

ՀՀ ԳԻՏՈՒԹՅՈՒՆՆԵՐԻ ԱԶԳԱՅԻՆ ԱԿԱԴԵՄԻԱ
ԻՆՖՈՐՄԱՏԻԿԱՅԻ ԵՎ ԱՎՏՈՄԱՏԱՑՄԱՆ ՊՐՈԲԼԵՄՆԵՐԻ ԻՆՍՏԻՏՈՒՏ

Անդրեասյան Լիանա Կարլենի

ՊԱՏԿԵՐՆԵՐԻ ՎԵՐԼՈՒԾՈՒԹՅԱՆ, ՈՐԱԿԻ ԳՆԱՀԱՏՄԱՆ ԵՎ ԼԱՎԱՐԿՄԱՆ
ՄԵԹՈԴՆԵՐԻ ՄՇԱԿՈՒՄԸ ՌԱՅՄԻ ԲԱՇԽՄԱՆ ՄՈԴԵԼԱՎՈՐՄԱՆ ՄԻՋՈՑՈՎ

Ե.13.05. - “Մաթեմատիկական մոդելավորում, թվային մեթոդներ և ծրագրերի
համալիրներ” մասնագիտությամբ տեխնիկական գիտությունների թեկնածուի
գիտական աստիճանի համար

ՍԵՂՄԱԳԻՐ

Երևան - 2026

INSTITUTE FOR INFORMATICS AND AUTOMATION PROBLEMS OF THE NAS RA

Liana Karlen Andreasyan

DEVELOPMENT OF METHODS FOR IMAGE ANALYSIS, QUALITY ASSESSMENT
AND OPTIMIZATION USING RICE DISTRIBUTION MODELING

SYNOPSIS

of the dissertation for obtaining a Ph.D. degree in Technical Sciences on specialty
05.13.05 “Mathematical modeling, numerical methods and program complexes”

Yeravan - 2026

Ատենախոսության թեման հաստատվել է ՀՀ ԳԱԱ Ինֆորմատիկայի և ավտոմատացման պրոբլեմների ինստիտուտում

Գիտական ղեկավար՝ տ.գ.դ Դ.Գ. Ասատրյան

Պաշտոնական ընդհանրություն՝ ֆ.-մ. գ. դ. Հ.Ա. Սահակյան

տ.գ.թ. Վ.Վ. Քուրքչիյան

Առաջատար կազմակերպություն՝ Երևանի պետական համալսարան

Ատենախոսության պաշտպանությունը կայանալու է 2026թ. ապրիլի 17-ին՝ ժամը 14:00-ին, ՀՀ ԳԱԱ Ինֆորմատիկայի և ավտոմատացման պրոբլեմների ինստիտուտում գործող 037 «Ինֆորմատիկա» մասնագիտական խորհրդի նիստում հետևյալ հասցեով՝ 0014, ք. Երևան, փ. Պ. Սևակի 1:

Ատենախոսությանը կարելի է ծանոթանալ ՀՀ ԳԱԱ ԻԱՊԻ գրադարանում:

Սեղմագիրն առաքված է 2026թ.-ի մարտի 16-ին:

Մասնագիտական խորհրդի գիտական քարտուղար՝

Ֆիզ. մաթ. գիտ. դոկտոր՝

 Մ. Ե. Հարությունյան

The topic of the dissertation was approved at the Institute of Informatics and Automation Problems of NAS RA.

Scientific supervisor: D.G. Asatryan, D.Tech.S.

Official opponents: H.A. Sahakyan, D.Ph.M.S.

V.V. Kurkchian, Ph.D

Leading organization: Yerevan State University.

The Defense will take place on the 17th of April 2026 at 14:00, at the Specialized Council 037 “Informatics” at the Institute of Informatics and Automation Problems of NAS RA.

Address: Yerevan, 0014, P. Sevak 1.

The Dissertation is available at the library of IIAP NAS RA.

The synopsis is delivered on the 16th of March 2026.

Scientific Secretary of the Specialized Council: D.Ph.M.S.



M. E. Haroutunian

ԱՇԽԱՏԱՆՔԻ ԸՆԴՀԱՆՈՒՐ ԲՆՈՒԹԱԳԻՐԸ

Թեմայի արդիականությունը: Ինչպես հայտնի է, անօդաչու թռչող սարքերից, տիեզերքից, բժշկական սկաններներից նկարված թվային պատկերների մշակման մաթեմատիկական մոդելների և արհեստական բանականության կիրառմամբ տեխնոլոգիաները կարևոր դեր են խաղում և ունեն համատարած կիրառություն: Չնայած պատկերների թվային մշակման տեխնոլոգիաների զարգացման մեծ առաջընթացին, դեռևս գտնված չեն մոտեցումներ, ընթացակարգեր և ալգորիթմներ, որոնք բարձր արդյունավետություն են դրսևորում աղավաղված պատկերների որակի գնահատման և լավարկման խնդիրներում աղավաղման բավականաչափ լայն տեսականու համար: Հայտնի է, որ իրական միջավայրում պատկերներն ունեն միաժամանակ մի քանի տեսակի աղավաղումներ՝ աղմուկի, որոնք առաջանում են աղմուկի, շարժման և այլ ներքին ու արտաքին գործոնների ազդեցության հետևանքով:

Այդ իսկ պատճառով անհրաժեշտություն է ծագում գնահատել տարբեր աղավաղումների համակցված ազդեցությունը և հնարավորինս փոքրացնել դրանք: Գրականության մեջ առաջարկված միջոցները, որպես կանոն, հարմարեցված են կոնկրետ խնդրում ուսումնասիրվող երևույթին և հենվում են համապատասխան մաթեմատիկական մոդելի կիրառության վրա: Այդ բացը հատկապես նկատվում է No Reference խնդիրներում, որտեղ որակի գնահատումը կատարվում է պատկերի ներքին կառուցվածքի հատկությունների ուսումնասիրման միջոցով: Ուստի անհրաժեշտ է կիրառել այնպիսի մաթեմատիկական մոդելներ, որոնք պակաս զգայուն են աղավաղման տեսակի նկատմամբ: Ռայսի բաշխումը առաջարկումից անմիջապես հետո սկսեց լայնորեն կիրառվել մագնիսա-ռեզոնանսային տոմոգրաֆիայի (ՄՌՏ) պատկերների մշակման խնդիրներում որպես մաթեմատիկական մոդել: Այդ կիրառության հիմնական դրդապատճառն այն է, որ Ռայսի բաշխման առաջացման սխեման շատ նման է ՄՌՏ համակարգում առաջացող ազդանշանների ծագման սխեմային: Այս հանգամանքը հնարավորություն է ստեղծում ազդանշանից տարանջատելու պատահական և կանոնավոր բաղադրիչները: Հետագայում պարզվեց, որ նման խնդիրներ առաջանում են նաև այլ բնագավառներում՝ ռադիոտեխնիկայում, բժշկության և այլ ոլորտներում: Տարանջատման խնդիրը ծանր կարևորագույն միջոցը բաշխման պարամետրերի հնարավորինս մեծ

ճշգրտությամբ գնահատումն է, ուստի այն գտնվում է հետազոտողների համակ ուշադրության կենտրոնում: Անհրաժեշտ է նշել, որ Ռ-այսի բաշխումը պատկերների մշակման ժամանակակից խնդիրներում լայն կիրառության չի արժանացել: Դրա պատճառներից են Ռ-այսի բաշխման պարամետրերի գնահատման կիրառվող մեթոդների բարդությունը, համեմատաբար ցածր ճշտությունը, ինչպես նաև ցածր արագագործությունը:

Ատենախոսության նպատակն է՝ Ռ-այսի բաշխման մոդելավորման կիրառմամբ պարամետրերի գնահատման մեթոդների կատարելագործումը, պատկերների վերլուծության, որակի գնահատման և լավարկման մեթոդների հետազոտումը և մշակումը: Այդ նպատակին հասնելու համար առաջադրված և լուծված խնդիրներն են.

1. Կատարել Ռ-այսի բաշխման պարամետրերի գնահատման գործող մեթոդների սխալանքի համեմատական վերլուծություն և դասակարգել դրանք ըստ ճշտության:

2. Մշակել Ռ-այսի բաշխման պարամետրերի գնահատման մեթոդներ՝ պարզ էմպիրիկ բանաձևերի տեսքով:

3. Հետազոտել պատկերի որակի գնահատման գործող մեթոդները՝ Ռ-այսի բաշխման կիրառմամբ, կատարել համեմատական վերլուծություն աղավաղումների տարբեր տեսակների համար:

4. Կատարելագործել պատկերում սահմանափակ տիրույթի հատկություններն օգտագործող հայտնի գործընթացը՝ մշակելով արդյունավետ գործիքակազմ:

Գիտական նորույթը: Աշխատանքում ստացվել են հետևյալ գիտական նորույթները.

- Կատարվել է Ռ-այսի բաշխման պարամետրերի գնահատման գործող մեթոդների սխալանքի համեմատական վերլուծություն և առաջարկվել բաշխման ձևի պարամետրի գնահատման նոր ընթացակարգ՝ փոքր ազդանշան-աղմուկ հարաբերությունների համար:

- Մշակվել են Ռ-այսի բաշխման պարամետրերի գնահատման նոր էմպիրիկ բանաձևեր, որոնք արագագործ են և ունեն բարձր ճշտություն:

- Ցույց է տրվել, որ Ռ-այսի և Վեյբուլի բաշխման մոդելավորման արդյունքներն աղավաղումների տարբեր տեսակների համար լիովին համընկնում են, մինչդեռ որոշ տեսակների համար Ռ-այսի բաշխման մոդելը ցույց է տալիս ավելի լավ արդյունքներ:

- Մշակվել է Ռայսի բաշխմամբ աղավաղված պատկերների տեղային հատվածներում վերականգնման կատարելագործված մեթոդ և համապատասխան ծրագրային համակարգ:

Պաշտպանությանը ներկայացվող դրույթները: Գրականության վերլուծությունը հնարավորություն է տվել առաջադրել չուժված կամ լուծման լավարկման կարիք ունեցող հետևյալ խնդիրները.

1. Ռայսի բաշխման պարամետրերի էմպիրիկ գնահատման մեթոդաբանությունը և համապատասխան բանաձևերը:
2. Տարբեր մեթոդներով աղավաղված պատկերների նմանության և որակի գնահատման ճշտության համեմատական վերլուծության արդյունքները:
3. Ռայսի մոդելով աղավաղված պատկերների որակի տեղային վերականգնման կատարելագործված գործընթացը:
4. Ռայսի բաշխման մոդելավորման և տարբեր խնդիրներում կիրառման ալգորիթմա-ծրագրային համալիրը:

Աշխատանքի կիրառական նշանակությունը: Ատենախոսության մեջ առաջարկված Ռայսի բաշխման պարամետրերի գնահատման նոր էմպիրիկ բանաձևերը կարող են օգտագործվել կիրառական վիճակագրության և մաթեմատիկական մոդելավորման խնդիրներում: Ատենախոսության մեջ մշակված մեթոդները գործնական կիրառություն կարող են գտնել ռադիոէլեկտրատեխնիկայում, ազդանշանների մշակման, ՄՌՏ պատկերների վերլուծության և մշակման համակարգերում, քամու հոսքերի մոդելավորման համար, ուլտրաձայնային բժշկական պատկերների մշակման համար և այլ բնագավառներում:

Աշխատանքի վերաբերյալ գեկույցները:

- ՀԱՊՀ ԹՀԼՑ ամբիոնի գիտամեթոդական սեմինաներում (2024-2026թթ., ք. Երևան, Հայաստան):

- ԻԱՊԻ ընդհանուր սեմինարում (2025թ., դեկտեմբեր, 2026թ., փետրվար, ք. Երևան, Հայաստան):

- “Համակարգչային գիտություն և տեղեկատվական տեխնոլոգիաներ” 15-րդ միջազգային գիտաժողովում (CSIT, 2025թ., ք. Երևան, Հայաստան):

Հրապարակումները: Ատենախոսության արդյունքները հրապարակվել են 5 գիտական հոդվածներում, որոնք ներկայացված են սեղմագրի վերջում:

Աշխատանքի կառուցվածքն ու ծավալը: Ատենախոսությունը բաղկացած է ներածությունից, երեք գլուխներից, եզրակացությունից, 93 անուն օգտագործված գրականության ցանկից, ընդհանուր ծավալն է 101 էջ՝ ներառյալ 30 նկար և 21 աղյուսակ:

ԱՇԽԱՏԱՆՔԻ ԲՈՎԱՆԴԱԿՈՒԹՅՈՒՆԸ

Ներածություն: Ատենախոսության ներածության բաժնում հիմնավորված է ատենախոսության թեմայի արդիականությունը, ձևակերպված են աշխատանքի նպատակներն ու հետազոտության հիմնական խնդիրները, ինչպես նաև գիտական ու կիրառական նշանակությունը, համառոտ նկարագրված է թեմայի բուն էությունը:

Գլուխ առաջին: Առաջին գլխում նկարագրված են պատկերի որակի գնահատման հիմնական չափանիշները: Իրականացված է վերջին տարիներին գիտական գրականության հրապարակումների հետազոտում՝ կապված պատկերների որակի և դրա լավարկման խնդիրների հետ: Գիտական գրականության հետազոտությունների հիման վրա հիմնավորված է պատկերների վերլուծության, որակի գնահատման նոր մոտեցումների և ալգորիթմների լավարկման անհրաժեշտությունը: Դիտարկված են Ռայսի բաշխման կիրառությունները, ընդհանուր հատկությունները և պարամետրերի գնահատման հիմնական մեթոդները:

Ռայսի բաշխման խտության ֆունկցիան է.

$$P(x|v, \sigma^2) = f(x|v, \sigma) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(\frac{-(x^2+v^2)}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{xv}{\sigma^2}\right), \quad (1)$$

որտեղ $I_0(z)$ առաջին տեսակի 0-յական կարգի Բեսսելի փոփոխված ֆունկցիան է:

Ռայսի բաշխման առաջին չորս սկզբնական մոմենտներն են.

$$\mu_1 = \sigma \sqrt{\frac{\pi}{2}} L_{1/2}(-v^2/2\sigma^2), \quad (2)$$

$$\mu_2 = 2\sigma^2 + v^2, \quad (3)$$

$$\mu_3 = \sigma^3 \sqrt{\frac{\pi}{2}} L_{3/2}(-v^2/2\sigma^2), \quad (4)$$

$$\mu_4 = 8\sigma^4 + 8\sigma^2v^2 + v^4, \quad (5)$$

որտեղ

$$L_{1/2}(x) = e^{x/2}[(1-x)I_0(-x/2) - xI_1(-x/2)] \quad (6)$$

$L_{1/2}, L_{3/2}$ Լագիերի բազմանդամներ են:

Գլուխ երկրորդը նվիրված է Ռայսի բաշխման պարամետրերի գնահատման մեթոդներին: Ներկայացված են պատկերների որակի և նմանության գնահատման մեթոդները, առաջարկված է Ռայսի բաշխման պարամետրերի գնահատման նոր, արդյունավետ էմպիրիկ մեթոդը, կատարված է Ռայսի բաշխման պարամետրերի գնահատման մեթոդների սխալանքի համեմատական վերլուծություն, ներկայացված է փոքր ազդանշան-աղմուկ հարաբերության դեպքում Ռայսի բաշխման ձևի պարամետրը գնահատելու ընթացակարգ [1, 4, 5]:

Ենթադրույի 2.1-ում առաջարկված է Ռայսի բաշխման պարամետրերի գնահատման էմպիրիկ մեթոդը, որը բաղկացած է երկու փուլից՝ նախ գնահատվում են բաշխման ընդհանրացրած՝ ձևի $K = \frac{v^2}{2\sigma^2}$ և մասշտաբի $\Omega = v^2 + 2\sigma^2$ պարամետրերը, որոնք Ռայսի բաշխման սկզբնական v և σ պարամետրերի հետ կապված բնութագրիչներ են, այնուհետև ըստ ստացված արժեքների՝ հաշվարկվում են v և σ պարամետրերը: Էմպիրիկ գնահատման բանաձևերը ստացված են թվային մոդելավորմամբ, ինչպես նաև գնահատված է դրանց ճշտությունը: Ըստ առաջարկված մեթոդի՝ ձևի և մասշտաբի պարամետրերի արժեքների հիման վրա կարող ենք ստանալ Ռայսի բաշխման սկզբնական պարամետրերի գնահատականն ըստ հետևյալ բանաձևերի.

$$v = \sqrt{\frac{K\Omega}{K+1}}, \quad (7)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\Omega}{2(K+1)}}. \quad (8)$$

Նշենք, որ ազդանշանների մշակման տեսական և տեխնիկական ոլորտում կարևոր բնութագիր է ազդանշան-աղմուկ հարաբերությունը (այսուհետ՝ SNR), որը որոշվում է $\xi = v/\sigma$ արտահայտությամբ: Հայտնի է, որ երբ $\xi \rightarrow \infty$, v և σ պարամետրերով Ռայսի բաշխումը ձգտում է նորմալ բաշխման: Ըստ որում $\xi \geq 3$ դեպքում նորմալ բաշխմամբ մոտարկումը բավականին

ընդունելի է, որը նշանակում է այդ պայմանի դեպքում ունենք $K \geq 4.5$, որտեղից կարելի է եզրակացնել, որ Ռայսի պարամետրերի գնահատումը կարող է կատարվել ավանդական վիճակագրական մեթոդներով: Նշանակենք ստուգանմուշի սկզբնական մոմենտները m_j -ով, որտեղ $j = 1, 2, 3$, բաշխման վարիացիայի գործակիցը $\gamma = \frac{\sqrt{\mu_2 - \mu_1^2}}{\mu_1}$: SNR-ի մեծ արժեքների դեպքում կստանանք $\gamma = 1/\xi$: Առաջին և երկրորդ սկզբնական մոմենտների (2), (3) բանաձևերից ստանում ենք γ գործակցի բառակուսու համար հետևյալ արտահայտությունը.

$$\gamma^2 = \frac{2\sigma^2 + \nu^2}{\sigma^2(\pi/2)L_{1/2}^2(-\nu^2/2\sigma^2)} - 1: \quad (9)$$

Բանաձևում կատարելով ձևափոխում $\sigma^2 = \frac{\nu^2}{2K}$ -ով, ստանում ենք.

$$\gamma^2 = \frac{K + \nu^2}{\frac{\nu^2}{2K}(\pi/2)L_{1/2}^2(-K)} - 1 = \frac{4K \left(\frac{\nu^2}{K} + \nu^2\right)}{\nu^2 \pi L_{1/2}^2(-K)} - 1: \quad (10)$$

Կրճատումներ կատարելուց հետո ստանում ենք հետևյալ հավասարումը.

$$\gamma^2 = \frac{4(1+K)}{\pi L_{1/2}^2(-K)} - 1, \quad (11)$$

որը K պարամետրից կախված հավասարում է և չի տալիս ռացիոնալ լուծում: Նշենք, որ γ գործակիցը մոնոտոն կերպով նվազում է K պարամետրի աճման հետ մեկտեղ, իսկ առավելագույն արժեքին հասնում է $K = 0$ դեպքում՝ $\sqrt{\frac{4-\pi}{\pi}} \approx 0.522723$: Սակայն ելնելով մոմենտների մեթոդի տրամաբանությունից, պետք է լուծել հակառակ խնդիրը, այն է՝ ըստ հայտնի γ գործակցի նմուշային արժեքի գնահատել K ձևի պարամետրի անհայտ արժեքը: Օ մասշտաբի պարամետրը հեշտությամբ գնահատվում է m_2 նմուշային արժեքի հիման վրա ըստ (3) բանաձևի: Խնդիրը լուծելու համար կատարվել է մոդելավորում ըստ (11) բանաձևի $0 \leq K \leq 4.995$ միջակայքի համար, բավականին փոքր քայլով (0.005) և $N = 1000$ դեպքում, արդյունքում ստացվել են (K_i, γ_i) զույգերի արժեքներ $i = 1, 2, \dots, N$ համար: Այնուհետև ըստ (K_i, γ_i) , ($i = 1, 2, \dots, N$) զույգերի մոդելավորման արդյունքների, մոտարկվել են հետևյալ տիպի բազմանդամները.

$$y = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_Mx^M: \quad (12)$$

Թվային փորձարկումները ցույց տվեցին, որ լայն միջակայքում սկզբնական տվյալներին ցանկացած ընդունելի մոտիկություն ունեցող բազմանդամ ստանալու համար անհրաժեշտ կլինի օգտագործել M -րդ կարգի բազմանդամի բավականին բարձր արժեքներ, ինչն անցանկալի է, քանի որ դա կդժվարացնի բանաձևի օգտագործումը գործնական հաշվարկներում: Հետևաբար, որոշվեց $0 \leq K \leq 4.995$ միջակայքը բաժանել չորս ենթամիջակայքերի և սահմանափակվել $M = 3$ արժեքով բոլոր ենթամիջակայքերի համար: Հնարավորինս ընդունելի մոտարկում ստանալու համար փորձերն անցկացվեցին չորս տիպի՝ (K, γ) , (K^2, γ) , (K, γ^2) , (K^2, γ^2) զույգերի համար: Լավագույն արդյունքը ստացվեց (K^2, γ) տիպի փոփոխականի համար, ուստի մոտարկման համար ընտրվեց հետևյալ բազմանդամը.

$$K^2 = a_0 + a_1\gamma + a_2\gamma^2 + a_3\gamma^3, \quad (13)$$

որի հիման վրա հաշվարկվեցին ենպիրիկ բանաձևերը (EFs – Empirical Formulas):

Աղյուսակ 1. EFs գործակիցներն ու RMSE արժեքները

γ	a_0	a_1	a_2	a_3	RMSE
$0.2926 \leq \gamma < 0.32744$	1101.19	-8988.25	25182.1	-24041.1	0.00181
$0.32744 \leq \gamma < 0.37707$	523.946	-3653.53	8736.76	-7130.70	0.00113
$0.37707 \leq \gamma < 0.44891$	265.481	-1589.92	3238.42	-2241.88	0.00125
$0.44891 \leq \gamma < 0.52272$	108.699	-536.258	874.464	-471.365	0.00102

Աղյուսակ 1-ում ներկայացված են հաշվարկների համար ընտրված ենթամիջակայքերը, գտնված բազմանդամների համապատասխան գործակիցները և RMSE մնացորդային ստանդարտ շեղման հաշվարկված արժեքները, առաջարկված EFs-ի RMSE միջին քառակուսային սխալը հաշվարկված արժեքների նկատմամբ բավականին փոքր է: Նշենք, որ գործնական հաշվարկներում վարիացիայի գործակիցը կարող է ընդունել 0.52272-ից մեծ կամ 0.2926-ից փոքր արժեքներ: Առաջին դեպքը ցույց է տալիս, որ վերլուծված նմուշը բաշխված չէ Ռայսի օրենքով, հետևաբար պետք է օգտագործվի այլ մաթեմատիկական մոդել: Երկրորդ դեպքը համապատասխանում է վերևում քննարկված K -ի մեծ արժեքների դեպքին: Հետաքրքիր է գնահատել EFs-ի միջոցով ստացված գնահատականների ճշտությունը՝ դրանք համեմատելով ML (առավելագույն ճշմարտանմանության) մեթոդի՝ (MLM - Maximum Likelihood Method) հետ, ստեղծելով Ռայսի բաշխմամբ նմուշներ՝

տարբեր պարամետրերի արժեքներով և նմուշի չափսերով: ML մեթոդի միջոցով պարամետրերի գնահատման թվային հաշվարկներ կատարելու համար ստեղծվել է գրականության մեջ շրջանառվող, բավականին պարզ տեսքի, սակայն ոչ-զծային հավասարումների վրա հիմնված ծրագիր, որն իրագործում է հավասարումների թվային լուծումը.

$$v = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \cdot \tilde{I} \left(\frac{2x_i v}{m_2 - v^2} \right), \quad (14)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{2} (m_2 - v^2), \quad (15)$$

որտեղ $\tilde{I}(z) = I_1(z)/I_0(z)$: Նախ (14) հավասարումը լուծվում է v պարամետրի նկատմամբ պարզագույն իտերացիաների մեթոդով $\varepsilon \geq 0$ հարաբերական մոտավոր սխալի բավականաչափ փոքր արժեքով, այնուհետև σ պարամետրը գնահատվում է (15) բանաձևի միջոցով: Մոդելավորումն իրականացվել է տարբեր պարամետրերի և բաշխման արժեքների համար Ռայսի բաշխում գեներացնելու միջոցով: Նմուշի չափերը ընտրվել են այնքան մեծ, որ նվազագույնի հասցվի նմուշի բնութագրերի անխուսափելի պատահական տատանումների ազդեցությունը եզրակացությունների վավերականության վրա: Պարամետրերի գնահատման ճշտությունը տարբեր մեթոդներով համեմատելու համար յուրաքանչյուր դեպքում 100 նմուշի համար հաշվարկվել են $(\hat{v}, \hat{\sigma})$ միջին արժեքները և (s) միջին քառակուսային արժեքները: Հաշվարկների արդյունքները ներկայացված են աղյուսակ 2-ում, որը ցույց է տալիս վերոհիշյալ ML մեթոդով և մշակված EFs-ով ստացված գնահատականները:

Աղյուսակ 2. Պարամետրերի ML և EF մեթոդներով գնահատման արդյունքները

n	v	σ	MLM				EFs			
			\hat{v}	s	$\hat{\sigma}$	s	\hat{v}	s	$\hat{\sigma}$	s
1000	1.0	0.5	0.99840	0.0200	0.50061	0.0142	0.99859	0.0198	0.50042	0.0142
	1.2	0.8	1.20420	0.0368	0.79829	0.0275	1.20394	0.0378	0.79845	0.0279
	1.5	0.5	1.49764	0.0156	0.50053	0.0110	1.49776	0.0157	0.50035	0.0111
	1.5	1.0	1.5005	0.0527	0.99638	0.0364	1.5008	0.0518	0.99621	0.0355
	2.0	1.0	1.99706	0.0359	1.00330	0.0270	1.99718	0.0357	1.00319	0.0268
5000	1.0	0.5	1.00130	0.0083	0.49895	0.0059	1.00128	0.0082	0.49896	0.0059
	1.2	0.8	1.19818	0.0193	0.79993	0.0130	1.19819	0.0194	0.79992	0.0130
	1.5	0.5	1.50169	0.0078	0.49984	0.0052	1.50180	0.0078	0.49966	0.0052
	1.5	1.0	1.5002	0.0209	0.99908	0.0146	1.50071	0.0209	0.99869	0.0149
	2.0	1.0	1.99828	0.0191	1.00182	0.0113	1.99828	0.0191	1.00182	0.0114
10000	1.0	0.5	1.00037	0.0064	0.50042	0.0048	1.00040	0.0064	0.50040	0.0048
	1.2	0.8	1.20080	0.0130	0.80004	0.0084	1.20089	0.0130	0.79997	0.0084
	1.5	0.5	1.50082	0.0056	0.49987	0.0041	1.50093	0.0056	0.49970	0.0042
	1.5	1.0	1.49633	0.0180	1.00213	0.0109	1.49646	0.0181	1.00204	0.0111
	2.0	1.0	1.99713	0.0125	1.00079	0.0086	1.99712	0.0125	1.00080	0.0086

Աղյուսակ 2-ից հստակ երևում է Ռայսի բաշխման նմուշների պարամետրերի արժեքների համար ML և EFs մեթոդներով ստացված գնահատականների մոտիկ լինելը: Հավաստիության համար կատարվել է արժեքների հավասարության վերաբերյալ վիճակագրական վարկածների կիրառում: Տարբեր չափանի ստուգանմուշների համար իրականացված փորձարկումները ցույց տվեցին, որ EFs-ով հաշվարկները ML մեթոդով հաշվարկներից մոտ հինգ անգամ ավելի արագ են կատարվում :

Ենթադրույի 2.2-ում ցույց է տրված, որ ν և σ տարբեր արժեքների դեպքում Ռայսի բաշխմամբ ստացված N չափանի ստուգանմուշի օգտագործմամբ պարամետրերի գնահատման մեթոդների սխալանքի համեմատական վերլուծության գործընթացում կարևորվում է ընտրված մեթոդների՝ MM12 (առաջին և երկրորդ մոմենտ), MM24 (երկրորդ և չորրորդ մոմենտ), Emp. M_γ ¹ ու ML մեթոդի կիրառումից ստացված գնահատականների սխալանքի համեմատումը [1]: Առաջարկված է փոքր SNR-ի դեպքում Ռայսի բաշխման ձևի պարամետրը գնահատելու ընթացակարգ: Ստացված է մոտավոր արտահայտությունը ըստ (11)-ի K փոքր արժեքների համար՝ օգտագործելով միայն ձևափոխված Բեսսելի ֆունկցիայի այն անդամները, որոնք ունեն ոչ ավելի, քան երկու կարգ:

Աղյուսակ 3. Տարբեր մեթոդների ճշտության գնահատման արդյունքները

Parameter			Estimates ($\hat{\nu}, \hat{\sigma}$)							
ν	σ	SNR	MLE ($\hat{\nu}, \hat{\sigma}$)		MM12 ($\hat{\nu}, \hat{\sigma}$)		MM24 ($\hat{\nu}, \hat{\sigma}$)		Emp. M_γ ($\hat{\nu}, \hat{\sigma}$)	
1.5	1.0	1.5	1.501	0.999	1.460	1.041	1.504	1.407	1.477	1.015
2.0	1.0	2.0	2.001	0.998	1.731	1.235	2.003	1.413	1.869	1.122
1.0	0.4	2.5	1.000	0.399	0.826	0.587	1.001	0.565	0.918	0.489
2.5	1.0	2.5	2.500	1.001	2.028	1.448	2.508	1.401	2.293	1.223
1.5	0.5	3.0	1.503	0.502	1.183	0.842	1.501	0.714	1.370	0.665
Std. Error of mean			≤ 0.0004		≤ 0.04		≤ 0.03		≤ 0.015	

Այդ դեպքում ապացուցվել է, որ

$$I_{1/2}^2 = 1 + K + \frac{K^2}{8} + O(K^3): \tag{16}$$

Տեղադրելով (16)-ը (11)-ում, նշանակելով $\delta = \frac{4}{\pi(\gamma^2+1)} - 1$ և կատարելով որոշակի ձևափոխություն, ստանում ենք հետևյալ քառակուսային հավասարումը K -ի նկատմամբ՝ $K^2 - 8\delta K - 8\delta = 0$, որի լուծումը՝

¹ J. Nicolas, F. Tupin, “A new parametrization for the Rician distribution”, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 17(11). pp. 2011 – 2015. DOI: 10.1109/LGRS.2019.2957240

$$K \cong 4\delta + 2\sqrt{4\delta^2 + 2\delta},$$

դրական արժեքներն են: Ներկայացված է այլ մեթոդների համեմատ նկարագրված ընթացակարգի գերազանցող ճշտությունը: Ցույց է տրված ընթացակարգի գործնական կիրառությունը, հիմնավորված է, որ $[0.2926, 0.5227]$ միջակայքից դուրս վարիացիայի գործակցի արժեքների դեպքում անհրաժեշտ է կատարել հետևյալ գործառնությունները՝ $\gamma > 0.5227$ (բավականաչափ փոքր SNR-ի դեպքում) կիրառել այլ մաթեմատիկական մոդելներ, իսկ $\gamma < 0.2926$ դեպքում՝ օգտագործել նորմալ բաշխման մոդելը:

Գլուխ երրորդ: Ատենախոսության երրորդ գլխում ներկայացված են պատկերների որակի և նմանության գնահատման մեթոդները, չափանիշերը և պատկերի կառուցվածքայնության աստիճանի գնահատման ընթացակարգը: Առաջարկված է ստուգանմուշի հետ համեմատման մեթոդով պատկերի որակի գնահատման ընթացակարգը և կիրառությունները, ինչպես նաև Ռայսի աղմուկով աղավաղված պատկերների տեղային վերականգնման ալգորիթմի լավարկումը:

Ենթագլուխ 3.1-ում ներկայացված են պատկերի որակի գնահատման լրիվ հղման չափանիշները, ինչպիսիք են MSE-ն (միջին քառակուսի սխալ), PSNR-ը (զագաթնակետային ազդանշան-աղմուկ հարաբերությունը), կառուցվածքային նմանության ինդեքսը (SSIM), կառուցվածքային նմանության չափանիշը (W^2): Անհրաժեշտ է նշել մի կարևոր հանգամանք, որն էապես սահմանափակում է առաջին երեք չափանիշների կիրառումը պատկերների մշակման այն խնդիրներում, որտեղ համեմատվող պատկերների չափերը տարբեր են: Որպես երկու պատկերների կառուցվածքային նմանության չափանիշ օգտագործված է W^2 չափանիշը, որի ավելի մեծ արժեքները համապատասխանում են պատկերների ավելի մեծ նմանությանը:

$$W^2 = \frac{\min(\eta_1, \eta_2) \min(\lambda_1, \lambda_2)}{\max(\eta_1, \eta_2) \max(\lambda_1, \lambda_2)}, \quad 0 \leq W^2 \leq 1: \quad (17)$$

որտեղ η և λ – բաշխման պարամետրներն են: Հիմնավորված է, որ ըստ W^2 չափանիշի նմանությունը գնահատվում է տարբեր չափողականության պատկերների համար և ստացված գնահատականներն առավել համարժեք են մարդու տեսողական համակարգի կողմից ընկալման համար:

Ենթագլուխ 3.2-ում ներկայացված է պատկերների կառուցվածքայնության աստիճանի գնահատման ընթացակարգը: Վեյբուլի բաշխման կիրառմամբ տարբեր տեսակի պատկերների գրադիենտային դաշտը հետազոտող բազմաթիվ փորձեր ցույց են տվել, որ պարամետրի արժեքները կախված են պատկերի մշուշոտության աստիճանից, ըստ որում որքան մեծ է մշուշոտության աստիճանը, այնքան փոքր է կառուցվածքայնության ցուցանիշը: Ատենախոսության մեջ ցույց է տրված բարձր կառուցվածքայնություն ունեցող պատկերի և դրա աղավաղված տարբերակների համար կառուցվածքայնության ցուցանիշների Վեյբուլի և Ռայսի բաշխումների մոդելներով ստացված գնահատականների մոտիկությունը: Ռայսի բաշխման դեպքում որպես կառուցվածքայնության չափանիշ ընդունվել է բաշխման ν պարամետրի էմպիրիկ բանաձևերով ստացված գնահատականը:

Ենթագլուխ 3.3-ում դիտարկված է ստուգանմուշի հետ համեմատման մեթոդով պատկերի որակի գնահատման խնդիրը Ռայսի բաշխման մաթեմատիկական մոդելի կիրառման հիման վրա: Հայտնի է, որ պատկերի գրադիենտային դաշտը համարժեքորեն նկարագրվում է Վեյբուլի բաշխմամբ, ինչը թույլ է տալիս արդյունավետորեն վերլուծել պատկերների հատկությունները, գնահատել դրանց նմանությունը, դասակարգել դրանք ըստ որակի և այլն: Փորձ է արվել լուծել նմանատիպ խնդիրներ օգտագործելով վերը նշված մոդելը, հենվելով Ռայսի բաշխման լրացուցիչ հատկությունների վրա՝ կապված վերջինիս նորմալ մոտարկման հետ: Վեյբուլի և Ռայսի բաշխման մոդելների միջոցով ստացված մոդելավորման արդյունքները համեմատվել են՝ օգտագործելով PSNR (Peak signal-to-noise ratio) և W^2 կառուցվածքային նմանության չափանիշները, ինչպես նաև փորձագիտական կարծիքի միջին գնահատականի արժեքները (MOS) [4]: Ցույց է տրված, որ աղավաղումների որոշակի տեսակների համար այս ցուցանիշները լիովին համընկնում են, մինչդեռ կան տեսակներ, որոնց դեպքում Ռայսի բաշխման մոդելը ցույց է տալիս ավելի լավ արդյունքներ: Մեթոդը ներառում է փորձարկվող պատկերների գրադիենտների մեծությունների հաշվարկը, որոնք հաշվարկվել են Sobel-ի օպերատորի կիրառմամբ²:

² D.G. Asatryan, “Gradient-based technique for image structural analysis and applications”, Computer Optics 2019; 43(2): 245-250. DOI: 10.18287/2412-6179-2019-43-2-245-250.

Վեյբուլի բաշխման պարամետրերը գնահատվել են մոնենտների մեթոդով, իսկ Ռայսի բաշխման պարամետրերի գնահատման համար օգտագործվել է MLE-ն: Ստացված պատկերների նմանության գնահատականներն այնուհետև համեմատվել են MOS գնահատականների հետ՝ օգտագործելով Սփիրմանի գործակիցը (Spearman correlation coefficient): Այս չափը հաճախ հարմար է գնահատել տեսողական վերլուծությամբ՝ դասակարգելով դրանց բացարձակ արժեքներն ըստ փոքր է կամ հավասար մեկի: Մոդելավորումն իրականացվել է TID2013 և Brodatz բազաների պատկերների վրա: Մոդելավորման արդյունքների վերլուծությամբ հայտնագործվել են աղավաղման այն տեսակները, որոնց դեպքում Վեյբուլի մոդելն ապահովում է W^2 նմանության ցուցիչ՝ MOS-ի հետ բարձր կամ ցածր կոռելացիա: Նույն պատկերների համար համապատասխան արժեքները հաշվարկվել են նաև Ռայսի մոդելով: Պարզվել է, որ կան աղավաղման տեսակներ, որոնց դեպքում Վեյբուլի մոդելով ստացված W^2 գնահատականների մոտ դիտվում է քառասյին վարք, մինչդեռ Ռայսի մոդելի կիրառմամբ արդյունքները առավել կայուն և կանխատեսելի են: Իհարկե, կան նաև աղավաղման տեսակներ, որոնց դեպքում երկու մոդելներով ստացված գնահատականների վարքագիծը լիովին համընկնում է:

Աղյուսակ 4. I01 և I04 համեմատական վերլուծման արդյունքները

I01_01	PSNR	W^2 Weibull	W^2 Rician	MOS	i01_04	PSNR	W^2 Weibull	W^2 Rician	MOS
i01_01_1	36.50	0.92	0.92	5.51429	i01_04_1	30.14	0.69	0.69	5.76190
i01_01_2	33.56	0.87	0.87	5.56757	i01_04_2	29.26	0.55	0.55	5.47619
i01_01_3	30.48	0.79	0.78	4.94444	i01_04_3	27.85	0.40	0.38	4.92857
i01_01_4	27.51	0.68	0.66	4.37838	i01_04_4	25.95	0.27	0.23	4.26829
i01_01_5	24.50	0.56	0.51	3.86486	i01_04_5	23.61	0.18	0.13	4.00000

Աղյուսակ 4-ում ներկայացված I01_01 և I01_04 պատկերների վերլուծությունը ցույց է տալիս, որ դիտարկվող ցուցանիշների արժեքների փոփոխության բնույթը ընդհանուր առմամբ նույնն է: Աղյուսակ 5-ը համեմատում է i05 և i07 պատկերների հաշվարկման արդյունքները, որոնք ենթարկվել են նույն տեսակի աղավաղման: Արդյունքներից երևում է PSNR-ի մոնոտոն նվազումը՝ կիրառվող աղավաղման աստիճանի աճի հետ մեկտեղ, ինչը լուրջ փաստարկ է այս ցուցանիշն օգտագործելու համար MOS տիպի տվյալների բացակայության դեպքում:

Նկատենք դիտարկվող պատկերների W^2 արժեքների և Վեյբուլի ու Ռայսի բաշխումների արդյունքների համընկնումը՝ չնայած MOS-ի որոշ շեղումների:

Աղյուսակ 5. Նմանության ցուցանիշների համեմատությունը MOS միավորների հետ

I05_17	PSNR	W^2 Weibull	W^2 Rician	MOS	i07_17	PSNR	W^2 Weibull	W^2 Rician	MOS
1	33.51	0.9	0.79	5.3	1	35.97	0.9	0.8	5.54545
2	28.92	0.85	0.74	6.82927	2	30.28	0.84	0.77	6.4
3	25.53	0.75	0.55	4.025	3	28.06	0.75	0.55	4.40476
4	22.81	0.77	0.53	6.56098	4	23.60	0.72	0.6	6.72727
5	19.47	0.5	0.24	2.8	5	22.00	0.5	0.25	3.34091

Աղյուսակ 6-ում ներկայացված են i04 պատկերի տվյալները՝ պայծառության (միջին տեղաշարժ) և կոնտրաստի (կոնտրաստի փոփոխություն) փոփոխությունների դեպքում:

Աղյուսակ 6. Պատկերի աղավաղման տարբեր տեսակների գնահատականների համեմատություն

I04_16	PSNR	W^2 Weibull	W^2 Rician	MOS	i04_17	PSNR	W^2 Weibull	W^2 Rician	MOS
1	33.33	0.99	0.84	6.28571	1	30.51	0.9	0.84	6
2	24.63	1	0.68	6.64286	2	28.79	0.81	0.68	6.66667
3	24.52	0.98	0.59	6.09524	3	27.62	0.75	0.59	4.78049
4	17.57	0.99	0.50	5.66667	4	24.47	0.69	0.50	7.21429
5	17.94	0.79	0.26	5.15385	5	23.13	0.50	0.26	3.925

Այս դեպքում դիտարկվել են մոնոտոնության շեղումներ W^2 նմանության ինդեքսների՝ Վեյբուլի մոդելի և MOS-ի դեպքում, մինչդեռ W^2 -ը Ռայսի մոդելի դեպքում մոնոտոն նվազել է: Նմանատիպ արդյունքներ ստացվել են նույն տվյալների բազայից i21, i24 և մի քանի այլ պատկերների համար՝ նույն տեսակի աղավաղումների դեպքում:

Ենթագլուխ 3.4-ում առաջարկված է Ռայսի աղմուկով աղավաղված պատկերների տեղային վերականգնման լավարկված ալգորիթմը, ըստ որի իրագործված է Ռայսի մոդելի միջոցով պատկերի տեղային հատվածների վերականգնում փիքսելների սահմանափակ տեղային հարևանության (Restricted Local Neighbourhood, **RLN**) գաղափարի կիրառմամբ³: Ներկայացված է RLN-ների ընտրության մեթոդը և հետազոտության արդյունքները [3]:

³J. Rajan, et al. “Maximum likelihood estimation-based denoising of magnitude magnetic resonance images using restricted local neighborhoods”, *Physics in Medicine and Biology*, Vol. 56, Number 16, pp. 5221-5234, 2011. DOI: 10.1088/0031-9155/56/16/009.

Քայլ 1. $N \times M$ չափերով պատկերը սահող սկանավորմամբ (քայլը՝ 1 փիքսել) բաժանվում է $k \times k$ չափերով քառակուսի RLN-ների, որտեղ $k=2t+1$, $t=2, 3, \dots, t_{\max}$: Վերականգնման համար ընտրվում են այդ RLN-ների կենտրոնական փիքսելները:

Քայլ 2. Յուրաքանչյուր RLN-ի համար գնահատվում է SNR-ը՝ որպես միջին ինտենսիվության և նույն բլոկի փիքսելների ինտենսիվությունների միջին քառակուսային շեղման հարաբերություն:

Քայլ 3. Յուրաքանչյուր ընտրված RLN-ի համար ստուգվում է վիճակագրական հիպոթեզը՝ RLN-ի փիքսելների ինտենսիվությունների նմուշը համապատասխանությունը Ռայսի բաշխմանը: Ստուգումն իրականացվում է Shapiro-Wilk-ի վիճակագրական թեստով:

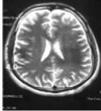
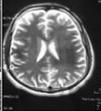
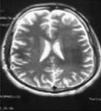
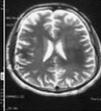
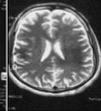
Քայլ 4. Եթե բաշխման վերաբերյալ հիպոթեզը հաստատվում է, ապա տվյալ RLN-ի համար գնահատվում են բաշխման պարամետրերը՝ ν և σ : Նախընտրելի է MLE մեթոդի օգտագործումը: Այնուհետև RLN-ի կենտրոնական փիքսելի արժեքը փոխարինվում է հետևյալով՝ $\hat{\nu} = \sqrt{|M^2 - \tau^2|}$, որտեղ M -ը և τ -ն համապատասխանաբար Ռայսի բաշխման ν և σ պարամետրերի ընթացիկ գնահատականներն են:

Քայլ 5. Ստացված նոր պատկերը համեմատվում է սկզբնական պատկերի հետ՝ օգտագործելով պատկերների նմանության երկու չափանիշներ՝ PSNR և W^2 մետրիկաները:

Առաջին փորձարկում՝ վերականգնման ազդրիթմի արդյունավետության ստուգում:

Վերականգնման մեթոդի արդյունավետությունը գնահատելու համար կիրառվել է Ռայսի մոդելի հիման վրա աղավաղված ուղեղի իրական ՄՌՏ պատկեր:

Աղյուսակ 7. Ռայսի աղմուկով աղավաղված ՄՌՏ պատկերի վերականգնման արդյունքները

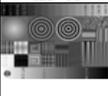
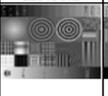
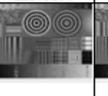
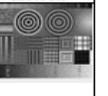
Original	$\sigma = 1$	$\sigma = 2$	$\sigma = 4$	$\sigma = 7$	$\sigma = 10$
					
PSNR-OD	38.47	35.08	30.56	26.56	23.75
PSNR-OR	40.19	35.92	30.95	26.74	23.92
W^2 -OD	0.95	0.93	0.88	0.83	0.77
W^2 -OR	0.95	0.93	0.88	0.83	0.77

Աղյուսակ 7-ում ներկայացված տվյալները հաստատում են վերականգնման ազդրիթմի արդյունավետությունը: Ըստ PSNR –ի արժեքների (PSNR- OD - original distorted, PSNR-

OR - original restored) վերականգնված պատկերի որակը գերազանցում է աղավաղված պատկերի որակին:

Երկրորդ փորձարկում: Փորձի համար ընտրված պատկերն աղավաղված է Գաուսյան աղմուկով, I25_01 պատկերին ընտրվել է՝ աղմուկի հեռացման երկու մեթոդների արդյունքները համեմատելու համար: Աղյուսակ 8-ում ներկայացված արդյունքները ցույց են տալիս պատկերի որակի բարելավումը վերականգնման գործընթացում:

Աղյուսակ 8. Գաուսյան աղմուկով աղավաղված I25_01 պատկերի վերականգնման արդյունքները

I25_01	I25.01.1	I25.01.2	I25.01.3	I25.01.4	I25.01.5
					
MOS	5.1429	4.6765	4.400	3.8857	3.4444
PSNR-OD	32.09	30.96	29.19	27.00	24.39
PSNR-OR	32.37	31.48	29.95	27.92	25.34
W ² -OD	0.92	0.91	0.89	0.86	0.83
W ² -OR	0.92	0.91	0.89	0.87	0.83

Երրորդ փորձարկում: Հետաքրքիր է կիրառել առաջարկվող վերականգնման ընթացակարգը տարբեր տեսակի աղավաղման ալգորիթմներով աղավաղված պատկերների վրա: Աղյուսակ 9-ում ամփոփված են I04_01 պատկերի մշակման արդյունքները, ստացվել են վերականգնման որակի ինչպես բարելավման, այնպես էլ վատթարացման դեպքեր:

Աղյուսակ 9. I04_01 տարբեր տիպի աղմուկներով աղավաղված պատկերների վերականգնման արդյունքները

I04.01	I04.01.1	I04.01.2	I04.01.3	I04.01.4	I04.01.5
					
MOS	5.97143	5.75676	5.27027	5.24324	4.71429
PSNR-OD	30.14	29.26	27.85	25.95	23.61
PSNR-OR	29.87	29.10	27.87	26.11	23.74
W ² -OD	0.73	0.73	0.74	0.74	0.76
W ² -OR	0.73	0.73	0.72	0.71	0.70

Թույլ աղավաղումների դեպքում վերականգնման ընթացակարգը, չի կարողանում բավարար կերպով գնահատել անհրաժեշտ պարամետրերը, ուստի PSNR վերականգնման որակի ինդեքսը վատանում է, մինչդեռ W² ինդեքսը կրում է ավելի կայուն կառուցվածքային հատկությունների ազդեցությունը: Ուժեղ աղավաղումների դեպքում տեղի է ունենում

հակառակ գործընթացը, վերականգնման ալգորիթմի պարամետրերը գնահատվում են ավելի ճշգրիտ, մինչդեռ կառուցվածքային հատկությունները աղավաղվում են ավելի մեծ չափով, ուստի W^2 -ն նվազում է:

Մոդելավորման համար օգտագործվել են Python IDE PyCharm և Jupyter Notebook միջավայրերը, Pandas, Matplotlib, NumPy, SciPy, Statistics, Math, PIL գրադարանները, ինչպես նաև Statistika ծրագրային համակարգը:

ԱՇԽԱՏԱՆՔԻ ՀԻՄՆԱԿԱՆ ԱՐԴՅՈՒՆՔՆԵՐԸ

- Իրականացվել է Ռայսի բաշխման պարամետրերի գնահատման մեթոդների սխալանքի համեմատական վերլուծությունը և առաջարկվել բաշխման ձևի պարամետրի գնահատման նոր ընթացակարգ՝ փոքր ազդանշան-աղմուկ հարաբերությունների համար [1]:

- Ցույց է տրվել, որ Վեյբուլի և Ռայսի բաշխման մոդելների միջոցով ստացված մոդելավորման արդյունքներն ըստ միջին քառակուսային և կառուցվածքային նմանության չափանիշների, ինչպես նաև միջին կարծիքի գնահատման (MOS) ցուցանիշների աղավաղումների տեսակները լիովին համապատասխանում են, մինչդեռ որոշ տեսակների համար Ռայսի բաշխման մոդելը ցույց է տալիս ավելի լավ արդյունքներ [2]:

- Մշակվել է աղավաղված պատկերների տեղային հատվածներում Ռայսի բաշխմամբ վերականգնման կատարելագործված մեթոդը [3]:

- Մշակվել են Ռայսի բաշխման պարամետրերի գնահատման համար նոր էմպիրիկ բանաձևեր, որոնք ճշտությամբ մրցունակ են Ռայսի բաշխման պարամետրերի գնահատման հայտնի ալգորիթմներից [4, 5]:

- Ստեղծվել է ալգորիթմա-ծրագրային համալիր՝ առաջարկված մեթոդների արդյունքների հաշվարկման ու ստուգման, Ռայսի բաշխմամբ պատկերի որակի գնահատման և գրաֆիկորեն արտածման համար [1-5]:

**ԱՏԵՆԱԽՈՍՈՒԹՅԱՆ ԹԵՄԱՅԻ ՇՐՋԱՆԱԿՆԵՐՈՒՄ ՀՐԱՏԱՐԱԿՎԱԾ
ԱՇԽԱՏՈՒԹՅՈՒՆՆԵՐԸ**

1. Liana Andreasyan. Comparative Analysis of Methods for Estimation of Rice Distribution Parameters. WSEAS Transactions on Signal processing, 21, 2025, pp. 59-65. DOI: 10.37394/232014.2025.21.8.
2. David Asatryan, Liana Andreasyan, Grigor Sazhumyan, “Full-Reference Image Quality Assessment Procedure Based on Rice Distribution Model”, Mathematical Problems of Computer Science, Vol. 63(2025), pp.7–13. <https://doi.org/10.51408/1963-0127>.
3. David Asatryan, Liana Andreasyan, Grigor Sazhumyan, “Local Restoration of Images Distorted by Rician Noise”, CSIT-2025 International Conference, Yerevan, pp.201-204.
4. David Asatryan, Liana Andreasyan, Grigor Sazhumyan, “Empirical Formulas for Estimating the Rice Distribution Parameters”, Programming and Computer Software, Vol. 51, No. 8, 2025, pp. 879-883. DOI: 10.1134/S0361768825700628.
5. Давид Асатрян, Лиана Андреасян, Григор Сажумян, “Эмпирические формулы для оценки параметров распределения Райса”, Труды ИСП РАН, том 38, вып. 3, часть 2, 2026.

РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ АНАЛИЗА, ОЦЕНКИ И УЛУЧШЕНИЯ КАЧЕСТВА ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МОДЕЛИРОВАНИЯ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ РАЙСА

Л. К. Андреасян

Анализ научной литературы показывает, что, несмотря на значительный прогресс в развитии технологий цифровой обработки изображений, до сих пор отсутствуют подходы, процедуры и алгоритмы, демонстрирующие одновременно высокую эффективность в задачах оценки и оптимизации качества искаженных изображений для достаточно широкого диапазона искажений.

Основной мотивацией для использования распределения Райса в качестве математической модели является то, что схема формирования распределения Райса очень похожа на схему формирования сигналов, возникающих в системе МРТ. Это обстоятельство создает возможность отделения случайных и регулярных компонентов от сигнала. Позже выяснилось, что подобные проблемы возникают и в других областях — в радиотехнике, медицине и других. Наиболее важным способом решения проблемы разделения является оценка параметров распределения с максимально возможной точностью, поэтому она находится в центре внимания всех исследователей.

Следует отметить, что распределение Райса не получило широкого применения в современных задачах обработки изображений из-за сложности методов оценки параметров распределения Райса, их относительно низкой точности и производительности..

Данная работа посвящена проблемам обработки изображений с использованием математических методов, в которых применяются модели, основанные на распределении Райса. В работе представлены новые подходы к анализу изображений с использованием закона распределения Райса, которые повышают эффективность применяемых методов.

Цель диссертации — усовершенствование методов оценки параметров с использованием моделирования распределения Райса, исследование и разработка методов

анализа изображений, оценки качества и оптимизации. Для достижения этой цели были поставлены и решены следующие задачи:

1. Провести сравнительный анализ погрешности существующих методов оценки параметров распределения Райса и классифицировать их по точности.
2. Разработать методы оценки параметров распределения Райса в виде простых эмпирических формул.
3. Исследовать существующие методы оценки качества изображения с использованием распределения Райса, провести сравнительный анализ для различных типов искажений.
4. Улучшить известный процесс, использующий свойства ограниченного диапазона в изображении, путем разработки эффективного инструментария.

Основные результаты, полученные в диссертации:

- Проведен сравнительный анализ ошибок методов оценки параметров распределения Райса и предложена новая процедура оценки параметра формы распределения для малых отношений сигнал-шум [1].
- Показано, что результаты моделирования, полученные с использованием моделей распределения Вейбулла и Райса по критериям среднеквадратичного отклонения и структурного сходства, а также типы искажений оценки среднего мнения (ОСМ - средняя экспертная оценка), полностью совпадают, в то время как для некоторых типов модель распределения Райса показывает лучшие результаты [2].
- Разработан улучшенный метод восстановления локальных областей искаженных изображений с использованием распределения Райса [3].
- Разработаны новые эмпирические формулы для оценки параметров распределения Райса, которые по точности сопоставимы с известными алгоритмами оценки параметров распределения Райса [4, 5].
- Разработан алгоритмо-программный комплекс для расчета и проверки результатов предлагаемых методов, оценки качества изображений с использованием распределения Райса и их графического отображения [1-5].

DEVELOPMENT OF METHODS FOR IMAGE ANALYSIS, QUALITY ASSESSMENT AND IMPROVING USING RICE DISTRIBUTION MODELING

L. K. Andreasyan

An analysis of the scientific literature reveals that, despite significant progress in digital image processing technologies, approaches, procedures, and algorithms that demonstrate both high efficiency in assessing and optimizing the quality of distorted images for a sufficiently wide range of distortions are still lacking.

The primary motivation for using the Rice distribution as a mathematical model is that the Rice distribution's formation scheme is very similar to the signal formation scheme generated by an MRI system. This circumstance makes it possible to separate random and regular components from the signal. It was later discovered that similar problems arise in other fields—radio engineering, medicine, and others. The most important way to solve this separation problem is to estimate the distribution parameters with the highest possible accuracy, which is why this issue remains the focus of research.

It should be noted that the Rice distribution has not found widespread application in modern image processing due to the complexity of methods for estimating the Rice distribution parameters, their relatively low accuracy, and their low performance.

The aim of this dissertation is to improve parameter estimation methods using Rice distribution modeling, research and development of image analysis methods, quality assessment and optimization. To achieve this goal, the following tasks were set and solved:

1. Conduct a comparative error analysis of existing methods for estimating the parameters of the Rice distribution and classify them by accuracy.
2. Develop methods for estimating the parameters of the Rice distribution in the form of simple empirical formulas.
3. Investigate existing methods for image quality assessment using the Rice distribution and conduct a comparative analysis for various types of distortions.

4. Improve a well-known process that exploits the limited-range properties of an image by developing effective tools.

The main results obtained in the dissertation:

- A comparative analysis of errors in methods for estimating Rice distribution parameters was conducted, and a new procedure for estimating the distribution shape parameter for low signal-to-noise ratios was proposed [1].
- It has been shown that the simulation results obtained using the Weibull and Rice distribution models based on the criteria of root mean square deviation and structural similarity, as well as the types of distortions of the mean opinion score (MOS), are completely consistent, while for some types, the Rice distribution model shows better results [2].
- An improved method for restoring local areas of distorted images using the Rice distribution was developed [3].
- New empirical formulas have been developed for estimating Rice distribution parameters, which are comparable in accuracy to known algorithms for estimating Rice distribution parameters [4, 5].
- An algorithmic software package has been developed to calculate and verify the results of the proposed methods, evaluate image quality using Rice distribution, and display them graphically [1-5].

