

Trading dei contratti energetici e gestione dei rischi basati su AI

Andrea Giorgio Busà, Fabio Cirinnà

Vertical Solutions and Secure Applications BA, Vertical Solutions and Secure Applications BA
andrea.busa@leonardocompany.com, fabio.cirinna@leonardocompany.com

Abstract

Bee (Business Entity for Energy) è la piattaforma Leonardo leader nel mercato delle piattaforme di trading e gestione del rischio energetico, utilizzata dalle principali utility che gestiscono quotidianamente il proprio core business tramite le funzioni di questa piattaforma.

La complessità delle operazioni di scambio elettrico, la necessità di prendere decisioni rapide basate su informazioni affidabili e tempestive, l'esigenza di controllare costantemente la posizione dell'azienda, sia in termini di esposizione finanziaria che di disponibilità di energia, richiede il supporto di un piattaforma IT in grado di fornire piena ed effettiva integrazione con i sistemi del Market Keeper (GME, EEX, ecc.), con le Piattaforme di trading (Trayport, TFS, ecc.), con i supervisor della rete elettrica (TERNA, SNAM Rete Gas, ecc.), e infine con sistemi informativi aziendali interni e / o esterni (AFC, Tolling, SAP, ecc.).

L'evoluzione per rapidità e dimensione delle informazioni consente adesso di calcolare nuove misure come la previsione dei prezzi zonali o i consumi dei singoli POD. Per ottenere questi risultati Leonardo utilizza tecniche avanzate di Big Data Analytics e ultime tecniche di Deep Learning.

1 Introduzione

L'evoluzione del mercato elettrico e le nuove normative confermano come la previsione dei prezzi sulla base di tutte le offerte degli operatori, il forecasting dei consumi non più aggregati ma fino al livello del singolo POD, e l'adozione di algoritmi di Analytics in grado di trovare correlazione con variabili esogene al mercato quali i dati meteo, ed i prezzi spot saranno sempre di più gli strumenti necessari alla definizione di una strategia di Bidding per gli operatori energetici.

2 Previsione prezzi zonali

Il sistema proposto per la previsione dei prezzi di mercato e delle offerte degli operatori del mercato MGP fa uso di una particolare classe di reti neurali artificiali, ovvero le reti RNN (recurrent neural network), ed in particolare di reti LSTM (long short-term memory), particolarmente adatte alla previsione di serie temporali.

Il processo di previsione prevede due fasi: il training e l'inferenza. Nella prima fase, definita la topologia della

LSTM da utilizzare, la rete viene "addestrata" utilizzando i dati storici archiviati in BEE. L'addestramento viene eseguito per singola zona di mercato. In particolare nel training, che viene eseguito per singola zona di mercato (Nord, Centro Nord, Centro Sud, Sud, Sicilia e Sardegna) vengono utilizzati i seguenti dati su base oraria:

- le offerte di ciascun operatore, in termini di quantità e di prezzo;
- i dati meteo relativi alla zona presa in considerazione (quali temperatura, radiazione solare, precipitazioni, intensità del vento);
- i dati storici del Brent nel periodo considerato;
- il prezzo di vendita dell'energia stabilito alla chiusura del mercato.

Il training della rete LSTM avviene ogni qual volta il repository BEE contenente le serie storiche viene aggiornato con nuovi dati (tipicamente su base giornaliera).

Ultimato il processo di training della rete LSTM, viene prodotto un modello per ciascuna zona di mercato.

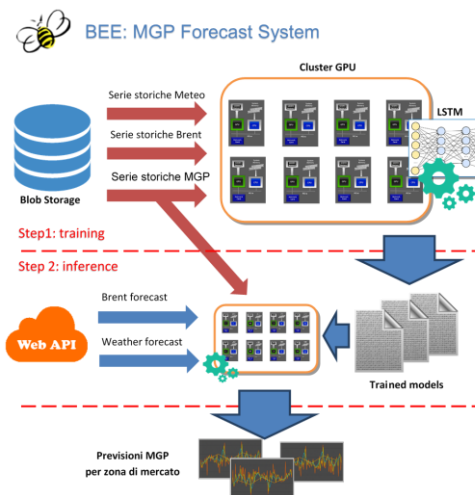


Figura 1: Architettura

Si passa dunque alla fase di inferenza, che costituisce la fase di previsione vera e propria. In questa fase il modello viene alimentato con i seguenti dati su base oraria:

- dati relativi alle previsioni meteo, forniti da API di terze parti;
- dati relativi alle previsioni sul Brent (anche questi forniti da API di terze parti);

- i dati relativi all'andamento del mercato MGP (utilizzando una finestra temporale ridotta rispetto a quella utilizzata in fase di training).

In uscita dalla fase di inferenza vengono fornite le previsioni orarie relative al prezzo di offerta e alle quantità offerte dai produttori nelle singole zone di mercato.

3 Previsione consumi energia e gas

Nel comprendere l'analisi funzionale della previsione dei consumi di energia e gas ci concentriamo sulla possibilità di prevedere e profilare i dati di consumo raccolti e conservati attraverso gli smart meter e il portale misure.

I contatori di elettricità di ultima generazione consentono di migliorare la gestione dei consumi, limitare gli sprechi, incoraggiare un uso domestico dell'energia più consapevole, risparmiare sulla bolletta.

Rappresentano il risultato di un percorso che tiene conto di quanto avvenuto negli ultimi anni sul mercato e dell'evoluzione tecnologica nel campo della misura e della telegestione.

Il portale misure istituito dalla legge 129/10 permette la gestione dei flussi informativi tra i numerosi operatori attivi nei mercati dell'energia elettrica e del gas naturale sia in qualità di operatori di sistema (imprese distributrici, di trasmissione o trasporto), sia di mercato (utenti del dispacciamento, utenti della distribuzione e venditori).

Ad oggi il portale misure contiene le informazioni relative ad oltre 36.850.000 punti di prelievo di energia elettrica e oltre 21.700.000 punti di riconsegna di gas naturale. In particolare il contenuto informativo del RCU, ampliato progressivamente con l'entrata in vigore dei nuovi processi, oltre ai dati relativi ai punti di prelievo e di riconsegna e ai clienti finali, comprende dati di rilevanza commerciale e statistica, dati utili ai fini della gestione del settlement, dati utili ai fini dell'erogazione del bonus sociale e dati tecnici relativi al misuratore installato.

Per quanto riguarda il sistema di analisi dei consumi gas e energetici verterà su tre diverse tecniche di machine learning:

- Forecast
- Clustering
- Correlation

3.1 Forecast

La previsione dei consumi di gas e di energia si basa su due modelli di previsione: ARIMA e ARIMA con stagionalità. I modelli ARIMA (autoregressivi integrati a media mobile) di Box e Jenkins partono dal presupposto che fra due osservazioni di una serie quello che altera il livello della serie è il cosiddetto disturbo.

Se la serie non è stazionaria (la media e la varianza non sono costanti nel tempo) viene integrata a livello 1 o 2, dopo aver eseguito un'eventuale trasformazione dei dati (solitamente quella logaritmica).

La stagionalità in una serie temporale è un modello regolare di modifiche che si ripete in periodi di tempo S , dove S definisce il numero di periodi di tempo fino a quando il modello si ripete di nuovo.

Per esempio, c'è stagionalità in dati mensili per i quali valori elevati tendono sempre a verificarsi in alcuni mesi particolari e valori bassi tendono sempre a verificarsi in altri mesi particolari.

3.2 Clustering

Per effettuare la classificazione dei consumi di energia e gas è stato scelto il modello di K-means. L'algoritmo K-means è un algoritmo di clustering partizionale che permette di suddividere un insieme di oggetti in K gruppi sulla base dei loro attributi. L'obiettivo che l'algoritmo si prepone è di minimizzare la varianza totale intra-cluster. Ogni cluster viene identificato mediante un centroide o punto medio. L'algoritmo segue una procedura iterativa. Inizialmente crea K partizioni e assegna ad ogni partizione i punti d'ingresso o casualmente o usando alcune informazioni euristiche. Viene calcolato il centroide di ogni gruppo e costruita una nuova partizione associando ogni punto d'ingresso al cluster il cui centroide è più vicino ad esso.

In questo modo molti centroidi vengono ricalcolati per i nuovi cluster e così via, finché l'algoritmo non converge.

L'algoritmo non garantisce il raggiungimento dell'ottimo globale, la qualità della soluzione finale dipende largamente dal set di cluster iniziale e può, in pratica, ottenere una soluzione ben peggiore dell'ottimo globale. Dato che l'algoritmo è di solito estremamente veloce, è possibile applicarlo più volte e fra le soluzioni prodotte scegliere quella più soddisfacente.

3.3 Correlation

Per effettuare analisi tra i dati di consumo e i dati meteorologici è possibile realizzare algoritmi di correlazione. Questa analisi ci consente di capire se il punto di misura è riscaldato tramite energia elettrica o gas.

Una matrice di correlazione viene utilizzata per analizzare la dipendenza tra più variabili allo stesso tempo. Il risultato è una tabella contenente i coefficienti di correlazione tra le variabili.

4 Conclusioni

Il sistema consente di ottenere nuovi risultati grazie alle tecniche di AI sia di deep learning che di machine learning che in maniera combinata consentono di effettuare strategie di trading sempre più accurate. L'introduzione di nuove tecniche di Recurrent Neural Network migliora sensibilmente la precisione delle previsioni che unite alle tradizionali tecniche di rischio aiuta l'operatore ad effettuare le migliori soluzioni di trading.