

Previsione dei prezzi del mercato energetico

Streaming Data Management and Time Series Analysis

01

**Introduzione e
Obiettivo**

02

**Dataset
utilizzato**

03

**Analisi dei dati
effettuata**

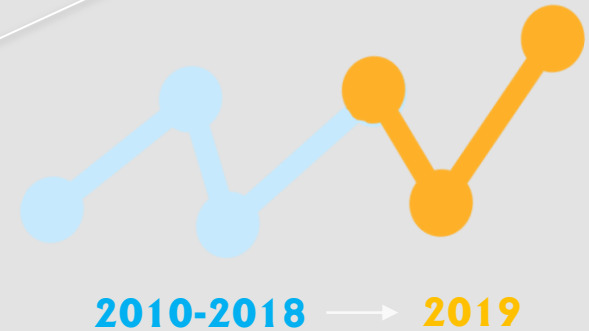
04

**Modelli
sviluppati**

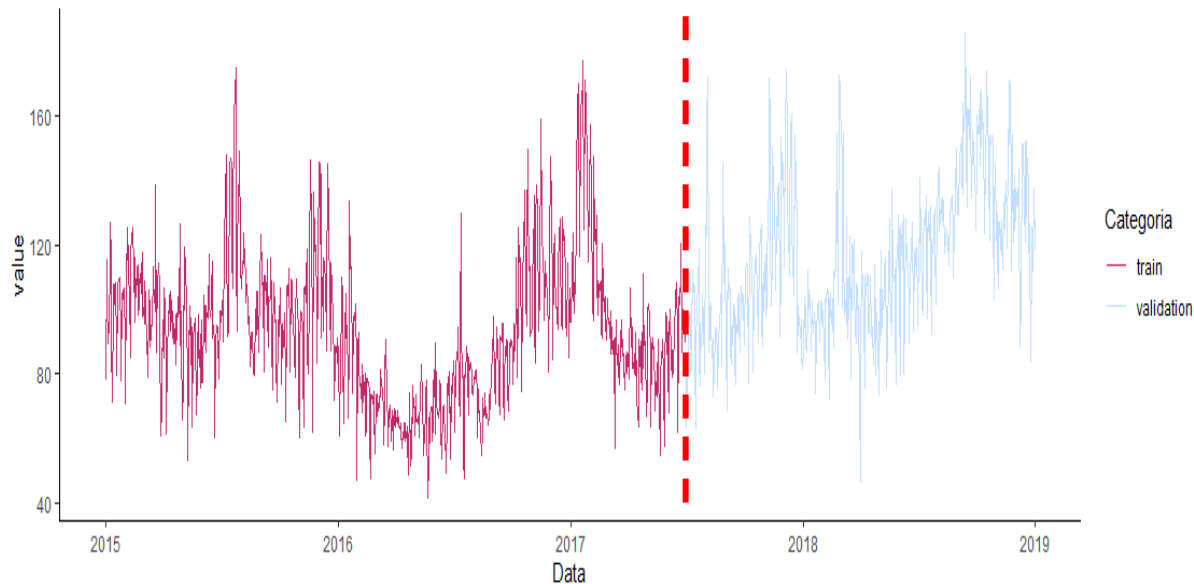
05

**Confronto e
conclusioni**

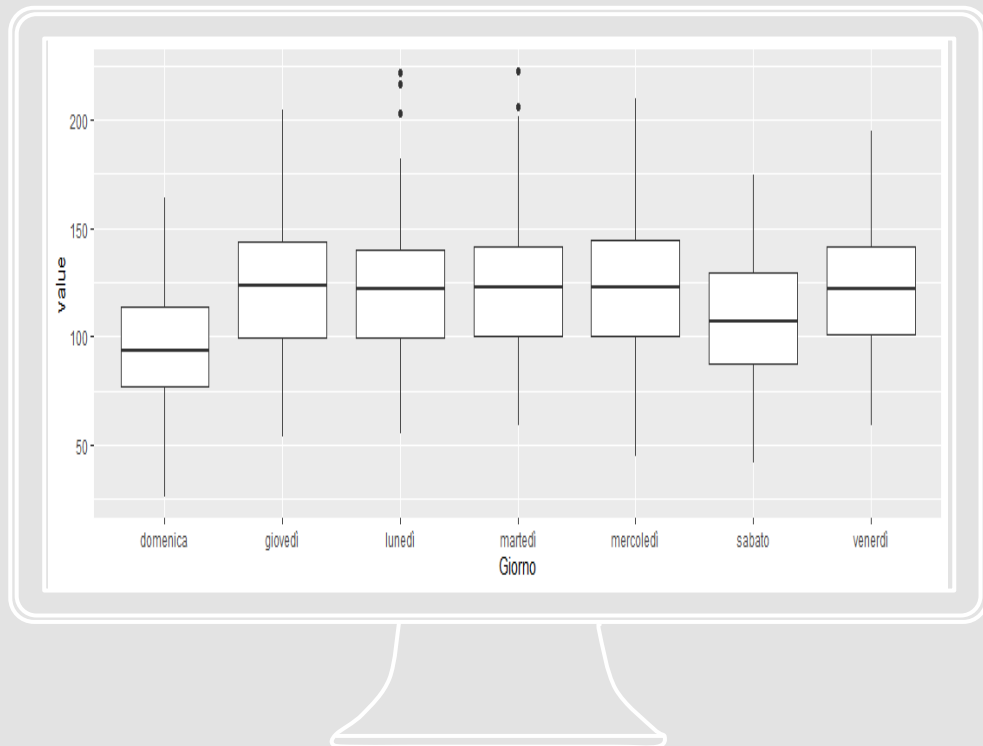
Previsione dei prezzi del
mercato energetico tramite
l'implementazione e
l'applicazione di modelli
appartenenti a tre categorie,
ARIMA, UCM e ML.



30/06/2017



Per realizzare la previsione viene utilizzato un Dataset messo a disposizione che include il valore dei prezzi dell'energia elettrica aggregati a livello giornaliero. I dati si riferiscono ad un periodo di 8 anni, dal 1° Gennaio 2010 al 31 Dicembre 2018.



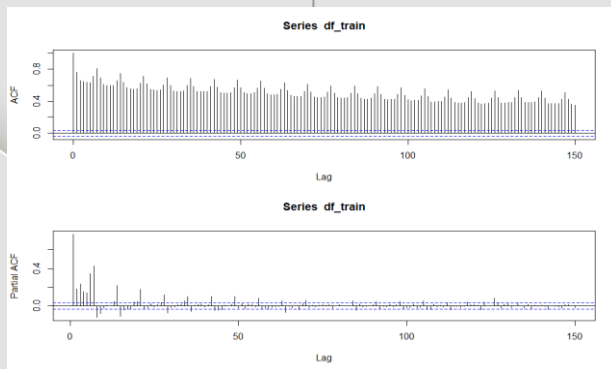
Analisi degli outlier



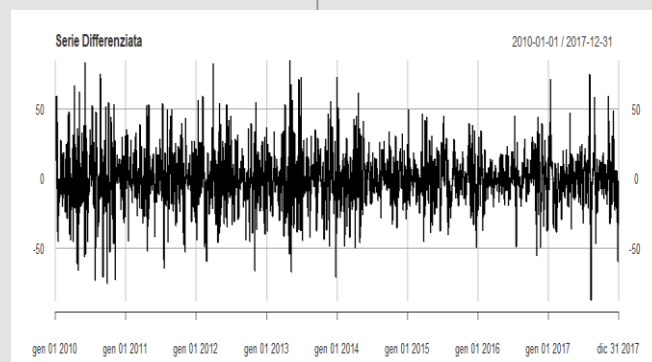
Sostituzione di 26 valori tramite un'interpolazione lineare

ARIMA – procedura di Box-Jenkins

**Analisi dei
correlogrammi**



**Differenziazione
stagionale**

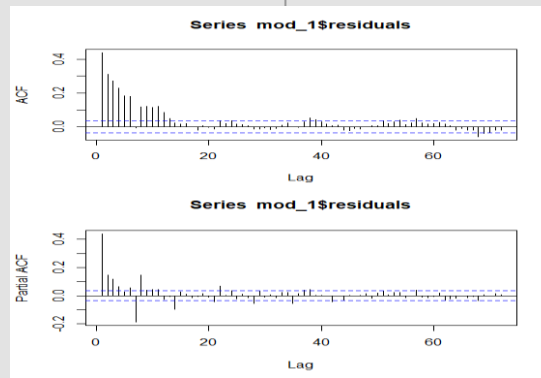


ARIMA – procedura di Box-Jenkins

Modellazione della componente arima stagionale

```
## Series: sdtrain
## ARIMA(0,0,0)(1,0,1)[7] with non-zero mean
## Box Cox transformation: lambda= 0.8903728
##
## Coefficients:
##      sar1      sma1      mean
##      0.2454  -0.7811  -1.1967
## s.e.  0.0325   0.0223   0.0778
##
## sigma^2 estimated as 180.2: log likelihood=-10241.54
## AIC=20491.08  AICc=20491.09  BIC=20514.45
```

Analisi dei residui del modello stimato



ARIMA – procedura di Box-Jenkins

Stima di altri modelli
scegliendo il migliore tramite
il criterio dell'AIC

Aggiunta di regressori
esterni

ARIMA (1,0,0)(1,1,1)	21998
ARIMA (2,0,0)(1,1,1)	21907
ARIMA (3,0,0)(1,1,1)	21832
ARIMA (4,0,0)(1,1,1)	21801
ARIMA (5,0,0)(1,1,1)	21792
ARIMA (6,0,0)(1,1,1)	21747

Regressori sinusoidali

18 serie di seni e coseni con
frequenza $\frac{2\pi}{365.25}$

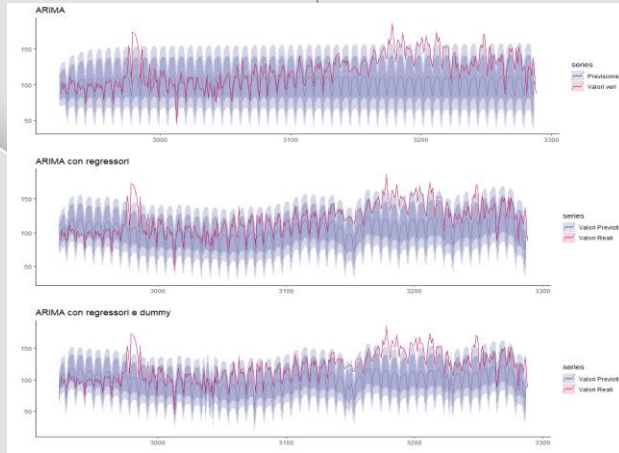


Dummy stocastiche

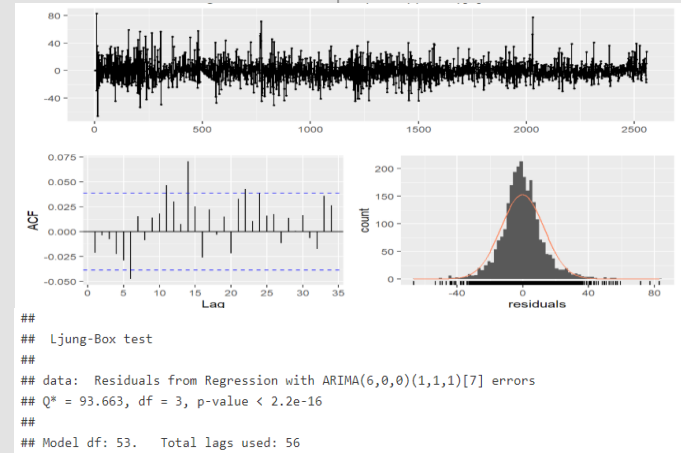
In corrispondenza delle
principali festività italiane.

ARIMA – procedura di Box-Jenkins

Confronto dei tre modelli ARIMA sviluppati



Analisi dei residui del modello migliore



UCM - modelli

Sinusoidi stocastiche
per modellare la
stagionalità intra-annua



Dummy stocastiche
per modellare la stagionalità
settimanale



Local Linear Trend

MAPE
7,49% Train
18,68% Validation

Local Linear Trend
con dummy stocastiche per
le festività italiane

7,11% Train
19,06% Validation

Random Walk

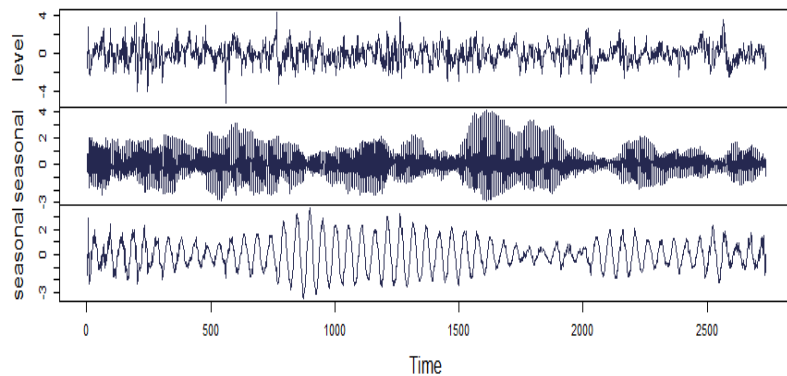
7,6 Train
17,27% Validation

**Integrated Random
Walk**

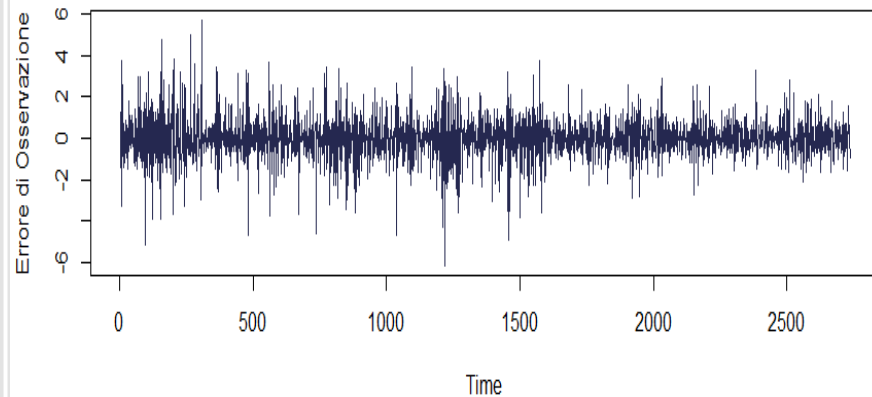
7,49% Train
16,74% Validation

UCM - considerazioni

Disturbance smoother



Errore di osservazione



Machine Learning - KNN



Metodo: ricorsivo



Lags: 365



h: 549



k: sono stati sviluppati diversi modelli con k differenti appartenenti ad un intervallo tra 5 a 100, con valori multipli di 5. Il migliore in termini di MAPE è risultato k=35.



**MAPE on
validation**

16,95%

Machine Learning - RNN

Pre-processing dei dati

- Dati centrati e scalati;
- Trasformati sottoforma di array di 3 dimensioni pari a dimensione del campione, numero di feature, timesteps.

Scelta dei parametri

- **Batch size:** 365
- **N° Epoche:** 200
- **Optimizer:** Adam ($lr = 0.001$)
- **Loss:** Mae

Costruzione architettura LSTM

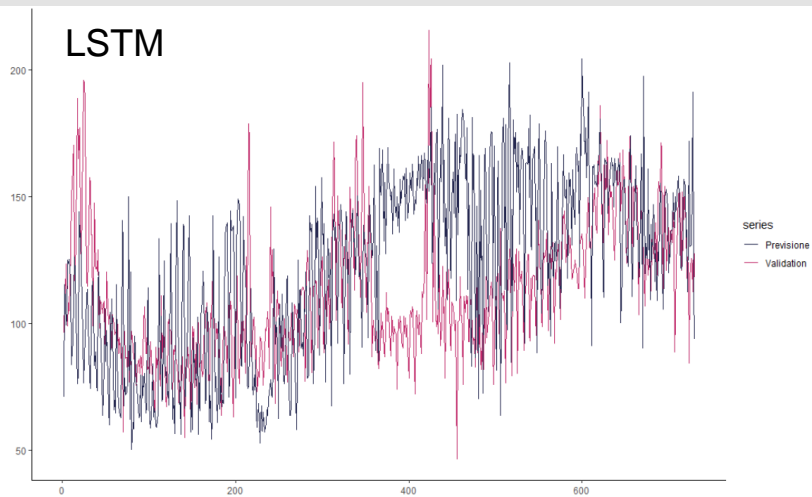
- **Layer LSTM:** tanh (100 units)
- **Dropout** 0.3
- **Layer LSTM:** tanh (90 units)
- **Final dense layer** - linear

Costruzione architettura GRU

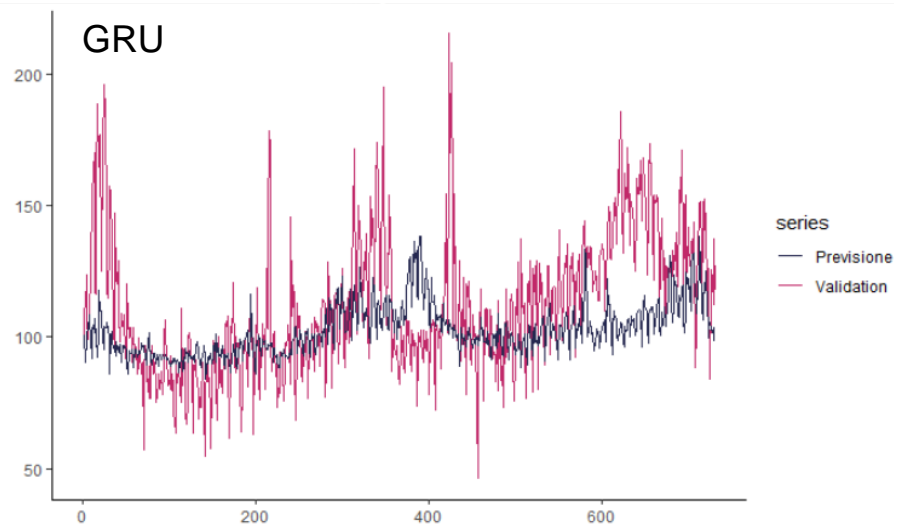
- **Layer GRU:** tanh (90 units)
- **Dropout** 0.3
- **Final dense layer** - linear

RNN - Risultati

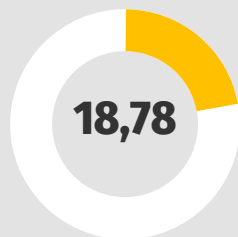
LSTM



GRU

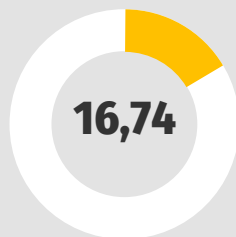


Confronto tra tutti i modelli



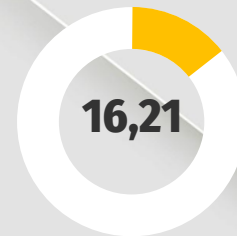
ARIMA

SARIMAX(6,0,0)(1,1,1)₇



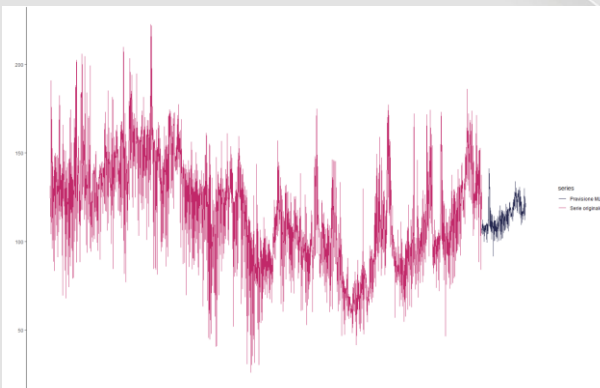
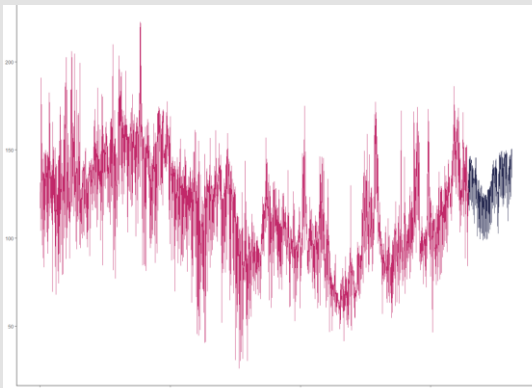
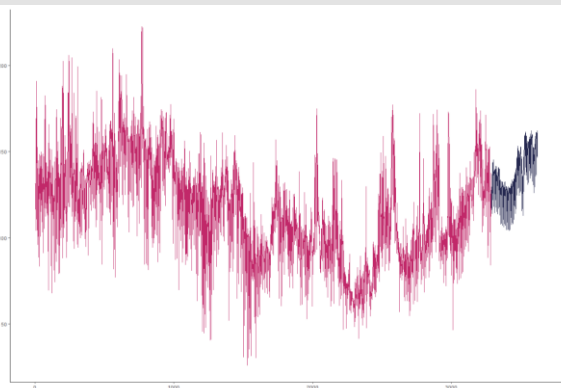
UCM

IRW



RNN

Architettura GRU



GRAZIE PER L'ATTENZIONE.

Federica Fiorentini – f.fiorentini1@campus.unimib.it - 807124