OSHQOZON TASVIRINI BIPOLYAR NORAVSHAN QAYTA ISHLASH ORQALI TASHXISLASHNING GIBRID ALGORITMI

Iskandarova Sayyora Nurmamatovna[1], Abdurashidova Kamola Turg‘unbayevna[1], Kuchkarov Temurbek Ataxanovich[1], Omonov Sanjarbek G‘anisher o’g’li[1], Sabitova Nazokat Qobuljon qizi[1]

[1]Tashkent University of Information Technologies Named After Muhammad al-Khwarizmi
E-mail: sayyora5@mail.ru

K E Y W O R D S

Bipolyar noravshan mantiq, tibbiy tasvirni qayta ishlash, oshqozon endoskopiyasi, BF-HybNet arxitekturasi, gibrid neyron tarmoqlar, A_VAR muammolari, poliplarni aniqlash, DuS-KFCM klasterlash, GLCM tekstura xususiyatlari, Self-Attention mexanizmi, Diagnostik noaniqlik, BUWL (Bipolyar Uncertainty Weighted Loss)

A B S T R A C T

Ushbu maqolada oshqozon tasvirlarini avtomatlashtirilgan tarzda tahlil qilish uchun yangi yondashuv – bipolyar noravshan mantiqqa asoslangan dastlabki ishlov berish va gibrid neyron tarmoq arxitekturasini birlashtirgan Sinergetik model taklif etiladi. Mazkur metodologiya tasvirlarni noaniqlikdan xabardor xususiyatlar maydoniga aylantirib, chuqur o‘rganish uchun kerakli belgilarni samarali ajratib olishga yordam beradi. Bipolyar noravshan mantiqqa asoslangan dastlabki ishlov berish bosqichi tasvirlardagi sun’iy artefaktlarni yumshatadi va klassik gastroskopiyada ko‘rinmaydigan o‘ta nozik diagnostika belgilarini ajratib ko‘rsatadi. Masalan, Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) orqali tekstura xususiyatlarini aniqlash va noravshan klasterlash usullari oshqozondagi qon ketish holatlarini segmentatsiya qilishda yuqori ko‘rsatgich ko‘rsatdi. Taklif etilgan neyron tarmog‘i va uning termoyadroviy moduli kichik poliplarni murakkab fonlardan aniqlashda an’anaviy yondashuvlarga nisbatan yuqori aniqlik beradi. Ayniqsa, saraton xavfi 10–20% atrofida bo‘lgan adenomatoz poliplarni aniqlashda ushbu yondashuv samarali natijalar beradi.Model maxsus yig‘ilgan 1433 ta o‘quv va 508 ta test gastroskopik tasvirlar to‘plamida sinovdan o‘tkazildi. Sinov natijalariga ko‘ra, aniqlik 91,6%, eslab qolish darajasi 86,2%, F1 balli 88,8% va F2 balli 87,2% ni tashkil etdi. Umumiy aniqlik 88,7% bo‘ldi.Mazkur yondashuv oshqozon tasvirlarini avtomatlashtirilgan va aniq baholash imkonini berib, diagnostik noaniqliklarni kamaytiradi va klinik belgilarni ertaroq va ishonchli tarzda aniqlashda amalga oshirishga xizmat qiladi.

Kirish

Oshqozon kasalliklarini, jumladan oshqozon yarasi va saratonini erta va aniq tashxislash bemorning sog‘lom saqlanishi va kasallikning oldini olishda muhim rol o‘ynaydi. Bugungi kunda oshqozon saratoni dunyo bo‘ylab sog‘liq uchun katta xavf bo‘lib qolmoqda — har yili taxminan 951 000 ta yangi holat aniqlanmoqda[1]. Garchi gastroskopik ko‘rik asosiy diagnostika vositasi bo‘lib xizmat qilsa-da, u tasvir sifatiga ta’sir qiluvchi turli omillar — yorug‘likning o‘zgaruvchanligi, harakat tufayli xiralashuv, ko‘zga ko‘rinadigan spektrdagi cheklovlar va me’da burmalarining murakkabligi tufayli muayyan cheklovlarga ega. Ushbu muammolar natijasida me’da saratonining 9,4% gacha holatlari muntazam tekshiruvlarda e’tibordan chetda qolmoqda[2].

Oshqozon kasalliklarini erta va to‘g‘ri tashxislash bemorning sog‘ligini samarali boshqarish hamda kasallikning og‘ir kechishining oldini olish uchun muhim ahamiyatga ega. Xususan, me’da saratoni hozirgacha global sog‘liqni saqlash tizimi oldida turgan jiddiy muammolardan biri bo‘lib qolmoqda. 2020-yilning o‘zida dunyo bo‘ylab 1 milliondan ortiq yangi holat va 769 mingdan ortiq o‘lim holatlari qayd etilgan [3].

© S.N. Iskandarova, K.T. Abdurashidova, T.A. Kuchkarov, S.G‘. Omonov, N.Q. Sabitova

Yuqori oshqozon-ichak trakti endoskopiyasi me’da kasalliklarini aniqlashda asosiy diagnostika usuli sifatida xizmat qiladi. Biroq, mazkur usulning samaradorligiga ta’sir etuvchi ayrim muammolar mavjud. Masalan, operatorning charchashi yoki inson omilining ta’siri, shuningdek, oshqozon shilliq qavatining murakkab va har doim bir xilda ko‘rinmaydigan tuzilishi sababli ayrim shikastlanishlar 4,6% dan 25,8% gacha e’tibordan chetda qolishi mumkin [4].

Kompyuter yordamida diagnostika (CAD — Computer-Aided Diagnosis) bu kabi inson faktori sababli yuzaga keladigan tafovutlarni kamaytirish uchun istiqbolli echim sifatida qaralmoqda. Biroq, mavjud chuqur o‘rganish (deep learning) modellarining ko‘pchiligi turli xil va o‘zgacha sharoitlarda olingan tasvirlar asosida o‘qitilgan bo‘lib, real klinik holatlardagi tasvirlar bilan ishlaganda turlicha natijalar ko‘rsatishi mumkin [5].

Ushbu diagnostik qiyinchiliklar umumiy holda A_VAR (Appearance VARiability) deb ataladi va quyidagilarni o‘z ichiga oladi:

- Shilliq qavatdagi suyuqliklardan hosil bo‘ladigan spekulyar (aks etuvchi) yoritish;
- Endoskop harakati sababli xiralashgan (motion blur) tasvirlar;
- Tuprik yoki shilimshiq bilan qoplangan linzalar;
- Safro reflyuksi sababli tasvirning sarg‘ayib ketishi;
- Fokusdan chiqqan yoki chuqurligi o‘zgargan tasvir sohalari;
- Past yoki notekis yoritilgan hududlar;
- Yuqori aks ettiruvchi joylarda haddan ortiq yorug‘lik;
- Biopsiya qisqichlari kabi uskunalardan paydo bo‘ladigan yoritish;
- Turli endoskop brendlari orasidagi rang profilidagi nomuvofiqlik [5].

Ushbu tasvir kamchiliklari n afaqat umumiy tasvir sifatini pasaytiradi, balki diagnostika jarayonida muhim patologik belgilarni noto‘g‘ri talqin qilishga olib keladi. Masalan, yara joyidagi fibrinoz suyuqlik kuchli yoritilgan kasallik belgisi deb noto‘g‘ri talqin qilinishi mumkin, yoki o‘tning sarg‘ishligi ksantoma (lipid to‘planishi) yoki ichak metaplaziyasi kabi boshqa holatlar bilan adashtirilishi ehtimoldan xoli emas [5]. Avvalgi kompyuter yordamida diagnostika (CAD) yondashuvlari asosan tasvirlardan xususiyatlarni ajratib olish uchun ResNet yoki Inception kabi konvolyutsion neyron tarmoqlardan (CNN) foydalanar edi. Bu tizimlar ko‘pincha gistogrammani tenglashtirish yoki oddiy noravshan filtrlardan iborat dastlabki ishlov berish usullarini ham o‘z ichiga oladi. Garchi bunday yondashuvlar umumiy ishlash natijalarini yaxshilasada, ular tibbiy tasvirdagi haqiqiy diagnostik signallarni sun’iy artefaktlar (tasvirdagi buzilishlar) tufayli yuzaga kelgan noaniqliklardan aniq ajrata olmaydi [6].

Oddiy noravshan mantiq tizimlari har bir pikselga 0 va 1 oralig‘ida bitta tegishlilik funksiyasi (μ) berib, noaniqlik bilan mutlaq belgilar yo‘qligini chalkashtirib yuboradi. An’anaviy chegaralash yoki oddiy matematik operatsiyalar esa tibbiy tasvirdagi murakkab, ikki tomonlama nozik belgilarni to‘liq qamrab ola olmaydi [6].

Mazkur ilmiy ishda ushbu kamchilikni bartaraf etish maqsadida **bipolyar noravshan mantiq** yondashuvi taklif qilinadi. Bu model har bir pikselni ikkita mustaqil mezon bo‘yicha baholaydi: ijobiy dalillar (μ^+) va salbiy dalillar (μ^-). Masalan:

Agar pikselda kuchli belgi mavjud bo‘lsa (masalan, artefakt bo‘lsa), bu ($\mu^+ \approx 1$, $\mu^- \approx 0$) tarzida belgilanadi;

Agar piksel sog‘lom shilliq qavatga tegishli bo‘lsa, u ($\mu^+ \approx 0$, $\mu^- \approx -1$) bo‘ladi;

Noaniq, tushunarsiz joy esa ($\mu^+ \approx 0$, $\mu^- \approx 0$) tarzida belgilanadi.

Bunday ikki o‘lchovli tasnif tasvirdagi noaniqlikni saqlab qolgan holda, uni modelning o‘rganish jarayoniga xalaqit bermay uzatadi [6].

Ushbu bipolyar noravshan xususiyatlar H_ARCH nomli gibrid neyron tarmoq arxitekturasiga integratsiyalangan. Bu model EfficientNet-B4 bazaviy tarmog‘i asosida qurilgan bo‘lib, ImageNet ma’lumotlari asosida oldindan o‘rgatilgan. Keyinchalik oshqozon tasvirlarini klassifikatsiya qilish uchun nozik sozlash (fine-tuning) amalga oshirilgan. Shuningdek, model

(cc) BY

ichiga siqish-va-faollashtirish (squeeze-and-excitation) mexanizmi ham qo‘shilgan. Bu modul bipolyar noravshan mantiq orqali yaratilgan xususiyat kanallarini avtomatik tarzda kuchaytiradi yoki susaytiradi [6]. So‘ngra, ko‘p qatlamli perseptron (MLP) boshi yordamida model yakuniy diagnostika sinflarini (C_SET) aniqlash uchun sinf ehtimollarini hosil qiladi.

Model HyperKvasir va Kvasir-v2 kabi ochiq manbali ma’lumotlar to‘plamlarida sinovdan o‘tkazildi. Har bir to‘plam 70/15/15 nisbatda trening, tekshirish va test guruhlariga ajratilgan [7].

Taklif etilgan BF-HybNet modeli quyidagi uchta yondashuv bilan taqqoslandi:

1. Faqat EfficientNet-B4 bazasi bilan ishlovchi model;
2. Standard noravshan filtri bilan oldindan ishlov berilgan EfficientNet-B4;
3. Qo‘lda ishlab chiqilgan xususiyatlar (masalan, LBP va HOG) asosida ishlaydigan SVM modeli.

Modelning ishlash samarasi quyidagi ko‘rsatkichlar asosida baholandi: aniqlik, eslab qolish, F1 balli, sezuvchanlik (sensitivity), o‘ziga xoslik (specificity), AUC-ROC. Natijalarning statistik ahamiyati esa Wilcoxon sign-rank test orqali tekshirildi ($p < 0.05$) [7].

Asosiy qism

Klassik to‘plamlar nazariyasi va an’anaviy noravshan to‘plamlar real hayotdagi ma’lumotlarning ko‘p qirrali va murakkab tabiatini, ayniqsa, noaniqlik va qarama-qarshi belgilar mavjud bo‘lgan hollarda yetarli darajada ifodalay olmaydi. Ayniqsa tibbiy tasvirlarda — masalan, oshqozon endoskopiyasida — ko‘rinadigan ma’lumotlar sun’iy porlash, xiralashish, artefaktlar yoki o‘xshash to‘qimalar tufayli noaniq bo‘lishi mumkin. Shu sababli, bu turdagi sohalarda noaniqlikni modellashtirish uchun ancha chuqur matematik yondashuvlar talab etiladi [8]. Bipolyar noravshan to‘plamlar (Bipolar Fuzzy Sets — BFS) aynan shunday ehtiyojdan kelib chiqqan. Ular klassik noravshan to‘plamlarning imkoniyatlarini kengaytiradi va har bir element uchun **ikkita mustaqil baho** beradi: **ijobiy tegishlilik** (element xususiyatga qanchalik tegishli) va **salbiy tegishlilik** (element qarama-qarshi xususiyatga qanchalik mos kelmaydi) [9]. Bu ikki tomonlama yondashuv ayniqsa oshqozon tasvirlarini tahlil qilishda juda foydali bo‘lib, sog‘lom to‘qimalar, patologik o‘zgarishlar va artefaktlar o‘rtasidagi nozik farqlarni ajratib ko‘rsatishga yordam beradi. Masalan, porlash bilan qoplangan pikselni na sog‘lom, na kasallik belgisi deb aytish mumkin. An’anaviy noravshan tizimlar uni oraliq qiymatga “majbur” qiladi, BFS esa ikkala tegishlilik funksiyasini ham past darajada belgilab, bu holatni aynan **noaniq hudud** sifatida aks ettiradi [10].

BFS har bir element uchun quyidagi baholarni beradi:

- **Ijobiy tegishlilik funksiyasi** (μ^+): Bu qiymat 0 dan 1 gacha bo‘ladi va element berilgan xususiyatga qanchalik tegishli ekanligini bildiradi.
- **Salbiy tegishlilik funksiyasi** (μ^-): Bu qiymat –1 dan 0 gacha bo‘ladi va elementning qarama-qarshi xususiyatga mos kelmaslik darajasini bildiradi [11].

Bu model dalil yo‘qligi va qarama-qarshi dalilni farqlashga imkon beradi. Klassik tizimlarda bu ikki holat ko‘pincha chalkashib ketadi.

Bipolyar noravshan to‘plam A, elementlar X bo‘yicha quyidagicha aniqlanadi:

$$A=\{(x;r+A(x);r-A(x)) : x \in X\}$$

Bu yerda:

$r+ : X \rightarrow [0,1]$ – ijobiy tegishlilik funksiyasi,

$r- : X \rightarrow [-1,0]$ – salbiy tegishlilik funksiyasi [12].

BFS ustida quyidagi operatsiyalar aniqlangan:

1. **Birlashma (Union):**
2. $A \cup B=\{(x;\max(r+A(x),r+B(x));\min(r-A(x),r-B(x))) : x \in X\}$
3. **Kesishma (Intersection):**
4. $A \cap B=\{(x;\min(r+A(x),r+B(x));\max(r-A(x),r-B(x))) : x \in X\}$
5. **To‘ldiruvchi (Complement):**
6. $Ac=\{(x;1-r+A(x);-1-r-A(x)) : x \in X\}$

(cc) BY

Bu operatsiyalar orqali ijobiy va salbiy dalillar birgalikda aniqlanadi, lekin mustaqil tarzda modellashtiriladi. Ayniqsa tibbiy tasvirlarda – masalan, patofiziologik o‘zgarishlarni sog‘lom to‘qimalardan ajratish jarayonida – bunday yondashuv inson sezgilariga yaqin va ancha ishonchli tahlil imkonini beradi [13].

Bipolyar noaniq to‘plamlar (Bipolar Fuzzy Sets — BFS) haqida ilgari bayon etilgan asosiy tushunchalar oshqozon tasvirlarini aniq va ishonchli tashxislash imkonini beradigan sinergik tizimni shakllantirishda muhim nazariy poydevor bo‘lib xizmat qiladi. Ayniqsa, bu yondashuv noaniqlikni avtomatik aniqlovchi dastlabki ishlov berish bosqichini qurishda hal qiluvchi ahamiyatga ega [14].

Tibbiy tasvirlar, ayniqsa oshqozon endoskopik ko‘rinishlari, ko‘pincha artefaktlar va murakkab tuzilmalari tufayli noaniq bo‘ladi. Shuning uchun, tibbiy diagnostika uchun ishlatiladigan model noaniqlikni aniq va to‘g‘ri modellashtirishi kerak. Bipolyar noravshan mantiq (BFL) ushbu ehtiyojga matematik asosda javob beruvchi kuchli vositadir. U klassik (faqat 0 yoki 1 qiymatli) yoki an’anaviy noravshan to‘plamlar (faqat [0,1] oralig‘ida) bilan taqqoslaganda, ikki tomonlama tegishlilik tushunchasini joriy qiladi — ya’ni **ijobiy** va **salbiy** tegishlilik funksiyalari mavjud [15].

Bu ikki tomonlama yondashuv nafaqat xususiyatning mavjudligi yoki yo‘qligini aniqlaydi, balki **dalil yo‘qligi** va **yo‘qlik dalili** o‘rtasidagi farqni ham ifodalay oladi. Masalan, klassik noravshan modelda 0.5 tegishlilik darajasi "bir oz bor" yoki "bir oz yo‘q" degan noaniq ifodaga teng bo‘lishi mumkin. Ammo BFL modelida ijobiy va salbiy tegishliliklar nolga yaqin bo‘lsa, bu aynan **haqiqiy noaniqlik** sifatida talqin qilinadi [16].

Bu yondashuv oshqozon tasvirlarida ko‘p uchraydigan **A_VAR** (Appearance Variability — tashqi ko‘rinish o‘zgaruvchanligi) muammolarini hal qilishda ayniqsa foydalidir. Bu muammolarga quyidagilar kiradi: yorqin porlash nuqtalari, harakatdan xiralashgan hududlar, shilimshiq yoki tupurik bilan qoplangan joylar, o‘t oqimining sarg‘ayishi, fokusdan tashqari tasvirlar, noto‘g‘ri yoritish, asboblarning aks etishi yoki qurilma rang profillarining nomuvofiqligi [16].

BFL bu holatlarda belgili joyni "zarar yo‘q" deb noto‘g‘ri talqin qilmaydi, balki uni "noma’lum" — ya’ni **dalil yo‘qligi** sifatida belgilaydi. Bu esa noto‘g‘ri tashxis ehtimolini kamaytiradi [17].

BFL tizimi nafaqat noaniqlikni aniqlaydi, balki o‘zaro qarama-qarshi holatlarni ham bir vaqtning o‘zida modellashtira oladi. Masalan, saraton bilan zararlangan hududni yaxshi xulqli (benign) hududdan farqlashda nozik rang va tekstura o‘zgarishlari muhim ahamiyatga ega. BFL ushbu o‘zgarishlarni aniq ushlay oladi va bu orqali oshqozon patologiyalarini aniqlashda yuqori aniqlikni ta’minlaydi [18].

Ayni paytda, shovqinni kamaytirishda ham BFL klassik noravshan modellar bilan taqqoslaganda ancha samaraliroq ishlaydi. Masalan, **Gauss** va **Speckle** kabi shovqinlar mavjud bo‘lganda, an’anaviy metodlar noaniqlikni bosa olmaydi, BFL esa ushbu shovqinlarni modellashtirib, aniq tahlil qiladi [19].

Tibbiy tasvirlarda aniqlik chegaralari aniq emas, va ko‘pincha **tasniflash murakkab** bo‘ladi. Noaniq to‘plamlar nazariyasi aynan shunday holatlarda — aniqligi past bo‘lgan ma’lumotlar bilan ishlashda — katta foyda beradi. Tasvirlardagi noaniqliklar esa turli omillardan kelib chiqadi: ularni olish jarayoni, asboblarning sifati, yoki keyingi qayta ishlash bosqichlarida yuzaga chiqadigan yo‘qotishlar [20].

Bipolyar noravshan to‘plamlar esa bu yondashuvni yanada kuchaytiradi. Chunki ular har bir elementga **ikki tomonlama baho** beradi — **ijobiy tegishlilik** (belgi mavjud) va **salbiy tegishlilik** (belgi yo‘qligi yoki qarama-qarshiligi). Bu orqali tizim bir vaqtning o‘zida tasvirdagi **isbotlangan belgilarni va ular yo‘qligini bildiruvchi signallarni** farqlay oladi.

Rasmiy ta’rif (soddalashtirilgan):

Faraz qilaylik, bizda elementlar to‘plami X mavjud. U holda, bipolyar noravshan to‘plam A quyidagicha aniqlanadi:

$$A = \{x; r^+(x); r(x) : x \in X\}$$

(cc) BY

Bu yerda:

– $r^+: X \to [o; 1]$ — ijobiy tegishlilik darajasi (xususiyat mavjudlik ehtimoli),

– $r-: X \to [1; 0]$ — salbiy tegishlilik darajasi (qarama-qarshi xususiyatning mavjud emasligi) [28].

Bipolyar noaniqlik (ya’ni, ijobiy va salbiy ma’lumotlarni birgalikda ifodalovchi) asosidagi xususiyat muhandisligi — tibbiy tasvirlarni tahlil qilish tizimidagi muhim bosqichlardan biri bo‘lib, bu bosqich tasvirning oldindan qayta tiklangan shakliga asoslanadi. Mazkur jarayon ishlov berilmagan holatdagi vizual ma’lumotlarni diagnostik jihatdan foydali va analizga yaroqli tasvirlarga aylantirishga xizmat qiladi.

Bu bosqichda bipolyar noaniq mantiqdan foydalaniladi. Uning yordamida: tasvir kontrasti yaxshilanadi, segmentatsiya (tasvirni mantiqiy qismlarga ajratish) amalga oshiriladi, rangli oshqozon tasvirlaridan foydali xususiyatlar ajratib olinadi.

Bipolyar noaniq to‘plamlar ijobiy va salbiy isbotlarni, shuningdek, isbotlarning yo‘qligini ham modellashtira oladi. Shu sababli ular klassik noravshan to‘plamlarga nisbatan ancha aniqlik bilan tibbiy tasvirlardagi murakkab “klinik-epistemik triada”ni ifodalaydi (ya’ni, klinik belgilar, diagnostik noaniqlik va bilimlar chegarasi o‘rtasidagi bog‘liqlik).

Bipolyar noaniq texnikalar ayniqsa oshqozon kasalliklarini erta aniqlashda, xususan, poliplar yoki qon ketishiga olib keluvchi to‘qimalar kabi nozik o‘zgarishlarni aniqlashda juda foydalidir. An’anaviy usullar tasvir yorqinligini butunlay kuchaytirishga qaratilgan bo‘lsa, bipolyar texnologiya aynan diagnostika uchun muhim bo‘lgan hududlarda kontrastni tanlab kuchaytiradi va shu bilan birga shovqinli yoki noaniq sohalarni bostiradi.

Bu kuchaytirish har bir pikselga berilgan ijobiy va salbiy tegishlilik darajalari asosida amalga oshiriladi.

Segmentatsiya va klasterlash

Bipolyar noaniq klasterlash texnikasi tasvirda qiziqish hududlarini (ROI – Region of Interest) fon elementlaridan ajratib olish imkonini beradi. Ayniqsa oshqozon muhitida bu metod yordamida aniq diagnostik chegaralarni ajratish osonlashadi. Masalan, DuS-KFCM (Dual Spatially Kernelized Constrained Fuzzy C-Means) algoritmi qon ketayotgan joylarni avtomatik ravishda segmentatsiyalash uchun ishlatiladi. Bu usul:

- fazoviy (ya’ni, geometrik) joylashuv ma’lumotlari,
- kulrang darajadagi birgalikda yuzaga keladigan matritsa (GLCM) asosidagi tekstura xususiyatlarini

klasterlashning asosiy maqsad funksiyasiga birlashtiradi.

Bu integratsiyalashgan yondashuv artefaktlar va turli turdagi shovqinlarga nisbatan yuqori barqarorlikni ta’minlaydi. Bipolyar noaniq klasterlashda ishlatiladigan "surish-tortishish" mexanizmi shovqinli va artefaktga boy hududlardan klaster markazlarini uzoqlashtiradi, bu esa tibbiy nuqtai nazardan muhim bo‘lgan xususiyatlarning yanada aniqroq ajralishini ta’minlaydi.

Yakuniy natijada tasvirning tekstura xususiyatlari GLCM (kulrang darajadagi birgalikda yuzaga keladigan matritsa) orqali aniqlanadi. Bu tibbiy diagnostika uchun zarur bo‘lgan informatsion to‘liq tasvirni yaratishga yordam beradi.

Bipolyar Noravshan Xususiyatlarni Ajratish Algoritmi

Kirish: Oldindan tiklangan oshqozon tasviri (restored image)

1-qadam: Bipolyar Noravshan Tegishlilik Funksiyasini Belgilash

Kiritish: Tiklangan tasvir

Amal: Har bir pikseldagi **ijobiy (r_pos)** va **salbiy (r_neg)** tegishlilik funksiyasi qiymatlari hisoblanadi.

Maqsad: Tasvirdagi har bir elementni ifodalashdagi noaniqlikni modellashtirish.

(cc) BY © S.N. Iskandarova, K.T. Abdurashidova, T.A. Kuchkarov, S.G‘. Omonov, N.Q. Sabitova

2-qadam: Kuchaytirish uchun Noravshan Operatorlarni Qo‘llash

Amal: Bipolyar noravshan mantiqqa asoslangan operatorlar yordamida tasvir kontrasti yaxshilanadi.

Natija: Nozik to‘qimalar o‘zgarishlari ajratib ko‘rsatiladi, bu esa diagnostika uchun foydali.

3-qadam: Segmentatsiya uchun Noravshan Operatorlarni Qo‘llash

Amal: Qiziqish sohalari (ROI – Region of Interest) **bipolyar noravshan klasterlash** orqali ajratiladi.

Maqsad: Klinik ahamiyatga ega hududlarni aniq belgilash.

4-qadam: Tasvir Xususiyatlarini Ajratib Olish

Amal: Tekstura (GLCM – Grey Level Co-occurrence Matrix), rang histogrammalari kabi xususiyatlar ajratiladi.

Natija: Klassifikatsiya yoki diagnostika uchun asosiy belgilarning olinishi.

5-qadam: Bipolyar Noravshan Xususiyat Tensori (BF2T) ni Yaratish

Amal: Ajratilgan xususiyatlar asosida bipolyar noravshan fazoda tasvirlanadigan xususiyat tensori shakllantiriladi.

6-qadam: Neyron Tarmoqqa Kiritish Uchun Chiqarish (Output Tensor)

BF-HybNet: Bipolyar Noravshan Gibrid Tarmoq Arxitekturasi

BF-HybNet — bu oshqozon tasvirlarini aniq tasniflash uchun ishlab chiqilgan gibrid neyron tarmoq bo‘lib, u **mahalliy va global xususiyatlarni birlashtirib o‘rganish** imkonini beradi. U **bipolyar noravshan xususiyat muhandisligi** bosqichida olingan boy tasvirlardan foydalanadi va ushbu tasvirlardagi murakkabliklar hamda artefaktlarni chuqur tahlil qilishda CNN va Vision Transformer (ViT) arxitekturalarini o‘zida mujassam etadi[14].

Model asoslari: ConvNeXt + Vision Transformer

BF-HybNet modelining yadrosi — **ConvNeXt** deb nomlanuvchi zamonaviy konvolyutsion neyron tarmoq bo‘lib, u **tibbiy tasvirlardagi fazoviy naqshlarni aniqlash va mustahkam xususiyatlarni o‘rganish**da yuqori samaradorlikni ko‘rsatadi[12]. U ViT dizaynlariga xos bo‘lgan arxitekturani o‘zida mujassamlashtiradi va 7×7 o‘lchamdagi chuqur konvolyutsiyalar yordamida mahalliy xususiyatlarni aniqlaydi. Bipolyar noaniq dastlabki ishlov berish ushbu xususiyatlarni yanada boyitadi.

O‘z-o‘ziga e’tibor mexanizmi (Self-Attention)

Modelning global xususiyatlarni o‘rganish qobiliyati **Self-Attention (O‘z-o‘ziga e’tibor)** mexanizmi orqali kengaytiriladi. Bu komponent tasvir bo‘ylab uzoq masofadagi bog‘liqliklarni aniqlash va kontekstual ma’lumotlarni olishga xizmat qiladi. Kvadratik murakkablikni kamaytirish uchun esa **Efficient Convolutional Attention** texnikasidan foydalaniladi[17].

Arxitektura komponentlari: ECB va LTB

BF-HybNet modelida ikki asosiy modul ishlatiladi:

ECB (Efficient Convolution Block) – lokal tasvir xususiyatlarini samarali ajratib oladi.

LTB (Local Transformer Block) – ko‘p chastotali signal va kengaytirilgan lokal kontekstni o‘rganadi.

Bu bloklar quyidagi formulaga asosan ishlaydi:

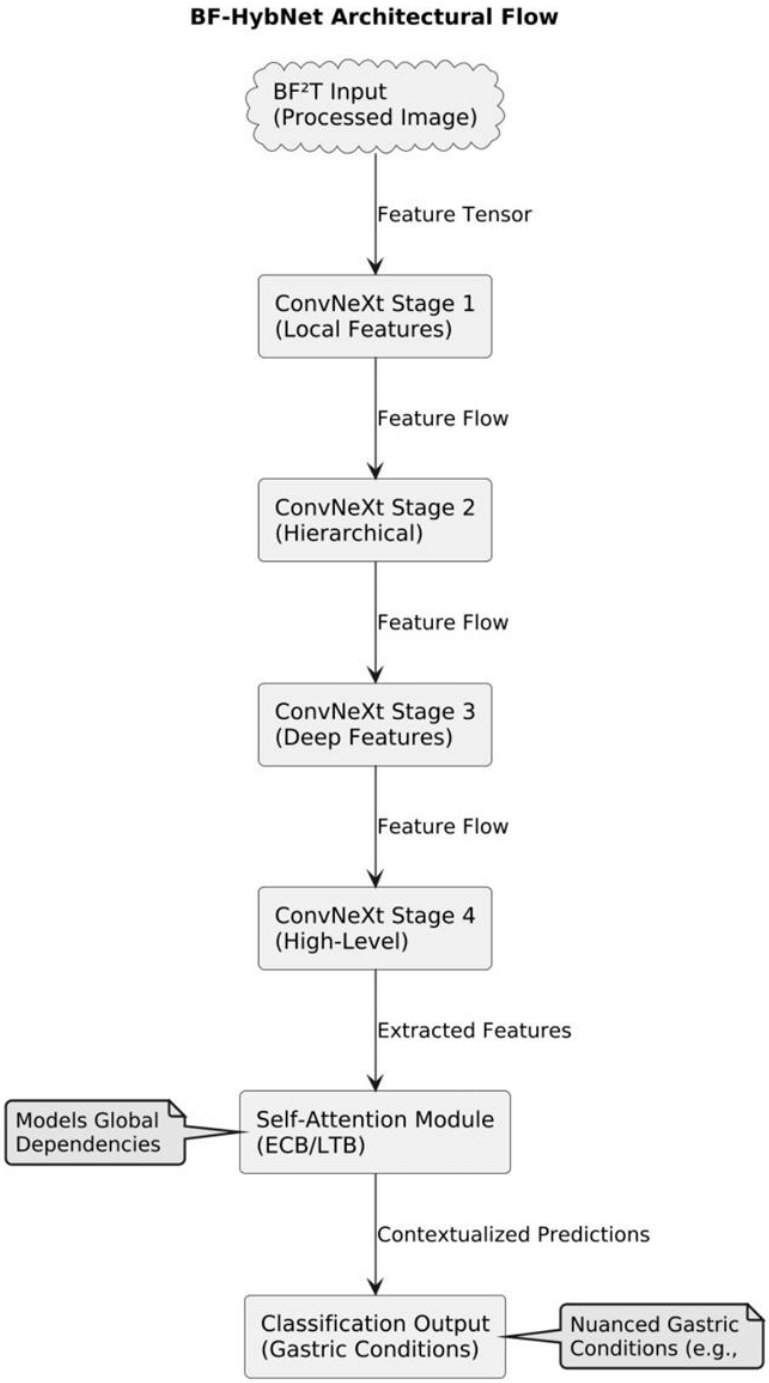
$$\tilde{z}_l = MHCA(z_{l-1}) + \tilde{z}_l z_l = LFFN(\tilde{z}_l) + z_{l-1}$$

$$\bar{z}_l = Proj(z_{l-1}) + \bar{z}_l$$
$$\ddot{z}_l = ESA(\bar{z}_l) + \ddot{z}_l$$
$$\dot{z}_l = Proj(\ddot{z}_l)$$
$$\tilde{z}_l = MHCA(\dot{z}_l)$$
$$\hat{z}_l = Concat(\ddot{z}_l, \tilde{z}_l)$$
$$z_l = LFFN(\hat{z}_l) + \hat{z}_l + \dot{z}_l$$

(cc) BY

BF-HybNet arxitekturasi tibbiy tasvirlar, xususan endoskopik oshqozon tasvirlari uchun: **kontrastni kuchaytirish, artefaktlarni kamaytirish, aniq tashxis uchun asosiy xususiyatlarni ajratib olish** imkonini beradi.

BF-HybNet tizimi — bu **bipolyar noravshan xususiyatlar** asosida tibbiy tasvirlarni, xususan, oshqozon bilan bog‘liq tasvirlarni chuqur tahlil qilish uchun yaratilgan ilg‘or sun’iy intellekt arxitekturasi. Tizim **mahalliy (konvolyutsion) xususiyatlar**ni va **global (kontekstual) bog‘liqliklar**ni birlashtiruvchi maxsus modullar yordamida **mustahkam va boy xususiyatli ekstraktor** sifatida ishlaydi.



1-rasm: BF-HybNet arxitektura diagrammasi, ConvNeXt magistralini va birlashtirilgan o‘z-o‘ziga e’tibor modullarini tasvirlaydi va ConvNeXt orqali kirishdan oqimni ko‘rsatadi bosqichlari va o‘z-o‘ziga e’tibor modullarining integratsiyasi.

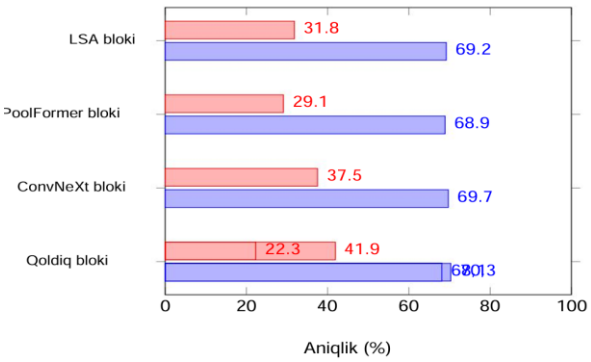
© S.N. Iskandarova, K.T. Abdurashidova, T.A. Kuchkarov, S.G‘. Omonov, N.Q. Sabitova

Diagramma bularning qandayligini ta’kidlaydi komponentlar mahalliy konvolyutsion xususiyatlarni va oshqozon tasviri bo‘ylab global bog‘liqlikni olish uchun birgalikda ishlaydi, bu me’daning nozik holatlarini aniqlash uchun juda muhimdir. Sinergetik xususiyatlar integratsiyasi Bipolyar noravshan boshqariladigan dastlabki ishlov berish moduli tomonidan yaratilgan Bipolyar noaniq xususiyat tensori (BF2T) gibrid neyron tarmoq arxitekturasi (BF-HybNet) uchun ko‘p kanalli kirishni ta’minlaydi. Ushbu kirish oshqozon tasvirini ishonchli tasniflash uchun muhim bo‘lgan sinergetik aloqani o‘rnatadi. An’anaviy RGB kirishlaridan farqli o‘laroq, BF2T kengaytirilgan vizual ma’lumotni, noaniqlikdan xabardor bo‘lgan xususiyatlar xaritalarini, diagnostik ahamiyatga ega bo‘lgan xarakteristikalar uchun aniq ijobiy va salbiy dalillarni va noaniqlikning aniq xaritasini qamrab oladi. Bu kirish ma’lumoti tarmoqqa ko‘pincha tushunarsiz yoki an’anaviy o‘rganish modellari tufayli noaniq xususiyatlarni sharhlash va ulardan foydalanish imkonini beradi. BF-HybNet arxitekturasi ConvNeXt magistralini va integratsiyalashgan o‘ziga e’tibor berish mexanizmini o‘z ichiga oladi, bu ko‘p kanalli kirishni iste’mol qiladi va qayta ishlaydi. ConvNeXt komponenti, zamonaviy konvolyutsion neyron tarmog‘i mahalliy ierarxik xususiyatlarni qamrab oladi va tasvir ma’lumotlari uchun kuchli induktiv moyillikka ega. BF2T bilan ta’minlanganda, uning boshlang‘ich qatlamlari piksellardan asosiy xususiyatlarni ajratib olishni (masalan, "qizillik" yoki "tekstura") o‘rganmaydi. Buning o‘rniga ular to‘g‘ridan to‘g‘ri ajralgan, klinik jihatdan mazmunli xususiyat xaritalarida ishlaydi (masalan, ijobiy eritema a’zoligi, tekstura anormallik). Xususiyat muhandisligining ushbu "oldindan yuklanishi" ConvNeXt magistraliga o‘zining hisoblash qobiliyatini ushbu yuqori darajadagi tushunchalar o‘rtasidagi murakkab korrelyatsiyalarni o‘rganishga yo‘naltirish imkonini beradi, bu esa yanada samarali va samarali xususiyat namoyishiga olib keladi. ConvNeXt-ni to‘ldiruvchi, o‘z-o‘ziga e’tibor mexanizmi tasvir bo‘ylab global bog‘liqliklarni modellashtiradi va turli mintaqalardagi kontekstual ma’lumotlarni birlashtiradi. BF2T kirish sifatida diqqat moduli turli xususiyat tushunchalari (masalan, yuqori ijobiy tekstura anormalligi va yuqori musbat a’zolik mintaqalari o‘rtasidagi fazoviy munosabatlar) o‘rtasidagi murakkab, kvazi-ramziy munosabatlarni o‘rganadi. Bundan tashqari, BF2T ichidagi aniq noaniqlik xaritasi o‘z-o‘ziga e’tiborni qaratish mexanizmi uchun ishonchsiz hududlardan ma’lumotni kamaytirish yoki e’tiborsiz qoldirish uchun to‘g‘ridan-to‘g‘ri signal beradi (masalan, ko‘zga tashlanadigan joylar, harakatning xiralashishi). Ko‘pincha standart modellarda mavjud bo‘lmagan bu qobiliyat o‘rganilgan, ma’lumotlarga asoslangan diqqatni maskalash mexanizmini yaratadi. Bipolyar noravshan dastlabki ishlov berish va gibrid neyron tarmoq arxitekturasining sinergik integratsiyasi to‘g‘ridan to‘g‘ri A_VAR deb ataladigan rangli oshqozon tasvirlariga xos bo‘lgan turli xil tasvir sifati muammolarini hal qiladi. ushbu ma’lumotlarga ega tarmoq, BF-HybNet mustahkam qaror chegaralarini o‘rganadi.

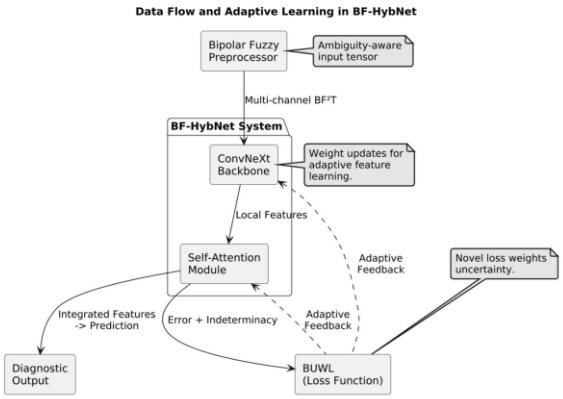
Ushbu sinergiyani yanada optimallashtirish va mustahkam o‘rganishni rag‘batlantirish uchun yangi Bipolyar noaniqlik og‘irlikdagi yo‘qotish (BUWL) funktsiyasi taklif etiladi. Ushbu yo‘qotish funktsiyasi bipolyar noravshan to‘plamlardan olingan piksellar bo‘yicha noaniqlik asosida tasniflash xatolarini dinamik ravishda tortadi. Noaniqlik darajasi yuqori bo‘lgan hududlar erta yo‘qotishlarni hisoblashda kamroq hissa qo‘shadi. Bu tarmoqqa birinchi navbatda aniqroq, ishonchliroq hududlardan o‘rganishni birinchi o‘ringa qo‘yish imkonini beradi. Ushbu moslashuvchan tortish mexanizmi tarmoqni hatto tasvir sifati bilan bog‘liq doimiy muammolar mavjud bo‘lganda ham ishonchli o‘rganishga yordam beradi. Har xil konvolyutsiya bloklari turlarining toza va mustahkam aniqlikka hissa qo‘shishdagi samaradorligi quyidagi rasmda ko‘rsatilgan bo‘lib, gibrid arxitekturalarda Efficient Convolution Block (ECB) kabi ilg‘or bloklarning afzalliklarini namoyish etadi. Samarali konvolyutsiya blokining to‘qimalarga ta’siri MNIST aniqligi.

2-rasm. Ushbu integratsiyalashgan yondashuv sinergetik tizimning asosini tashkil etib, umumiy mustahkamlik va umumlashtirishni kuchaytiradi. Shunday qilib, BF-HybNet tizimi qayta ishlanmagan tasvir ma’lumotlaridan aniq va ishonchli diagnostika natijalariga qadar keng qamrovli ishlov berishni ifodalaydi.

(cc) BY



2-rasm. Aniqlig grafik natijalari

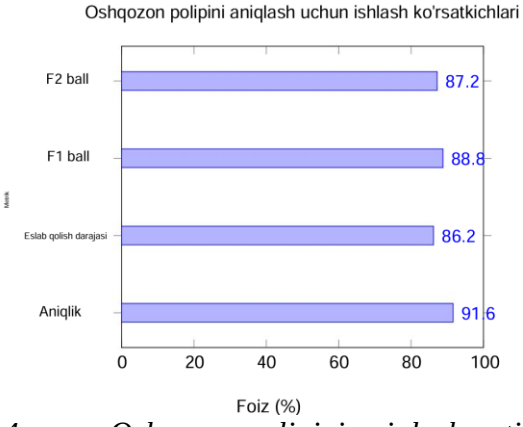


3-rasm. Tasvirga ishlov berish blok moduli

3-rasm: Ushbu ketma-ketlik diagrammasi bipolyar noaniq dastlabki ishlov berish modulidan BF-HybNet-ga ma’lumotlar oqimini ko‘rsatadi. U ko‘p kanalli kirish va xususiyatlarni integratsiyalash nuqtalarini, shuningdek, moslashuvchan xususiyatlarni o‘rganish uchun qayta aloqa mexanizmini va Bipolyar noaniqlik-og‘irlangan yo‘qotishlar (BUWL) kontseptsiyasini ta’kidlaydi

BF-HybNet tizimi birlashtirilgan A_VAR deb ataladigan oshqozon tasvirini tahlil qilishning o‘ziga xos muammolarini hal qiladi. Ushbu arxitektura bipolyar noravshan asosli dastlabki ishlov berish modulini gibrid neyron tarmog‘i bilan birlashtirib, ma’lumot oqimini ishlov berilmagan tasvirni olishdan yakuniy patologik tasnifga qadar soddalashtiradi. Tizim diagnostika aniqligini oshiradi, ayniqsa yorug‘lik o‘zgarishi, artefaktlar yoki tasvir sifati tufayli aniqlash qiyin bo‘lgan oshqozon kasalliklari uchun. Ish jarayoni ishlov berilmagan oshqozon endoskopik tasvirlari bilan boshlanadi. Ushbu tasvirlar Bipolyar noravshan dastlabki ishlov berish moduliga kiradi. Ushbu modul bipolyar noravshan mantiqdan foydalangan holda aniq bo‘lmagan vizual ma’lumotlarni diagnostik jihatdan tegishli ko‘rinishlarga aylantiradi, bu esa ijobiy va salbiy dalillarni modellashtiradi Yaratilgan BF2T keyin gibrid neyron tarmog‘iga (BF-HybNet) kirish sifatida xizmat qiladi. Ushbu tarmoq dastlabki ishlov berish modulining kengaytirilgan xususiyatlaridan foydalanadi. U mustahkam mahalliy xususiyatlarni o‘rganish va dastlabki induktiv moyillik uchun Con-vNeXt Backbone, so‘ngra global kontekstli sintezni ta’minlaydigan va tasvir bo‘ylab uzoq masofali bog‘liqliklarni modellashtiradigan Self-Diqqat Modulini o‘z ichiga oladi. Tarmoq oshqozon kasalliklarini bashorat qilish uchun tasniflash boshlig‘i bilan yakunlanadi. Dastlabki ishlov berish moduli noaniq va shovqinli ishlov berilmagan ma’lumotlarni yuqori sifatli, semantik jihatdan boy xususiyat ko‘rinishlariga aylantiradi. Gibrid tarmoq ushbu xususiyatlarni izohlaydi va o‘z o‘rganish qobiliyatini asosiy tasvirni tozalashga emas, balki diagnostik jihatdan tegishli xususiyatlar o‘rtasidagi murakkab korrelyatsiyaga qaratadi. Adaptiv noaniqlikni takomillashtirish (AUR) mexanizmi real vaqt rejimida fikr-mulohazalarni taqdim etadi. BF-HybNet tasnifidagi noaniqlik ko‘rsatkichlari dastlabki ishlov berish parametrlarida dinamik tuzatishlar kiritishga imkon beradi

Ma’lumotlar to‘plamlari odatiy klinik muolajalar davomida olingan va ular haqiqiy dunyo tasvirining degradatsiyasini (A_VAR) kiritish uchun tanlangan. Ushbu artefaktlarning mavjudligi tizimning bipolyar noravshan dastlabki ishlov berishning mustahkamligini tasdiqlash uchun real va qiyin muhitni ta’minlaydi. Ma’lumotlarning yaxlitligi ko‘p bosqichli annotatsiya protokoli orqali ta’minlanadi, bunda boshlang‘ich teglar tajribali gastroenterologlar tomonidan tekshiriladi va Labelbox.

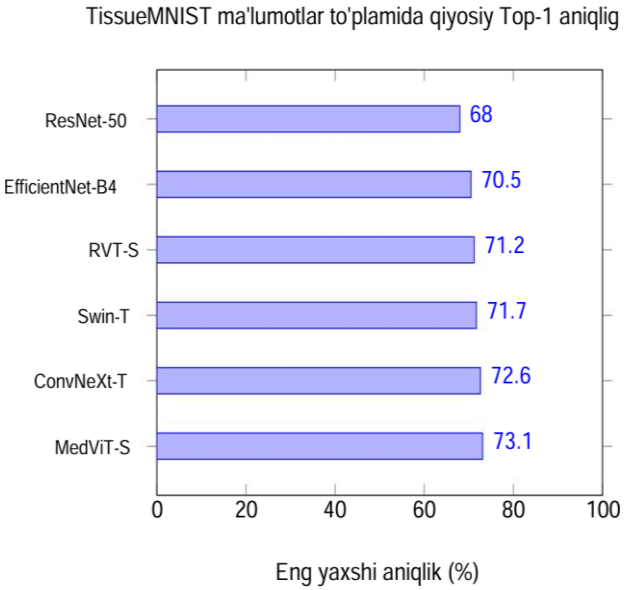


4-rasm. Oshqozon polipini aniqlash natijasi

(cc) BY © S.N. Iskandarova, K.T. Abdurashidova, T.A. Kuchkarov, S.G‘. Omonov, N.Q. Sabitova

4-rasm. Bu xususiyatlarning farqlanishini va gibrid tarmoqning ushbu xususiyatlardan foydalanish imkoniyatlarini oshiradi. Tizimning mustahkamligi uning 200 ta artefakt to‘plamidan ta’sirlangan tasvirlar bo‘yicha izchil ishlashi bilan tasdiqlandi, bunda asosiy modellar sezilarli darajada degradatsiyaga uchradi. Tibbiy tasvirlashda gibrid model ishlashining kengroq konteksti TissueMNIST ma’lumotlar to‘plamidagi etakchi arxitekturalarni taqqoslash orqali taqdim etiladi.

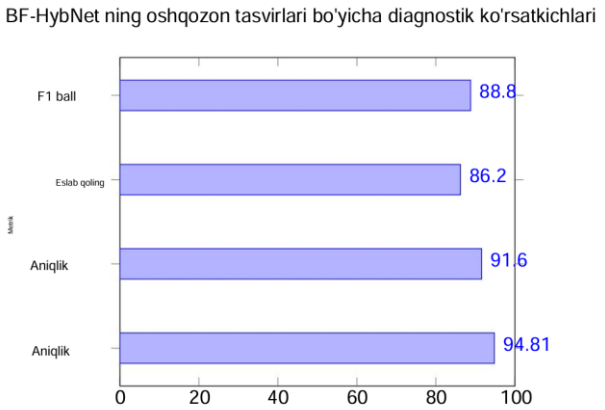
BF-HybNet arxitekturasi MedViT kabi eng yaxshi gibrid modellar bilan kontseptual tarzda moslashtirilgan bo‘lib, o‘z samaradorligini yellow12nerolnetwork spektrida namoyish etdi. Ishlashning o‘sishi statistik jihatdan ahamiyatli bo‘lib, 5 marta o‘zaro tekshirish natijalari bo‘yicha o‘tkazilgan Wilcoxon imzolangan darajali test (p



5-rasm.TissueMNST to’plam uchun olingan natijalari

5-rasm.Modelning poliplarni aniqlashning yuqori aniqligi va ko‘p toifali tasniflashning umumiy aniqligi ushbu qiyin xususiyatlarni aniqlashning ishonchli imkoniyatlarini ko‘rsatadi.

Ushbu kengaytirilgan diagnostika izchilligi va ob’ektivligi yaxshi klinik natijalarni bevosita qo‘llab-quvvatlaydi. Ishonchli ikkinchi fikrni taqdim etish orqali BF-HybNet tizimi kasallikni erta aniqlashni osonlashtirishi va shaxsiylashtirilgan davolanishni rejalashtirishga hissa qo‘shishi mumkin. Avtomatlashtirilgan tahlil tezligi, shuningdek, gastroenterologlarga murakkab holatlarga va bemorlarning o‘zaro ta’siriga e’tibor qaratish imkonini beruvchi klinik ish oqimlarini yanada samaraliroq qilish imkonini beradi. Quyidagi shtrixli diagrammada ushbu klinik imtiyozlarni asoslovchi asosiy ishlash ko‘rsatkichlari jamlangan. Bipolyar noravshan dastlabki ishlov berishning amaliy ta’siri tasvir sifatining sezilarli yaxshilanishidir. Ishlov berilmagan endoskopik tasvir va uning qayta ishlangan hamkasbi o‘rtasidagi to‘g‘ridan-to‘g‘ri taqqoslash aniqlik va xususiyatning o‘ziga xosligini aniqlaydi. Noaniq vizual ma’lumotlarni mazmunli diagnostika ma’lumotlariga aylantirish tizimning aniq klinik baholashni qo‘llab-quvvatlash qobiliyati uchun asosiy hisoblanadi.



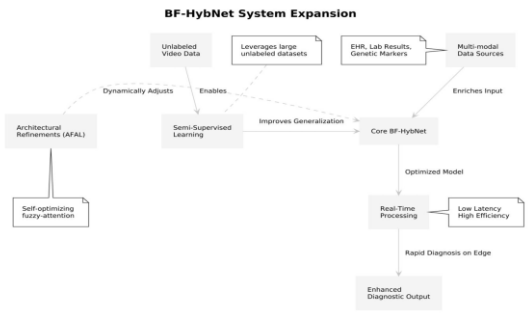
6-rasm. BF-HybNet uchun olingan natijalar

6-rasm: Oshqozon tasvirlarida BF-HybNet tizimi tomonidan erishilgan diagnostika samaradorligi ko‘rsatkichlari. Aniqlik ma’lumotlari ko‘p sinfli kapsula gastroskopining tasvir tasnifidan olingan. Aniqlik, Recall va F1 ball me’da polipini aniqlashdan olindi.

Arxitekturaning afzalligi yana bir muhim yo‘nalishdir. Bu kengaytirilgan xususiyatni olish samaradorligini oshirish uchun ConvNeXt modullari (masalan, ConvNeXt V2/V3) kabi ilg‘or neyron tarmoq komponentlarini birlashtirishni va mintaqaviy diagnostika ahamiyatiga asoslangan diqqatni dinamik tortish uchun kontekstli o‘z-o‘ziga e’tibor mexanizmlarini o‘z ichiga oladi. Bir Adaptiv noravshan diqqat qatlamlari kontseptsiyasi taklif qilingan. Ushbu qatlamlar diqqatni dinamik ravishda moslashtiradi va noravshan ishlov berish parametrlari tasvirning real vaqt artefaktiga asoslangan. Bu noravshan mantiqning kuchli tomonlarini diqqat bilan birlashtirgan o‘z-o‘zini optimallashtiradigan o‘rganish mexanizmini yaratadi yorqin nuqtalar, harakatni xiralashtirish va notekis yoritish

(cc) BY © S.N. Iskandarova, K.T. Abdurashidova, T.A. Kuchkarov, S.G‘. Omonov, N.Q. Sabitova

(A_VAR) kabi doimiy tasvir sifati nuanslarini yumshatish qiyinchiliklar). Haqiqiy vaqtda diagnostika dasturlari uchun BF-HybNetni ishlab chiqish muhim maqsaddir. Bu optimallashtirishni talab qiladi chekka qurilmalar uchun model va jonli endoskopiya paytida tezroq xulosa chiqarish, bu kechikish va hisoblash samaradorligini o‘z ichiga oladi. Modelni kesish, kvantlash va bilimlarni distillash kabi texnikalar foydalanishga imkon beradi resurs cheklangan klinik muhitda. Bu uzluksiz integratsiyalashgan holda klinik qabul qilishni yaxshilashga yordam beradi AI tizimini mavjud ish oqimlariga kiritish, shifokor ishonchini oshirish va diagnostika yukini kamaytirish. Yakuniy maqsad sinergetik tizimni avtomatlashtirilgan kognitiv yordam uchun mustahkam, kengaytiriladigan vositaga aylantirishdir. Kelajakdagi tadqiqotlar adenomatoz poliplar, qon ketish yaralari va oshqozon yarasi kabi o‘ziga xos oshqozon sharoitlariga ustuvor ahamiyat beradi. saraton. Bu diqqat sinfga xos maʼlumotlarni yigʻishga yoʻl-yo‘riq ko‘rsatadi va takomillashtirilgan darslarda ixtisoslashtirilgan xususiyatlarni o‘rganish haqida ma’lumot beradi



7-rasm. BF-HybNet tizimining multimodal ma’lumotlar va real vaqt rejimida qayta ishlash imkoniyatlarini

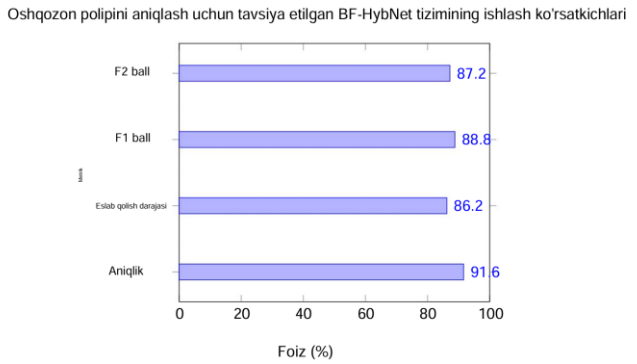
7-rasm: BF-HybNet tizimining multimodal ma’lumotlar va real vaqt rejimida qayta ishlash imkoniyatlarini o‘z ichiga olgan holda kengaytirilishini ko‘rsatadigan kontseptual diagramma, potentsial yangi ma’lumotlar manbalari va qayta ishlash yo‘llarini ko‘rsatish.

Xulosa

Oshqozon diagnostikasidagi paradigmaning o‘zgarishi BF-HybNet tizimi bo‘yicha o‘tkazilgan tadqiqot me’da diagnostikasi avtomatlashtirilganda sezilarli yutuqlarni ko‘rsatib, an’anaviy yondashuvlardan paradigma o‘zgarishini ko‘rsatadi. Ushbu yangi metodologiya bipolyar noravshan asosli dastlabki ishlov berishni gibrid neyron tarmoq arxitekturasi bilan sinergik tarzda birlashtirib, rangli oshqozon tasvirlarini talqin qilishda xos bo‘lgan muhim muammolarni bevosita hal qiladi. Tizimning keng tarqalgan tasvir sifati muammolarini modellashtirish va yumshatish qobiliyati, birgalikda A_VAR diagnostika ishonchliligi va samaradorligi uchun yangi mezonni yaratadi. Innovatsiyaning asosi uning noaniqlikni modellashtirishga asosiy yondashuvida yotadi. To‘g‘ridan-to‘g‘ri qarama-qarshi tushunchalar va noaniqlik bilan kurashadigan klassik yoki an’anaviy noravshan to‘plamlardan farqli o‘laroq, bipolyar noravshan to‘plamlar ikki tomonlama a’zolikni ta’minlaydi. Bu tibbiy tasvirlardagi noaniqlik, qarama-qarshilik va noaniqliklarni samarali tarzda hal qiladi. Ushbu mustahkam ramka ishlov berilmagan vizual maʼlumotlarni diagnostika uchun mos tasvirlarga aylantiruvchi Bipolyar noravshan-boshqaruv funksiya muhandisligi orqali qoʻllaniladi. Bu jarayon ilg‘or kontrastni kuchaytirish, me’da to‘qimalarining qon ketishi uchun Dual Spatially Kernelized Constrained Fuzzy C-Means (DuS-KFCM) kabi usullardan foydalangan holda segmentatsiyani o‘z ichiga oladi va noaniq ramka ichida kulrang darajadagi birgalikda yuzaga keladigan matritsasi (GLCM) orqali xususiyatlarni ajratib olish amalga oshiriladi. Natijada paydo bo‘lgan Bipolyar noravshan xususiyat tensori (BF2T) keyingi gibrid neyron tarmog‘i uchun kirish bo‘lib xizmat qiladi, oldingi yuklash murakkab xususiyat muhandisligi va tarmoqqa yuqori darajadagi kontseptual korrelyatsiyalarga e’tibor qaratish imkonini beradi. Gibrid tarmoq arxitekturasi, MedViT88 kabi yuqori samarali modellar bilan kontseptual ravishda moslashtirilgan, tasniflash aniqligini oshirish uchun ushbu oldindan ishlangan ma’lumotlardan foydalanadi. Yangi Bipolyar noaniqlik vaznli yo‘qotish (BUWL) funksiyasining integratsiyasi BF2T va BF-HybNet o‘rtasidagi sinergiyani yanada optimallashtiradi, piksellar bo‘yicha noaniqlik asosida tasniflash xatolarini dinamik ravishda og‘irlashtiradi. Ushbu moslashuvchan tortish mexanizmi, hatto tasvir sifati bilan bog‘liq doimiy muammolarga duch kelganda ham, mustahkam o‘rganishga yordam beradi. BF-HybNet tizimining empirik tekshiruvi

(cc) BY

uning yuqori diagnostika samaradorligini ko‘rsatadi. Statistik ahamiyatga ega.



8-rasm. BE-Hybnet Neyron tarmoq tanib olish aniqligi.

Dasturning gastroskopik tasvirlardagi noaniqlik va shovqinlarni aniq boshqarish qobiliyati bemorlarga kasallikni erta aniqlashni osonlashtirib, ishonchli ma’lumotlar olishini ta’minlaydi, ayniqsa, bu sohadagi tadqiqotlar davomida 10-20% paydo bo‘lishidan aniqlasa, saraton xavfini tug‘diradigan adenomatoz me’da poliplari kabi saratonning oldi olinadi. Tibbiy sun’iy intellekt, balki diagnostika aniqligi va samaradorligini oshirish orqali bemorning natijalarini yaxshilash uchun mustahkam va ishonchli vositani ham taqdim etadi

Foydalanilgan adabiyotlar ro‘yxati

1. Al-Husban, A., Amourah, A., & Jaber, J. J. (2020). Bipolar complex fuzzy sets and their properties. *Italian Journal of Pure and Applied Mathematics, 43*, 756–767. https://ijpam.uniud.it/online_issue/202043/63%20Husbana-Amourah-Jaber.pdf
2. Selvaraj, N., & Sundararajan, R. (2012). An efficient filtering technique for denoising medical images. *Procedia Engineering, 38*, 3680–3686. https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.06.424
3. Yang, Y., Liu, X., Wang, L., & Nie, F. (2021). Fuzzy logic in medical image processing: A review. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering, 14*, 314–328. https://doi.org/10.1109/RBME.2020.3014084
4. Jahan, T., & Ahmad, T. (2016). Adaptive fuzzy logic approach for image segmentation. *Procedia Computer Science, 85*, 666–673. https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.05.270
5. Selvaraj, N., & Raja, K. B. (2020). A survey on fuzzy clustering techniques in medical image segmentation. *Materials Today: Proceedings, 33*, 2676–2682. https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.04.672
6. Xu, Z., & Yager, R. R. (2006). Intuitionistic and bipolar fuzzy aggregation functions. *Fuzzy Sets and Systems, 157(9)*, 1140–1154. https://doi.org/10.1016/j.fss.2005.11.011
7. Ma, J., & Lu, Y. (2023). Vision transformers and their applications in medical imaging: A survey. *Computerized Medical Imaging and Graphics, 102*, 102185. https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2022.102185
8. Liu, Z., Mao, H., Wu, C. Y., Feichtenhofer, C., Darrell, T., & Xie, S. (2022). A ConvNet for the 2020s. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 11976–11986. https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.01169
9. Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS), 30*. https://papers.nips.cc/paper_files/paper/2017/file/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Paper.pdf
10. Li, X., Chen, H., Qi, X., Dou, Q., Fu, C. W., & Heng, P. A. (2018). H-DenseUNet: Hybrid densely connected UNet for liver and tumor segmentation from CT volumes. *IEEE Transactions on Medical Imaging, 37(12)*, 2663–2674. https://doi.org/10.1109/TMI.2018.2845918
11. Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 785–794). https://doi.org/10.1145/2939672.2939785
12. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 770–778. https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90
13. Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., ... & Houlsby, N. (2021). An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. In *International Conference on Learning Representations (ICLR)*. https://openreview.net/forum?id=YicbFdNTTy
14. Kingma, D. P., & Ba, J. (2015). Adam: A method for stochastic optimization. In *International Conference on Learning Representations (ICLR)*. https://arxiv.org/abs/1412.6980

(cc) BY © S.N. Iskandarova, K.T. Abdurashidova, T.A. Kuchkarov, S.G‘. Omonov, N.Q. Sabitova

15. Simonyan, K., & Zisserman, A. (2015). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. In *International Conference on Learning Representations (ICLR)*. https://arxiv.org/abs/1409.1556
16. Ioffe, S., & Szegedy, C. (2015). Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. In *International Conference on Machine Learning (ICML)*, 448–456. https://arxiv.org/abs/1502.03167
17. Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, 234–241. https://arxiv.org/abs/1505.04597
18. Isola, P., Zhu, J. Y., Zhou, T., & Efros, A. A. (2017). Image-to-image translation with conditional adversarial networks. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1125–1134. https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.632
19. Zhou, Z., Siddiquee, M. M. R., Tajbakhsh, N., & Liang, J. (2018). UNet++: A nested U-Net architecture for medical image segmentation. In *Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support* (pp. 3–11). Springer. https://arxiv.org/abs/1807.10165
20. Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of Big Data, 6*(1), 60. https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0

(cc) BY