
Data Science Lab: Vendite E-commerce

Ruben Agazzi x
Fabrizio Cominetti x
Davide Abete x
Tommaso Strada x
Alessandro Fasani x

22 giugno 2022

Sommario

L'obiettivo principale del progetto è quello di valutare e selezionare il miglior modello predittivo relativamente alle stime delle vendite di alcuni settori, precisamente Pesca, Calcio e x, di un attività di e-commerce.

Il periodo preso in considerazione va dal giorno x al giorno x.

Per un attività commerciale presente sulla rete è di fondamentale importanza prevedere le vendite che saranno effettuate nei periodi successivi per ogni settore a disposizione, in modo tale da organizzare disponibilità di magazzino e di spedizione.

I dati sono stati modellati in funzione dell'obiettivo e aggregati secondo diverse granularità, ovvero con frequenza annuale, trimestrale, mensile e settimanale, in modo tale da valutare le performance dei modelli presi in considerazione.

Come sarà possibile verificare nel proseguio del report, la granularità più efficace, relativamente agli obiettivi preposti dal progetto, è risultata quella x.

Il progetto è stato effettuato prendendo in considerazione i tre settori con maggiore disponibilità effettiva di osservazioni, ma i modelli utilizzati possono essere applicati anche ad altri settori, per realizzare in questo modo una panoramica completo sull'intero e-commerce.

Indice

1	Introduzione	2
1.1	Punti Principali	2
2	Obiettivo	2
3	Aspetti Metodologici	3
4	Dati	5
4.1	Manipolazione Dati	5
5	Analisi Pesca	6
6	Analisi Calcio	6
7	Risultati	6
8	Dashboard	7
9	Conclusioni	7

1 Introduzione

La realizzazione di questo progetto ha visto come obiettivo principale quello di testare, valutare e decretare il miglior modello predittivo al fine di stimare le vendite in euro realizzate dai vari settori all'interno di un e-commerce.

Prima di tutto, i dati sono stati pre-processati e 'puliti', in modo tale da renderli efficaci e ottimali rispetto allo scopo del progetto. I modelli predittivi, infatti, richiedevano un certo tipo di modellazione dei dati in input per utilizzarli al proprio interno e produrre delle previsioni.

Una volta effettuato il pre-processing dei dati, il focus è passato sul test dei vari modelli, ognuno con le diverse granularità scelte in fase di programmazione.

x

Periodo scelto e caratteristiche periodo temporale.

1.1 Punti Principali

- Vendite
- Settori

- Previsione

Heading on level 2

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Aenean commodo ligula eget dolor. Aenean massa. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Donec quam felis, ultricies nec, pellentesque eu, pretium quis, sem.

- First item in a list
- Second item in a list
- Third item in a list

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Aenean commodo ligula eget dolor. Aenean massa. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Donec quam felis, ultricies nec, pellentesque eu, pretium quis, sem. Nulla consequat massa quis enim.

Donec pede justo, fringilla vel, aliquet nec, vulputate eget, arcu. In enim justo, rhoncus ut, imperdiet a, venenatis vitae, justo. Nullam dictum felis eu pede mollis pretium. Integer tincidunt. Cras dapibus. Vivamus elementum semper nisi. Aenean vulputate eleifend tellus. Aenean leo ligula, porttitor eu, consequat vitae, eleifend ac, enim. Aliquam lorem ante, dapibus in, viverra quis, feugiat a, tellus. Phasellus viverra nulla ut metus varius laoreet. Quisque rutrum. Aenean imperdiet. Etiam ultricies nisi vel augue. Curabitur ullamcorper ultricies

2 Obiettivo

L'obiettivo del progetto è quello di identificare il miglior modello predittivo da fornire ai gestori dell'e-commerce in questione.

Conoscere la previsione relativa agli incassi (in euro) dei vari settori all'interno del sito potrebbe infatti essere utile a diversi scopi all'interno dell'azienda, come ad esempio in fase di programmazione e ordini di materiale, ma anche per avere un'idea di quando applicare o meno determinati sconti e promozioni

ai vari settori, con il fine di raggiungere gli obiettivi di vendita prefissati.

Periodo

Realizzazione di dashboard

Destinatari del progetto.

3 Aspetti Metodologici

I modelli selezionati ed utilizzati all'interno del progetto sono i seguenti: ARIMA, TBATS, PROPHET, XGBOOST.

Di seguito osserviamo i modelli in modo più approfondito da un punto di vista teorico.

ARIMA

In statistica per modello ARIMA (acronimo di AutoRegressive Integrated Moving Average) si intende una particolare tipologia di modelli atti ad indagare serie storiche che presentano caratteristiche particolari. Fa parte della famiglia dei processi lineari non stazionari.

Un modello ARIMA(p,d,q) deriva da un modello ARMA(p,q) a cui sono state applicate le differenze di ordine d per renderlo stazionario. In caso di stagionalità nei dati si parla di modelli SARIMA o ARIMA(p,d,q)(P,D,Q).

Dunque, il modello ARIMA nasce aggiungendo l'integrazione (I) alla combinazione dei modelli autoregressivo (AR) e a media mobile (MA). Il modello ARIMA è composto dalle seguenti componenti:

P l'ordine della componente autoregressiva

D grado della differenziazione

Q ordine della componente a media mobile

Siccome, appunto, un modello ARIMA integra la componente autoregressiva e di media mobile di una serie storica, può essere così definito:

$$(1 - \sum_{i=1}^{p'} \alpha_i L^i) X_t = (1 + \sum_{i=1}^q \theta_i L^i)$$

Un modello integrato ARMA di ordine d è un processo stocastico che diventa stazionario dopo essere differenziato d volte.

Abbiamo creato 12 diversi modelli, in modo da predire i valori settimanali, mensili, trimestrali e annuali dei 3 settori di vendita selezionati, ovvero calcio, pesca e casual. I parametri dei modelli ARIMA e SARIMA sono trovati minimizzando l'AIC.

I modelli ottenuti e i loro parametri sono i seguenti:

- Annuale pesca: ARIMA model (0,0,0)(0,0,0)
- Trimestrale pesca: SARIMA model (0,2,0)(1,0,0)
- Mensile pesca: SARIMA model (1,1,2)(1,0,0)
- Settimanale pesca: SARIMA model (2,1,2)(1,0,0)
- Annuale calcio: ARIMA model (0,1,0)(0,0,0)
- Trimestrale calcio: SARIMA model (1,0,0)(1,1,0)
- Mensile calcio: SARIMA model (1,0,1)(0,0,2)
- Settimanale calcio: SARIMA model (1,0,0)(2,0,0)
- Annuale casual: ARIMA model (1,1,1)
- Trimestrale casual: SARIMA model (2,2,0)(0,0,1)
- Mensile casual: SARIMA model (2,1,4)(1,0,0)
- Settimanale casual: ARIMA model (1,0,0)(0,0,0)

TBATS

Il modello TBATS è in grado di considerare e lavorare con stagionalità multiple e complesse.

Adding to the seasonal components the ARMA error, we finally get the (where the first "T" stands for *trigonometric*):

$$\begin{aligned} y_t &= \ell_{t-1} + \phi b_t + s_{t-m_1}^1 + \dots + s_{t-m_r}^r + \eta_t \\ \ell_t &= \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha \eta_t \\ b_t &= \phi b_{t-1} + \beta \eta_t \\ s_t^i &= \sum_{k=1}^{n_i} s_{t,k}^i + \gamma_i \eta_t \quad (i = 1, \dots, r) \\ s_t^{i*} &= \sum_{k=1}^{n_i} s_{t,k}^{i*} + \gamma_i^* \eta_t \quad (i = 1, \dots, r) \\ \eta_t &= \varphi_1 \eta_{t-1} + \dots + \varphi_p \eta_{t-p} + \varepsilon_t + \psi_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \psi_q \varepsilon_{t-q} \end{aligned}$$

sopra img da dispensa, sotto da report

$$y_t^{(\lambda)} = l_{t-1} + \phi b_{t-1} + \sum_{i=1}^T s_{t-m_i}^{(i)} + d_t$$

$$l_t = l_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha d_t$$

$$b_t = \phi b_{t-1} + \beta d_t$$

$$d_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i d_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i e_{t-i} + e_t$$

Dove:

$y_t^{(\lambda)}$ - time series at moment t (Box-Cox transformed)

$s_t^{(i)}$ - i th seasonal component

l_t - local level

b_t - trend with damping

d_t - ARMA(p, q) process for residuals

e_t - Gaussian white noise

First This is the first item

Last This is the last item

Nullam dictum felis eu pede mollis pretium. Integer tincidunt. Cras dapibus. Vivamus elementum semper nisi. Aenean vulputate eleifend tellus. Aenean leo ligula, porttitor eu, consequat vitae, eleifend ac, enim. Aliquam lorem ante, dapibus in, viverra quis, feugiat a, tellus. Phasellus viverra nulla ut metus varius laoreet. Quisque rutrum. Aenean imperdiet. Etiam ultricies nisi vel augue. Curabitur ullamcorper ultricies

PROPHET

Prophet è invece una procedura dedicata alla previsione di serie storiche basata su modelli addittivi, dove i trend non lineari sono analizzati con diverse stagionalità.

Il modello scompone la serie storica in trend, stagionalità e festività.

First This is the first item

Last This is the last item

Prophet is a procedure for forecasting time series data based on an additive model where non-linear trends are fit with yearly, weekly, and daily seasonality, plus holiday effects.

It works best with time series that have strong seasonal effects and several seasons of historical data. Prophet is robust to missing data

and shifts in the trend, and typically handles outliers well.

The procedure makes use of a decomposable time series model with three main model components: trend, seasonality, and holidays.

Similar to a generalized additive model (GAM), with time as a regressor, Prophet fits several linear and non-linear functions of time as components.

In its simplest form:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + e(t)$$

dove:

g(t) trend models non-periodic changes (i.e. growth over time)

s(t) seasonality presents periodic changes (i.e. weekly, monthly, yearly)

h(t) ties in effects of holidays (on potentially irregular schedules ≥ 1 day(s))

e(t) covers idiosyncratic changes not accommodated by the model

[3][1]

In other words, the procedure's equation can be written:

$$y(t) = \text{piecewise_trend}(t) + \text{seasonality}(t) + \text{holiday_effects}(t) + \text{i.i.d. noise}$$

Prophet is essentially “framing the forecasting problem as a curve-fitting exercise” rather than looking explicitly at the time based dependence of each observation.

The procedure provides two possible trend models for $g(t)$, “a saturating growth model, and a piecewise linear model.”

The seasonal component $s(t)$ provides a adaptability to the model by allowing periodic changes based on sub-daily, daily, weekly and yearly seasonality.

Prophet relies on Fourier series to provide a malleable model of periodic effects. P is the regular period the time series will have (e.g. $P = 365.25$ for yearly data or $P = 7$ for weekly data, when time is scaled in days).

Impact of a particular holiday on the time series is often similar year after year, making

it an important incorporation into the forecast. The component $h(t)$ speaks for predictable events of the year including those on irregular schedules (e.g. Black Friday or the Superbowl). To utilize this feature, the user needs to provide a custom list of events. Fusing this list of holidays into the model is made straightforward by assuming that the effects of holidays are independent.

XGBOOST

XGBoost is an efficient implementation of gradient boosting for classification and regression problems.

XGBoost can also be used for time series forecasting, although it requires that the time series dataset be transformed into a supervised learning problem first. It also requires the use of a specialized technique for evaluating the model called walk-forward validation, as evaluating the model using k-fold cross validation would result in optimistically biased results.

XGBRegressor uses a number of gradient boosted trees (referred to as $n_estimators$ in the model) to predict the value of a dependent variable. This is done through combining decision trees (which individually are weak learners) to form a combined strong learner.

When forecasting a time series, the model uses what is known as a lookback period to forecast for a number of steps forward. For instance, if a lookback period of 1 is used, then the X_train (or independent variable) uses lagged values of the time series regressed against the time series at time t (Y_train) in order to forecast future values. [2]

First This is the first item

Last This is the last item

Nullam dictum felis eu pede mollis pretium. Integer tincidunt. Cras dapibus. Vivamus elementum semper nisi. Aenean vulputate eleifend tellus. Aenean leo ligula, porttitor eu,

consequat vitae, eleifend ac, enim. Aliquam lorem ante, dapibus in, viverra quis, feugiat a, tellus. Phasellus viverra nulla ut metus varius laoreet. Quisque rutrum. Aenean imperdiet. Etiam ultricies nisi vel augue. Curabitur ullamcorper ultricies

4 Dati

Il dataset utilizzato per il progetto è il dataset "serie-storiche-ecommerce" ed è un file di tipo CSV (Comma Separated Values).

Il file si presentava con un problema relativo alla divisione dell'importo in euro in due differenti colonne, è stata perciò effettuata una correzione per unire le due colonne citate in un'unica colonna.

Considerando la correzione effettuata, all'interno del file sono presenti le seguenti colonne:

data contenente la data di rilevazione nel seguente formato: DD/MM/YYYY

totale importo in euro dell'incasso di uno specifico settore in quel giorno

settore testo che identifica il settore dell'e-commerce di riferimento

Per ciascun settore è dunque presente il totale delle vendite (in euro) effettuate in quella data. Le rilevazioni sono dunque giornaliere e divise per settore. Sono pochi i settori che presentano una fetta consistente di rilevazioni, al contrario, per molti settori il numero di osservazioni è limitato.

Per questo motivo le analisi successive saranno effettuate considerando i settori con il maggior numero di osservazioni presenti.

I dati a disposizione coprono il periodo compreso tra il 2 febbraio 2013 e l'8 aprile 2022. Il file iniziale è composto da un totale di 25262 righe e dalle 3 colonne descritte sopra.

4.1 Manipolazione Dati

Durante la fase iniziale di esplorazione dei dati, abbiamo notato la presenza di molti valori

mancanti all'interno del dataset; in particolare la maggior parte di questi valori appartenevano all'anno 2013. In questo caso abbiamo deciso di rimuovere completamente l'anno in questione in modo da avere dati continui sugli anni precedenti, evitando di allenare i modelli su dati frammentati e incompleti.

5 Analisi Pesca

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Aenean commodo ligula eget dolor. Aenean massa. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Donec quam felis, ultricies nec, pellentesque eu, pretium quis, sem. Nulla consequat massa quis enim. Donec pede justo, fringilla vel, aliquet nec, vulputate eget, arcu. In enim justo, rhoncus ut, imperdiet a, venenatis vitae, justo. Nullam dictum felis eu pede mollis pretium. Integer tincidunt. Cras dapibus. Vivamus elementum semper nisi. Aenean vulputate eleifend tellus. Aenean leo ligula, porttitor eu, consequat vitae, eleifend ac, enim. Aliquam lorem ante, dapibus in, viverra quis, feugiat a, tellus. Phasellus viverra nulla ut metus varius laoreet. Quisque rutrum. Aenean imperdiet. Etiam ultricies nisi vel augue. Curabitur ullamcorper ultricies

6 Analisi Calcio

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Aenean commodo ligula eget dolor. Aenean massa. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Donec quam felis, ultricies nec, pellentesque eu, pretium quis, sem. Nulla consequat massa quis enim. Donec pede justo, fringilla vel, aliquet nec, vulputate eget, arcu. In enim justo, rhoncus ut, imperdiet a, venenatis vitae, justo. Nullam dictum felis eu pede mollis pretium. Integer tincidunt. Cras dapibus. Vivamus elementum semper nisi. Aenean vulputate eleifend tellus. Aenean leo ligula, porttitor eu, consequat vitae, eleifend ac, enim. Aliquam lorem ante, dapibus in, vi-

verra quis, feugiat a, tellus. Phasellus viverra nulla ut metus varius laoreet. Quisque rutrum. Aenean imperdiet. Etiam ultricies nisi vel augue. Curabitur ullamcorper ultricies

7 Risultati

Al fine di valutare e selezionare il modello più indicato e preciso relativamente alle finalità del progetto, si è scelto di utilizzare una metrica, 'MAPE', in grado di tener conto anche dell'errore di previsione.

Di seguito il MAPE (Mean Absolute Percentage Error), o errore percentuale medio assoluto, dal punto di vista teorico:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|$$

dove:

- A_t sono i valori reali
- F_t sono i valori predetti
- n rappresenta il numero di osservazioni

La metrica MAPE consiste nella media aritmetica dei rapporti tra il valore assoluto degli errori di previsione e la domanda che si è effettivamente verificata. Illustriamo di seguito i valori della metrica considerata per ciascuno dei modelli testati.

Tabella 1: MAPE dati annuali

Modello	MAPE		
	Pesca	Calcio	Casual
ARIMA	171.49%	261.70%	301.28%
TBATS	X%	X%	X%
PROPHET	X%	X%	X%
XGBOOST	X%	X%	X%

Tabella 2: MAPE dati trimestrali

Modello	MAPE		
	Pesca	Calcio	Casual
ARIMA	319.69%	78.89%	327.05%
TBATS	X%	X%	X%
PROPHET	X%	X%	X%
XGBOOST	X%	X%	X%

Tabella 3: MAPE dati mensili

Modello	MAPE		
	Pesca	Calcio	Casual
ARIMA	62.7%	111.44%	222.02%
TBATS	X%	X%	X%
PROPHET	X%	X%	X%
XGBOOST	X%	X%	X%

Tabella 4: MAPE dati settimanali

Modello	MAPE		
	Pesca	Calcio	Casual
ARIMA	31.87%	571.40%	145.57%
TBATS	X%	X%	X%
PROPHET	X%	X%	X%
XGBOOST	X%	X%	X%

8 Dashboard

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Aenean commodo ligula eget dolor. Aenean massa. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Donec quam felis, ultricies nec, pellentesque eu, pretium quis, sem. Nulla consequat massa quis enim. Donec pede justo, fringilla vel, aliquet nec, vulputate eget, arcu. In enim justo, rhoncus ut, imperdiet a, venenatis vitae, justo. Nullam dictum felis eu pede mollis pretium. Integer tincidunt. Cras dapibus. Vivamus elementum semper nisi. Aenean vulputate eleifend tellus. Aenean leo ligula, porttitor eu, consequat vitae, eleifend

ac, enim. Aliquam lorem ante, dapibus in, viverra quis, feugiat a, tellus. Phasellus viverra nulla ut metus varius laoreet. Quisque rutrum. Aenean imperdiet. Etiam ultricies nisi vel augue. Curabitur ullamcorper ultricies

9 Conclusioni

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Aenean commodo ligula eget dolor. Aenean massa. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Donec quam felis, ultricies nec, pellentesque eu, pretium quis, sem. Nulla consequat massa quis enim. Donec pede justo, fringilla vel, aliquet nec, vulputate eget, arcu. In enim justo, rhoncus ut, imperdiet a, venenatis vitae, justo. Nullam dictum felis eu pede mollis pretium. Integer tincidunt. Cras dapibus. Vivamus elementum semper nisi. Aenean vulputate eleifend tellus. Aenean leo ligula, porttitor eu, consequat vitae, eleifend ac, enim. Aliquam lorem ante, dapibus in, viverra quis, feugiat a, tellus. Phasellus viverra nulla ut metus varius laoreet. Quisque rutrum. Aenean imperdiet. Etiam ultricies nisi vel augue. Curabitur ullamcorper ultricies

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{21} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \quad (1)$$

Bibliografia

- [1] Sean J. Taylor Ben Letham. *Prophet: forecasting at scale*. URL: <https://research.facebook.com/blog/2017/02/prophet-forecasting-at-scale/>.
- [2] Jason Brownlee. *How to Use XGBoost for Time Series Forecasting*. URL: <https://machinelearningmastery.com/xgboost-for-time-series-forecasting/>.
- [3] Winston Robson. *The Math of Prophet*. URL: <https://medium.com/future-vision/the-math-of-prophet-46864fa9c55a>.