Klasifikacija moždanih tumora iz MRI snimaka

Toni Ivanković, Rea Pintar, Andrija Banić, Petra Dunja Grujić Ostojić, Lorena Lazar

Sveučilište u Zagrebu, Fakultet elektrotehnike i računarstva, Zagreb, Hrvatska

{toni.ivankovic, rea.pintar, andrija.banic, petra-dunja.grujic-ostojic, lorena.lazar}@fer.hr

*Sažetak*—Klasifikacija MRI snimaka ima velik potencijal u medicinskoj dijagnostici i istraživanjima. U ovom radu su isprobani različiti pristupi višeklasne klasifikacije moždanih tumora na temelju javno dostupnog skupa snimki dobivenih magnetskom rezonancijom. Slike prikazuju jednu od 3 vrste tumora (gliomi, meningeomi, tumor hipofize) ili mozak bez tumora. Za klasifikaciju slika najčešće se koriste konvolucijske neuronske mreže, u ovom su radu isprobane 2 arhitekture konvolucijskih neuronskih mreža: EfficientNetVL2 i GoogLeNet. Osim navedenih mreža čije se treniranje temelji na prijenosnom učenju, isproban je i tracionalan model strojnog učenja: stroj potpornih vektora (SVM). Model SVM je očekivano značajno lošije preciznosti od modela dubokog učenja koji se danas učestalo rabe pri različitim problemima klasifikacije slika. +rezultati za ove mreže fale

Ključne riječi – višeklasna klasifikacija tumora mozga, MRI, duboko učenje, SVM, konvolucijske neuronske mreže, prijenosno učenje

# uvod

Značajan razvoj računarske znanosti i tehnologija medicinskog oslikavanja u posljednjim desetljećima omogućio je primjenu strojnog učenja u medicinskoj dijagnostici i istraživanju različitih bolesti. Poboljšanja u području grafičkih procesora i veći broj označenih skupova medicinskih slika također doprinose uspješnoj klasifikaciji slika. Sve precizniji klasifikacijski algoritmi, prvenstveno oni temeljeni na neuronskim mrežama, mogli bi pomoći radiolozima i drugim medicinskim djelatnicima pri analizi nalaza pacijenata.

U ovom smo radu proveli višeklasnu klasifikaciju slika moždanih tumora dobivenih magnetskom rezonancijom. Tumori mozga čine 85% - 90% tumora centralnog živčanog sustava te se procijenjuje da je 2020. na svjetskoj razini dijagnosticirano 308 120 tumora mozga i kralježnične moždine [1]. Danas se magnetska rezonancija koristi za snimanje anatomije i funkcije mozga, ali i drugih dijelova tijela jer omogućuje brzu akviziciju slike, nije invazivna, a većina ljudskih tkiva (osim primjerice, kostiju i pluća) sadrže vodik čija se pristunost mjeri pri MRI snimanju. Magnetska rezonancija je relativni novi modalitet medicinskog snimanja temeljen na principima kvantne elektrodinamike. 1974. je Peter Mansfield predstavio matematičku teoriju iza medicinskog oslikavanja i registracije slike [2].

MRI snimke su u ovom radu klasificirane u jednu od 4 klase: 3 vrste tumora (*gliom, meningeom* ili *tumor hipofize*) i klasa *mozak bez tumora*. Za klasifikaciju slika se mogu koristititi i tradicionalni pristupi strojnog učenja poput modela stroja potpornih vektora (engl. support vector machine), ali tehnike dubokog učenja, prvenstveno konvolucijske neuronske mreže, su se pokazale primjerenijima za zadatke poput segmentacije i klasifikacije medicinskih slika. Prije klasfikacije slika modelima temeljenim na prijenosnom učenju, isprobali smo klasifikator SVM koji, očekivano, nije dao zadovoljavajuće rezultate. Rezultati bi se potencijalno mogli poboljšati kvalitetnijim pristupom ekstrakcije značajki, ali u ovom smo radu stavili naglasak na primjenu konvolucijskih neuronskih mreža jer one imaju ugrađenu ekstrakciju značajki, što je jedan od razloga, njihove česte primjene za ovu vrstu klasfikacijskog problema. Koristili smo 2 poznate arhitekture neuroskih mreža: EfficientNetVL2 i GoogLeNet. Navedene mreže, čije su inicijalne težine dobivene treniranjem na velikoj bazi slika ImageNet, primjer su prijenosnog učenja koje se pokazalo vrlo uspješnim u ovom području primjene. SAD TU FALI KAKVI SU REZULTATI I JOŠ NEKA REČENICA ZA KRAJ.

U nastavku rada dan je pregled postojećih pristupa klasfikacije slika moždanih tumora. U 3. je poglavlju opisana metodologija rada, a u 4. su poglavlju predstavljeni dobiveni rezultati. 5. poglavlje sadrži diskusiju dobivenih rezultatu uz usporedbu s postojećim pristupima. Zaključak rada je naveden u 6. pogljavlju.

# Pregled postojećih pristupa klasifikacije slika moždanih tumora

Zadatci klasifikacije slika moždanih tumora mogu se svrstati u 2 kategorije:

* binarna klasifikacija tumora
* višeklasna klasifikacija tumora

Zadatak binarne klasifikacije tumora mozga može biti: određivanje je li tumor na slici benigan ili maligan, ima li na mozgu tumora ili ne, je li tumor višeg ili nižeg stupnja. Višeklasna klasifikacija tumora podrazumijeva određivanje kojoj vrsti tumora slika pripada. U mnogim se radovima koristi javno dostupan podatkovni skup iz 2017. koji sadrži slike 3 vrste tumora [3]: gliomi (engl. glioma), meningeomi (engl. meningioma) i tumor hipofize (engl. pituitary tumor). Podatkovni skup odabran u našem radu također sadrži ove 3 klase, ali i četvrtu klasu: slike mozga bez tumora [4].

Moderni pristupi klasifikacije slike oslanjaju se na duboko učenje. Najčešće se primijenjuju konvolucijske neuronske mreže [5] [6], a neki su radovi povezali modele dubokog prijenosnog učenja s tradicionalnim pristupima stojnog učenja kao što su algoritam SVM [7]. Dio znastvenih članaka navodi i primjenu neparametarskog tradicionalnog modela k-NN [8] [9]. Pregled postojećih pristupa klasifikacije slika tumora mozga sažeto je prikazan u Tablici I.

Tablica I. PREGLED POSTOJEĆIH PRISTUPA KLASIFIKACIJE SLIKA TUMORA MOZGA

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| ISTRAŽIVANJE | PODATKOVNI SKUP | METODOLOGIJA | TOČNOST |
| Chelghoum et al.  [5] | javno dostupan Figshare podatkovni skup [1] | - klasfikacija 3 vrste tumora mozga  - prijenosno učenje s 9 CNN arhitektura | najbolja točnost: 98.71 % (VGG-16, 90 epoha) |
| Das et al.  [6] | javno dostupan Figshare podatkovni skup [1] | - klasfikacija 3 vrste tumora mozga  - konvolucijska neuronska mreža (CNN) | 94.39 % |
| Kibriya et al.  [7] | javno dostupan Figshare podatkovni skup [1] | -klasifikacija 3 vrste tumora mozga (CNN + SVM klasifikator)  - 2 modela prijenosnog učenja: GoogLeNet i ResNet-18 | - 97.4 % (GoogLeNet)  - 97.8 % (Res-Net18)  - 97.6 %  (GoogLeNet + SVM)  - 98 %  (Res-Net + SVM) |
| Wasule et al.  [8] | snimke iz bolnice Sahyandri,  baza podataka BRATS (2012.) | - binarna klasifikacija tumora mozga (SVM i kNN klasifikator)  - ekstrakcija značajki: GLCM | - snimke iz bolnice: SVM: 96%  KNN: 86%  - BRATS:  SVM: 85%  KNN: 72.5% |
| Ramdlon et al. [9] | TCIA (The Cancer Imaging Archive) | - segmentacija  - ekstrakcija značajki: centroid i površina objekta  - klasikacija 3 vrste tumora mozga algoritmom k-NN | 89,5 % |

U [5], [6], i [7] se slike tumora mozga klasificiraju u 3 grupe: gliomi, meningeomi i tumor hipofize. U [9] se slike klasificiraju u 3 grupe: astrocitomi (engl. Astrocytoma), glioblastomi (engl. Glioblastoma) i oligodendrogliomi (engl. Oligodendroglioma). U [8] se rade dvije binarne klasifikacije: određivanje je li tumor maligni ili benigni te klasifikacija glioma u gliom visokog i niskog stupnja.

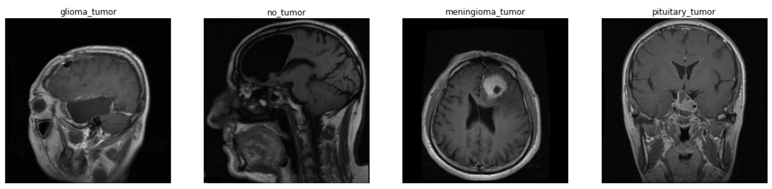
Prije provođenja klasifikacije potrebno je provesti predobradu slika. To obično podrazumijeva primjenu nekih od sljedećih postupaka: medijan filtar za uklanjanje šuma [8] [9], primjena Gaussova filtra za zaglađivanje slika [6], promjena veličine slika, transformacija intenziteta slika. U [7] je prije treniranja modela provedena min-max normalizacija intenziteta slika. Oni su također povećali podatkovni skup kako bi izbjegli pristranost prema većinskoj klasi tumora koristeći pritom sljedeće tehnike: rotacija, zrcaljenje i dodavanje sol-papar šuma. U [5] su pak normalizirali izvorne slike i konvertitrali ih u RGB format. Neki autori prije klasifikacije tumora provode segmentaciju slika s ciljem da detektirani objekti mozga (područje tumora) budu bijeli, a ostatak slike crn [9].

U [9] su proveli klasifikaciju k-NN algoritmom. Korištene značajke su: centorid (na temelju x i y koordinata središta tumora određene su 2 diskretne koordinate tumora) i površina objekta (udio površine slike koju zauzima tumor). U [6] su osim algoritma najbližih susjeda (kNN) isprobali i stroj potpornih vektora (SVM). Primijenili su GLCM (engl. Gray Level Co-occurence Matrix) za ekstrakciju značajki. Neke od značajki koje se koriste u ovom i sličnim radovima su: kontrast, korelacija, entropija, energija i homogenost. Prema njihovim rezultatima stroj potpornih vektora se pokazao boljim klasifikatorom od algoritma k-NN.

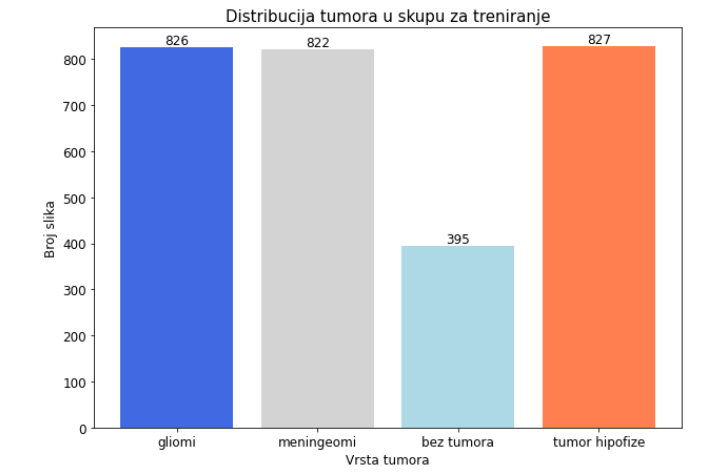
Tradicionalni pristupi strojnog učenja zahtjevaju segmentaciju slika i/ili ekstrakciju značajki prije klasfikacije. Pri klasifikaciji slika ipa se najčešće koriste konvolucijske neuronske mreže. One predstavljaju model u kojem je ekstrakcija značajki ugrađena u model. Takozvani end-to-end modeli s prijenosnim učenjem (engl. transfer learning) postižu visoku točnost: 97.4 % (GoogLeNet) i 97.8 % (ResNet-18) [7]. Dobivene značajke su iskorištene za treniranje SVM klasifikatora koji je postigao točnost od 98 %. U [5] su testirali 9 CNN arhitektura uz prijenosno učenje: AlexNet, GoogleNet, VGG16, VGG19, Residual Networks (ResNet18, ResNet50, ResNet101), Residual Networks and Inception-v2 (ResNet-Inception-v2), Squeeze and Excitation Network (SENet). Temeljna je ideja prijenosnog učenja iskoristiti znanje naučeno na jednom skupu za učenje na drugim skupovima podataka. Mreže su trenirane stohastičkim gradijentnim spustom u skupinama (engl. minibatch) od 128 slika. Za broj epoha isprobali su 25, 50 i 90, a pokazalo se da povećanje ne doprinosi značajno klasifikaciji. Sve su arhitekture osim SENet postigle točnost veću od 90 % na 25 epoha. Također, pokazalo se da arhitekture s manje slojeva (AlexNet, GoogleNet, VGG-16) bolje klasificiraju. U [6] su trenirali neuronsku 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 koriste kao poveznicu između konvolucijskih slojeva i softmax izlaznog sloja. Predloženi model postiže visoku točnost na skupu za ispitivanje: 94.39%. Ipak, rezultat je manji nego u radovima koji primjenjuju prijenosno učenje.

Većina istraživanja iz područja klasifikacije moždanih tumora pomoću MRI snimaka koristi konvolucijske mreže, a sve su popularniji pristupi prijenosnog učenja. Ekstrakcija ispravnih značajki i tradicionalni pristupi, poput stroja potpornih vektora i algoritma najbližih susjeda, mogu postići visoku točnost, ali ipak nižu od konvolucijskih neuronskih mreža. Od navedenih 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 % [5].

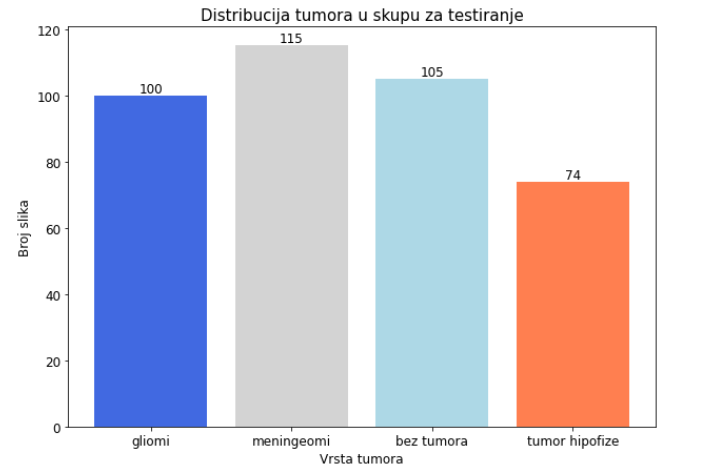
# metodologija

Za ovaj je rad odabran javno dostupan podatkovni skup sa stranice Kaggle [3]. Podatkovni skup sadrži 3264 slika mozga dobivenih magnetskom rezonancijom. Slike su podijeljene u četiri klase: gliomi (engl. glioma), meningeomi (engl. meningioma), tumor hipofize (engl. pituitary tumor) i slike mozga bez tumora. Na slici 1. prikazana je po jedna slika za navedene tumore te prikaz slike mozga bez tumora. Može se primijetiti da su dobivene slike slikane iz različith kuteva što konvolucijskim neuronskim mrežama omogućuje učenje različitih uzoraka pojedinog tumora.

Slika 1. Prikaz 3 vrste tumora mozga i mozga bez tumora (slike iz [3] )

Podatkovni skup je podijeljen na skup za treniranje i skup za testiranje u omjeru 80:20. Omjeri klasa u skupovima nisu jednaki. Najveći dio slika u skupu za treniranje pripada klasi tumora gliomi, a najmanji klasi slika bez tumora. Na slikama 2. i 3. prikazana je distribucija klasa u skupovima za treniranje i testiranje. 

Slika 2. Distribucija tumora mozga u skupu za treniranje



Slika 3. Distribucija tumora mozga u skupu za testiranje

Kako bi postigli što bolju točnost modela, slike su predobrađene po uzoru na navedene radove. Odabrano je uklanjanje šuma medijan filtrom te min-max normalizacija intenziteta slika. Slike su obrađene tako da sve budu istih dimenzija. Postupak učenja proveden je uz pomoć algoritama konvolucijskih neuronskih mreža i stroj potpornih vektora. Odabrane arhitekture za učenje pomoću konvolucijskih neuronskih mreža su GoogLeNet i EfficientNetV2L. Za implementaciju korištenih algoritama i predobradu slike korištene su biblioteke scikit-learn, OpenCV, TensorFlow i NumPy. Za izgrađene modele prikazane su matrice konfuzije te su ispisane neke mjere validacije kao što su odziv (engl. recall), preciznost (engl. precision) i F1-vrijednost (engl. F1-score) koja je kombinacije prethodne dvije. Također je prikazana točnost izgrađenih modela.

## GoogLeNet

GoogLeNet arhitehtura temelji se na algoritmu dubokih konvolucijskih neuronskih mreža. Sastoji se od 22 sloja, to jest 27 ako računamo i slojeve udruživanja (engl. pooling layers), a 9 od njih su slojevi početnih modeula (engl. Inception modules). Odabrana veličina slika za izgradnju ovog modela je 224x224 što je preporučeno za GoogLeNet arhitekturu. Odabrani broj epoha je 25, a broj uzoraka korištenih u jednoj iteraciji je 30 (engl. batch size). Korištene aktivacijske funkcije su ReLu i softmax. Softmax se koristi samo kod izlaznog sloja kako bi se dobila vjerojatnost pripadnosti određenoj klasi. Učenje modela trajalo je 67 minuta. REZULTATI?? Dobivena točnost modela na skupu za testiranje iznosi 93,3%. Model je bio najuspješniji za klasu tumor hipofize. Dodatno opisati…

### For papers with more than six authors: Add author names horizontally, moving to a third row if needed for more than 8 authors.

### For papers with less than six authors: To change the default, adjust the template as follows.

#### Selection: Highlight all author and affiliation lines.

#### Change number of columns: Select the Columns icon from the MS Word Standard toolbar and then select the correct number of columns from the selection palette.

#### Deletion: Delete the author and affiliation lines for the extra authors.

## EfficientNetV2L

Headings, or heads, are organizational devices that guide the reader through your paper. There are two types: component heads and text heads.

Component heads identify the different components of your paper and are not topically subordinate to each other. Examples include Acknowledgments and References and, for these, the correct style to use is “Heading 5”. Use “figure caption” for your Figure captions, and “table head” for your table title. Run-in heads, such as “Abstract”, will require you to apply a style (in this case, italic) in addition to the style provided by the drop down menu to differentiate the head from the text.

Text heads organize the topics on a relational, hierarchical basis. For example, the paper title is the primary text head because all subsequent material relates and elaborates on this one topic. If there are two or more sub-topics, the next level head (uppercase Roman numerals) should be used and, conversely, if there are not at least two sub-topics, then no subheads should be introduced. Styles named “Heading 1”, “Heading 2”, “Heading 3”, and “Heading 4” are prescribed.

## Support vector machine

#### Positioning Figures and Tables: Place figures and tables at the top and bottom of columns. Avoid placing them in the middle of columns. Large figures and tables may span across both columns. Figure captions should be below the figures; table heads should appear above the tables. Insert figures and tables after they are cited in the text. Use the abbreviation “Fig. 1”, even at the beginning of a sentence.

1. Table Type Styles

| Table Head | Table Column Head | | |
| --- | --- | --- | --- |
| Table column subhead | Subhead | Subhead |
| copy | More table copya |  |  |

1. Sample of a Table footnote. (*Table footnote*)
2. Example of a figure caption. (*figure caption*)

# rezultati

After the text edit has been completed, the paper is ready for the template. Duplicate the template file by using the Save As command, and use the naming convention prescribed by your conference for the name of your paper. In this newly created file, highlight all of the contents and import your prepared text file. You are now ready to style your paper; use the scroll down window on the left of the MS Word Formatting toolbar.

# diskusija

After the text edit has been completed, the paper is ready for the template. Duplicate the template file by using the Save As command, and use the naming convention prescribed by your conference for the name of your paper. In this newly created file, highlight all of the contents and import your prepared text file. You are now ready to style your paper; use the scroll down window on the left of the MS Word Formatting toolbar.

# zaključak

Klasifikacija medicinskih slika fokus je sve većeg broja znanstvenih članaka. Metode dubokog učenja, poput konvolucijskih mreža podržanih prijenosnim učenjem, uz asistenciju neuroznanstvenika mogle bi olakšati i ubrzati proces detekcije moždanih tumora. U ovom je radu naglasak bio na klasifikaciji MRI snimki mozga: radilo se o jednom od 3 vrste moždanih tumora (gliomi, meningeomi, tumor hipofize) ili o mozgu bez tumora.

Prije treniranja modela, provedena je predobrada slika: primjenjen je median filtar i min-max normalizacija intenziteta slika kako bi se uklonio šum i poboljšao kontrast slika. Na odabranom podatkovnom skupu trenirana su 3 modela: tradicionalni model strojnog učenja SVM i 2 arhitekture neuronskih mreža GoogLeNet i EfficientNetVL2. Kao i u većini znanstvenih radova, paradigma prijenosnog učenja i konvolucijske neuronske mreže su se pokazale prikladnijim klasifikatorom slika moždanih tumora od SVM-a.

-postignuta točnost fali-

Premda je podatkovni skup malen (3264 slika), postignuti su rezultati koji potvrđuju uspješnost konvolucijskih neuronskih mreža u klasifikacijskim zadatcima poput ovog. Očekuje se da će daljni razvoj modela za klasifikaciju snimki tumora liječnicima olakšati analizu nalaza pacijenata i tako omogućiti pravovremenu i kvalitetnu medicinsku dijagnostiku.

##### popis literature

1. Cancer.Net, “Brain Tumor: Statistics“, 2022. [Online]

<https://www.cancer.net/cancer-types/brain-tumor/statistics>

Posjećeno: 5.1.2023.

1. P. Suetens, Fundamentals of Medical Imaging. Cambridge University  
   Press, 2017
2. J. Cheng, “Brain tumor dataset“. 2.4.2017. [Online]

<https://figshare.com/articles/dataset/brain_tumor_dataset/1512427>

Posjećeno: 5.1.2023.

1. S. Bhuvaji, A. Kadam, P. Bhumkar, S. Dedge, and S. Kanchan,  
   “Brain tumor classification (mri),” 2020. [Online]  
   [https://www.kaggle.com/dsv/1183165](https://www.kaggle.com/dsv/1183165%20) Posjećeno: 5.1.2023.
2. R. Chelghoum, A. Ikhlef, A. Hameurlaine, and S. Jacquir, “Transfer  
   Learning Using Convolutional Neural Network Architectures for Brain Tumor Classification from MRI Images,” in IFIP International Conference on Artificial Intelligence Applications and Innovations. Springer, 2020, pp. 189–200.
3. S. Das, O. R. R. Aranya, and N. N. Labiba, “Brain tumor classification  
   using convolutional neural network,” in 2019 1st International Confer-  
   ence on Advances in Science, Engineering and Robotics Technology  
   (ICASERT). IEEE, 2019, pp. 1–5.
4. H. Kibriya, M. Masood, M. Nawaz, R. Rafique, and S. Rehman, “Multi-  
   class Brain Tumor Classification Using Convolutional Neural Network and Support Vector Machine.” in 2021 Mohammad Ali Jinnah University
5. V. Wasule and P. Sonar, “Classification of Brain MRI Using SVM and kNN Classifier,” in 2017 Third International Conference on Sensing, Signal Processing and Security (ICSSS). IEEE, 2017, pp. 218–223
6. R. H. Ramdlon, E. M. Kusumaningtyas, and T. Karlita, “Brain Tumor  
   Classification Using MRI Images with K-Nearest Neighbor Method,” in 2019 International Electronics Symposium (IES). IEEE, 2019, pp. 660–667