

УНИВЕРЗИТЕТ У НОВОМ САДУ ПРИРОДНО-МАТЕМАТИЧКИ ФАКУЛТЕТ ДЕПАРТМАН ЗА МАТЕМАТИКУ И ИНФОРМАТИКУ



Key Features Net i njene primene

Seminarski rad

Miloš Vujasinović

Novi Sad, jul 2020

Sadržaj

Sadržaj	1
${f U}{f v}{f o}{f d}$	2
1 Poglavlje 1	3
Zaključak	4
Literatura	5

Uvod

Autoenkoderi su već godinama zlatni standard u smanjenju dimenzionalnosti podataka. Način na koji rade se pokazao kao veoma efikasan u otklanjanju šuma i dopunjavanju podataka koji su oštećeni. Motivisan datim primerima, ovaj rad pokušava da prikaže novi način gledanja na smanjene dimenzionalnosti podataka mašinskim učenjem. Zatim, primenom iznesenih ideja i nekih od principa koji se nalaze u osnovi autoenkodera se uvodi model neuronske mreže koji za cilj da iz podataka koji se prosleđuju modelu izdvoji najbitnije odlike za klasifikaciju. Kroz ovaj postupak se takođe razmatraju novi načini treniranja i evaluacije modela, a na kraju se rezultati datog modela porede sa rezultatima tradicionalnih autoenkodera.

1 Poglavlje 1

Autoenkoderi su neuronske mreže koje se treniraju da oponašaju identičko preslikavanje, to jest da ulaz preslikava na samog sebe. Ovo samo po sebi neizgleda veoma korisno, međutim autoenkoderi, pored navedenih, sadrže i osobinu da je broj neurona u najmanjem skrivenom sloju mreže manji od broja neurona ulaznog i izlaznog sloja. Ovo za implikaciju ima da se prilikom prolaska podataka kroz mrežu u datom sloju nalazi reprezentacija podataka za čije je predstavljanje potreban manji broj memorijskih jedinica od originalnih podataka i ovo može da varira od nekoliko jedinica, pa do redova veličina manje. Dati skriveni sloj se naziva usko grlo (engl. bottle neck) i on deli neuronsku mrežu na dva dela: od ulaza do sebe i od sebe do izlaza. Ovi delovi se redom nazivaju enkoder i dekoder, a oni se koriste za preslikavanje originalnih podataka u reprezentaciju smanjenih dimenzija i nazad.

Prilikom treniranja autoenkodera se greška računa kao greška između svakog neurona ulaza i njemu odgovarajućeg neurona izlaza. Ovo je veoma intuitivno rešenje ako želimo da rezultati na izlazu budu naizgled što sličniji ulaznim podacima. Međutim dato preslikavanje je u praksi gotovo nemoguće napraviti tako da bude bude savršeno. Kao posledica dolazi do izvesne greške između originalnih podataka i rezultata mreže koji možda neizgledaju značajno ili su nam gotovo neprimetni, ali, teoretski, mogu značajno da utiču na rezultate klasifikacije ako bi se rezultati autoenkodera pustili kroz klasifikator i uporedili sa rezultatima klasifikacije originalnih podataka.

Zaključak

Literatura

[1] Pierre Baldi. Autoencoders, unsupervised learning, and deep architectures. In Isabelle Guyon, Gideon Dror, Vincent Lemaire, Graham Taylor, and Daniel Silver, editors, *Proceedings of ICML Workshop on Unsupervised and Transfer Learning*, volume 27 of *Proceedings of Machine Learning Research*, pages 37–49, Bellevue, Washington, USA, 02 Jul 2012. PMLR.