

Rani signali faznog prijelaza

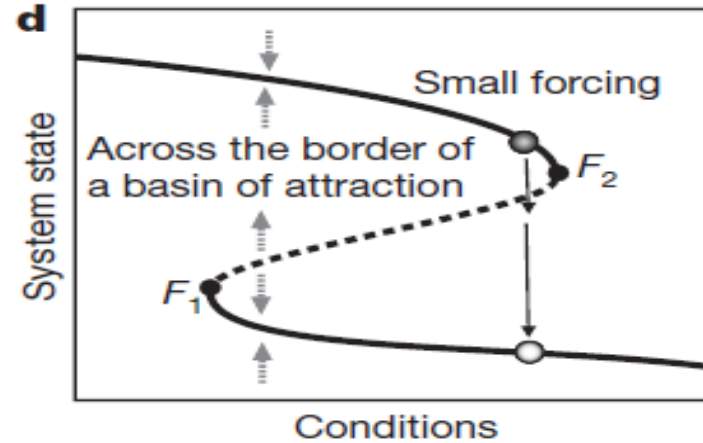
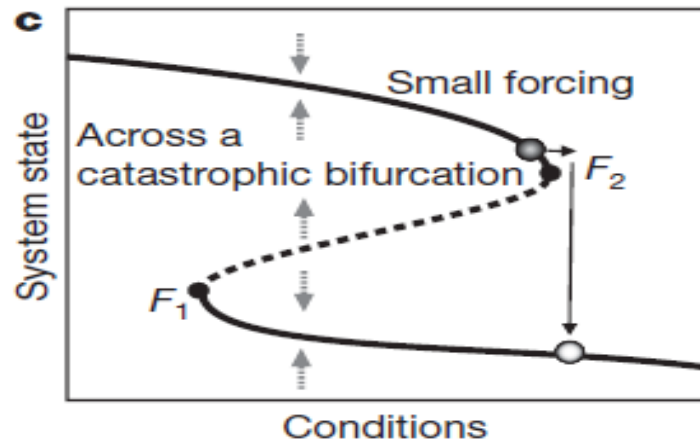
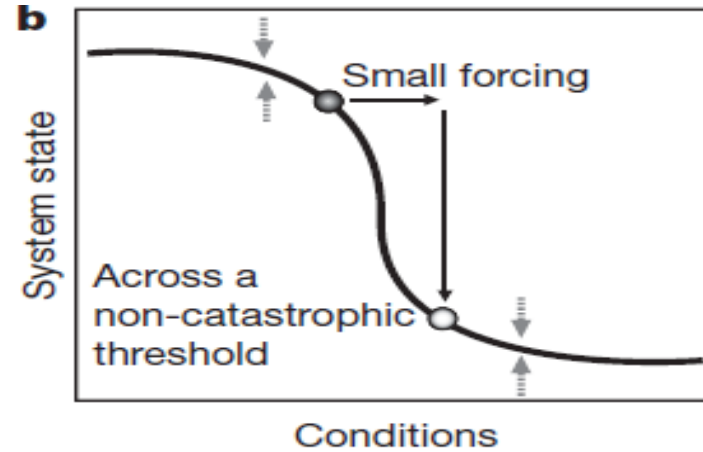
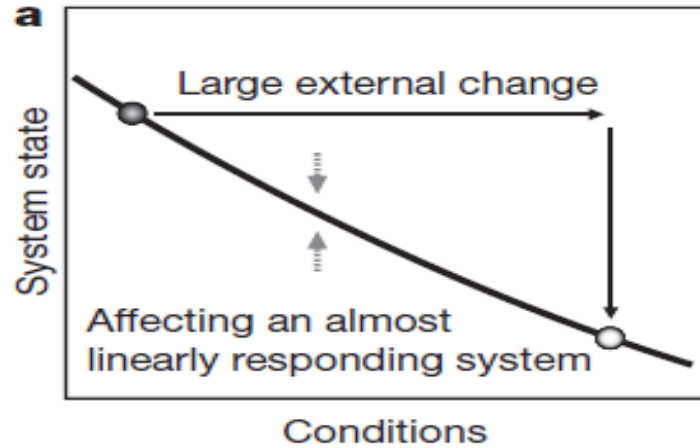
Petar Perković

Mentor: Davor Horvatić

UVOD

- ▶ Mnogi složeni sustavi imaju prijelomnu točku
- ▶ U njoj dolazi do naglog prijelaza iz jednog u drugo stanje
- ▶ Takvi prijelazi su teško predvidljivi
- ▶ Primjeri: epilepsija u medicini, krah burze u ekonomiji, nagle klimatske promjene u klimatologiji

Stanja sustava pri različitim uvjetima



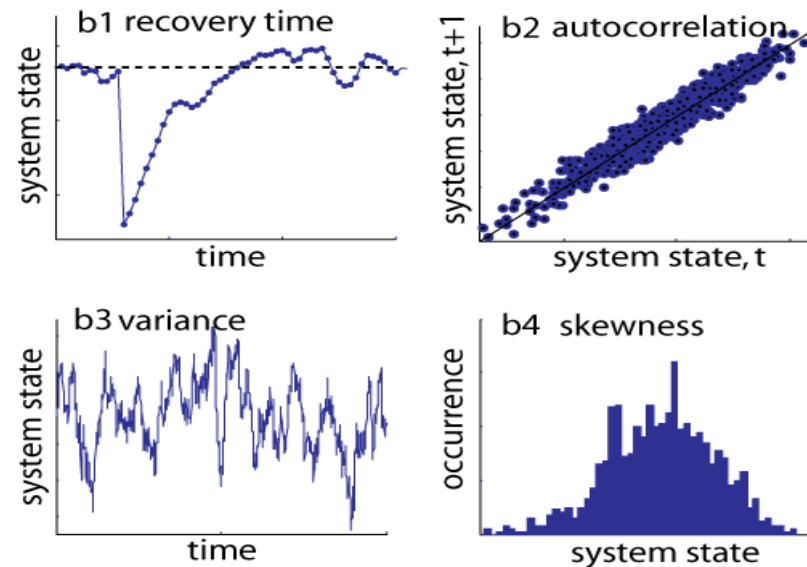
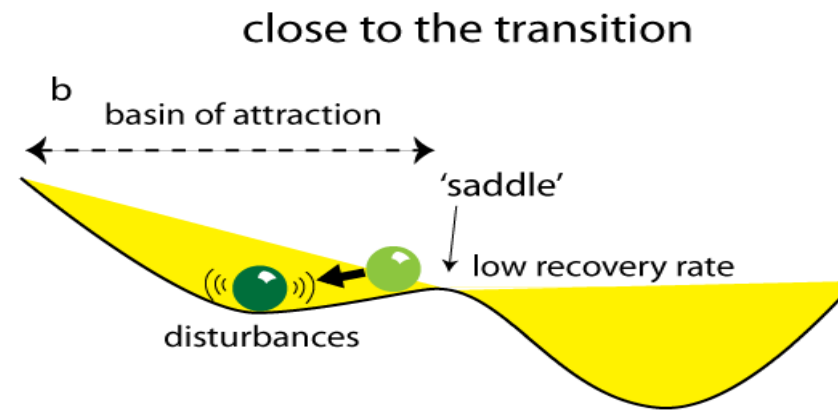
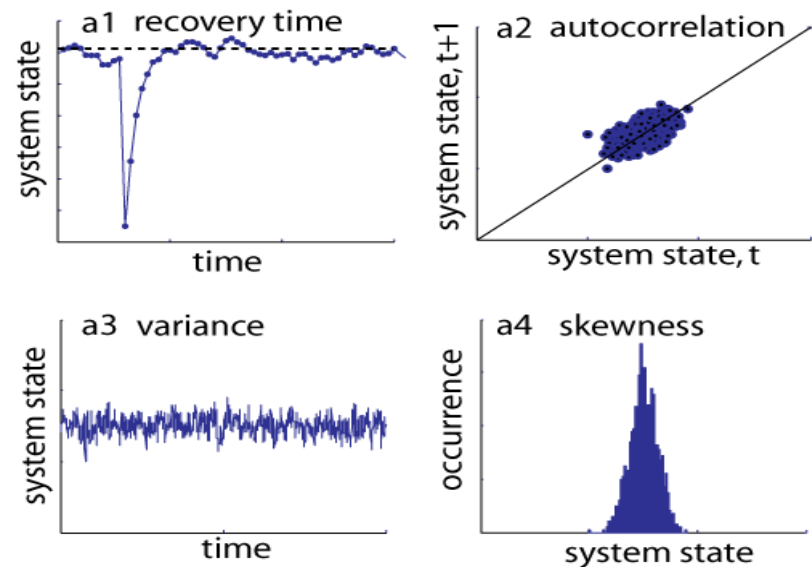
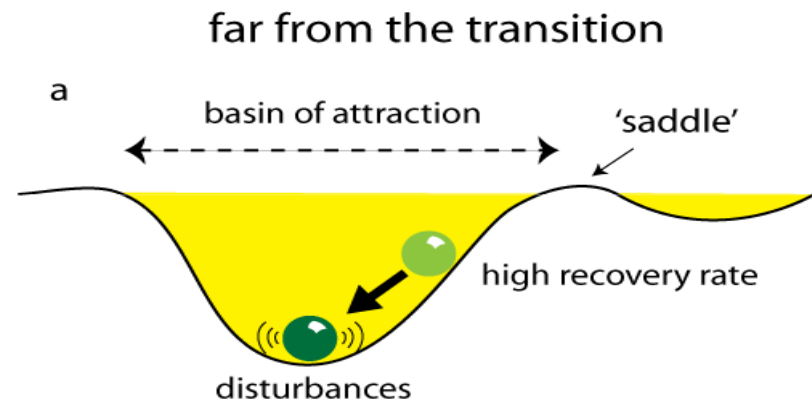
Kritično usporavanje

- ▶ Javlja se u nekim sustavima u blizini faznog prijelaza
- ▶ Sustav se prilikom malih perturbacija sporije vraća u osnovno stanje što je bliže točki prijelaza
- ▶ **Stopa povratka** - vrijeme povratka u osnovno stanje nakon perturbacije se smanjuje prilikom kritičnog usporavanja
- ▶ **Porast autokorelacije** - trenutno stanje je sličnije prethodnom stanju
- ▶ **Porast varijance** - utjecaj akumuliranih šokova na sustav se povećava i varijanca raste

Dodatni rani signali

- ▶ **Asimetrija**- u blizini točke prijelaza sustav više vremena provodi u smjeru prijelaza nego na suprotnoj strani. To dovodi do asimetrične distribucije oko točke stabilnosti.
- ▶ **Treperenje** - događa se kad je stohastičko prisiljavanje dovoljno jako da pomiče sustav između dva područja privlačenja kad je sustav u bistabilnom području. Može se uočiti u porastu varijance i asimetrije.

Prikaz sustava u blizini i daleko od prijelaza



Metodologija

1. Priprema podataka
2. Izvlačenje karakteristika
3. Redukcija dimenzionalnosti
4. Treniranje modela i predviđanje

Priprema podataka

- ▶ Kriptovalute: bitcoin, ethereum, litecoin, monero, ripple, nem i dash.
- ▶ Imamo dnevne podatke o najvišoj i najnižoj cijeni, cijeni na početku i kraju dana, volumenu prometa i kapitalizaciji tržišta.
- ▶ Predviđan postotak rasta idući dan
- ▶ Koristimo podatke zadnjih 7 dana

Izvlačenje karakteristika

- ▶ Izvlačimo karakteristike koje mogu ukazivati na fazni prijelaz
- ▶ Izvučeno oko 200 karakteristika za svaku varijablu vremenskog niza
- ▶ Karakteristike: varijanca, autokorelacija za različiti lag, koeficijent asimetrije, srednja vrijednosti ...

i. Time series



ii. Extensive feature vector



Redukcija dimenzionalnosti

- ▶ Smanjujemo dimenziju ulaznog vektora
- ▶ Izvlačimo najbitnije karakteristike
- ▶ Sprječava prenaučenosť modela prilikom treniranja
- ▶ Metode: PCA i autoenkoder

i. Time series



ii. Extensive feature vector

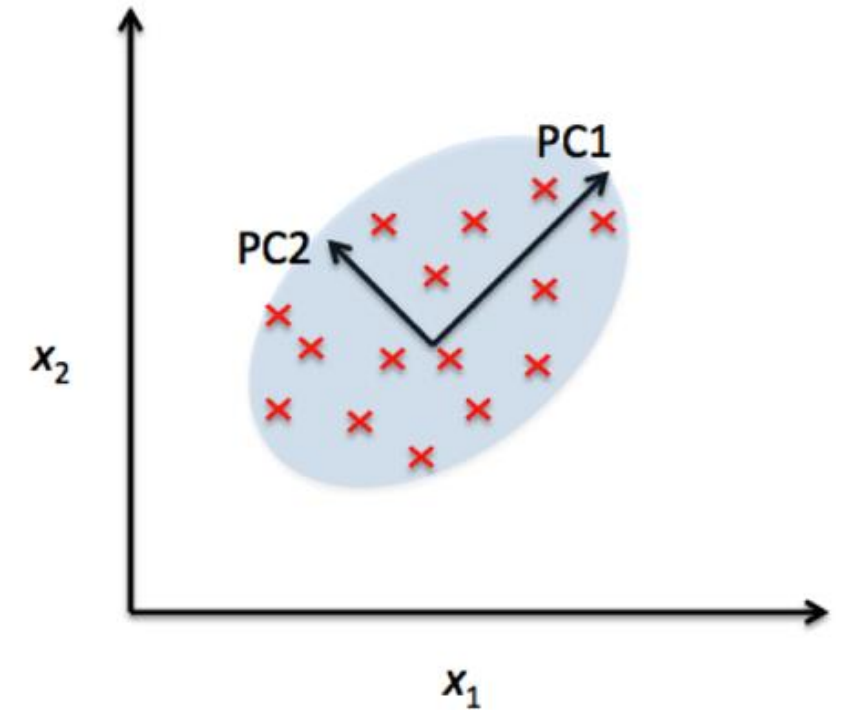


iii. Reduced feature vector for classification



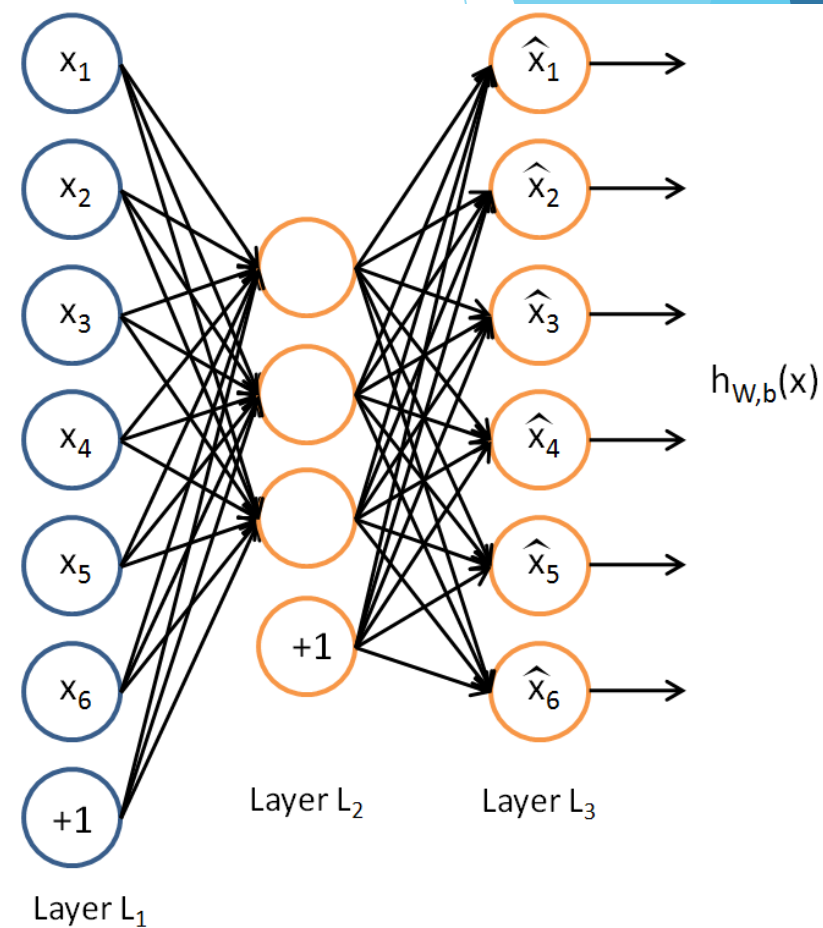
PCA

- ▶ Analiza svojstvenih komponenti
- ▶ Ortogonalno transformira skup vektora u skup nekoreliranih vektora
- ▶ Nove komponente su poredane po varijanci



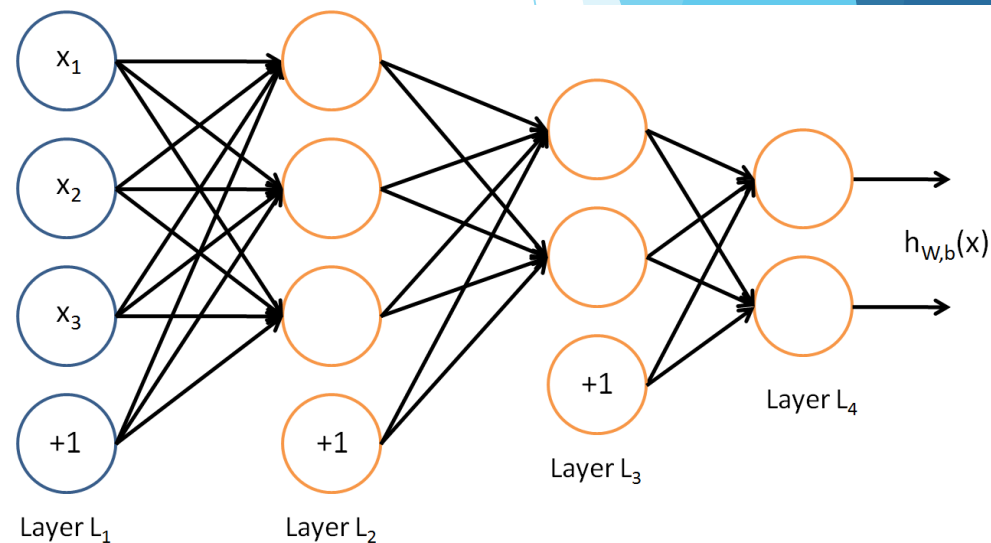
Autoenkoder

- ▶ Tip neuronske mreže
- ▶ Sastoji se od dijela za šifriranje i dešifriranje
- ▶ Vrijednost srednjeg sloja se uzima kao nova karakteristika



Treniranje modela i predviđanje

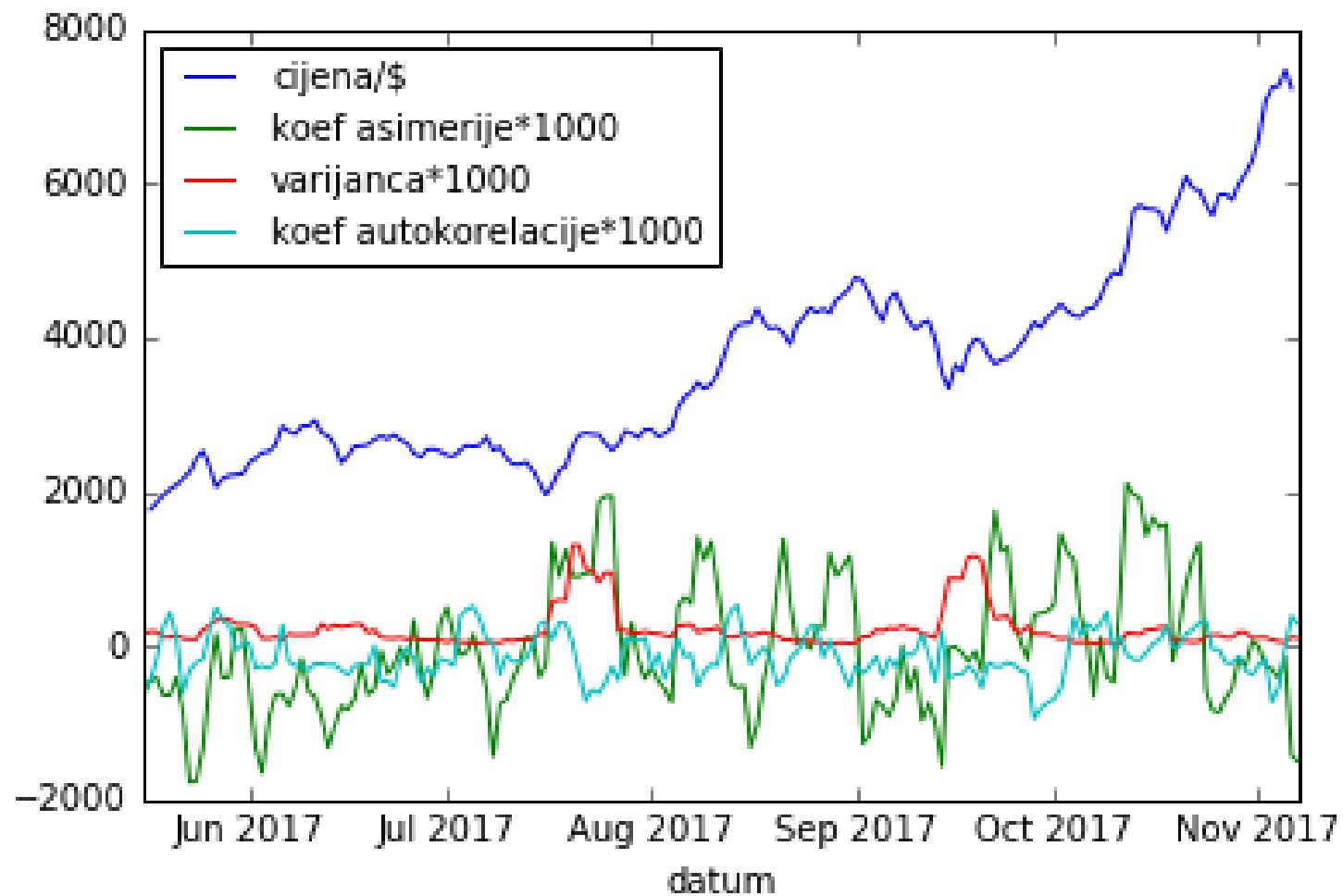
- ▶ Pomoću dobivenih karakteristika prethodnim metodama treniramo model za predviđanje budućih vrijednosti
- ▶ Korištene duboke neuronske mreže
- ▶ Prvih 70% podataka korišteno za treniranje, 10% za unakrsnu validaciju i 10% za testiranje



Rezultati

Kripto valuta	Opservacije	Broj karakt.
Bitcoin	1649	1186
Ripple	1551	1188
Litecoin	1649	1285
Monero	1260	1220
Dash	1363	1189
Nem	946	1185
Ethereum	818	1150

Usporedba kretanja cijene s ranim signalima



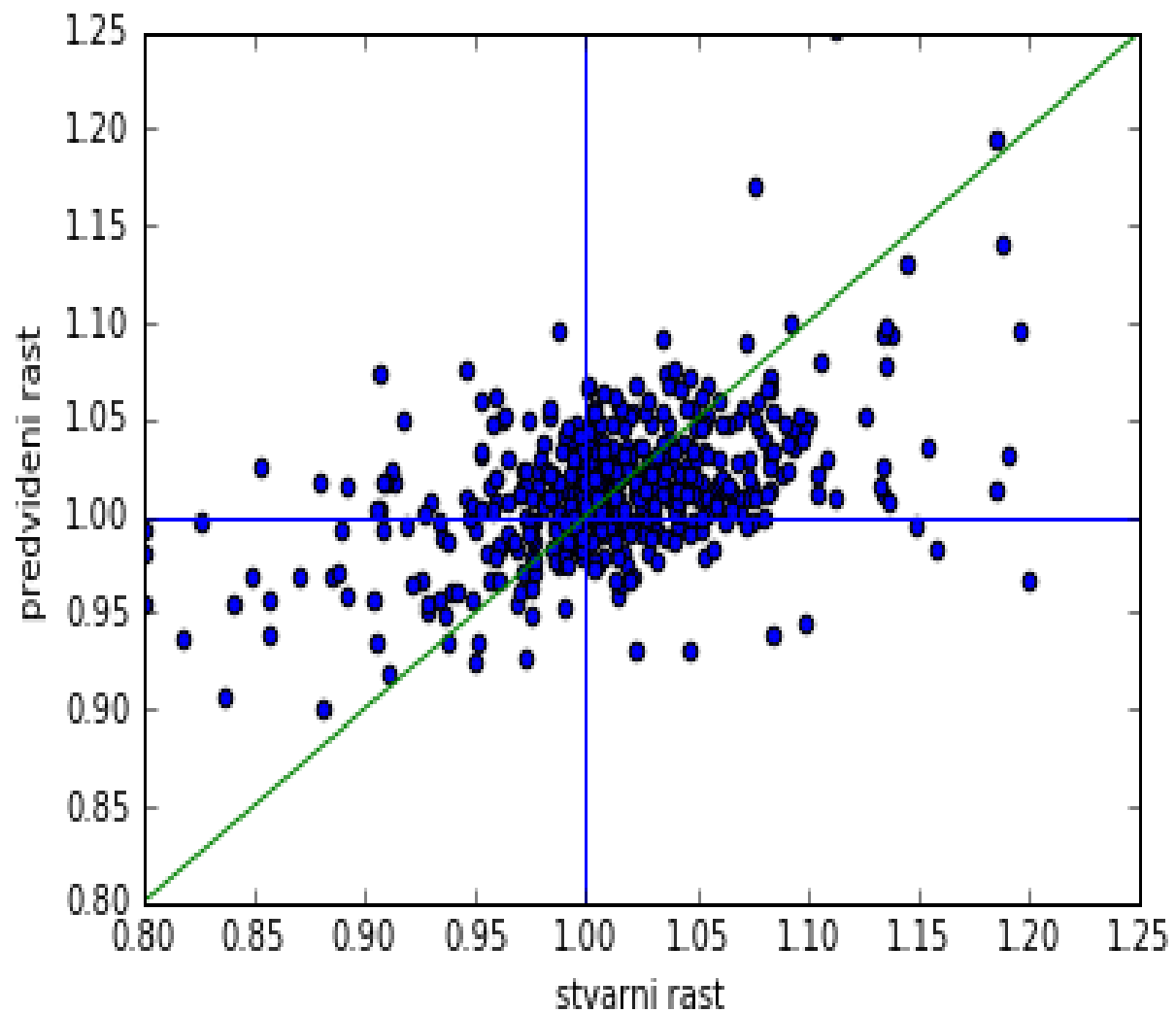
Treniranje modela

- ▶ Pomoću PCA i autoenkodera dobiveni su vektori karakteristika veličine 30 za svaku kriptovalutu
- ▶ Podijeljeni su na trening, unakrsno-validacijski i test set
- ▶ Za kriptovalute s više od 1000 opservacija je korištena veća mreža(16-8-4-2-1), dok je za one s manje opservacija korištena (8-4-2-1)

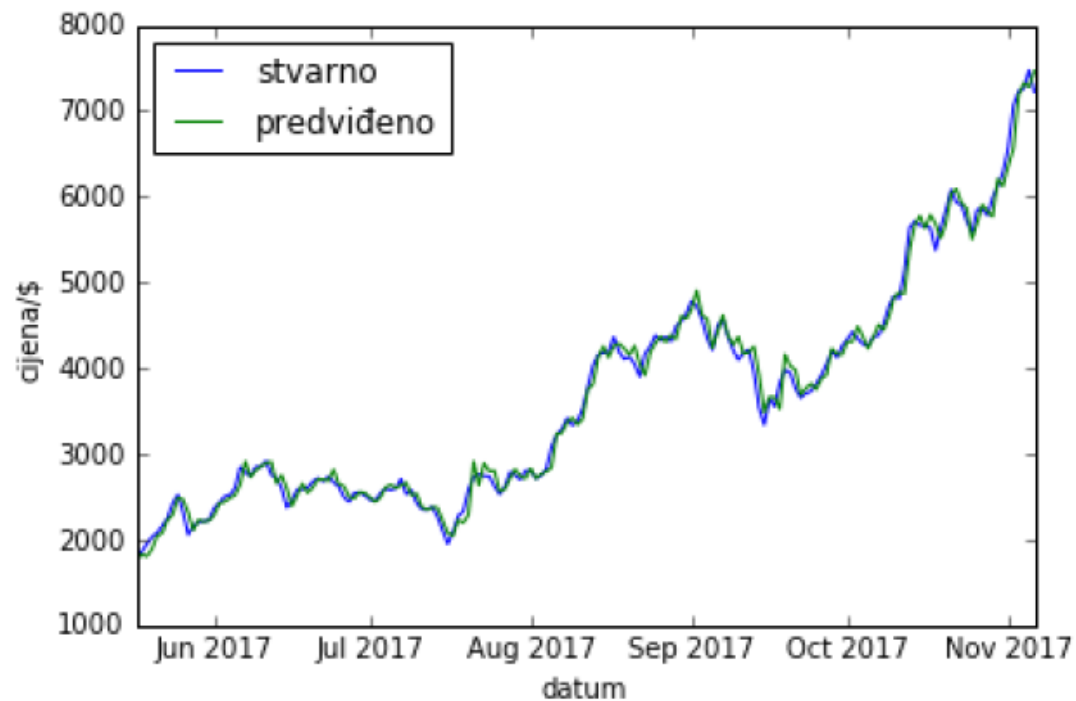
Modeli i pripadajuće pogreške

Kriptovaluta	Arhitektura neuronske	Greška na treningu (autoenkoder)	Greška na testu (autoenkoder)	Greška na treningu (PCA)	Greška na testu (PCA)
Bitcoin	16-8-4-2-1	0.0108	0.0144	0.0132	0.0156
Ripple	16-8-4-2-1	0.0089	0.0150	0.0084	0.0166
Litecoin	16-8-4-2-1	0.0085	0.0128	0.0099	0.0133
Monero	16-8-4-2-1	0.0105	0.0163	0.0138	0.0145
Dash	16-8-4-2-1	0.0133	0.0154	0.0164	0.0150
Nem	8-4-2-1	0.0203	0.0350	0.0258	0.0297
Ethereum	8-4-2-1	0.0261	0.0370	0.0337	0.0333

Usporedba stvarnih i predviđenih vrijednosti postotka rasta



Usporedba predviđenih i stvarnih cijena



Slika 8: Graf kretanja stvarne i predviđene cijene kroz vrijeme za bitcoin.



Slika 9: Graf kretanja stvarne i predviđene cijene kroz vrijeme za litecoin.

Zaključak

- ▶ Izračunati rani signali nam omogućuju predviđanje budućih vrijednosti
- ▶ Autoenkoder se pokazao bolji za kriptovalute s puno opservacija, dok je PCA bolji za one s manje opservacija
- ▶ Modeli uspijevaju dobro predvidjeti trend rasta odnosno pada kriptovaluta
- ▶ Izračunati rani signali nam omogućuju predviđanje budućih vrijednosti
- ▶ Tehnike strojnog učenja imaju široku primjenu u predviđanju faznih prijelaza

Hvala na pažnji!