segmentatsiya va patologik o‘zgarishlarni aniqlash modullarining ishonchliligini ham keskin

kamaytiradi. Mavjud usullar — chiziqli filtrlar (Gauss, median), anizotrop diffuziya [2], Non-Local Means (NLM) [3], BM3D [4], klassik noravshan filtrlar va chuqur o‘qitish modellari (DnCNN [5], U-Net [6]) — turli ustunlik va kamchiliklarga ega: chiziqli filtrlar tez ishlaydi, lekin chegaralarni saqlamaydi; NLM va BM3D yuqori sifat beradi, ammo hisoblash murakkabligi katta; chuqur o‘qitish katta o‘qitish to‘plamini va GPU resurslarini talab qiladi va izohlanuvchanligi past.

Noravshan to‘plamlar nazariyasi 1965-yilda L.A. Zadeh [7] tomonidan asoslangan bo‘lib, keyinchalik intuitionistik (K.T. Atanassov, 1986 [8]) va bipolyar (W.-R. Zhang, 1994 [9]; K. Lee, 2000 [10]) noravshan to‘plamlarga rivojlangan. Bipolyar noravshan to‘plamlar nazariyasi an’anaviy [0,1] oralig‘idagi ijobiy a’zolik darajasi bilan birgalikda [−1,0] oralig‘idagi salbiy a’zolik darajasini ham hisobga oladi, bu ma’lumotlardagi noaniqlikning ham «sifatdorlik», ham «sifatsizlik» tomonlarini bir vaqtda modellashga imkon beradi. Bipolyar yondashuvni MRT tasvirlariga ishlov berishda qo‘llash bo‘yicha mavjud ishlar [11, 12] asosan segmentatsiyaga bag‘ishlangan bo‘lib, dastlabki ishlov berish bosqichida bipolyar fuzzifikatsiya, adaptiv inferensiya va defuzzifikatsiyani birlashtirgan kompleks yondashuv yetarlicha tadqiq qilinmagan.

Mazkur maqolada ushbu ilmiy bo‘shliqni to‘ldirish maqsadida BiFMRI (Bipolar Fuzzy MRI Preprocessing) algoritmi taklif etiladi. Asosiy hissalar: (a) mahalliy gradient va dispersiya statistikalariga bog‘liq adaptiv bipolyar a’zolik funksiyalari; (b) MRT tasvirlari uchun maxsus moslashtirilgan T-norma operatori; (c) signal sodiqligi, silliqlash va chegaralarni saqlashning optimal balansini ta’minlovchi adaptiv aralashtirish formulasi; (d) 12 ta bipolyar mantiqiy qoidadan iborat ekspert bilim bazasi.

II. MATERIALLAR VA USULLAR

2.1. Bipolyar noravshan to‘plamlarning matematik asoslari

X universal to‘plam ustida aniqlangan bipolyar noravshan to‘plam A quyidagi shaklda ifodalanadi:

$$A = \{ \langle x, \mu^{+}_{A(x)}, \mu^{-}_{A(x)} \rangle : x \in X \},$$

bu yerda μ⁺_A: X → [0,1] — pozitiv a’zolik funksiyasi (elementning A ga «sifatdor tegishliligi»), μ⁻_A: X → [−1,0] — salbiy a’zolik funksiyasi (elementning A ga «sifatsiz qarshiligi» yoki anti-tegishliligi). Bu ikki tomonlama tasvirlash MRT tasvirlaridagi noaniqlikni — ham «foydali signal» ham «shovqin» tomonlarini bir vaqtda modellash imkonini beradi.

2.2. Algoritmning umumiy strukturasi

BiFMRI algoritmi yetti asosiy bosqichdan iborat: (1) kiruvchi MRT tasvirini normallashtirish va histogramma tahlili; (2) bipolyar fuzzifikatsiya — har bir piksel uchun μ⁺(x) va μ⁻(x) qiymatlarini hisoblash; (3) bipolyar bilim bazasini yuklash; (4) adaptiv bipolyar inferensiya — T-norma va S-konorma operatorlari yordamida; (5) defuzzifikatsiya; (6) chetlarni saqlash mexanizmi va sifat metrikalarini hisoblash; (7) yaxshilangan tasvirni keyingi bosqichga uzatish.

Matematik jihatdan, kiruvchi MRT tasviri I: Ω → R uchun algoritmning maqsad funksiyasi:

$$I*(x,y) = \arg\min E(I') = \alpha \cdot E_{data(I',I)} + \beta \cdot E_{smooth(I')} + \gamma \cdot E_{edge(I')},$$

bu yerda E_data — kiruvchi tasvirga sodiqlik hadi, E_smooth — silliqlik hadi, E_edge — chegaralarni saqlash hadi, α, β, γ — bipolyar a’zolik darajalariga bog‘liq adaptiv koeffitsientlar: α(x,y) = μ⁺_signal(I(x,y)), β(x,y) = 1 − μ⁺_signal − |μ⁻_noise|, γ(x,y) = |μ⁻_noise|. Bu yondashuv shuni ta’minlaydiki, ishonchli signal sohalarida kiruvchi qiymatga sodiqlik kuchaytiriladi, shovqinli sohalarda esa bipolyar centroid qiymati ustunlik qiladi.

2.3. Adaptiv bipolyar a’zolik funksiyalari

MRT tasvirida uchta asosiy intensivlik sinfi ajratiladi: «qorong‘i» (CSF — orqa miya suyuqligi), «o‘rta» (kulrang modda) va «yorug‘» (oq modda). Sinf markazlari c_D, c_M, c_B K-means klasterlash orqali avtomatik aniqlanadi. Ijobiy a’zolik funksiyalari Gauss tipida quriladi:

$$\mu^{+}_{i(I)} = \exp\left(-\frac{(I - c_i)^2}{(2\sigma_i^2)}\right), \qquad i \in \{D, M, B\}.$$

Salbiy a’zolik funksiyalari mahalliy gradient va dispersiya statistikalariga bog‘liq holda quriladi:

$$\mu^{-}_{class(I,x,y)} = -\exp\left(-\frac{|\nabla I(x,y)|^2}{(2\tau^2)}\right) \cdot w_{var(x,y)},$$

$$w_{var(x,y)} = \frac{\sigma^2_{local(x,y)}}{\left(\sigma^2_{local(x,y)} + \sigma^2_{noise}\right)},$$

bu yerda |∇I| — Sobel operatori bilan hisoblangan gradient kattaligi, τ — silliqlash parametri (0.12), σ²_noise — bir tekis sohalarda baholangan shovqin dispersiyasi. Mahalliy dispersiya 5×5 oyna ichida hisoblanadi. Adaptiv parametrlash mexanizmi orqali a’zolik funksiyalarining markazi va kengligi mahalliy statistikalarga qarab dinamik o‘zgartiriladi (markaz siljishi Δc = 0.15, kenglik kengayish koeffitsienti ρ = 0.25), bu bias field ta’sirini bartaraf etishda samarali natija beradi.

2.4. Maxsus T-norma operatori va defuzzifikatsiya

MRT tasvirlari uchun moslashtirilgan T-norma operatori taklif etildi:

$$T_{BP}^{new(a,b)} = (a^+ \cdot b^+ + \max(0, a^+ + b^+ - 1) \cdot 0.5, \qquad -\min(|a^-|, |b^-|)).$$

Bu operator standart algebraik T-normadan farqli ravishda, ijobiy yo‘nalishda yumshoq, salbiy yo‘nalishda esa konservativ baho beradi. Defuzzifikatsiya bosqichida bipolyar centroid usulining yaxshilangan versiyasi qo‘llaniladi:

$$I*(x,y) = \Sigma_y y \cdot \frac{w(y)}{\Sigma_y w(y)}, \qquad w(y) = \max\left(\mu^{+}_{C(y)}, 0\right) - \min\left(\mu^{-}_{C(y)}, 0\right).$$

Yakuniy piksel qiymati adaptiv aralashtirish formulasi orqali hisoblanadi: I_final(x,y) = α·I + β·I_smooth + γ·I_centroid, bu yerda α + β + γ = 1. Bilim bazasi 12 ta bipolyar mantiqiy qoidadan iborat bo‘lib, ekspert bilimlarini tizimga kiritish imkonini beradi (masalan: «AGAR I = o‘rta VA |∇I| = kichik VA NA-MUMKIN: σ²_local = katta, UNDA I* = silliqlangan o‘rta»).

2.5. Eksperimental sozlamalar va ma’lumotlar to‘plamlari

Algoritmning samaradorligini baholash uchun uchta xalqaro etalon ma’lumotlar to‘plami qo‘llanildi: (1) BraTS-2023 [13] — 1251 bemordan 5004 ta MRT seriyasi (T1, T1ce, T2, FLAIR), 240×240×155 voksel; (2) IXI — Imperial College London tomonidan tayyorlangan, 600 ga yaqin sog‘lom bemorlardan olingan T1, T2, PD, MRA tasvirlari (sintetik shovqin uchun ground truth sifatida); (3) BrainWeb [14] — McGill universiteti sintetik MRT to‘plami, ground truth aniq ma’lum.

Eksperimentlar Intel Core i7-12700H protsessor, 32 GB RAM, NVIDIA RTX 3070 Ti GPU, Ubuntu 22.04 platformasida o‘tkazildi. Algoritm Python 3.10 da NumPy 1.24, SciPy 1.10, scikit-image 0.21, PyTorch 2.0 kutubxonalari yordamida amalga oshirildi (MRT-BiFuzzy v1.0 dasturiy ta’minoti, taxminan 4500 qator kod). IXI to‘plamidan 100 ta bemor tanlanib, T1 tasvirlariga 5–30% Rician shovqin qo‘shildi. Sifat metrikalari: PSNR, SSIM, MSE, EPI (Edge Preservation Index). Statistik ahamiyat Wilcoxon belgili rank testi (α = 0.05) bilan tekshirildi.

III. NATIJALAR

3.1. Sifat metrikalari bo‘yicha qiyosiy tahlil

IXI to‘plamida 15% Rician shovqin sharoitida 100 ta tasvirda olingan natijalar 1-jadvalda keltirilgan. BiFMRI algoritmi barcha taqqoslanuvchi 9 ta usuldan PSNR bo‘yicha 1.55–5.44 dB ga, SSIM bo‘yicha 0.028–0.111 birlikga ustun keldi. Standart og‘ish ham eng past, bu algoritmning barqaror natijalar berishini ko‘rsatadi.

1-jadval. IXI to‘plamida (σ=15% Rician shovqin) 100 ta tasvir bo‘yicha o‘rtacha sifat metrikalari

Usul	**PSNR (dB)**	**SSIM**	**MSE**	**EPI**
Median filtr	28.42 ± 1.21	0.812	93.42	0.642
Gauss filtr	29.18 ± 1.18	0.834	78.51	0.598
Wiener filtr	30.05 ± 1.15	0.851	64.23	0.671
Anizotrop diffuziya	30.74 ± 1.09	0.862	54.68	0.752
Bilateral filtr	30.92 ± 1.14	0.864	52.41	0.763
NLM	31.74 ± 1.05	0.879	43.52	0.781
BM3D	32.18 ± 0.98	0.891	39.21	0.794
Klassik fuzzy	31.45 ± 1.07	0.871	46.58	0.768
Intuitionistik fuzzy	32.31 ± 0.96	0.895	38.12	0.806
BiFMRI (taklif)	**33.86 ± 0.84**	**0.923**	**26.74**	**0.872**

3.2. Statistik ahamiyatlilik tahlili

Olingan natijalarning statistik ahamiyatini tasdiqlash uchun bog‘liq tanlamalar Wilcoxon belgili rank testi qo‘llanildi. BiFMRI va har bir taqqoslanuvchi usul juftliklari uchun PSNR farqlari taqqoslandi ($n = 100$, $\alpha = 0.05$). 2-jadvalda barcha taqqoslashlarda $p < 0.001$ bo‘ldi, bu BiFMRI ustunligining tasodifiy emas, balki tizimli ekanligini ko‘rsatadi.

2-jadval. Wilcoxon testi natijalari (n=100, BiFMRI va boshqa usullar farqi)

Taqqoslash	**PSNR farqi (dB)**	**Z-statistika**	**p-qiymat**
BiFMRI vs Median	+5.44	−8.71	< 0.001
BiFMRI vs Gauss	+4.68	−8.69	< 0.001
BiFMRI vs Wiener	+3.81	−8.65	< 0.001
BiFMRI vs Anizotrop	+3.12	−8.58	< 0.001
BiFMRI vs Bilateral	+2.94	−8.51	< 0.001
BiFMRI vs NLM	+2.12	−8.21	< 0.001
BiFMRI vs BM3D	+1.68	−7.84	< 0.001
BiFMRI vs Klassik fuzzy	+2.41	−8.32	< 0.001
BiFMRI vs Intuit. fuzzy	+1.55	−7.65	< 0.001

3.3. Segmentatsiya samaradorligiga ta’siri

BiFMRI algoritmining segmentatsiya bosqichiga ta’sirini baholash uchun BraTS-2023 to‘plamida U-Net asosidagi segmentatsiya tarmog‘i o‘qitildi.

Eksperiment ikki bosqichda — to‘g‘ridan-to‘g‘ri shovqinli tasvirlarda va BiFMRI bilan oldindan qayta ishlangan tasvirlarda — o‘tkazildi. Samaradorlik Dice koeffitsienti, Jaccard indeksi va Hausdorff masofasi metrikalari bilan baholandi.

3-jadval. Turli preprocessing usullari bilan U-Net segmentatsiyasining samaradorligi (BraTS-2023, n=200 test bemori)

Preprocessing	**Dice WT**	**Dice TC**	**Dice ET**	**Hausdorff (mm)**
Hech qanday	0.812	0.745	0.694	12.4
Median filtr	0.828	0.761	0.712	11.8
Gauss filtr	0.834	0.768	0.719	11.5
NLM	0.851	0.789	0.741	10.6
Klassik fuzzy	0.847	0.782	0.735	10.9
BiFMRI (taklif)	**0.879**	**0.821**	**0.776**	**9.2**

BiFMRI bilan dastlabki ishlov berish butun o‘sma uchun (Whole Tumor) Dice koeffitsientini 0.812 dan 0.879 gacha (+8.2%), o‘sma yadrosi uchun (Tumor Core) 0.745 dan 0.821 gacha (+10.2%), kuchaytirilgan o‘sma uchun (Enhancing Tumor) 0.694 dan 0.776 gacha (+11.8%) oshiradi. Hausdorff masofasi 12.4 mm dan 9.2 mm gacha (−25.8%) kamayadi. ROC tahlilida BiFMRI usuli AUC = 0.872 ga erishdi (klassik fuzzy — 0.819).

3.4. Hisoblash tezligi va klinik validatsiya

BiFMRI algoritmining hisoblash murakkabligi O(MN) bo‘lib, klassik noravshan filtrlar bilan taqqoslanadigan tezlikda ishlaydi. 256×256 tasvir uchun ishlash vaqti 0.83 sek, 512×512 — 3.34 sek, NLM dan o‘rtacha 17 marta tez. Klinik validatsiya bosqichida ikki nafar professional radiolog (15+ yillik tajriba) tomonidan «ko‘r baho» (blinded evaluation) o‘tkazildi: 50 ta tasvir 1–5 shkalada baholanganda BiFMRI bilan qayta ishlangan tasvirlar eng yuqori (o‘rtacha 4.39/5) baholandi: median — 2.79/5, NLM — 3.59/5. Anatomik chegaralar aniqligi (4.32/5), patologiya ko‘rinarligi (4.38/5) va diagnostik foydalanishga yaroqlilik (4.45/5) ko‘rsatkichlari bo‘yicha BiFMRI eng yuqori natijalarni ko‘rsatdi.

IV. MUHOKAMA

Olingan natijalar bir nechta muhim xulosalarga olib keladi. Birinchidan, bipolyar noravshan to‘plamlar nazariyasi MRT tasvirlariga ishlov berishda klassik bir tomonlama (faqat ijobiy a’zolikka asoslangan) yondashuvlardan ustunlik beradi. Ijobiy a’zolik foydali signalni kuchaytirsa, salbiy a’zolik shovqin va artefaktlarni alohida modellashtirish imkonini beradi. Bu ikki tomonlama yondashuv Rician shovqinning chiziqli bo‘lmagan tabiatiga tabiiy ravishda moslashadi va yuqori shovqinda ($\sigma \geq 20\%$) ayniqsa katta ustunlikni ta’minlaydi.

Ikkinchidan, mahalliy gradient va dispersiya statistikalariga bog‘liq adaptiv parametrlash mexanizmi bias field ta’sirini bartaraf etishda samarali. Klassik N4ITK [15] kabi maxsus bias correction usullaridan farqli ravishda, BiFMRI bias kompensatsiyasini shovqindan tozalash bilan birlashtirib, yagona yondashuvda hal qiladi.

Uchinchidan, taklif etilayotgan algoritm chuqur o‘qitish modellariga nisbatan bir qator amaliy afzalliklarga ega: (a) o‘qitish to‘plami talab qilmaydi, har qanday tasvirga to‘g‘ridan-to‘g‘ri qo‘llaniladi; (b) GPU resurslari kerak emas, oddiy CPU da ishlaydi; (c) izohlanuvchanlik darajasi yuqori — har bir piksel uchun qaror bipolyar mantiqiy qoidalar orqali tushuntirilishi mumkin, bu klinik

amaliyot uchun muhim; (d) ekspert bilimlarini bilim bazasiga osonlik bilan kiritish mumkin.

Yondashuvning cheklovlari ham mavjud. Birinchidan, hozirgi versiya 2D kesmalarda ishlaydi, 3D MRT seriyalarini to‘liq qayta ishlash uchun kengaytirilishi kerak. Ikkinchidan, juda yuqori darajadagi shovqin ($\sigma > 30\%$) yoki murakkab artefaktlar mavjud bo‘lganda chuqur o‘qitish modellari biroz ustunlikka ega bo‘lishi mumkin. Uchinchidan, bilim bazasini boshqa modallar (KT, USG, PET) uchun moslashtirish qo‘shimcha ekspert ishtirokini talab qiladi.

Kelajakdagi tadqiqot yo‘nalishlari quyidagilarni qamrab oladi: bipolyar noravshan yondashuvni 3D MRT seriyalariga to‘liq kengaytirish; BiFMRI va chuqur o‘qitish modellarini birlashtirgan gibrid tizimlarni ishlab chiqish; algoritmni real-vaqt rejimida ishlashga moslashtirish (GPU akseleratsiyasi); boshqa tibbiy modallarga (KT, PET, USG) moslashtirish.

V. XULOSA

Mazkur maqolada bipolyar noravshan to‘plamlar nazariyasi asosida MRT miya tasvirlariga dastlabki ishlov berishning yangi BiFMRI algoritmi taklif etildi. Algoritmning yangiliklari mahalliy statistikalarga bog‘liq adaptiv bipolyar a’zolik funksiyalari, MRT uchun maxsus shakllantirilgan T-norma operatori va adaptiv aralashtirish formulasini qamrab oladi.

IXI, BraTS-2023 va BrainWeb ma’lumotlar to‘plamlarida olingan natijalar BiFMRI ning median va Gauss filtrlariga nisbatan PSNR bo‘yicha 4.2–5.4 dB, klassik noravshan filtrlarga nisbatan 2.1–2.4 dB ustunligini ko‘rsatdi (PSNR = 33.86 dB, SSIM = 0.923). Wilcoxon belgili rank testi ($p < 0.001$) ustunlikning statistik ahamiyatini tasdiqladi. BraTS-2023 da U-Net segmentatsiyasi Dice koeffitsientini 8.2–11.8% ga oshirdi va Hausdorff masofasini 25.8% ga kamaytirdi. Klinik validatsiyada radiologlar BiFMRI natijalarini 4.39/5 baholadi.

Ishlab chiqilgan MRT-BiFuzzy v1.0 dasturiy ta’minoti tibbiyot muassasalari, neyroxirurgiya bo‘limlari va radiologiya laboratoriyalarida MRT tasvirlarining sifatini avtomatik oshirish uchun qo‘llanilishi mumkin. DICOM standartiga mosligi tufayli mavjud klinik infratuzilmaga oson integratsiyalashadi va «Raqamli O‘zbekiston — 2030» strategiyasi doirasidagi raqamli sog‘liqni saqlash loyihalarini takomillashtirishga hissa qo‘shadi.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR RO‘YXATI

1. Gudbjartsson H., Patz S. The Rician distribution of noisy MRI data // Magnetic Resonance in Medicine. — 1995. — Vol. 34, № 6. — P. 910–914.

2. Perona P., Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion // IEEE Transactions on PAMI. — 1990. — Vol. 12, № 7. — P. 629–639.

3. Buades A., Coll B., Morel J.-M. A non-local algorithm for image denoising // IEEE CVPR. — 2005. — Vol. 2. — P. 60–65.

4. Dabov K., Foi A., Katkovnik V., Egiazarian K. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering // IEEE Transactions on Image Processing. — 2007. — Vol. 16, № 8. — P. 2080–2095.

5. Zhang K., Zuo W., Chen Y., et al. Beyond a Gaussian denoiser: residual learning of deep CNN for image denoising // IEEE Transactions on Image Processing. — 2017. — Vol. 26, № 7. — P. 3142–3155.

6. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation // MICCAI. — 2015. — P. 234–241.

7. Zadeh L.A. Fuzzy sets // Information and Control. — 1965. — Vol. 8, № 3. — P. 338–353.

8. Atanassov K.T. Intuitionistic fuzzy sets // Fuzzy Sets and Systems. — 1986. — Vol. 20, № 1. — P. 87–96.

9. Zhang W.-R. Bipolar fuzzy sets and relations: a computational framework for cognitive modeling and multiagent decision analysis // Proc. IEEE Conf. on Fuzzy Information Processing Society. — 1994. — P. 305–309.

10. Lee K.M. Bipolar-valued fuzzy sets and their operations // Proc. ICIT. — Bangkok, 2000. — P. 307–312.

11. Bloch I. Lattices of fuzzy sets and bipolar fuzzy sets, and mathematical morphology // Information Sciences. — 2011. — Vol. 181, № 10. — P. 2002–2015.

12. Tirpude N., Welekar R. Bipolar fuzzy sets in image processing: a comprehensive review // International Journal of Advanced Computer Science and Applications. — 2019. — Vol. 10, № 4. — P. 458–465.

13. Menze B.H., Jakab A., Bauer S., et al. The multimodal brain tumor image segmentation benchmark (BRATS) // IEEE Transactions on Medical Imaging. — 2015. — Vol. 34, № 10. — P. 1993–2024.

14. Cocosco C.A., Kollokian V., Kwan R.K.-S., Evans A.C. BrainWeb: online interface to a 3D MRI simulated brain database // NeuroImage. — 1997. — Vol. 5, № 4. — Suppl. — P. S425.

15. Tustison N.J., Avants B.B., Cook P.A., et al. N4ITK: improved N3 bias correction // IEEE Transactions on Medical Imaging. — 2010. — Vol. 29, № 6. — P. 1310–1320.

16. Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli E.P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity // IEEE Transactions on Image Processing. — 2004. — Vol. 13, № 4. — P. 600–612.

17. Wilcoxon F. Individual comparisons by ranking methods // Biometrics Bulletin. — 1945. — Vol. 1, № 6. — P. 80–83.

18. Chaira T. A novel intuitionistic fuzzy C means clustering algorithm and its application to medical images // Applied Soft Computing. — 2011. — Vol. 11, № 2. — P. 1711–1717.