

RAQAMLI TASVIRLARNI QAYTA ISHLASHDA SHOVQINNI KAMAYTIRISH USULLAR

Jo'raboyeva Hurixon Axmadjon qizi

hurixonjoraboyeva07@gmail.com

Jo'raboyeva Bibifotima Arabboy qizi

joraboyevabibifotima@gmail.com

Dalibekov Lochinbek Rustambekovich

O'qituvchi

Annotatsiya

Raqamli tasvirlarda shovqin paydo bo'lishi tasvir sifatini pasaytiradi va turli sohalarda, jumladan tibbiyot, sanoat, sun'iy intellekt va kompyuter grafikasi loyihalarida natijaviy ishlashga salbiy ta'sir ko'rsatadi. Shovqinni kamaytirish turli yondashuvlar orqali amalga oshiriladi, jumladan an'anaviy lineer va no-lineer filtrlar, transformatsion metodlar, statistik adaptiv usullar hamda mashina o'rganish va chuqur o'rganish algoritmlari. Natijalar shuni ko'rsatadiki, har bir yondashuvning o'ziga xos afzallik va cheklovlari mavjud bo'lib, ularni vaziyatga moslashtirish orqali tasvir sifatini maksimal darajada yaxshilash mumkin. Turli usullarni solishtirish va PSNR hamda SSIM kabi metrikalar asosida baholash ularning samaradorligini raqamli jihatdan aniqlash imkonini beradi. Shu bilan birga, maqola natijalari turli sohalarda amaliy qo'llanish imkoniyatlarini ko'rsatadi va kelajakda yanada samarali shovqinni kamaytirish algoritmlarini ishlab chiqish uchun asos yaratadi [1–9].

Kalit so'zlar: Raqamli tasvir, shovqini kamaytirish, filtrlar, transformatsion metodlar, adaptiv filtrlar, chuqur o'rganish, konvolyutsion neyron tarmoqlari (CNN), PSNR, SSIM.

Annotation

The appearance of noise in digital images reduces image quality and negatively affects the resulting performance in various fields, including medicine, industry, artificial intelligence and computer graphics projects. Noise reduction is carried out through various approaches, including traditional linear and nonlinear filters, transformation methods, statistical adaptive methods, and machine learning and deep learning algorithms. The results show that each approach has its own advantages and limitations, and by adapting them to the situation, image quality can be maximally improved. Comparing different methods and evaluating them based on metrics such as PSNR and SSIM allows us to numerically determine their effectiveness. At the same time, the results of the article show the possibilities of practical application in various fields and create a basis for the development of more effective noise reduction algorithms in the future [1–9].

Keywords: Digital image, noise reduction, filters, transformation methods, adaptive filters, deep learning, convolutional neural networks (CNN), PSNR, SSIM.

Аннотация

Появление шума в цифровых изображениях снижает качество изображения и негативно влияет на результирующие характеристики в различных областях, включая медицину, промышленность, искусственный интеллект и проекты компьютерной графики. Шумоподавление осуществляется различными подходами, включая традиционные линейные и нелинейные фильтры, методы преобразования, статистические адаптивные методы, а также алгоритмы машинного обучения и глубокого обучения. Результаты показывают, что каждый подход имеет свои преимущества и ограничения, и, адаптируя их к ситуации, можно максимально улучшить качество изображения. Сравнение различных методов и их оценка на основе таких метрик, как PSNR и SSIM, позволяет численно определить их эффективность. В то же время результаты статьи демонстрируют возможности практического применения в различных областях и создают основу для разработки более эффективных алгоритмов шумоподавления в будущем [1–9].

Ключевые слова: Цифровое изображение, шумоподавление, фильтры, методы преобразования, адаптивные фильтры, глубокое обучение, сверточные нейронные сети (CNN), PSNR, SSIM.

Kirish

Raqamli tasvirlarni qayta ishlash zamonaviy texnologiyalarning ajralmas qismi bo'lib, u turli sohalarida, jumladan tibbiyotda diagnostik tasvirlarni tahlil qilish, sanoat



jarayonlarini monitoring qilish, sun'iy intellekt va kompyuter grafikasi sohalarida keng qo'llaniladi. Tasvir sifatining yuqori darajada bo'lishi natijaviy ishlashni ta'minlash uchun muhimdir, ammo amaliyotda tasvirlarda turli xil shovqinlar paydo bo'lishi tabiiy

hodisa hisoblanadi. Shovqinlar asosan sensor xatoliklari, kvantlash jarayonidagi noaniqliklar, uzatishdagi raqamli xatoliklar yoki atrof-muhit omillari tufayli yuzaga keladi va ular tasvirlarning aniqligi va vizual sifatini sezilarli darajada pasaytiradi. Shovqinni kamaytirish tasvirni qayta ishlash jarayonida sifati yuqori natijaga erishishning muhim sharti bo'lib, turli algoritmik yondashuvlar, jumladan filtrlar, transformatsion metodlar va zamonaviy mashina o'rganish yondashuvlari orqali amalga oshiriladi. Tadqiqotning maqsadi – turli shovqin kamaytirish usullarini sistematik tarzda tahlil qilish, ularning samaradorligini solishtirish va amaliy qo'llanilish imkoniyatlarini aniqlashdir. Shu bilan birga, tasvir sifatini baholash mezonlari va zamonaviy algoritmning afzallik hamda cheklovlari ham ko'rib chiqiladi, bu esa kelajakda yanada samarali raqamli tasvirlarni qayta ishlash strategiyalarini ishlab chiqish uchun asos yaratadi.

Raqamli tasvirlarni qayta ishlashda shovqinni kamaytirish turli yondashuvlar orqali amalga oshiriladi va har bir usulning o'ziga xos afzalliklari va cheklovlari mavjud. An'anaviy filtrlar orasida lineer filtrlash eng keng tarqalgan yondashuvlardan biri bo'lib, o'rtacha va Gauss filtrlari tasvirdagi yuqori chastotali shovqinlarni yumshatish orqali vizual sifatni oshiradi, biroq ba'zi hollarda tasvirning chegaralari noaniqlashishi yoki detallarining yo'qolishi kuzatiladi [1, 2]. Shu bilan birga, no-lineer filtrlash usullari, jumladan median va bilateral filtrlari, impuls shaklidagi shovqinni samarali kamaytiradi va tasvirning strukturasini, ayniqsa chekkalarini saqlash imkonini beradi [2, 3]. Transformatsion yondashuvlar, xususan Fourier va Wavelet transformatsiyalari, shovqinni chastotaviy domenlarda aniqlash va kamaytirishga imkon beradi, bu esa murakkab strukturalar va teksturalarga ega tasvirlarda yuqori samaradorlik ko'rsatadi [7]. Statistik yondashuvlar, masalan adaptiv filtrlar va maksimal ehtimollik usullari, tasvirdagi shovqinning lokal xususiyatlarini hisobga olib, uni kontekstual ravishda kamaytiradi va turli shovqin turlariga moslashadi [6]. Zamonaviy yondashuvlarda chuqur o'rganish algoritmari katta ahamiyat kasb etadi; konvolyutsion neyron tarmoqlari (CNN) va autoencoderlar shovqinli va toza tasvirlar o'rtasidagi murakkab munosabatlarni o'rganib, yuqori aniqlikda shovqinni kamaytiradi va an'anaviy filtrlar bilan erishib bo'lmaydigan natijalarni beradi [5, 8, 9]. Shovqinni kamaytirish samaradorligini baholashda PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) va SSIM (Structural Similarity Index) kabi kvantitativ metrikalar ishlatiladi, ular filtrlangan tasvirning vizual va strukturaviy sifatini aniqlashda muhim rol o'ynaydi [4, 5]. Shu yondashuvlarning kombinatsiyasi turli shovqin turlarini aniqlash, kamaytirish va tasvir sifatini maksimal darajada saqlash imkonini beradi, bu esa raqamli tasvirlarni tahlil qilish va amaliy qo'llashda yuqori sifatni ta'minlashga xizmat qiladi.

Raqamli tasvirlarni qayta ishlashda turli shovqinni kamaytirish usullarini qo'llash natijalari ularning samaradorligini aniq ko'rsatadi. Lineer filtrlash usullari, jumladan o'rtacha [1] va Gauss filtrlari [1, 2], yuqori chastotali shovqinni sezilarli

darajada kamaytiradi, ammo ba'zi hollarda tasvirning chekkalari noaniqlashadi va detalarning yo'qolishi kuzatiladi. No-lineer filtrlash usullari, masalan median [2, 3] va bilateral filtrlari [3], tasvirning strukturasi saqlagan holda impuls shovqinni samarali bartaraf etadi, bu esa yuzlar yoki ob'ekt chegaralarini aniqroq ko'rsatishga yordam beradi. Transformatsion yondashuvlar, xususan Fourier [7] va Wavelet transformatsiyalari [7], shovqinni chastotaviy domenlarda ajratib olib, uni selektiv tarzda kamaytiradi va teksturalar yoki murakkab strukturalar bilan ishlashda yuqori natija beradi. Statistik yondashuvlar, xususan adaptiv filtrlar [6] va maksimal ehtimollik usullari [6], shovqining lokal xususiyatlarini hisobga olib, tasvirning ma'lum qismlarida sifatni saqlashga imkon yaratadi, bu esa tasvir tahlilida qo'llaniladigan vaziyatlarda katta afzallik beradi. Zamonaviy chuqur o'rganish yondashuvlari, masalan konvolyutsion neyron tarmoqlari (CNN) [5, 8] va autoencoderlar [9], an'anaviy metodlar bilan erishib bo'lmaydigan yuqori sifatdagi tasvirlarni yaratadi va tasvirlar orasidagi shovqinni samarali ajratadi. Turli usullarni solishtirishda PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) [4, 5] va SSIM (Structural Similarity Index) [4, 5] metrikalari ishlatiladi, ularning qiymatlari filtrlangan tasvirlarning vizual va strukturaviy sifatini raqamli jihatdan baholash imkonini beradi. Masalan, median filtrlash bilan olingan natijada PSNR ko'rsatkichlari lineer filtrlar bilan solishtirganda sezilarli darajada oshadi va SSIM qiymatlari tasvirning strukturaviy o'xshashligini yuqori darajada saqlashini ko'rsatadi [3, 4]. Shu tarzda, turli shovqinni kamaytirish usullari vizual ko'rinish va kvantitativ metrikalar asosida tahlil qilinadi, bu esa ularning kuchli va zaif tomonlarini aniqlashga hamda amaliy qo'llaniladigan optimal algoritmnini tanlashga yordam beradi [1–9].

Turli shovqinni kamaytirish usullarining natijalari ularning samaradorligini aniq ko'rsatadi. Lineer filtrlash usullari [1, 2] oddiy va tez ishlashiga qaramay, ba'zi hollarda tasvir chekkalarini noaniqlashtiradi va detal yo'qolishiga olib keladi, shu sababli ular murakkab teksturalar yoki diagnostik tasvirlarda cheklangan qo'llaniladi. No-lineer filtrlar, masalan median [2, 3] va bilateral filtrlari [3], tasvir strukturasi va chekkalarni saqlashda ancha samarali bo'lib, impuls shovqini kamaytirishda yuqori natija beradi, bu esa real amaliyotda, masalan tibbiy yoki sanoat tasvirlarida juda muhimdir. Transformatsion metodlar, jumladan Fourier va Wavelet transformatsiyalari [7], shovqinni chastotaviy domenlarda selektiv kamaytirishga imkon beradi va murakkab strukturalarga ega tasvirlarda yuqori aniqlikni ta'minlaydi, biroq hisoblash murakkabligi va resurs talab qilishi ularning ba'zi real vaqtda ishlash imkoniyatlarini cheklaydi. Mashina o'rganish va chuqur o'rganish yondashuvlari, masalan CNN [5, 8] va autoencoderlar [9], an'anaviy usullarga nisbatan yuqori samaradorlik ko'rsatadi va turli shovqin turlarini avtomatik aniqlash imkonini beradi, ammo ular katta hajmdagi o'qitish ma'lumotlari va hisoblash resurslarini talab qiladi. Amaliy qo'llanish sohalarida ushbu yondashuvlar turlicha qo'llanilishi mumkin: tibbiyotda diagnostik

tasvirlarni yaxshilash, sanoatda sifat nazorati, sun'iy intellekt tizimlarida tasvir tahlili va kompyuter grafikasi loyihalarida vizual sifatni oshirish. Kelajakda tadqiqotlar shovqin kamaytirish algoritmlarini tezroq va kam resurs talab qiladigan shaklda ishlab chiqish, turli shovqin turlariga moslashuvchan yondashuvlarni yaratish hamda chuqur o'rganish modellarining umumiylovchi oshirishga qaratilishi mumkin [1]. **Xulosa**

Raqamli tasvirlarni qayta ishlash jarayonida shovqinni kamaytirish turli yondashuvlar yordamida samarali amalga oshirilishi mumkin. An'anaviy lineer filtrlar [1, 2] oddiy va tezkor ishlash imkonini berar ekan, tasvir detallari va chekkalarni saqlash bo'yicha ba'zi cheklovlariga ega. No-lineer filtrlar, masalan median va bilateral filtrlari [2, 3], shovqinni kamaytirish bilan birga tasvir strukturasi va chegaralarni saqlashga yordam beradi, bu esa murakkab yoki diagnostik tasvirlar uchun juda muhimdir. Transformatsion metodlar, jumladan Fourier va Wavelet transformatsiyalari [7], shovqinni chastotaviy domenlarda aniqlash va selektiv tarzda kamaytirish orqali yuqori sifatni ta'minlaydi, statistik va adaptiv filtrlar [6] esa tasvirning lokal xususiyatlarini hisobga olib shovqinni kontekstual tarzda kamaytiradi. Shu bilan birga, zamonaviy mashina o'rganish va chuqur o'rganish algoritmlari, xususan konvolyutsion neyron tarmoqlari va autoencoderlar [5, 8, 9], an'anaviy metodlar bilan erishib bo'lmaydigan yuqori aniqlikdagi natijalarni beradi va turli shovqin turlarini avtomatik aniqlash hamda bartaraf etishda yuqori samaradorlikni ta'minlaydi. Tadqiqot natijalari shuni ko'rsatadiki, turli usullarni kombinatsiyalash va ularni vaziyatga moslash orqali shovqinni kamaytirish samaradorligini maksimal darajada oshirish mumkin. Amaliy jihatdan, bu natijalar tibbiyotda diagnostik tasvirlarni aniqligini oshirish, sanoatda sifat nazoratini kuchaytirish, sun'iy intellekt tizimlarida vizual ma'lumotlarni to'g'ri tahlil qilish hamda kompyuter grafikasi va multimedia loyihalarida vizual sifatni yaxshilash kabi keng qo'llanilish imkoniyatlarini beradi. Shu tarzda, turli yondashuvlarning o'ziga xos afzallik va cheklovlarini hisobga olib, eng optimal algoritmnı tanlash raqamli tasvirlarni qayta ishlash sifatini sezilarli darajada oshiradi va kelajakdagi tadqiqotlar uchun mustahkam ilmiy asos yaratadi [1–9].

Foydalanilgan adabiyotlar

- 1 Gonzalez R.C., Woods R.E. *Digital Image Processing*. 4th Edition. Pearson, 2018.
- 2 Jain A.K. *Fundamentals of Digital Image Processing*. Prentice Hall, 1989.
- 3 Buades A., Coll B., Morel J.M. *A Non-Local Algorithm for Image Denoising*. CVPR, 2005.
- 4 Dabov K., Foi A., Katkovnik V., Egiazarian K. *Image Denoising by Sparse 3D Transform-Domain Collaborative Filtering*. IEEE Transactions on Image Processing, 2007.

- 5 Zhang K., Zuo W., Chen Y., Meng D., Zhang L. *Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising*. IEEE Transactions on Image Processing, 2017.
- 6 Rudin L.I., Osher S., Fatemi E. *Nonlinear Total Variation based Noise Removal Algorithms*. Physica D, 1992.
- 7 Starck J.-L., Murtagh F., Fadili J. *Sparse Image and Signal Processing: Wavelets and Related Geometric Multiscale Analysis*. Cambridge University Press, 2010.
- 8 Burger H.C., Schuler C.J., Harmeling S. *Image Denoising: Can Plain Neural Networks Compete with BM3D?* CVPR, 2012.
- 9 Buades A., Coll B., Morel J.M. *Non-Local Means Denoising*. Image Processing On Line, 2011.