Time series forecasting: predviđanje rezervacija hotelskih soba

18.12.2019.

Romeo Šajina

Prije svega

- Slikanje, snimanje?
- Iza ove grupe ne stoji nikakva firma (iako je Kristijan osnovao Meetup i ima firmu)
- Okupljamo se da radimo na zanimljivim i novim stvarima, zatim to prezentiramo
- Želite prezentirati nešto vezano za IT što pruža neku vrijednost ostalima? Dobrodošli.
- Ako imate ideje, trebate pomoć na nekom vašem području - javite se, bacite poruku na Facebook grupu, pošaljite poruku nekome od nas - vrlo je vjerojatno da vam možemo dati savijet, pomoći ili vas makar usmjeriti prema ljudima koji znaju kako to riješiti
- Dugoročni cilj: oformljavanje grupa koja rješava tekuće probleme ljudi

Vremenski niz

- Najjednostavnija definicija: kronološki niz vrijednosti
- Zapravo sve što se može promatrati sekvencijalno tijekom vremena
- Najpoznatiji primjeri:
  - cijena dionica
  - količina proizvedene električne energije
  - broj turista u zemlji ili nekoj drugoj jedinici
  - potrošnja određenih proizvoda
  - vrijednost BDP-a u zemlji
  - ...

Zašto predviđati

- Točno predviđanje vremenskog niza je vrlo korisno jer omogućava poduzimanje pravovremenih mjera kako bi proces kojeg vremenski niz predstavlja bio što efikasniji

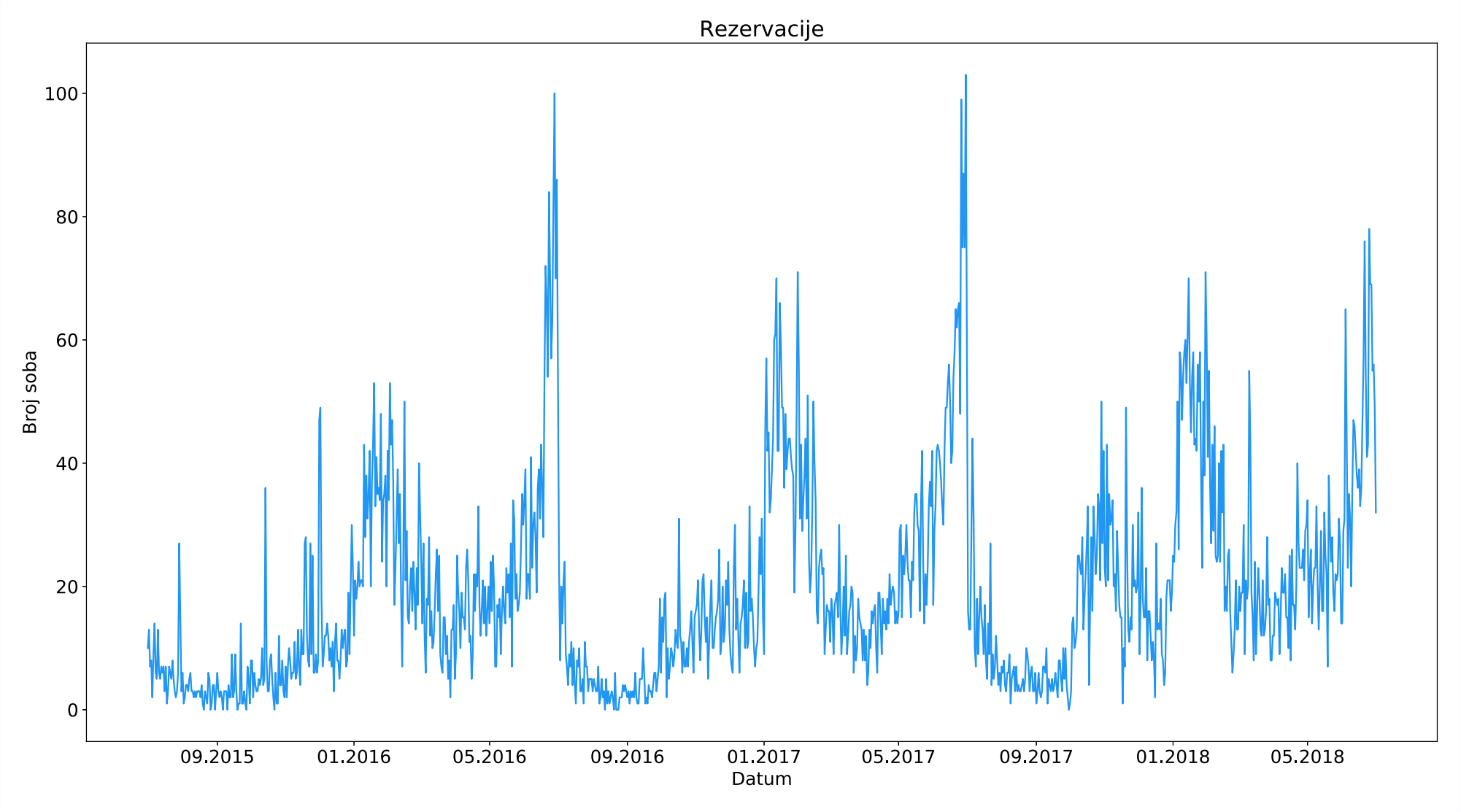
- Proizvođači električne energije žele što bolje predvidjeti koliko će se u nekom razdoblju potrošiti struje

- Kod rezervacija hotelskih soba je cilj prodati sobe po najvišim cijena ovisno o tržištu, odnosno ponudi i potražnji

Korišteni podaci

- Podaci predstavljaju rezervacije soba za X hotela vodeće Hrvatske tvrtke kroz tri godine
- Podaci su organizirati tako da se rezervacije promatraju samo za neki određeni dan (npr. 1.7.)
- Zapravo, da bi se rezervacija uključila u promatrani skup, boravišno vrijeme gosta mora uključivati promatrani datum
- Napomena: jedna rezervacija može uključivati više soba, što je zapravo podatak koji se promatra

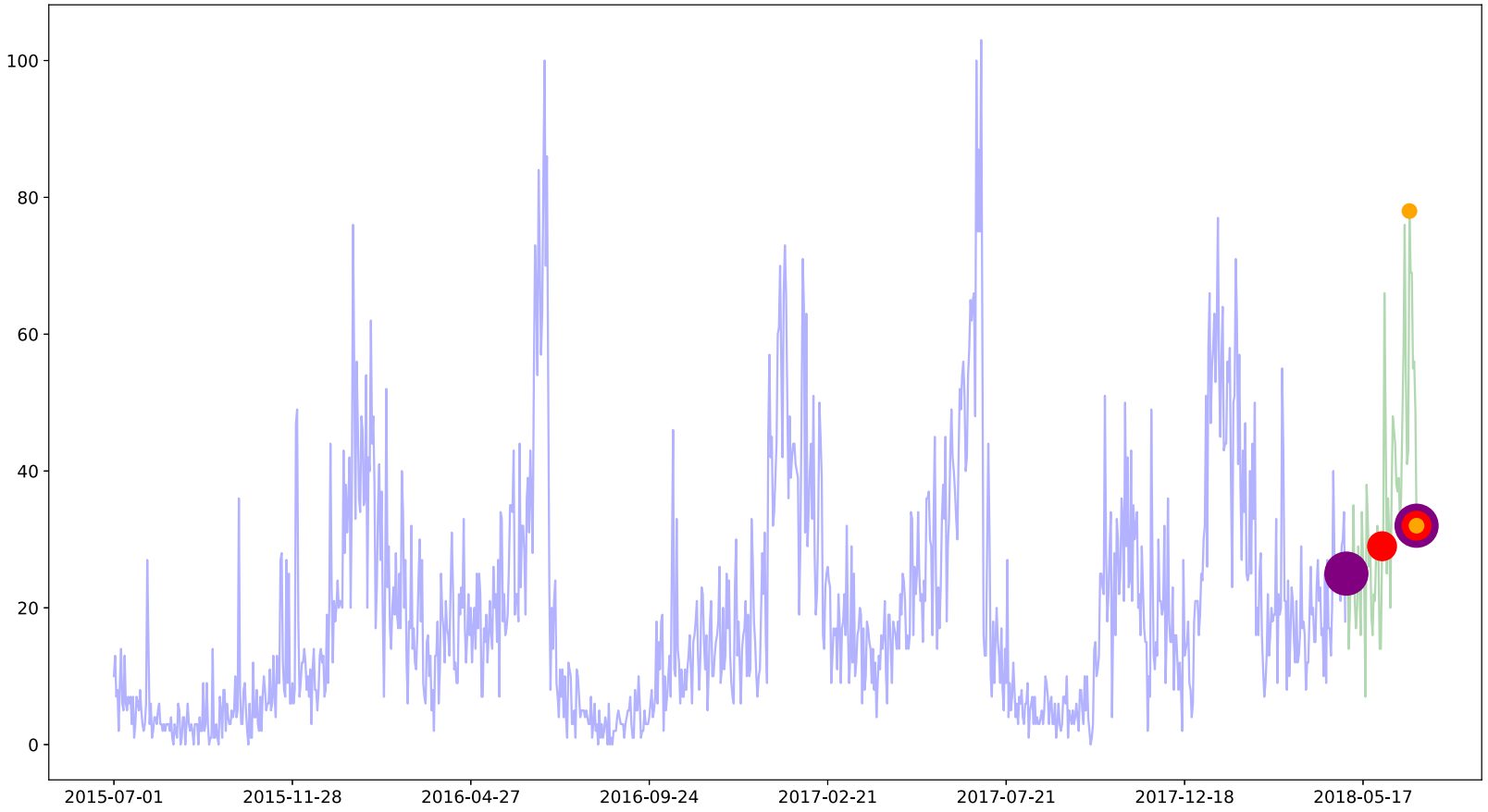
Korišteni podaci - rezervacije za 01.07.



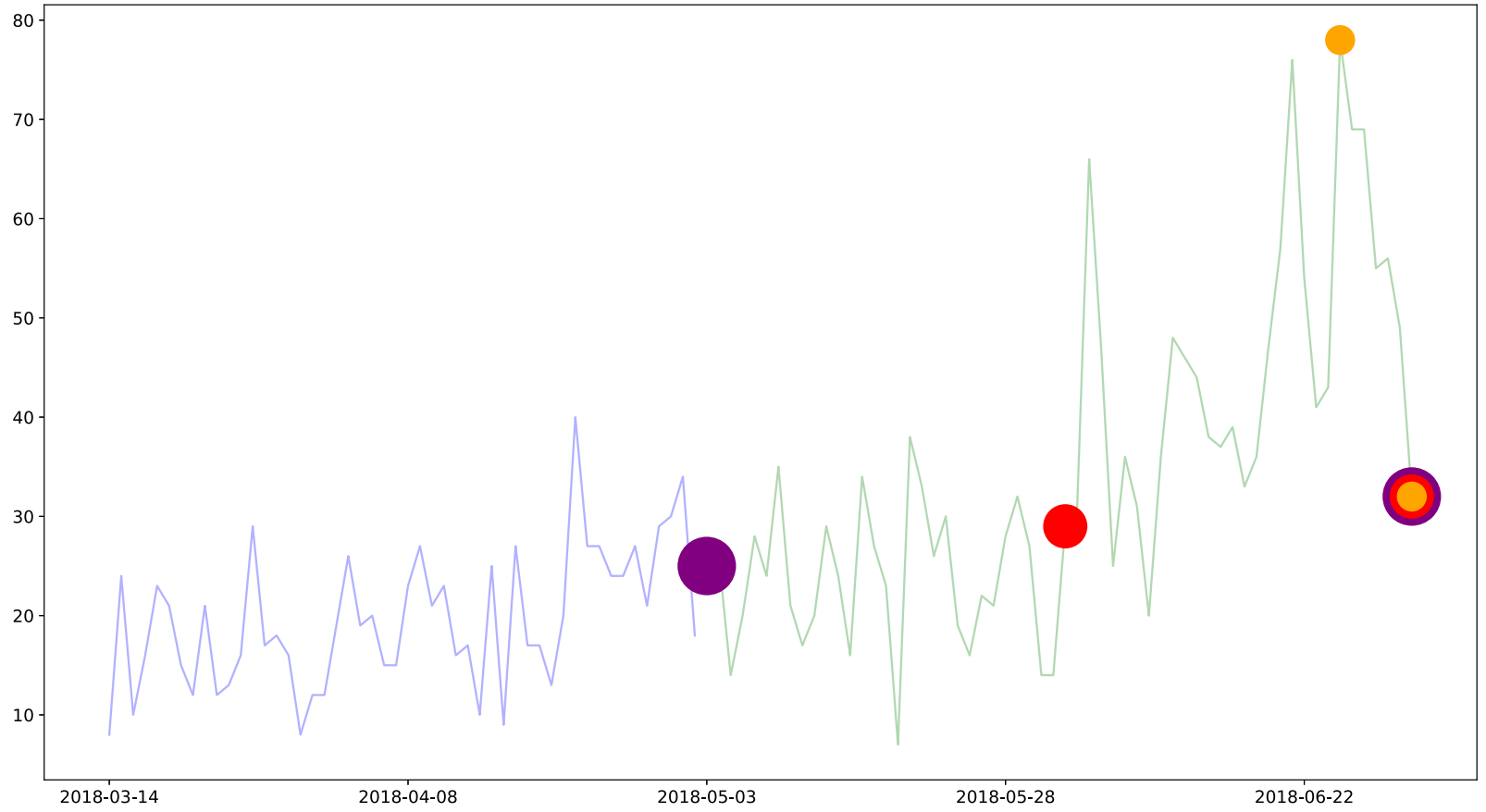
Što ćemo predviđati

- Konkretan zahtjev tvrtke: previđanje rezervacija 60, 30 i 7 dana unatrag od promatranog datuma
- Ako promatramo datum 1.7., predviđanja će se raditi na datume 2.5., 1.6. i 24.7. sa dotada prikupljenim podacima.

Što ćemo predviđati



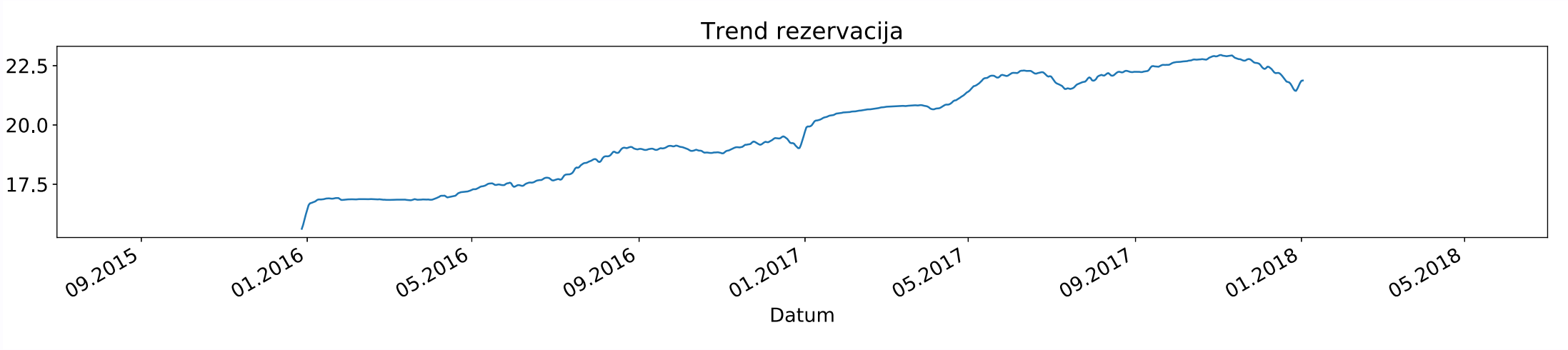
Što ćemo predviđati



Trend, sezonalnost i cikličnost

Trend

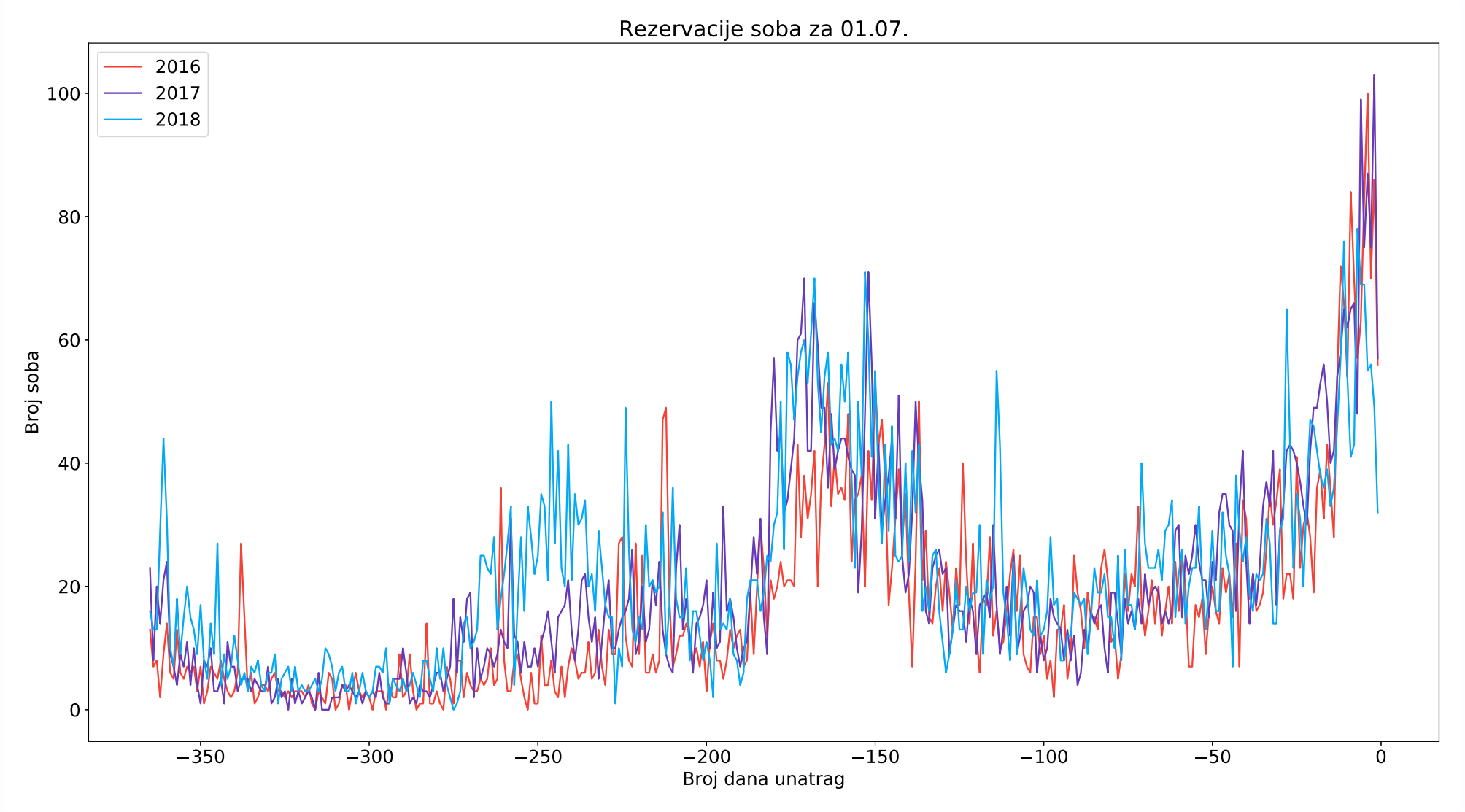
- Može se prepoznati kada postoji dugoročno povećanje ili smanjenje u podacima
- U većini slučajeva jasno uočljiv, ali kada nije odmah uočljiv, to ne daje naznaku da trend ne postoji



Sezonalnost

- Nastaje kada na vremenski niz utječu sezonalni čimbenici kao što su doba godine ili dan u tjednu
- Uvijek ima fiksnu ili poznatu učestalost, odnosno frekvenciju
- U primjeru vremenskog niza rezervacija jasno se može vidjeti da postoji godišnja sezonalnost

Sezonalnost



Cikličnost

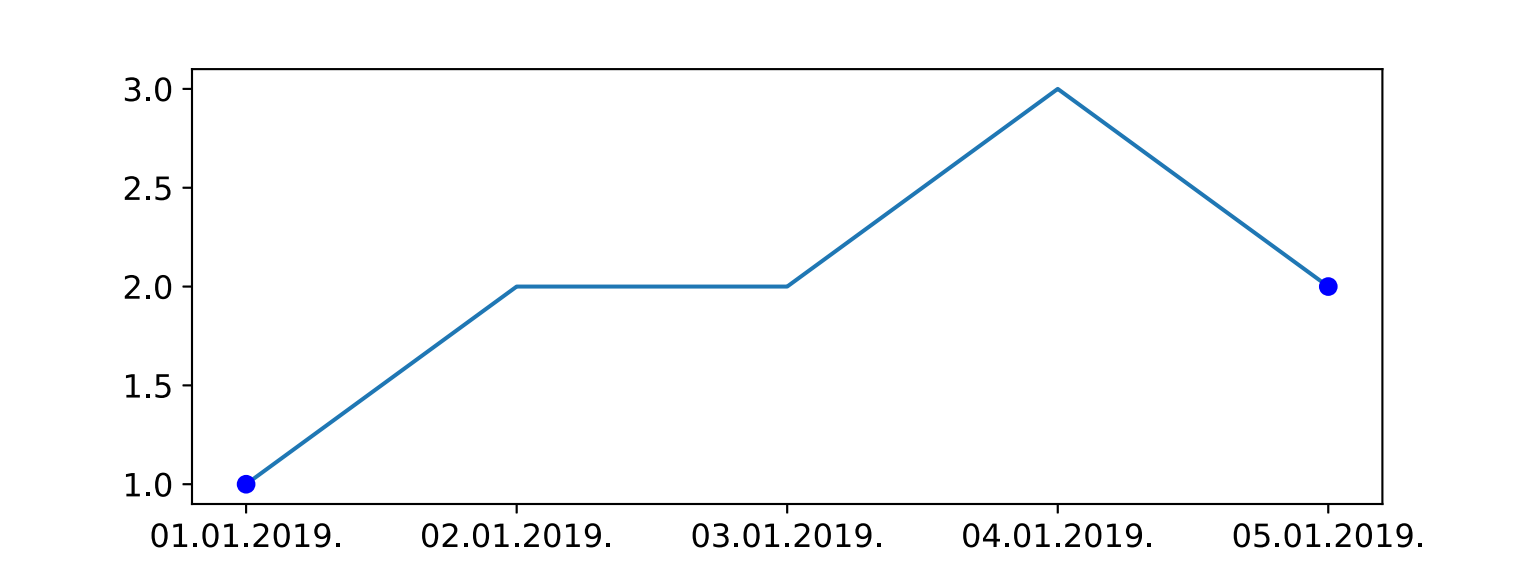
- Pojavljuje se kada se u podacima pojavljuju porast ili pad koji nisu fiksne učestalosti, odnosno frekvencije.
- Obično posljedica ekonomskih uvjeta i čestu su povezana sa „poslovnim ciklusom“
- Cikličnost je slična sezonalnosti u aspektu periodičnog ponavljanja uzorka, dok je različita u aspektu frekvencije, odnosno sezonalnost ima fiksnu frekvenciju dok cikličnost nema
- Nema slike :)

Mjere točnosti

- Mean Absolute Error (MAE):
  - $MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}|e_t|$
- Forecasting Attainment (FA):
  - $FA = \frac{\sum_{t=1}^{n} y'_t}{\sum_{t=1}^{n} y_t}$, gdje je y'_t predviđena, a y_t stvarna vrijednost

Metode predviđanja

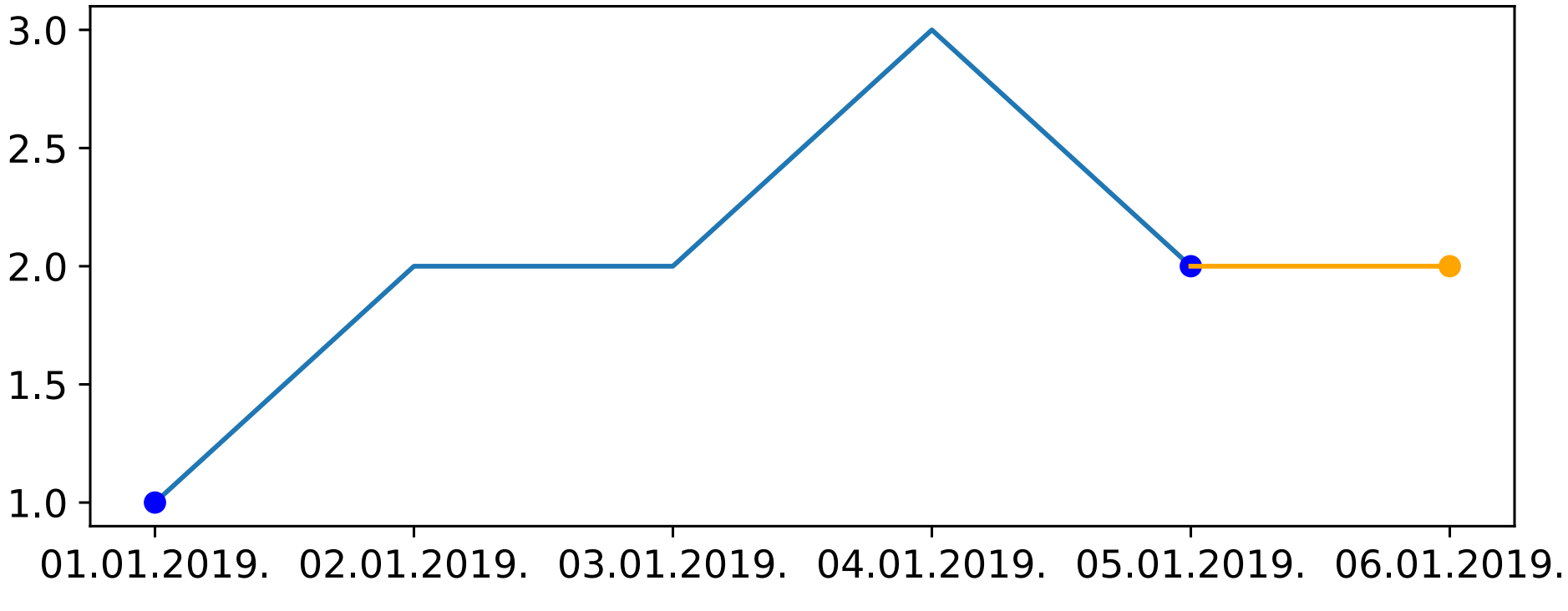
```
{
    "01.01.2019.": 1,
    "01.02.2019.": 2,
    "01.03.2019.": 2,
    "01.04.2019.": 3,
    "01.05.2019.": 2,
}
```



- Postoje dvije glavne metode predviđanja: jednokoračno i višekoračno

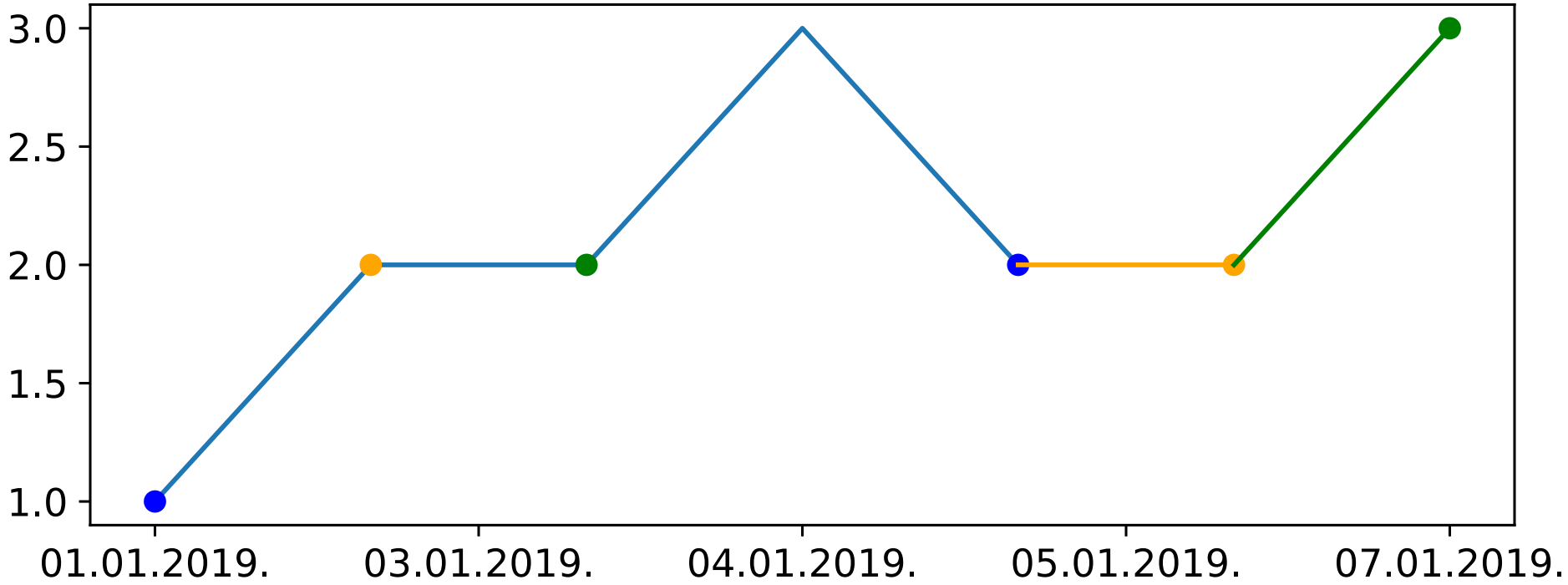
Jednokoračno (engl. one-step)

- Za vremenski okvir $y_0, \ldots, y_n$ predviđa y_{n+1}



Višekoračno (engl. multi-step)

- Za vremenski okvir $y_0, \ldots, y_n$ iterativnim korištenjem jednokoračne metode predviđa $y_{n+1}, \ldots, y_{n+k}$



Modeli predviđanja

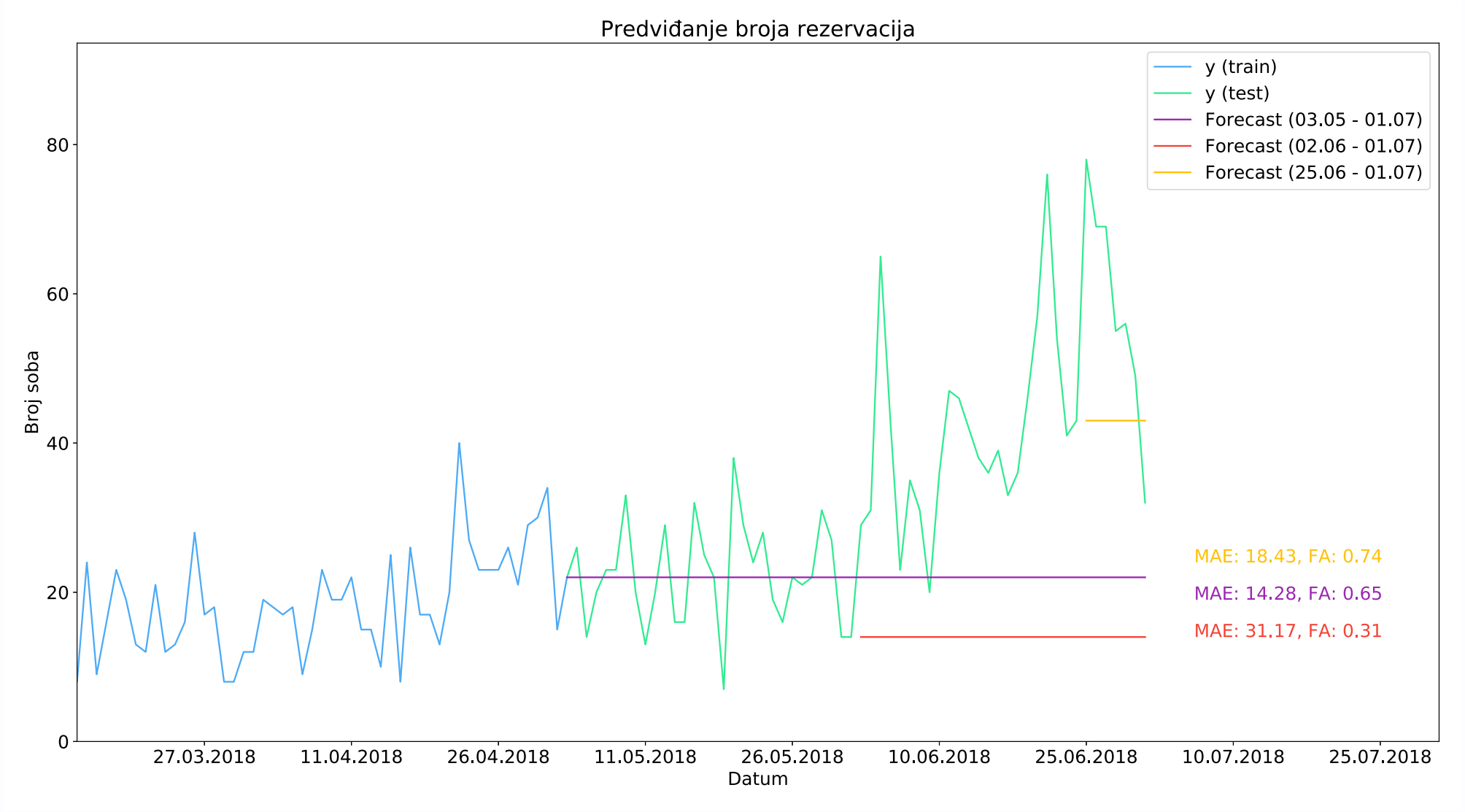
- Postoji mnogo različitih metoda modeliranja vremenskih nizova
- Odabir pravog modela nije jednostavan
- Često se kod analize vremenskih nizova testira više različitih modela i promatraju njihove performanse
- Naive, AR, MA, ARIMA, Prophet, NN

Naivni (engl. Naive/Persistent) modeli

Naivni model

- Najjednostavnija izvedba naivnog modela: za predviđanje uzima posljednja dostupna vrijednost
- $y_t = y_{t-1}$
- Metoda radi izuzetno dobro za mnogo ekonomskih i financijskih vremenskih nizova

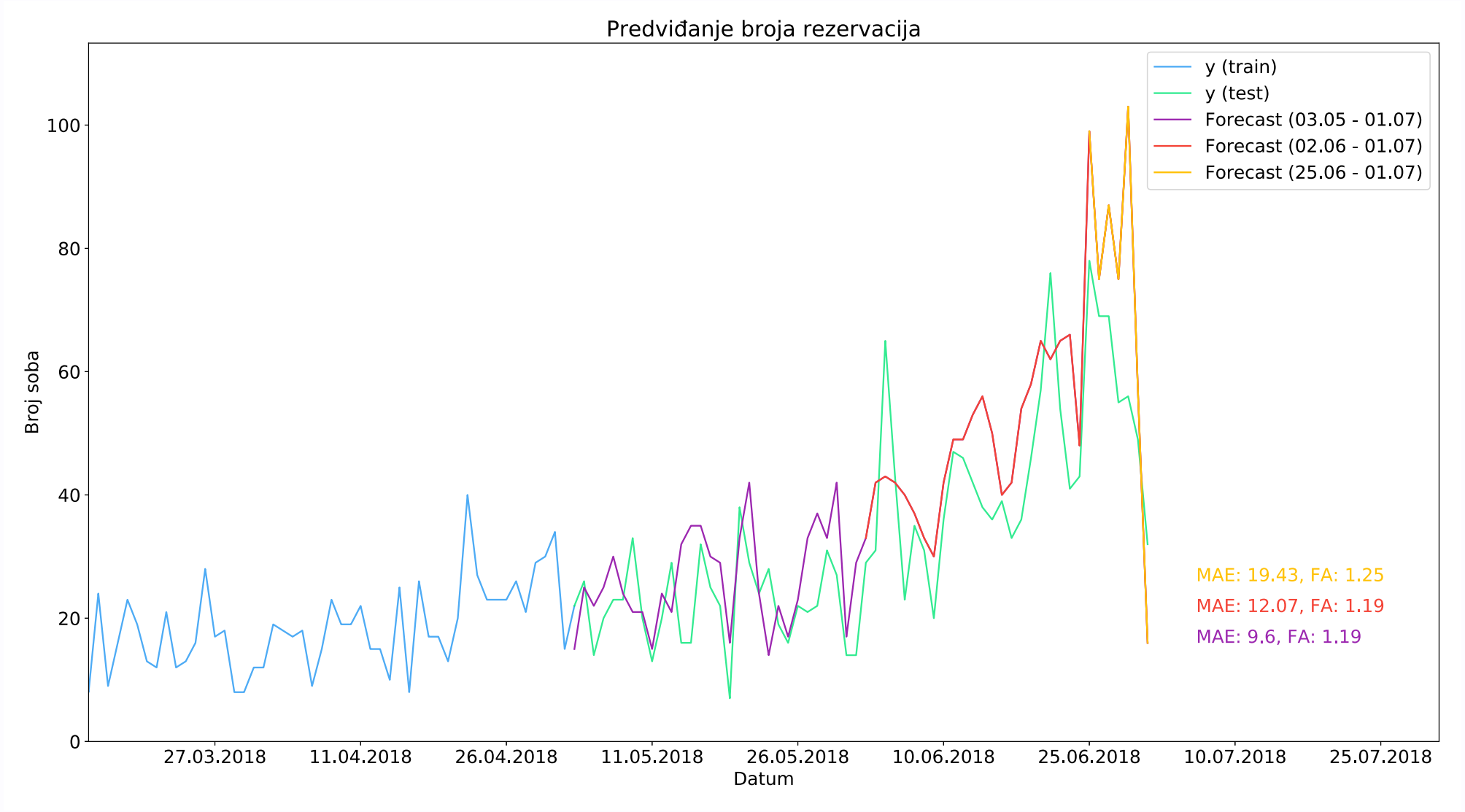
Naivni model



Sezonalni naivni model

- Za predviđanje se može iskoristiti vrijednost iz prošle sezone u istom trenutku
- Npr. za predviđanje vrijednosti za dan 1.7.2019. može se koristiti vrijednost na dan 1.7.2018.
- $y_t = y_{t-m}$, gdje je m trajanje sezonalnog razdoblja

Sezonalni naivni model

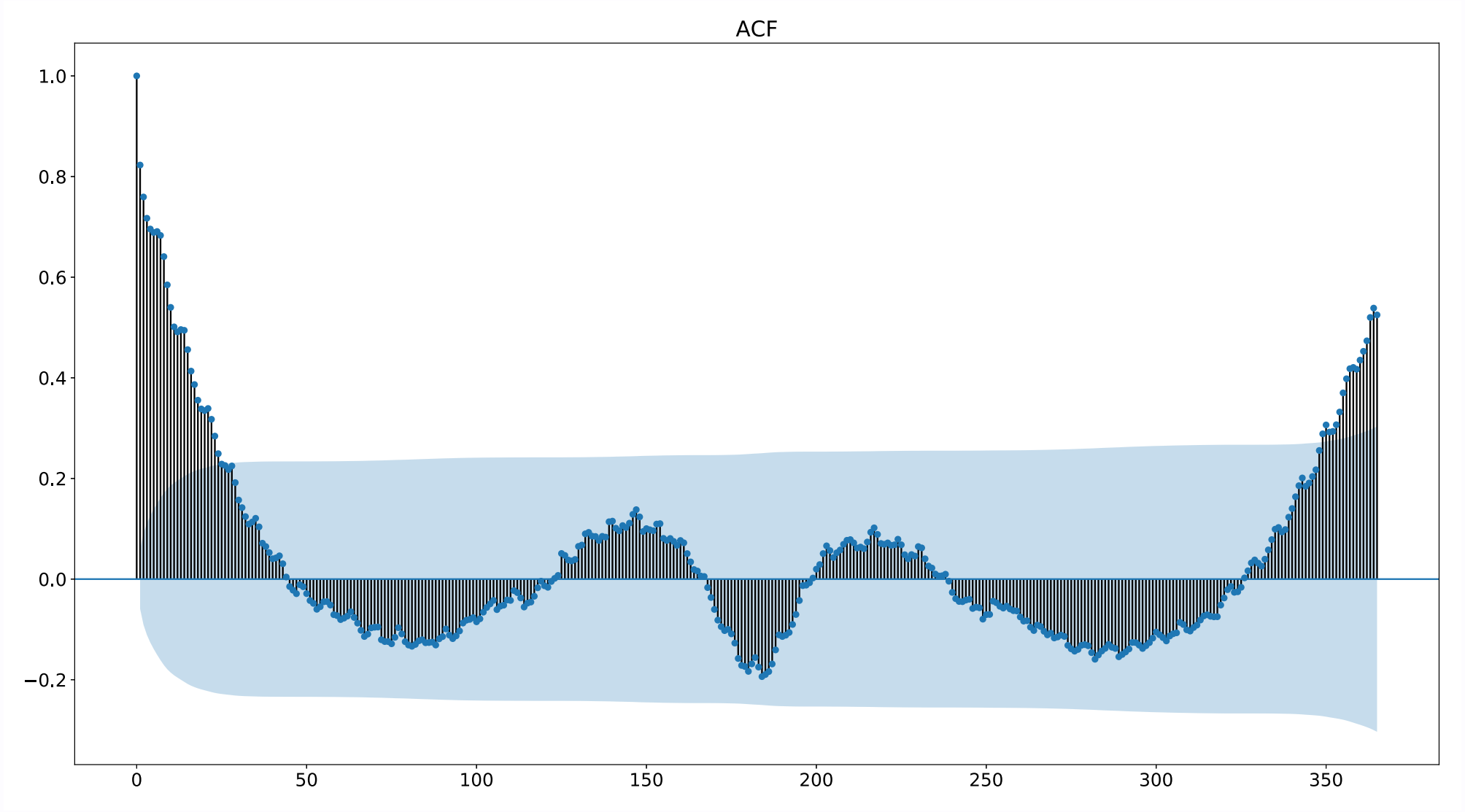


Statistički modeli

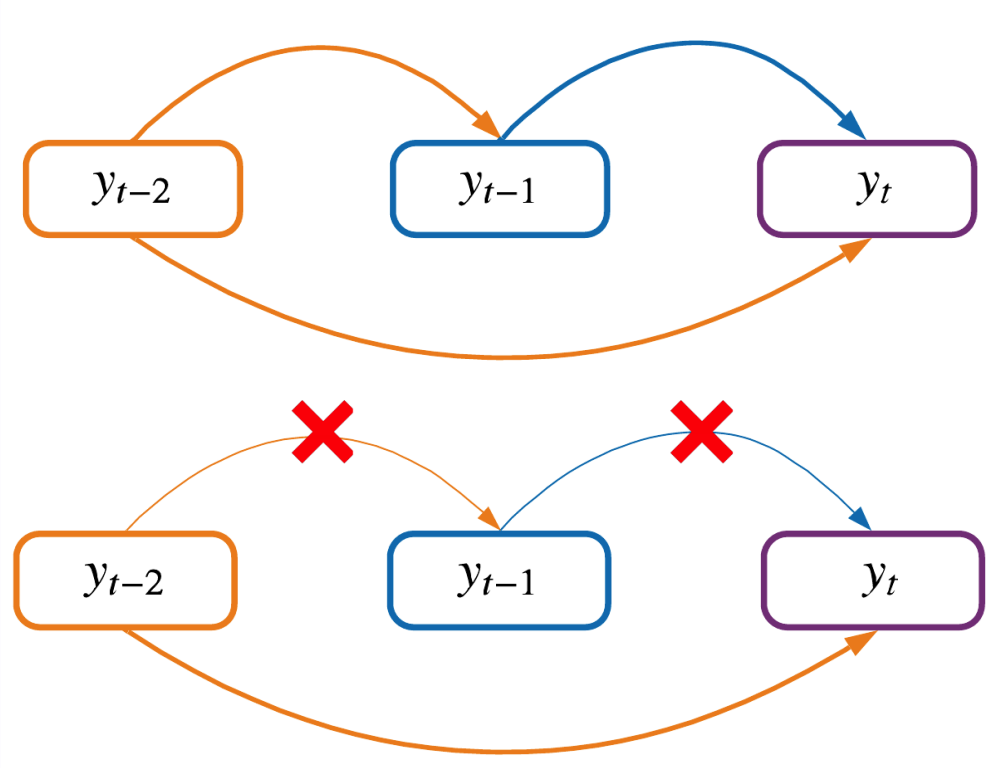
Autokorelacija

- Autokorelacija je blisko vezana sa korelacijom
- Kao što korelacija mjeri opseg linearnog odnosa između dvije varijable, tako autokorelacija mjeri linearni odnos između prethodnih vrijednosti vremenskog niza
- Može se izračunati prema prethodnim vrijednostima koje se zovu vremenski pomaci (engl. lags)
- Prikaz autokorelacije vremenskog niza prema vremenskom pomaku zove se AutoCorrelation Function (ACF)

Autokorelacija: ACF (Pearson)



Autokorelacija & Parcijalna autokorelacija



Parcijalna autokorelacija

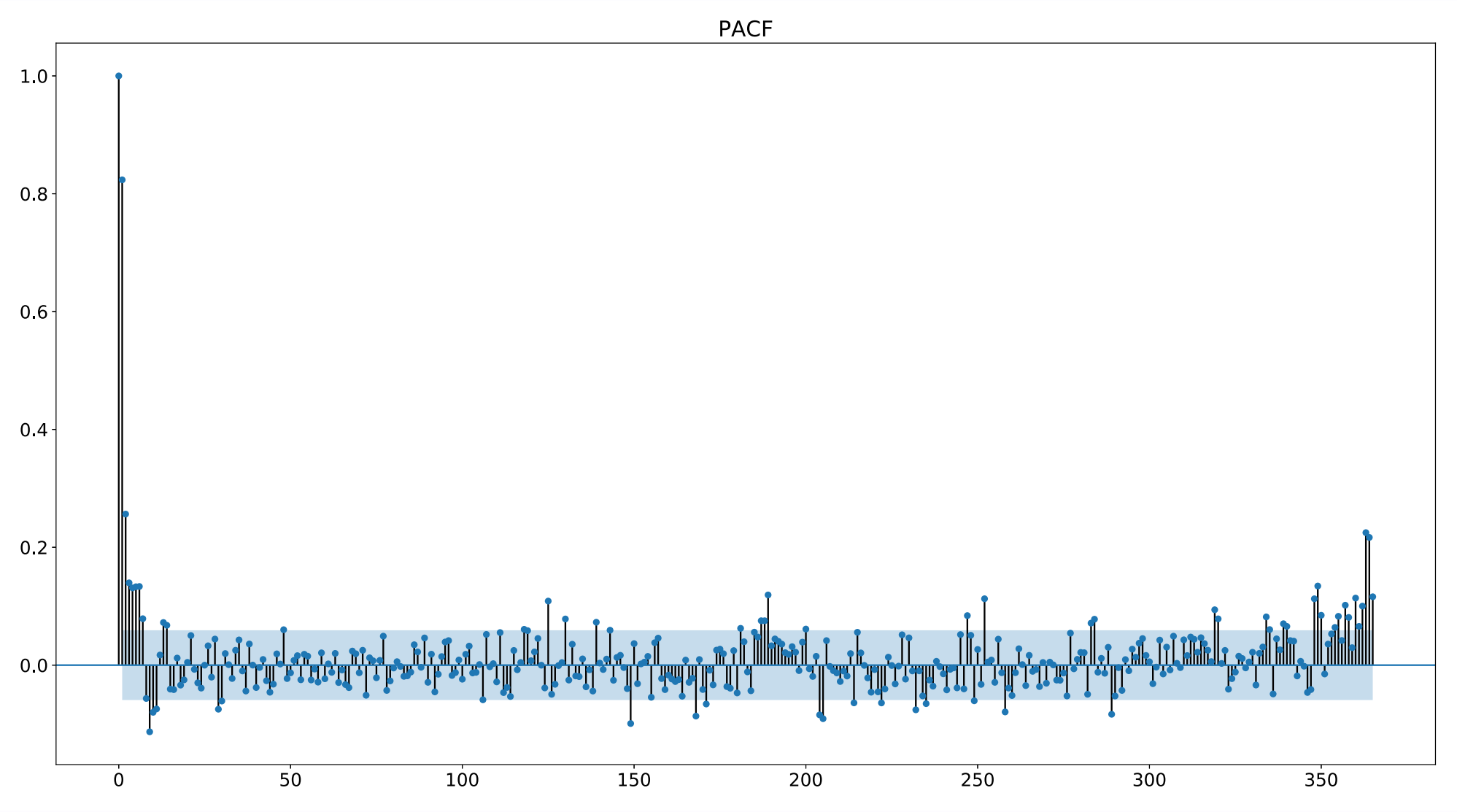
- Autokorelacija za promatranu vrijednost i vrijednost u nekom prethodnom koraku se sastoji od direktne korelacije i indirektne korelacije

- y_{t-3} ima indirektnu korelaciju sa
  y_{t-2} koji ima indirektnu korelaciju sa korakom
  y_{t-1} koji ima direktnu korelaciju sa
  y_t

- Parcijalna autokorelacija želi ukloniti indirektne korelacije kako bi se mogla izračunati samo direktna korelacija između y_t i y_{t-k} gdje k vremenski pomak

- Prikaz parcijalne autokorelacije vremenskog niza prema vremenskom pomaku zove se Partial AutoCorrelation Function (PACF)

Parcijalna autokorelacija: PACF



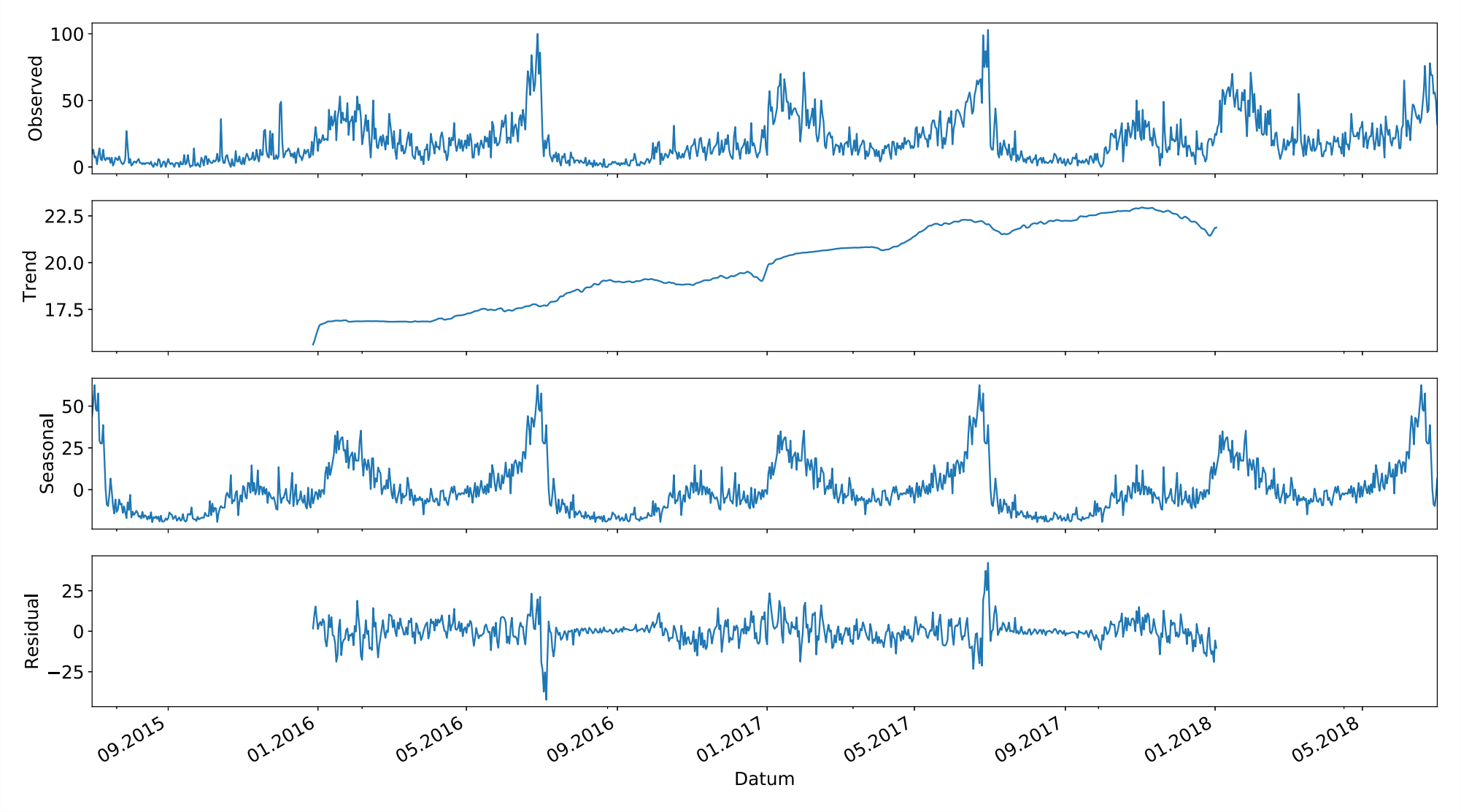
Bijeli šum (engl. White noise)

- Vremenski niz koji nema autokorelaciju
- Kada je vremenski niz bijeli šum, autokorelacija će biti blizu 0 i 95% vrijednosti autokorelacije će biti unutar granica ACF prikaza
- Kod vremenskog niza rezervacija može se primijetiti da **nije** bijeli šum jer:
  - postoji značajna autokorelacija do vremenskog pomaka 25
  - više od 5% vrijednosti je izvan granice ACF prikaza
- lako nije daleko da bude samo šum, onda nastavak prezentacije nema smisla

Dekompozicija vremenskog niza

- Vremenski niz se sastoji od tri komponente:
  - trend-cikličnost
  - sezonalnosti
  - preostalo (sadrži ostatak vremenskog niza)
- Ova metoda se većinom koristi zbog boljeg razumijevanja vremenskog niza i izgradnje boljeg predikcijskog modela

Dekompozicija vremenskog niza



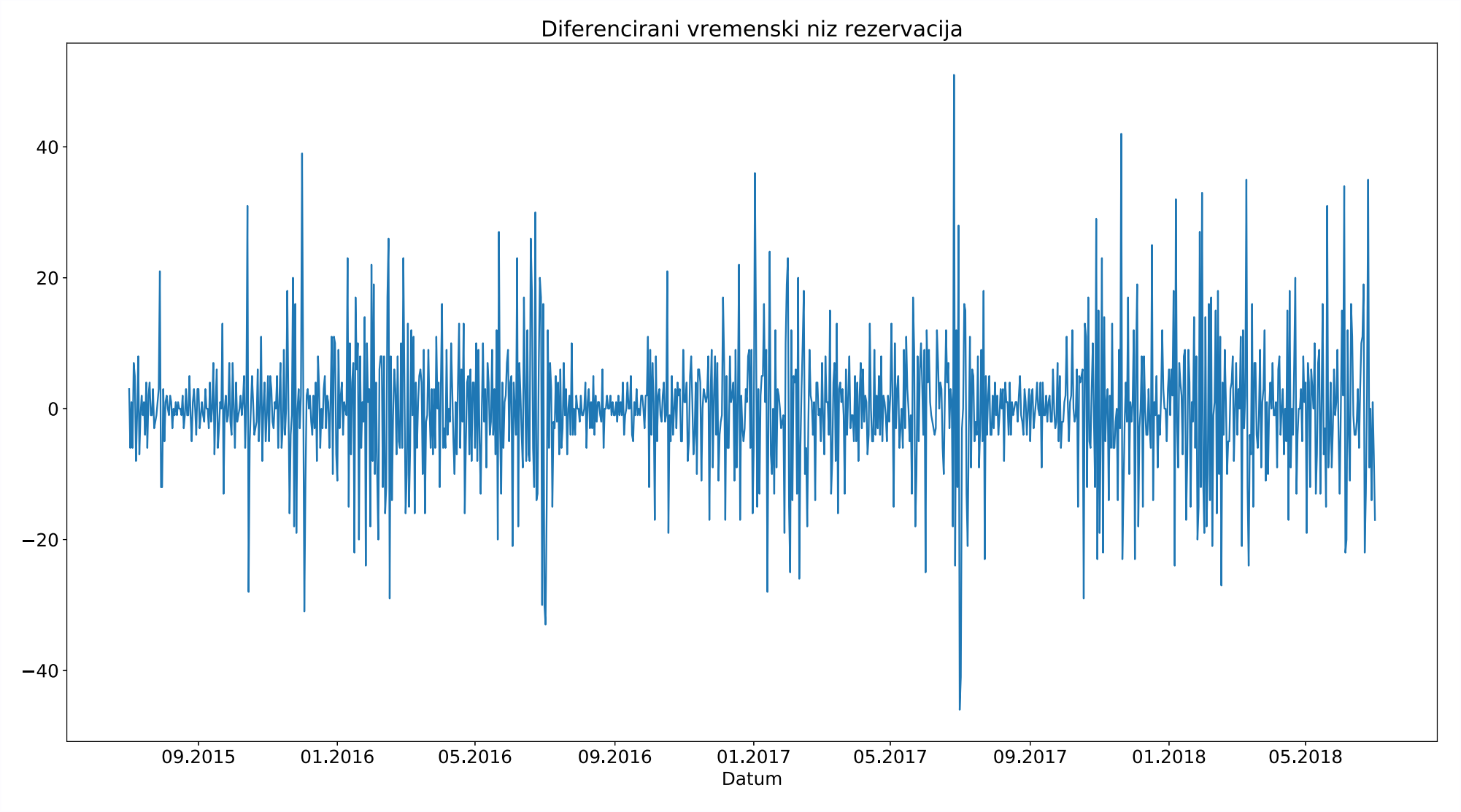
Stacionarnost

- Stacionarni vremenski niz je onaj čija svojstva ne ovise o vremenu u kojem se vremenski niz promatra
- Provjera stacionarnosti je nužna kod izgradnje statističkog predikcijskog modela
- Ispitivanje kroz Augmented Dickey and Fuller (ADF) test
  - p-value > 0.05: prihvaća se hipotezada niz nije stacionaran
  - p-value <= 0.05: odbacuje se hipoteza da niz nije stacionaran
- Ako niz nije stacionaran potrebno je napraviti potrebne transformacije (npr. diferenciranje)

Diferenciranje

- Diferenciranje izvršava transformaciju podataka izračunavajući razlike između uzastopnih opservacija
- Diferenciranje može pomoći stabilizirati srednju vrijednost vremenskog niza
- $y_{t-2} = y_{t-3} - y_{t-4}$
  $y_{t-1} = y_{t-2} - y_{t-3}$
  $y_t = y_{t-1} - y_{t-2}$

Diferenciranje



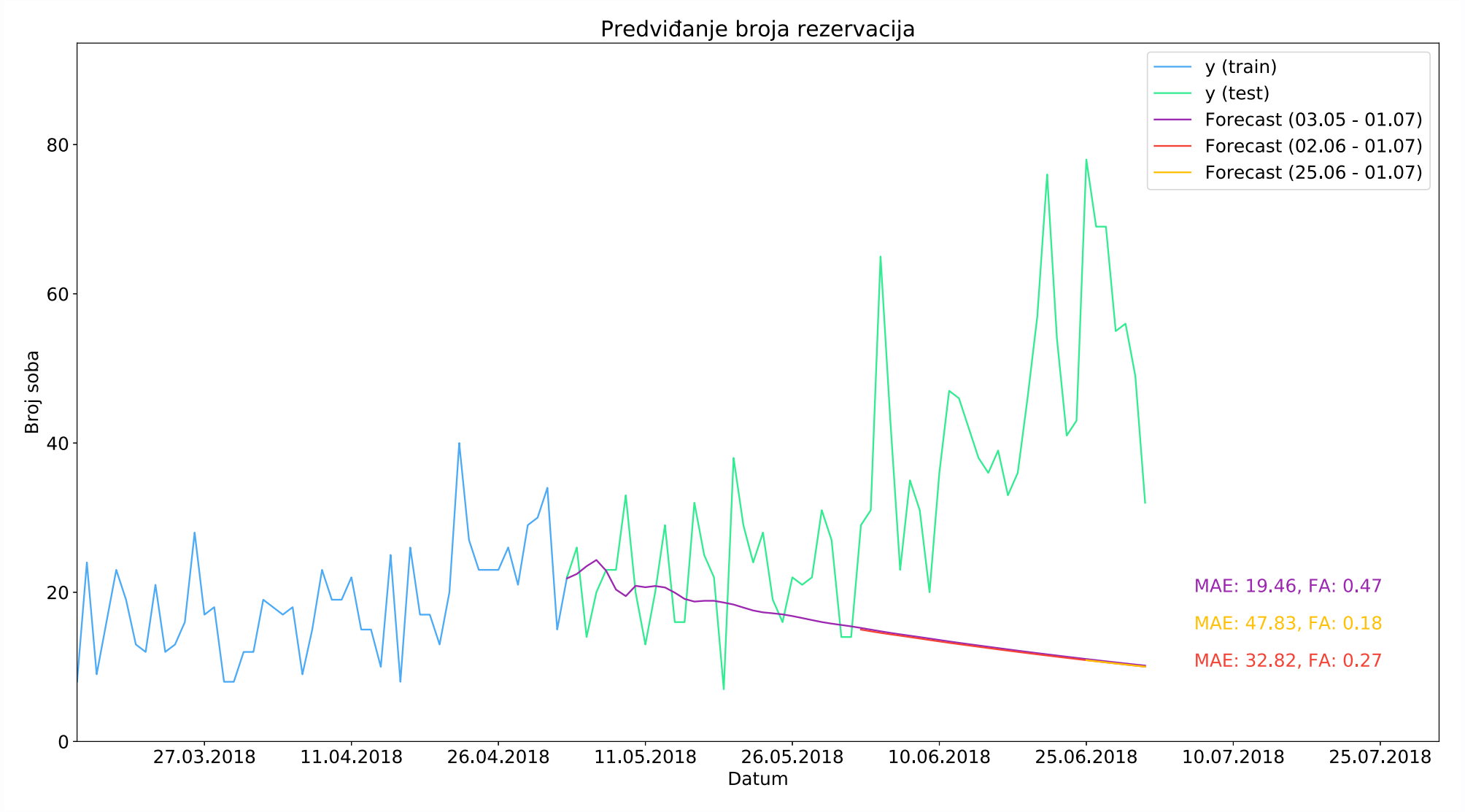
Vremenski niz rezervacija stacionaran?

- ADF test za primjer rezervacija iznosi 0.0013
- Prihvaća se hipoteza da je vremenski niz stacionaran
- **Nije potrebno** izvršiti nikakvu transformaciju

Autoregresivni model

- U autoregresivnim modelima predviđamo željenu varijablu koristeći linearnu kombinaciju njenih prethodnih vrijednosti
- Pojam autoregresija ukazuje da je to regresija varijable sa samom sobom
- $y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \ldots + \phi_p y_{t-p} + \epsilon_t$,
  gdje je c konstanta, $\phi_1, \ldots, \phi_p$ su parametri vremenskih pomaka $y_{t-1}, \ldots . y_{t-p}$,
  a ϵ_t opisuje bijeli šum
- `model = AR(9)`

Autoregresivni model



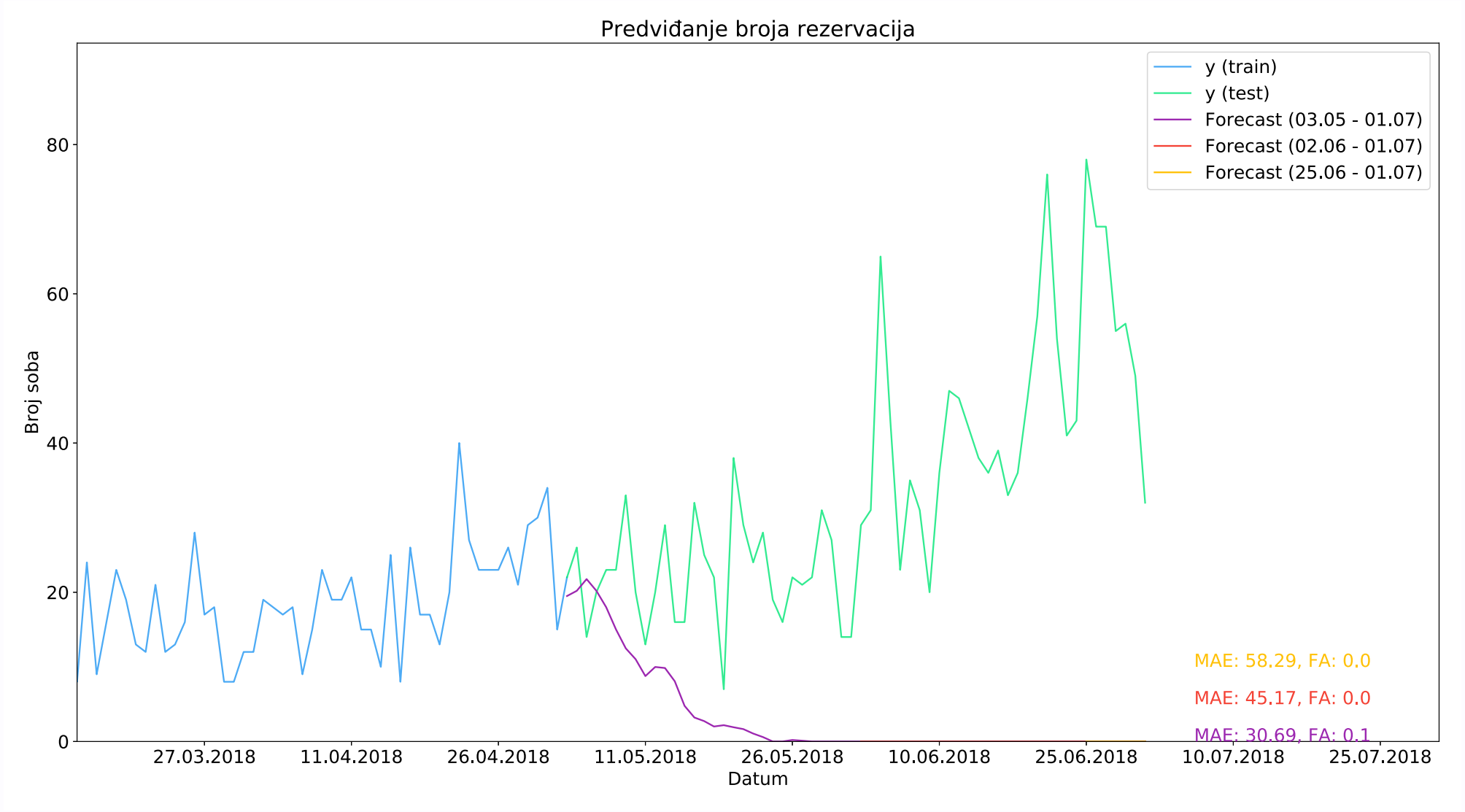
Model pomičnih prosjeka

- Koriste greške dobivene previđanjem varijable u prošlosti, time dobivajući model sličan regresijskom modelu

- $y_t = c + \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \ldots + \theta_q \epsilon_{t-q}$,
  gdje je c konstanta, ϵ_t opisuje bijeli šum, $\theta 1, \ldots, \theta_q$ su parametri grešaka $\epsilon_{t-1}, \ldots, \epsilon_{t-q}$ predviđanja vremenskih pomaka, modela razine q

- `model = MA(25)`

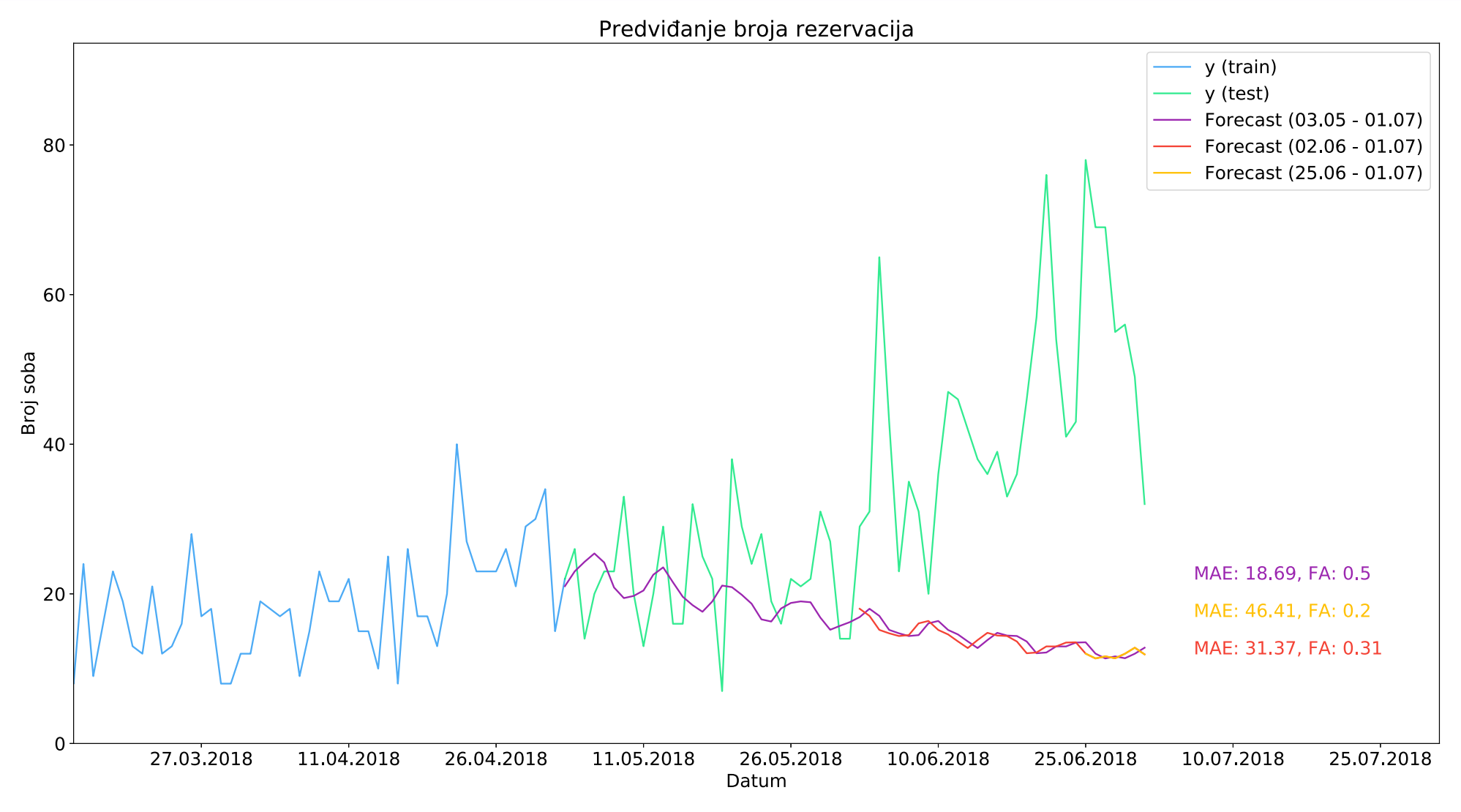
Model pomičnih prosjeka



ARIMA model

- Kombinacija diferenciranja, autoregresijskih modela i modela pomičnih prosjeka
- $y'_t = c + \phi_1 y'_{t-1} + \ldots + \phi_p y'_{t-p} + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \ldots + \theta_q \epsilon_{t-q} + \epsilon_t$,
  gdje je y'_t diferencirani niz koji može biti diferenciran više puta
- Formula definira **ARIMA(p, d, q)** model autoregresivnog dijela razine **p**, dijela pomičnih prosjeka razine **q** i stupnja diferenciranja **d**
- `model = ARIMA(9, 0, 25)`

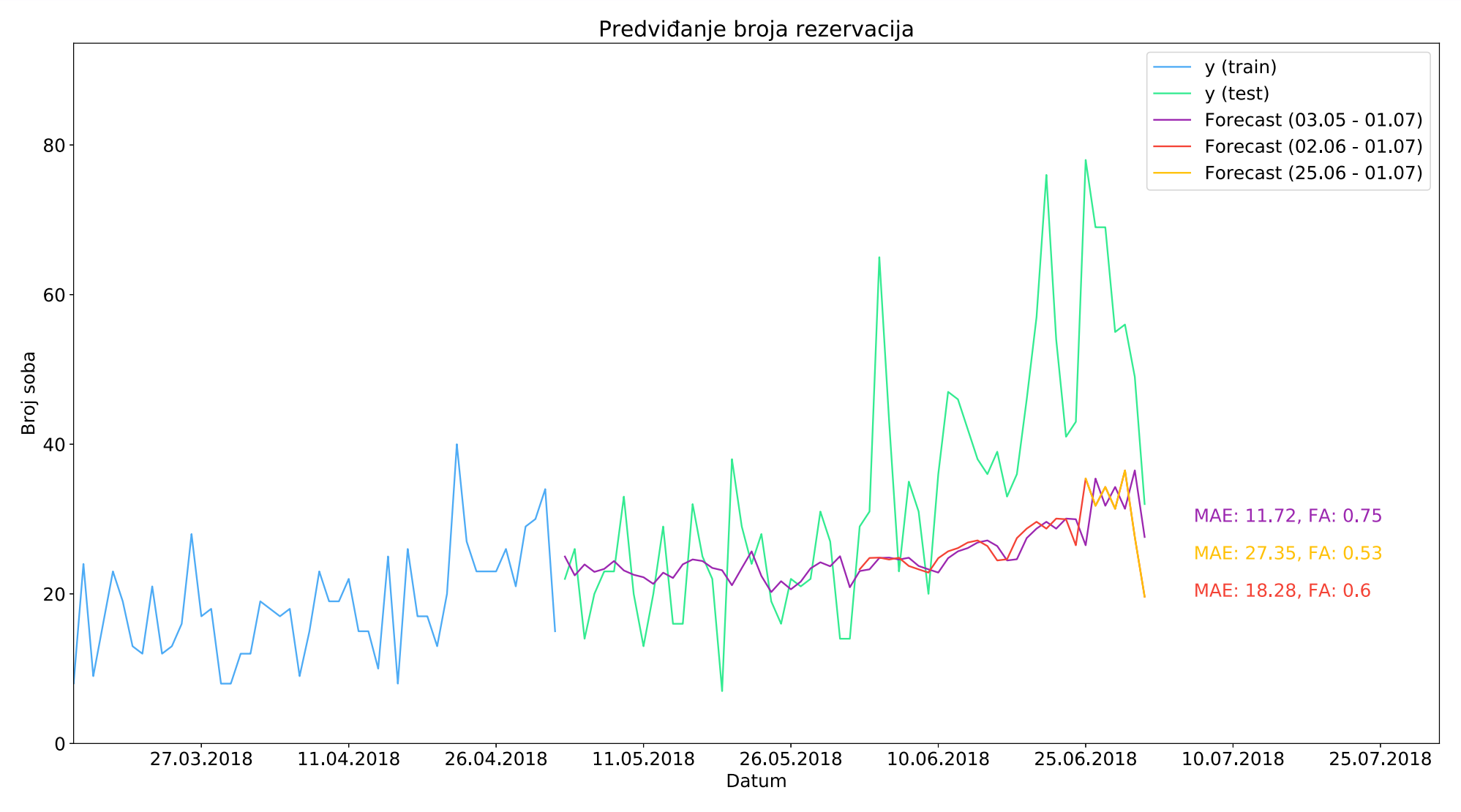
ARIMA model


Predviđanje broja rezervacija
y (train)
y (test)
Forecast (03.05 - 01.07)
Forecast (02.06 - 01.07)
Forecast (25.06 - 01.07)
MAE: 18.69, FA: 0.5
MAE: 46.41, FA: 0.2
MAE: 31.37, FA: 0.31
Broj soba
0
20
40
60
80
27.03.2018
11.04.2018
26.04.2018
11.05.2018
26.05.2018
10.06.2018
25.06.2018
10.07.2018
25.07.2018
Datum

SARIMA model

- Generalizirani ARIMA model koji može raditi sa sezonalnim vremenskim nizovima
- Formiran uključivanjem dodatnih sezonskih izraza u ARIMA model
- **ARIMA(p,d,q,)(P,D,Q)m**, gdje je **m** broj opservacija godišnje
- Zbog jednostavnosti i smanjivanja potrebe za ogromnim resursima prilikom treniranja koristiti će se model **ARIMA(1,0,1)(1,0,1)**

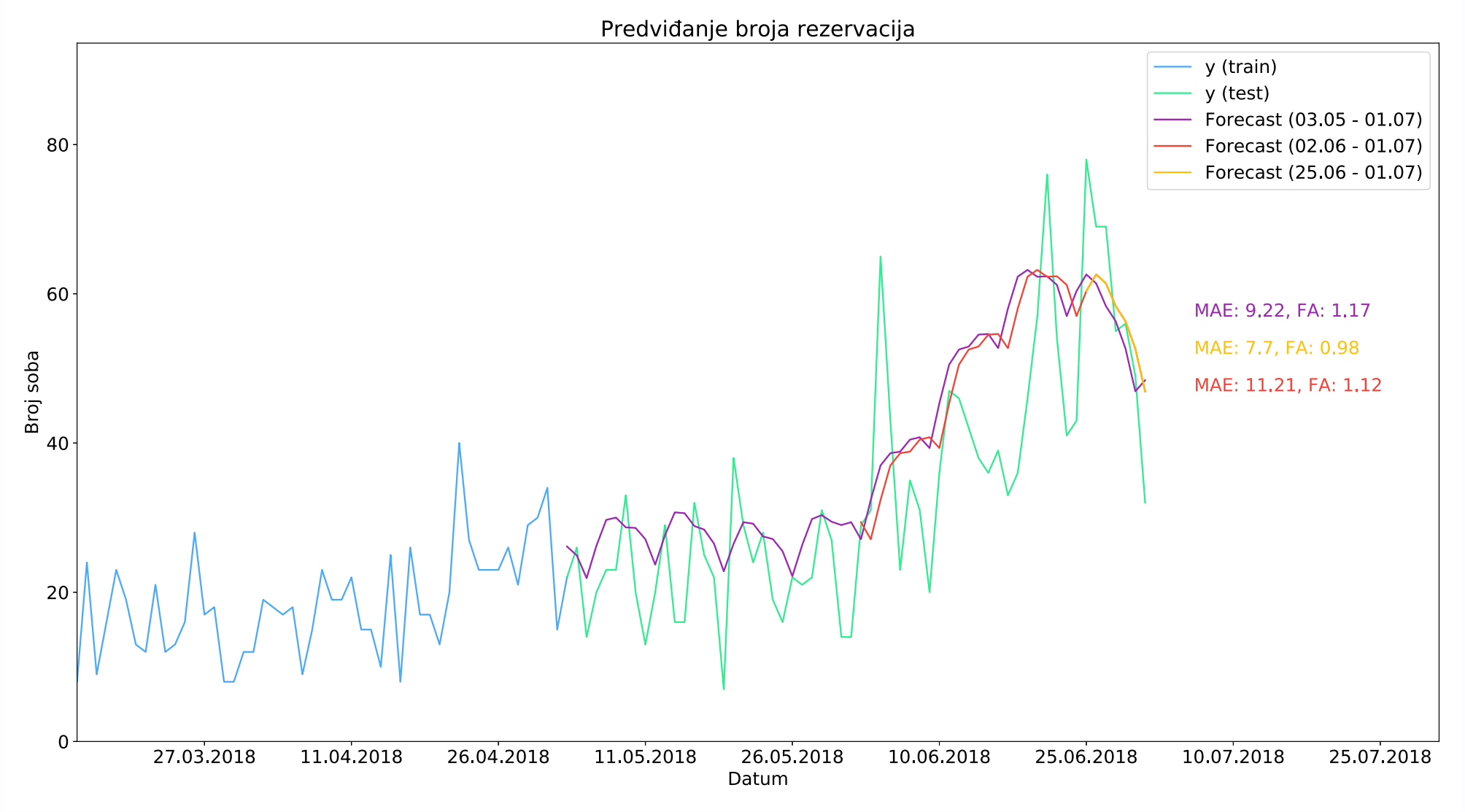
SARIMA model



Prophet model

- Razvio Facebook u svrhu predviđanja kretanja različitih vremenskih nizova:
    - predviđanje broja izrađenih događaja na Facebook-u grupirano po danima u tjednu
- Koristi dekompozicijski model vremenskih nizova sa tri glavne komponente: trend, sezonalnost i praznici
- $y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t$
- Značajnije prednosti:
    - može pratiti više trendova
    - zapaža sezonalnost u podacima
    - uzima u obzir praznike i događaje

Prophet model

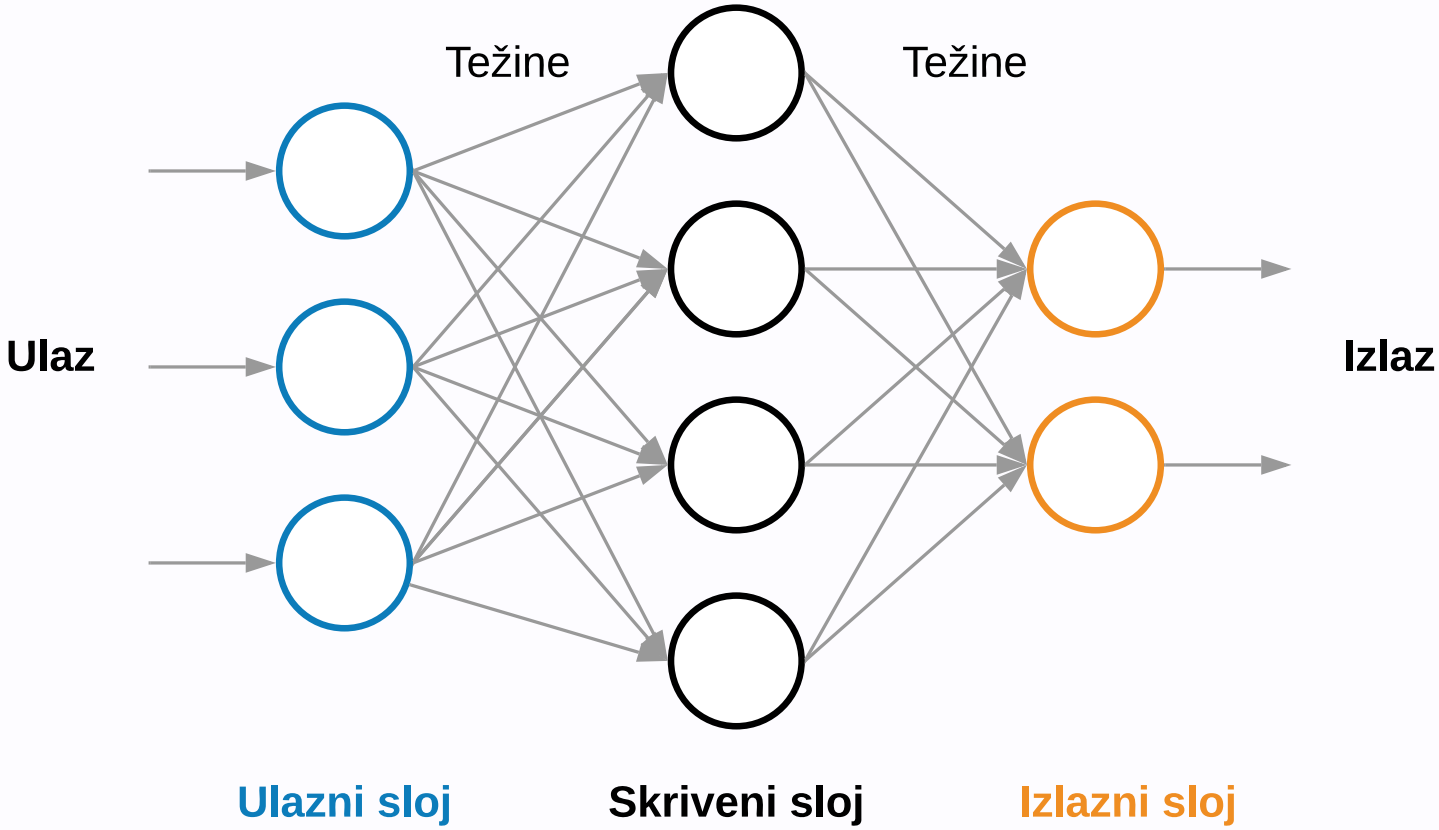


Neuronske mreže

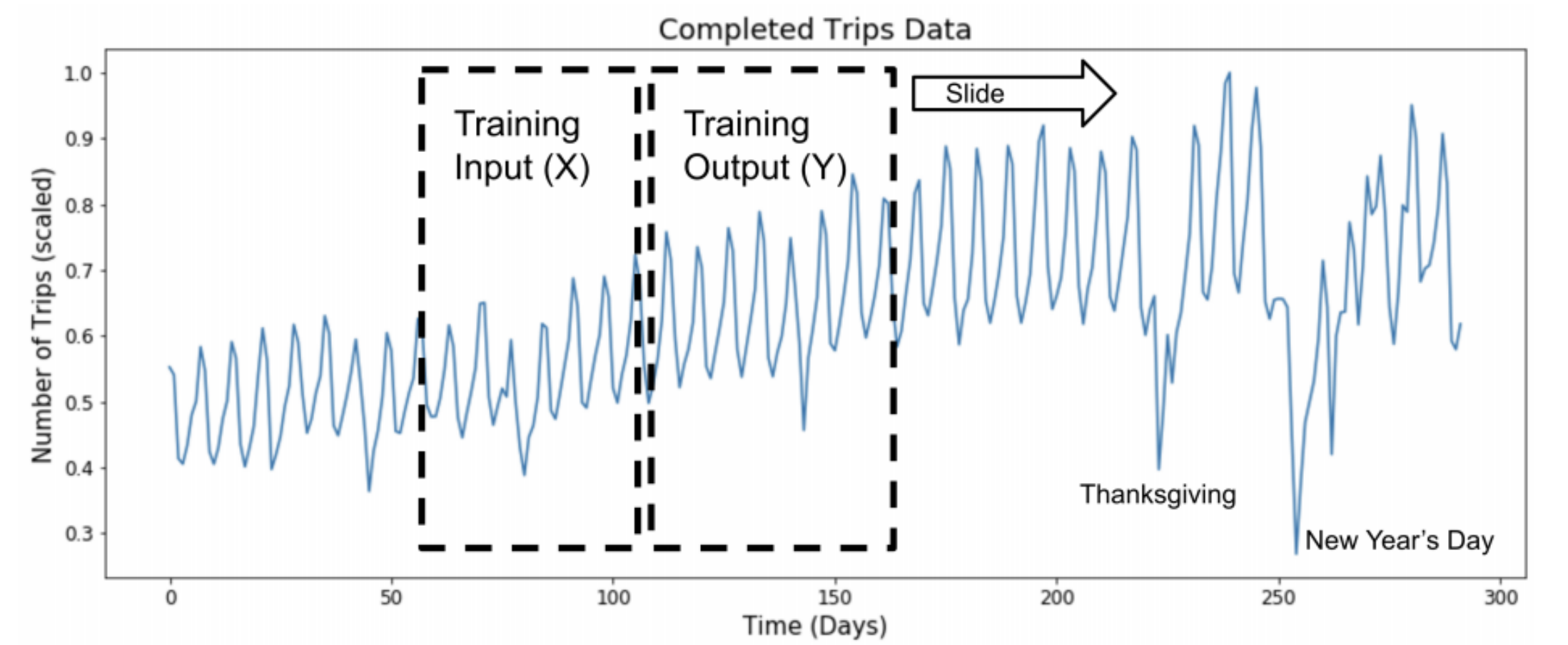
Neuronske mreže

- Neuronske mreže (engl. Neural Network - NN) su trenutno možda i najpoznatija tehnika strojnog učenja
- Već uspješno primijenjene na probleme prepoznavanja slika, prepoznavanja govora, pretvaranja teksta u govor, a u novije vrijeme neuronske mreže su sposobne i generirati novi sadržaj (slika, tekst, zvuk)
- **Good news:** mogu se koristiti i za modele vremenskih nizova

Neuronske mreže



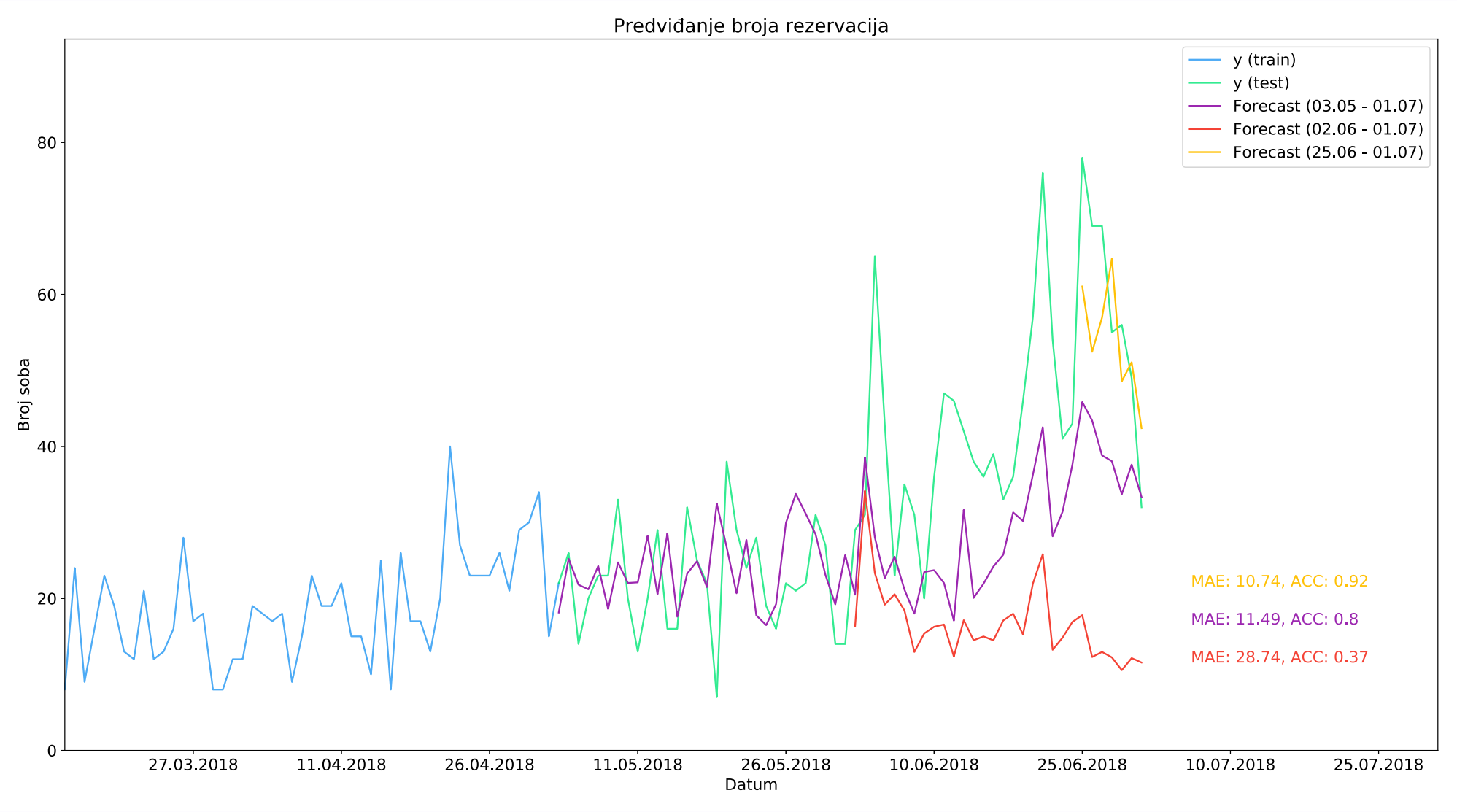
Priprema podataka za treniranje NN



Multilayer perceptron

- Najpoznatija i najjednostavnija vrsta neuronske mreže
- U MLP-u su svi neuroni sloja povezani sa svim neuronima sljedećeg sloja (engl. fully connected)

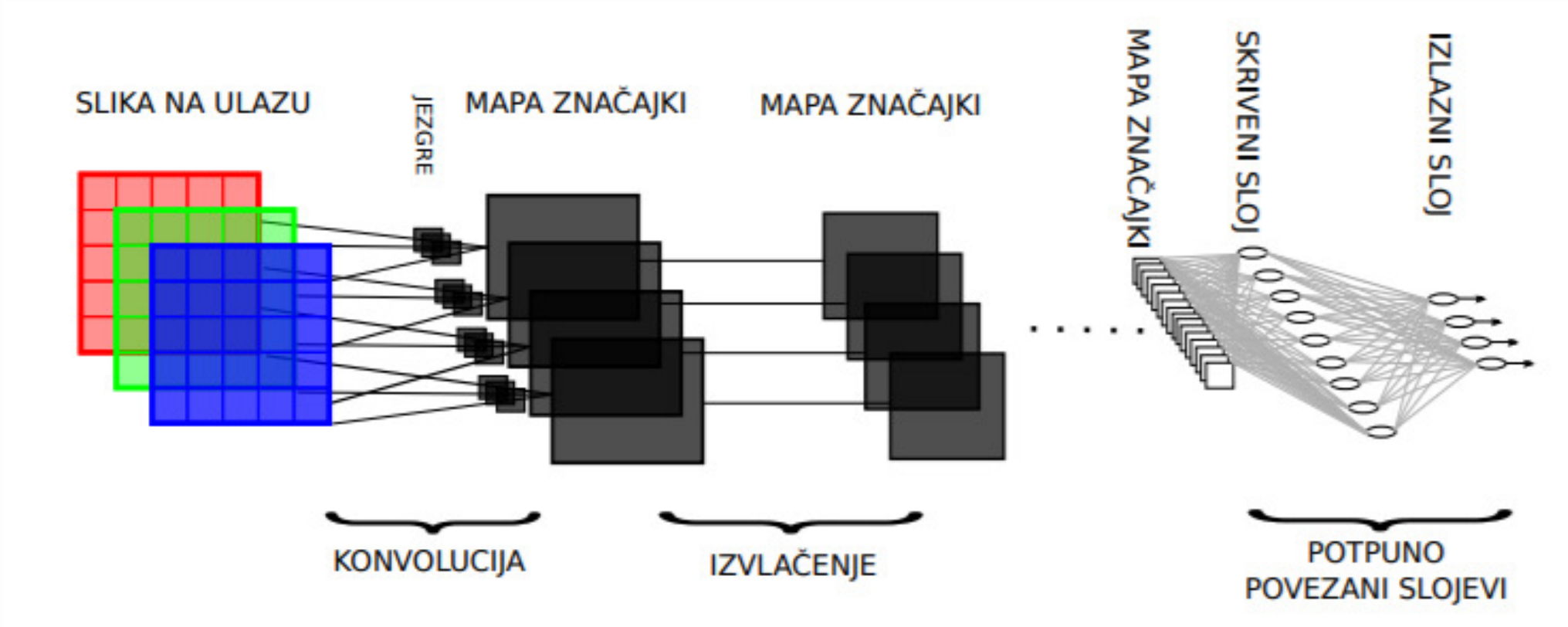
Multilayer perceptron



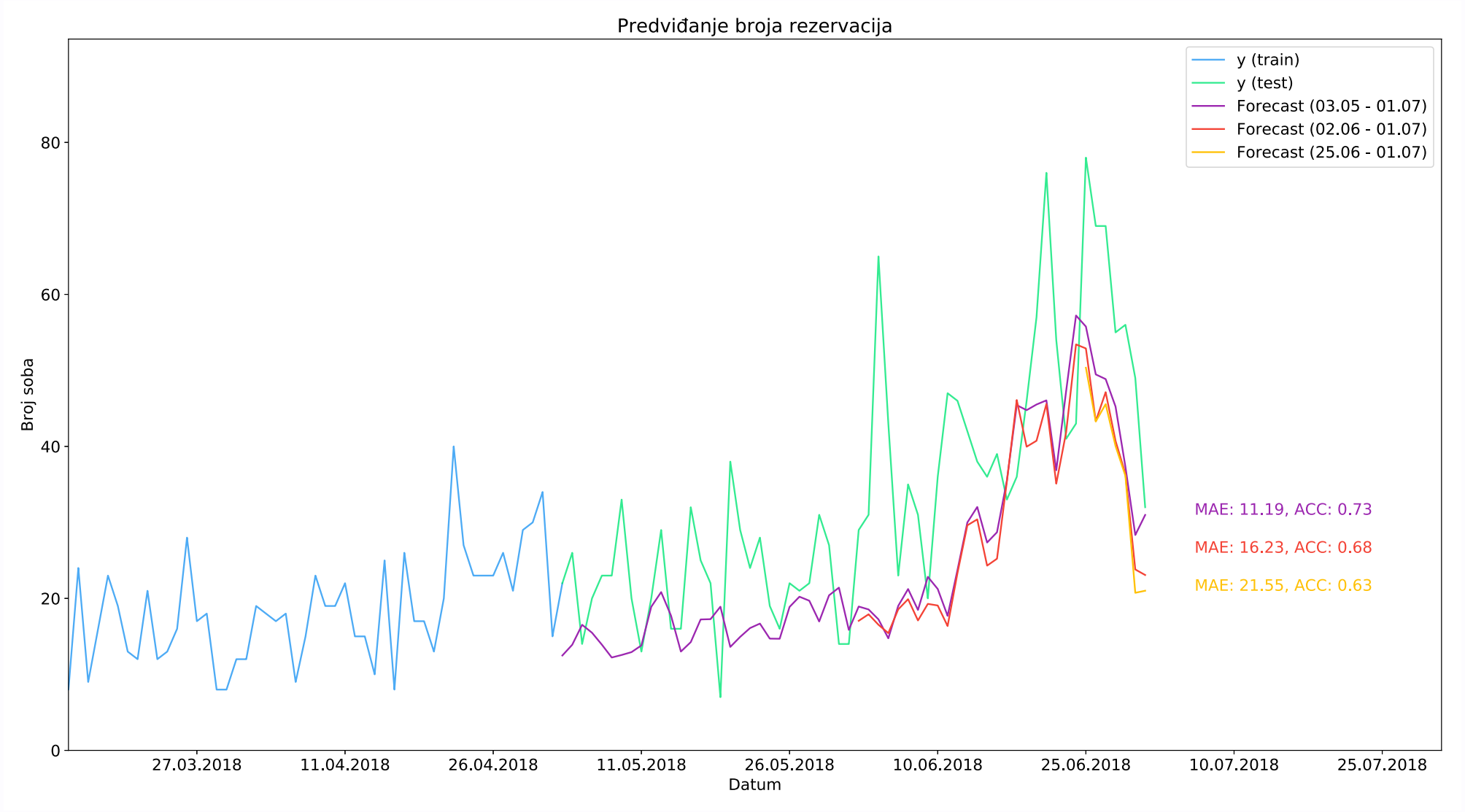
Convolutional neural networks

- CNN su mreže specijalizirane za obradu podataka oblika rešetke
- Slike su idealan primjer takve strukture podataka, dok se tu mogu uvrstiti i vremenski nizovi koji se mogu promatrati kao jednodimenzionalni podaci
- Glavna prednosti CNN-a je mogućnost izvlačenja glavnih značajki kroz konvolucijske slojeve bez prethodne analize i pripreme podataka, već će one biti naučene kroz treniranje
- Sposobnost mreže da nauči prepoznavati ponovljene obrasce u vremenskom nizu, koje dalje može koristiti za predviđanje budućih vrijednosti

Convolutional neural networks



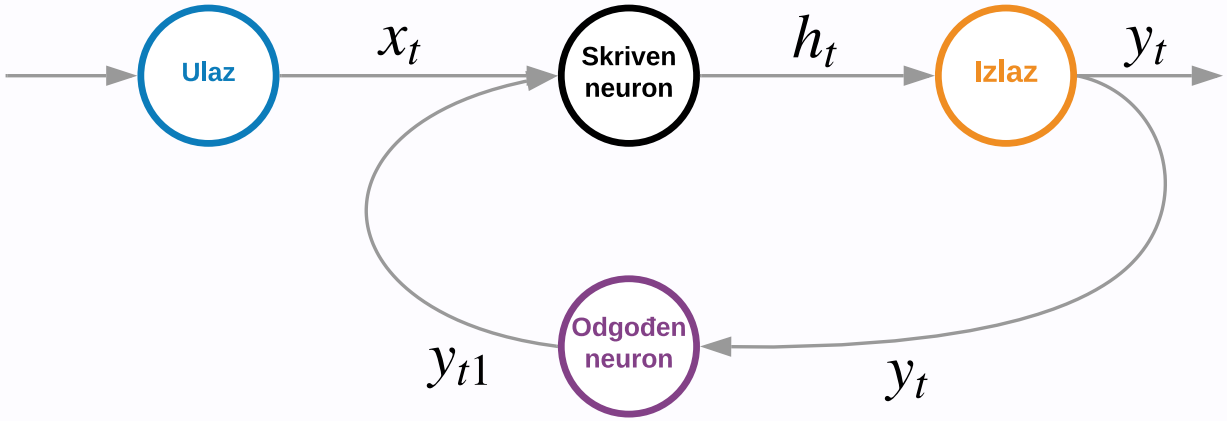
Convolutional neural networks



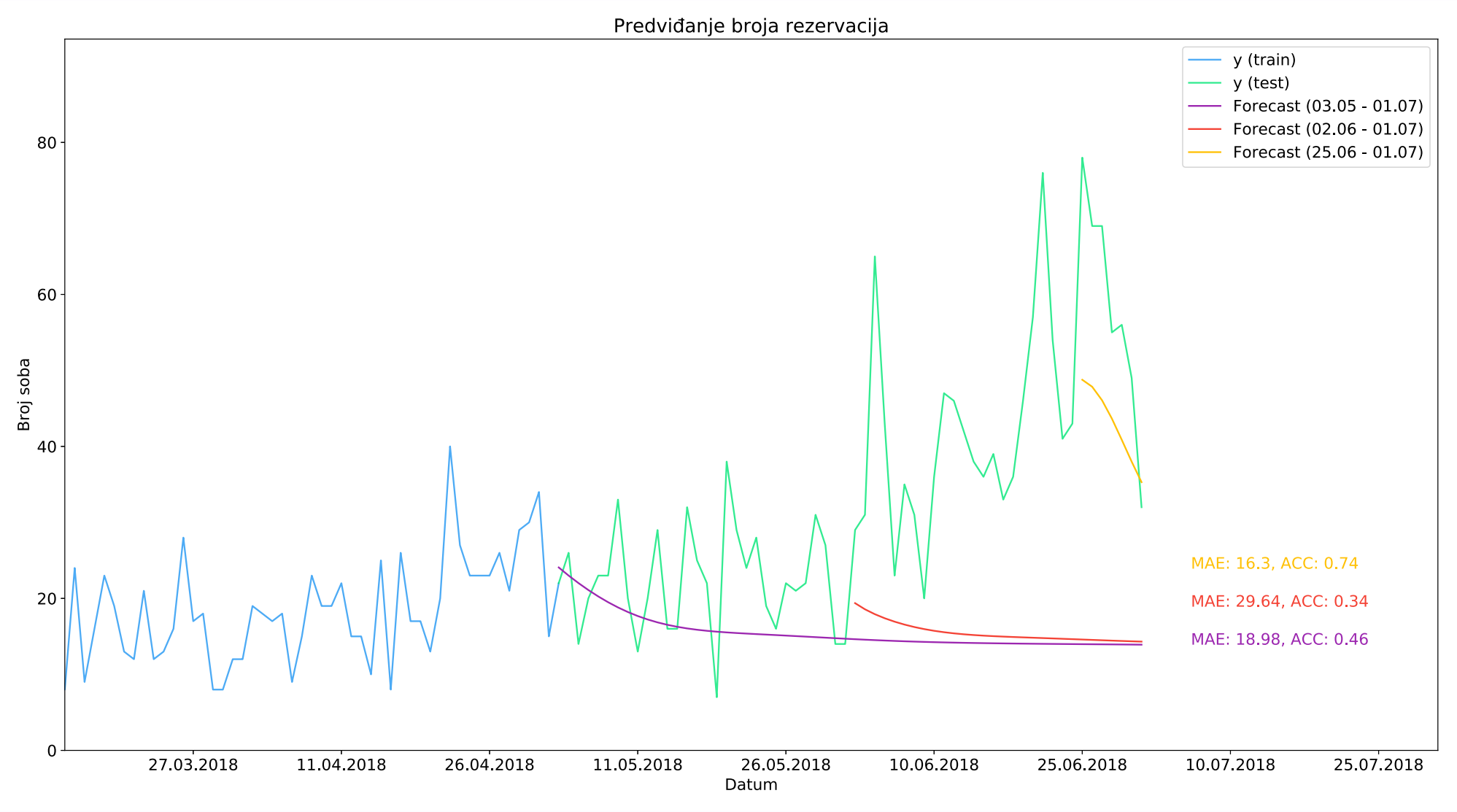
Recurrent Neural Network

- Vrsta neuronske mreže koja je specijalizirana za obradu sekvencijskih nizova
- Omogućavaju obradu puno dužih nizova nego što bi to bilo moguće sa neuronskim mrežama koje nisu specijalizirane za obradu sekvencijskih nizova
- RNN sadrži sakrivena stanja koja su distribuirana kroz vrijeme, što omogućava spremanje mnogo informacija o prošlosti
- Izlaz ovisi o trenutnom ulazu, prethodnim ulazima, prethodnim izlazima i/ili skrivenim stanjima unutar mreže
- Dvije poznate implementacije: **LSTM** i **GRU**

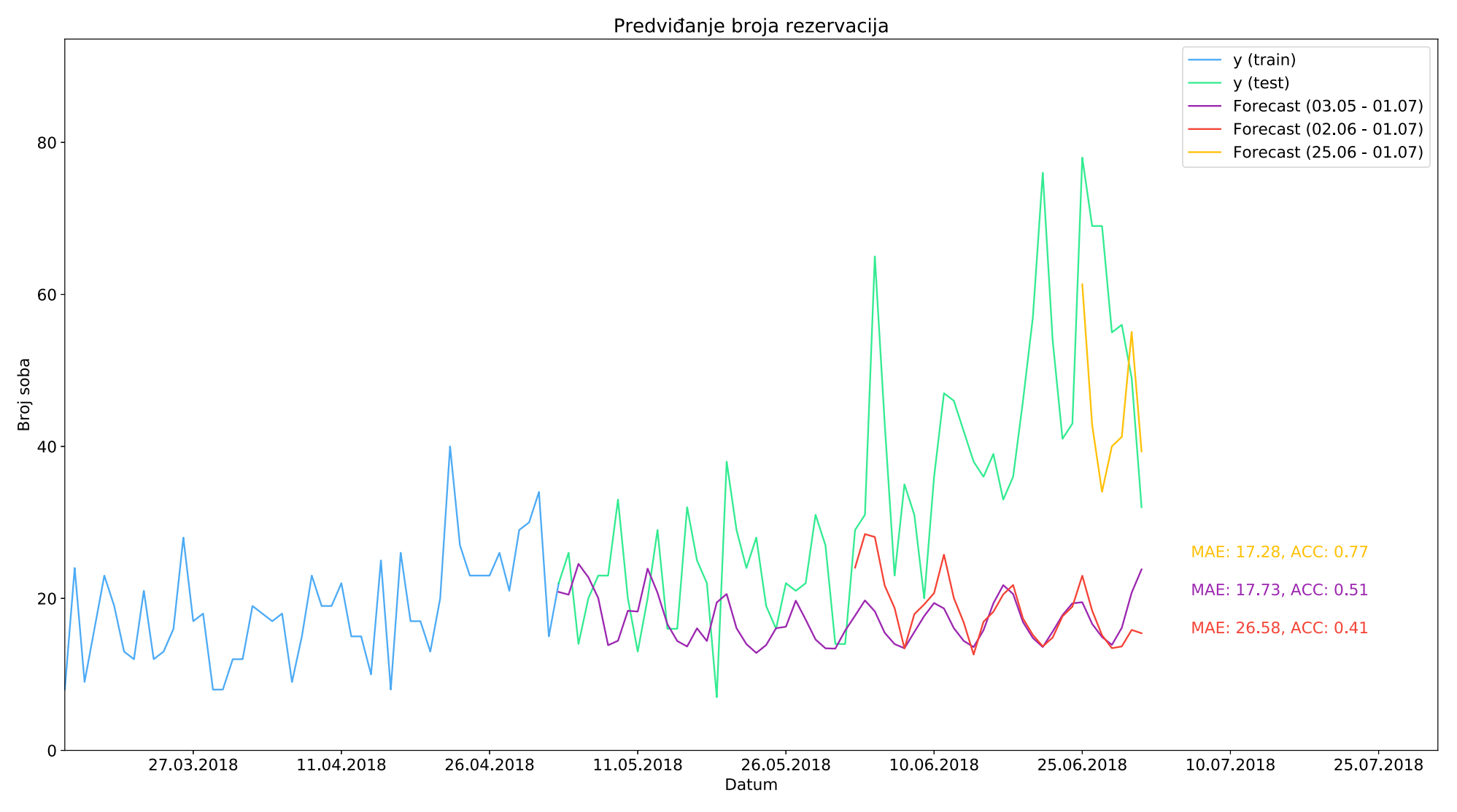
Recurrent Neural Network



LSTM


Predviđanje broja rezervacija
y (train)
y (test)
Forecast (03.05 - 01.07)
Forecast (02.06 - 01.07)
Forecast (25.06 - 01.07)
MAE: 16.3, ACC: 0.74
MAE: 29.64, ACC: 0.34
MAE: 18.98, ACC: 0.46
Broj soba
0
20
40
60
80
27.03.2018
11.04.2018
26.04.2018
11.05.2018
26.05.2018
10.06.2018
25.06.2018
10.07.2018
25.07.2018
Datum

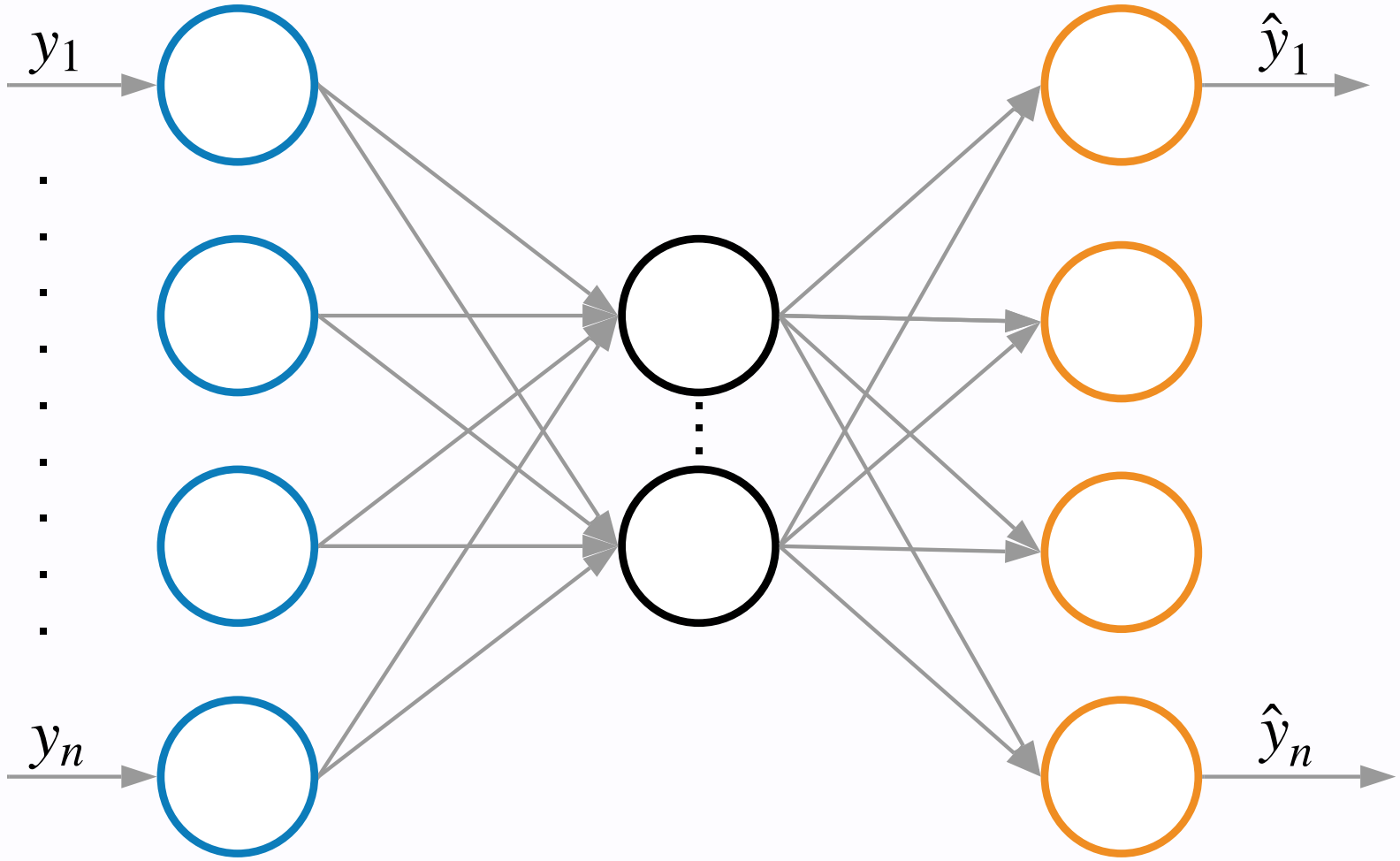
GRU


Predviđanje broja rezervacija
y (train)
y (test)
Forecast (03.05 - 01.07)
Forecast (02.06 - 01.07)
Forecast (25.06 - 01.07)
MAE: 17.28, ACC: 0.77
MAE: 17.73, ACC: 0.51
MAE: 26.58, ACC: 0.41
Broj soba
0
20
40
60
80
27.03.2018
11.04.2018
26.04.2018
11.05.2018
26.05.2018
10.06.2018
25.06.2018
10.07.2018
25.07.2018
Datum

Autoencoder

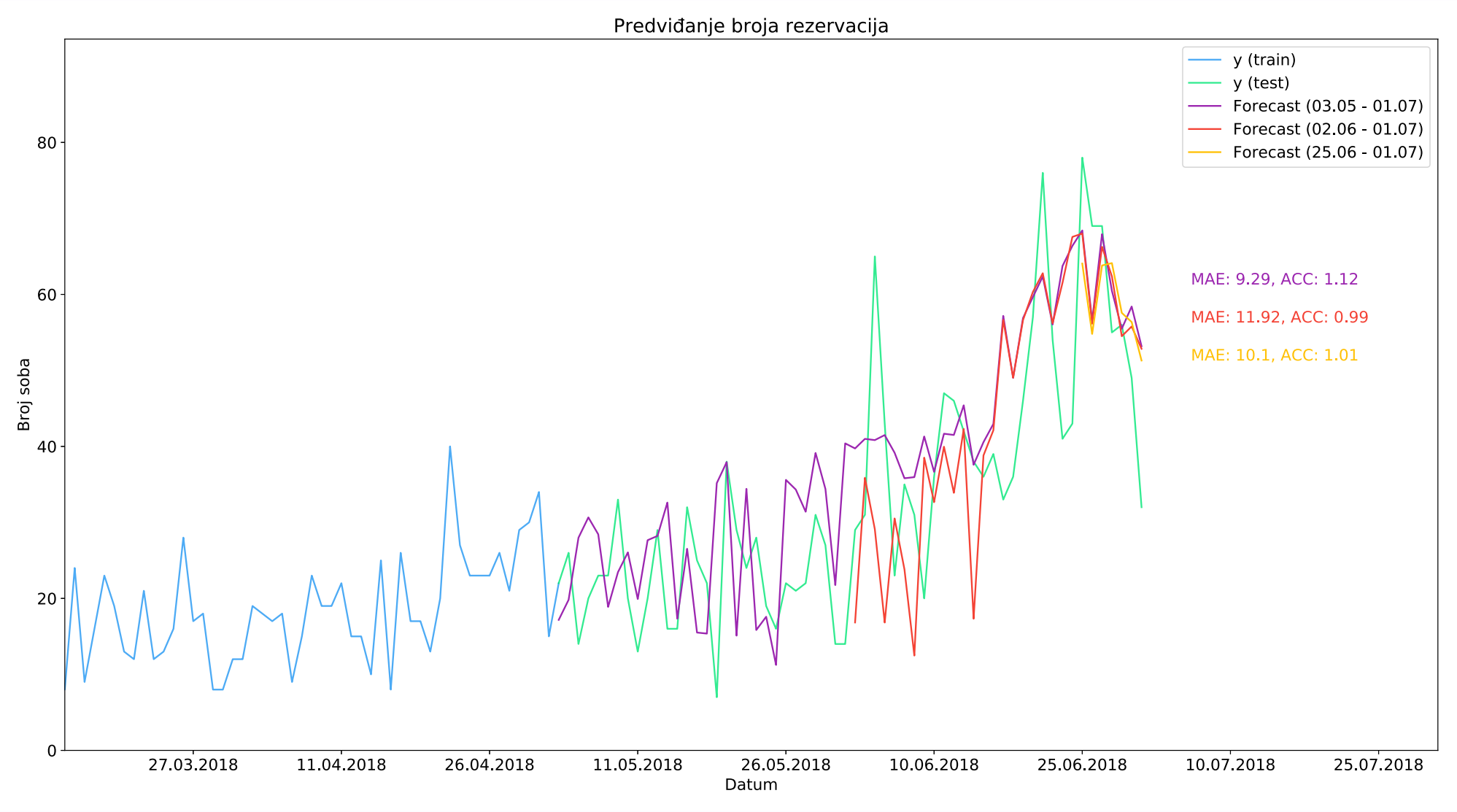
Autoencoder

- Neuronska mreža koja se trenira da kopira ulaz u izlaz
- Sastoji od dvije komponente: *encoder* koji enkodira podatke i *decoder* koji rekonstruira podatke
- Najpoznatiji način izvedbe *autoencoder*-a je mreža sa slojem između dvije komponente (*encoder* i *decoder*) koji ima manje dimenzije nego ulazni podaci
- Ideja je blisko vezana sa **PCA (engl. Principal Component Analysis)**

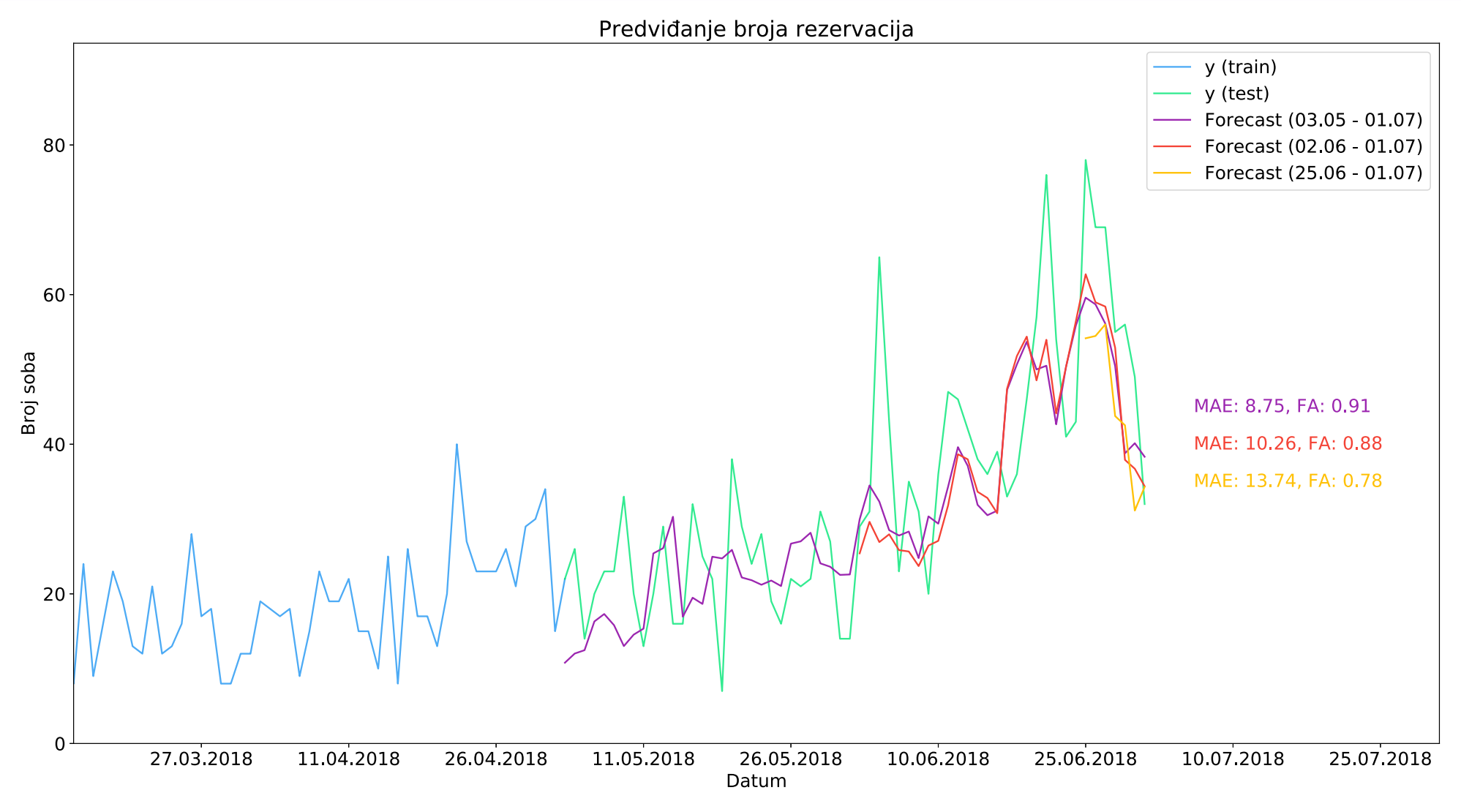


Ulazni sloj **Reprezentacijski sloj** **Izlazni sloj**

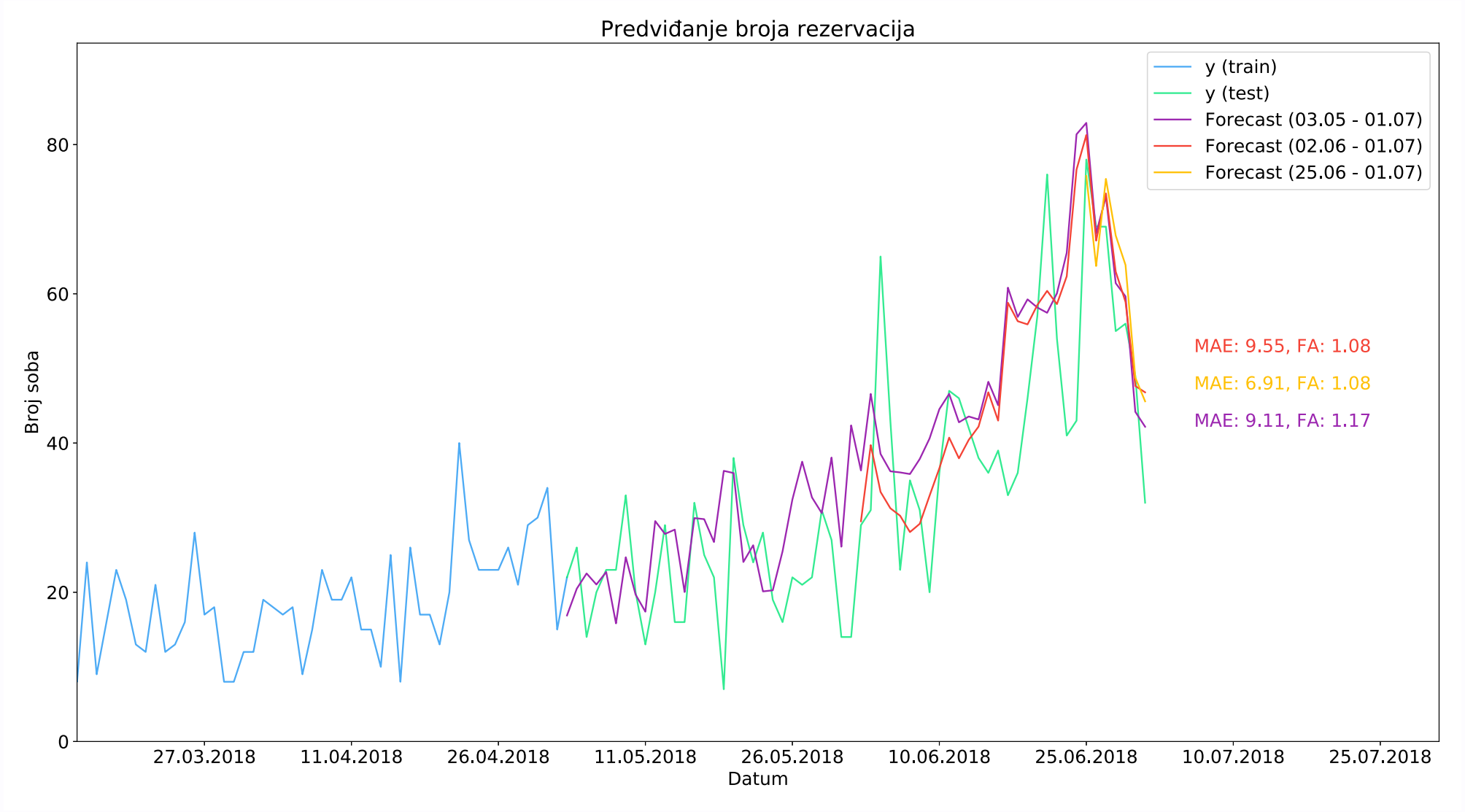
Autoencoder MLP



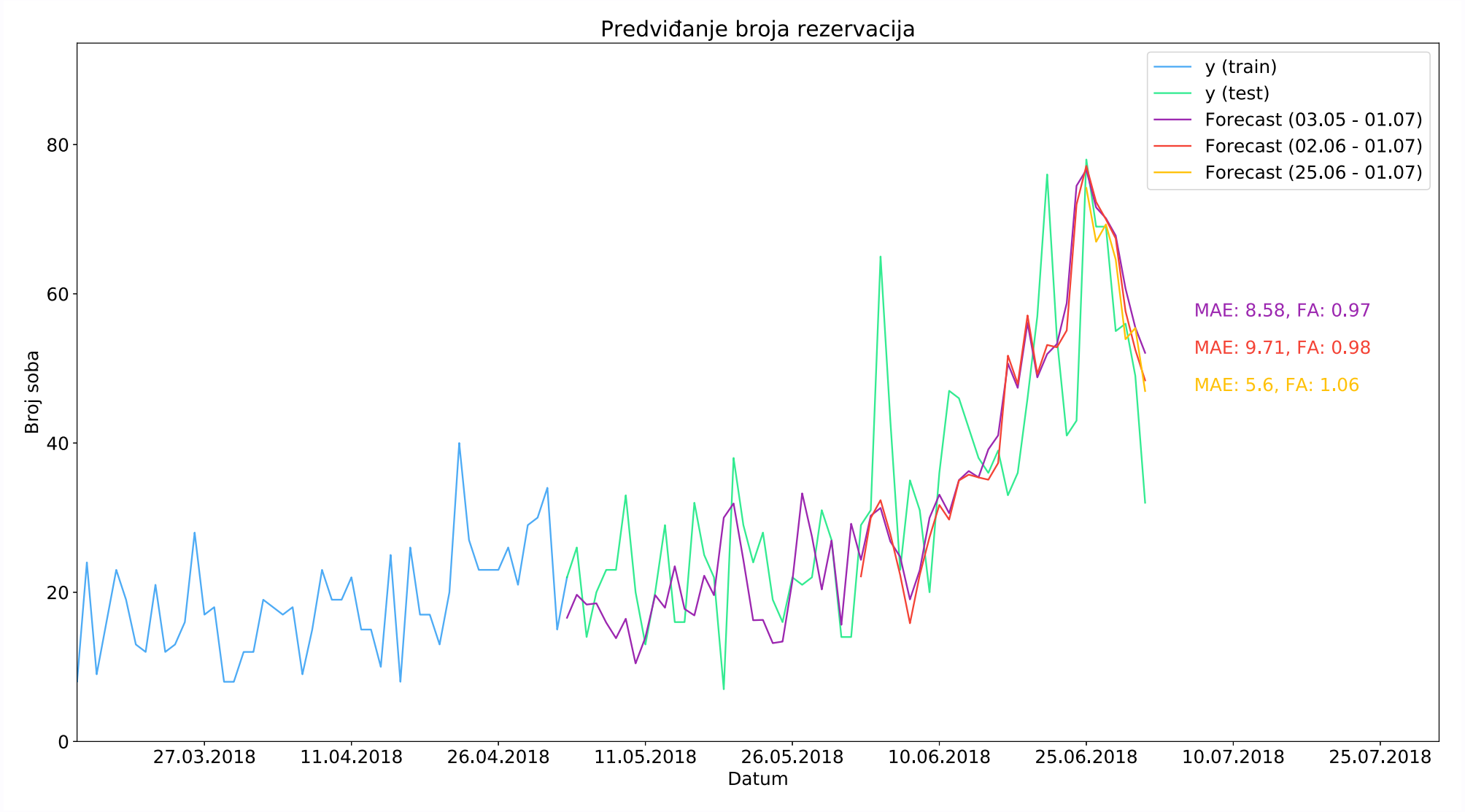
Autoencoder CNN



Autoencoder MPL&LSTM



Autoencoder MPL&GRU



Konačni rezultati

Model	AVG(MAE)	AVG(FA)
SARIMA	19.12	0.63
Prophet	**9.38**	1.09
MLP	10.99	0.90
CNN	**9.55**	0.94
LSTM	12.59	0.88
GRU	11.80	0.99
AutoencoderMLP	**9.39**	1.08
AutoencoderMLPLSTM	**8.52**	1.11
AutoencoderMLPGRU	**7.96**	1.00