

Predlog diplomskog rada

Definicija problema/ cilj projekta

Cilj projekta je detekcija melanoma na koži sa akcentom na jednakost izmedju boja kože. Potrebno je da model podjednako dobro klasifikuje maligne/benigne lezije na svim bojama i tipovima kože. Ulaz u sistem je dermatoskopska slika lezije zajedno sa meta-podacima (podaci o slici i pacijentu). Izlaz iz sistema je binarna klasifikacija - da li je lezija maligna ili benigna.

Motivacija problema rešavanog u projektu

Rana detekcija melanoma značajno povećava šanse za uspešno lečenje i smanjenje smrtnosti. Međutim, aktuelni modeli često ispoljavaju pristrasnost prema tonovima kože, naročito kod najtamnijih i najsvetlijih nijansi, usled nedovoljne zastupljenosti tih slučajeva u dostupnim skupovima podataka. Ovakva nejednakost može dovesti do nepouzdanih rezultata za deo pacijenata. Rešavanje ovog problema omogućilo bi razvoj robusnijih i pravednijih sistema za detekciju melanoma, sa većom kliničkom relevantnošću.

Relevantna literatura

Literatura 1: **Towards Fairness in AI for Melanoma Detection: Systemic Review and Recommendations**

1. Zadatak

Rad je sistematski pregled literature (2013-2024) koji se fokusira na AI / deep learning metode za detekciju melanoma, sa posebnim naglaskom na zastupljenost i fer tretman različitih tonova kože. Cilj je identifikovanje pristrasnosti u trenutnim modelima, analiza kakvi su skupovi podataka (dataset-i), koje skin tone skale se koriste, i davanje preporuka kako da se unapredi pravičnost i inkluzivnost u budućim modelima.

2. Metodologija

Primarna metodologija je pregled sistema prateći PRISMA smernice. Istražuju postojeće studije/eksperimente, analiziraju dataset-e, prikazuju koje metode AI su primenjene u tim radovima

3. Skup podataka

Rad ne koristi jedan skup, vec analizira vise skupova podataka. Primeri dataset-a: PH2 (200 slika), Edinburgh Dermofit Library (~1300), HAM10000 (~10015), ASAN (~120,780 slika), Diverse Dermatology Images (DDI) dataset (ima slike sa FST I–II, III–IV, V–VI tonovima kože, sa benignim i malignim lezijama). Skupovi podataka se razlikuju po: broju slika, da li su uključeni demografski podaci (starost, pol, etnička pripadnost, boja kože), tip & lokacija

lezije, tipu slike, rezoluciji. Neki dataset-i imaju vrlo malo informacija o boji kože / tonovima kože; neki dataset-i nemaju uopšte

4. Evaluacija rešenja

Pošto je ovo pregledni rad, evaluacija modela je indirektna — kroz upoređivanje onoga što su autori drugih radova izvestili: koje mere performansi su korišćene (accuracy, sensitivity, specificity, ROC-AUC, itd.), da li su ti rezultati raspoređeni po tonovima kože ili drugim demografskim varijablama, koliko su dataset-i uravnoteženi po tonovima kože

5. Rezultati

Pronađeno je da AI metode za detekciju melanoma imaju značajnu **pristrasnost prema svetlijim tonovima kože**, jer su modeli trenirani i testirani većinom na slikama svetlih ili neodređenih tonova kože, dok tamniji tonovi ostaju nedovoljno zastupljeni.

6. Šta po meni nedostaje

Bilo bi korisno dopuniti sa empirijskim studijama kojima se upoređuju performanse modela kad se uključe tamni i svetli tonovi kože.

Literatura 2: Detecting Melanoma Fairly: Skin Tone Detection and Debiasing for Skin Lesion Classification

1. Zadatak

Cilj je da se otkrije i smanji pristrasnost u klasifikaciji melanoma u zavisnosti od tona kože. Autori predlažu algoritam za automatsko određivanje tona kože slika lezija, označavaju ISIC skup podataka tim tonovima, i primenjuju tehnike „unlearning” da bi ublažili razlike u performansama između svetlih i tamnih tonova kože.

2. Metodologija

Koristi se CNN (ResNetXt-101, EffitientNet), tehnike debiasing-a “Learn Not To Learn” i “Turning a Blind Eye” kao i “Turning a Blind Eye” + gradient reversal. Za procenu tona kože koristi se ITA.

3. Skup podataka

- *Fitzpatrick17k* dataset sa ljudskim anotacijama Fitzpatrick tipova kože (≈ 16.577 slika, od čega ~ 4.316 slika neoplastičnih lezija) koristi se za trening i verifikaciju algoritma za procenu tona kože.
- *ISIC (2017 + 2020) skup* (~ 35.574 slika) koristi se za treniranje modela sa automatski označenim tonovima kože.
- Za testiranje/generalizaciju koriste se *MClass*, *Interactive Atlas of Dermoscopy* i *ASAN* datasets, koji dolaze iz različitih populacija i sadrže i dermatoskopske i kliničke slike.

4. Evaluacija rešenja

Primarna metrika je AUC - Area Under ROC Curve

5. Rezultati

Algoritam za automatsko etiketiranje tona kože imao je ~60.61 % tačnosti (unutar ± 1 nivoa na Fitzpatrick skali)

6. Šta po meni nedostaje

Treba više istražiti efikasnost metoda u uslovima promenljivog osvetljenja, raznih uređaja za snimanje, i realnim slikama iz kliničke prakse (ne samo javnih datasetova).

Literatura 3: Data-Driven Color Augmentation Techniques for Deep Skin Image Analysis

1. Zadatak

Cilj je da se poveća robusnost dubokih neuronskih mreža za analizu dermatoskopskih slika kroz tehnike augmentacije boje, tako da modeli bolje podnose varijacije u osvetljenju prilikom snimanja. Rad primenjuje ove tehnike na zadatke segmentacije i klasifikacije lezija u okviru ISIC 2017 izazova.

2. Metodologija

Autori koriste *Shades of Gray* tehniku za procenu iluminanta slike, zatim vrše bijelo balansiranje, i tokom treninga nasumično primenjuju boju osvetljenja (sample-ovane iluminante) kako bi simulirali različite uslove osvetljenja; uz to koriste i korekciju gama i geometrijske augmentacije.

3. Skup podataka

Koristi se ISIC 2017 dataset za obu-ku i evaluaciju (za zadatke segmentacije i klasifikacije), bez eksternih dermatoloških baza podataka.

4. Evaluacija rešenja

Modeli su trenirani i evaluirani sa standardnom podelom ISIC 2017: trening set + validacioni set + test set, mere performansi su npr. dice koeficijent, Jaccard, accuracy, AUC, specificity, sensitivity.

5. Rezultati

Za zadatak segmentacije, model je ostvario DICE koeficijent ~0.846 i ACC ~0.948 na validacionom skupu; za klasifikaciju melanoma vs ostale lezije AUC oko 0.791, i prilično dobru specifičnost/senzitivnost na seborrheic keratosis klasifikaciji.

6. Šta po meni nedostaje

Metoda ne adresira eksplicitno pravičnost između tonova kože.

Dodatne literature:

- [Literatura 4:](#) FairDisCo: Fairer AI in Dermatology via Disentanglement Contrastive Learning
- [Literatura 5:](#) A patient-centric dataset of images and metadata for identifying melanomas using clinical context
- [Literatura 6:](#) Fairness Metrics in AI: Your Step-by-Step Guide to Equitable Systems

Skup podataka

Skup podataka za izradu diplomskog rada bio bi [ISIC 2020](#), ali zbog njegove nebalansiranosti dodali bi se skupovi ISIC (2017-2020).

- Referenca na rad u kome je skup konstruisan: [A patient-centric dataset of images and metadata for identifying melanomas using clinical context](#)
- [Link](#) sa kog se skup može preuzeti
- Ciljna oznaka: binarna klasifikacija – *maligan (melanoma)* vs *benign*.
- Raspodela klasa: dataset je veoma neuravnotežen: od 33,126 slika za trening, samo oko 1.8 % su *maligne* slike, dok je ~98.2 % benignih.

Za svaku instancu/sliku dostupni su sledeći atributi:

- Slika (dermatoskopska / dermoscopic image) – glavni input.
- Metadata / metapodaci:
 1. **patient_id** – identifikator pacijenta.
 2. **lesion_id** – identifikator lezije (u nekim verzijama metapodataka).
 3. **sex** – pol pacijenta.
 4. **age** – starost pacijenta.
 5. **general_anatomic_site** – opšte područje tela gde se lezija nalazi (npr. noga, leđa, ruka itd.).
- U nekim slučajevima postoji „detailed diagnosis” metapodatak (više klasa dijagnoze) u treningu, ali glavni target je binarna malignost vs benignitet.

Metodologija

Za izradu diplomskog rada zadatak bi se podelio u 2 faze.

Faza pripreme podataka - Monk Skin Tone Scale bi se koristila kao referenca za labeliranje slika po tonovima kože. Koristila bi se Augumentacija podataka da se postigne raznovrsnost osvetljenja, oblika i tonova.

Faza klasifikacije - Koristila bi se CNN mreža, konkretno EfficientNet koja prima sliku i meta podatke, koristi funkciju gubitka da penalizuje klasifikaciju po tonovima kože u zavisnosti od zastupljenosti određenog tona kao i tačnosti u klasifikovanju

Metod evaluacije

Accuracy – koliko je tačno klasifikovanih uzoraka (ali kod neuravnoteženih klasa nije pouzdana).

Precision, Recall, F1-score – korisno kada jedna klasa (npr. melanoma) ima mnogo manje uzoraka.

AUC-ROC (Area Under ROC Curve) – standard u medicinskoj dijagnostici jer meri sposobnost modela da razlikuje pozitivne i negativne slučajeve nezavisno od praga.

Balanced accuracy / sensitivity / specificity – za neuravnotežene datase.

Fairness metričke (ako je fokus na pravičnosti) – npr. razlike u AUC između grupa (po tipu kože, polu, starosti).

Napomena:

Projekat je već urađen, rađen je u timu od 2 člana: Katarina Krstin SV57/2021 i Jovan Vučković SV64/2021. Otvoreni smo za proširenja i poboljšanja projekta ukoliko je potrebno. Na predmetu PIGKUT zajedno pišemo na temu ovog projekta.