

MASHINALI O'QITISH ALGORITMLARI YORDAMIDA BOSH MIYA O'SMALARINI ANIQLASH MODELI

Mallayev Oybek Usmankulovich

Alfraganus University Raqamli texnologiyalar kafedrası professori.

E-mail: o.mallayev@afu.uz

O'roqov Asliddin Doniyorjon o'g'li

Perfect University Iqtisodiyot fakulteti tyutori

E-mail: asliddinurakov@gmail.com

<https://doi.org/10.5281/zenodo.16163181>

Annotatsiya. Ushbu maqolaning maqsadi mashinali o'qitish usullaridan foydalangan holda MRI tasvirlarida miya o'smalarini turlarini aniqlashdir. Neyron tarmoq texnologiyalariga asoslangan holda MRI tasvirlar ulardagi o'smalar mavjudligiga qarab o'rganiladi. Maqolada bosh miya o'smalari klassifikatsiyasi, neyron tarmoq arxitekturalari, modullari, MRI tasvirlarida o'smalarni aniqlash algoritmlari va hozirda eng ko'p qo'llanilayotgan aktivlashtirish funksiyalari haqida hamda neyron tarmoq modullarini qurish usullari, kamchiliklari va imkoniyatlari ham tahlil qilingan.

Kalit so'zlar: Sun'iy intellekt, iqtisodiy jarayonlar, mashinaviy o'rganish (machine learning), MSE, supervised learning.

Аннотация. Целью данной статьи является выявление типов опухолей головного мозга на МРТ-изображениях с использованием методов машинного обучения. На основе нейросетевых технологий проводится исследование МРТ-изображений на наличие опухолей. В статье рассматриваются классификация опухолей головного мозга, архитектуры нейронных сетей, модули, алгоритмы обнаружения опухолей на МРТ-изображениях и наиболее часто используемые функции активации, а также методы, недостатки и возможности построения нейросетевых модулей.

Abstract. The aim of this article is to identify brain tumor types in MRI images using machine learning methods. Based on neural network technologies, MRI images are examined for tumors. The article discusses the classification of brain tumors, neural network architectures, modules, tumor detection algorithms in MRI images and the most commonly used activation functions, as well as methods, disadvantages and possibilities of constructing neural network modules.

KIRISH

Organizmida uchraydigan umumiy o'smalarning 6% ni bosh miya o'smalari tashkil etadi.

Bu kasallik har 100 ming odamdan 10 dan 15 ta insonda uchraydi. Bosh miya o'smalari deganda – kalla suyagi ichida hosil bo'ladigan har qanday o'smalar tushuniladi, masalan miya to'qimalaridagi o'smalar, nerv tolalaridagi, qon tomirlardagi, miya pardalaridagi, limfa tomirlaridagi va bezlarda (gipofiz va epifiz) uchraydigan o'smalar. Shuning uchun bunday o'smalar ikkiga: miya ichi va miyadan tashqaridagiga bo'linadi.

Har qanday yoshda bosh miya o'smalari uchraydi, hatto tug'ma ham bo'lishi mumkin.

Ammo bolalar orasida uchrash holati kam, har 100 ming bolaga 2-4 holatlar to'g'ri keladi.

Bosh miya o'smalari birlamchi – miya to'qimasining o'zidan hosil bo'lishi, yoki ikkilamchi boshqa organlarda hosil bo'lgan o'smalarning limfogen va gematogen yo'l bilan metastazlaridan hosil bo'lishi mumkin. Ikkilamchi o'smalar birlamchiga qaraganda 5-10 marta ko'proq uchraydi.

Bosh miya o'smalarining o'ziga xosligi shundaki, bunday o'smalar faqatgina kalla suyagi ichidagina joylashadi. Shuning uchun har qanday paydo bo'lgan o'smalar miya hujayralarini ezib qo'yadi va bosh miya ichki bosimi ortishiga olib keladi. Hatto yaxshi sifatli o'smalar ham ma'lum kattalikka yetganlaridan keyin miyani ezishi hisobiga yomon sifatli xarakterga ega bo'lib qolib, o'lim sababchisi bo'lishi ham mumkin. Yuqridagilarni hisobga olib nevrologiya va neyroxirurgiya yo'nalishidagi shifokorlar uchun kasallikni erta davrlarda aniqlash va davolash muammosi ko'ndalang turadi.

Bosh miya o'smalarini klassifikatsiyalash

Birlamchi serebral o'smalarga neyroektodermal o'smalar: astrositar o'smalar (astrocitoma, astroblastoma), oligodendrogialin o'smalari (oligodendroglioma, oligoastroglioma), ependimar o'smalar (ependimoma, xorionodik papilloma), epifiz o'smalari (pinesitoma, pineoblastoma), nayronal o'smalar (ganglioneyroblastoma, gangliositoma), embrional va noaniq o'smalar (medulloblastoma, spongioblastoma, glioblastoma). Bundan tashqari gipofiz bezining o'smalari (adenoma), nerv tolalari o'smalari (neyrofibroma, nevrinoma), miya pardalari o'smalari (meningioma, ksantomatoz o'sma, melanotik o'sma), miya limfa tugunlari o'smalari ham farqlanadi.

Metastatik o'smalar 10-30% hollarda aniqlanadi. Erkaklarda ikkilamchi metastazlar natijasida bosh miyada paydo bo'ladigan o'smalardan, o'pka, kolorektal, buyrak o'smalaridan tarqalgani uchrasa, ayollarda esa – ko'krak bezi saratoni, melanoma, kolorektal o'smalar metastazi oqibatida miya o'smalari uchraydi. 85% ga yaqin metastaz oqibatida kelib chiqqan o'smalar miya ichida paydo bo'ladi. Kalla suyagi chuqurchasida ko'pincha bachadon tanasidan tarqalgan o'smalar, prostata bezi o'smalari va oshqozon ichak tizimi yomon sifatli o'smalari metastazi natijasida paydo bo'ladi.

Mashinali o'qitish texnologiyalari

So'nggi paytlarda chuqur o'qitish texnologiyalari har bir sohada o'z imkoniyatlarini kengaytirib bormoqda. Masalan, turli xil tibbiy muammolarni hal qilish keng qo'llanilmoqda.

Bunga hisoblash quvvatining oshishi va ko'p sonli yorliqli tasvirlar, shuningdek, bulutli saqlashdan foydalanish imkoniyati yordam beradi [4].

Neyron tarmoqlar tibbiyotda quyidagi darajalarda qo'llanilmoqda:

- tasvirni tez va aniq aniqlash;
- tibbiy xatolar ehtimolini kamaytirish;
- sensorlar yordamida bemorlarning o'zlari tomonidan ularning holatini kuzatish va tahlil qilish.

Tibbiy tasvirlar va ulardagi obyektlarni aniqlashda neyron tarmoq texnologiyalarining ro'li juda ham katta. Ular shifokorlarga tashxis qo'yish, biologik signallardan turli shovqinlarni olib tashlash va mavjud ma'lumotlarning ko'pligidan ma'lum shartlar uchun eng muhimlarini aniqlashga yordam beradi. Bu sun'iy neyron tarmoqlardan foydalanish tufayli yaratilayotgan ulkan imkoniyatlarning faqat kichik bir qismidir.

Chuqur neyron tarmoqlar tibbiy skanerlarda turli patologiyalarni talqin qilish va elektrokardiogrammalarni dekodlash kabi muammolarni hal qiladi [1][2][3].

Ularning yordami bilan saratonning ayrim turlarini, qon ketishini, teri kasalliklarini, turli xil sinishlarni va boshqa ko'plab kasalliklarni aniqlash mumkin [7].

Sun'iy neyron tarmoqlardan foydalanishning asosiy muammolaridan biri bu - loyihalashtirilgan tarmoqning arxitekturasini ham natijalarning talab qilinadigan aniqlik darajasi uchun zarur bo'lgan murakkabligini ham oldindan aniqlashning mumkin emasligidir. Agar talablar juda yuqori bo'lsa, arxitekturani yanada murakkablashtirishga to'g'ri keladi.

Faqat bitta yashirin qatlama ega neyron tarmoqlar eng oddiy vazifalarni bajarishi mumkin. Murakkabroq muammolarni hal qilish uchun zarur bo'lgan yashirin qatlamlar sonining ko'payishi hisoblashga sarflanadigan quvvatini va vaqtni oshishiga olib keladi.

Kompyuter protsessorlarining quvvatini oshirish va klasterlash tizimlarini takomillashtirish orqali ushbu muammoni hal qilish uchun ko'plab ilmiy tadqiqotlar olib borilmoqda [8].

Konvolyutsion neyron tarmoqlari (CNN) ko'pincha tasvirni qayta ishlash vazifalarida qo'llaniladi. Tasvirni aniqlashning asosiy vazifalari quyidagilardan iborat:

- tasniflash (obyektni sinfga belgilash);
- aniqlash (ramka bilan obyektni tanlash);
- segmentatsiya (ob'ektni piksel bo'yicha tasniflash).

Konvolyutsion neyron tarmoq qatlamlardan iborat:

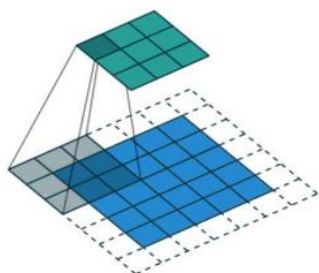
- konvolyutsion;
- birlashtirish yoki quyi namuna olish;
- to'liq bog'langan qatlamlar.

Konvolyutsion qatlamlar neyron tarmoqning asosiy blokidir. Ko'pgina hisob-kitoblar aynan shu qatlamlarda amalga oshiriladi. Konvolyutsiya yadro yoki filtr deb ataladigan xususiyat detektor yordamida amalga oshiriladi.

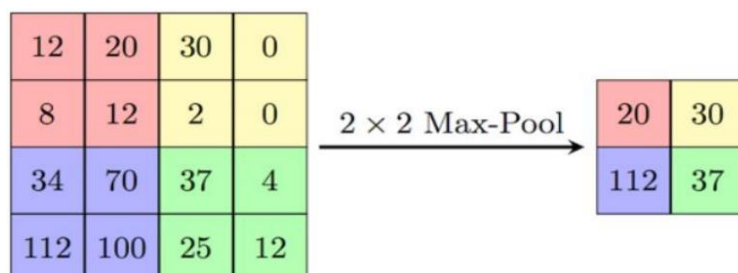
U tasvir bo'ylab harakatlanadi, har bir sohada xususiyatlar mavjudligini tekshiradi (1-rasm). Kirish piksellari va filtr o'rtasidagi har bir mintaqada hisoblangan nuqta qiymatlari chiqish massiviga kiritiladi. Kirish signali va filtrdan olingan bir qator nuqta qiymatlarining yakuniy chiqishi tensor yoki faollashtirish massivi sifatida foydalaniladi.

Keyin jarayonlarda neyronga chiziqli bo'lmagan faollashtirish funktsiyasi qo'llaniladi.

Konvolyutsion qatlamdan so'ng hisoblash jarayonlarini va kirish ma'lumotlaridagi parametrlar sonini kamaytiradigan kichik tensorli qatlami (2-rasm) keladi. Faqat eng muhim ma'lumotlar beruvchi sohalar qoladi.



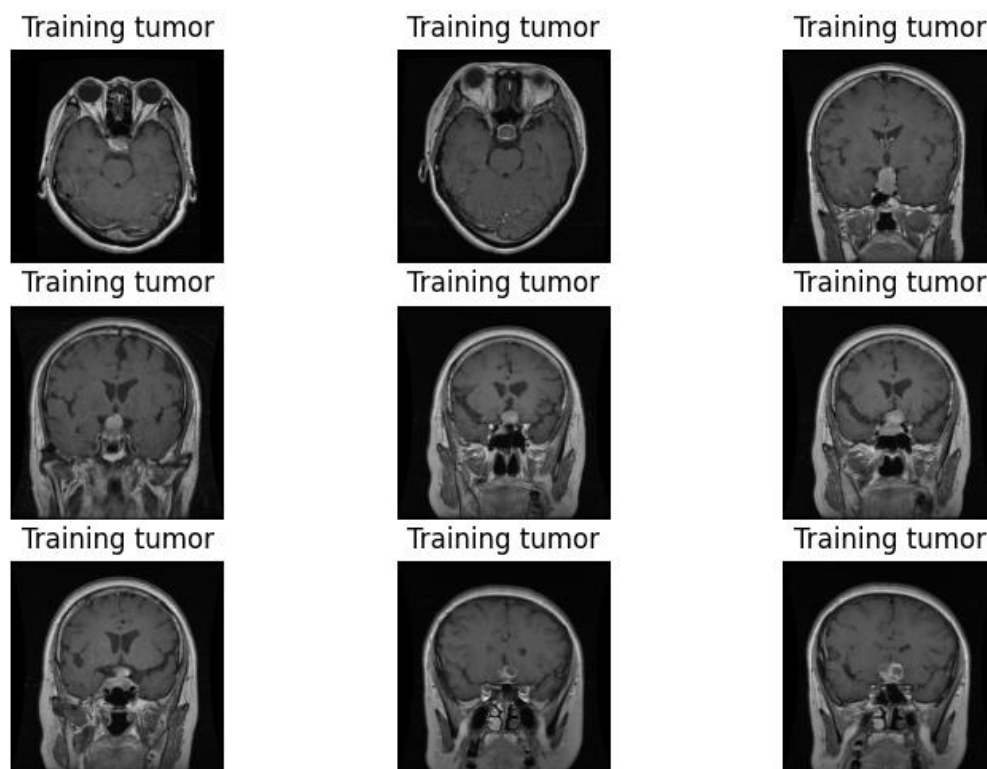
1- rasm. Tasvirning konvolyutsiyasi



2- rasm. Tasvirning quyi namunasi

Miyaning mri tasvirlarida o'smalarini aniqlash

Neyron tarmoqqa kirish ma'lumotlari sifatida bir nechta ochiq manbalardan to'plangan 4253 MRI tasvirlaridan iborat ma'lumotlar to'plamidan foydalanadi. Ma'lumotlar ikkita tasvir sinfini o'z ichiga oladi: o'simta mavjud MRI tasviri va o'simta mavjud bo'lmagan MRI tasviri (3-rasm).



3- rasm. Trening ma'lumotlari

Barcha ma'lumotlar to'plami ikki qismga bo'lingan: o'qitish va sinov.

Har bir to'plam o'simtasi mavjud va o'simtasi mavjud bo'lmagan tasvirlardan iborat.

Barcha 100% ma'lumotlar quyidagicha bo'linadi: umumiy ma'lumotlar to'plamining 80% modelni o'rgatish uchun, qolgan 20% sinov uchun ajratilgan. Quyida bir nechta neyron tarmoqlarning ishlashini batafsil ko'rib chiqilgan (modellash Python'da Sklearn kutubxonasi yordamida amalga oshiriladi).

CNN bilan ishlashning eng qiyin qismi ularni yaratishdir. CNNni amalga oshirishga urinish har doim ham muvaffaqiyatli amalga oshmaydi. CNN-ga o'xshash qatlamlar soni, filtr o'lchami, to'ldirish turi va boshqalar haqida qaror qabul qilishda juda ko'p jarayonlar mavjud.

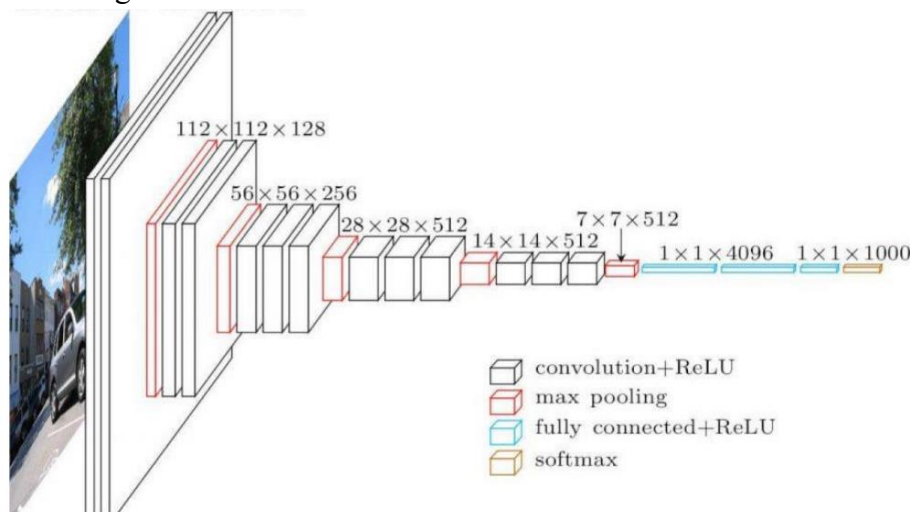
Bularning barchasini hal qilish bizning tasvir tasnifimiz uchun oldindan tayyorlangan modeldan foydalanib, taklif qilindigan algoritmni takomillashtirishdir.

Tushunish va qurish uchun eng oson, bugungi kunda eng ko'p ishlatiladigan modellardan biri bu VGG16 nomli modeldir.

Ushbu model Oksforddagi vizual geometriya guruhi tomonidan taklif qilingan va ular sharafiga OxfordNet modeli deb ham ataladi.

VGG16 (4-rasm) takomillashtirilgan AlexNet modeli bo'lib, bu yerda katta filtrlar o'rniga (birinchi konvolyutsiya qatlami uchun 11x11 va ikkinchisi uchun 5x5) bir-birini kuzatib turadigan bir nechta 3x3 filtrlar qo'llaniladi.

VGG arxitekturalarining asosiy printsipli kichik filtrlar yordamida qatlamlar sonini ko'paytirishdir. Ishlab chiquvchilar 7x7 filtrli qatlam uchta 3x3 qatlamga teng ekanligini isbotlagan, xuddi 5x5 qatlam ikkita 3x3 qatlamga teng, bu esa mos ravishda 55% va 22% parametrlarni tejaydi. Kichik filtrlar kamroq parametrlarni oladi, ammo bu ularni yanada samarali qayta ishlashga imkon beradi.



4- rasm. VGG16 arxitekturası

Maqolada miya tasvirlarida o'simtani aniqlash vazifasi uchun ushbu tarmoqning ishlash usuli ko'rib chiqilgan. Modelimiz uchun F o'lchovining qiymatini hisoblab chiqamiz. Sklearn quyidagi qulay funksiyaga ega: *sklearn.metrics.classification_report*.

Neyron tarmoqning asosiy afzalliklaridan biri shundaki, u juda murakkab funksiyalarni ifodalay oladi.

Agar faollashtirish funksiyalari qo'llanilmasa, chiqish signali bir darajali polinom bo'lgan chiziqli funktsiya bo'ladi. Chiziqli tenglamalarni yechish oson bo'lsada, ular cheklangan murakkablik omiliga ega va shuning uchun ma'lumotlardan murakkab funktsional xaritalarni o'rganish qobiliyati kamroq. Shunday qilib, faollashtirish funktsiyasiz neyron tarmoq cheklangan imkoniyatlarga ega chiziqli regressiya modeli bo'ladi.

Eng mashhur faollashtirish funktsiyalari quyidagilarni o'z ichiga oladi:

- **sigmoid** $\sigma = \frac{1}{1+e^{-x}}$ funktsiya haqiqiy sonni oladi va uni 0 dan 1 gacha bo'lgan songa aylantiradi. Xususan, katta manfiy sonlar 0 ga, katta musbat sonlar esa 1 ga aylanadi.

- **Tanh** funktsiyasi $x = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1$ haqiqiy sonni [-1, 1] diapazoniga siqib chiqaradi. Uning chiqishi nol markazga ega. Bu sozlangan sigmasimon tanh funktsiyasi ekanligini ko'rish mumkin.

- **Softmax** funktsiya 0 va 1 qiymatlari o'rtasida o'zgarib turadigan natijani hosil qiladi va ehtimolliklar yig'indisi 1 ga teng.

- **ReLU (Rectified linear unit)** $U(x) = \max(0, x)$ funksiyasini baholaydi. Boshqacha qilib aytganda, faollashtirish oddiygina nol chegaraga ega.

- **ELU (Exponential Linear Units)** $x = \begin{cases} a(e^x - 1), & x \leq 0 \\ x, & x > 0 \end{cases}$ bu yerda manfiy komponent eksponensial belgilar yordamida modellashtiriladi.

Chuqur o'rganish, ayniqsa, yuzni aniqlash, matnni tarjima qilish va ovozni aniqlash kabi murakkab identifikatsiya dasturlari uchun juda mos keladi[5][6].

Neyron tarmog'ining natijalari ko'p jihatdan parametrlarni tanlashga bog'liq. Ularni aniqlashning yagona umumiy algoritmi yo'q, shuning uchun hamma narsa sinov va xatoliklar orqali amalga oshiriladi. Eng maqbul qiymatlarni aniqlash uchun turli qiymatlarga ega bo'lgan bir nechta turli xil variantlarni amalga oshirish kerak.

VGG16 ni tasniflash qatlamlarisiz yuklaymiz va unga o'z qatlamlarimizni qo'shamiz:

Flatten. Ushbu qatlam kirish ma'lumotlarini pastroq o'lchamga aylantiradi (masalan, (batch_size, 3,2) \rightarrow (batch_size, 6)).

Dropout. Har bir yangilanishda tasodifiy tanlangan bir qismini nolga o'rnatish orqali ortiqcha moslama muammosini oldini olish uchun foydalaniladi.

Dense. Oldingi qatlamning barcha tugunlaridan ma'lumotlarni qabul qiladi [9].

BatchNormalization. Ushbu qatlam chuqur o'rganishni tezlashtirish uchun ishlatiladi va quyidagi muammoni hal qilishga yordam beradi:

- signal tarmoq orqali tarqaladi, hatto biz uni kirishda normallashtirgan bo'lsak ham, ichki orqali o'tadi;

- qatlamlar, u matematik kutishda ham dispersiyada ham sezilarli darajada buzilishi mumkin, bu turli darajadagi gradientlar o'rtasida jiddiy tafovutlar bilan to'la bo'ladi.

Shu sababli, kuchliroq tartibga soluvchi vositalardan foydalanish kerak, bu esa o'rganish tezligini pasaytiradi. BatchNormalization ushbu muammoning juda oddiy yechimini taklif qiladi: kiritilgan ma'lumotlarni nol matematik kutish va birlik dispersiyasini oladigan tarzda normallashtirish [10].

Odatda, zich qatlam tasvirni tasniflash uchun barcha konvolyutsiyalardan so'ng oxiri qo'shiladi. Shu bilan birga, Zich qatlamning kirishi 2D, Convolution qatlamining chiqishi esa 4D massividir. Shuning uchun biz konvolyutsiya qatlamidan olingan chiqish signalining o'lchamini ikki o'lchovli massivga o'zgartirishimiz kerak. Buni Convolution qatlamidan keyin Flatten qatlamini qo'yish orqali qilaylik.

Tasvirning uch o'lchamini bir o'lchamga aylantirib, qatlamni tekislaymiz. Endi bizda zich qatlamlar uchun mos bo'lgan 2D massiv mavjud [11].

Quyidsa neyron tarmoq modelining to'rtta variantining natijalari keltirilgan:

Birinchi model uchun tasniflash qatlamlarining quyidagi tuzilishi tanlangan:

Flatten->Dense->BatchNormalization->Dense->Dense->Dropout->Dense

Trening natijasida quyidagi natijaga erishildi:

	precision	recall	F1-score
0	0.94	0.69	0.79
1	0.76	0.96	0.85

Ikkinchi model uchun tasniflash qatlamlarining tuzilmasi ishlab chiqildi:

Dropout->Flatten-> Dropout->Dense->BatchNormalization->Dense->Dropout->Dense
Trening natijasida quyidagi natijaga erishildi:

	precision	recall	F1-score
0	0.97	0.75	0.85
1	0.80	0.98	0.88

Uchinchi model uchun tasniflash qatlamlari quyidagicha:

Flatten-> Dropout-> Dense->BatchNormalization->Dense->Dropout->Dense
Trening natijasida quyidagi natijaga erishildi:

	precision	recall	F1-score
0	0.99	0.77	0.85
1	0.82	0.99	0.90

To'rtinchi model uchun tasniflash qatlamlari quyidagi tuzilishga ega:

Flatten->Dense->BatchNormalization->Dense->Dropout->Dense
Trening natijasida quyidagi natijaga erishildi:

	precision	recall	F1-score
0	0.93	0.88	0.90
1	0.88	0.93	0.91

Yuqorida natijalarni umumiy solishtirma jadvali quyidagi jadvalda keltirilgan:

1- jadval. To'rtta modulning solishtirma natijalari

	№ 1	№ 2	№ 3	№ 4
Precision	0.85	0.89	0.91	0.91
Recall	0.82	0.87	0.88	0.91
F-меры	0.82	0.87	0.89	0.91

Jadvalda to'rtinchi model eng yaxshi natijalarni ko'rsatdi. So'nggi ikki modelning aniqlik qiymatlari bir xil bo'lsada, to'rtinchi model uchun boshqa ko'rsatkichlar yuqoriroq. Qaror qabul qilishning asosiy mezonini to'rtinchi model uchun eng katta olingan F-o'lchovidir. Natijada ushbu model miyaning MRI tasvirida o'smalarni aniqlashning eng muvaffaqiyatlisi ekanligi aniqlandi.

Ushbu model asosida miyaning MRI tasvirida o'smalarni aniqlaydigan neyron tarmoq dasturi yaratildi.

Umumiy natija shuni ko'rsatadiki, maqolada neyron tarmoqlarni imkoniyatlari o'ganildi hamda ularni taqqoslash natijasida (VGG16, ResNet34, ResNet152) VGG16 takomillashtirish uchun tanlandi. Miyaning MRI tasvirida o'smalarni aniqlaydigan neyron tarmoq modellari sinov natijalari asosida takomillashtirildi.

Xulosa qilib aytish mumkinki, tasvirlar to'rtta ishlab chiqilgan neyron tarmoq modellari ishi asosida ulardagi o'smalar mavjudligiga ko'ra tasniflandi va eng yaxshisi tanlandi. Kelajakda neyron tarmoqlardan foydalanish katta hajmdagi ma'lumotlarni tez va aniq qayta ishlovchi dasturiy ta'minotda, shuningdek, odamlar qila olmaydigan narsalarni ko'rish va bajarishga qodir bo'lgan mashinalarda foydalanish mumkinligini ko'rsatadi. Neyron tarmog'i yordamida olib borilgan tadqiqotlar tibbiyot sohasining ko'plab o'rganilmagan imkoniyatlarini ko'rsatadi.

ADABIYOTLAR RO'YXATI (REFERENCES)

1. Zaynidinov H., Nurmurodov J., Qobilov S. Application of Machine Learning Methods for Signal Processing in Piecewise-Polynomial Bases // Proceedings - 9th IEEE International Conference on Information Technology and Nanotechnology, ITNT 2023, 2023
2. Zaynidinov H., Singh M., Tiwary U.S., Singh D. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics) 2023, 13741 LNCS, страницы v–vi
3. Zaynidinov H., Mallayev O. Parallel Algorithm for Calculating the Learning Processes of an Artificial Neural Network // AIP Conference Proceedings this link is disabled, 2022, 2647, 050006 <https://doi.org/10.1063/5.0104178>
4. Mallayev O.U. Parallellik paradigmasi asosida tibbiy tasvirlarga raqamli ishlov berishning parallel algoritmi// Innovation in technology and science education conference. Volume 2 Issue 11. ISSN 2181-371X
5. Neural Network | Machine Learning Tutorial [Электронный ресурс], // URL: https://sci2lab.github.io/ml_tutorial/neural_network/#CommonActivation-Functions (дата обращения: 13.01.2020)
6. What Is a Neural Network? [Электронный ресурс], 1994-2021 // The MathWorks, Inc, URL: <https://www.mathworks.com/discovery/neuralnetwork.html> (дата обращения: 05.03.2020)
7. Neurohive. Рутинные задачи с минимальным риском [Электронный ресурс], // URL: <https://neurohive.io/ru/novosti/nejronnye-seti-v-medicine/> (20.05.2020)
8. Волчек Ю.А., Шишко О.Н., Спиридонова О.С., Мохорт Т.В.. Положение модели искусственной нейронной сети в медицинских экспертных системах// *Juvenis scientia*. – 2017. – №. 9.
9. Как работают слои в Keras, их типы и свойства ~ PythonRu [Электронный ресурс], // URL: <https://pythonru.com/biblioteki/sloi-kerasparametry-i-svoystva-keras-5> (дата обращения: 17.02.2021)
10. Глубокое обучение для новичков: тонкая настройка нейронной сети [Электронный ресурс], // URL: <https://habr.com/en/company/wunderfund/blog/315476/> (дата обращения: 19.02.2021)
11. (20) Понимание размерности ввода-вывода в свёрточной нейронной сети [Электронный ресурс], // URL: <https://id-lab.ru/posts/developers/ponimanie-razmernosti-vvoda-vyvoda-v-svyortochnoj-nejronnoj-seti-keras/> (дата обращения: 10.04.2021)