

МЕТОДЕ И МЕТРИКЕ ЗА ПРАЋЕЊЕ И УНАПРЕЂЕЊЕ КВАЛИТЕТА *MRI* ДИЈАГНОСТИКЕ

METHODS AND METRICS FOR MONITORING AND IMPROVING THE QUALITY OF *MRI* DIAGNOSTICS

Николина Томашевић, Факултет техничких наука, Нови Сад

Област – Биомедицинско инжењерство

Кратак садржај – Примена метода за редукцију шума, као што су *wavelet*, *NLM* метода и анизотропна дифузија, у циљу унапређења квалитета *MRI* дијагностике и припреме за прецизну сегментацију glandуларног и масног ткива дојке. Ефикасност примењених метода анализирана је коришћењем различитих евалуационих метрика.

Кључне речи: *MRI*, редукција шума, *wavelet* метода, *NLM* метода, анизотропна дифузија, *PSNR*, *SSIM*, *MAE*, *MSE*, *SNR*, сегментација, *DSC*

Abstract – The application of noise reduction methods, such as *wavelet*, *NLM* method and anisotropic diffusion, aimed at improving the quality of *MRI* diagnostics and preparing for more precise segmentation of glandular and adipose breast tissue. The effectiveness of the applied methods was analyzed using various evaluation metrics.

Keywords: *MRI*, noise reduction, *wavelet* method, *NLM* method, anisotropic diffusion, *PSNR*, *SSIM*, *MAE*, *MSE*, *SNR*, segmentation, *DSC*

1. УВОД

Рак дојке је најчешћи малигнитет код жена и један од водећих узрока смртности. Упркос напретку у лечењу, рано откривање и прецизна дијагностика остају кључни фактори у побољшању исхода лечења и смањењу смртности, где магнетна резонанца (*MRI* – *Magnetic Resonance Imaging*) има значајну дијагностичку улогу [1]. Квалитет *MRI*-а често је нарушен присуством шума, што отежава анализу. За побољшање *MRI* дијагностике користе се методе за редукцију шума попут *wavelet* трансформације, *NLM* (*NLM* – *Non-Local Means*) методе и анизотропне дифузије, што представља основу за прецизну сегментацију два главна ткива дојке.

Сегментација glandуларног и масног ткива омогућава процену расподеле и волумена ових ткива кроз време, што доприноси тачнијој процени ризика и правовременој медицинској интервенцији, чиме се смањује могућност компликација и побољшава исход лечења.

НАПОМЕНА:

Овај рад проистекао је из мастер рада чији је ментор био др Платон Совиљ

2. МЕТОДОЛОГИЈА

Описане су технике за унапређење квалитета *MRI* података, укључујући препроцесирање применом *Otsu* методе, филтрирање помоћу *wavelet*, *NLM* методе и анизотропне дифузије, уз оптимизацију путем *hyperparameter tuning*-а ради постизања баланса између уклањања шума и очувања анатомских структура. За класификацију ткива дојке, представљена је метода сегментације која користи препознатљиве *Gaussian* карактеристике масног ткива у *MRI* хистограму.

Евалуација је извршена коришћењем метрика као што су *PSNR* (*PSNR* – *Peak Signal-to-Noise Ratio*), *SSIM* (*SSIM* – *Structural Similarity Index Measure*), *SNR* (*SNR* – *Signal-to-Noise Ratio*), *MAE* (*MAE* – *Mean Absolute Error*) и *MSE* (*MSE* – *Mean Squared Error*) за филтрирање, и *Dice* коефицијента сличности за сегментацију, упоређивањем са референтним подацима радиолога.

2.1. Примена *Otsu* методе

Otsu метода је ефикасна техника за аутоматску бинаризацију слика која одређује оптималан праг за раздвајање пиксела на позадину и регион од интереса. Алгоритам анализира хистограм слике, бира праг који минимизује интра-класну варијансу и максимизује интер-класну варијансу, чиме се постиже оптимално раздвајање објеката од позадине. Након одређивања прага, пиксели са нижим интензитетом се класификују као позадина, док се они са вишим интензитетом додељују региону од интереса, што олакшава изолацију ткива и структура, док се позадински шум уклања.

Као први корак у препроцесирању података, *Otsu* метода поставља основу за даљу обраду, попут примене морфолошких операција. Дилатација и ерозија функционишу на принципу геометријске трансформације бинаризованих слика, при чему се дилатација користи за проширивање објеката, спајање фрагмената и попуњавање празнина, док ерозија смањује величину објеката, уклања шум и нежељене артефакте, чиме се побољшава јасноћа граница између позадине и региона од интереса. Ова комбинација операција уклања мале несавршености у бинаризованој слици [2].

2.2. Методе редукције шума

Одабране методе редукције шума морају бити довољно софистициране да ефикасно уклоне шум, док истовремено чувају анатомске детаље и структуре. Шум може значајно деградирати квалитет слике, што утиче на видљивост детаља, отежавајући прецизну анализу медицинских података. Најчешће се генерише као последица техничких ограничења апаратуре, физиолошких карактеристика ткива и неизбежних покрета пацијента током снимања [3].

У ту сврху, *wavelet* метода редукције шума, *NLM* метода и анизотропно дифузијско филтрирање представљају три комплементарне технике које су изабране због специфичних предности које пружају у обради.

2.2.1. *Wavelet* метода

Wavelet метода користи *wavelet* трансформацију, која омогућава да се слика разложи на различите нивое детаља, при чему се шум одваја од корисних информација. *Wavelet* трансформација омогућава анализу слике у временско-фреквенцијском домену, што значи да може анализирати сигнале или слике које имају променљиве фреквенције, што је корисно у медицинским применама где се структуре могу јављати на различитим скалама.

Основна идеја *wavelet* редукције шума јесте разлагање слике на различите фреквенцијске компоненте користећи дискретну *wavelet* трансформацију (*DWT – Discrete Wavelet Transform*). Овај процес дели слику на апроксимационе и детаљне коефицијенте. Апроксимациони коефицијенти представљају ниске фреквенције слике и носе информације о општој структури слике, док детаљни коефицијенти садрже информације о високим фреквенцијама, које обухватају fine детаље, ивице и шум.

Након декомпозиције слике, примењује се метода прага како би се филтрирали детаљни коефицијенти, уклањајући шум, док се важни детаљи задржавају. За одређивање прага се најчешће користе *hard thresholding* и *soft thresholding*.

Hard thresholding потпуно уклања коефицијенте испод задатог прага, што може довести до губитка важних детаља. С друге стране, *soft thresholding* смањује вредности коефицијената пропорционално њиховој величини, чиме се мањи коефицијенти значајно смањују, док се већи коефицијенти смањују мање. Овај приступ омогућава задржавање више корисних информација и смањује ризик од губитка значајних детаља слике.

Коначно, реконструисана слика се добија применом инверзне *wavelet* трансформације (*IDWT – Inverse Discrete Wavelet Transform*). Овај корак омогућава враћање слике из трансформисаног домена назад у просторни домен пиксела, али сада са значајно смањеним шумом [4], [7].

2.2.2. *NLM* метода

NLM метода функционише тако што за сваки пиксел у слици израчуна нову вредности интензитета на основу информација из околних делова слике. Уместо да се интензитет сваког пиксела мења искључиво на основу непосредне околине, алгоритам узима у обзир информације са ширег подручја слике. Сви пиксели из тог ширег подручја доприносе новој вредности пиксела, али њихов допринос није једнак. Пиксели који имају сличнију околину у поређењу са посматраним пикселем имају већи утицај на коначну вредност интензитета. Овај утицај се изражава кроз тежине које зависе од сличности регија, мањих делова слике који се користе за поређење локалних карактеристика пиксела, како би се проценила њихова сличност и одредио њихов допринос у редукцији шума. Дакле, интензитет новог пиксела се одређује као просек свих релевантних пиксела, при чему пиксели са сличнијим карактеристикама више доприносе резултату.

Тежине пиксела се израчунавају помоћу *Gaussian* функције, где се сличност између регија мери на основу квадратне Еуклидске дистанце између интензитета. Што је та дистанца мања, то је већа сличност, и стога тај пиксел има већи утицај на коначну вредност интензитета филтрираног пиксела. На овај начин, *NLM* алгоритам успева да ефикасно смањи шум у слици, јер пиксели који носе информације о стварним структурама имају већи допринос, док се шум, који обично чини мале и случајне промене у интензитету, занемарује [5], [7].

2.2.3. Анизотропно дифузијско филтрирање

Анизотропно дифузијско филтрирање је техника која побољшава квалитет слика адаптивним управљањем процесом дифузије, омогућавајући очување структурних карактеристика слике, попут ивица и детаља, док се ефикасно смањује присуство шума. За разлику од класичних техника филтрирања, које примењују униформно смањење шума широм слике, што често резултира губитком важних информација попут ивица и граница између различитих структура, анизотропно дифузијско филтрирање користи локалне карактеристике слике за прилагођавање брзине дифузије. Анизотропна дифузија користи градијенте слике како би контролисала дифузију на местима где је присутан шум, док се у областима са оштрим прелазима, где су присутне ивице, дифузија смањује, чиме се ови елементи чувају од замућења.

Perona-Malik модел, један од најпознатијих модела за анизотропну дифузију, користи нелинеарну дифузију прилагођену локалним карактеристикама слике. Циљ *Perona-Malik* модела је да се шум ефикасно уклони из хомогених подручја слике, док се ивице и структурни детаљи, који представљају високе градијенте у слици, задржавају [6].

2.3. Метрике за евалуацију резултата

Методе за смањење шума у сликама захтевају квантитативну процену како би се оценило колико

успешно реконструишу оригиналне слике и колико је шум ефикасно уклоњен. Метрике, као што су *PSNR*, *SSIM*, *MAE*, *MSE* и *SNR*, користе се за објективно мерење разлика између оригиналних и слика са редукованим шумом, што омогућава избор оптималних параметара и метода за специфичне задатке. Ове метричке вредности служе као стандардизовани начин поређења перформанси различитих метода, омогућавајући јасније уочавање предности и недостатака сваког приступа [4], [5], [6], [7].

2.3.1. *PSNR*

PSNR је метрика која се користи за квантитативно мерење квалитета слике након смањења шума. Користи се за процену колико су оригинална слика и слика са смањеним шумом сличне. *PSNR* мери однос између максималне могуће вредности пиксела у слици и средње квадратне грешке између две слике, при чему веће вредности указују на мању разлику између слика. Резултати се изражавају у децибелима (dB), што омогућава једноставну интерпретацију, виши *PSNR* значи да је слика са смањеним шумом сличнија оригиналу.

2.3.2. *SSIM*

SSIM је метрика која се користи за процену сличности између две слике, фокусирајући се на структурне информације и начин на који људско око перципира сличност. За разлику од *PSNR*-а, који мери апсолутну разлику између пиксела, *SSIM* узима у обзир варијације осветљености, контраста и структуре, пружајући перцепцијски релевантнију меру сличности.

2.3.3. *MAE*

MAE је метрика која мери просечну апсолутну грешку између две слике, пружајући једноставан и директан начин за процену тачности методе смањења шума. Ова метрика омогућава да се прецизно квантификује колико су, у просеку, пиксели слике са смањеним шумом одступили од својих вредности у оригиналној слици.

2.3.4. *MSE*

MSE мери просечну квадратну грешку између оригиналне слике и слике са смањеним шумом. За разлику од *MAE*, која мери просечну апсолутну грешку, *MSE* даје већи значај већим одступањима између вредности пиксела, јер се разлике квадрирају. Због тога је *MSE* осетљивији на веће грешке и често се користи када је важно квантификовати значајна одступања између две слике.

2.3.5. *SNR*

SNR мери однос између снаге сигнала, односно корисних информација садржаних у слици и снаге шума у слици. *SNR* се изражава у децибелима (dB) и користи се за процену колико је успешно смањен шум у слици. Већа вредност *SNR*-а указује на то да је сигнал, односно корисна информација из слике, доминантан у

односу на шум, што значи да је слика са смањеним шумом квалитетнија.

2.4. Оптимизација филтрирања

Hyperparameter tuning је методолошки приступ који омогућава систематско истраживање и оптимизацију параметара у алгоритмима редукције шума, ради постизања најбољег односа између уклањања шума и очувања важних структурних информација слике. Коришћењем алата као што је *ParameterGrid* генеришу се све могуће комбинације хиперпараметара, док функције *Parallel* и *delayed* омогућавају брзу и ефикасну евалуацију тих комбинација кроз паралелизацију, значајно смањујући време обраде [10].

Након што се генеришу све могуће комбинације хиперпараметара, свака од тих комбинација пролази кроз процес евалуације користећи претходно описане метрике. Процес евалуације подразумева примену алгоритма редукције шума на слике са сваким сетом хиперпараметара, након чега се резултати анализирају на основу метрика, како би се идентификовала оптимална конфигурација, што доводи до побољшања квалитета обрађених слика и боље прилагодљивости алгоритма различитим типовима *MRI* података.

2.5. Сегментација glandуларног и масног ткива

Метода сегментације заснована на хистограму користи праг интензитета T како би раздвојила масно и glandуларно ткиво. Како масно ткиво идеално има *Gaussian* расподелу, његова ширина на половини максималне вредности ($FWHM$ – *Full Width at Half Maximum*), означена као $FWHM_f'$, израчунава се као двострука ширина око половине врха означена са μ_f' .

Ова *Gaussian* расподела јасно одражава доминантно присуство масног ткива у *MRI* подацима. Иако glandуларно ткиво не мора увек показивати препознатљиве карактеристике на хистограму, масно ткиво готово увек даје јасно изражен врх, омогућавајући прецизно одређивање његове *Gaussian* расподеле. Затим се једна *Gaussian* крива (тј. испрекидана крива на слици 1) прилагођава делу хистограма масног ткива, који се налази десно од прага интензитета T , док су интензитети испод T искључени. Параметар прага T се повећава од 0 до одређене вредности, док се не постигне оптимално усклађивање између преобликованог хистограма масног ткива и *Gaussian* криве. Ова метода прилагођавања хистограма омогућава прецизније одвајање масног ткива од glandуларног, чак и у случајевима када су два ткива блиско распоређена у погледу интензитета.

Резултујућа *Gaussian* крива се сада може сматрати стварном расподелом масног ткива, а вредност прага T постаје граница између два главна типа ткива. Тиме се постиже ефикасна сегментација, где интензитети пиксела који припадају масном ткиву задржавају своје особине унутар хистограма, док се glandуларно ткиво одваја на основу своје специфичне расподеле интензитета [2], [8].

Нека X буде скуп интензитета пиксела унутар унутрашњости дојке, а $f(x)$ функција густине

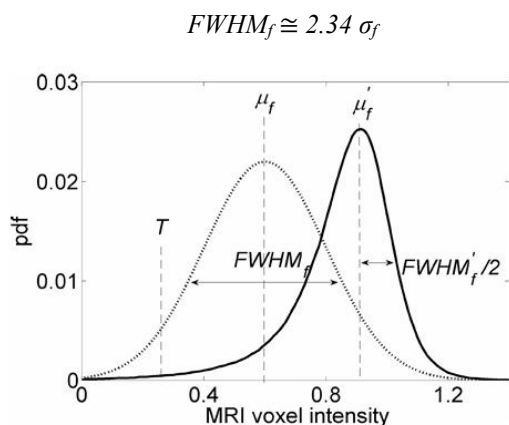
вероватноће за X . Ако се дефинише праг интензитета T , варијанса пиксела масног ткива дефинише се формулом [2], [8]:

$$\sigma_f^2 = \sum_{x>T} f(x)(\mu_f - x)^2$$

Где је μ_f средња вредност расподеле интензитета масног ткива, а праг T може се израчунати као:

$$T = \arg \min_{T \in x} (FWHM_f' - FWHM_f)$$

где је:



Слика 1: MRI хистограм је приказан пуном линијом, док је крива која одговара Gaussian компоненти формираној од воксела масног ткива приказана испрекиданом линијом [2].

2.5.1. Dice коефицијент сличности

Како би се проверила тачност, сегментација се кванитативно валидара поређењем добијених резултата са референтним подацима. Користи се Dice коефицијент сличности (*DSC – Dice Similarity Coefficient*), који мери степен преклапања између сегментисаних региона и референтних података. Ова валидација омогућава не само процену тачности методе, већ и идентификацију могућих одступања, пружајући увиде за даљу оптимизацију алгорита.

DSC се дефинише као однос између броја тачно идентификованих пиксела који су заједнички за сегментоване области и референтне податке, и укупног броја пиксела у овим областима, укључујући и оне који су означени као погрешни [9].

3. ЗАКЉУЧАК

Примена напредних техника редукције шума, резултирала је добрим резултатима у очувању структурних и текстуалних карактеристика *MRI* слика дојке. Све методе показале су способност ефикасног смањења шума без значајног нарушавања анатомских детаља, док високе вредности *DSC*-а указију на успешну идентификацију граница између glandularног и масног ткива.

Овакви резултати доприносе тачнијој анализи и поузданијем препознавању структурних карактеристика значајних за дијагностичке процедуре.

Даљи рад ће бити усмерен на унапређење квалитета *MRI* података применом *bias field* корекције, која елиминише нехомогености у интензитету пиксела. Ова корекција побољшава јасноћу структурних карактеристика, што омогућава прецизније дефинисање граница између различитих врста ткива и смањује грешке у сегментацији. На тај начин, примењене методе унапређују анализу медицинских слика и пружају стабилнију основу за примену напредних модела вештачке интелигенције, који могу значајно допринети прецизнијем тумачењу и побољшању клиничких исхода.

4. ЛИТЕРАТУРА

- [1] World Health Organization: "Breast cancer"
- [2] Ahmet Hakan Tunçay: "Realistic Microwave Breast Models Through T1-Weighted 3-D MRI Data", 2019
- [3] Poonam Jaglan, Rajeshwar Dass, Manoj Duhan: "Detection of Breast Cancer using MRI: A Pictorial Essay of the Image Processing Techniques," *International Journal of Computer Engineering In Research Trends*, 2019
- [4] Sachin D. Ruikar, Dharmpal D. Doye: "Wavelet Based Image Denoising Technique," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2011
- [5] Damini: "Denoising MRI images using NLM filter," *International Journal of Computer Sciences and Engineering*, 2019
- [6] Shahare, N., & Yadav, D. M. *Filtering Method for Preprocessing Mammogram Images for Breast Cancer Detection*. *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, 2019
- [7] Caixia Liu, Li Zhang: "A Novel Denoising Algorithm Based on Wavelet and Non-Local Moment Mean Filtering," *Electronics*, 2023
- [8] F. S. Jorgensen, "Segmentation of male abdominal fat using MRI," Mas ter's thesis, Dept. Informat. Math. Modelling, Tech. Univ. Denmark, Kongens Lyngby, Denmark, 2006
- [9] Podobnik, G., & Vrtovec, T. *Metrics for Biomedical Segmentation*, 2024
- [10] Scikit-learn Documentation on Hyperparameter Tuning

Кратка биографија:



Николина Томашевић рођена је у Сремској Митровици 1995. године. Мастер рад на Факултету техничких наука из области биомедицинског инжењерства одбранила је 2024. године.

Контакт:
ninatomasevic95@gmail.com