

SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET ELEKTROTEHNIKE I RAČUNARSTVA

ZAVRŠNI RAD br. 1605

**SUSTAV ZA OPTIČKO RASPOZNAVANJE
TEKSTA STARIJIH KNJIGA NA HRVATSKOME
JEZIKU**

Dominik Agejev

Zagreb, rujan, 2024.

Zagreb, 4. ožujka 2024.

ZAVRŠNI ZADATAK br. 1605

Pristupnik: **Dominik Agejev (0036537505)**
Studij: Elektrotehnika i informacijska tehnologija i Računarstvo
Modul: Računarstvo
Mentor: izv. prof. dr. sc. Tomislav Hrkać

Zadatak: **Sustav za optičko raspoznavanje teksta starijih knjiga na hrvatskome jeziku**

Opis zadatka:

Optičko raspoznavanje teksta izazovan je problem računalnog vida koji podrazumijeva pretvorbu skeniranog ili fotografiranog teksta u strojno čitljiv oblik prikazan u nekom od standardnih računalnih tekstovnih formata. Dodatni izazovi javljaju se pri takvoj pretvorbi starijih knjiga, primjerice zbog narušene kvalitete papira, slabije kvalitete tiska, arhaičnog jezika i slično. U okviru ovog završnog rada potrebno je: proučiti najznačajnije slobodno dostupne alate za optičko raspoznavanje teksta i opisati njihove osnovne značajke, ispitati primjenjivost odabranih sustava za raspoznavanje teksta starijih knjiga na hrvatskome jeziku uz primjenu prikladnih tehnika predobrade i naknadne obrade, pripremiti bazu slika za ispitivanje sustava, analizirati ponašanje ostvarenog sustava te prikazati i ocijeniti ostvarene rezultate. Radu priložiti izvorni i izvršni kod razvijenih postupaka, ispitne podatke i rezultate, uz potrebna objašnjenja i dokumentaciju te navesti korištenu literaturu.

Rok za predaju rada: 14. lipnja 2024.

Jakovu, Lovri i Roku, hvala na pomoći!

Sadržaj

1. Uvod	3
2. Uvod u OCR	5
2.1. Predobrada	5
2.1.1. Binarizacija	6
2.1.2. Ispravljanje nagnuća	6
2.2. Segmentacija	6
2.3. Izdvajanje značajki	7
2.4. Klasifikacija	7
2.5. Naknadna obrada	8
3. OCR starijih tekstova	10
3.1. Pregled literature	10
4. Tesseract	11
4.1. Predobrada	11
4.1.1. Binarizacija	11
4.1.2. Eliminacija šuma	11
4.1.3. Analiza uređenja stranice	12
4.2. Klasifikacija	13
4.3. Naknadna obrada	13
5. Ocular	14
5.1. Jezični model	15
5.2. Slovoslagarski model	15
5.3. Model tinte	15

5.4. Model šuma	15
6. Metodologija	16
6.1. Ispitni skup podataka	16
6.2. Mjere uspješnosti	18
7. Optimizacija Oculara	19
7.1. Jezični model	19
7.1.1. Veličina skupa podataka	20
7.1.2. Veličina snopa	20
7.2. Model znakovlja	21
7.3. Ispitivanje ortografskih mogućnosti	22
8. Sinteza rješenja	23
9. Diskusija	24
10. Zaključak	25
Literatura	26
Sažetak	30
Abstract	31
A: The Code	32

1. Uvod

Cilj rada nadići je uspješnost gotovih sustava za optičko raspoznavanje teksta (eng. *Optical Character Recognition* ili *OCR*) na starijim knjigama hrvatskoga jezika koristeći se nenadziranim metodama učenja, odnosno bez označenih podataka za trening modela, uz predobradu i naknadnu obradu.

Iako suvremeni sustavi poput DTrOCR-a [1] postižu gotovo savršene rezultate u raznim primjenama, optičko raspoznavanje teksta nipošto nije riješen problem. Još uvijek i najbolji sustavi, poput gore navedenog, pogrešno prepoznaju više od 10% riječi na fotografijama teksta „u divljini“ i gotovo 20% riječi u rukopisima na kineskom jeziku.

Uz to, zbog ovisnosti o jezičnim modelima, novija rješenja općenito nisu primjenjiva bez dodatne prilagodbe na manje zastupljene jezike, poput hrvatskog, ili se pak oslanjaju na veliku količinu označenih podataka ili na sintetičke podatke, generirane modelima koji za rjeđe jezike nisu dostupni, te zahtijevaju značajne računalne resurse.

Nadalje, zbog suviše uske primjene, specifični problemi, poput predmeta ovog rada, raspoznavanja teksta antikvarnih knjiga i to na jeziku ograničene uporabe, redovito se zaobilaze u prilog doprinosima aktualnim primjenama. [2]

U okviru ovog rada najprije se uvodi u područje, metode i temeljne pojmove koji će se koristiti u radu. Zatim je detaljno izložen zadatak i njegove specifičnosti uz pregled dosadašnjih postignuća unutar područja.

Prelazeći na izvedbu rješenja, razmatraju se najznačajniji slobodno dostupni OCR alati prikladni zadatku, a to su Tesseract [3], OCR sustav opće namjene koji održava Google, te Ocular [16], razvijen specifično za primjenu na antikvarnim dokumentima.

Nakon treniranja i optimiziranja hiperparametara Oculara, uspoređen je s Tesseract-

tom na već predobrađenim ispitnim podacima gdje se pokazuje da usprkos starijoj arhitekturi u bitnome nadjačava Tesseract, ali uz određena ograničenja.

Konačno, izveden je sustav glasanja kojim se postiže veća uspješnost od one samostalnih modela.

2. Uvod u OCR

Optičko raspoznavanje teksta grana je računalnog vida koja se bavi izdvajanjem teksta iz slika, bilo dokumenata, rukopisa ili scenskih fotografija, radi lakog pretraživanja i uređivanja, jednostavnijeg arhiviranja ili pak dostupnosti sadržaja slabovidnima i slijepima.

U odnosu na sadržaj ulaznih slika najčešće govorimo o prepoznavanju teksta tiskanih dokumenata, rukopisa ili teksta „u divljini“, npr. natpisa na pročeljima trgovina, s tim da je potonje uže povezano s drugim granama računalnog vida poput detekcije i klasifikacije objekata.

OCR sustavi često se razvijaju i za još uže definirane zadatke, primjerice prepoznavanje teksta na računima ili antikvarnim dokumentima. Takvi sustavi, kakvima se bavi i ovaj rad, nazivaju se jednonamjenskim (eng. *task-specific*), dok se sustavi prilagođeni raznim uporabama zovu sustavima opće namjene (eng. *general purpose*). [4]

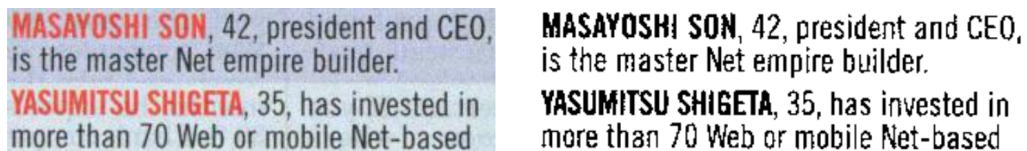
Optičko raspoznavanje teksta podrazumijeva u bitnome pet koraka: predobradu, segmentaciju, izdvajanje značajki, klasifikaciju te naknadnu obradu. [5] U ovom poglavlju izložit će se ugrubo najznačajnije metode i pojmovi koji će se koristiti u ostatku rada.

2.1. Predobrada

Predobrada se odnosi na postupak prilagodbe ulazne slike radi uspješnijeg raspoznavanja znakova. Načela po kojima se ravna predobrada uključuju pojednostavljenje ulaza izostavljanjem nebitnih informacija, što čine binarizacija i eliminacija šuma, te ispravljanje fizičkih nesavršenosti, uzrokovanih bilo tiskom bilo digitalizacijom ulaza, što rade metode poput ispravljanja nagnuća (eng. *skew correction*).

2.1.1. Binarizacija

Cilj binarizacije razlučivanje je između teksta i pozadine. Najjednostavniji način za to postavljanje je praga (eng. *thresholding*) za koji su svi pikseli s RGB ili sivotonskim (eng. *grayscale*) vrijednostima nižim od praga obojani crno, tj. označeni kao tekst, a pikseli iznad praga označeni kao pozadina. [6]



Slika 2.1. Primjer binarizacije [7]

Razlikujemo globalne i lokalne metode binarizacije. Globalne, poput često korištene Otsuove metode [8], postavljaju jedan prag za cijeli dokument, što je vremenski učinkovito i uspješno u idealnom slučaju s jednoličnom pozadinom, no zakazuje pri nejednako osvjetljenju ili sjeni uslijed loše skeniranog pregiba knjige. Lokalne, poput metode adaptivnog kontrasta [9], temeljenoj na prepoznavanju rubova pomoću kontrasta susjednih piksela, nešto su resursno zahtjevnije, ali zato daju bolje rezultate. [8, 9]

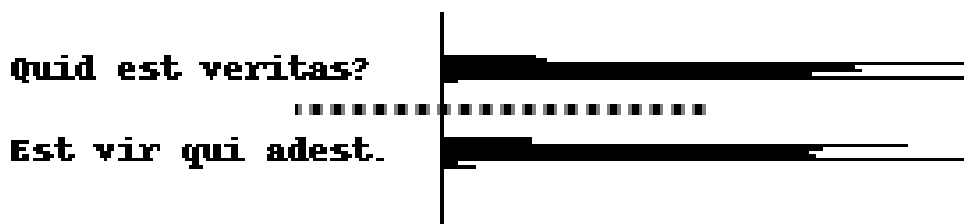
2.1.2. Ispravljanje nagnuća

Cilj ispravljanja nagnuća zaokrenuti je retke teksta tako da su vodoravni. Utvrđivanje kuta nagnuća redaka binarizirane slike može se svesti na pronalazak pravca koji najbolje aproksimira redak, a u tu svrhu najčešće se koristi Houghova transformacija. [10] Konceptualno, Houghova transformacija za svaku rubnu točku slike pronalazi parametre (m, c) pravaca koji se kroz nju mogu provući. Pronađeni skup parametara zapravo je pravac u m, c prostoru, a odredivši pripadajući pravac svakoj točki, ako neki pravci imaju zajedničko sjecište, kroz njima pripadne točke moguće je povući pravac koji u konkretnom slučaju određuje redak teksta.

2.2. Segmentacija

Segmentacija podrazumijeva razlučivanje semantički značajne dijelove slike od kojih su najbitniji retci, riječi i znakovi te koji se obično tim redom i pronalaze: retci u slici, riječi u retku, znakovi u riječi.

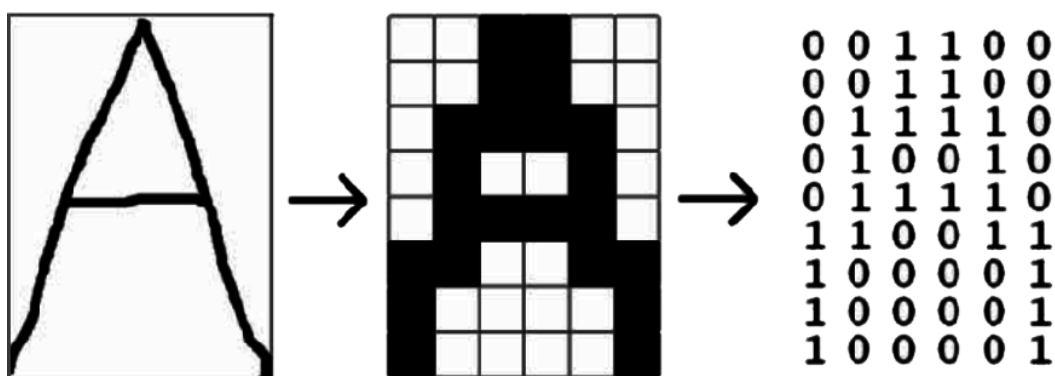
Najjednostavnija metoda segmentacije gradi histogram piksela teksta te postavlja granice između elemenata gdje ima najviše piksela pozadine.



Slika 2.2. Linijska segmentacija histogramom

2.3. Izdvajanje značajki

Starije metode OCR-a, prije prelaska na neuronske mreže, koristile su ručno definirane značajke (poput tzv. Granlundovih opisnika temeljenih na Fourierovoj transformaciji ili jednostavnih matrica koje predstavljaju oblik znaka) [11] dok u suvremenim sustavima poput Tesseracta raniji slojevi neuronske mreže izdvajaju značajke, a kasniji provode klasifikaciju teksta.



Slika 2.3. Izdvajanje matrice značajki slova A [12]

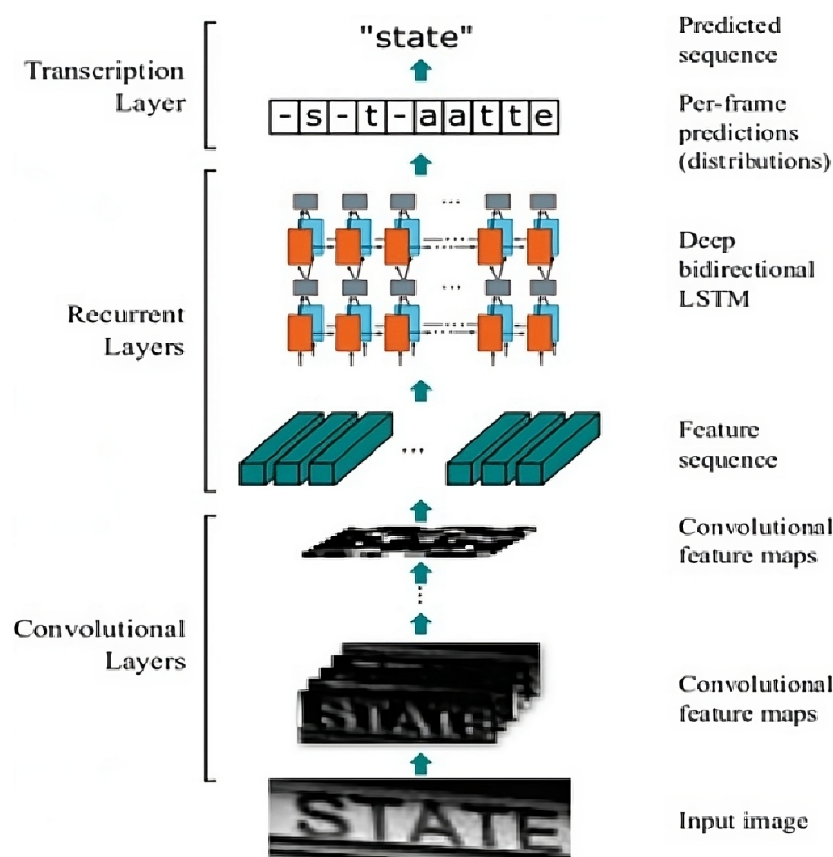
2.4. Klasifikacija

Klasifikacija je najbitniji dio procesa i može se zvati prepoznavanjem teksta u užem smislu. U početku su se OCR sustavi za klasifikaciju oslanjali na uspoređivanje znakova s unaprijed pripremljenim predlošcima (eng. *template matching*), međutim, glavna manjkavost ovog pristupa osjetljivost je na promjenu fonta te šumove poput prelijevanja tinte prilikom tiska, osim očite potrebe za dodatnim ručnim radom.

Razvojem i širenjem neuronskih mreža one preuzimaju ujedno i izdvajanje značajki i njihovu klasifikaciju. Budući da neuronske mreže mogu, bez potrebe za ljudskim radom, u svojim težinama spremati značajke na više razina apstrakcije, i, što je još bitnije, više samih značajki, nego li ljudi mogu ručno pretočiti u stroju razumljiv zapis, brzo su iskorijenile starije klasifikacijske arhitekture. [13]

CNN [14], RNN, LSTM, Transformeri

Združivanjem konvolucijskih i povratnih neuoronskih slojeva dobivamo arhitekturu modernog klasifikatora kao na donjoj slici 2.4.



Slika 2.4. CRNN arhitektura [15]

2.5. Naknadna obrada

Naknadna obrada podrazumijeva metode koje djeluju na klasificirani tekst. Najčešće korištena metoda naknadne obrade jest ispravljanje riječi pomoću jezičnog modela jer značajno povećava preciznost.

Također se mogu uspoređivati rezultati različitih klasifikatora ili čak više iteracija

istog klasifikatora, odlučujući na temelju glasanja koja je riječ vjerojatnija ili pak uspoređujući stupnjeve pouzdanosti transkripcije ako ih klasifikatori podržavaju.

Osim toga, ako se prilikom faze segmentacije nisu razlučivali retci nego izravno znakovi, može se naknadno utvrditi hijerarhijski odnos teksta na slici u ovoj fazi.

3. OCR starijih tekstova

Iz specifičnosti zadatka, tj. starosti knjiga, proizlaze određene poteškoće, naime:

- Čest višak ili manjak tinte pri tisku pojedinih znakova
- Zastarjela znakovlja (fontovi) s neuobičajenim znakovima
- Otežana predobrada zbog spremanja na mikrofilmu
- Arhaičan jezik
- Neravan tisak
- Istrošenost i oštećenja papira

3.1. Pregled literature

[16] [17] [18] [19] [20] [21]

4. Tesseract

Tesseract [3] je najpoznatiji i najprecizniji slobodno dostupan OCR sustav opće namjene koji podržava i hrvatski jezik, a od 4. inačice temeljen je na LSTM neuronskim mrežama. U ovom poglavlju objasnit će se ugrubo Tesseractov proces prepoznavanja teksta prema zadanim postavkama.

4.1. Predobrada

Tesseract ima ugrađena tri koraka predobrade: binarizaciju, eliminaciju šuma i analizu uređenja stranica.

4.1.1. Binarizacija

Tesseract se koristi Otsuovom metodom, no ne za postavljanje jednog globalnog praga za čitavu stranicu, već rabi implementaciju Leptonica biblioteke [22] koja dijeli stranicu u jednake blokove te na njima postavlja prag. Takvim pristupom nadvladavaju se varijacije u svjetlini na makro razini slike, ali se zadržava i veća resursna učinkovitost uslijed paralelizacije i izbjegavanja složenijih računa lokalnih metoda.

Za slike koje nisu više-manje dvobojne nego pate od većih nejednakosti u osvijetljenju Tesseract podržava i Sauvolinu [23] lokalnu metodu binarizacije koja utvrđuje prag za svaki piksel slike na temelju srednje vrijednosti i standardne devijacije okolnih piksela.

4.1.2. Eliminacija šuma

Razlučivši pozadinu od ostatka prelazi se na brisanje šuma poput razlivena tinte. To se postiže pronalaskom spojenih piksela te usporedbom karakteristika nakupine s tipičnim karakteristikama teksta.

Tijekom analize razmatra se: [24]

Širina poteza

Potezi jednolične širine vjerojatnije pripadaju znaku.

Veličina nakupina

Skupine piksela koje se protežu izvan uobičajene visine retka vjerojatno nisu znakovi.

Obujmljena površina

Gledajući površinu koju skupina piksela okružuje možemo procijeniti je li znak ili nije.

Broj nakupina po retku

Brojeći skupine piksela u retku provjerava se omjer malih nakupina naspram skupina veličine znaka.

Odnos među točkama

Ako se detektira velik broj susjednih točaka na istoj visini ne odbacuju se već su označene kao "vodeće točke" sadržaja.

4.1.3. Analiza uređenja stranice

Detekcija slika

Funkcijom `FindImages` Tesseract pronalazi slike koje potom zanemaruje prilikom prepoznavanja teksta.

Detekcija crta

Tesseract rabi Leptonicu za pronalaženje i uklanjanje crta, odnosno razdjelnih linija, na ulaznoj slici što pomaže u odvajanju teksta od grafičkih elemenata poput tablica ili obrazaca.

Analiza povezanih komponenti

Ovaj korak izvodi funkcija `find_components` koja skenira binarnu sliku piksel po piksel, označava povezane crne piksele i grupira ih u povezane komponente koje predstavljaju potencijalne znakove ili dijelove znakova.

Detekcija orijentacije i pisma

Ako je ova opcija omogućena, Tesseract će provjeriti o kojem je pismu riječ (latinično, kinesko,...) i u kojem smjeru se piše (kineski se npr. može pisati odozgo prema dolje ili zdesna na lijevo).

Detekcija stupaca

Koristi se ako je tekst pisan u stupcima poput novinskog članka ili znanstvenog rada.

Pronalazak redaka teksta

Tesseract analizira prostorne odnose između povezanih komponenti kako bi detektirao linije teksta. Ovaj korak koristi statistički pristup temeljen na razmacima između komponenti.

4.2. Klasifikacija

long short-term memory (LSTM) [25] o LSTM-u

4.3. Naknadna obrada

5. Ocular

Ocular [16] je sustav za optičko raspoznavanje teksta razvijen specifično za nenadziranu transkripciju povijesnih dokumenata, i koji je, kada je izdan i svojevremeno unaprijeđen [26], bio vrhunac tehnologije za to područje (eng. *state-of-the-art*).

Njegove glavne značajke su: [27]

- Nenadzirano učenje nepoznatih znakovlja rabeći slike ulaznog dokumenta i korpus teksta na ciljnom jeziku.
- Prilagođenost radu sa šumovitim dokumentima.
- Podrška za višejezične dokumente.
- Nenadzirano učenje ortografskih varijacija uslijed arhaičnog pravopisa.
- Istovremen ispis doslovnog teksta i normaliziranog oblika (prilagođenog standardnom jeziku).

U 2. poglavlju spomenuta je klasifikacijska metoda uspoređivanja predložaka čiji je glavni nedostatak neprilagodljivost na različita znakovlja.

Ocular nadilazi tu poteškoću gradeći model znakovlja dinamički, tj. po potrebi za svaki dokument, te ne uspoređuje ulazni znak izravno s predloškom, već na temelju naučenog modela, uzimajući u obzir kontekst, nagnuće teksta, količinu tinte i šum, generira znak koji potom uspoređuje s ulaznim znakom.

To postiže četirima generativnim probabilističkim modelima koji predstavljaju aspekte procesa tiskanja: jezični model, slovoslagarski ili tipografski model, model tinte te model šuma.

Međuovisnosti ulaza i modela određuje sljedeća formula, [16] gdje E predstavlja tekst, X piksele ulazne slike, T raspored znakova na slici, a R aspekte otiskivanja tinte:

$$\begin{aligned}
 P(E, T, R, X) &= P(E) && [\text{Jezični model}] \\
 &\cdot P(T|E) && [\text{Slovoslagarski model}] \\
 &\cdot P(R) && [\text{Model tinte}] \\
 &\cdot P(X|E, T, R) && [\text{Model šuma}]
 \end{aligned}$$

5.1. Jezični model

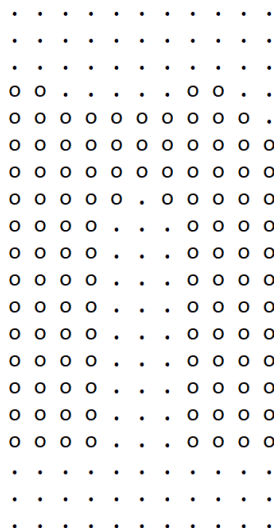
Jezični model jest Kneser-Neyev uglađeni znakovni n -gramski model [?] koji se uči na korpusu teksta u ciljnom jeziku. Specifičnost ovog modela, koja ga razlikuje od uobičajenih NLP modela, je da nema zaustavni znak, nego tretira cijeli redak kao jednu cjelinu, sadržavala ona jednu rečenicu ili pak više njih.

Objasniti veličinu snopa [26]

5.2. Slovoslagarski model

5.3. Model tinte

5.4. Model šuma



Slika 5.1. Matrica vjerojatnosti za slovo n

6. Metodologija

Ključan dio razvoja boljeg rješenja evaluacija je preciznosti Tesseracta i Oculara. U tu svrhu potreban je ispitni skup podataka prilagođen ograničenjima sustava.

Zatim treba prikupiti podatke za treniranje Oculara i namjestiti njegove hiperparametre da daju zadovoljavajuće rezultate, što će zapravo biti najznačajniji dio rada.

6.1. Ispitni skup podataka

Budući da Tesseract ima ugrađenu predobradu slika, radi pravednije usporedbe same klasifikacije teksta izabrani su već obrađeni dokumenti:

- Fra Jozo Garić, biskup – Korizmena okružnica (1932.)
- Sv. Petar Kanizije – Summa nauka christianskoga (1583.)

Korizmena okružnica korištena je za većinu ispitivanja, a *Summa* je izabrana za isprobavanje ortografskih mogućnosti te kao primjer teškog ulaza za sustav.

Oba sustava imaju određena ograničenja na ulaze:

Ocular radi jedino s PDF dokumentima zastarjele verzije 1.4 te ih je stoga bilo potrebno pretvoriti u taj format. Za to je korišten Ghostscript, [28] slobodno dostupan alat otvorenog koda.

Tesseract pak radi jedino na slikama te je zato bilo potrebno ekstrahirati ih iz PDF-a prije prepoznavanje teksta. Ovdje je zgodno napomenuti da treba paziti da se prilikom pretvorbe ne smanji DPI rezolucija jer to ima poguban utjecaj na preciznost.

FR. JOZO,

po milosti Božjoj i sv. Apostolske Stolice biskup banjalučki.

Velečasnoj braći svećenicima i svim vjernicima banjalučke biskupije pozdrav, mir i blagoslov od Boga Oca i Gospodina Našega Isusa Krista.

Opet nam se predragi u Isusu prikučuje korizmeno vrijeme, vrijeme milosti i spasenja, koje nam je dato, da se pokorom i molitvom ozbiljno Gospodinu obratimo i obnovimo svoj život. Crkva nas u ove dane osobito opominje riječima Proroka: Obratite se svaki od svojega puta zloga i od zloće djela svojih. (Jer. 25, 5.).

A i pravo obraćenje i obnova kršćanskog života ne može se postići bez vjere: Vjera je temelj kreposnom kršćanskom životu.

Slika 6.1. Izvadak iz Korizmene okružnice

• V O F E C H I E N O .

43

dien po Isukristu Gospodinu. Neka tiem sacramentom vsaky vierny prieme milost Božiu, i posuecchienie.

I prò tò znati, i zamieriti se ima, da ne vsaha, illi vsakoiaka znamenja iesu znamenja, koja se zovu Sacramenti, da oua znamenja sacramentska iesu znamenja stanoujeta, fuerosuecchiena, fuerisnozna, i mogucchia Božastueniem naprauglien, i obecchianiem nam Christianom priručena, pohuagliena, i podana.

A oui Sacramenti ouoga čicchia iesu znamenja, Nièko gimbo izvangaskym viedeniem, prielikom, illi podobiem kažu, i otaraju nam ono čo Bog istiny neniedimiem, i du houniem načinom poguch činiji dieluie vnas.

A oua znamenja iesu znamenja prava, stanoujeta, fuerosuecchiena, i fuerisno della iucchia, iere stanouietò, i bes

Slika 6.2. Izvadak iz Summe nauka christianskoga

6.2. Mjere uspješnosti

Za uspoređivanje znakovnih nizova najčešće korištena mjera uspješnosti je **Levenshteinova udaljenost** koja bilježi broj potrebnih zamjena, brisanja ili umetanja znakova da bi se iz jednog niza dobio drugi. [29]

Budući da ta mjera ovisi o duljini teksta, dijeljenjem Levenshteinove udaljenosti ukupnim brojem znakova dobivamo **stopu pogreške za znakove** (eng. *Character Error Rate*). Obično se dobrom vrijednošću smatra 1-2%.

Stopa pogreške za riječi (eng. *Word Error Rate*) dobiva se uzimanjem riječi za najmanju jedinicu zamjene pri računanju Levenshteinove udaljenosti, tj. ako su jedan ili više znakova u riječi pogrešni čitava riječ broji se kao pogrešna, te dijeljenjem te udaljenosti s ukupnim brojem riječi.

7. Optimizacija Oculara

Za razliku od Tesseracta, Ocular nije univerzalno primjenjiv za različite jezike i znakovlja već je potrebno naučiti jezični model, za koji je potreban korpus teksta na ciljnom jeziku, te model fonta, koji se gradi na temelju slika čiji će tekst kasnije prepoznavati. U ovom poglavlju, koje predstavlja i glavni dio rada, provest će se optimizacija Ocularovih hiperparametara.

7.1. Jezični model

Pri izgradnji skupa podataka za trening jezičnog modela najrelevantnije su dvije stavke: broj podataka i tematika teksta.

U izvornom radu pokazano je kako model malo precizniji (4 WER postotna boda) na dokumentima čija je tematika pokrivena u jezičnom modelu. Budući da je sustav namijenjen starijim knjigama, od kojih je dobar dio vjerske tematike, uključeno je Sveto Pismo i druge duhovne knjige pored novijeg i starijeg štiva koje doprinosi većoj raznolikosti izričaja i opsežnijem rječniku. [16]

U daljnjim eksperimentima korišten je jezični model treniran na tekstovima javno dostupnih knjiga, poput djela Augusta Šenoe, Marije Jurić-Zagorke, Charlesa Dickensa i sl. (7.5 milijuna riječi) uz Šarićev prijevod Svetog Pisma (670k riječi) i još 11 knjiga vjerske tematike (500k riječi).

Ukupan broj riječi odabranog skupa podataka od 8.7 milijuna usporediv je sa skupom podataka korištenim u izvornom radu koji ih ima 10 milijuna.

7.1.1. Veličina skupa podataka

Ispitani su i podskupi odabranog ali i veći skupovi podataka, temeljeni na prethodno navedenom uz dva tipa proširenja: stranom i domaćom beletristikom (11.6 milijuna riječi) te tekstovima vjerske tematike (6 milijuna riječi).

Tekstovi vjerskih knjiga nisu bili lektorirani nego nesavršeni proizvodi prepoznavanja teksta, a uključeni su svejedno kako bi se ispitalo doprinosi li kvantiteta potencijalno više od kvalitete ako greške nisu značajne.

Moglo bi se očekivati da će veći rječnik više doprinijeti uspjehu na tekstovima s dotad manjom preciznošću prepoznavanja, kao što je *Summa nauka christianskoga*, međutim, ni smanjenje ni povećanje skupa podataka nije dovelo do poboljšanja u preciznosti, a proširenje je značajno usporilo trening i transkripciju.

Ispitivani dokument	Jezični model	CER	WER
Korizmena okružnica	Izvorni	1.05	2.74
	Izvorni + OCR vjerskih knjiga	1.59	3.64
Summa nauka christianskoga	Izvorni	17.67	66.79
	Izvorni + OCR vjerskih knjiga	16.52	64.64

Tablica 7.1. Usporedba uspješnosti jezičnih modela

Minimalno poboljšanje vidljivo u tablici 7.1. za *Summu* u granicama je slučajnosti, osobito uzevši u obzir da je za tu knjigu ispitivana samo jedna stranica (iako je trening modela fonta bio na 6) naspram 12 za *Korizmenu okružnicu*.

7.1.2. Veličina snopa

S obzirom na to da veći jezični model podrazumijeva više mogućih kombinacija riječi, povećanje snopa ispitivanih riječi u skrivenom Markovljevom modelu postaje potencijalno presudno kako bi točna riječ bila pronađena.

Ipak, kako je vidljivo iz donje tablice 7.2., povećanje snopa nije dovelo do poboljšanja niti pri treningu modela fonta niti prilikom transkripcije.

Rezultati impliciraju kako je bolje ne ispraviti prepoznati znakovni niz ako predloženi ispravak nije među prvima predložen. To može biti do grešaka u skupu podataka za

Veličina snopa		CER	WER
Trening	Transkripcija		
10	10	2.03	3.58
40	40	1.59	3.64
50	50	1.05	2.74
40	120	1.81	3.77
120	50	2.21	5.04
120	120	2.29	5.78

Tablica 7.2. Usporedba uspješnosti prema veličini snopa

jezični model, gdje veći snop obuhvati i rijetke pogreške, ali slične nizove ispravljanome.

S druge strane, može biti posljedica inherentnog ograničenja stohastičkog modela. Tomu u prilog ide, primjerice, zamjena rijetkog niza *vjere:*, koji se vjerojatno nije nalazio u skupu podataka, riječju *vjetar*.

7.2. Model znakovlja

Budući da se Ocularova klasifikacija zasniva na usporedbi znakova s predlošcima u obliku matrica vjerojatnosti, ključno je te predloške dobro izgraditi.

Rezultati ispitivanja optimalnog broja faza treninga modela fonta vidljivi su u tablici 7.3. Suprotno očekivanjima, ponovno treniranje na prve dvije stranice nije povećalo preciznost.

Iteracije treninga	Veličina snopa		CER	WER
	Trening	Transkripcija		
3x3 stranice	10	10	2.03	3.58
	50	50	1.05	2.74
3x3 str. + 2x2 str.	50	50	1.19	2.9

Tablica 7.3. Lorem ipsum

Gledajući pobliže, uspješnost opada na jednoj od dvije stranice koje su prošle dodatne dvije iteracije treninga, a na drugoj se povećava. 7.4. Radi se o razlici od nekoliko znakova te se stoga ne može zaključiti poboljšava li se barem uspješnost na dotreniranim stranicama kao kod školskog primjera prenaučivosti.

Ispitivana stranica	Model znakovlja	CER	WER
str. 5.	3x3	0.73	1.49
	3x3+2x2	1.20	3.08
str. 6.	3x3	1.17	3.16
	3x3+2x2	0.95	1.46

Tablica 7.4.

7.3. Ispitivanje ortografskih mogućnosti

Rad na Summi. Loši rezultati i malo podataka. Spominjati ili ne?

8. Sinteza rješenja

Budući da je izuzev ispuštanja određenih redaka Ocular točniji od Tesseracta ovdje se predlaže jednostavan sustav glasanja kojim je Ocularova manjkavost otklonjena bez gubitka preciznosti.

Algoritam glasanja čita redak po redak Tesseractov ispis i traži odgovarajući redak Ocularovog ispisa na temelju sličnosti izračunate pomoću Levenshteinove udaljenosti. Ako pronađe dovoljno sličan redak odabire ga kao izlaz, inače preferira Tesseractov ispis.

```
1     for t_line in tesseract_output:
2         for c_line in ocular_output:
3             distance = Levenshtein.distance(t_line, c_line)
4             if distance < threshold * len(t_line):
5                 output.append(c_line)
6                 break
7         output.append(t_line)
```

Slika 8.1. Algoritam glasanja predstavljen Python kodom

Suradnjom dvaju modela dobiva se bolji rezultat kao što je vidljivo u tablici 8.1.

OCR sustav	Pojedinosti	CER	WER
Ocular		8.83	10.94
	Zanemareni retci s CER>20	1.05	2.74
Tesseract		1.52	3.77
Predloženi sustav		0.96	2.48

Tablica 8.1. Uspješnosti sustava

9. Diskusija

Ideje za nadogradnje: počeci i krajevi redaka su obično Ocularu kritični. Tesseract češće prepoznaje interpunkciju kada treba i kada ne treba.

Ograničenja Oculara - brzina, CUDA (java)

Tesseract zamjena ',' (dva zareza) s " (ravni navodnici)

10. Zaključak

Komentirati konvergenciju računalnog vida, neuralnih mreža, NLP-a i OCR-a.

Literatura

- [1] M. Fujitake, "Dtrocr: Decoder-only transformer for optical character recognition", 8 2023. [Mrežno]. Adresa: <http://arxiv.org/abs/2308.15996>
- [2] K. Olejniczak i M. Šulc, "Text detection forgot about document ocr", 10 2022.
- [3] R. Smith, "An overview of the tesseract ocr engine", u *Ninth International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2007) Vol 2.* IEEE, 9 2007., str. 629–633. <https://doi.org/10.1109/ICDAR.2007.4376991>
- [4] E. Borovikov, "A survey of modern optical character recognition techniques", 2014.
- [5] P. Dhande i R. Kharat, "Recognition of cursive english handwritten characters", *Proceedings - International Conference on Trends in Electronics and Informatics, ICEI 2017*, sv. 2018-January, str. 199–203, 7 2017. <https://doi.org/10.1109/ICOEI.2017.8300915>
- [6] Jyotsna, S. Chauhan, E. Sharma, i A. Doegar, "Binarization techniques for degraded document images-a review", *2016 5th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization, ICRITO 2016: Trends and Future Directions*, str. 163–166, 12 2016. <https://doi.org/10.1109/ICRITO.2016.7784945>
- [7] "Let's take things step by step, shall we? | how ocr works". [Mrežno]. Adresa: <https://how-ocr-works.com/OCR/OCR.html>
- [8] N. Otsu, "Threshold selection method from gray-level histograms." *IEEE Trans Syst Man Cybern*, sv. SMC-9, str. 62–66, 1979. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076>

- [9] B. Su, S. Lu, i C. L. Tan, “Robust document image binarization technique for degraded document images”, *IEEE Transactions on Image Processing*, sv. 22, str. 1408–1417, 2013. <https://doi.org/10.1109/TIP.2012.2231089>
- [10] A. S. Hassanein, S. Mohammad, M. Sameer, i M. E. Ragab, “A survey on hough transform, theory, techniques and applications”.
- [11] Øivind Due Trier, A. K. Jain, i T. Taxt, “Feature extraction methods for character recognition-a survey”, *Pattern Recognition*, sv. 29, str. 641–662, 4 1996. [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(95\)00118-2](https://doi.org/10.1016/0031-3203(95)00118-2)
- [12] K. M. G. Noaman, J. A. M. Saif, i I. A. A. Alqubati, “Optical character recognition based on genetic algorithms”, 2015.
- [13] T. Wang, D. J. Wu, A. Coates, i A. Y. Ng, “End-to-end text recognition with convolutional neural networks”, u *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)*, 2012., str. 3304–3308. [Mrežno]. Adresa: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6460871>
- [14] K. Elagouni, C. Garcia, F. Mamalet, i P. Sébillot, “Text recognition in multimedia documents: A study of two neural-based ocrs using and avoiding character segmentation”, *International Journal on Document Analysis and Recognition*, sv. 17, str. 19–31, 3 2014. <https://doi.org/10.1007/S10032-013-0202-7>
- [15] G. Dharmale, P. Shirsath, A. Shinde, V. Sawant, i A. Chougule, “Remi-care—medicine intake tracker and healthcare assistant”, *Lecture Notes in Networks and Systems*, sv. 540, str. 273–283, 2023. https://doi.org/10.1007/978-981-19-6088-8_25
- [16] T. Berg-Kirkpatrick, G. Durrett, i D. Klein, “Unsupervised transcription of historical documents”, str. 207–217, 2013. [Mrežno]. Adresa: <https://aclanthology.org/P13-1021/>
- [17] U. Springmann, D. Najock, H. Morgenroth, H. Schmid, A. Gotscharek, i F. Fink, “Ocr of historical printings of latin texts: Problems, prospects, progress”, u

ACM International Conference Proceeding Series. Association for Computing Machinery, 2014., str. 71–75. <https://doi.org/10.1145/2595188.2595205>

- [18] M. Christy, A. Gupta, E. Grumbach, L. Mandell, R. Furuta, i R. Gutierrez-Osuna, “Mass digitization of early modern textswith optical character recognition”, u *Journal on Computing and Cultural Heritage*, sv. 11. Association for Computing Machinery, 12 2017. <https://doi.org/10.1145/3075645>
- [19] C. Wick, C. Reul, i F. Puppe, “Improving ocr accuracy on early printed books using deep convolutional networks”, 2 2018. [Mrežno]. Adresa: <http://arxiv.org/abs/1802.10033>
- [20] D. Garrette, H. Alpert-Abrams, T. Berg-Kirkpatrick, i D. Klein, “Unsupervised code-switching for multilingual historical document transcription”, str. 1036–1041, 2015.
- [21] D. Garrette i H. Alpert-Abrams, “An unsupervised model of orthographic variation for historical document transcription”, 2016.
- [22] “Leptonica: Leptonica reference documentation”. [Mrežno]. Adresa: <https://tpgit.github.io/Leptonica/index.html>
- [23] J. Sauvola, T. Seppanen, S. Haapakoski, i M. Pietikainen, “Adaptive document binarization”, *Proceedings of the International Conference on Document Analysis and Recognition, ICDAR*, sv. 1, str. 147–152, 1997. <https://doi.org/10.1109/ICDAR.1997.619831>
- [24] “tesseract-ocr/tesseract: Tesseract open source ocr engine (main repository)”. [Mrežno]. Adresa: <https://github.com/tesseract-ocr/tesseract/>
- [25] T. M. Breuel, A. Ul-Hasan, M. A. Al-Azawi, i F. Shafait, “High-performance ocr for printed english and fraktur using lstm networks”, *Proceedings of the International Conference on Document Analysis and Recognition, ICDAR*, str. 683–687, 2013. <https://doi.org/10.1109/ICDAR.2013.140>
- [26] T. Berg-Kirkpatrick i D. Klein, “Improved typesetting models for historical ocr”, str. 118–123, 2014. <https://doi.org/10.3115/v1/P14-2020>

- [27] “tberg12/ocular: Ocular is a state-of-the-art historical ocr system.”. [Mrežno].
Adresa: <https://github.com/tberg12/ocular/>
- [28] “Ghostscript”. [Mrežno]. Adresa: <https://www.ghostscript.com/>
- [29] V. I. Levenshtein, “Binary codes capable of correcting deletions, insertions, and reversals”, *Doklady Akademii Nauk SSSR*, sv. 163, str. 845–848, 1965.

Sažetak

SUSTAV ZA OPTIČKO RASPOZNAVANJE TEKSTA STARIJIH KNJIGA NA HRVATSKOME JEZIKU

Dominik Agejev

Cilj rada nadići je uspješnost gotovih sustava za optičko raspoznavanje teksta na starijim knjigama hrvatskoga jezika koristeći se nenadziranim metodama učenja, uz pre-dobradu i naknadnu obradu. Razmatraju se najznačajniji slobodno dostupni OCR alati prikladni zadatku, Tesseract, OCR sustav opće namjene koji održava Google, te Ocular, razvijen specifično za primjenu na antikvarnim dokumentima. Nakon treniranja i optimiziranja hiperparametara Oculara, uspoređen je s Tesseractom gdje se pokazuje da usprkos starijoj arhitekturi u bitnome nadjačava Tesseract, ali uz određena ograničenja. Konačno, izveden je sustav glasanja kojim se postiže veća uspješnost od one samostalnih modela.

Ključne riječi: OCR; optičko raspoznavanje teksta; računalni vid; Ocular; Tesseract;

Abstract

Optical character recognition system for older books in Croatian

Dominik Agejev

The aim of the paper is to surpass the accuracy of out-of-the-box systems at Optical Character Recognition of historical documents in the Croatian language relying on unsupervised learning methods, preprocessing and postprocessing. The most appropriate freely available OCR tools are evaluated, namely Tesseract, a general-purpose OCR system maintained by Google, and Ocular, developed specifically for use on historical documents. After training and optimizing Ocular's hyperparameters it is compared to Tesseract where it is shown that despite its older architecture Ocular in the main still bests Tesseract, with certain caveats. Finally, a voting-based system is implemented which achieves greater success than each model alone.

Keywords: OCR; Optical Character Recognition; Computer Vision; Ocular; Tesseract;

Privitak A: The Code

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam

rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.