|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **ISTRAŽIVANJE** | **PODATKOVNI SKUP** | **METODOLOGIJA** | **TOČNOST** |
| [2]  Ramdlon, Rafi Haidar, Entin Martiana Kusumaningtyas, and Tita Karlita. "Brain tumor classification using MRI images with K-nearest neighbor method." | TCIA (The Cancer Imaging Archive) – T1 i T2 sekvence | * klasikacija tumora mozga u 3 grupe algoritmom k-NN (**Astrocytoma, Glioblastoma, Oligodendroglioma)** * segmentacija * ekstrakcija značajki: centroid i površina objekta | * 89,5% |
| [3]  Wasule, Vijay, and Poonam Sonar. "Classification of brain MRI using SVM and KNN classifier." | * snimke iz bolnice Sahyandri   baza podataka BRATS, 2012 | * binarna klasifikacija tumora mozga (SVM i kNN klasifikator): maligni/benigni tumor i gliom visokog/niskog stupnja * ekstrakcija značajki: GLCM | * snimke iz bolnice: SVM: 96%   KNN: 86%   * BRATS:   SVM: 85%  KNN: 72.5% |
| [4]  Kibriya, Hareem, et al. "Multiclass Brain Tumor Classification Using Convolutional Neural Network and Support Vector Machine." | * javno dostupan Figshare podatkovni skup (brain tumor dataset, jun cheng, 2017) | * klasifikacija tumora mozga u 3 grupe (SVM i CNN klasifikator): glioma, meningioma, pituitary * 2 duboka transfer learning modela: GoogLeNet i ResNet-18 | * GoogLeNet: 97.4% * Res-Net18: 97.8% * GoogLeNet + SVM: 97.6%   Res-Net + SVM: 98% |
| [5]  Chelghoum, Rayene, et al. "Transfer learning using convolutional neural network architectures for brain tumor classification from MRI images." | * javno dostupan Figshare podatkovni skup (brain tumor dataset, jun cheng, 2017) | * klasfikacija 3 vrste tumora mozga (glioma, meningioma, pituitary tumor) * prijenosno učenje s 9 CNN arhitektura | * najbolji rezultat: 98.71% (VGG-16, 90 epoha) |
| [6]  Das, Sunanda, OFM Riaz Rahman Aranya, and Nishat Nayla Labiba. "Brain tumor classification using convolutional neural network." | * javno dostupan podatkovni skup: brain tumor dataset, jun cheng, 2017 | * klasfikacija 3 vrste tumora mozga (glioma, meningioma, pituitary tumor) * konvolucijska neuronska mreža (CNN) | * 94.39% |

**PREGLED POSTOJEĆIH PRISTUPA KLASIFIKACIJE SLIKA TUMORA MOZGA**

**NEKI PNN RAD KOJI NEMA TOČNOST NAVEDENU PA SAM ODUSTALA OD NJEGA:** U predobradi slika transformirali su **intenzitet** piksela kako bi poboljšali kontrast i glatkost (smoothness) slika. Pri dekompoziciji slike su koristili **diskretnu valićnu transformaciju** (engl. discrete wavelet transformation).

U [2] su u predobradi slika primijenili **medijan filter za uklanjanje šuma**, promjenili veličinu slika na **512x512** te **izrezali slike** da smanje udio pozadine. Prije klasifikacije tumora proveli su segmentaciju slika s ciljem da detektirani objekti mozga (područje tumora) budu bijeli, a ostatak slike crn. Značajke na temelju kojih se provodi klasifikacija **k-NN** algoritmom su: centorid (na temelju x i y koordinata središta tumora određene su diskretne pozicije (x,y) tumora) i površina objekta (udio površine slike koju zauzima tumor). Unarksnom provjerom određen je adekvatan broj susjeda (hiperparametar k) te prosječna točnost klasifikatora iznosi 89,5%. Korištenjem iste predobrade slika, segmentacijskih postupaka i ekstrakcije značajki na istom skupu za testiranje rezultati za **PNN** (probabilistička neuronska mreža) i klasifikator **Naivni Bayes** su značajno slabiji (76,5%, odnosno 71,1%).

U članku [3] su korištena 2 klasifikatora: **stroj potpornih vektora** (SVM) i **algoritam najbližih susjeda** (kNN). Primijenili su **medijan filtar**, **morfološko filtriranje** (erozija, dilatacija) te **GLCM** (Gray Level Co-occurence Matrix) za ekstrakciju značajki. Neke od značajki koje se koriste u ovom i sličnim radovima: : kontrast, korelacija, entropija, energija i homogenost. Prema njihovim rezultatima se stroj potpornih vektora pokazao boljim klasifikatorom.

Tradicionalni pristupi strojnog učenja Knn-A I svm-a zahtjevaju segmentaciju slika i/ili ekstrakciju značajki prije klasfikacije. **Konvolucijske neuronske mreže** predstavljaju model u kojem je ekstrakcija značajki automatizirana te nakon nje slijedi klasfikacija. U [4] je prije treniranja modela provedena **min-max normalizacija**. Povećali su podatkovni skup kako bi izbjegli pristranost prema većinskoj klasi tumora (korištene tehnike: rotacija, zrcaljenje, dodavanje sol-papar šuma). Korišteni end-to-end modeli dubokog učenja s prijenosnim učenjem postigli su visoku točnost: 97.4% (GoogLeNet) i 97.8% (ResNet-18). Dobivene značajke (vektor značajki) su iskorištene za treniranje SVM klasifikatora koji je postigao točnost od 98%.

[5] koriste isti javno dostupan podatkovni skup i **CNN s prijenosnim učenjem**. Koristili su 9 CNN arhitektura: AlexNet, GoogleNet, VGG16, VGG19, Residual Networks (ResNet18, ResNet50, ResNet101), Residual Networks and Inception-v2 (ResNet-Inception-v2), Squeeze and Excitation Network (SENet). Temeljna ideja prijenosnog učenja je iskoristiti znanje naučeno na jednom skupu za učenje na drugim skupovima podataka. Normalizirali su izvorne slike i konvertitrali ih u RGB format. Mreže su trenirane stohastičkim gradijentnim spustom u skupinama od 128 slika (engl. minibatch). Za broj epoha isprobali su 25, 50 i 90, a pokazalo se da povećanje ne doprinosi značajno boljoj klasifikaciji. Sve su arhitekture osim SENet postigle točnost veći od 90% na 25 epoha. Također, pokazalo se da arhitekture s manje slojeva (AlexNet, GoogleNet, VGG-16) bolje klasificiraju. Od isprobanih treniranih arhitektura najboljom se pokazala VGG-16 (točnost 98.71%), ali treniranje traje 1950 minuta. S druge strane, treniranje mreže AlexNet u 90 epoha traje 91 minutu, a rezultira točnošću 98.22%).

Konvolucijske neuronske mreže su najčešće korišten model pri klasifikaciji slika. U [6] također provode klasifikaciju 3 vrste tumora, a klasifikaciji pomoću CNN-a prethode tehnike (pred)obrade slika. Smanjili su slike na dimenziju 112x112, primjenili **Gaussov filtar** kako bi zagladili sliku, proveli postupak **izjednačavanja histograma** slike kako bi pospješili kontrast. U svom su radu koristili mrežu sa 3 konvolucijska sloja s konvolucijskom jezgrom (engl. kernel) veličine 5x5 i 2 sloja sažimanja (engl. subsampling layer) s veličinom podmatrice 2x2. Kako bi smanjili prenaučenost koriste tzv. dropout slojeve u kojim se ignorira dio neurona u daljnjem prolazu kroz mrežu. Koriste 2 gusta sloja (engl. dense layer), od kojih zadnji koristi kao poveznica između konvolucijskih slojeva i softmax izlaznog sloja. Model je pokazao veću preciznost detekcije pituitary tumora (98%) nasprem glioma (88%) i meningioma (94%). Predloženi model postiže visoku točnost na skupu za ispitivanje: 94.39%.