# Očitavanje rukom pisanih identifikacijskih brojeva temeljeno na dubokim modelima

#### Tomislav Božurić

Fakultet elektrotehnike i računarstva

Diplomski rad

Mentor: doc.dr.sc. Marko Čupić

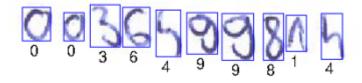
16. srpnja 2019.

# Sadržaj

- Uvod
- Pristup problemu
  - Obrada slike
  - Pronalazak spojenih kontura
- 3 Predprocesiranje
- 4 Klasifikacija
  - Arhitektura neuronske mreže
  - Rezultati
- Postprocesiranje
- Izgrađeni sustav
- Rezultati
- 8 Zaključak

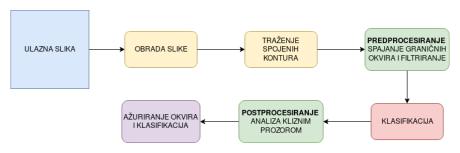
#### Uvod

 Očitavanje rukom pisanih identifikatora → problem lokalizacije i klasifikacije znamenaka koje sadrži pojedini identifikator



Slika: Pregled problema

#### Pristup problemu

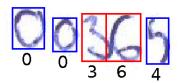


Slika: Tok obrade ulazne slike kroz izgrađeni sustav

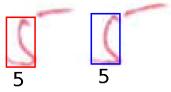
#### Obrada slike

- Pretpostavka: ulazna slika sastoji se od dvije klase slikovnih elemenata
- Koraci:
  - pretvorba slike u sive nijanse temeljeno na ljudskoj percepciji boja
  - ullet binarizacija o Otsuova metoda
  - dilatacija odnosno operacija podebljavanja kontura
  - interpolacija → metoda najbližeg susjeda
  - translacija → metoda centra mase

- Lokalizacije pojedine znamenke vrši se pronalaskom spojenih kontura
   → Connected Component Labeling
- Problem preklapajućih i spojenih kontura znamenaka (analiza kliznim prozorom) i problem podjele konture na više dijelova (dilatacija)



(a) Primjer spojenih kontura



(b) Primjer pogrešne lokalizacije

## Predprocesiranje

#### Cilj

- eliminiranje šumova
- spajanje okvira koji vjerojatno čine jednu znamenku

#### Opis

- u potpunosti temeljen na a priori znanju o tome kako čovjek piše identifikatore
- na temelju udaljenosti između okvira, omjeru širina i visina te na temelju odnosa visine i širine potencijalno spojenog okvira i prosječne visine i širine svih okvira vrši spajanja
- eliminira šumove na temelju prosječne visine svih okvira

#### Duboki model

- implementiran koristeći radni okvir za duboko učenje DeepLearning4j
- baza rukom pisanih identifikatora je izgrađena iz uzoraka od desetak različitih autora
- skup za učenje se sastojao od 2371 slike, a skup za ispitivanje od 402 slike
- učenje je provedeno kroz 30 epoha, u mini-grupama po 54 uzorka
- težine su inicijalizirane koristeći **Xavierovu** inicijalizaciju:

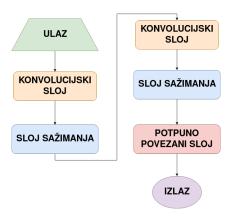
$$W_{i,j} \sim \mathcal{N}(0, \frac{2}{n_{in} + n_{out}}) \tag{1}$$

- učenje stohastičkim gradijentnim spustom (SGD) s Nesterovim momentom
- L2 regularizacija

4日 > 4日 > 4日 > 4 目 > 4目 > 目 の9○

#### Arhitektura dubokog konvolucijskog modela

• Ukupno 6 slojeva i 1 385 130 parametara



Slika: Arhitektura izgrađenog konvolucijskog modela

Tomislav Božurić (FER)

# Matrica zabune i evaluacije (makro uprosječena)

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0=0	39	0	0	0	0	0	0	0	1	0
1=1	0	41	0	0	0	0	0	0	0	0
2=2	0	0	40	0	0	0	0	0	0	0
3=3	0	0	0	37	0	0	0	0	0	3
4=4	0	0	0	0	40	0	0	0	0	0
5=5	0	0	0	0	0	36	4	0	0	0
6=6	0	0	0	0	2	0	38	0	0	0
7=7	0	0	0	0	0	0	0	41	0	0
8=8	0	0	0	0	0	0	0	0	40	0
9=9	0	0	0	0	3	0	0	0	0	37

Točnost	0.9677
Preciznost	0.9694
Odziv	0.9675
F1	0.9676

# Postprocesiranje

#### Cilj

 predviđanje i razrješavanje pogrešno lokaliziranih/klasificiranih znamenaka

Uvjeti da bi se okvir razmatrao kao pogrešno lokaliziran/klasificiran:

- širina okvira mora biti barem 1.5 puta veća od prosječne širine svih okvira
- sigurnost (engl. confidence) klasifikatora u odluku mora biti manja od 50% i zbunjenost (engl. perplexity) mora biti veća od eksperimentalno dobivene vrijednosti

#### Zbunjenost modela

Zbunjenost diskretne vjerojatnosne distribucije p definiramo preko mjere nesigurnosti ili neodređenosti modela, odnosno preko entropije kao

$$2^{H(p)} = 2^{-\sum_{x} p(x) \log_2 p(x)}.$$
 (2)

11 / 17

### Postprocesiranje

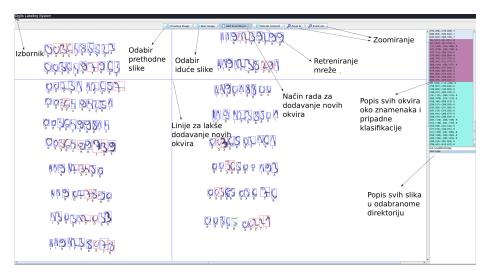
Opis algoritma razrješavanja pogrešno lokaliziranih/klasificiranih okvira

- metodom kliznog prozora vrši se analiza okvira
- veličine kliznog prozora su dinamičke
- različitim veličinama kliznog prozora pokušava se podijeliti okvir kako bi postigli minimalnu zbunjenost modela

#### Izraz za traženje podjele okvira s najmanjom zbunjenosti

$$Utjecaj = \sum_{i=0}^{broj\ okvira\ -1} zbunjenost_i^2 \cdot e^{-i}. \tag{3}$$

#### Izgrađeni sustav



Slika: Prikaz glavnog ekrana aplikacije

Tomislav Božurić (FER) Diplomski rad 16. srpnja 2019. 13 / 17

#### Rezultati

- Na ulaznim uzorcima gdje su znamenke razmaknute sustav s visokim postotkom uspješnosti vrši lokalizaciju i klasifikaciju
- Izradom postprocesora pokazuje se značajan napredak na ulaznim slikama s gusto napisanim brojevima
- Na uzorku od 230 znamenaka (23 studentska identifikatora) 8 znamenaka je sustav krivo segmentirao (3.48%), dok je 6 znamenaka djelomično krivo segmentirao (2.61%), no dovoljno dobro za uspješnu klasifikaciju

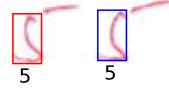
# Primjer pogrešaka prilikom segmentacije i klasifikacije



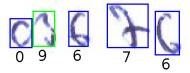
(a) Primjer pogrešne separacije okvira na više manjih



(b) Primjer okvira koji sadrži dvije znamenke



(c) Primjer pogrešne segmentacije zbog načina pisanja



(d) Primjer pogrešne klasifikacije

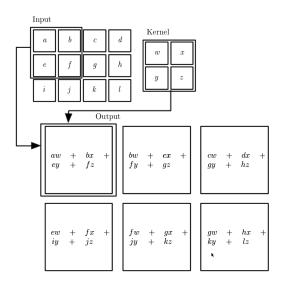
Slika: Primjer pogrešaka prilikom segmentacije i klasifikacije

# Zaključak

- Mješavinom zaključaka stečenim učenjem klasifikatora i matematičkim pretpostavkama o problemu sustav se vrlo dobro nosio s problemima lokalizacije i klasifikacije
- Daljnja unapređenja treba usmjeriti ka sustavu za postprocesiranje (metoda kliznog prozora)
- Povećanjem skupa uzoraka za učenje klasifikator postaje još robusniji i kvalitetnije se nosi s problemima
- Eksperimentiranjem nad matematički modeliranim znanjem možemo fino ugađati sustav i dodavanjem novog znanja poboljšati rad sustava

# Hvala na pažnji!

#### Konvolucija



Slika: Konvolucija 2D ulaza i jezgre

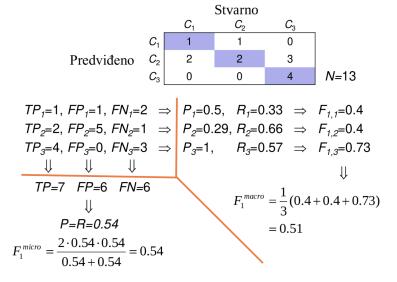
### Specifičnosti dubokih modela

- Koristeći **lokalnu interakciju** potrebno je naučiti manje parametara s istom količinom označenih podataka
- Dijeljenje parametara omogućuje da svi izlazi dijele jedan te isti skup parametara → manji model koji je teže prenaučiti
- Sažimanjem dobivamo reprezentaciju koja je približno invarijantna na male translacije u ulazu (fokusiramo se na postojanje objekta, a ne na točnu lokaciju)

### Vrednovanje klasifikatora

- **Točnost** definiramo kao omjer ispravno klasificiranih primjera i ukupnog broja primjera:  $A_{cc} = \frac{TP + TN}{N} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$
- **Preciznost** je definirana izrazom:  $P = \frac{TP}{TP + FP}$
- **Odziv** je definiran omjerom broja primjera koje je klasifikator označio kao pozitivne i ukupnog broja pozitivnih primjera:  $R = \frac{TP}{TP + FN}$
- **F1** mjeru definiramo kao harmonijsku sredinu između preciznosti i odziva:  $F1=rac{2}{rac{1}{P}+rac{1}{R}}=rac{2PR}{P+R}$

### Makro i mikro mjera



#### Makro vs. mikro mjera

Npr.

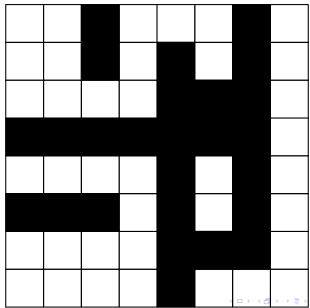
- Makro-F<sub>1</sub> sve klase tretira jednako
  - zbog toga primjeri iz malih klasa imaju veći utjecaj na mjeru nego što bi imali kod mjere mikro- $F_1$
  - razlika je vidljiva kod neuravnoteženih skupova

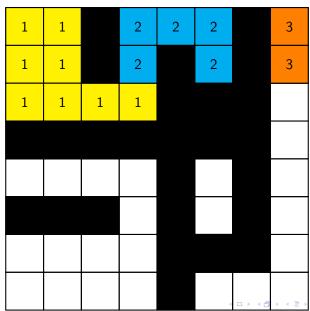
-	$C_1$	$C_2$	$C_3$	
$C_1$	100	10	1	$F_{\scriptscriptstyle 1}^{\scriptscriptstyle mich}$
$C_2$	2	2	3	
$C_3$	8	5	400	$F_1^{\it mac}$

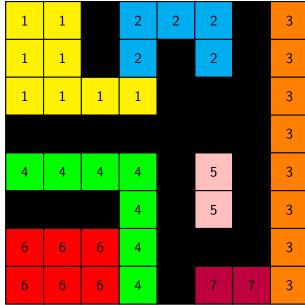
$$F_1^{micro} = 0.95$$

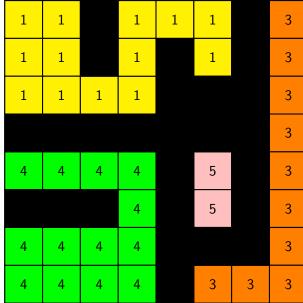
$$F_1^{macro} = 0.69$$

- makro- $F_1$  je tipično manji od mikro- $F_1$ 
  - zato jer je na slabo zastupljenim klasama klasifikacija tipično lošija

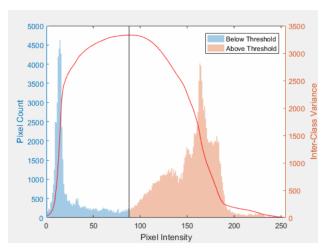








#### Otsuova metoda



Slika: Prikaz određivanja praga binarizacije koristeći maksimizaciju varijance između razreda

4□ > 4問 > 4 = > 4 = > = 900

#### Učenje s momentom

- Ubrzavanje učenja kod šumovite procjene gradijenata i kod malih ali konzistentnih gradijenata
- Postupak akumulira eksponencijalno umanjujući prosjek prethodno izračunatih gradijenata i nastavlja u tome smjeru

$$\mathbf{v} \leftarrow \alpha \cdot \mathbf{v} - \epsilon \cdot \nabla_{\theta} \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} L(f(\mathbf{x}^{(i)}; \theta), y^{i})\right)$$
 (4)

$$\theta \leftarrow \theta + \mathbf{v}$$
 (5)