

Sveučilište u Zagrebu
Fakultet elektrotehnike i računarstva

Završni rad br. 4581
Očitavanje rukom pisanih slova

Filip Gulan

Zagreb, srpanj 2016.

- Sustav za prepoznavanje rukom pisanih slova.
- Uporaba: automatsko ispravljanje obrazaca s odgovorima na ispitu.
- Prikupljanje skupa podataka - obrasci.
- Obrada pojedinog slova - svi filtri ručno implementirani.
- Izlučivanje značajki i klasifikacija: umjetna neuronska mreža.

- Aditivni model RGB.

Slika sivih nijansi

- Aditivni model RGB.
- Jednaka vrijednost svih komponenti - spektar sivih nijansi.

Slika sivih nijansi

- Aditivni model RGB.
- Jednaka vrijednost svih komponenti - spektar sivih nijansi.
- Mogući pristup: $E_y = \frac{E_R + E_G + E_B}{3}$

- Aditivni model RGB.
- Jednaka vrijednost svih komponenti - spektar sivih nijansi.
- Mogući pristup: $E_y = \frac{E_R + E_G + E_B}{3}$
- Ljudsko oko ne opaža sve boje jednako.
 - Zelenu najjače, zatim crvenu pa plavu.

- Aditivni model RGB.
- Jednaka vrijednost svih komponenti - spektar sivih nijansi.
- Mogući pristup: $E_y = \frac{E_R + E_G + E_B}{3}$
- Ljudsko oko ne opaža sve boje jednako.
 - Zelenu najjače, zatim crvenu pa plavu.
- Bolji pristup: $E_y = 0.2126E_R + 0.7152E_G + 0.0722E_B$

Slika sivih nijansi

Primjer rada obje formule



- Crno-bijela slika.

- Crno-bijela slika.
- Dva razreda slikovnih elemenata: prednji plan ili objekt te pozadina.

- Crno-bijela slika.
- Dva razreda slikovnih elemenata: prednji plan ili objekt te pozadina.
- Prag binarizacije.

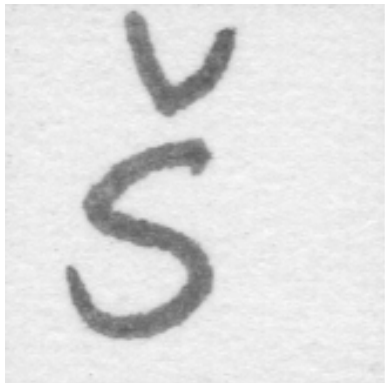
- Crno-bijela slika.
- Dva razreda slikovnih elemenata: prednji plan ili objekt te pozadina.
- Prag binarizacije.
- Izbjegavanje ovisnosti o konstantnom pragu - Otsuova metoda.

- Crno-bijela slika.
- Dva razreda slikovnih elemenata: prednji plan ili objekt te pozadina.
- Prag binarizacije.
- Izbjegavanje ovisnosti o konstantnom pragu - Otsuova metoda.
- Izračun histograma slike.

- Crno-bijela slika.
- Dva razreda slikovnih elemenata: prednji plan ili objekt te pozadina.
- Prag binarizacije.
- Izbjegavanje ovisnosti o konstantnom pragu - Otsuova metoda.
- Izračun histograma slike.
- Disperzija unutar razreda ili između razreda - za svaki prag.

Binarizacija

Primjer rada algoritma



- Jedan od osnovnih operatora u području matematičke morfologije.

Dilatacija

- Jedan od osnovnih operatora u području matematičke morfologije.
- Primjena nad crno-bijelim slikama i slikama sivih nijansi.

- Jedan od osnovnih operatora u području matematičke morfologije.
- Primjena nad crno-bijelim slikama i slikama sivih nijansi.
- Matematički definirana kao: $D(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \mathbf{A} \oplus \mathbf{B} = \bigcup_{b \in \mathbf{B}} \mathbf{A}_b$.

- Jedan od osnovnih operatora u području matematičke morfologije.
- Primjena nad crno-bijelim slikama i slikama sivih nijansi.
- Matematički definirana kao: $D(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \mathbf{A} \oplus \mathbf{B} = \bigcup_{b \in \mathbf{B}} \mathbf{A}_b$.
- Skup $\mathbf{A}$ - slika, skup $\mathbf{B}$ - strukturni element.

Dilatacija

- Jedan od osnovnih operatora u području matematičke morfologije.
- Primjena nad crno-bijelim slikama i slikama sivih nijansi.
- Matematički definirana kao: $D(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \mathbf{A} \oplus \mathbf{B} = \bigcup_{b \in \mathbf{B}} \mathbf{A}_b$.
- Skup $\mathbf{A}$ - slika, skup $\mathbf{B}$ - strukturni element.
- Strukturni element - određuje vrstu i svojstva dilatacije, razni oblici: krug, kvadrat...

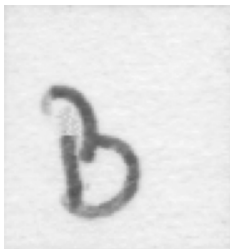
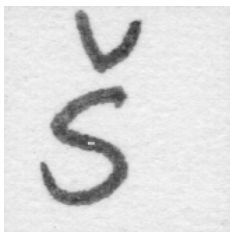
Dilatacija

- Jedan od osnovnih operatora u području matematičke morfologije.
- Primjena nad crno-bijelim slikama i slikama sivih nijansi.
- Matematički definirana kao: $D(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \mathbf{A} \oplus \mathbf{B} = \bigcup_{b \in \mathbf{B}} \mathbf{A}_b$.
- Skup $\mathbf{A}$ - slika, skup $\mathbf{B}$ - strukturni element.
- Strukturni element - određuje vrstu i svojstva dilatacije, razni oblici: krug, kvadrat...
- Iteracija po pojedinom slikovnom elementu i usporedba sa strukturnim elementom - "paljenje" pojedinog slikovnog elementa.

1	1	1
1	1	1
1	1	1

Dilatacija

Prikaz rada algoritma



- Jedna od osnovnih operacija u području matematičke morfologije.

- Jedna od osnovnih operacija u području matematičke morfologije.
- Primjena nad crno-bijelim slikama i slikama sivih nijansi.

- Jedna od osnovnih operacija u području matematičke morfologije.
- Primjena nad crno-bijelim slikama i slikama sivih nijansi.
- Višestruka primjena, no najviše za izlučivanje kostura objekta.

- Jedna od osnovnih operacija u području matematičke morfologije.
- Primjena nad crno-bijelim slikama i slikama sivih nijansi.
- Višestruka primjena, no najviše za izlučivanje kostura objekta.
- Osnova rada - strukturni element

- Jedna od osnovnih operacija u području matematičke morfologije.
- Primjena nad crno-bijelim slikama i slikama sivih nijansi.
- Višestruka primjena, no najviše za izlučivanje kostura objekta.
- Osnova rada - strukturni element
- Brisanje slikovnog elementa objekta ukoliko:
 - ima više od jednog susjednog slikovnog elementa koji pripada pozadini i
 - brisanjem neće doći do lokalnog razdvajanja objekta u dva dijela.

- Jedna od osnovnih operacija u području matematičke morfologije.
- Primjena nad crno-bijelim slikama i slikama sivih nijansi.
- Višestruka primjena, no najviše za izlučivanje kostura objekta.
- Osnova rada - strukturni element
- Brisanje slikovnog elementa objekta ukoliko:
 - ima više od jednog susjednog slikovnog elementa koji pripada pozadini i
 - brisanjem neće doći do lokalnog razdvajanja objekta u dva dijela.
- U morfologiji vrlo sporo - Zhang-Suenov algoritam.

Stanjivanje

Prikaz rada algoritma

T

T

S

S

S

- Binarna slika, iznimno lako pronaći pravokutni okvir slova.

Segmentacija i skaliranje slova

- Binarna slika, iznimno lako pronaći pravokutni okvir slova.
- Pronalazak najbližeg i najdaljeg crnog slikovnog elementa po visini i širini slike.

- Binarna slika, iznimno lako pronaći pravokutni okvir slova.
- Pronalazak najbližeg i najdaljeg crnog slikovnog elementa po visini i širini slike.
- Skaliranje na uniformne dimenzije (30×30) - olakšano izlučivanje značajki.

Segmentacija i skaliranje slova

- Binarna slika, iznimno lako pronaći pravokutni okvir slova.
- Pronalazak najbližeg i najdaljeg crnog slikovnog elementa po visini i širini slike.
- Skaliranje na uniformne dimenzije (30×30) - olakšano izlučivanje značajki.
- Metode skaliranja:
 - bilinearna interpolacija,
 - bikubična interpolacija,
 - metoda najbližeg susjeda - korištena,
 - ...

Segmentacija i skaliranje slova

Prikaz rada algoritma

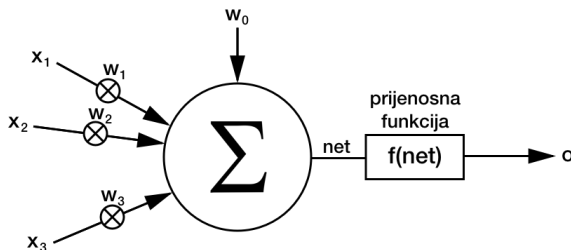


- Razvoj započeo sredinom prošlog stoljeća.

- Razvoj započeo sredinom prošlog stoljeća.
- Model umjetnog neurona - TLU perceptron - izračun logičkih funkcija I, ILI i NE.

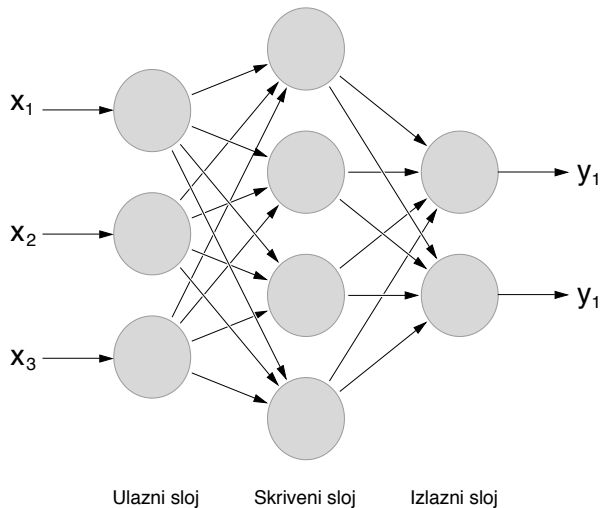
- Razvoj započeo sredinom prošlog stoljeća.
- Model umjetnog neurona - TLU perceptron - izračun logičkih funkcija I, ILI i NE.
- Kombinacija više povezanih umjetnih neurona - neuronska mreža.

Osnovni model umjetnog neurona



- Osnovni procesni element.
- Definiran je:
 - ulazima: $x_1, x_2, \dots, x_n$,
 - težinama pojedinog ulaza: $w_1, w_2, \dots, w_n$,
 - jezgrom koja se ponaša kao zbrajalo: $net = \sum_{i=0}^n w_i \cdot x_i$ i
 - prijenosnom funkcijom kao izlaz: $f(net)$ - funkcija skoka, sigmoidalna funkcija...

Osnovni model neuronske mreže



- Faza učenja i faza iskorištavanja

- Faza učenja i faza iskorištavanja
- *učiti znači mijenjati jakosti veza između neurona* - Donald Hebb.

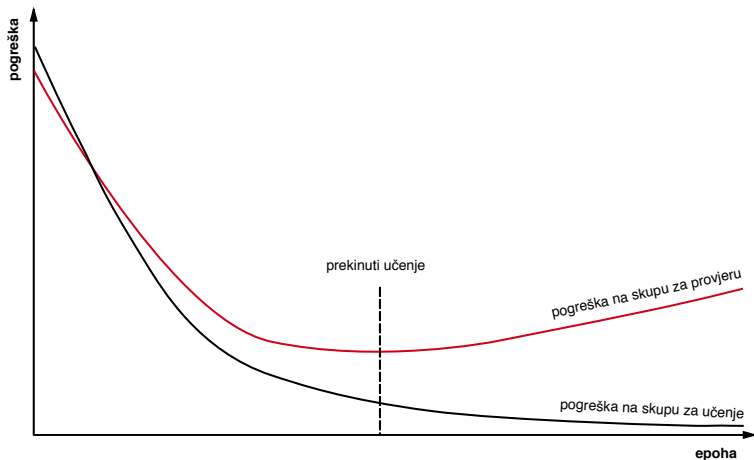
- Faza učenja i faza iskorištavanja
- *učiti znači mijenjati jakosti veza između neurona* - Donald Hebb.
- Podjela učenja:
 - nadzirano učenje,
 - učenje bez učitelja i
 - podržano učenje.

- Faza učenja i faza iskorištavanja
- *učiti znači mijenjati jakosti veza između neurona* - Donald Hebb.
- Podjela učenja:
 - nadzirano učenje,
 - učenje bez učitelja i
 - podržano učenje.
- Cilj: generalizacija, klasifikacija do sad neviđenih podataka, izbjeći pretreniranost.

- Faza učenja i faza iskorištavanja
- *učiti znači mijenjati jakosti veza između neurona* - Donald Hebb.
- Podjela učenja:
 - nadzirano učenje,
 - učenje bez učitelja i
 - podržano učenje.
- Cilj: generalizacija, klasifikacija do sad neviđenih podataka, izbjeći pretreniranost.
- Skup za učenje, skup za provjeru i skup za testiranje.

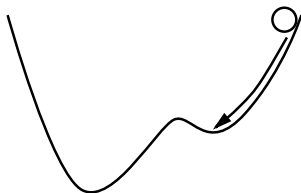
Učenje neuronske mreže

Prikaz pogreške prilikom učenja

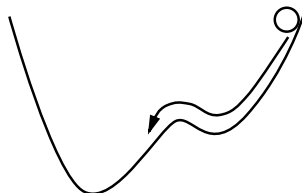


Učenje neuronske mreže

Algoritam propagacije pogreške unatrag uz dodatak momenta inercije



a) bez momenta inercije

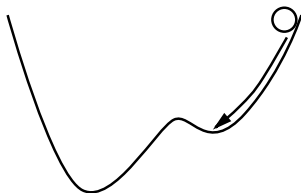


b) sa momentom inercije

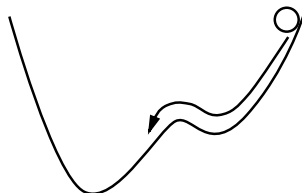
- Algoritam propagacije pogreške unatrag vrlo lako zaglavi u lokalnom minimumu.

Učenje neuronske mreže

Algoritam propagacije pogreške unatrag uz dodatak momenta inercije



a) bez momenta inercije

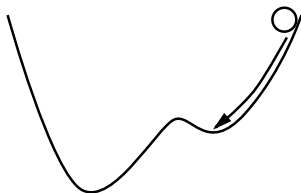


b) sa momentom inercije

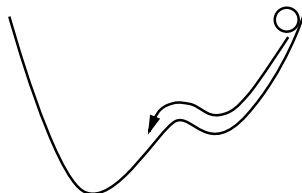
- Algoritam propagacije pogreške unatrag vrlo lako zaglavi u lokalnom minimumu.
- Analogija iz stvarnog svijeta: moment inercije.

Učenje neuronske mreže

Algoritam propagacije pogreške unatrag uz dodatak momenta inercije



a) bez momenta inercije



b) sa momentom inercije

- Algoritam propagacije pogreške unatrag vrlo lako zaglavi u lokalnom minimumu.
- Analogija iz stvarnog svijeta: moment inercije.
- Preinaka izraza za korekciju težina kod algoritma propagacije pogreške unatrag.

- Ključan korak prilikom izgradnje sustava za prepoznavanje rukom pisanih slova.

- Ključan korak prilikom izgradnje sustava za prepoznavanje rukom pisanih slova.
- Uspjeh generalizacije ovisi o kvaliteti izlučenih značajki.

- Ključan korak prilikom izgradnje sustava za prepoznavanje rukom pisanih slova.
- Uspjeh generalizacije ovisi o kvaliteti izlučenih značajki.
- Kod slova, razlikuju se dvije vrste značajki: strukturne i statističke.

Izlučivanje značajki

Strukturne značajke

- Temelje se na geometrijskim i topološkim svojstvima slova: broj presjecišta, krajnjih točaka, omjer visine i širine slova...

Izlučivanje značajki

Strukturne značajke

- Temelje se na geometrijskim i topološkim svojstvima slova: broj presjecišta, krajnjih točaka, omjer visine i širine slova...
- Vrlo otporne na stil pisanja i rukopis.

Izlučivanje značajki

Strukturne značajke

- Temelje se na geometrijskim i topološkim svojstvima slova: broj presjecišta, krajnjih točaka, omjer visine i širine slova...
- Vrlo otporne na stil pisanja i rukopis.
- Korištene: broj presjecišta i broj krajnjih točaka.

Izlučivanje značajki

Statističke značajke

- Uzimaju u obzir statističku raspodjelu slikovnih elemenata i njihovu vrijednost.

- Uzimaju u obzir statističku raspodjelu slikovnih elemenata i njihovu vrijednost.
- Podjela na zone, projekcijski histogrami, vertikalna projekcija, horizontalna projekcija, dijagonalna projekcija...

- Uzimaju u obzir statističku raspodjelu slikovnih elemenata i njihovu vrijednost.
- Podjela na zone, projekcijski histogrami, vertikalna projekcija, horizontalna projekcija, dijagonalna projekcija...
- Korištene: dijagonalna, horizontalna i vertikalna projekcija.

- Velika i mala slova hrvatske i engleske abecede.
- Najbolji vektor značajki: vertikalna i dijagonalna projekcija te broj presjecišta i krajnjih točaka.
- Neuronska mreža:
 - Arhitektura: $65 \times 86 \times 86 \times 27$ (ili 32).
 - Jedan izlaz - jedan znak.
- Točnost prepoznavanja:
 - Velika slova engleske abecede: 88.57%
 - Sva slova hrvatske abecede: 78.44%
- Najčešće pogreške: č kao ć, malo slovo l kao velik slovo l, slovo g kao q.

Rezultati

Najčešće pogreške



Rezultati

Tablica prepoznavanja za hrvatsku abecedu

Slovo	Točnost
A	7/10
B	10/10
C	9/10
D	6/10
E	9/10
F	6/10
G	4/10
H	8/10
I	9/10
J	10/10
K	8/10

Slovo	Točnost
K	8/10
L	5/10
M	9/10
N	6/10
O	9/10
P	10/10
R	8/10
S	9/10
T	10/10
U	8/10
V	10/10

Slovo	Točnost
Z	8/10
X	9/10
Y	10/10
W	9/10
Q	3/10
Č	2/10
Ć	10/10
Đ	10/10
Š	5/10
Ž	6/10
Ukupno	78.44%

- Dobiveni rezultati u granicama očekivanoga.
- Potreban veći skup podataka.
- Konvolucijska neuronska mreža.

HVALA NA PAŽNJI!