

TASVIR O'XSHASHLIGINI ANIQLOVCHI ALGORITMLARNING NATIJASI BO'YICHA TAHLILI

Normo'minov Akbar Kamol o'g'li

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi Toshkent axborot texnologiyalari universiteti
normominovakbar@gmail.com, +998998272295

ANNOTATSIYA

Bu maqolada, tasvirlarni taqqoslovchi va o'xshashligini aniqlovchi algoritmlar SSIM, Zich Vektorli Tasvir, SIFT, va Local Binary Pattern (LBP) algoritmlarining tasvirlarni taqqoslashda yaxshiroq natija berish bo'yicha foydalanganligi va xususiyatlarini tahlil qilamiz. Ushbu maqola, tasvirlarni taqqoslovchi algoritmlarning amaliy foydalanish sohasida, tadqiqotlar va diagnostik uchun yaxshi natijalar olishda qanday muhim rol tutishini ta'kidlaydi. Har bir algoritmning xususiyatlari va chegaralari ta'riflangan, natijalarini taqqoslash sohasidagi muhimliklari doimiy ravishda belgilanib, ularni tanlashda kerakli bo'lgan sabablar bayon etilgan.

Kalit so'zlar: Struktural o'xshashlik indeksi, kontur, zich vektorli tasvirlar, scale-invariant xususiyat, markaziy nuqtalar, scale-invariant xususiyat, descriptor.

Strukturaviy o'xshashlik indeksi (SSIM)(Structural Similarity Index):

SSIM, tasvirni asl tasvirga nisbatan qanday tashkil etishini baholashda ishlataladi. U tasvirlar o'rtasidagi struktura o'zgarishlarini aniqlaydi. SSIM inson ko'zining ko'rsatgichlariga o'xshash hissiyot yaratadi va natijada yuqori sifatli taqqoslash natijalarini beradi.

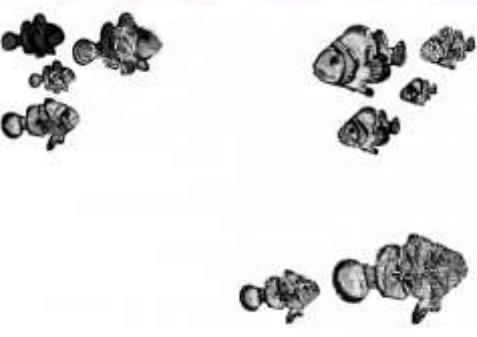
Struktural o'xshashlik indeksi (SSIM), ikki tasvir (masalan, boshqa o'zgaruvchilarning alohida olishlarining natijasida olingan) o'rtasidagi struktural o'xshashlikni baholash uchun ishlataladigan bir algoritm. SSIM indeksi, ikki tasvir o'rtasidagi sozlashlarning vaqtincha o'zgarishi, kontrasti, ranglar, tekstura va boshqa ko'rsatkichlarni o'z ichiga oladi. Ushbu indeksning yuqori qiymati, tasvirlarning yaxshi o'xshashlikni anglatadi va 1 ga yaqin bo'lganda, tasvirlar bir-biriga ko'ra eng o'xshashlikni anglatadi.

Tasvirlani farqlarni solishtirish va ikkita rasm o'rtasidagi aniq tafovutlarni aniqlash uchun biz tasvir sifatini baholashda joriy qilingan Strukturaviy o'xshashlik indeksidan (SSIM) foydalanishimiz mumkin. SSIM tasvir sifatini baholash usuli bo'lib, ma'lumotnomasi va buzilgan tasvir o'rtasidagi mahalliy ma'lumotlarning statistik xususiyatlariga asoslangan strukturaviy o'xshashlikning degradatsiyasini baholaydi. SSIM qiymatlari diapazoni [-1, 1] oraliq'ida cho'ziladi, unda butun tasvir uchun SSIM qiymati barcha individual natijalari bo'yicha o'rtacha sifatida hisoblanadi. Ushbu usul allaqachon tasvirni qayta ishslash uchun scikit-image

kutubxonasiga joylashtiriligan uni ishlatish uchun terminal orqali scikit-imageni o'rnatish kerak o'rnatish buyrug'i quydagicha pip install scikit-image ko'rinishda bo'ladi. `skimage.metrics.structural_similarity()` funktsiyasi orqali tasvirlarni taqqoslaydi va farqli tasvirni qaytaradi. Bu funktsiyada score yuqori o'xshashlikni ifodalovchi yuqori qiymatlarga ega bo'lgan ikkita rasm orasidagi o'rtacha SSIM ballini ifodalaydi. Tasvir diff haqiqiy tasvir farqlarini o'z ichiga oladi va qorong'u hududlarda ko'proq nomutanosiblik mavjud. Kattaroq nomutanosiblik joylari qora rangda, kichikroq farqlar esa kulrang rangda ta'kidlangan. Mana bir misol:

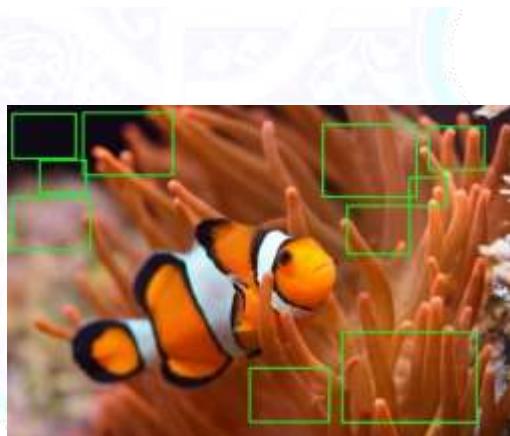
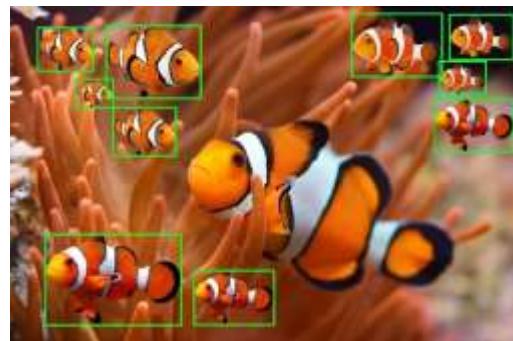


Tasvirdagi farqlar



Ikki rasmni solishtirgandan so'ng SSIM bali ularning juda o'xshashligini ko'rsatadi. O'xshashlik balli: 89,462%

Ikki rasm o'rtasidagi aniq farqlarni tasavvur qilish uchun biz har bir kontur bo'ylab takrorlashimiz, kichik shovqinlarni olib tashlash uchun minimal chegara maydonidan foydalangan holda filtrlashimiz va cheklovchi quti bilan nomuvofiqliklarni ajratib ko'rsatishimiz mumkin.



Cheklovlar: Ushbu usul juda yaxshi ishlayotgan bo'lsada, ba'zi muhim cheklovlar mavjud. Ikki kiritilgan tasvir bir xil o'lchamlarga ega bo'lishi kerak va

shuningdek, masshtablash, tarjimalar, aylanishlar va buzilishlar kabi xolatlarda yaxshi natija bermaydi. SSIM ham shovqinli tasvirlarda unchilik yaxshi ishlamaydi.

Zich vektorli tasvirlar:

Zich vektorli tasvir, tasvirlarni vektorlarga o‘girib, ularning o‘zaro taqqoslashda foydalaniladi. Bu algoritm tasvirlardagi o‘zgaruvchanliklarni aniqlab olish va tasviri taqqoslashda yuqori hisoblash qobiliyatiga ega.

Odatda, ikkita rasm mutlaqo bir xil bo’lmaydi. Ular biroz boshqacha fon, o’lchamlar, qo‘sishmchalar/ayirishlar yoki o’zgartirishlar (miqyosda, aylantirilgan, qiyshiq) o‘zgarishlarga ega bo’lishi mumkin. Boshqacha qilib aytganda, biz to‘g‘ridan-to‘g‘ri pikseldan pikselga yondashuvdan foydalana olmaymiz, chunki o‘zgarishlar bilan muammo piksel o‘xhashligini aniqlashdan ob‘ektga o‘xhashlikka o‘tadi. Biz individual piksel qiymatlarini solishtirish o‘rniga chuqr o‘rganish funksiya modellariga o’tishimiz kerak.

Bir xil va deyarli o‘xhash tasvirlarni aniqlash uchun biz tasvirlar uchun zich vektor ko‘rinishlarini hisoblashning oson usulini ta’minlovchi kutubxonadan va OpenAI kontrastiv til-tasvirni oldindan o‘rgatish(CLIP) modelidan foydalanishimiz mumkin. Algoritm g‘oyasi barcha tasvirlarni vektor fazosiga kodlash va keyin tasvirlar juda o‘xhash joylarga mos keladigan yuqori zichlikdagi hududlarni topishdir. Ikkita rasm solishtirilganda, ular orasida ball 0 dan 1.00 gacha berladi. Ikkita tasviri o‘xhash yoki farqli deb aniqlash uchun chegara parametridan foydalanishimiz mumkin. Pastroq chegara undagi o‘xhash tasvirlar kamroq bo‘lgan klasterlarga olib keladi. Aksincha, yuqori chegara ko‘proq o‘xhash tasvirlarga ega bo‘lgan klasterlarga olib keladi. 1.00 Ikki nusxadagi rasm ikkita rasmning bir xilligini anglatuvchi ballga ega bo’ladi. O‘xhash tasvirlarni topish uchun biz chegarani istalgan ixtiyoriy qiymatga o‘rnatishimiz mumkin, aytaylik 0.9. Misol uchun, agar ikkita rasm o‘rtasidagi aniqlangan ball undan katta bo‘lsa, 0.9ular deyarli o‘xhash tasvirlar degan xulosaga kelishimiz mumkin.



Ikkita nusxadagi rasmlarni aniqlash

Uxshashligi (Odan 1 gacha oraliqda): 94.515%

./img\c2.jpg

./img\c1.jpg



Uxshashligi (0dan 1 gacha oraliqda): 87.996%

./img2\f1.jpg

./img2\f2.jpg



Uxshashligi (0dan 1 gacha oraliqda):

100.000%

./img2\f1 copy.jpg

./img2\f1.jpg

Scale-invariant xususiyat transformatsiyasi (SIFT) SIFT (Scale-Invariant Feature Transform):

SIFT, tasvirlardagi markaziy nuqtalarni aniqlashda va ularidan invariant xususiyatlarni olishda ishlataladi. U tasvirlar o'rtasidagi invariant markaziy nuqtalarni aniqlashda yuqori muvaffaqiyat ko'rsatadi va tasvirni taqqoslash uchun moslashtirishlarni tashkil etadi.

Scale-invariant xususiyat transformatsiyasi (SIFT) tasvirni tasniflash vazifalarida keng qo'llaniladigan xususiyatlarni ajratib olish usuli hisoblanadi. Bu xususiyat tasvirlarning miqyosi va yo'nalishiga o'zgarmas va yorug'lilik tebranishlari, shovqin, tasvirlardagi kichik ko'rinishdagi o'zgarishlarga chidamli. Ushbu xususiyatlar tasvirdagi hujayralar turli o'lcham va yo'nalishlarga ega bo'lsa, SIFT xususiyati tasvirdagi bir nechta asosiy nuqtalardan iborat bo'lib, orientatsiya(nuqtaning atrofidagi nuqtalarga nisbatan turgan joyi) va tanlangan asosiy nuqtalar atrofidagi hududning tegishli deskriptoriga ega. SIFT asosiy nuqtalarini Gauss piramidasining DoG(Difference of Gaussians) deb nomlanuvchi turli xil tasvir shkalalari orqali qidiriladi. Asosiy nuqtalar tasvir shkalasi piramidasining 3D qo'shnisida mahalliy

maksimal nuqtalarni tanlash orqali tanlanadi. Har bir asosiy nuqta uchun aylanish o‘zgarmasligiga erishish uchun dominant yo‘nalish aniqlanadi. SIFT deskriptorlari har bir tanlangan asosiy nuqtaning mahalliy ko‘rinishini tavsiflash uchun asosiy nuqtalar atrofidagi tasvir gradientlarining histogrammasi sifatida hisoblanadi.

Bu algoritmga misol sifatida Bill Geytsning 2ta tasvirini olib SIFT algoritm bo'yicha taqoslaymiz.



Natija: 2ta tasvir SIFT algoritmi yordamida aniqlangan keypoint(nuqta)larni ikki tasvir orasida taqqoslab o‘xshashligini topadi va shu o‘xshashliklarni vizual ko‘rinishda ko‘rsatadi.



2-marta bir xil rasmni o‘zini taqqoslab ko‘ramiz ya’ni



Natijasi: 2ta tasvir birlashtirib uxshash soxalari belgilangan xolati.



<https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/scale-invariant-feature-transform>

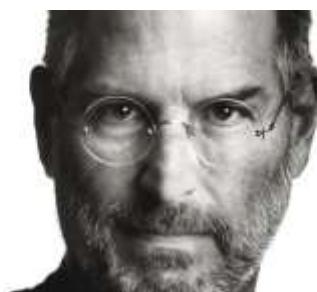
Local binary pattern

LBP har bir pikselni o‘zining o‘quv-tahrirlashli yonidagi to‘rt qo‘shma intensivliklarini qo‘llaydi. Bu algoritm tasvirlardagi mahsus manzaralar, texnalar yoki uslubiy o‘zgaruvchanliklarni aniqlashda yaxshi natijalar beradi va tasvirni taqqoslashda yuqori amaliy hisoblash qobiliyatiga ega.

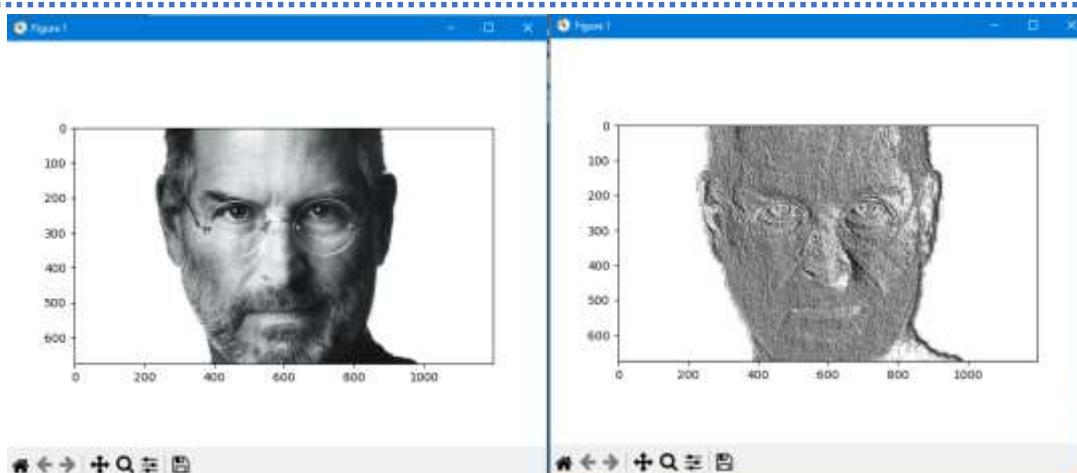
Bu algoritm **tomografik**, **ekg** kabi tasvirlarni yani kulrang ranglilarni farqlashda **va yuzni aniqlashda ishlatish uchun yaxshi algoritm**. Mahalliy ikkilik naqsh (**LBP**) oddiy, ammo juda samarali tekstura operatori bo‘lib, **u har bir pikselning qo’shniligini chegaralash orqali tasvirning piksellarini belgilaydi va natijani ikkilik raqam sifatida ko’rib chiqadi**.

Diskriminativ quvvati va hisoblashning soddaligi tufayli LBP tekstura operatori turli ilovalarda mashhur yondashuvga aylandi. Bu tekstura tahlilining an’anaviy ravishda ajralib turuvchi statistik va strukturaviy modellariga birlashtiruvchi yondashuv sifatida qaralishi mumkin. Ehtimol, LBP operatorining haqiqiy ilovalardagi eng muhim xususiyati, masalan, yorug‘lik o‘zgarishi natijasida kelib chiqqan monotonik kulrang o‘zgarishlarga chidamliligidir. Yana bir muhim xususiyat - bu hisoblashning soddaligi, bu esa qiyin real vaqt sozlamalarida tasvirlarni tahlil qilish imkonini beradi.

Misol keltiramiz:



Natijasi:



http://www.scholarpedia.org/article/Local_Binary_Patterns

Xulosa:

Xulosa quyidagicha bo‘lib, SSIM tasvirlar o‘rtasidagi struktura o‘zgarishlarini aniqlashda va tasvirni taqqoslashda yuqori sifatli natijalar beradi. Zich Vektorli tasvirlarni vektorlarga o‘girib, tasvirlardagi o‘zgaruvchanliklarni aniqlab olishda yuqori samaradorlik ko‘rsatadi. SIFT invariant markaziy nuqtalarni aniqlashda muvaffaqiyat qozonadi va tasvirlar o‘rtasidagi moslashtirishlarni ta’minlashda yaxshi natijalar beradi. LBP esa mahsus manzaralar, tomografik tasvirlar yoki uslubiy o‘zgaruvchanliklarni aniqlashda muvaffaqiyatli bo‘lib, tasvirlarni taqqoslashda yuqori sifatli natijalar olib keladi.

Foydalanilgan adabiyotlar ro‘yxati

1. Grossberg S. 1974. Neyron tarmoqlar orqali klassik va instrumental o‘rganish. Nazariy biologiyadagi taraqqiyot, jild. 3, bet. 51–141. Nyu-York: Akademik matbuot.
2. Hebb D. O. 1949. Xulq-atvorni tashkil etish. Nyu-York: Ilmiy nashrlar.
3. Kohonen T. 1984. O‘z-o‘zini tashkil etish va assotsiativ xotira. Axborot fanlari seriyasi, jild. 8. Berlin: Springer Verlag.
4. Rosenblatt R. 1959. Neyrodinamika tamoyillari. Nyu-York: Spartan kitoblari.
5. Widrow B. 1959 Adaptiv namunali ma'lumotlar tizimlari, moslashishning statistik nazariyasi. 1959. IRE WESCON konvensiyasi rekordi, 4-qism. Nyu-York: Radio muhandislari instituti.
6. Widrow V., Hoff M. 1960. Moslashuvchan kommutatsiya sxemalari. I960. IRE WESCON konvensiyasi rekordi. Nyu-York: Radio muhandislari instituti.