Tutti gli articoli trattano di DAPF (day-ahead price forecasting), ho cercato di concentrarmi su articoli riguardanti la zona europea anche se molti parlano più di modelli di previsione in generale. Mi sono limitato a selezionare articoli che sfruttano per lo più la regressione (LASSO, OLS, Enet, bagging e Regression Tree) anche se uno o due articoli trattano le reti neurali. Altro argomento e parola chiave su cui mi sono concentrato è il Machine Learning:

1. **Electricity price forecasting via statistical and deep learning approaches: The german case**; Poggi, Aurora and Di Persio, Luca and Ehrhardt, Matthias; 2023; <https://www.mdpi.com/2673-9909/3/2/18>

Questo modello, basato suk mercato tedesco, prevede l’utilizzo di dummies per i giorni della settimana e la suddivisione delle serie di prezzi spot in due componenti: una componente di tendenza stagionale e una componente stocastica. Utilizzando questo approccio, siamo in grado di fornire previsioni altamente accurate per tutti gli intervalli di tempo considerati.

In primo luogo, ci concentriamo sullo studio dei prezzi dell'elettricità applicando modelli statistici standard e poi spostiamo la nostra attenzione su soluzioni basate sul machine learning.

Modello statistico: SARIMA, ARIMA e un modello AR per la predizione dei prezzi orari.

I modelli Machine learning sono un XGBoost, LST (Long short-term memory), inoltre si utilizzano dei modelli ibridi.

L’analisi ha mostrato che l’approccio basato su LSTM è il più efficace sia per previsioni di medio periodo (con prezzi medi giornalieri) sia per previsioni di breve periodo (con prezzi orari). L’applicazione del modello ARIMA, dopo aver rimosso la componente stagionale di lungo termine (LTSC), riduce l’errore, ma produce risultati insoddisfacenti se confrontati graficamente con i valori reali. Il modello XGBoost, invece, supera il benchmark, pur stimando prezzi generalmente più bassi rispetto a SARIMA e ARIMA.

1. **Regularization for electricity price forecasting**; Uniejewski, Bartosz; 2024; <http://dx.doi.org/10.37190/ord240314>

Le tecniche che consideriamo sono l’adaptive LASSO, il clipped LASSO, concave potential function, elastic net, forward-LASSO adaptive shrinkage (FLASH), LASSO, LQ, minimax concave PLUS (MC+), ridge regression e smoothly clipped absolute deviation (SCAD).

Infine, propongono un approccio completamente automatizzato per selezionare tutti i parametri di regolarizzazione in base al CV. L'accuratezza delle previsioni di prezzo ottenute con i modelli regolarizzati viene confrontata con i modelli di riferimento stimati con i minimi quadrati ordinari (OLS).

Utilizzano due modelli: modello ARX parsimonioso e modello fARX che è un modello autoregressivo più complesso.

Il modello fARX, con selezione dei parametri tramite cross-validation produce le previsioni più accurate. Al contrario, l’utilizzo del BIC per selezionare il valore ottimale di λ non è consigliabile per la maggior parte dei modelli regolarizzati.

La stima OLS è difficile da superare per il modello ARX parsimonioso, ma la regressione ridge supera leggermente il benchmark. Il modello fARX, con qualsiasi funzione di regolarizzazione, supera di gran lunga il modello stimato con OLS. L’analisi mostra che le tecniche LQ ed elastic net, in media, offrono performance migliori in termini di RMSE. Sono state le uniche funzioni di penalizzazione che hanno costantemente prodotto previsioni più accurate rispetto alla LASSO.

1. **Elastic net with Bayesian Density Estimation model for feature selection for photovoltaic energy prediction**; Mohanasundaram, Venkatachalam; 2025/03/13; <https://doi.org/10.1038/s41598-025-92633-1>

Questo studio propone un nuovo modello di selezione delle variabili (FS), ELNET-BDE, che integra la regressione Elastic Net (ELNET) e la Bayesian Density Estimation (BDE). L’integrazione della regressione ELNET con la BDE possa migliorare la selezione delle variabili (FS) e l’accuratezza predittiva nella previsione dell’energia fotovoltaica (PV). Il modello combinato ELNET-BDE supera i limiti della regressione classica e della selezione delle variabili, in particolare nella gestione di dataset ad alta dimensionalità e nella presenza di multicollinearità tra predittori. Il meccanismo a doppia penalizzazione di ELNET stabilizza efficacemente la FS e la gestione della multicollinearità, garantendo l’inclusione dei predittori più rilevanti ed escludendo quelli meno significativi. La BDE, invece, mantiene un modello adattabile e non parametrico per comprendere le distribuzioni primarie dei dati, offrendo una maggiore comprensione delle interazioni tra predittori e variabile target.

1. **The very short-term price elasticity of German electricity demand**; Lion Hirth and Tarun Khanna and Oliver Ruhnau; 2022; <https://hdl.handle.net/10419/249570>

Sono stati impiegati cinque modelli econometrici, tutti con due equazioni (prezzo–offerta e domanda–prezzo) e con il vento come variabile strumentale per risolvere la simultaneità. Le specificazioni differiscono per la forma funzionale della relazione domanda–prezzo (lineare, log-lineare o non parametrica) e per il trattamento delle variabili di controllo (lineari o non parametriche).

Stimano che l’aumento di 1 €/MWh porti al calo della domanda di 67-80 MW o 0,12-0,14%. Questo modello capta solo le variazioni di prezzo indotte dalla variabile wind.

L’esempio mostra che la variazione della produzione eolica tra il 5° e il 95° percentile (27 GW) porta, secondo la stima di primo stadio, a una riduzione dei prezzi all’ingrosso dell’elettricità di circa **26 €/MWh**. Applicando il modello lineare di domanda, ciò implica una risposta della domanda di circa **2 GW**, pari al **2,6% della domanda di picco**: un valore sorprendentemente elevato, considerando che di solito si assume che la domanda di elettricità sia quasi inelastica nel brevissimo periodo.

1. **Electricity Price Forecasting: The Dawn of Machine Learning**; Jędrzejewski, Arkadiusz and Lago, Jesus and Marcjasz, Grzegorz and Weron, Rafał; 2022; <https://ieeexplore.ieee.org/document/9761111>

Utilizzano un modello LASSO-estimated autoregressive (LEAR), struttura autoregressiva ricca di parametri con circa 250 variabili esplicative, e hanno confrontato la performance con un Deep Neural Network (DNN) rispetto a una previsione basilare, che prende il prezzo della scorsa settimana per la stessa ora.

Il LEAR resta un modello robusto ed efficiente, mentre i DNN offrono maggiore precisione ma a fronte di complessità e costi elevati. La scelta tra i due dipende quindi dal bilanciamento tra accuratezza desiderata e praticità operativa.

1. **Day-Ahead Electricity Price Forecasting Based on Hybrid Regression Model**; Alkawaz, Ali Najem and Abdellatif, Abdallah and Kanesan, Jeevan and Khairuddin, Anis Salwa Mohd and Gheni, Hassan Muwafaq; 2022; <https://ieeexplore.ieee.org/document/9913980>

Lo studio ricorre all’utilizzo dei seguenti modelli, Automatic Relevance Determination (ARD) ed ensemble bagging Extra Tree Regression (ETR) e li paragona ad altri modelli, anche ibridi, per valutarne le prestazioni.

L’ARD è un modello lineare che seleziona automaticamente le variabili rilevanti, utile per cogliere trend e stagionalità nei prezzi elettrici, mentre l’ETR è un ensemble tree che riduce errori e individua i picchi. Combinandoli in ARD-ETR si ottiene una previsione più accurata e robusta dei prezzi dell’elettricità.

L’ETR si è dimostrato superiore, seguito da RFR. I modelli lineari come LR (*Linear Regression*), Ridge e ARD hanno mostrato buoni risultati soprattutto nel catturare trend e stagionalità e nel contenere l’overfitting, mentre il modello di boosting ADA (*AdaBoost Regression*) ha fornito le performance peggiori.

Nei modelli ibridi, che combinano un regressore lineare con un ensemble tree, l’accuratezza è migliorata sensibilmente. In particolare, il modello proposto ARD-ETR ha superato sia i modelli individuali sia gli altri approcci ibridi (come ARD-RFR, ARD-ADA, Ridge-ETR, Ridge-RFR, Ridge-ADA), fornendo previsioni molto più vicine ai valori reali.

In conclusione, il modello ibrido ARD-ETR emerge come il più efficace per la previsione day-ahead dei prezzi dell’elettricità, perché combina la capacità dei modelli lineari di gestire le componenti regolari della serie storica con la forza dei modelli ad alberi di cogliere le fluttuazioni irregolari.

1. **Electricity Price Forecasting in European Day Ahead Markets: A Greedy Consideration of Market Integration**; Heijden, Ties Van Der and Lago, Jesus and Palensky, Peter and Abraham, Edo; 2021; [https://ieeexplore.ieee.org/document/9524683/similar#similar](https://ieeexplore.ieee.org/document/9524683/similar%23similar)

Lo studio utilizza dati ENTSO-E per selezionare le variabili più rilevanti nella previsione dei prezzi *day-ahead*. In una prima fase si applicano LASSO e Random Forest per identificare le caratteristiche significative a livello europeo. Successivamente, per il modello olandese, si confrontano due approcci: il LEAR, un modello lineare stimato con LASSO, e il DNN (*Deep Neural Network*). Il DNN viene testato in due configurazioni: il SM-DNN, che prevede simultaneamente le 24 ore di una singola zona di mercato, e il MM-DNN, che prevede le 24 ore di più zone contemporaneamente. Le prestazioni dei modelli vengono poi confrontate con test statistici. Per la scelta delle variabili viene implementato un algoritmo “greedy”.

L’algoritmo ha migliorato le prestazioni di tutti i modelli selezionando in modo mirato le caratteristiche dei mercati esteri ed evitando l’overfitting che emergeva quando si usavano tutte le variabili europee. Il LEAR ha mostrato i risultati complessivamente migliori, soprattutto grazie alla sua forte regolarizzazione e alla capacità di integrare fino a cinque mercati esteri. Lo SM-DNN ha reso meglio con quattro mercati aggiuntivi e il MM-DNN con tre, mostrando però il maggiore incremento relativo di accuratezza. In generale, il LEAR performa meglio in condizioni di bassa volatilità, mentre i modelli DNN risultano più adatti in contesti di alta volatilità, suggerendo un potenziale vantaggio futuro con l’aumento dell’instabilità dei prezzi.

1. **Modeling and Forecasting Electricity Demand and Prices: A Comparison of Alternative Approaches**; Shah, Ismail and Iftikhar, Hasnain and Ali, Sajid; 2022; <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1155/2022/3581037>

Lo studio divide la serie storica in due parti: una componente deterministica, che verrà stimata tramite modelli parametrici e non parametrici, in modo da catturare correttamente il trend, la stagionalità, l’annualità e il rapporto prezzo/domanda ritardato; una componente stocastica che verrà stimata tramite modelli autoregressivi univariati e multivariati (AR, VAR). I parametri sconosciuti verranno stimati tramite Ordinary Least Squares, Lasso, Ridge ed Elastic-net.

I modelli multivariati VAR (Vector Autoregressive) con componenti deterministiche stimate sia in forma parametrica che non parametrica forniscono previsioni più accurate rispetto ai modelli univariati AR. Per la domanda elettrica, le stime basate su Elastic-net riducono maggiormente gli errori, mentre per i prezzi le stime con Lasso danno i risultati migliori. In particolare, le versioni non parametriche VAR stimate con Elastic-net (per la domanda) e con Lasso (per i prezzi) raggiungono le migliori performance.

1. **Day-ahead electricity price forecasting with high-dimensional structures: Univariate vs. multivariate modeling frameworks**; Florian Ziel and Rafał Weron; 2018; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S014098831730436X>

L’articolo illustra diversi approcci di previsione dei prezzi elettrici. Dopo aver discusso i quadri di modellizzazione univariata e multivariata e introdotto le 12 serie di prezzi con una trasformazione per stabilizzarne la varianza, vengono definiti i modelli di previsione: media dei prezzi passati, tecniche del “giorno simile”, modelli AR parsimoniosi interrelati (*expert models*), modelli AR univariati, modelli VAR (Vector Autoregressive), modelli AR ricchi di parametri stimati con LASSO, modelli AR univariati, modelli AR univariati ricchi di parametri stimati con LASSO.

Lo scopo dell’articolo è quello di stabilire quale struttura tra la modellizzazione univariata e quella multivariata restituisca le migliori performance nell’EPF.

L’analisi mostra che l’approccio multivariato non è sempre superiore a quello univariato: le prestazioni variano a seconda dei dataset, delle stagioni e persino delle ore della giornata, e in certi casi i modelli univariati risultano più accurati. Queste fluttuazioni possono però essere sfruttate attraverso tecniche di model averaging. Nonostante ciò, i modelli che offrono le migliori performance sono sempre tra i Lasso multivariati stimati con il criterio HQC o i Lasso univariati con effetti periodici, anch’essi stimati con HQC. Poiché i tre modelli multivariati lasso non risultano mai deboli, sono raccomandati in generale per l’EPF.

In termini di selezione delle variabili, l’analisi conferma l’importanza dei prezzi del giorno precedente (per la stessa ora, le ore vicine o la mezzanotte) e del prezzo della stessa ora della settimana precedente. Ancora più rilevante è però il ruolo degli effetti periodici, ossia le interazioni tra le dummies giornaliere e i prezzi del giorno precedente, che si rivelano determinanti per migliorare le previsioni. Si raccomanda di includere strutture periodiche nei modelli “esperti” e nei modelli generali di previsione.

1. **Application of bagging in day-ahead electricity price forecasting and factor augmentation**; Kadir Özen and Dilem Yıldırım; 2021; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140988321004448>

L’articolo mette a confronto diretto le prestazioni di previsione del modello a cui viene applicato il metodo del Bootstrap Aggregation (Bagging), a cui viene aggiunto il factor augmentation per sfruttare le dipendenze intra-giornaliere dei prezzi, con il modello di stima LASSO molto più noto e riconosciuto come affidabile. Il Bagging porta a migliori previsioni su scala giornaliera e orario su tutti i mercati, questo è dato dalla differenza nel processo di selezione delle variabili esplicative.

Questi modelli sono messi a confronto con dei benchmark: mean model, naive, AR model e infine expert model.

Il bagging rappresenta uno strumento molto competitivo per stimare modelli su larga scala e migliorare l’accuratezza delle previsioni dei prezzi day-ahead. Supera nettamente tutti i benchmark considerati e si dimostra superiore al LASSO in gran parte dei mercati analizzati, sia su base giornaliera sia oraria. Quando non lo fa, le sue prestazioni restano comunque di poco inferiori a quelle del LASSO. Inoltre, bagging tende a fornire risultati migliori durante le ore lavorative, confermando una certa variabilità delle performance a seconda dell’orario. Come abbiamo detto le differenze tra i due approcci derivano soprattutto dal diverso meccanismo di selezione delle variabili esplicative.

Pur operando in un contesto multivariato, i modelli mancano delle dipendenze intra-giornaliere tra le ore. Per tenerne conto, hanno introdotto factor augmentation che migliorano alcuni modelli con set ridotti di variabili, ma non apportano benefici significativi a bagging e LASSO. Ciò suggerisce che i modelli su larga scala come questi incorporano già buona parte delle dipendenze intra-giornaliere, rendendo meno necessario ricorrere a strutture più complesse basate su approcci univariati.

1. **Toward high-resolution projection of electricity prices: A machine learning approach to quantifying the effects of high fuel and CO2 prices**; Shiva Madadkhani and Svetlana Ikonnikova; 2024; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140988323007399>

In questo studio vengono applicati i seguenti metodi basati su alberi: RF, XGBoost e BART, noti per la loro capacità di catturare comportamenti non lineari e gestire variabili correlate, senza la necessità di trasformare i dati.

Giungono alla conclusione che il bias possa dipendere anche dal set su cui vengono allenati i vari modelli (essendo RF ogni modello all’interno ha un training set differente). Detto ciò, i modelli sopra citati ottengono delle buone performance, ma non si riesce a individuare univocamente un modello superiore. Inoltre, i risultati indicano che gli effetti dei prezzi del carbone e dei combustibili fossili possono essere superadditivi: un aumento simultaneo di entrambi porta a un incremento dei prezzi dell’energia elettrica maggiore rispetto a quando i due fattori aumentano singolarmente.

1. **Understanding intraday electricity markets: Variable selection and very short-term price forecasting using LASSO**; Bartosz Uniejewski and Grzegorz Marcjasz and Rafał Weron; 2019; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207019300123>

Il primo benchmark, denominato Naive, si basa sull’assunzione che i mercati day-ahead e intraday siano guidati da processi di generazione dei dati simili.

Il secondo benchmark è invece una struttura autoregressiva parsimoniosa, ovvero ARX ed è stimato tramite OLS. Lo studio è uno dei primi che si concentra sull’utilizzo del LASSO nell’EPF.

È stato riscontrato che, scegliendo opportunamente il parametro di penalizzazione, il modello LASSO supera in modo significativo i modelli concorrenti, come confermato dal test di Diebold–Mariano. Le variabili esplicative più rilevanti risultano essere il prezzo intraday più recente e il prezzo day-ahead (DA) della stessa ora, mentre anche i prezzi intraday e, in misura minore, quelli DA delle ore serali possono essere considerati predittori utili. Diversamente dai modelli day-ahead tradizionali, non sono invece risultati importanti né il prezzo del giorno precedente alla stessa ora né le variabili dummy legate ai giorni della settimana. In conclusione, il LASSO si è dimostrato adatto per costruire modelli di tipo ARX parsimoniosi ed efficienti.

1. **Probabilistic forecasting in day-ahead electricity markets: Simulating peak and off-peak prices**; Peru Muniain and Florian Ziel; 2020; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207019302675>

Gli autori analizzano la previsione probabilistica dei prezzi dell’elettricità distinguendo tra ore di picco (*peak*) e ore fuori picco (*off-peak*). Prima calcolano l’equazione media, e poi analizzano i residui del passaggio precedente.

Il modello medio (mean model) che viene utilizzato è un modello ARX con variabili esogene. Viene poi messo a confronto con: il modello ARX che include salti indipendenti nei residui (ARX-IJ), modello ARX con salti bivariati nei residui, modello ARX con salti bivariati nei residui e senza media costante (ARX-μ-BiJ), modello ARX con struttura GARCH (ARX-GARCH), modello ARX con salti bivariati nei residui senza media costante e con struttura GARCH (ARX-BiJ-μ-GARCH). Il modello ARX è, poi, stimato tramite OLS ed Elastic Net (enet), quindi ne risultano altri due modelli, ARX-OLS e ARX-ENET.

Il modello ARX-BiJ risulta il più efficace. È proprio questo modello a garantire la rappresentazione più accurata delle correlazioni e dei picchi simultanei, anche se non è perfetto su tutte le metriche. Al contrario, l’ARX-BiJ-μ-GARCH, pur essendo il più complesso, non offre miglioramenti sostanziali: la complessità della stima e la presenza di troppi parametri portano risultati peggiori. Nel complesso, gli autori concludono che nessun modello è superiore in assoluto, ma che il criterio di valutazione scelto influenza fortemente i risultati: l’elastic net prevale sugli approcci tradizionali; l’ARX-BiJ si distingue nettamente per la sua capacità di catturare le strutture di dipendenza, rivelandosi il modello più adatto quando l’obiettivo è descrivere in maniera realistica il comportamento congiunto delle due serie di prezzi.

1. **Hierarchical forecasting for aggregated curves with an application to day-ahead electricity price auctions**; Paul Ghelasi and Florian Ziel; 2024; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207022001479>

In questo studio vengono introdotte quattro innovazioni nel campo delle previsioni gerarchiche. Si osserva che le curve aggregate possiedono una struttura gerarchica implicita e mostrano come i metodi di riconciliazione possano essere sfruttati per migliorarne l’accuratezza previsionale. Viene inoltre proposto un nuovo approccio di riconciliazione, chiamato *aggregated-down*, caratterizzato da una semplicità paragonabile al metodo *top-down*, che si suggerisce di usare come benchmark insieme agli approcci *bottom-up* e *top-down*. Successivamente, gli autori approfondiscono i metodi di riconciliazione ottimale a traccia minima (*minimum trace*), dimostrando che, sotto alcune ipotesi, i risultati ottenuti sono indipendenti dalla rappresentazione della curva scelta. Infine, l’applicazione empirica condotta sulle curve di offerta e domanda delle aste elettriche *day-ahead* evidenzia come l’uso della riconciliazione gerarchica porti a un miglioramento significativo dell’accuratezza delle previsioni.

I risultati mostrano che nessun metodo di riconciliazione riesce a prevalere sugli altri in maniera sistematica. Tuttavia, come discusso nella Sezione 3.3, gli approcci basati su shrinkage, WLS (Weighted Least Squares) e lambda si sono rivelati i più efficaci nella maggior parte dei casi, garantendo miglioramenti significativi rispetto al caso di base bottom-up. Ne consegue che il metodo di riconciliazione in grado di fornire i maggiori benefici dipenderà probabilmente dalle caratteristiche specifiche del dataset considerato.

1. **Conformal Prediction for electricity price forecasting in the day-ahead and real-time balancing market**; Ciaran O’Connor and Mohamed Bahloul and Roberto Rossi and Steven Prestwich and Andrea Visentin; 2025; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S266654682500103X>

I modelli probabilistici utilizzati come benchmark includono: LASSO Estimated AR (LEAR), K-Nearest Neighbours (KNN), Random Forest (RF), Light Gradient Boosting Method (LGBM). Successivamente vengono proposti degli approcci PEPF (Probabilistic EPF) sull’uncertainty quantification e la novelty dello studio, QR-CP Ensemble (Q-Ens). Gli approcci sono, QR, QRA-R, QRA-CP, SCP, EnbPI, SPCI.

I modelli QR (Quantile Regression) e QRA (Quantile Regression Averaging) si sono distinti per efficienza ma hanno mostrato limiti nella copertura, a differenza dei metodi CP, Confromal Prediction, (SCP, EnbPI e SPCI), che hanno eccelso proprio su questo aspetto. L’approccio Q-Ens, combinando i punti di forza degli altri, ha garantito prestazioni elevate sia in termini statistici sia economici, risultando il modello più solido e applicabile anche a strategie di trading, pur con le cautele legate alle condizioni reali di mercato.

1. **Forecasting day-ahead electricity prices: A review of state-of-the-art algorithms, best practices and an open-access benchmark**; Jesus Lago and Grzegorz Marcjasz and Bart De Schutter and Rafał Weron; 2021; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261921004529>

I ricercatori individuano tre problemi con le ricerche presenti al momento della pubblicazione sull’EPF. Quindi propongono delle soluzioni a questi problemi, come pubblicare dei modelli semplici ma efficaci open source, da usare come benchmark per valutare la performance dei futuri nuovi modelli. (<https://github.com/jeslago/epftoolbox>). Questi modelli sono basati su LEAR e DNN e, per valutare le tecniche ensemble, che stanno avendo maggiore successo nella letteratura, vengono proposti modelli benchmark open source di tipo ensemble, sempre basati su LEAR e DNN.

Lo studio mostra che le DNN superano generalmente i metodi LEAR, che però restano preferibili quando servono previsioni in tempi rapidi. Gli ensemble si confermano più efficaci dei modelli singoli e viene ribadita l’importanza di buone pratiche nella ricerca di EPF, come l’uso di test statistici e dataset sufficientemente lunghi, evitando metriche poco affidabili come il MAPE.

1. **Solar and wind power generation forecasts using elastic net in time-varying forecast combinations**; Dragana Nikodinoska and Mathias Käso and Felix Müsgens; 2022; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261921012861>

Lo studio propone meta-previsioni per eolico e fotovoltaico basate su combinazioni di modelli tramite dynamic elastic net (DELNET) basata su un’estimazione rolling windows e cross-validation dei parametri del modello, arricchito da una routine Dynamic Data Pooling (DDP) che migliora la gestione dei dati e introduce ulteriore dinamicità, aumentando così l’accuratezza delle stime. Il benchmark utilizzato è SA, cioè Simple Average.

È stato empiricamente provato che questi “meta-forecast” hanno livelli di performance superiori. DELNET e DDP non solo migliorano rispetto ai singoli modelli di base, ma ottengono prestazioni superiori anche ai migliori forecast individuali in tutti gli anni considerati. Nel complesso, la metodologia proposta offre un quadro robusto e versatile, applicabile non solo alle previsioni di PV ed eolico, ma anche ad altri ambiti dell’energia come il carico elettrico e i prezzi.

1. **Electricity price forecasting on the day-ahead market using machine learning**; Léonard Tschora and Erwan Pierre and Marc Plantevit and Céline Robardet; 2022; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261922002057>

In questo studio si analizza la performance di singoli modelli ML, tra cui Support Vector Regressor (SVR), Random Forrest (RF), Deep Neural Networks (DNN), Convolutional Neural Network (CNN). Per poter paragonare i risultati ottenuti con modelli autoregressivi (LEAR) riproducono i risultati con quattro modelli LEAR e quattro modelli DNN.

L’inclusione di nuove variabili esplicative nel dataset predittivo migliora sensibilmente le prestazioni dei modelli, soprattutto quelle variabili senza giorni ritardati come, previsioni di produzione e consumo e i prezzi del mercato svizzero, anche se l’importanza dei singoli fattori varia a seconda del Paese e riflette specificità di mercato. Si riscontrano notevoli differenze tra i modelli ML: Random Forest (RF) e Convolutional Neural Network (CNN) non risultano adatti all’EPF perché non riescono a sfruttare in modo corretto le variabili. Al contrario, Deep Neural Network (DNN) e Support Vector Regression (SVR) estraggono informazioni più significative, mostrano pattern coerenti (come quelli legati ai picchi di carico) e si adattano ai cambiamenti di mercato aggiornando il peso delle feature più rilevanti, ad esempio il prezzo del gas, anche se nel farlo ottengono brevi periodi di peggioramento nelle fasi di adattamento. In generale questi modelli forniscono previsioni complessivamente più accurate e robuste.

1. **Simplicity in dynamic and competitive electricity markets: A case study on enhanced linear models versus complex deep-learning models for day-ahead electricity price forecasting**; Xuehui Mao and Shanlin Chen and Hanxin Yu and Liwu Duan and Yingjie He and Yinghao Chu; 2025; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261924025856>

Introduce un nuovo framework lineare avanzato, un modello lineare e una rete neurale profonda (DNN) allenati insieme, progettato per ottimizzare il compromesso tra la conservazione dei pattern storici (funzione di memoria) e l’estensione delle previsioni a nuove situazioni (funzione di generalizzazione) nelle previsioni day-ahead dei prezzi dell’elettricità (DAEP).

La rete lineare è un modello lineare Vanilla, ovvero lo strato lineare tipico di una rete neurale. La rete profonda invece è definita come un classico Multi-Layer Perceptron (MLP), costituito da tre tipi di strati: lo strato di input, gli strati nascosti e lo strato di output. Gli strati negli MLP sono fully connected, il che significa che ogni neurone di uno strato è connesso a tutti i neuroni dello strato successivo.

Per l’EPF si è osservato che i modelli lineari avanzati risultano più efficaci rispetto ad approcci complessi come su LSTM e i metodi basati Transformer. L’analisi mostra che, rispetto al modello LSTM, il modello MLPNLinear ottiene una riduzione significativa dei valori di RMSE. Il framework proposto combina in modo efficace capacità di memorizzazione e di generalizzazione, risultando semplice ma al tempo stesso robusto. Questo lo rende particolarmente adatto allo scenario delle previsioni di serie temporali dei prezzi dell’elettricità in un mercato competitivo.

1. **Efficient mid-term forecasting of hourly electricity load using generalized additive models**; Monika Zimmermann and Florian Ziel; 2025; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261925001746>

Proponiamo un modello GAM a due stadi, per previsioni a medio-lungo termine, costruito a partire da P-spline interpretabili, arricchito con un post-processing autoregressivo. Questo modello utilizza come input le temperature smussate esponenzialmente, gli stati non stazionari modellati con ETS (Error-Trend-Seasonal), una rappresentazione articolata degli effetti delle festività con variazioni settimanali e informazioni stagionali.

I risultati mostrano miglioramenti significativi rispetto ai modelli lineari standard, grazie all’inclusione di temperature smussate esponenzialmente e una migliore inclusione delle variabili dovute alle festività. L’integrazione dei dati sui lockdown da COVID-19 consente di catturare efficacemente la riduzione improvvisa ma temporanea della domanda, migliorando ulteriormente le performance del modello.

Nel complesso, il modello si distingue per robustezza, interpretabilità e rapidità computazionale, qualità che lo rendono non solo superiore ai modelli lineari convenzionali, ma anche un candidato ideale per l’ensembling con reti neurali.

1. **A novel machine learning-based electricity price forecasting model based on optimal model selection strategy**; Wendong Yang and Shaolong Sun and Yan Hao and Shouyang Wang; 2022; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544221022374>

Lo studio propone un nuovo algoritmo ibrido per l’electricity price forecasting che si basa sul modello KELM (Kernel-based extreme learning machine), capace di garantire una forte stabilità e capacità di generalizzazione rispetto alle reti neurali tradizionali. Il KELM viene ulteriormente potenziato grazie all’utilizzo del Chaotic Sine Cosine Algorithm come metodo di ottimizzazione e all’introduzione dell’APVMD (adaptive parameter-based variational mode decomposition), che consente di determinare automaticamente i parametri di decomposizione senza la necessità di numerosi esperimenti. A questo si aggiunge una strategia di ottimizzazione leave-one-out, sempre supportata dal CSCA, che rafforza ulteriormente la solidità del modello. Infine, una nuova strategia di selezione del modello permette di individuare in modo più efficiente la configurazione ottimale. L’integrazione di queste componenti rende l’algoritmo significativamente più accurato rispetto ai modelli di confronto e in grado di fornire previsioni più affidabili per i mercati elettrici.

Dallo studio emerge che il modello ibrido sviluppato offre prestazioni superiori rispetto ai benchmark. L’efficacia deriva, in particolare, dall’uso dell’APVMD, capace di estrarre le principali caratteristiche della serie storica, e dal modello KELM, che supera i limiti sia della versione originaria dell’ELM, affetta da fluttuazioni casuali, sia delle tradizionali reti neurali. Un ulteriore contributo è dato dalla strategia di ottimizzazione leave-one-out basata sul CSCA, che permette di costruire un KELM più stabile e generalizzabile, e dalla nuova procedura di selezione del modello, fondamentale per garantire previsioni più accurate e utili agli operatori del mercato.

Bisogna sottolineare che l’analisi è stata condotta solo su problemi di previsione univariata e i test si sono limitati ai mercati australiano e di Singapore.

1. **Deep learning-based electricity price forecasting: Findings on price predictability and European electricity markets**; Kasra Aliyon and Jouni Ritvanen; 2024; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544224026513>

Il primo contributo di questo studio è lo sviluppo del Day-ahead European Electricity Price Forecasting Kit (Deepforkit), open-access. Deepforkit si basa sull’algoritmo DREAMFS (Daily Recalibrating Multilayer PErceptron with Annually tuned hyperparaMeters and Feature Selection), che grazie alla ricalibrazione giornaliera, alla selezione delle feature e all’ottimizzazione annuale degli iperparametri risulta particolarmente adatto al DAPF.

Il secondo contributo, e il più rilevante, riguarda un nuovo modo di intendere la prevedibilità dei prezzi e la valutazione del rischio nei mercati elettrici. Tradizionalmente, la volatilità dei prezzi è stata associata a un aumento del rischio di mercato e una riduzione degli incentivi agli investimenti. Lo studio dimostra che una maggiore volatilità non implica necessariamente una minore prevedibilità se si utilizzano modelli di Deep Learning (DL).

Il modello utilizzato in questo studio è un multilayer perceptron di deep learning, che riceve in input sia le caratteristiche storiche sia quelle future e produce in output le 24 previsioni orarie dei prezzi day-ahead. A eccezione della dimensione dello strato di output, fissata a 24, l’architettura è altamente flessibile e personalizzabile. È infatti possibile modificare il numero di strati nascosti, il numero di unità per ciascuno strato, le funzioni di attivazione, il tasso di dropout e il coefficiente di regolarizzazione L1 (Lasso) per ogni livello.

Questo studio mostra che, sebbene la volatilità e l'imprevedibilità dei prezzi dell'energia elettrica mostrino una correlazione moderata, non necessariamente coincidono. Questo risultato avrebbe un forte impatto sulla percezione del rischio operativo dei partecipanti al mercato dell'energia elettrica, come gli impianti di generazione di energia rinnovabile.

1. **Do jumps and cojumps matter for electricity price forecasting? Evidence from the German-Austrian day-ahead market**; Aitor Ciarreta and Peru Muniain and Ainhoa Zarraga; 2022; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779622003650>

Questo studio analizza se jump e cojump aggiungano informazioni rilevanti nell’EPF. Per farlo, vengono adottati sia approcci univariati (un’unica serie temporale per tutti i prezzi) sia multivariati (24 serie, una per ogni ora della giornata).

Gli autori specificano tre modelli ARX: il modello base senza jump (ARX), quello che incorpora i jump (ARX-J) e infine il modello che include sia jump che cojump (ARX-J-CJ). I jump e i cojump vengono individuati nei residui del modello ARX, già depurati dalla stagionalità per evitare che picchi stagionali vengano interpretati come eventi anomali. Tutti i modelli sono stimati con elastic net, in un contesto rolling window, e le previsioni riguardano i sette giorni successivi per tutte le 24 ore.

I risultati mostrano che, per gli orizzonti di previsione più brevi, il modello ARX semplice risulta più accurato rispetto a quelli che includono jump e/o cojump. Ciò significa che, per decisioni operative a breve termine l’informazione sui jump non porta benefici concreti. Tuttavia, all’aumentare dell’orizzonte di previsione, l’inclusione di jump e cojump migliora significativamente l’accuratezza delle previsioni. Questo risultato è coerente con la natura dei jump, che sono eventi rari e di breve durata, ma la cui probabilità di manifestarsi cresce nel tempo. Le implicazioni più rilevanti riguardano quindi la valutazione dei prodotti settimanali nei mercati dei futures, dove l’effetto dei jump diventa più utile e significativo.

1. **A hybrid forecasting method considering the long-term dependence of day-ahead electricity price series**; Yufeng Guo and Yilin Du and Pu Wang and Xueqin Tian and Zhuofan Xu and Fuyuan Yang and Longxiang Chen and Jie Wan; 2024; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779624007272>

L’architettura del modello proposta è composta da quattro moduli principali: il primo, basato sulla Wavelet Transform (WT), scompone la serie dei prezzi in sottoserie caratterizzate da una varianza più stabile e da pattern più chiari; il secondo effettua un’analisi della dipendenza di lungo termine per studiare le proprietà delle sottoserie e orientare la scelta dei modelli predittivi più adatti; il terzo modulo applica un modello ibrido SARIMA-LSTM, che combina tecniche statistiche e di deep learning per gestire in modo differenziato le sottoserie a seconda della loro dipendenza temporale; infine, il quarto modulo ricostruisce i risultati parziali del modello ibrido per restituire la previsione finale dei prezzi a breve termine.

I risultati sperimentali condotti nei mercati NYISO e PJM mostrano che ogni modulo è indispensabile e che l’assenza di uno di essi porta a un netto peggioramento delle performance. Inoltre, l’uso dell’esponente di Hurst e degli indici ACF e PACF permette di individuare in maniera efficace la dipendenza di lungo termine delle sottoserie. La combinazione tra SARIMA e LSTM si dimostra particolarmente adattabile a diversi scenari, aumentando la robustezza del modello.

1. **An ensemble approach for enhanced Day-Ahead price forecasting in electricity markets**; Alkiviadis Kitsatoglou and Giannis Georgopoulos and Panagiotis Papadopoulos and Herodotus Antonopoulos; 2024; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417424018384>

Lo studio propone una nuova metodologia per l’EPF basata su ensemble dinamici di modelli ML. L’innovazione principale sta nell’abbandonare la scelta statica di un singolo modello a favore di un approccio flessibile, scalabile e orientato ai dati.

Il sistema di previsione include 30 modelli open-source suddivisi in cinque categorie principali: regressione parametrica (Linear, Ridge, Lasso, SVR), regressione non parametrica (k-NN), alberi decisionali (Random Forest, Extremely Randomized Trees), boosting (XGBoost, CatBoost, AdaBoost, GBM) e reti neurali (MLP, LSTM, BiLSTM, GRU con diverse ottimizzazioni di iperparametri). A questi si affiancano numerosi modelli di serie temporali (SARIMA, ETS, TBATS, SVR\_TS, RF\_TS, XGB\_TS, Transformer non-stazionari, LSTM\_TS, ecc.), tutti addestrati con dati storici aggiornati.

L’articolo mostra che, tra le diverse tipologie di modelli testati, quelli di serie storiche hanno fornito risultati più affidabili e con distribuzioni di errore più uniformi, dimostrando buona efficienza in contesti di mercato stabili. Le reti neurali, invece, hanno avuto prestazioni peggiori e più variabili, a causa della loro tendenza a catturare schemi complessi dai dati di training che non si trasferiscono bene in presenza di shock o condizioni di test anomale. Nonostante queste differenze, i modelli aggregati dinamici proposti si sono rivelati superiori rispetto ai singoli modelli, migliorando la precisione complessiva delle previsioni e riducendo l’impatto degli errori grazie alla combinazione flessibile delle previsioni provenienti da più approcci.

1. **From day-ahead to mid and long-term horizons with econometric electricity price forecasting models**; Paul Ghelasi and Florian Ziel; 2025; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032125003570>

L’articolo affronta le difficoltà legate alla previsione dei prezzi elettrici oltre l’orizzonte day-ahead e propone alcune estensioni al modello esperto. Un primo aspetto riguarda l’inclusione di vincoli fondamentali sui coefficienti, derivati dal modello del merit order, che lega i prezzi all’efficienza e ai costi marginali delle diverse tecnologie di generazione. Senza questi vincoli, i coefficienti risultano instabili e poco interpretabili. Una seconda estensione riguarda gli effetti di portafoglio legati all’uso dei futures: sebbene teoricamente i futures con scadenza corrispondente all’orizzonte previsivo dovrebbero essere i più informativi, in pratica risultano più utili quelli più recenti e liquidi, come i front-month, perché riflettono meglio le aspettative del mercato.

Gli autori discutono poi i regressori a breve termine come domanda e rinnovabili: queste variabili non sono prevedibili oltre pochi giorni, ma possono essere incluse attraverso previsioni stagionali e tendenze di lungo periodo. In questo modo il modello riesce a catturare pattern di medio periodo pur non prevedendo gli shock giornalieri. Un’altra sfida riguarda il comportamento “unit root” dei prezzi dell’energia, che riflette le dinamiche stocastiche delle commodity come gas, carbone e petrolio. Questo introduce il rischio di regressioni spurie quando aumenta l’orizzonte temporale, poiché i regressori perdono potere esplicativo e diventano simili a processi casuali. Per ovviare a questo problema viene proposto il “current model”, che separa la fase di stima da quella di previsione: prima si stimano le relazioni sui dati attuali, poi si sostituiscono i regressori con le loro previsioni.

Le conclusioni evidenziano che l’uso di vincoli fondamentali e del current model rende le previsioni più robuste e coerenti. Lo studio suggerisce inoltre che i futures a breve scadenza siano le variabili più informative, che le previsioni stagionali di domanda e rinnovabili possono sostituire le stime giornaliere oltre pochi giorni, e che l’analisi del comportamento unit root è cruciale per evitare risultati spurii.

1. **Reducing complexity in multivariate electricity price forecasting**; Hendrik Kohrs and Benjamin Rainer Auer and Frank Schuhmacher; 2021; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1750622021000235>

Il problema principale è la dimensionalità elevata dei dati, poiché bisogna considerare numerosi lag orari e variabili stagionali. Gli autori propongono di utilizzare i random forest (RF). Consentono anche di costruire profili di importanza variabile per fascia oraria, evidenziando che i predittori più utili dipendono dal momento della giornata: ad esempio, i prezzi serali del giorno precedente sono molto importanti per prevedere le ore notturne.

Queste variabili selezionate sono poi utilizzate in modelli statistici tradizionali e in tecniche di machine learning come le support vector machines (SVM). Gli autori confrontano inoltre i RF con le regressioni penalizzate (lasso, ridge, elastic net), i modelli bayesiani e gli approcci stepwise. I risultati mostrano che gli expert models, costruiti su insiemi ridotti di variabili scelte sulla base delle importanze, superano nettamente i VAR completi, e che la combinazione random forest–SVM fornisce previsioni particolarmente accurate. Tuttavia, l’analisi per singola fascia oraria rivela che non esiste un modello universalmente migliore: ad esempio, le elastic net funzionano meglio per le ore serali, mentre gli approcci random forest–SVM eccellono nelle previsioni notturne.

L’elemento innovativo è quindi la capacità dei random forest di offrire un quadro dettagliato e flessibile dell’importanza dei regressori, permettendo di comprendere perché certi modelli rendano meglio in specifiche ore. La combinazione di più modelli, anche con peso la media aritmetica, supera le performance dei singoli, grazie al fatto che modelli diversi si adattano meglio a orari diversi.

1. **Machine and deep learning approaches for forecasting electricity price and energy load assessment on real datasets**; Heba-Allah I. El-Azab and R.A. Swief and Noha H. El-Amary and H.K. Temraz; 2024; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2090447923005026>

Per migliorare le previsioni vengono proposti quattro modelli basati su tecniche di machine e deep learning: le reti neurali artificiali (ANN), le Long Short-Term Memory (LSTM), le Gated Recurrent Units (GRU) e l’Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS).

Le ANN rappresentano il modello più classico, utile a catturare relazioni non lineari nei dati, ma con alcuni limiti nella gestione di serie temporali lunghe. Le LSTM si memorizzano sequenze temporali estese e superano il problema del gradiente che svanisce, rendendole adatte a dati complessi e con molteplici step temporali. Le GRU riducono la complessità grazie a una struttura semplificata con due soli blocchi, mantenendo buone prestazioni predittive. L’ANFIS combina le potenzialità delle reti neurali con la logica fuzzy, risultando particolarmente efficace nell’integrare variabili qualitative e quantitative, come i fattori climatici o il tipo di giornata, migliorando l’interpretabilità e la precisione delle previsioni.

Vengono applicati questi modelli in due scenari: nel primo, carico e prezzo vengono previsti indipendentemente, nel secondo vengono considerati in relazione reciproca e insieme ad altri fattori esterni. Quest’ultimo approccio si dimostra più efficace, soprattutto nel seguire l’andamento reale durante i picchi stagionali e ridurre gli errori di previsione. I risultati mostrano che le performance variano a seconda della stagione e della variabile da prevedere: ad esempio, l’ANFIS si rivela particolarmente accurato per il carico in inverno ed estate, mentre le GRU eccellono nelle previsioni del prezzo in inverno e autunno.

Lo studio conferma che l’uso di modelli avanzati di deep learning e approcci ibridi come l’ANFIS, unito all’inserimento di fattori esterni e stagionali, consente di ottenere previsioni più stabili e precise.

1. **Applying machine learning to electricity price forecasting in simulated energy market scenarios**; Felix Nitsch and Christoph Schimeczek and Valentin Bertsch; 2024;  [https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352484724007327](%20%20https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352484724007327)

Gli autori propongono un approccio che combina la simulazione ad agenti (ABM) del mercato elettrico con tecniche avanzate di machine learning per la previsione delle serie temporali.

La simulazione viene condotta tramite AMIRIS, un modello open source che rappresenta in dettaglio gli operatori del mercato (produttori, trader, regolatori, gestori di flessibilità) e le loro interazioni nel mercato day-ahead. Questo strumento consente di generare dataset di addestramento e test calibrati su scenari futuri di mercato, caratterizzati da diversi livelli di penetrazione delle rinnovabili e di opzioni di flessibilità. I metodi previsionali analizzati spaziano da benchmark semplici a modelli di machine learning avanzati, con un’attenzione particolare ai Temporal Fusion Transformers, che dimostrano un’elevata accuratezza anche in contesti caratterizzati da forte incertezza.

La novità principale risiede proprio nell’integrazione tra simulazioni ABM e previsioni ML che permette di valutare la capacità dei modelli di adattarsi a dinamiche di prezzo radicalmente nuove. I risultati mostrano che le tecniche di ML, in particolare i Transformers, riducono significativamente gli errori rispetto ai metodi tradizionali.

1. **Econometric modelling and forecasting of intraday electricity prices**; Michał Narajewski and Florian Ziel; 2020; <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405851319300728>

A differenza del day-ahead, l’intraday consente scambi fino a pochi minuti dalla consegna, ma la letteratura sulla previsione dei prezzi è ancora scarsa. Gli autori concentrano l’analisi sull’indice ID3, relativo ai prezzi registrati tre ore prima della consegna, e propongono un approccio multivariato che sfrutta al massimo le informazioni disponibili sul mercato.

I dati grezzi presentano alta volatilità e spike di prezzo; perciò, gli autori applicano una normalizzazione basata sulla mediana e una trasformazione asinh, in grado di gestire anche valori negativi. La stima dei modelli si fonda su tre tecniche: OLS per specificazioni semplici, Lasso e Elastic Net per i modelli ad alta dimensionalità, grazie alle loro capacità di regolarizzazione e selezione delle variabili. Il cuore della proposta è il cosiddetto “full information model”, che include otto blocchi di regressori: i prezzi intraday registrati fino al momento della previsione, le serie storiche di giorni e settimane precedenti, i prezzi day-ahead e intraday auction, variabili dummy per i giorni della settimana e i volumi di sbilanciamento del mercato di bilanciamento.

Come benchmark vengono utilizzati il prezzo day-ahead, il valore più recente del prodotto scambiato (su 15 minuti o 2,5 ore), varianti di modelli ARX e versioni ridotte del lasso. La comparazione mostra che per i prodotti orari il mercato si comporta come weak-form efficient: nessun modello batte la semplice previsione basata sull’ultimo prezzo osservato. Per i prodotti a quarto d’ora, c’è spazio per miglioramenti: qui il full information model stimato con elastic net e trasformazione corretta dei dati ottiene le migliori performance, indicando che ulteriori informazioni, come il prezzo d’asta intraday e i valori più recenti di prodotti vicini, risultano effettivamente utili.