



DIPARTIMENTO DI
INGEGNERIA ELETTRICA
E DELL'INFORMAZIONE

Progetto InSITE: INtelligent energy management of Smartgrids based on IoT and edge/cloud Technologies

D.3.2 - SOTA of smart-grid modeling

Versione: 1.0
Data: 23/02/2023

Finanziato a valere sul fondo di finanziamento della Ricerca di Sistema elettrico nazionale (Fondo RdS) Piano Triennale (PT) 2019-2021 – Bando b – progetto “InSITE - INtelligent energy management of Smartgrids based on IoT and edge/cloud Technologies”, riferimento Prog. CSEAB_00320





1	Introduzione	3
2	Tipologia e topologia di Smart Grid	5
2.1	Topologia di Smart Grid: caratteristiche	12
3	Modellazione di un Digital Twin per una Smart Grid lato DSM	16
3.1	Il digital twin	16
3.2	Gestione dei dati per i DT di una Smart Grid	18
3.3	DSM: modellazione e gestione della domanda	21
3.4	Approcci alla modellazione delle Smart Grid	25
3.4.1	Modellazione top down	25
3.4.2	Modellazione bottom-up	29
3.4.3	Convergenza approccio top-down e bottom up: IOT ed edge computing	30
3.4.4	Modellazione data-driven	31
4	Modellazione delle Smart Grid	33
4.1.1	Modellazione per la previsione della domanda (carico)	33
4.1.2	Modellazione per la valutazione della condizione e della stabilità	53
4.1.3	Modellazione per la gestione ottimale	61
4.1.4	Modellazione per la sicurezza informatica	69
4.1.5	Modellazione degli attributi delle Smart Grid	70
5	Big data analytics a supporto della modellazione delle Smart Grid	74
6	Strumenti per la modellazione e la simulazione della Smart Grid	78
7	Modelli a supporto delle comunità energetiche	87
8	Conclusioni	98
9	Bibliografia	100



1 Introduzione

Una Smart Grid (SG) si configura come un centro di produzione e gestione intelligente dell'energia, in cui i concetti di distribuzione distribuita e tecnologia si fondono. Da tale connubio, se ne deducono dei benefici in termini di riduzione di consumi, costi di gestione delle infrastrutture, e si agevola il consumo della produzione locale.

In particolare, l'uso di tecnologie digitali consente di sfruttare in modo ottimale l'energia autoprodotta grazie a logiche di controllo avanzate e dinamiche che intervengono sulla produzione, lo storage e i carichi.

Tradizionalmente, la distribuzione di energia è concepita in maniera centralizzata e unidirezionale.

L'architettura della rete elettrica tradizionale è del tipo *top-down*, in cui il produttore fornisce l'energia necessaria alla rete senza preoccuparsi troppo di ciascuno dei consumatori, dei loro bisogni e delle perdite di linea. L'instradamento viene effettuato dagli impianti di produzione attraverso la rete di trasmissione, al consumatore tramite la rete di distribuzione.

La rete Smart Grid, invece, favorisce consumi prossimi alla produzione, per evitare il trasporto di elettricità su lunghe distanze, concretizzandosi nel termine internet dell'energia [1]. Per fare ciò, la rete deve operare in modalità interattiva (*top-down* e *bottom-up*) tenendo conto dei vincoli della rete e dotandosi di un certo grado di intelligenza. Tale intelligenza è alla base dei segnali di controllo ed attuazione inviati ai dispositivi fisici della rete. Per cui grazie a logiche di gestione avanzata che gestiscono, in tempo reale, i flussi di energia e potenza si vanno a determinare i valori di setup ottimali per le risorse distribuite di generazione e carico.

Le tecnologie Smart Grid possono essere definite come sistemi autosufficienti in grado di trovare soluzioni ai problemi rapidamente in un sistema che mira a fornire elettricità sostenibile, affidabile, sicura e di qualità a tutti i consumatori. A tal riguardo, diverse applicazioni tecnologiche sono state indagate.

In [2] viene fornita una panoramica completa della ricerca esistente sulle tecnologie e le applicazioni delle Smart Grid. In particolare, il focus di questa ricerca è quello di fornire "un'offerta di energia affidabile, efficiente e conveniente per i consumatori dall'uso di fonti di energia rinnovabile e di generazione distribuita integrando strategie di generazione in loco".

La letteratura evidenzia diversi argomenti di grande importanza nelle Smart Grid, tra cui la comunicazione in tempo reale, la tariffazione dinamica, la generazione distribuita e il demand-side management.

Inoltre, l'aumento dell'uso di fonti di energia distribuite e rinnovabili ha anche incrementato il rischio di attacchi informatici alla rete elettrica, permettendo di fare importanti considerazioni sulla sicurezza informatica e dell'informazione ai fini della sostenibilità e qualità dell'offerta di energia elettrica. Per cui si enfatizza la necessità di sviluppare delle strategie di controllo e gestione delle Smart Grid per assicurare dati di misura affidabili che a loro volta garantiscano la longevità della rete e la sua protezione minimizzando le

relative perdite. Un'area di applicazione cruciale per l'ICT nelle reti di distribuzione è la promozione del demand side management (DSM) e dei relativi programmi di risposta alla domanda. “È di vitale interesse per gli operatori di rete conoscere il carico effettivo della rete e ridisegnarlo per garantire la stabilità della rete”. Partendo da tali premesse, si intuisce come la gestione del sistema elettrico, inteso come rete in cui convogliare il flusso di energia elettrica, debba essere tale da garantire il funzionamento economicamente efficiente, con basse perdite, elevato livello di sicurezza e continuità e qualità della fornitura. Si definisce così un modello di gestione smart dell'energia, in cui è possibile prevedere i picchi di consumo, e adattare di conseguenza, carichi, stoccaggio e priorità nell'utilizzo delle fonti rinnovabili. Si parla di modello aggregato, in cui si sviluppa una centrale virtuale dove i sistemi di accumulo, i carichi e i generatori coesistono in rete al fine di automunirsi e regolarsi, e di gestire in maniera intelligente il contributo di fonti discontinue come fotovoltaico ed eolico.

Quindi, una Smart Grid è self-healing poiché è in grado di analizzare e risolvere gli eventuali problemi di malfunzionamento; capace di tenere conto del comportamento dei carichi nella gestione della rete; capace di fornire un livello di qualità realmente commisurato alle necessità di utenti e industrie; capace di consentire l'utilizzo di diverse tecnologie di generazione, rinnovabili comprese; capace di permettere l'ottimizzazione dei capitali minimizzando i costi di gestione e manutenzione grazie al monitoraggio costante e alla manutenzione predittiva.

Dall'altra parte, l'affermarsi di tecnologie abilitanti dell'Industria 4.0, quali edge/cloud computing, Intelligenza Artificiale e machine learning, Digital Twin (DT), gestione di grandi volumi storicizzati e in real time in termini di Business Intelligence, Big Data, IoT, hanno permesso di semplificare il controllo in remoto dei segnali, di rendere le applicazioni più scalabili, di aumentare la capacità di supportare applicazioni real time, garantendo sicurezza dei dati e resilienza intesa come continuità di utilizzo del sistema.

Per cui, in linea con l'obiettivo del progetto InSITE, ovvero migliorare le tecniche di controllo di una sua Smart Grid e della sua resilienza, in questo deliverable vengono presentate le proposte più innovative relative ad una nuova metodologia top-down in cui l'adozione delle tecnologie IoT ed edge-cloud computing, consentono di sfociare in un approccio top-down e bottom-up che mira allo sviluppo di modelli data driven per il DT. In particolare, si definisce e analizza la modellazione visto dal provider dell'energia, cioè come modellare un affidabile digital twin (DT) dell'intera smart esplorando, quindi, le tecniche per la gestione, ottimizzazione dei carichi come parte di un modello aggregato di cui fanno parte anche i generatori e gli accumulatori.

Nella prima fase di quest'attività, è stato caratterizzato lo scenario di riferimento, ossia sono state esposte le principali peculiarità del sistema elettrico, identificando le diverse tipologie e topologie di SG. Si passa successivamente ad analizzare i più innovativi modelli data driven proposti in letteratura.

2 Tipologia e topologia di Smart Grid

La Smart Grid ha rivoluzionato l'intera rete elettrica tradizionale.

Il modello concettuale del National Institute of Standards and Technology (NIST) per la Smart Grid, descritta nel NIST Smart Grid Framework [3], è riportato in Figura 1, in cui sono rappresentati i molteplici attori e i loro domini all'interno della Smart Grid. Per abilitare in maniera corretta la sinergia tra i diversi attori presenti, è bene che diverse tecnologie interagiscano a diversi livelli.

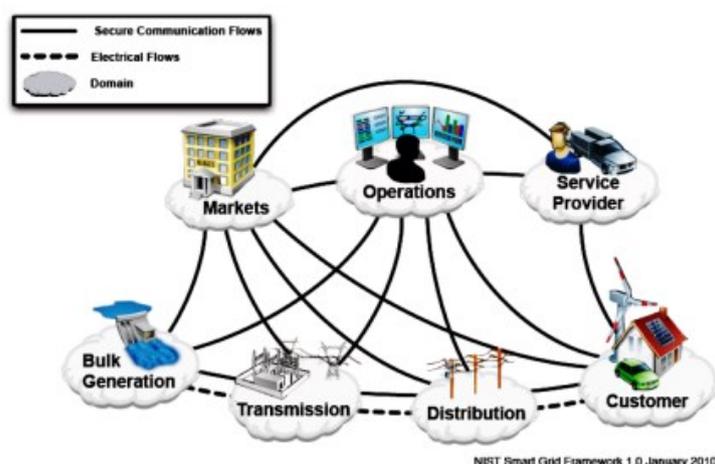


Figura 1- NIST Smart Grid Framework

L'elemento innovativo introdotto dalla Smart Grid riguarda il flusso di informazioni tra le varie parti coinvolte. A differenza della rete tradizionale in cui i flussi di energia vanno dalle grandi centrali ai nodi periferici, le Smart Grid hanno una struttura "a maglie" tale che, oltre a ricevere l'energia, possono anche immetterla nel sistema ai fini di ottimizzare la distribuzione energetica. Quindi i flussi di energia e delle informazioni sono bidirezionali, e in tale scenario il cliente diventa un attore attivo (prosumer), in cui i suoi consumi vengono monitorati dal fornitore ai fini commerciali e, a livello aggregato, dal distributore di energia per la relativa misurazione, ma anche per motivi tecnici, come ad esempio garantire la qualità dell'energia. A differenza della rete elettrica tradizionale ad altissima tensione in cui il flusso è continuo e costante, indipendentemente dalla quantità di energia realmente utilizzata, tale che se l'energia supera le capacità di trasporto della rete



o il fabbisogno in un determinato momento, quella prodotta in eccesso va sprecata, i sistemi di accumulo della Smart Grid permettono di conservare il surplus e di utilizzarlo al momento del bisogno.

In [4] si sottolinea come la progettazione e gestione delle reti di distribuzioni da parte dei DSO (operatori di sistema di distribuzione) sia cambiata in relazione all'espansione delle capacità di generazione di energia rinnovabile decentralizzata e intermittente. La maggior parte di questi nuovi generatori (sia in numero che in capacità) sono collegati alle reti di distribuzione. L'approccio seguito in precedenza dai DSO era di tipo top-down. Sotto il paradigma "le reti seguono la domanda", il loro ruolo principale era quello di fornire energia che fluisce in una direzione, dalla sottostazione di trasmissione fino agli utenti finali. Questo approccio fa uso di pochissimi strumenti di monitoraggio ed è adatto per le reti di distribuzione con flussi prevedibili.

Tuttavia, quote più elevate di fonti di energia distribuita portano a flussi di rete imprevedibili, maggiori variazioni di tensione e diverse caratteristiche di potenza reattiva di rete. Ragion per cui i flussi bidirezionali necessitano di essere presi in considerazione, monitorandoli, simulandoli e gestendoli per assicurare la sicurezza della rete e fornire un servizio di qualità ai clienti.

In Tabella 1 sono riportati i diversi livelli di tensione di distribuzione per la rete elettrica italiana, dato che i relativi valori differiscono da paese a paese. Solitamente i livelli di tensione si distinguono in Altissima tensione AAT (EHV), Alta tensione (HT), Media Tensione (MT), Bassa tensione (LT).

Tabella 1. Livelli di tensione di distribuzione rete elettrica italiana

Usual connection voltage level
EHV (>150kV)
HV (30-150kV)
MV (1-30kV)
LV (< 1kV)

A questo punto, si definiscono i concetti di tipologia e topologia relativamente ad una Smart Grid, così da poterne definire caratteristiche, e introdurre successivamente ottimizzazioni attraverso lo sviluppo di algoritmi data-driven.

La tipologia di una rete è la sua categorizzazione sulla base di elementi come l'estensione geografica ed il canale di trasmissione usato, mentre la topologia di una rete è l'implementazione reale di essa, o meglio la configurazione che assume. La dimensione di una Smart Grid può impattare significativamente sul suo design e sulla sua operatività, sull'integrazione di fonti di energia rinnovabile, stoccaggio di energia e altre tecnologie avanzate. Il progetto e l'implementazione di una Smart Grid deve essere rivolto al soddisfacimento delle



necessità specifiche della comunità a cui deve essere destinata, garantendo al contempo la sua affidabilità, efficienza e sicurezza.

Quindi, una Smart Grid può variare in relazione all'area geografica che copre e al numero di clienti di cui usufruiranno. In tal caso, nel senso più generico, si può distinguere una microrete relativamente ad una singola comunità, da una rete nazionale la cui copertura riguarda l'intero paese.

Una rete nazionale è una rete elettrica a grande scala che copre un intero paese, collegando i generatori di energia ai clienti su una vasta rete di linee di trasmissione e distribuzione. Le reti nazionali sono generalmente gestite da società di servizi pubblici di proprietà governativa o regolamentata e sono responsabili della distribuzione di energia elettrica a milioni di clienti. In tal caso si parla di Macro Grid nel caso in cui la rete svolge una funzione pubblica, indipendentemente dalla natura della loro proprietà. Tali reti consistono di sistemi di alta ed altissima tensione, ma anche di Media e Bassa Tensione con tecnologie AC/DC e forniscono servizi pubblici secondo i parametri standard di qualità e affidabilità (PQR) [5]. L'interesse e relativi benefici relativi all'implementazione della Macro Grid è evidente in [6]. Questo report tratta della trasmissione interregionale e delle Macro Reti, al fine di illustrare il valore dello sviluppo di sistemi di trasmissione di questo tipo negli Stati Uniti. "Con trasmissione interregionale, si intende la trasmissione tra due o più regioni geografiche distinte, separate da una significativa distanza". Quindi con il termine Macro Reti, si intende una rete di linee di trasmissione interregionali, "generalmente di ampio respiro geografico". Spesso si usa il termine Super reti come alternativa a Macro Reti.

Ad ogni modo, le Macro Grid possono essere così suddivise:

- Super Grid (EHV Macro Grids): sistemi di trasmissione di energia elettrica, basato principalmente sulla tecnologia della corrente continua, destinato a facilitare la produzione di energia rinnovabile su larga scala in aree remote per la trasmissione ai centri di consumo;
- HV Macro Grid: rappresentano le attuali reti di trasmissione elettrica (380/220kV con tecnologia AC);
- MV & LV Macro Grid: rappresentano le attuali reti di distribuzione elettrica in Media Tensione (20/10kV con tecnologia AC) e Bassa Tensione (380/220V con tecnologia AC).

Parlando di Microgrid, che rappresentano la tipologia di riferimento per il progetto, si può dire che esse sono definibili come porzione del sistema di distribuzione caratterizzata dai seguenti elementi fondamentali:

- Generazione elettrica: Energie Rinnovabile e Distribuite, e anche tradizionale;
- Carichi: utenze residenziali, commerciali, industriali;
- Sistemi di Accumulo, anche se non sempre presenti;
- rete elettrica, prevalentemente in bassa tensione che collega i vari elementi tra di loro e con la Macro Grid di media tensione.

Queste reti sono governate localmente e possono funzionare in “isola elettrica” oppure collegate alla Macro Grid. Un'altra importante definizione è quella che una “Micro Grid è una Customer Micro Grid, cioè una rete formata soprattutto da un numero limitato di prosumer (carichi che possono divenire anche generatori)”. In tal caso la Macro Grid vede la Microgrid come semplice nodo di carico, che può divenire anche attivo. Per cui, “l'infrastruttura elettrica interna alla rete può essere concettualmente vista come rete di raccordo tra generatori e piccoli carichi, anziché una rete di distribuzione in bassa tensione di servizio pubblico”.

Esistono differenti tipologie di Micro Grid che possono variare per:

- potenza installata;
- numero e tipologia di sistemi di generazione/accumulo;
- in base alla scala dell'area servita, dall'edificio o carico singolo fino a interi quartieri o comunità;
- tipologia di carichi (controllabile/non controllabile; residenziale, commerciale, terziario, etc...).

Si individuano [7]:

- Single facility microgrids. Queste microreti sono sistemi di generazione, distribuzione e gestione dell'energia elettrica progettati per fornire energia ad una singola struttura. Questi sistemi sono in grado di operare in modo autonomo e indipendente dalla rete elettrica principale (isola), ma richiedono una fonte di generazione di supporto per mantenere la continuità del servizio elettrico. Le single facility microgrids sono utilizzate principalmente in edifici industriali, commerciali, residenziali, ospedalieri e altre strutture con carichi elettrici al di sotto dei 2 MW. Questi sistemi sono progettati per aumentare l'efficienza energetica e ridurre i costi di gestione dell'energia elettrica, aumentando la sicurezza e la resilienza dell'approvvigionamento energetico. Tuttavia, a causa della bassa inerzia e del ridotto carico di potenza, le single facility microgrids richiedono una fonte di generazione di supporto (ad esempio, generatori diesel o batterie) per garantire il funzionamento in isola in caso di interruzione della fornitura elettrica dalla rete principale. La scelta della fonte di generazione di supporto dipende dalle esigenze specifiche della struttura e dalle condizioni ambientali del luogo in cui si trova.
- Multiple Facility Microgrids. Sono sistemi di generazione, distribuzione e gestione dell'energia elettrica che comprendono più edifici o strutture con carichi tipicamente compresi tra i 2 e i 5 MW. Questi sistemi possono essere costituiti da una o più microgrids che possono interagire tra loro o operare indipendentemente. In una multiple facility microgrid, ogni microgrid è progettata per fornire energia a un'area specifica, come un quartiere, una comunità, un campus universitario o medico, una base militare o un agglomerato industriale, commerciale o residenziale. Le microgrid possono essere collegate tra loro per condividere l'energia in caso di necessità, creando un sistema



integrato e scalabile. Le multiple facility microgrids sono progettate per aumentare l'efficienza energetica e la sicurezza dell'approvvigionamento energetico, riducendo i costi di gestione dell'energia elettrica e l'impatto ambientale. Inoltre, questi sistemi possono fornire un'alternativa alla rete elettrica tradizionale in caso di emergenze o catastrofi naturali, garantendo la continuità del servizio elettrico.

- Feeder Microgrids. sono un tipo di microrete che mirano a fornire un servizio affidabile ed efficiente di fornitura di energia a una sezione specifica della rete elettrica principale, che può sopportare 5-10 MW. Questa sezione, chiamata "feeder", è un tratto di rete di distribuzione elettrica che trasporta energia elettrica da una sottostazione di distribuzione a un gruppo di carichi. Le Feeder Microgrid sono in grado di gestire la generazione e/o il consumo di energia di tutti i carichi all'interno del feeder, utilizzando tecnologie avanzate di gestione energetica e fonti di energia rinnovabile. In caso di interruzione della rete elettrica principale, le Feeder Microgrid sono progettate per funzionare in modo autonomo o in modo coordinato con la rete elettrica principale, fornendo energia ai carichi critici e ai servizi essenziali come ospedali, scuole e centri di soccorso. Le Feeder Microgrid sono progettate per operare in modo autonomo o in modo coordinato con la rete elettrica principale, utilizzando fonti di energia rinnovabile, sistemi di stoccaggio di energia e tecnologie di gestione energetica avanzate per garantire una fornitura di energia affidabile, efficiente e sostenibile.
- Substation Microgrids. Sono progettate per fornire energia elettrica alla sottostazione di trasformazione utilizzando fonti di energia rinnovabile e tecnologie avanzate di gestione energetica. Una sottostazione di trasformazione è un componente essenziale della rete di distribuzione elettrica che trasforma la tensione dell'energia elettrica proveniente dalla rete di trasmissione a livelli utilizzabili per i carichi. Questo tipo di microrete può gestire fino a 5-10 MW di energia elettrica e può essere utilizzata per fornire energia a una vasta gamma di carichi, tra cui residenze, uffici, industrie e impianti pubblici. Come altre tipologie di microreti, le Substation Microgrids possono essere utilizzate come sistema di backup in caso di interruzione della rete elettrica principale, garantendo la fornitura di energia ai carichi critici e ai servizi essenziali come ospedali, scuole e centri di soccorso.

Altre tipologie di rete sono:

- **Milli Grid:** spesso denominate come MV Micro Grid. Si tratta di sistemi elettrici che raggruppano generatori e carichi in grado di funzionare in isola e che includono spesso anche sezioni di distribuzione tradizionale. Sono sistemi di alimentazione elettrica a bassa tensione e a bassa potenza che possono operare in modo

autonomo o essere integrati in una rete di alimentazione più grande. Tuttavia, è importante notare che il termine "milligrig" non è standardizzato e il suo significato esatto potrebbe variare a seconda del contesto in cui viene utilizzato. Queste reti sono anche definite come "utility microgrid" o "community grid".

- Nanogrid: sono reti che richiedono carichi critici e prioritari. A differenza delle Microgrid, che forniscono energia a più edifici o dispositivi, la Nanogrid è progettata per alimentare un singolo dispositivo o una singola unità abitativa. La Nanogrid può essere utilizzata come sistema di alimentazione elettrica autonomo in aree remote o inaccessibili, o come sistema di backup in caso di interruzione dell'alimentazione elettrica dalla rete di distribuzione principale.

Le Nanogrid sono generalmente considerate una soluzione energetica sostenibile e a basso costo per le zone rurali e remote, poiché possono essere facilmente installate e utilizzate anche in aree senza accesso all'energia elettrica dalla rete di distribuzione principale. Tuttavia, poiché la Nanogrid è progettata per fornire energia solo a un singolo dispositivo o ad una singola unità abitativa, il suo utilizzo è limitato rispetto a soluzioni più grandi come le Microgrid o le Super Grid.

In [8] viene chiarita la distinzione netta tra Microgrid e Nanogrid. Per massimizzare l'uso efficiente della distribuzione elettrica, vengono utilizzate strutture di controllo per bilanciare la produzione intermittente di energia rinnovabile con il consumo di energia su piccola scala, a livello di una singola casa/piccolo edificio mediante Nanogrid. Questo articolo esplora, quindi, la ricerca attuale sulle Nanogrid, discutendo le relative topologie e le tecniche di controllo annesse. Successivamente si considera l'interconnessione di più Nanogrid che formano una rete (Microgrid), facilitando la condivisione di energia tra Nanogrid individuali.

Le Microgrid combinano una varietà di DG e ne ottimizzano l'uso per soddisfare le esigenze energetiche di piccole comunità, ospedali e campus universitari, ecc. Questo diventa quindi un sottosistema di alimentazione controllabile e flessibile che può connettersi o disconnettersi dalla rete elettrica principale. Il concetto di Microgrid può essere ulteriormente scalato, e si parla di "Nanogrid".

Tuttavia, la distinzione Microgrid e Nanogrid dovrebbe essere fatta per le seguenti regioni:

- Le Nanogrid svolgono un ruolo diverso rispetto alle Microgrid all'interno della gerarchia energetica.
- I potenziali mercati per le Nanogrid sono diversi da quelli delle Microgrid.
- Poiché la struttura di una Nanogrid è limitata a una singola casa, gli obiettivi tecnici, l'hardware e il software spesso variano rispetto a quelli di una Microgrid.

Pertanto, utilizzando un sistema di distribuzione dell'energia per una singola casa/edificio per definire una Nanogrid (Figura 2) e uno scenario di distribuzione per più case/edifici per le Microgrid (Figura 3), si delinea un confine netto.

Una definizione pertanto concisa della Nanogrid è la seguente: “Una Nanogrid è un sistema di distribuzione di energia per una singola casa o un piccolo edificio, con la capacità di connettersi o disconnettersi da altre entità energetiche tramite un gateway. Consiste nella produzione di energia locale per alimentare i carichi locali, con l'opzione di utilizzare lo stoccaggio di energia e/o un sistema di controllo”.

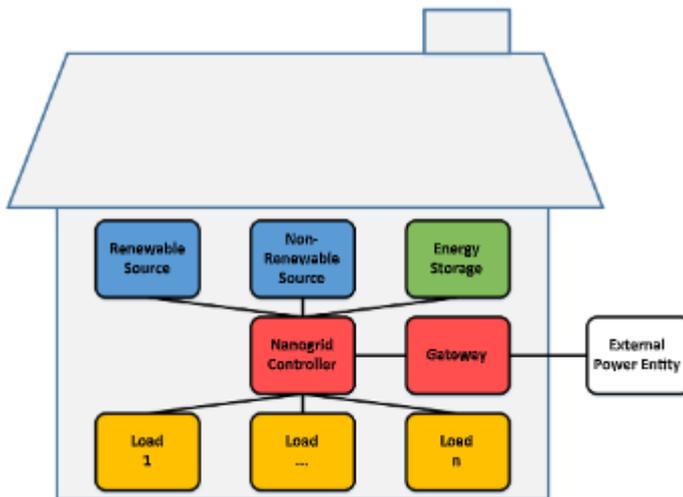


Figura 2- Diagramma a blocchi Nanogrid

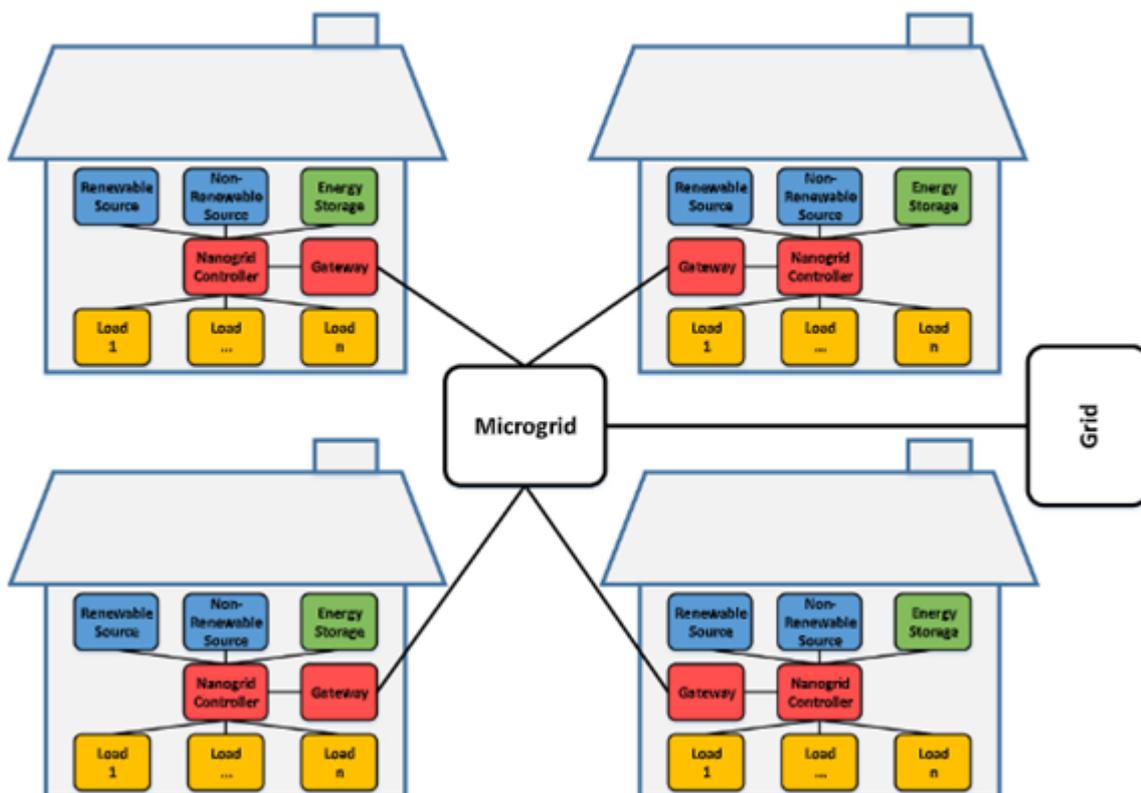


Figura 3- Microgrid fatta di multiple Nanogrid

2.1 Topologia di Smart Grid: caratteristiche

Conoscere la topologia della rete elettrica è di fondamentale importanza, in particolar modo ai fini dell'applicazione dei metodi di ottimizzazione vincolati dalla rete, poiché è proprio la topologia di questa ad influenzare la dinamica delle grandezze in gioco. L'applicazione di tali metodi di ottimizzazione ha l'obiettivo di rendere la rete il più intelligente possibile, limitando le perdite di energia sulle linee, e quindi, l'identificazione di una più opportuna topologia permetterebbe, in linea con gli obiettivi del progetto InSITE, un'analisi di resilienza, la generazione delle predictions, le simulazioni e le validazioni necessarie alla sintesi del sistema di gestione e controllo ottimale più snelle dal punto di vista computazionale. A maggior ragione, la conoscenza delle caratteristiche topologiche e statistiche permette di sviluppare una piattaforma di simulazione in grado di generare un'infinità di casistiche di rete che risultano molto utili nelle applicazioni. Proprio questa motivazione ha attirato l'attenzione di molti ricercatori che hanno formulato molteplici modelli statistici.

In maniera del tutto generale, all'interno della rete di distribuzione comprendente medie e basse tensioni, si possono trovare diverse topologie (Figura 4):

- radiali;
- ad albero;
- ad anello;
- grafo fortemente connesso;
- grafo sparso.

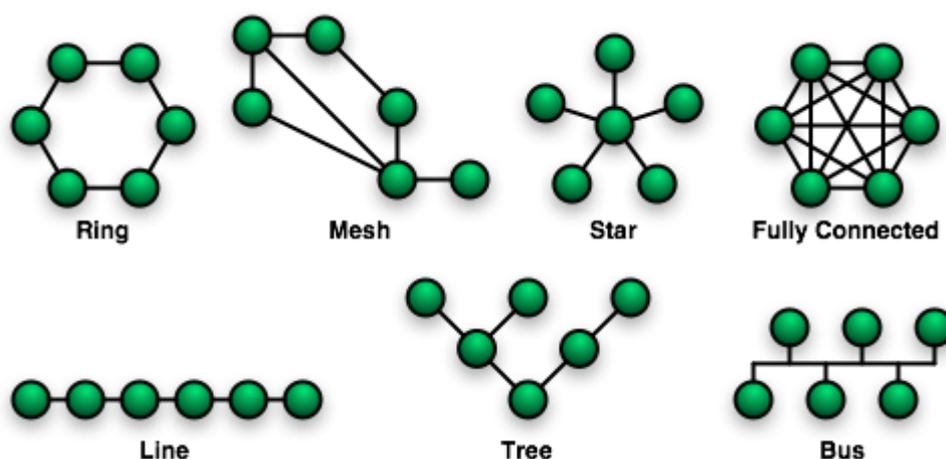


Figura 4. Differenti tipologie di rete [9].

Le reti di distribuzione tradizionali hanno caratteristiche diverse riguardo alla topologia (a maglia o radiale):



- Le reti HV. La progettazione topologica della rete può essere tipicamente radiale o a maglia a seconda della situazione.
- Le reti di distribuzione MV. In genere viene utilizzata una topologia a maglia.
- Le reti LV sono di solito progettate radialmente.

Ulteriormente, le reti MV e le reti LV urbane e rurali presentano caratteristiche diverse.

Reti, o parti di esse tipicamente radiali si incontrano in particolare in zone rurali, in cui esistono lunghe linee con zone di carico isolate e distanti tra loro. Nelle zone urbane invece, la topologia della rete cambia. Spesso ci si trovano realtà strutturali ad anello, oppure interconnesse. Queste topologie sono più consone nella distribuzione del servizio dove la densità abitativa è elevata.

Per la parte a bassa tensione, dove la rete arriva a stretto contatto con l'utenza finale, la struttura predominante è quella ad albero, in cui le foglie rappresentano gli utilizzatori.

Dal punto di vista topologico, dunque, la rete di distribuzione si può vedere come un grafo non orientato dotato di L archi e N nodi.

La topologia di una Smart Grid si riferisce alla disposizione dei componenti e alle relazioni tra di essi, e deve essere progettata per supportare l'integrazione di fonti di energia rinnovabile, come l'energia solare e eolica, e per gestire l'aumento della domanda di elettricità. Deve anche essere flessibile e scalabile, in modo da poter gestire eventuali cambiamenti futuri e la crescita del sistema energetico.

Nel complesso, la topologia di una Smart Grid svolge un ruolo critico nel garantire l'affidabilità, l'efficienza e la sicurezza del sistema energetico e deve essere attentamente valutata e progettata per soddisfare le esigenze in continua evoluzione della rete elettrica. Ad esempio, durante i guasti o le emergenze le informazioni sulla topologia possono essere utilizzate per identificare rapidamente le aree interessate e ripristinare l'alimentazione. Inoltre, informazioni accurate sulla topologia di rete sono essenziali per una stima affidabile dello stato di una rete di distribuzione. La stima dello stato è un processo di determinazione dello stato degli elementi diversi della rete, come tensione e corrente, basato su misure ottenute da vari sensori. Senza informazioni accurate sulla topologia, il processo di stima dello stato può essere poco affidabile, portando a decisioni errate e potenziali rischi per la sicurezza.

Molti ricercatori hanno indirizzato gli studi verso un buon modello di rete valutando la robustezza nei punti critici.

Inoltre, tenendo conto della necessità di protocolli di comunicazione, che partono proprio dall'analisi topologica della rete per trasmettere l'informazione, la topologia della rete ha un ruolo importante.

In [10] si evidenzia come la tipologia di Smart Grid ha posto significativi problemi relativamente alle condizioni molto difficili di propagazione radio, problematica amplificata dalla mancanza di sistemi appropriati per

potenziare i dispositivi WSN. All'interno della tipologia di rete il protocollo di routing deve essere tale da fornire meccanismi espliciti per aggiornare e scartare eventuali percorsi corrotti. Il problema si ha nella configurazione di rete elettrica di Figura 5, in cui il numero di dispositivi full-function (FFD), in grado di instradare, aumenta notevolmente rispetto ai dispositivi reduced-function (RFD), senza capacità di instradamento, quando l'area da coprire cresce solo lungo un asse.

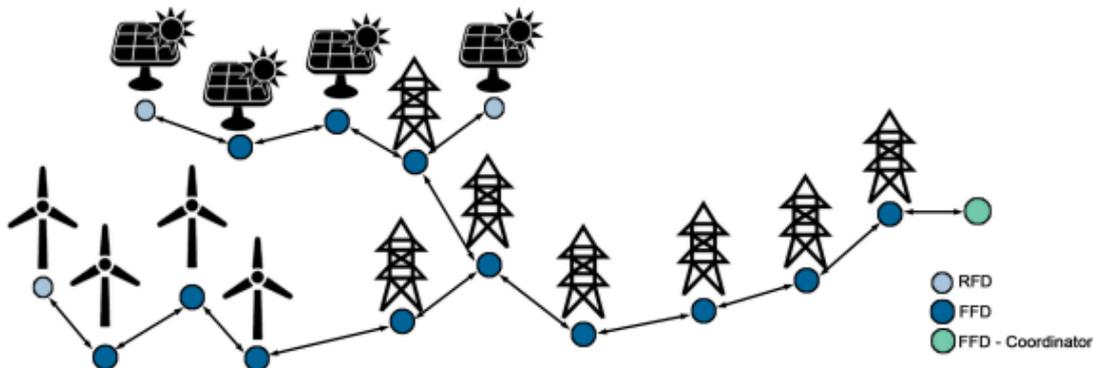


Figura 5- Configurazione di rete elettrica in cui si hanno problemi di comunicazione radio.

In [11] ci si riferisce alla topologia di una rete di distribuzione LV, che descrive la connessione tra i suoi numerosi componenti come i feeder, i trasformatori di distribuzione, i distributori e i consumatori. Le informazioni sulla topologia di rete, come detto precedentemente, sono utili per l'integrazione efficiente di fonti di energia rinnovabile e la gestione efficiente dei guasti nelle reti di distribuzione. Inoltre, per una stima affidabile dello stato di una rete di distribuzione, è essenziale avere informazioni accurate sulla topologia di rete. Alcuni dei consumatori LV funzionano su una singola fase e prelevano energia da una delle tre fasi di un trasformatore di distribuzione. La connettività di fase di questi consumatori fa anche parte delle informazioni sulla topologia della rete. Queste informazioni sono importanti per mantenere il bilanciamento del carico e della tensione nelle tre fasi dei trasformatori di distribuzione e nei feeder di distribuzione. Carichi sbilanciati sui trasformatori e sui feeder portano a perdite di rame più elevate e caduta di tensione e, di conseguenza, influiscono sulla durata degli asset.

Le informazioni sulla topologia della rete potrebbero non essere disponibili in modo accurato in ogni momento a causa di cambiamenti che si verificano a livello di riconfigurazione della rete, riparazioni, manutenzione e bilanciamento del carico. Inoltre, i consumatori potrebbero avere la possibilità di passare da una fase all'altra quando una fase si interrompe, cambiando così la topologia. Spesso, gli operatori di rete non sono a conoscenza di tali cambiamenti nella topologia.

Sono stati fatti numerosi tentativi per risolvere i problemi di identificazione delle fasi e della topologia. Le tecnologie della rete intelligente hanno ulteriormente intensificato la ricerca di nuovi metodi per inferire la connettività.

I metodi per l'identificazione della topologia possono essere classificati in due categorie:

- 1) metodi basati sull'hardware;
- 2) metodi basati sul software.

I metodi basati sull'hardware includono un sistema di identificazione delle fasi basato su microprocessori e un dispositivo di iniezione di segnale progettato per la misura della fase. Tuttavia, il costo aggiuntivo dell'hardware e del personale richiesto per far funzionare questi dispositivi rende queste opzioni costose.

I metodi basati sul software sono diventati popolari con l'avvento dell'infrastruttura di misurazione avanzata (AMI) come contatori intelligenti e le unità di misura di fase (PMU). Questi dispositivi vengono installati in importanti punti nodali e generano grandi quantità di dati a intervalli di tempo regolari che possono essere raccolti e analizzati in centri dati centralizzati. Nella letteratura, i ricercatori hanno proposto metodi per l'analisi di questi dati per l'identificazione della topologia.

In [11], quindi, viene proposto un metodo per l'identificazione della topologia della rete in stato stazionario a partire dalle misurazioni di energia dei contatori intelligenti mediante l'Analisi delle Componenti Principali (PCA) e l'interpretazione della teoria dei grafi.

La topologia di una rete di distribuzione può essere considerata come la connettività tra i contatori installati alla sottostazione, ai trasformatori, ai consumatori. Si può costruire un grafo assegnando i nodi ad ognuno dei contatori e le connessioni tra di essi possono essere rappresentate come archi. Poiché i percorsi dalla sottostazione a ciascun consumatore sono univoci, il grafo di una rete di distribuzione è un albero, come mostrato in Figura 6.

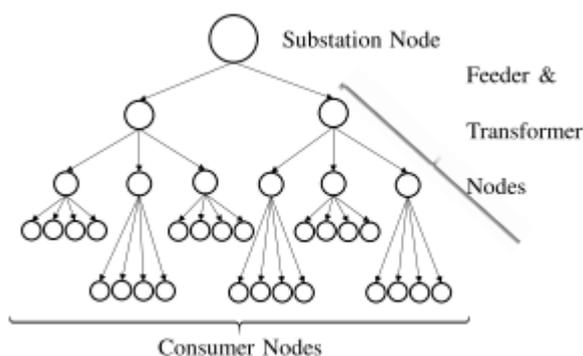


Figura 6- Rappresentazione ad albero della topologia della rete

La Principal Component Analysis (PCA) è una tecnica utilizzata per identificare dei modelli a partire dai dati rientrando nella classe dei metodi di modellazione data-driven. Tale tecnica riduce la dimensionalità dei dati mantenendo comunque la maggior parte delle informazioni importanti. Invece, la teoria dei grafi la modellizzazione e l'analisi per reti complesse, quali la rete elettrica.

Combinando la PCA con la teoria dei grafi, è possibile identificare la topologia di una rete elettrica basandosi sulle misurazioni di energia. Questo può essere particolarmente utile per le applicazioni della Smart Grid, dove il monitoraggio efficiente e preciso della rete è essenziale per ottimizzare le prestazioni e prevenire guasti.

Utilizzando questo approccio, è possibile identificare i componenti chiave della rete, come le sottostazioni e i trasformatori, e rilevare anomalie e potenziali punti di fallimento. Queste informazioni possono poi essere utilizzate per ottimizzare la distribuzione di energia, migliorare l'affidabilità della rete e ridurre il rischio di interruzioni di corrente.

L'algoritmo basato sulle PCA è stato testato attraverso una rete random, valutandone la complessità e l'efficienza in termini di tempi di esecuzione e di scalabilità all'aumentare del numero di input, ovvero nodi della rete.

3 Modellazione di un Digital Twin per una Smart Grid lato DSM

3.1 Il digital twin

Un digital twin consente di implementare un'attività predittiva tale da essere in grado di simulare il comportamento di sistemi complessi in modo tale da prevedere e prevenire situazioni anomale nella gestione di una Smart Grid, riducendo in tal modo inefficienze e costi. Un digital twin, quindi, consente di testare e capire come si comporterà il sistema simulando diversi possibili scenari, inclusi quelli relativi al verificarsi di un guasto. Così un digital twin si compone di un database contenente i dati di progettazione dell'impianto, il software di simulazione, i dati in tempo reale etc. Tra i diversi vantaggi vi è la possibilità di accedere facilmente ai dati di molte fonti diverse, aggregarli e visualizzarli attraverso un unico cruscotto centralizzato, sincronizzato e condiviso, potendo aggiungere informazioni contestuali.

In sintesi, lo sviluppo di un digital twin necessita di connettività IoT, modelli matematici supportati da algoritmi di intelligenza artificiale e interfacce di visualizzazione evolute.

Grazie ai dati storici e acquisiti in tempo reale, il digital twin è in grado di visualizzare “eventi futuri” che prevede possano accadere a breve e medio-lungo termine. Si avvale delle più sofisticate tecniche di machine e deep learning basate su reti neurali, e può essere eseguito in parallelo al sistema fisico per creare un modello digitale che riflette le caratteristiche e le prestazioni del sistema fisico stesso in tempo reale. Viene alimentato dai dati provenienti dal sistema fisico attraverso sensori e altri dispositivi di monitoraggio che trasmettono i dati al modello digitale in tempo reale. Questi dati vengono poi elaborati dal modello digitale per creare un'immagine accurata delle prestazioni del sistema fisico. Il processo di validazione del digital twin avviene confrontando gli output del modello digitale con le prestazioni effettive del sistema fisico. In questo modo, il digital twin può essere utilizzato per identificare eventuali difetti o problematiche nel sistema fisico, e per testare soluzioni e miglioramenti prima di implementarli sul sistema fisico reale.

Ecco che in questo scenario lo sviluppo di modelli data driven per un DT acquisiscono una grande importanza poiché sono alla base di una modellazione che continua durante l'intero esercizio della Smart Grid.

Il DT ha il vantaggio di ridurre la complessità della rete elettrica in attività quali analisi convenzionale online, acquisizione dati su larga scala, monitoraggio manuale, gestione dell'elevata domanda. L'uso dell'intelligenza artificiale (IA) può aumentare notevolmente il potenziale del digital twin, permettendo di introdurre un automatismo, finalizzato a una manutenzione predittiva e quindi ad una ottimizzazione della Smart Grid.

Si evidenziano tre livelli di layer funzionali del DT: sensorizzazione della rete, edge e cloud.

Ovvero, la progettazione di un DT richiede sorgenti di dati affidabili, continue e pulite che vanno opportunamente correlate. La tecnologia edge, di conseguenza, funge da punto di raccolta distribuita lungo tutta la linea. L'edge è il punto in cui si effettua una prima elaborazione dei dati e dove si applica un filtraggio digitale che permette di eliminare o ripulire i dati sporchi. Questo fa sì che al digital twin non vengano dati eccessive quantità di dati ma soprattutto che lavori su dati utili.

Quindi, la qualità e l'efficienza di un digital twin dipende dai dati che si analizzano ed è dipendente dalla loro qualità e pertinenza. Prevenire un guasto è possibile avendo la disponibilità dei parametri funzionali relativi al momento in cui si è verificato quel particolare inconveniente. Nel caso non esistano dati riferibili allo storico si acquisiscono con dei simulatori. In questo modo si è nella condizione di poter dare al digital twin solo dati utili al suo funzionamento. Così simulazione e modellazione sono alla base del DT.

3.2 Gestione dei dati per i DT di una Smart Grid

Come detto nel paragrafo precedente, la gestione dei dati è razionalizzata alle sole informazioni necessarie per far funzionare un DT in modo efficace grazie al grado di intelligenza di cui si dota.

Un punto importante nella gestione corretta di tali dati è che la rete può mettere in atto delle azioni correttive qualora se ne presenti la necessità, in modo che i partecipanti alla rete possano massimizzare i benefici all'interno del settore energetico. La portata della gestione dei dati è vasta, ma può essere sintetizzata nei seguenti fattori:

1. Per creare, accedere e aggiornare i dati in un diverso livello di dati;
2. Memorizzare i dati su numerose piattaforme;
3. Fornire alta disponibilità e disaster recovery;
4. Utilizzare i dati in una crescente varietà di app, analisi e algoritmi;
5. Garantire la privacy e la sicurezza dei dati;
6. Archiviare e distruggere i dati seguendo i programmi di conservazione e i requisiti di conformità.

L'evoluzione che si è avuta con le Smart Grid relativamente alle tecnologie di comunicazione e misurazione, ha portato alla raccolta e gestione di una grande quantità enorme di dati eterogenei (Big Data).

L'analisi dei Big Data gioca un ruolo cruciale nella riduzione dei consumi di energia e nel miglioramento dell'efficienza energetica. La raccolta dei dati è solo il primo passo del processo di analisi dei dati, e la vera sfida è comprendere il significato di quei dati e trarne informazioni utili. L'analisi dei Big Data e le tecnologie IoT sono in grado di gestire grandi quantità di dati eterogenei provenienti da una varietà di fonti. L'analisi dei big data consente di rilevare schemi, tendenze e correlazioni che altrimenti sarebbero difficili o impossibili da individuare. Inoltre, la tecnologia IoT consente di acquisire dati in tempo reale dai dispositivi utilizzati nelle Smart Grid, quali i sensori, consentendo così una risposta immediata ai cambiamenti nelle condizioni del sistema. Dall'altra parte, gli algoritmi di machine learning sono utili per estrarre informazioni significative dai dati, utilizzando tecniche di apprendimento automatico per individuare schemi e trend all'interno dei dati. Questi algoritmi possono anche essere utilizzati per creare modelli di previsione che aiutano a prevedere futuri eventi o risultati, fornendo una maggiore comprensione dei processi in tempo reale.

L'analisi dei Big Data, l'IoT e gli algoritmi di machine learning sono elementi essenziali nelle Smart Grid. Insieme, possono fornire una comprensione più approfondita dei processi e delle condizioni del sistema, consentendo di prendere decisioni informate e mettere in atto azioni concrete per migliorare l'efficienza, la sicurezza e la sostenibilità delle Smart Grid.

I risultati riportati sullo stato dell'arte delle tecnologie di Big data Analytics e dei loro utilizzi e del relativo potenziale per le applicazioni future, avvalorano il concetto che qualsiasi nuova tecnologia, se applicata

correttamente, può portare diversi potenziali benefici e innovazioni. Per cui, il campo dei Big Data è un campo dalle enormi potenzialità se affrontato correttamente. Tuttavia, i Big Data sono molto complessi da gestire in quanto richiedono un'adeguata conservazione, gestione, integrazione, elaborazione, analisi, a causa dell'elevato volume della varietà dei dati. Ciò porta la ricerca ad indirizzarsi verso la definizione di un opportuno framework per la loro gestione.

Come puntualizzato in [12], la sfida più grande che affronta una Smart Grid è quella di raccogliere e gestire in tempo reale una quantità massiccia e importante di dati. I dati devono, infatti, essere elaborati per rivelare pattern e correlazioni nascoste attraverso cui è possibile estrarre informazioni utili per la gestione energetica e il controllo decisionale al fine di migliorare la sicurezza, l'efficienza e l'affidabilità della Smart Grid. Con riferimento alla Figura 7, si può vedere che il processo dei Big Data è diviso in Data Management e Data Analytics.

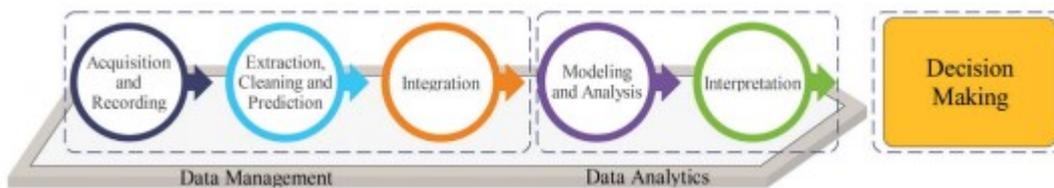


Figura 7- Processo dei Big Data

I dati acquisiti dai dispositivi di campo della Smart Grid devono essere gestiti per estrarre i dati utili prima di entrare nella piattaforma di analisi. Per cui, la piattaforma Data Management è finalizzata all'archiviazione, all'estrazione, all'integrazione, e alla rappresentazione dei Big Data per preparare i dati utili per il Data Analytics. La piattaforma Data Analytics è volta alla modellazione e all'analisi dei dati presentandoli in forma leggibile. L'obiettivo del Data Analytics è quello di estrarre valori e informazioni utili su cui poter prendere le giuste decisioni. La scelta delle tecniche con cui gestire e analizzare i Big Data nelle Smart Grid consente di affrontare le sfide riassunte in Figura 8, e di conseguenza migliorare l'efficienza della rete, aumentare la sua affidabilità e la soddisfazione del cliente, e aiutare nella presa di decisioni online.



Figura 8- Sfide del processo Big Data

In [13] si evidenzia come “la transizione delle reti di alimentazione verso le Smart Grid in tutto il mondo può essere caratterizzata dalla generazione di set di dati più ampi a un ritmo senza precedenti, con integrazione, controlli e applicazioni localizzati.” Ciò avviene perché le reti intelligenti utilizzano una serie di sensori e altri dispositivi di misurazione per raccogliere dati su vari aspetti della rete, come l'uso dell'energia, le prestazioni dell'attrezzatura e le condizioni ambientali. I dati vengono quindi trasmessi a un sistema di controllo centrale per l'analisi e la presa di decisioni.



Figura 9- Sorgenti di dataset elettrici e non elettrici nelle Smart Grid

I dati, Figura 9, provengono da varie fonti, tra cui contatori intelligenti, PMU, μ PMU, dispositivi di misurazione sul campo, unità terminali remote, termostati programmabili, elettrodomestici intelligenti, sistemi di controllo e acquisizione dati di supervisione (SCADA), ecc.

Questi Big Data contengono una quantità considerevole di informazioni che consentono di utilizzare nuovi algoritmi di controllo basati sull'informazione. Ciò offre nuove opportunità per controllare in modo globale e in tempo reale gli asset della rete, le risorse energetiche distribuite (DER) e il consumo energetico degli utenti finali. Questo non era possibile nelle reti convenzionali a causa delle limitate capacità di misurazione e controllo.

L'aumento della complessità dei modelli di simulazione su larga scala porta spesso ad un aumento dei tempi di esecuzione. Di conseguenza, la simulazione di grandi reti interconnesse può trarre vantaggio da una sua opportuna modellazione per ridurre i tempi di esecuzione con una precisione accettabile. L'adeguatezza di tale modellazione viene valutata in base al costo computazionale richiesto, all'affidabilità e all'accuratezza. Tipicamente, questa valutazione utilizza l'errore Bootstrap e l'errore quadratico medio. L'implementazione di tali algoritmi e l'ambiente software sono estremamente importanti per sviluppare modelli computazionalmente efficienti e accurati.

In [14] vengono trattati temi quali la visualizzazione dei dati, le operazioni e la pianificazione del sistema, i mercati dell'energia, l'integrazione delle energie rinnovabili. In particolare, la visualizzazione dei dati è un passaggio cruciale nel flusso di lavoro dell'analisi. "Poiché un'immagine vale più di mille parole, i display di immagini accuratamente progettati possono aiutare gli analisti a identificare i modelli predittivi appropriati, offrire informazioni esaustive ai decisori e facilitare la comunicazione con gli stakeholder".

Per cui gestione dei Big data, tecniche di modellazione, e visualizzazione dei risultati attraverso tool dedicati sono elementi interconnessi e fondamentali per garantire l'efficienza della Smart Grid.

3.3 DSM: modellazione e gestione della domanda

La modellazione del DT dell'intera Smart Grid sarà sviluppato all'interno del progetto dal punto di vista del provider dell'energia, ovvero lato Demand Side Management (DSM). In questo paragrafo, quindi, ci soffermeremo sulla descrizione delle attività del Demand Side Management (DSM) per poi descrivere i metodi innovativi model drive riportati in letteratura.

Il DSM consente di gestire in modo efficiente i consumi di un determinato sito monitorando e gestendo le performance in tempo reale così da modificare le caratteristiche del consumo di energia elettrica e



rispondere in maniera più efficiente ed efficace alle esigenze dei consumatori. Attraverso l'analisi e il monitoraggio dei consumi, si incentivano quindi gli utenti finali ad adottare comportamenti che consentano una maggiore efficienza energetica, quali spostare l'uso dell'elettricità nelle ore fuori picco, ridurre il loro consumo energetico complessivo o partecipare ai programmi di Demand Response.

L'incorporazione del DSM nel problema del sistema di gestione dell'energia (EMS) per le Smart Grid può aiutare a ridurre la domanda di picco e migliorare l'efficienza complessiva della rete.

Come riportato in [15], "le strategie del DSM indotte dall'utilità possono essere implementate nell'interesse di studiare l'impatto della modellazione flessibile del carico". L'integrazione di fonti rinnovabili e di tecnologie di comunicazione nella rete elettrica porta le microgrid a raggiungere un certo livello di autosufficienza. Tuttavia, la natura volatile di queste risorse, le incertezze associate al carico variabile nel tempo e ai prezzi di mercato impongono l'importanza di un efficiente sistema di gestione dell'energia (EMS).

Tale sistema di gestione dell'energia deve coordinare efficacemente l'output di potenza tra le unità DG interconnesse, e gestire i carichi critici e controllabili in modo conveniente dal punto di vista dei costi.

La gestione dell'energia è un aspetto importante per una microgrid e può differire significativamente a seconda che la microgrid stia operando in modalità connessa alla rete o in modalità autonoma. In modalità connessa alla rete, l'obiettivo principale del sistema di gestione dell'energia (EMS) è massimizzare i ricavi all'interno del mercato dell'energia, considerando i costi di esercizio delle risorse energetiche distribuite (DER) come il solare fotovoltaico e l'energia eolica. Al contrario, in modalità autonoma, la priorità del sistema EMS è fornire energia affidabile ai carichi critici e massimizzare la soddisfazione del cliente.

Per raggiungere questi obiettivi, il sistema EMS richiede informazioni di input come i prezzi di mercato, le previsioni delle fonti intermittenti (ad esempio, solare e vento), i vincoli operativi e i dati di carico. L'EMS utilizza queste informazioni per prendere decisioni su come allocare le risorse energetiche e controllare i flussi di potenza all'interno della microgrid.

I modelli deterministici sono stati utilizzati in passato per affrontare il problema della gestione ottimale dell'energia, ma questi modelli non sono adatti per le applicazioni pratiche dell'EMS, in quanto non tengono conto delle incertezze causate dalle fluttuazioni indotte, per esempio, dalle condizioni climatiche nell'output delle DER. Pertanto, sono state proposte e studiate nell'ambito della letteratura approcci non deterministici come la programmazione stocastica, l'ottimizzazione robusta e i modelli probabilistici per affrontare le sfide della gestione dell'energia e della pianificazione ottimale del giorno prima di fonti non dispacciabili nelle microgrid. Questi approcci considerano l'incertezza nei dati di input e consentono all'EMS di prendere decisioni più informate ed ottimali.

Il tipico flusso di informazioni in ingresso riguardante i prezzi di mercato dell'utilità, i dati previsionali delle fonti intermittenti, i vincoli operativi di sistema, i dati di carico e le funzioni dell'EMS è presentato in Figura 10.

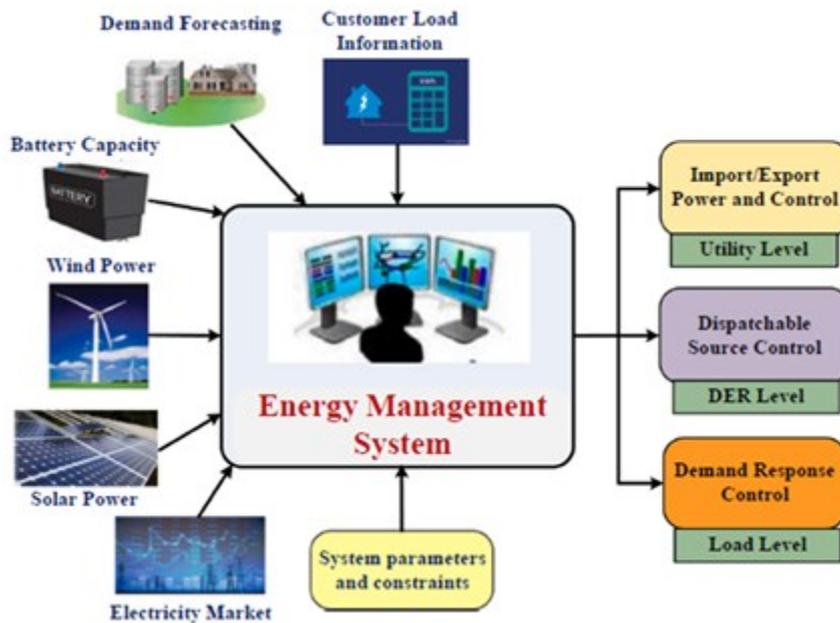


Figura 10 – Flusso delle informazioni in input e funzioni dell'EMS relativamente alla microgrid

Sempre in [15], viene sottolineata la necessità di migliorare tali algoritmi in termini di robustezza della soluzione incorporando programmi DSM nel sistema.

Le strategie DSM indotte dalle utilities possono essere implementate allo scopo di investigare l'impatto della modellazione dei carichi flessibili sui costi operativi della microgrid. Considerare i programmi DSM nel problema di gestione dell'EMS della microgrid può influenzare il profilo di consumo energetico e fornire un controllo efficace sui carichi non critici. Per cui, la strategia DSM di modellazione dei carichi flessibili è incorporata come obiettivo integrato del problema di gestione dell'energia del giorno prima per ridurre il picco del sistema e il costo operativo complessivo. Lo scopo dell'implementazione della tecnica DSM è quello di modificare il profilo di consumo energetico avvicinandolo quanto più possibile al profilo di consumo energetico desiderato.

Se ne deduce che il DSM viene definito come la pianificazione, l'implementazione e il monitoraggio delle attività destinate ad intervenire sull'utilizzo dell'energia elettrica da parte dei consumatori tali da produrre modificazioni favorevoli nella curva di carico, quali profilo e ampiezza del carico.

Il DSM può essere attuato secondo quattro diverse operazioni:

1. Uso di dispositivi ad alta efficienza;

2. Modulazione del carico attraverso sensori e dispositivi smart;
3. Uso di sistemi di controllo standard per attivare o disattivare i dispositivi utilizzatori al bisogno;
4. Implementazione di sistemi di comunicazione tra gli utenti finali e terze parti.

In [16] si evidenzia l'importanza del DSM nella gestione dell'energia della Smart Grid, fornendo supporto alle funzionalità della stessa in varie aree come il controllo e la gestione del mercato dell'energia elettrica, la costruzione dell'infrastruttura e la gestione delle risorse energetiche decentralizzate e dei veicoli elettrici. "Controllare e influenzare la domanda di energia può ridurre la richiesta complessiva di picco, ridisegnare il profilo di domanda e aumentare la sostenibilità della rete riducendo i costi complessivi e i livelli di emissioni di carbonio". Una gestione efficiente della domanda potrebbe, quindi, evitare la costruzione di un'infrastruttura elettrica sottoutilizzata in termini di capacità di generazione, linee di trasmissione e reti di distribuzione.

La gestione della domanda lato DSM gioca anche un ruolo significativo nei mercati dell'elettricità. Il sistema di gestione lato DSM informerà il controller centrale del cluster sulla nuova programmazione del carico e sulle capacità di riduzione del carico disponibili per ogni intervallo di tempo del giorno successivo. Quindi, il controller centrale può fare offerte sul mercato in modo che alcuni carichi dalla domanda di picco vengano spostati. I profitti ottenuti attraverso il DSM verranno rimborsati ai clienti del cluster. Ci sono diverse tecniche e algoritmi di gestione DSM utilizzati in letteratura. La maggior parte delle tecniche è stata sviluppata utilizzando la programmazione dinamica e la programmazione lineare, il cui obiettivo primario è la riduzione della domanda di picco del sistema e del costo operativo.

Il DSM modifica i modelli di consumo di energia elettrica dei clienti per produrre i cambiamenti desiderati nella forma del carico dei sistemi di distribuzione di energia, mitigando in tal modo le instabilità del sistema causate dall'aumento della domanda di energia elettrica. La modifica della forma della curva della domanda di carico ha l'obiettivo di ridurre la domanda totale di carico del sistema di distribuzione durante i periodi di picco e spostare questi carichi per essere serviti durante i periodi più appropriati al fine di ridurre il costo complessivo di pianificazione e le operazioni della rete.

I modelli di consumo che indicano le richieste giornaliere o stagionali di energia elettrica dei consumatori industriali, commerciali o residenziali possono essere modificati mediante sei metodi generali di gestione della domanda: Load Shifting, Peak Clipping, Conservation, Load Building, Valley Filling, Flexible Load. In generale, questi sono le possibili tecniche di gestione della domanda che possono essere impiegate nelle Smart Grid. Queste sei tecniche di gestione della domanda sono illustrate nella Figura 11.

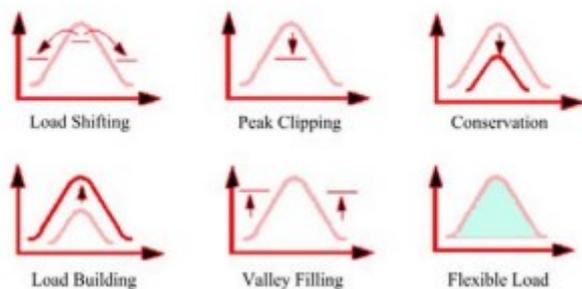


Figura 11- tecniche di Demand side management

Non ci soffermeremo sulla descrizione di tale tecniche in questo deliverable, dato che l'obiettivo è quello di trattare la modellazione della Smart Grid su cui è possibile applicare le tecniche di Demand Side Management e poter eseguire le analisi di resilienza per la generazione delle predictions, per le simulazioni e validazioni necessarie alla sintesi del sistema di gestione e controllo ottimale.

Quindi di seguito viene trattata la metodologia top down per la modellazione della Smart Grid aggregata (carichi, generatori e storage). Saranno introdotte le tecnologie IoT ed edge-cloud computing che vengono integrate nella Smart Grid, e che apportano un elemento di innovazione permettendo la convergenza tra gli approcci top-down e quelli bottom-up. Per cui saranno riportati le proposte più innovative in merito alla modellazione data-driven, analizzando dal punto di vista della leggerezza computazionale e delle performances.

3.4 Approcci alla modellazione delle Smart Grid

In questa sezione saranno riportati diversi approcci volti alla modellazione di una Smart Grid, sino ad arrivare alla descrizione dei modelli data-driven.

3.4.1 Modellazione top down

La modellazione top-down delle Smart Grid è una metodologia che consente di analizzare le reti intelligenti dal punto di vista sistemico, partendo dalle caratteristiche del sistema elettrico globale per poi approfondire i dettagli relativi ai singoli componenti. In questo modo, si può ottenere una visione completa del funzionamento della rete, che può essere utilizzata per ottimizzarne l'efficienza, ridurre i costi e migliorare la qualità del servizio offerto ai consumatori.

Esistono diverse proposte innovative per l'implementazione di questa metodologia. Una di queste riguarda l'utilizzo di tecnologie avanzate di machine learning e di intelligenza artificiale per la modellizzazione delle Smart Grid. In particolare, si tratta di sviluppare algoritmi in grado di analizzare i dati provenienti dalla rete, identificare i pattern di consumo e prevedere le esigenze future degli utenti. Questi algoritmi possono poi essere utilizzati per programmare la produzione e la distribuzione dell'energia elettrica in modo da soddisfare le esigenze degli utenti in tempo reale (attività del DSM).

La tecnologia IoT può essere impiegata per la raccolta di dati sulla rete. Questi dati possono poi essere elaborati da software dedicati che permettono di effettuare analisi predittive sulla rete e sui consumi degli utenti. In questo modo è possibile ottimizzare la produzione e la distribuzione dell'energia elettrica, ridurre i costi e migliorare l'efficienza della rete.

In [17] l'attività è focalizzata sulla necessità di generare dei profili di carico sintetici associati a diversi tipi di utenti per eseguire delle simulazioni affidabili ai fini del miglioramento della sicurezza, affidabilità, resilienza ed efficienza della Smart Grid, poiché si ha una limitata disponibilità dei dati reali per motivi di privacy o di risoluzione temporale limitata (solitamente oraria).

Quindi, è possibile generare idonei Profili di Carico Sintetici (SLP) e fornirli come input alle simulazioni a livello di rete.

In questo articolo, gli autori propongono un modello stocastico top-down per generare tali profili di carico sintetici.

In Figura 12 è riportata la struttura del modello utilizzato che consiste di tre steps:

- data aggregation and clustering;
- definizione Markov chain model;
- SLP generation.

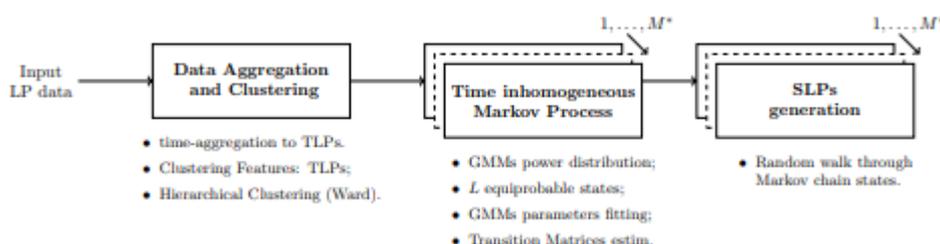


Figura 12- Struttura del modello

Un primo problema cruciale da affrontare nell'implementazione di approcci data-driven per la generazione di profili di carico intelligenti (SLP) è come suddividere l'insieme di dati in sottoinsiemi caratterizzati da

caratteristiche comuni dipendenti dall'utente. Infatti, una volta raccolti i dati di input è necessario identificare gruppi di utenti simili. A tal fine, possono essere utilizzate tecniche di clustering. In questo lavoro, viene utilizzato l'algoritmo di clustering Ward, che minimizza la varianza intra-cluster, cioè la somma dei quadrati delle distanze tra i "Typical Daily Load Profiles" (TDLP), ottenuti da un'aggregazione dei dati disponibili, in un cluster e il suo centroide. Per ogni cluster e per ogni stagione dell'anno, viene costruita una catena di Markov tempo-inomogenea, e i suoi parametri sono stimati sulla base dei dati disponibili. Gli stati della catena corrispondono a intervalli equiprobabili, che vengono poi mappati su un intervallo di consumo di potenza variabile nel tempo, a seconda della distribuzione statistica dei profili di carico in diversi momenti della giornata. Tali distribuzioni sono considerate come modelli di mistura di gaussiane (GMM).

Il modello è sufficientemente flessibile da poter essere utilizzato in diversi contesti e con diverse risoluzioni temporali, mantenendo comunque il numero di stati e il carico computazionale ragionevoli. La buona corrispondenza tra i profili di carico sintetici e quelli originali, sia in termini di similarità delle serie temporali che di coerenza delle rispettive funzioni di densità di probabilità, è stata validata utilizzando tre diversi set di dati con caratteristiche diverse. Nella maggior parte dei casi, i valori mediani della media e della deviazione standard dei profili sintetici differiscono di non più del $\pm 10\%$ rispetto alle distribuzioni di riferimento originali sia all'interno di una giornata tipica di ciascuna stagione che all'interno della popolazione di un dato cluster, anche se con alcuni outlier significativi.

In [18] è riportato un framework ibrido basato su modelli data-driven e fisici per il monitoraggio in tempo reale delle Smart Grid volto al rilevamento di eventuali attacchi informatici come le iniezioni di dati falsi (FDI). Il modello ibrido è ottenuto dalla fusione delle soluzioni basate sul modello fisico e quelle data-driven. In questo approccio, il sistema viene modellato come un insieme di equazioni algebriche non lineari basate sulla fisica del sistema mediante il classico metodo dei minimi quadrati pesati (WLS) e punta a rilevare i dati errati. A queste informazioni spaziali ottenute da una modellazione basata sulla fisica, sono aggiunte le informazioni ottenute dall'applicazione di algoritmi di machine learning, CorrDet e Ensemble CorrDet, in modo da poter sfruttare nel modello ibrido anche le informazioni temporali. L'algoritmo CorrDet è proposto per stimare le statistiche del campione a livello locale, mentre l'algoritmo Ensemble CorrDet (ECD) combina le stime locali di CorrDet, in cui sono ignorate le correlazioni spazialmente remote mentre vengono prese in considerazione le correlazioni spazialmente vicine.

Il framework proposto per la Smart Grid include uno strato di machine learning che utilizza i dati per apprendere lo stato normale di sistema funzionante in modo corretto. Questo strato è progettato per rilevare eventuali anomalie che possano verificarsi nel sistema e segnalare allo strato di cloud l'identificazione e

composizioni di carico e le percentuali. Il modello include profili di carico reali e locali integrati con dati statistici domestici come il tempo di utilizzo dei dispositivi (ToU), il numero di unità di dispositivi per casa e le attività esercitate nelle abitazioni.

Il modello ibrido, come suggerisce il nome, combina l'approccio basato sui componenti e quello basato sulle misurazioni per superare le limitazioni di ciascun metodo individuale. In questo approccio, il metodo basato sui componenti viene utilizzato per modellare i carichi che non vengono misurati direttamente, mentre il metodo basato sulle misurazioni viene utilizzato per misurare e modellare i carichi che possono essere misurati direttamente.

In generale, la scelta dell'approccio di modellazione del carico dipende dalle caratteristiche del sistema, dalla disponibilità dei dati e dall'applicazione specifica per cui è richiesta la modellizzazione del carico.

3.4.2 Modellazione bottom-up

La modellazione bottom-up delle Smart Grid è un approccio che considera le interazioni tra i singoli componenti della rete al fine di comprendere il funzionamento globale del sistema.

Pertanto, in tale approccio, si parte dalla modellazione dei componenti di base del sistema, ovvero delle unità di generazione, dei carichi, reti di trasmissione e di distribuzione. Successivamente, i modelli dei singoli componenti vengono integrati in un unico modello, che permette di simulare il funzionamento del sistema nel suo insieme. In questo modo, è possibile analizzare le interazioni tra i componenti, identificare le criticità e le migliorie che portano ad un'ottimizzazione delle performances della rete.

La modellazione bottom-up può essere utilizzata per sviluppare svariate strategie di gestione dell'energia, come la gestione della domanda, la gestione della produzione di energia da fonti rinnovabili e la gestione della rete di distribuzione. Inoltre, può essere utilizzata per valutare l'impatto di nuove tecnologie, come la mobilità elettrica e lo stoccaggio dell'energia, sul funzionamento del sistema energetico.

In [20], viene presentata una panoramica in merito alla situazione delle isole in termini di dipendenza energetica, sostenibilità e impatto ambientale. Si evidenzia come l'adozione di politiche energetiche sostenibili e di modelli di sviluppo a basso impatto ambientale sia particolarmente importante per le isole, poiché queste sono spesso vulnerabili ai cambiamenti climatici e alle fluttuazioni dei prezzi dell'energia.

I modelli bottom-up sono basati su un'analisi dettagliata delle attività energetiche, delle fonti di energia e degli utenti finali, e permettono di valutare l'impatto di differenti politiche energetiche e tecnologie.

L'approccio Bottom-up si concentra sul sistema energetico analizzando in dettaglio i componenti e le tecnologie che lo caratterizzano. Questi modelli vengono utilizzati per valutare diverse alternative future del



sistema energetico confrontando l'impatto di diverse tecnologie. Sebbene questi modelli raggiungano un livello di dettaglio elevato nella descrizione del sistema energetico, non tengono conto degli impatti macroeconomici. I modelli del sistema energetico Bottom-up possono essere classificati in base all'orizzonte temporale, i settori energetici coinvolti, la copertura geografica, la risoluzione temporale, la metodologia e la tecnica di programmazione.

3.4.3 Convergenza approccio top-down e bottom up: IOT ed edge computing

La convergenza dei modelli top-down e bottom-up di una Smart Grid, grazie all'IoT e all'edge computing, può portare a notevoli vantaggi in termini di efficienza, sicurezza e sostenibilità.

In un approccio top-down, i gestori della Smart Grid pianificano e gestiscono il flusso di energia elettrica a livello centrale, ad esempio, monitorando la domanda e la fornitura di energia e decidendo quando e dove attivare o disattivare determinati impianti. In un approccio bottom-up, invece, i dispositivi di generazione e consumo di energia, come pannelli solari, veicoli elettrici e dispositivi domestici, comunicano direttamente con la rete elettrica e si adattano in modo autonomo alla domanda e all'offerta di energia.

L'IoT e l'edge computing possono aiutare a integrare questi due approcci, consentendo ai dispositivi di comunicare tra loro e con la rete elettrica in tempo reale. Ad esempio, i sensori IoT possono monitorare i livelli di produzione e consumo di energia in tempo reale, mentre l'edge computing può elaborare queste informazioni per adattare automaticamente la produzione e la distribuzione di energia. Inoltre, l'edge computing può essere utilizzato per gestire la sicurezza della rete, ad esempio rilevando e prevenendo gli attacchi informatici.

Pertanto, la convergenza dei modelli top-down e bottom-up di una Smart Grid grazie all'IoT e all'edge computing può portare a una maggiore efficienza energetica, una maggiore sicurezza e una maggiore sostenibilità, creando una rete elettrica più resiliente e adattabile.

Smart Grid, IoT e edge computing sono tutti correlati al campo della gestione dell'energia e coinvolgono l'uso di tecnologie avanzate per migliorare l'efficienza, l'affidabilità e la sostenibilità dei sistemi energetici. Per modellare la Smart Grid, l'IoT e l'edge computing, si possono utilizzare varie tecniche di analisi dei dati e di machine learning. Tali tecniche possono aiutare a identificare modelli e intuizioni nei dati di utilizzo dell'energia, ottimizzare il consumo di energia e prevedere la domanda futura di energia. Inoltre, l'uso di algoritmi avanzati e tecniche di ottimizzazione può contribuire a migliorare l'efficienza complessiva e l'affidabilità dei sistemi energetici.

3.4.4 Modellazione data-driven

I modelli di data driven si basano sulla raccolta, analisi e aggregazione di dati. Tali dati, utilizzati nella maniera più opportuna, permettono di prendere decisioni ponderate e supportate da una base scientifica.

Alcune tipologie di modelli data-driven sono:

- Regressione lineare: un modello che cerca di trovare una relazione lineare tra una variabile dipendente e una o più variabili indipendenti.
- Regressione logistica: un modello che cerca di prevedere una variabile binaria (o dicotomica) in base alle variabili indipendenti.
- Reti neurali: un modello di apprendimento automatico ispirato dalla struttura e dal funzionamento del cervello umano.
- Support Vector Machines (SVM): un modello che cerca di trovare il miglior separatore tra le classi di dati.
- Algoritmi di clustering: modelli che cercano di trovare gruppi omogenei di dati.
- Modelli di serie temporali: modelli che cercano di prevedere valori futuri di una variabile in base alle sue precedenti osservazioni.
- Analisi delle componenti principali (PCA): un modello che cerca di ridurre la dimensionalità dei dati mantenendo il maggior numero possibile di informazioni.
- K-Nearest Neighbors (KNN): un modello che cerca di prevedere il valore di una variabile in base ai suoi vicini più vicini.
- Modelli basati sulla logica Fuzzy: si basano sulla definizione di insiemi fuzzy, ovvero insiemi in cui gli elementi possono appartenere a più di una classe e la loro appartenenza è rappresentata da un valore compreso tra 0 e 1
- Ecc.

La scelta di un modello data driven dipende dal contesto in cui si vuole utilizzare, delineato dall'applicazione e dai dati disponibili.

Andando più nello specifico, gli algoritmi data driven per modellare l'intera Smart Grid, costituita da generatori, carichi e dispositivi di storage, sono implementati per ottimizzare il consumo energetico, ridurre la domanda di picco e supportare l'integrazione di fonti di energia rinnovabile. Alcuni degli algoritmi più comuni sono:

- 1) Algoritmi di previsione del carico: gli algoritmi di previsione del carico utilizzano dati storici per prevedere la futura domanda di elettricità. Questi algoritmi possono essere utilizzati per



prevedere la domanda per singoli edifici o interi quartieri, consentendo agli operatori di rete di ottimizzare l'offerta di energia e ridurre gli sprechi energetici. Gli algoritmi di previsione del carico possono utilizzare una varietà di tecniche di apprendimento automatico, come la regressione, le reti neurali e gli alberi decisionali, per prevedere la domanda.

- 2) Algoritmi di gestione della batteria: gli algoritmi di gestione della batteria ottimizzano l'uso dello stoccaggio della batteria bilanciando l'offerta e la domanda di energia in tempo reale. Questi algoritmi utilizzano dati provenienti dal sistema di stoccaggio della batteria e dalla Smart Grid per determinare quando caricare o scaricare le batterie. Ottimizzando l'uso della batteria, gli operatori di rete possono ridurre la domanda di picco e migliorare la affidabilità della rete.
- 3) Algoritmi di previsione dell'energia rinnovabile: gli algoritmi di previsione dell'energia rinnovabile utilizzano dati meteorologici storici e dati di sensori in tempo reale per prevedere l'output di fonti di energia rinnovabile, come l'energia solare e quella eolica. Questi algoritmi possono aiutare gli operatori di rete a pianificare le variazioni dell'offerta e della domanda di energia e ottimizzare l'uso dei sistemi di stoccaggio dell'energia per bilanciare la rete.
- 4) Algoritmi di manutenzione predittiva: gli algoritmi di manutenzione predittiva utilizzano analisi dei dati e apprendimento automatico per prevedere quando i componenti della rete, ad esempio i generatori di carico, subiscono un guasto. Identificando in anticipo i potenziali guasti dei componenti della rete, gli operatori di rete possono pianificare la manutenzione e ridurre il rischio di interruzioni impreviste.
- 5) Algoritmi di Demand Response: tali algoritmi consentono agli operatori di rete di controllare il consumo energetico dei clienti in tempo reale. Questi algoritmi utilizzano dati provenienti da contatori intelligenti e sistemi di automazione degli edifici per identificare opportunità di riduzione della domanda.

Inoltre, i modelli data-driven che si andranno a vedere sono computazionalmente leggeri e performanti così da consentire l'implementazione di sistemi DSM efficienti e scalabili. In questo contesto, un modello computazionalmente leggero si riferisce ad un modello che richiede risorse limitate in termini di memoria e capacità di elaborazione, mentre un modello performante si riferisce ad un modello che è in grado di fornire risultati precisi e veloci.

Lo sviluppo di modelli data-driven richiede l'utilizzo di tecniche di machine learning e di analisi dati appropriate, in grado di elaborare grandi quantità di dati in modo efficiente e fornire risultati precisi in tempo reale:

1. **Modelli lineari:** i modelli lineari sono semplici e computazionalmente leggeri, ma possono fornire risultati precisi per alcune applicazioni DSM. Ad esempio, una regressione lineare può essere utilizzata per prevedere il consumo energetico degli utenti in base alle informazioni storiche sul consumo.
2. **Algoritmi di clustering:** gli algoritmi di clustering possono essere utilizzati per segmentare gli utenti in gruppi omogenei sulla base del consumo energetico e di altre caratteristiche. Ciò può aiutare a comprendere i pattern di consumo degli utenti e a pianificare la domanda di energia in modo più efficiente.
3. **Reti neurali:** le reti neurali possono essere utilizzate per modellare relazioni complesse tra variabili, come il consumo energetico degli utenti e la disponibilità delle fonti di energia rinnovabile. Le reti neurali sono computazionalmente più costose rispetto ai modelli lineari, ma possono fornire risultati più precisi in situazioni complesse.
4. **Algoritmi di apprendimento per rinforzo:** gli algoritmi di apprendimento per rinforzo possono essere utilizzati per controllare la domanda di energia in tempo reale, ad esempio attraverso l'uso di tariffe dinamiche. Questi algoritmi possono apprendere adattandosi alle condizioni di utilizzo in tempo reale e possono fornire soluzioni ottimali in modo efficiente.

4 Modellazione delle Smart Grid

Di seguito si riportano le proposte più innovative di modellazione per una Smart Grid ripartite sulla base delle applicazioni gestite dal lato del DSM.

4.1.1 Modellazione per la previsione della domanda (carico)

In questo paragrafo, si introduce il concetto di previsione del carico, e viene presentata una breve panoramica relativamente alle tecniche di machine learning maggiormente utilizzate nella modellazione data-driven delle Smart Grid. Successivamente saranno presentati diversi casi d'uso.

La previsione del carico è di fondamentale importanza nelle Smart Grid. Modellare e prevedere in anticipo i carichi di potenza, permettere di definire un equilibrio tra produzione e domanda, ridurre i costi di produzione e implementare vari schemi di prezzi di Demand Response.

Ci sono tre tipi di previsione del carico:

- Previsione del carico a lungo termine (da 1 a 10 anni).
- Previsione del carico a medio termine (da 1 mese a 1 anno).
- Previsione del carico a breve termine (da 1 ora a 1 giorno o 1 settimana).

Dalla letteratura si evince che gli sforzi sono principalmente concentrati sulla previsione del carico a breve termine, utile nella programmazione dei generatori della rete elettrica, nel garantire un funzionamento sicuro e affidabile dell'impianto, nel dispacciamento economico.

In Figura 14 ([21]) sono riportati i tipi di previsione del carico e le applicazioni di interesse per quelle a breve termine.

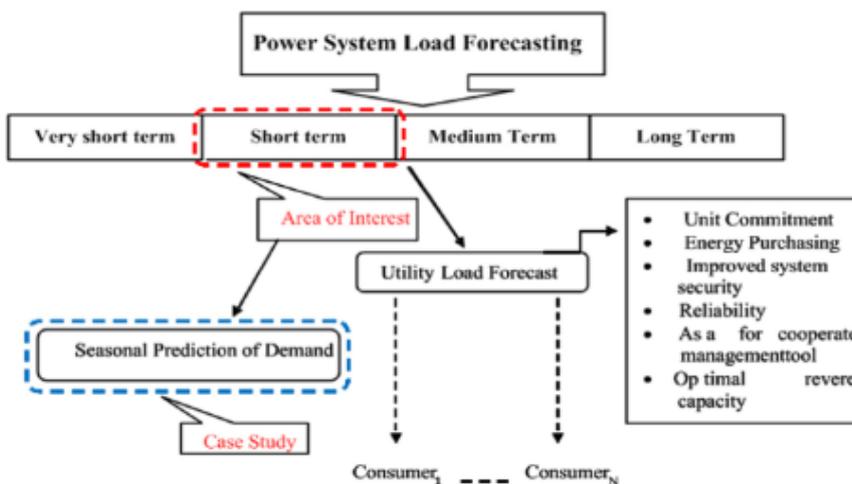


Figura 14- Tipi di previsione del carico e applicazioni per la previsione a breve termine

Ci sono diverse tecniche per la previsione del carico a breve termine, ma principalmente queste tecniche possono essere divise in due categorie:

- Tecniche parametriche (tecniche statistiche).
- Tecniche non parametriche (tecniche di intelligenza artificiale).

Il metodo statistico include le serie temporali, la regressione lineare, la media mobile autoregressiva, la tecnica esponenziale generale e la serie temporale stocastica. La tecnica statistica fornisce un errore di previsione inferiore se il comportamento dell'input è normale. Se c'è un cambiamento improvviso nelle variabili ambientali o sociologiche, ad esempio un eventuale cambiamento nelle condizioni meteorologiche o di riferimento del giorno, può essere osservato un grande errore di previsione. Questo è un importante svantaggio delle tecniche statistiche.

Le tecniche basate sull'Intelligenza Artificiale (IA) si sono dimostrate efficaci nel gestire la complessa relazione input-output associata alla previsione del carico, problema in cui è richiesto una buona accuratezza. In

particolare, in [21] si fa riferimento ai modelli basati sulle reti neurali artificiali (ANN). L'accuratezza dei modelli di previsione del carico basati sull'IA dipende da diversi parametri come l'architettura del modello, la combinazione degli input, le funzioni di attivazione e l'algoritmo di addestramento della rete, e altre variabili esogene che influiscono sugli input del modello di previsione. In Figura 15 sono riportati quelli che sono gli input per un modello di rete neurale, input che eventualmente possono essere definiti sulla base di statistiche e correlazioni al fine di aumentare l'accuratezza del modello.

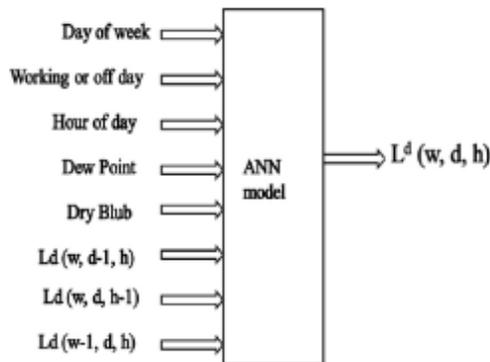


Figura 15- Input per un modello di rete neurale nel problema di previsione del carico.

Si sottolinea in questo paper come le reti neurali artificiali (ANN) mostrano prestazioni superiori rispetto alle tecniche statistiche: “le ANN hanno una migliore capacità di mappare gli input del modello in output senza utilizzare complesse formulazioni matematiche. Il modello ANN estrae la relazione non lineare tra gli input del modello attraverso diversi meccanismi di apprendimento della rete utilizzando i dati di addestramento”. Le tecniche ANN hanno una migliore capacità predittiva rispetto ai metodi statistici e alle serie temporali. Tuttavia, un’opportuna preelaborazione dei dati di addestramento, una struttura ottimale della rete e la selezione di un buon algoritmo di apprendimento possono migliorare le prestazioni della rete, in termini di velocità di convergenza della rete, complessità computazionale.

In Figura 16, sono riportati gli steps opportuni per una modellazione mediante rete neurale artificiale.

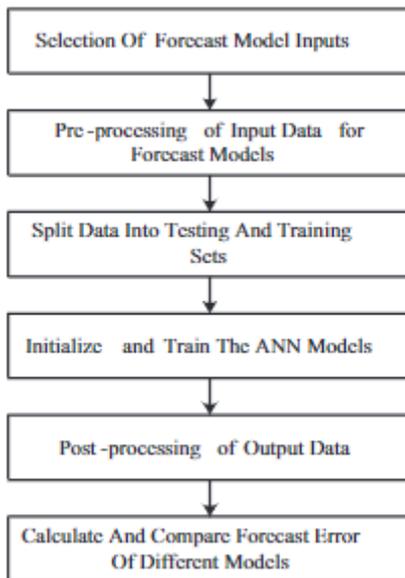


Figura 16- steps per un modello ANN

I vantaggi dei modelli basati sull'AI nel problema di previsione del carico per una Smart Grid sono evidenziati anche in [22], in cui viene presentata una review relativamente alle due categorie di modelli. I modelli statistici utilizzati per poter attuare dei programmi efficienti di monitoraggio e operativi lato DSM includono modelli auto regressivi, media mobile, smoothing esponenziale, regressione multipla, ecc. Mentre tra i modelli basati sull'intelligenza artificiale vi sono reti neurali, logica fuzzy, sistemi esperti.

I modelli di AI possono apprendere modelli complessi nei dati e fare previsioni più sofisticate, mentre i modelli statistici sono spesso limitati a modelli più semplici.

I modelli basati sull'AI possono inoltre gestire set di dati più ampi e diversificati e possono essere più adattabili ai cambiamenti dei dati nel tempo. Ciò li rende particolarmente utili in ambienti dinamici come quello delle Smart Grid.

In Figura 17 vi è rappresentata la relazione tra Intelligenza artificiale, Machine Learning e Deep Learning.

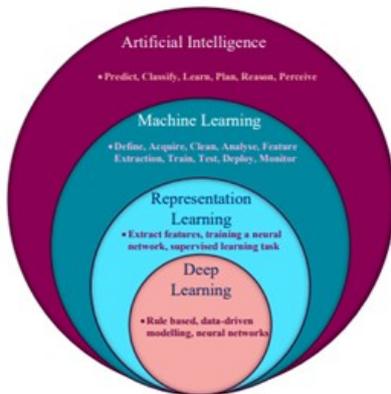


Figura 17- Relazione tra Intelligenza artificiale, Machine Learning e Deep Learning

Il ML permette di programmare i problemi che non sono risolvibili con le tradizionali tecniche di programmazione, consentendo al sistema di apprendere dall'esperienza riguardo a un compito e valutare le misure delle prestazioni sul tale compito per migliorare l'apprendimento. In base all'esperienza acquisita durante il processo di apprendimento dell'algorithm, gli algoritmi di ML possono essere divisi in tre classi:

- Supervisionato;
- non supervisionato;
- l'apprendimento per rinforzo.

La rete neurale profonda (Deep Neural Network- DNN) è la tecnica più efficacemente utilizzata nella previsione del carico. Le DNN sono la forma estesa della rete neurale artificiale (ANN) con un numero significativamente maggiore di strati per acquisire una profondità della rete.

Così, ad esempio, in Fig. 18 vi è rappresentata l'architettura di un modello di previsione basato sull'aggregazione dei dati relativi al consumo di potenza. I dati per la previsione del carico sono modellati da tecniche di DNN, in particolare implementando algoritmi di CNN (Convolutional Neural Network) E LSTM (Long Short-Term Memory).

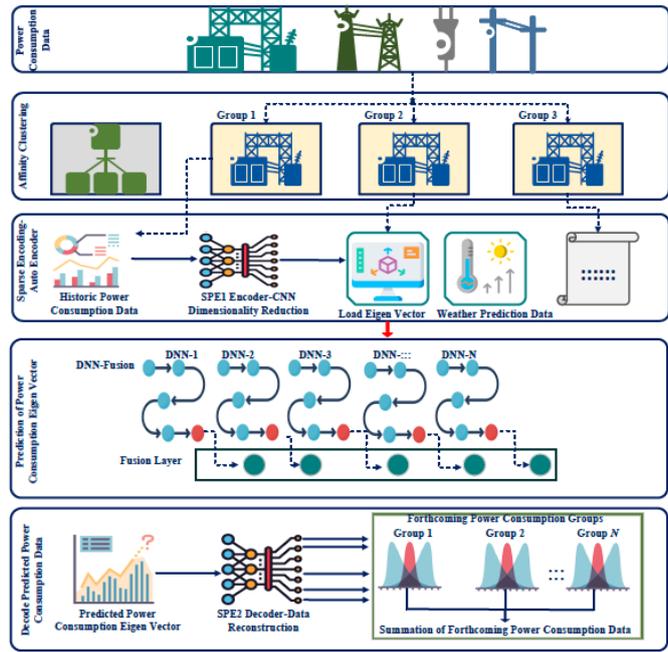


Figura 18- Architettura per un modello di predizione dei consumi energetici basato su DNN.

Uno degli obiettivi del DSM attraverso la tecnica di Load Forecasting, è ridurre il picco della domanda di energia durante il giorno. In [23] si fa riferimento sempre ad un modello ANN per tale problema, scelta proprio per le sue caratteristiche di robustezza, la sua capacità adattiva di fronte ad un volume molto grande di dati in tempo reale.

La classificazione delle curve di carico consente di identificare e analizzare il comportamento dei consumatori e del sistema elettrico, ed è molto importante nell'attuazione delle politiche DSM perché consente l'ottimizzazione della gestione del sistema dalla scelta delle azioni più appropriate per ogni tipo di curva di carico.

È stata eseguita una simulazione della curva di carico secondo il processo rappresentato nella Figura 19. Questa classificazione può essere applicata anche alle curve di carico di generatori o trasformatori.

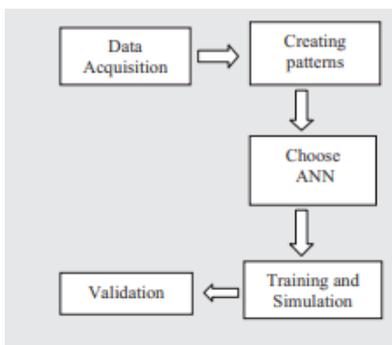


Figura 19- steps per simulare la curva di carico

L'efficienza dell'algoritmo è stata valutata a mezzo dell'errore medio ed errore massimo, calcolando anche la percentuale di successi nella predizione delle curve di carico.

In [24] è dimostrato come è possibile ottenere una buona previsione del carico dall'analisi dei carichi a diversi livelli di aggregazione dalle letture dei singoli smart meter (Figura 20), quantificando l'efficacia di tale previsione con modelli semplici come la regressione lineare, a modelli più complessi come LSTM.

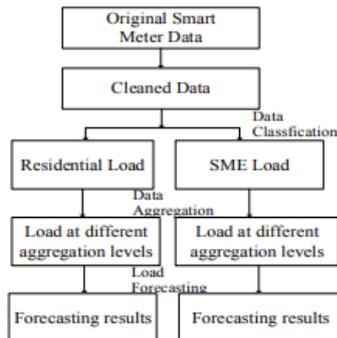


Figura 20- Previsione del carico a diversi livelli di aggregazione

Le metriche più ampiamente utilizzate nella letteratura sulla previsione del carico sono l'errore quadratico medio (RMSE), l'errore medio assoluto (MAE) e l'errore percentuale medio assoluto (MAPE). L'RMSE dipende dalla scala e non è adatto per confrontare i risultati di previsione a diversi livelli di aggregazione. Il MAPE è indipendente dalla scala, ma lo svantaggio è che il termine di normalizzazione al denominatore può essere vicino a zero per le letture dei singoli smart meter (per il carico residenziale, è comune avere valori di carico vicini a zero quando il residente non è a casa), portando a valori di MAPE molto elevati. Pertanto, questo articolo adotta l'errore medio assoluto normalizzato (NMAE) come metrica di valutazione per la performance di previsione, concludendo dall'analisi dei diversi modelli utilizzati, che all'aumentare del livello di aggregazione, la prevedibilità del carico elettrico aumenta.

In [25] viene proposto un metodo di previsione del carico basato su un'ottimizzazione del modello LSTM dalla valutazione di più fattori quali il carico massimo giornaliero, il carico minimo giornaliero e il tempo di risposta (Figura 21).

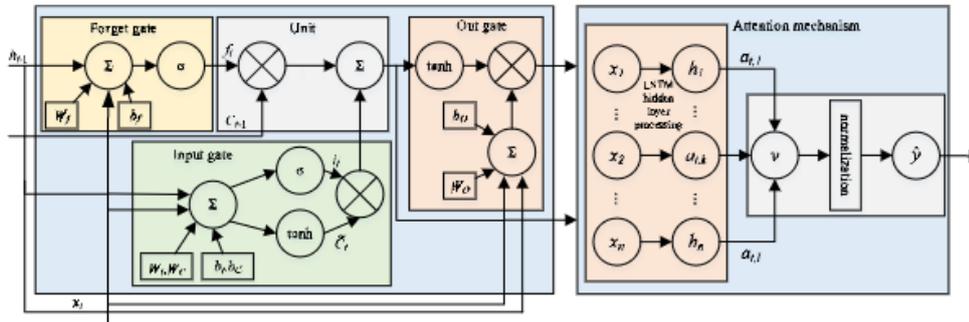


Figura 21- Struttura della rete LSTM migliorata

Tale metodo di previsione del carico proposto è stato testato su un dataset di dati storici e i risultati dimostrano un miglioramento significativo nella precisione della previsione del carico rispetto ai metodi di previsione tradizionali.

In [26] vengono discussi l'utilizzo dei modelli di machine learning per la previsione a breve termine del carico energetico nelle Smart Grid. L'obiettivo è quello di migliorare l'efficienza e la sicurezza dell'intera rete energetica attraverso la gestione e la previsione accurata della domanda di energia.

Gli autori esaminano vari algoritmi di machine learning per la previsione del carico elettrico, in particolare la regressione lineare e gli alberi decisionali. Mostrano che questi algoritmi possono produrre previsioni accurate del carico elettrico, anche se con alcuni limiti. Quindi vengono evidenziate le sfide nell'implementazione di tali modelli nella pratica. Tra le diverse sfide da considerare nella modellazione tramite machine learning, vi sono il superamento dei problemi legati alla scarsità di dati storici relativi al carico, la complessità della modellizzazione dei dati di carico, e le limitazioni dell'hardware e del software utilizzati. Per superare queste sfide, gli autori propongono l'uso di tecniche di preelaborazione dei dati, l'ottimizzazione degli algoritmi di apprendimento automatico e l'utilizzo di hardware ad alte prestazioni.

In [27] vengono trattate le tecniche di apprendimento automatico avanzate per migliorare la previsione a medio e breve termine del carico elettrico nelle reti intelligenti. Inoltre, gli autori espongono quelle che sono le maggiori sfide dell'implementazione di queste tecniche di machine learning nella pratica, e presentano alcune soluzioni per superare tali sfide. Ad esempio, discutono la necessità di gestire i dati mancanti, di selezionare le variabili rilevanti e di ottimizzare i parametri degli algoritmi di apprendimento automatico.

In [28] viene presentato un caso di studio relativo alla previsione del carico per una microgrid in un campus universitario utilizzando 19 modelli di regressione, elencati nella tabella di Figura 22.

Family of Regression Models	Chosen Regression Models
Linear Regression	Linear Regression model
	Interactions Regression model
	Robust Regression model
	Stepwise Linear Regression Model
Regression Trees	Medium Tree
	Coarse Tree
	Fine Tree
Support Vector Machines (SVM)	Linear SVM
	Quadratic SVM
	Cubic SVM
	Fine Gaussian SVM
	Medium Gaussian SVM
	Coarse Gaussian SVM
Gaussian Process Regression (GPR)	Rational Quadratic GPR
	Squared Exponential GPR
	Matern 5/2 GPR
	Exponential GPR
Ensemble of Trees	Boosted Trees
	Bagged Trees

Figura 22. Modelli di Regressione utilizzati nello studio

In Figura 23 sono riportati gli steps dell'approccio sviluppato.

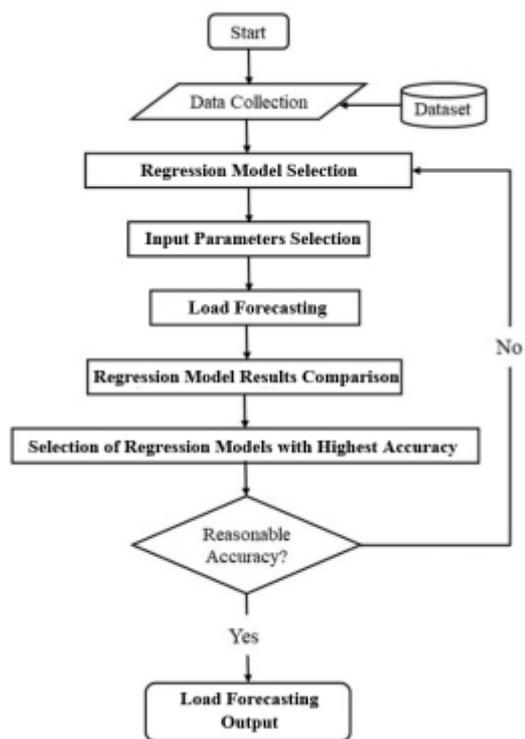


Figura 23- Diagramma di flusso del metodo proposto di previsione del carico.

Quindi, il metodo prevede:

Step 1: Raccolta dei dati. Due dataset sono raccolti, uno relativo ai dati storici della domanda di carico, e l'altro riguardante i dati meteorologici storici.

Step 2: Selezione del modello di regressione.

Step 3: Selezione dei parametri di input.

Step 4: Creazione dei modelli di regressione e loro utilizzo per la previsione del carico.

Step 5: Confronto delle prestazioni dei modelli di regressione. Per confrontare le prestazioni dei modelli di regressione, il carico previsto viene confrontato con il carico effettivamente misurato. Per valutare la loro accuratezza, si prendono in considerazione diverse metriche, quali: Errore assoluto medio (Mean Absolute Error (MAE)), errore percentuale assoluto medio (Mean Absolute Percentage Error (MAPE)), la radice dell'errore quadratico medio, R-quadro (R-SQUARED). Si è visto che la famiglia di modelli GPR (Gaussian Process Regression) mostra le migliori prestazioni nella previsione del carico poiché sono modelli probabilistici non parametrici basati su kernel. Vengono quindi raccomandati in questo studio per la previsione del carico due modelli GPR, Rational Quadratic GPR ed Exponential GPR.

In [29] viene proposto una previsione del carico a breve termine (24 ore) basato su un modello di deep residual network (ResNet), riportato in Figura 24a.

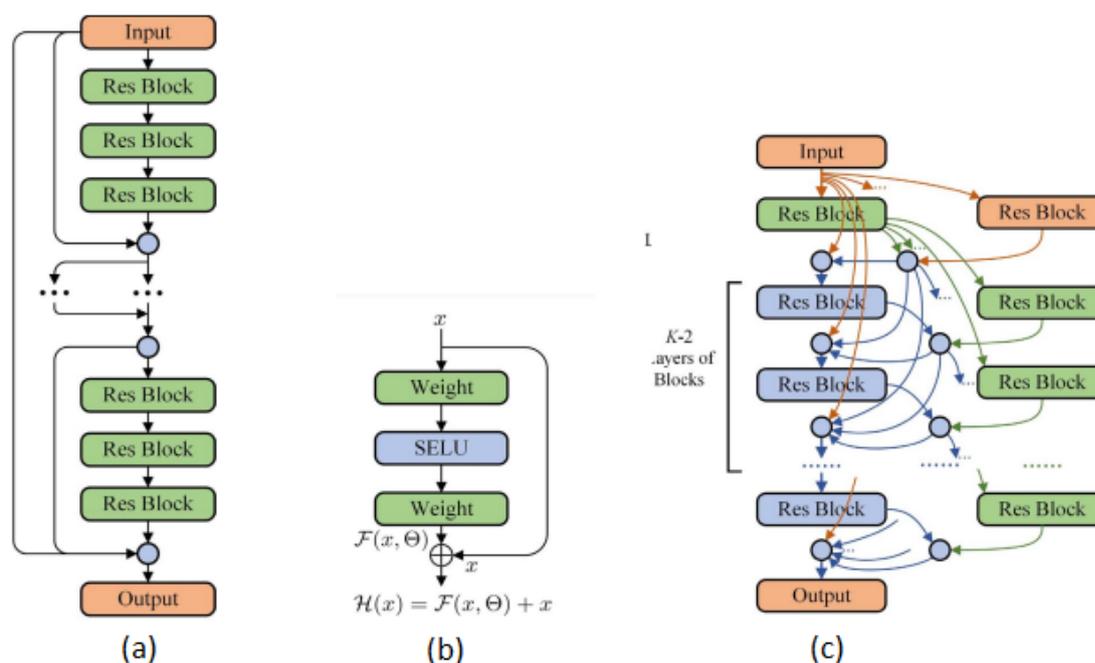


Figura 24- (a) Struttura della ResNet. (b) Res Block. (c) Res NetPlus

Vengono effettuate ulteriori connessioni oltre a quelle all'interno dei blocchi: Ogni tre blocchi residui si ha una connessione shortcut che fa la media di tutti i suoi input. Il Res Block ha la struttura di Figura 24b, in cui vi è l'aggiornamento dei pesi tra due layer sulla base della funzione di attivazione SELU (Scaled Exponential

Linear Units). Su questa struttura vengono apportate delle modifiche per aumentarne la capacità di apprendimento, come riportato in Figura 24c, e la rete prende il nome di ResNetPlus: una serie di blocchi Res Block laterali sono aggiunti al modello. L'input dei blocchi Res Block laterali è l'output del primo blocco residuo sul percorso principale (ad eccezione del primo blocco residuo laterale, il cui input è l'input della rete). L'output di ogni blocco residuo principale viene mediato con l'output del blocco residuo laterale nello stesso layer (indicato dai cerchi blu sulla destra). Gli output di quei cerchi blu sono collegati a tutti i blocchi residui principali nei layer successivi. A partire dal secondo layer, l'input di ogni blocco residuo principale viene ottenuto mediando tutte le connessioni dai cerchi blu sulla destra insieme alla connessione dall'input della rete (indicata dai cerchi blu sul percorso principale).

Il modello proposto, a seguito di diversi test, ha dimostrato una buona accuratezza di previsione e una buona robustezza alla variazione della temperatura.

In [30] viene proposto l'utilizzo di tre modelli di machine learning per la previsione della domanda di energia a livello di distretto in ambiente Smart Grid. I modelli utilizzati sono:

- 1) Rete neurale artificiale con ingressi multivariabili esogeni autoregressivi non lineari (ANN-NAEMI);
- 2) modello di regressione lineare multivariabile (MLRM);
- 3) modello di boosting adattivo (AdaBoost).

In Figura 25 è riportata la metodologia di questo lavoro.

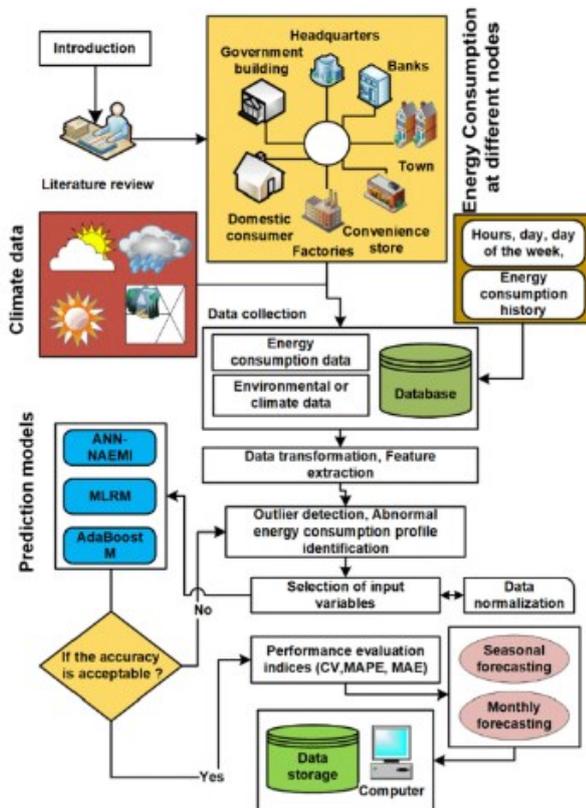


Figura 25- Metodologia proposta

Sono stati selezionati dati di consumo energetico effettivo di due anni, intervallati di 30 minuti, per l'analisi della previsione energetica. La preparazione dei dati comprende tre responsabilità/principali compiti, ovvero l'estrazione delle caratteristiche, la trasformazione dei dati e la formulazione del pool di candidati di input. Il riconoscimento di modelli irregolari di utilizzo energetico degli edifici viene ottenuto applicando la rilevazione degli outlier e l'analisi della clusterizzazione. I tre algoritmi di machine learning, ANN-NAEMI, MLRM e AdaBoost, sono impiegati per la previsione energetica.

Data la grande quantità di dati di consumo utilizzati nelle Smart Grid per addestrare modelli come quelli di deep learning per applicazioni come il monitoraggio del carico e la risposta alla domanda, è necessario garantire la sicurezza di tali dati. Per cui viene presentato in [31] uno schema di machine learning decentralizzato che consente di aumentare il volume e la diversità dei dati utilizzati per addestrare i modelli di deep learning senza compromettere la privacy, basato su Edge computing e federated learning.

Il federated learning è un approccio di machine learning decentralizzato che consente a più parti di collaborare nell'addestramento di un modello senza condividere i propri dati. La comunicazione tra clients e server in un federated learning avviene in maniera iterativa ed è riportata in Figura 26. Questo approccio può

anche migliorare la precisione dei modelli, poiché consente di utilizzare un maggior volume e una maggiore diversità di dati nell'addestramento.

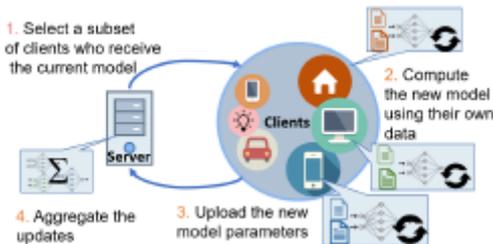


Figura 26- Iterativa comunicazione tra clients e server in un federated learning.



Figura 27. Architettura della rete.

In Figura 27, è riportata l'architettura della rete, in cui si evidenziano un server Multi-access Edge Computing (MEC) e dei client rappresentati dalle case dotate di dispositivo Edge. Il federated learning viene utilizzato per costruire un modello globale basato su LSTM per la previsione a breve termine del carico elettrico domestico. L'accuratezza del modello è stata valutata in termini di RMSE e MAPE.

Un'ulteriore applicazione di tale modello innovativo per la previsione del carico elettrico che sfrutta l'edge computing e il federated learning per migliorare l'accuratezza e ridurre i requisiti di trasferimento dati è riportato in [32]. Il metodo proposto prevede l'addestramento di modelli di machine learning sui dispositivi edge, e l'aggregazione dei risultati per generare previsioni precise del carico. Rispetto al lavoro in [31], oltre ai dati relativi al consumo energetico vengono utilizzati come input per l'addestramento del modello di machine learning dati relativi al calendario e alle condizioni meteorologiche, e gli utenti sono clusterizzati sulla base di affinità dei consumi attraverso l'algoritmo k-means.

Il Federated Learning, quindi, viene utilizzato per addestrare un modello di machine learning in modo distribuito, in cui diversi dispositivi remoti utilizzano i propri dati raccolti per eseguire una procedura di addestramento locale. Un server centralizzato si occupa di aggregare i modelli locali addestrati in un modello globale, che viene a sua volta ridistribuito ai dispositivi remoti per un ulteriore round di addestramento. Seguendo questo processo iterativo, un numero arbitrariamente elevato di dispositivi può contribuire

all'addestramento del modello senza la necessità di trasferire i dati raccolti in una posizione centralizzata, dal momento che è sufficiente inviare solo i modelli addestrati localmente. Dalla Figura 28 si può comprendere la differenza tra l'implementazione di un metodo di machine learning secondo un'architettura centralizzata (a) e quello secondo il Federated Learning (b).

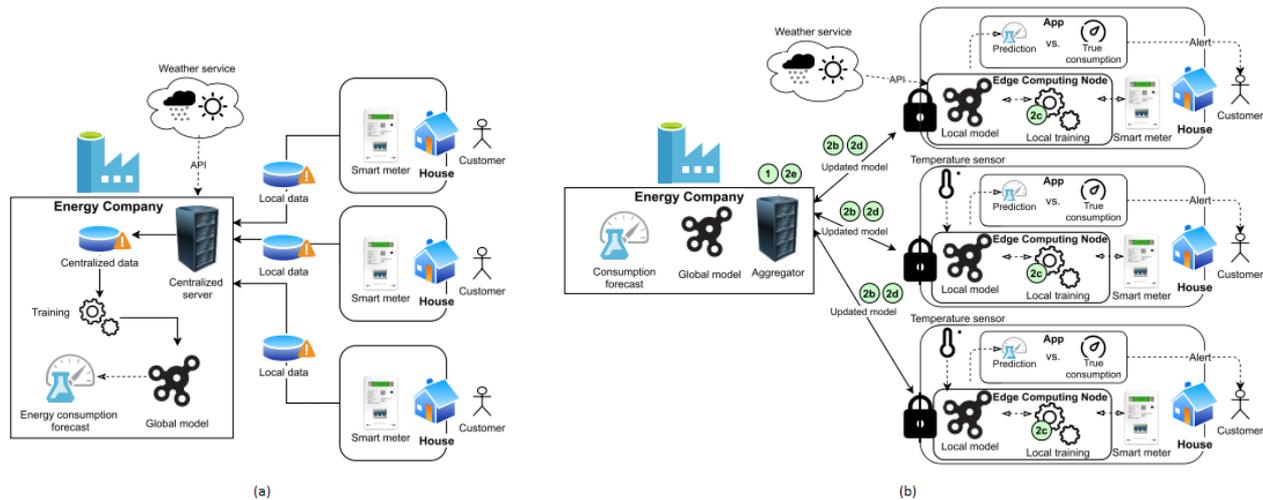


Figura 28 (a) Architettura centralizzata (b) Architettura Federated

Pertanto, il server centralizzato inizializza il modello di machine learning da addestrare scegliendo casualmente i pesi del modello e invia il tipo di modello selezionato (come ANN, RNN, LSTM, ecc.) e gli iperparametri caratterizzanti (ad esempio, il numero di layer, il numero di neuroni, ecc.) ai dispositivi di edge. Inizia la fase di addestramento, in cui i nodi di edge computing, ricevuto il modello globale dal server, lo addestrano con i loro dati locali, e inviano nuovamente il modello aggiornato al server. Il server aggrega tutti i modelli locali ricevuti, calcolando i pesi per il nuovo modello globale.

L'approccio è stato valutato attraverso diverse simulazioni, dimostrando che può portare a prestazioni di previsione simili a quelle di una soluzione centralizzata in termini di Root Mean Square Error (RMSE), ma con tempi di addestramento fino a un ordine di grandezza inferiore.

In [33] viene presentato uno studio sull'importanza della modellizzazione della domanda aggregata per la gestione dell'energia elettrica in una Smart Grid, che tenga conto di fattori come la generazione distribuita, lo stoccaggio e la risposta della domanda.

L'obiettivo dello studio è quello di sviluppare un modello matematico che possa prevedere la domanda aggregata di energia elettrica e le risposte alla domanda in un sistema di distribuzione di energia elettrica, in presenza di fonti di generazione distribuita e dispositivi di stoccaggio dell'energia. Il modello è stato

sviluppato attraverso l'analisi di dati di consumo energetico e di produzione di energia da fonti distribuite, in modo da identificare i pattern di consumo e di produzione dell'energia.

Il modello di previsione della domanda aggregata è stato sviluppato utilizzando una combinazione di modelli di regressione lineare e non lineare, mentre il modello di previsione della risposta alla domanda è stato sviluppato utilizzando un modello di programmazione lineare. Il modello è stato quindi testato su un sistema di distribuzione di energia elettrica simulato, utilizzando dati reali di consumo energetico e di produzione da fonti distribuite.

I risultati mostrano che il modello sviluppato ha una precisione elevata nella previsione della domanda aggregata.

In [34] viene descritto un modello di gestione energetica basato su machine learning per smart grid e distretti di energia rinnovabile. Nello specifico, in questo articolo si considerano tre distretti energetici (ED), dotati di fonti di energia rinnovabile. ED1 e ED2 si trovano nella baia di Copano, in Texas, Stati Uniti, mentre ED3 si trova a Brownsville, Texas, Stati Uniti. Le turbine eoliche generano energia per ED1 e ED2, mentre i pannelli fotovoltaici producono energia per ED3 nel modello di Smart Grid. Il flusso bidirezionale di energia e di informazioni tra ED e l'utility avviene attraverso il Coalition Manager (CM) in base all'accordo sul livello di servizio (SLA). In questo articolo vengono proposte soluzioni di Energy Management Model (EMM) basate sull'ottimizzazione e sul machine learning (ML) per i sistemi Smart Grid ed ED rinnovabili, al fine di dimostrare l'efficacia dell'approccio ML nella modellazione di una Smart Grid, che consente di superare la complessità derivante da scenari e vincoli variabili grazie alla modellazione di dati complessi e non lineari.

In Figura 29 viene illustrato il concetto di EMM per il flusso bidirezionale di energia tra la Smart Grid ed ED.

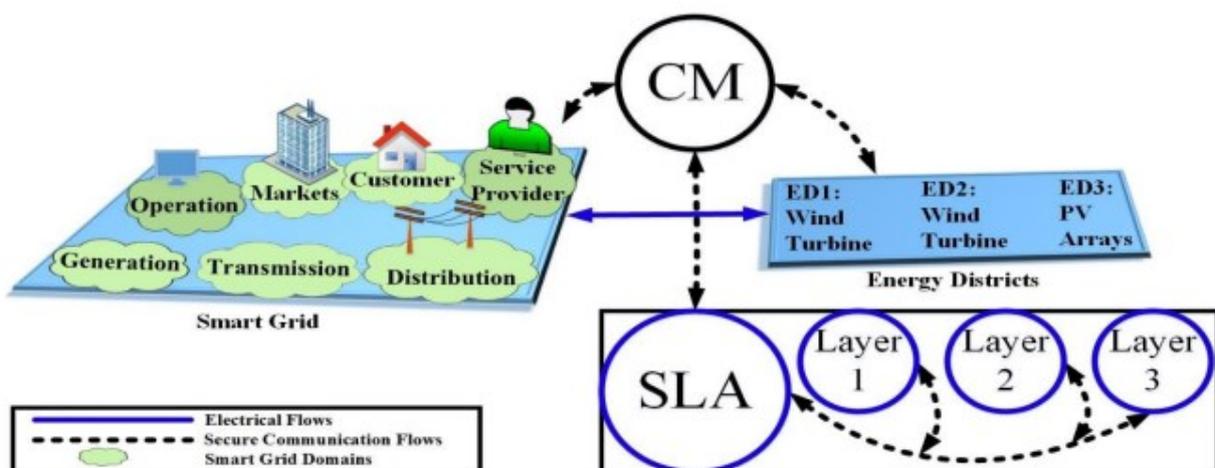


Figura 29- Modello proposto di energy management per Smart Grid ed EDs.

Il modello di machine learning proposto è la regressione del processo gaussiano (GPR), che consente di modellare le correlazioni latenti tra le variabili di input.

In [35] viene presentato un nuovo modello di gestione della domanda basato sull'analisi di clustering fuzzy. L' algoritmo di clustering fuzzy consente di raggruppare i carichi elettrici in base alla loro similarità, e viene utilizzato per identificare i profili di consumo dei consumatori e quindi prevedere la domanda di energia in base ai dati storici di consumo.

Il modello proposto viene valutato attraverso una simulazione su un sistema di rete elettrica. I risultati della simulazione mostrano che il modello è in grado di migliorare l'efficienza energetica e la stabilità della rete elettrica, riducendo il picco di carico e la quantità di energia utilizzata.

In [36] viene descritto il processo di modellizzazione e gestione energetica di una microgrid basato su strategie di controllo predittivo. Il modello della microgrid utilizzato è comprensivo di tutte le componenti del sistema energetico, come generatori, sistemi di stoccaggio dell'energia, carichi elettrici, reti di distribuzione e controlli di potenza (Figura 30).

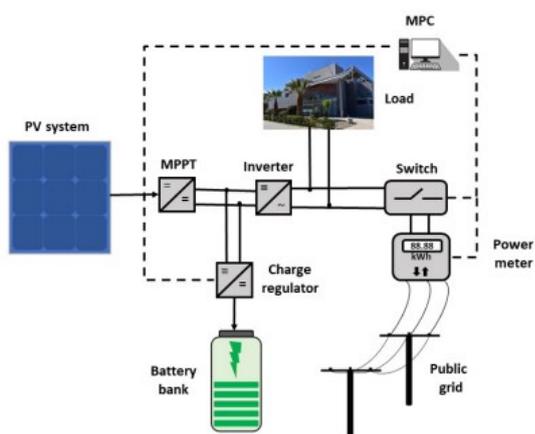


Figura 30- Diagramma semplificato della microgrid

Il sistema di controllo è basato su un algoritmo di controllo predittivo e utilizza un modello a più livelli per la gestione dell'energia nella microgrid. Il modello della microgrid a tale scopo viene riportato nel modello spazio-stato, dove lo stato è rappresentato dai vettori relativi allo stato della batteria, ai generatori e ai carichi. Le simulazioni effettuate sono volte a trovare il migliore compromesso tra tempo di esecuzione e accuratezza nella previsione della domanda. In particolare, il sistema di controllo predittivo è progettato per ottimizzare l'uso dell'energia in tempo reale, prevedere la domanda di energia futura e adattare il consumo di energia alle variazioni di domanda e di offerta.

In [37] lo studio ha l'obiettivo di sviluppare algoritmi di Demand Response (DR) basati su modelli di apprendimento automatico (machine learning) per la Smart Grid di edifici residenziali, in modo da garantire la massima efficienza energetica e la riduzione dei costi per il consumatore finale. In particolare, l'obiettivo è quello di valutare l'impatto del DR sui profili di carico degli edifici residenziali e sui costi energetici dei consumatori. In Figura 31 è riportata l'infrastruttura software per lo sviluppo dell'algoritmo smart. I punti essenziali affrontati sono i seguenti:

- Sviluppo di EMS (Etichettato come 1 nella Figura 31), in cui si è andato a definire la struttura dei dati e la struttura dell'algoritmo.
- Modellizzazione dei dati (Etichettato come 2 nella Figura 31). Sono state utilizzate tecniche di machine learning per identificare un opportuno modello statistico per il modulo di previsione. L'output di questa fase era un modello di previsione usato dall'algoritmo di ottimizzazione. Più precisamente, è stato creato un albero decisionale e utilizzato un modello lineare di regressione in ogni nodo per fare una previsione.
- Integrazione del modello (etichetta 4 nella Figura 31). Ciò ha comportato l'assemblaggio dell'algoritmo di ottimizzazione, del modello di dati e della struttura EMS con l'Application Program Interface (API).
- Algoritmo di ottimizzazione (etichetta 3 in Figura 31).

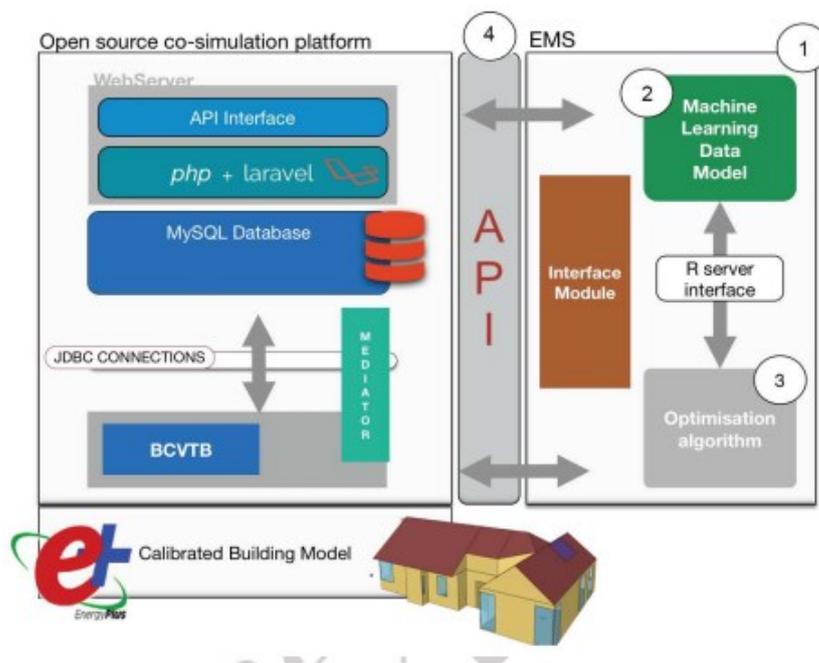


Figura 31- Sviluppo di un algoritmo smart per la modellazione della Smart Grid

I risultati dell'analisi hanno mostrato che i modelli di machine learning sono in grado di prevedere con precisione i profili di carico dell'edificio e di identificare i periodi di picco e di basso consumo energetico.

In [38] viene presentato un nuovo approccio per integrare i meccanismi della Smart Grid nel modello energetico delle microgrids, un modello matematico che cattura il comportamento delle microgrids in diversi scenari, come ad esempio le variazioni nella disponibilità delle fonti di energia rinnovabile o le fluttuazioni nella domanda di energia. Il modello utilizza una combinazione di tecniche di ottimizzazione e algoritmi di apprendimento automatico per prevedere i pattern di utilizzo dell'energia delle microgrids. In Figura 32 è riportata l'architettura del tool di modellazione per la microgrid.

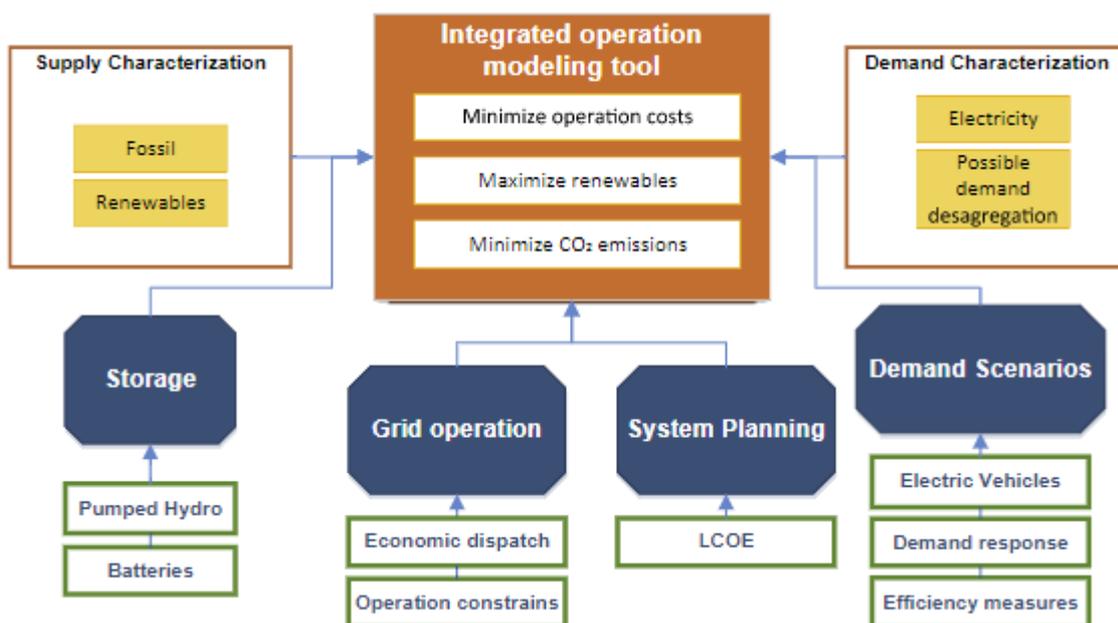


Figura 32- Tool di modellazione per la microgrid

Lo strumento di modellazione è definito come "integrato", poiché, oltre a modellare il presente sistema energetico, alimentato dalla configurazione attuale della domanda e dell'offerta di energia elettrica, può anche modellare scenari energetici futuri, sia dal lato dell'offerta che della domanda. Inoltre, può modellare l'implementazione di nuove tecnologie di approvvigionamento e sistemi di stoccaggio, dimensionando la capacità ottimale e modellando la sua gestione. Sul lato della domanda, analizza l'impatto dell'introduzione di meccanismi di Smart Grid, come l'inclusione di strategie di risposta alla domanda, misure di efficienza o l'introduzione di veicoli elettrici come modo di immagazzinare l'eccedenza di energia rinnovabile. In [39] viene presentato uno studio dettagliato sull'utilizzo del Demand Response (DR) da parte dei consumatori

domestici e sull'applicazione di metodi di machine learning e intelligenza artificiale statistica per analizzare il comportamento dei consumatori in risposta agli eventi di DR.

L'obiettivo principale dello studio è quello di capire meglio come i consumatori rispondono agli eventi di DR e come questa conoscenza può essere utilizzata per aumentare l'utilizzo della flessibilità dal lato della domanda. In particolare, gli autori utilizzano i dati del progetto Smart Grid Smart City (SGSC) per modellare la relazione tra la risposta delle famiglie e le caratteristiche delle abitazioni.

Diverse tecniche di machine learning vengono utilizzate per analizzare i dati raccolti dal progetto SGSC. In particolare, vengono utilizzate regressione lineare, alberi di decisione, reti neurali e modelli di regressione logistica per modellare la relazione tra la risposta delle famiglie e le caratteristiche delle abitazioni.

In [40] viene descritto un modello di unit commitment basato sui Virtual Power Plant (VPP).

La domanda ciclica di elettricità nel corso di una giornata richiede alle compagnie erogatrici di pianificare la generazione di potenza. Il corrispondente problema richiede innanzitutto di decidere quali, tra le unità disponibili, accendere, ed in un secondo momento determinare il dispacciamento più economico che soddisfi la richiesta dell'utenza. Il problema appena descritto è noto come Unit Commitment, che risulta essere un importante sotto problema di scheduling della produzione.

Il modello di unit commitment proposto in questo articolo si basa su dati storici di produzione e di consumo di energia e sulle previsioni di produzione di energia da parte delle fonti rinnovabili e degli accumulatori. Il modello utilizza un algoritmo di apprendimento automatico per elaborare i dati e generare una previsione accurata della produzione di energia elettrica da parte del VPP.

Una VPP è un sistema basato su cloud che aggrega e gestisce la capacità di molteplici fonti decentralizzate di generazione di energia, come pannelli solari, turbine eoliche e sistemi di stoccaggio dell'energia. Combina l'output di queste fonti in una singola risorsa controllabile che può essere utilizzata per fornire servizi di rete e bilanciare la domanda e l'offerta di energia.

La natura instabile e le fluttuazioni delle fonti energetiche rinnovabili solari e eoliche, così come i comportamenti casuali degli utenti, hanno introdotto significative incertezze nella Smart Grid. Pertanto, è bene nel modellare la Smart Grid tener conto di tali incertezze. In [41] viene presentato un metodo di gestione della domanda in tempo reale per una microgrid, prendendo in considerazione le incertezze associate alla produzione di energia rinnovabile e al comportamento dei consumatori.

Viene sviluppato un sistema di gestione della domanda in tempo reale (RDMS) in due fasi per una microgrid, basato sul metodo di controllo predittivo del modello (MPC) e sui valori ottenuti da un'analisi esaustiva della capacità programmabile (SA) delle fonti di energia distribuite. I veicoli elettrici (PEV) e i sistemi di accumulo di energia (ESS) stazionari vengono utilizzati come esecutori di risposta (RE) per gestire la potenza di squilibrio

causata dall'incertezza nel microgrid. Considera una microgrid integrata con generazioni rinnovabili e una stazione di ricarica per l'indagine. L'architettura del sistema della microgrid può essere generalmente divisa in diversi sottosistemi:

- Lato alimentazione: include la fonte PV, la fonte di turbina eolica (WT), un ESS e una connessione bidirezionale alla rete principale. L'autoconsumo di energia rinnovabile è la prima scelta per le fonti del lato della domanda.
- Entità di gestione: sistema RDSM, l'operatore della microgrid, che conduce l'ottimizzazione dei profili di consumo per RE (compresi PEV ed ESS). Questa entità è composta da due componenti principali, un ottimizzatore dinamico e un allocator di potenza in tempo reale ed è dotata di funzioni di infrastruttura di misurazione avanzata (AMI), previsione, decision making e controllo per ogni dispositivo.
- Lato domanda: include l'utente finale (consumatore energetico generale) e i multipli PEV.

In linea con il requisito di un DSM dinamico, l'ottimizzazione proposta basata su MPC per prendere decisioni per i RE tiene conto delle incertezze, e aggiorna le strategie decisionali dinamicamente in base allo stato più recente e ai valori previsti a breve termine dalla microgrid, come rappresentato nella Figura 33.

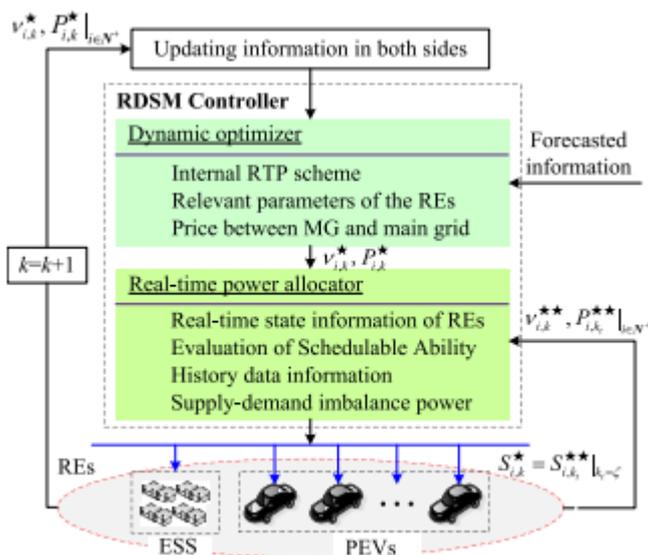


Figura 33- Modello RDSM per la microgrid

In [42] viene trattata la simulazione del consumo energetico in una microgrid al fine di ottimizzare la gestione della domanda e della produzione di energia. In particolare, viene presentato un approccio basato sulla pianificazione della domanda per gestire il consumo energetico degli utenti in modo efficiente.

Gli autori utilizzano un approccio di simulazione basato sulla modellizzazione delle attività dei carichi elettrici all'interno della microgrid. La pianificazione della domanda viene quindi eseguita attraverso l'assegnazione di un programma di utilizzo della potenza per ogni carico elettrico. In questo modo, è possibile ottenere una gestione più efficiente della domanda e della produzione di energia, riducendo i costi e le emissioni di gas serra.

In [43] viene presentato un framework di controllo predittivo dei dati (Data Predictive Control, DPC) per la gestione efficiente dell'energia in un sistema di microgrid interconnesse, in presenza di incertezza sul mercato dell'energia elettrica.

Il framework proposto utilizza il DPC per prevedere le richieste di energia in ogni microgrid e determinare l'allocazione ottimale dell'energia tra le microgrid interconnesse. Il DPC consente di gestire in modo efficiente le fluttuazioni della domanda e dell'offerta di energia elettrica, attraverso la previsione della domanda futura sulla base di dati storici e attuali. Inoltre, il framework proposto include un approccio di controllo robusto per gestire l'incertezza sul mercato dell'energia elettrica.

L'approccio di controllo robusto utilizza un algoritmo di ottimizzazione quadratica per determinare l'allocazione dell'energia tra le microgrid interconnesse, in modo da minimizzare i costi complessivi di gestione dell'energia

4.1.2 Modellazione per la valutazione della condizione e della stabilità

In questa sezione vengono trattati i modelli impiegati al fine di rilevare lo stato della Smart Grid, dal lato sempre del DSM, e quindi rilevamento di guasti, di anomalie per poterne garantirne la stabilità.

In tale contesto la tecnologia Digital Twin ha un ruolo rilevante.

Infatti, come riportato in [44], “le principali sfide nel sistema energetico sono la consapevolezza ecologica, la mancanza di una gestione energetica pulita e sostenibile, l'ottimizzazione insufficiente della distribuzione-trasmissione dell'energia, i costi elevati di trasferimento dell'energia e l'aumento della conoscenza da parte dei consumatori dei costi energetici”. Per cui, “il concetto di digital twin introduce una nuova dimensione tecnologica nel mondo”. La rete elettrica digitale twin può effettuare analisi online della rete in tempo reale e integrare tutti i dati passati e presenti, permettendo di conoscere lo stato attuale, e prevedere anche quello futuro, della rete.

Il concetto di digital twin viene sempre più applicato alla rete elettrica, poiché le aziende energetiche cercano di migliorarne l'affidabilità, ottimizzando le prestazioni e integrando maggiormente le risorse di energia rinnovabile.

All'interno della rete elettrica, il digital twin integra dati da una varietà di fonti, inclusi sensori, sistemi SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition), previsioni meteorologiche e altre fonti per creare un modello completo della rete. Questo modello potrebbe quindi essere utilizzato per testare e ottimizzare vari scenari, inclusa l'integrazione di nuove fonti di energia rinnovabile, l'impatto di eventi meteorologici estremi e i potenziali vantaggi delle nuove tecnologie di rete.

Esistono diverse tecnologie e framework chiave che vengono sviluppati per supportare lo sviluppo di un digital twin, quali:

1. **Analisi avanzate e apprendimento automatico:** Uno dei principali vantaggi del digital twin è la capacità di utilizzare algoritmi di apprendimento automatico e analisi avanzate per identificare modelli e ottimizzare le prestazioni della rete. Ad esempio, gli algoritmi di apprendimento automatico possono essere utilizzati per prevedere la domanda di elettricità, rilevare guasti dell'attrezzatura e identificare potenziali interruzioni di corrente prima che si verifichino.
2. **Edge Computing:** Con il crescente volume di dati generati da sensori e altre fonti, è sempre più importante elaborare e analizzare i dati più vicino alla fonte. Le tecnologie di elaborazione periferica consentono l'analisi e la presa di decisioni in tempo reale, migliorando l'affidabilità e la reattività della rete.
3. **Standard di interoperabilità:** Per creare un digital twin completo della rete elettrica, è importante assicurarsi che i dati provenienti da diverse fonti possano essere integrati e analizzati insieme. Gli standard di interoperabilità come il Common Information Model (CIM) vengono sviluppati per permettere ciò.
4. **Sicurezza informatica:** Come qualsiasi sistema digitale, è importante garantire che il digital twin della rete elettrica sia protetto dalle minacce informatiche. Ciò include sia la protezione dei dati generati dal sistema, che la protezione dell'infrastruttura fisica della rete.

Pertanto, in [44] viene presentata una review della modellazione data-driven delle Smart Grid da implementare nel relativo digital twin. I modelli analizzati sono modelli aggregati della Smart Grid, ovvero modelli che integrano e analizzano simultaneamente i dati provenienti da diversi fonti, quali generatori, carichi e storage.

In Figura 34, si evidenzia la comunicazione del digital twin con i dispositivi fisici in un processo di Fault Detection.

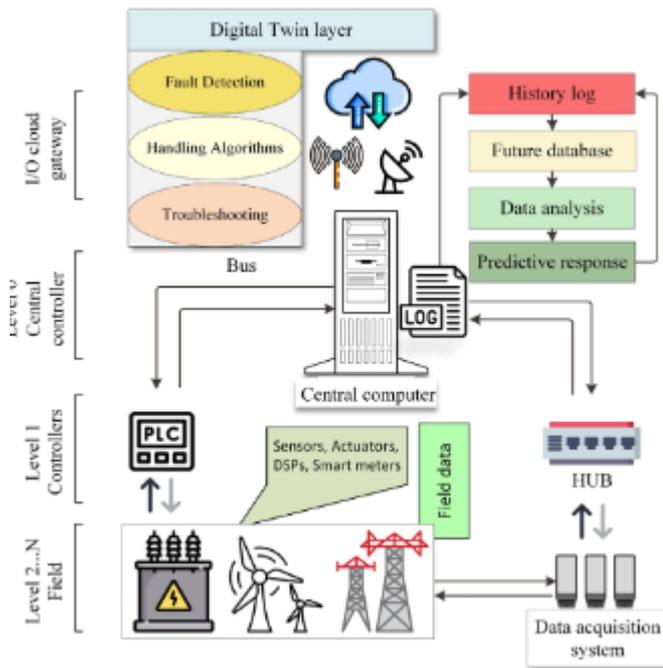


Figura 34- Comunicazione digital twin all'interno della rete elettrica

I sistemi di acquisizione dati e altri controller raccolgono i dati dei sensori sul campo e gli stati degli attuatori in tempo reale. Quando viene identificato un'anomalia, il layer relativo al DT risponde immediatamente e aumenta il valore della priorità di risoluzione dei problemi. Il processo di ripristino del sistema viene avviato con l'ausilio di algoritmi di gestione degli errori. Per prevedere le prestazioni della rete e prevenire i malfunzionamenti, il file di registro funge da database. L'utilizzo di algoritmi di machine learning consente di migliorare la velocità di funzionamento, la portata di applicazione e l'efficacia complessiva del processo di rilevazione di un guasto.

In [45] è proposto l'utilizzo di una rete neurale convoluzionale (CNN) di deep learning (DL) come modulo all'interno dell'ambiente Digital Twin Automatic Network Guardian for Electrical systems (ANGEL) che modella la Smart Grid al fine di rilevare eventuali guasti fisici al suo interno (Figura 35).

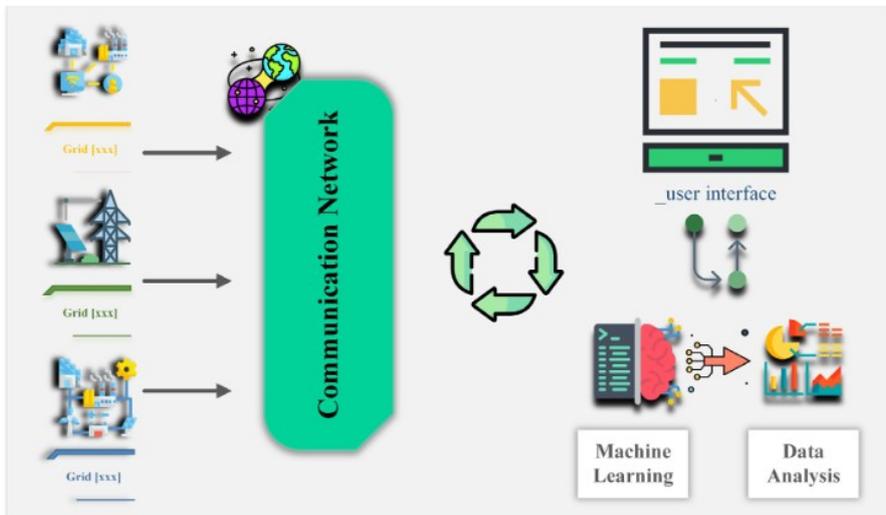


Figura 35- Digital twin Angel framework

Poiché l'algoritmo di rilevamento deve funzionare in tempo reale, diventa di importanza critica il tempo necessario per addestrarlo e, soprattutto, eseguire l'algoritmo CNN di rilevamento delle anomalie e il classificatore di eventi. Per cui sono stati monitorati i requisiti di tempo di esecuzione della CNN e valutato come la riduzione del numero di parametri di input e degli hidden layer abbiano influenzato le prestazioni complessive dell'algoritmo.

In [46], viene affrontato il tema dell'identificazione dei guasti nei sistemi, come una difficile sfida da affrontare a causa della rapida dinamicità dei dispositivi convertitori di potenza, che porta a risultati inesatti e falsa identificazione di guasti del sistema. Pertanto, questo lavoro propone un framework di identificazione dei guasti per componenti di basso livello che include la combinazione di sistemi in tempo reale con il concetto di Digital Twin per garantire la coerenza dinamica dei componenti di basso livello. Il framework proposto include una rete neurale di auto-organizzazione addestrata offline in una topologia esagonale per identificare i guasti all'interno di un sistema in tempo reale.

Il framework è composto da tre fasi: acquisizione dei dati, rilevamento e classificazione dei guasti e localizzazione dei guasti. La fase di acquisizione dei dati prevede la raccolta di dati da sensori installati nella microgrid. La fase di rilevamento e classificazione dei guasti prevede l'uso di reti neurali del tipo self-organizing (SOM) per rilevare e classificare i guasti nei convertitori di potenza. La fase di localizzazione dei guasti prevede l'uso del DT in tempo reale per individuare il guasto nella microgrid.

Il framework proposto è stato valutato su una piattaforma di test di microgrid composta da inverter trifase, convertitori DC/DC e batterie. I risultati hanno mostrato che il framework è stato in grado di rilevare e

classificare i guasti in tempo reale con alta precisione. Il DT in tempo reale è stato in grado di individuare i guasti entro pochi secondi dalla loro comparsa.

In [47] viene proposto l'uso di tecniche di apprendimento automatico per rilevare anomalie nelle Smart Grid. Infatti, con l'aumento della complessità delle Smart Grid, aumenta anche la probabilità di anomalie e guasti. Il paper suggerisce che gli algoritmi di machine learning possono apprendere i modelli e le relazioni nei dati, per poi essere utilizzati per rilevare anomalie. Sono, quindi, state considerate diverse tecniche di machine learning per rilevare anomalie nel sistema energetico. Oltre alla rilevazione di anomalie, i metodi di machine learning possono anche differenziare tra attacchi informatici e perturbazioni naturali. Le diverse tecniche applicate vengono valutate in termini di accuratezza di rilevamento e potenza di elaborazione richiesta su diversi scenari simulati: guasti di corto circuito, iniezione di comando di interruzione remota, modifica delle impostazioni del dispositivo di interruzione, attacco di iniezione di dati falsi,

In [48] viene esaminata l'efficacia di diversi algoritmi di apprendimento automatico per la rilevazione di anomalie, quali gli algoritmi basati su clustering, gli algoritmi basati su alberi decisionali, gli algoritmi basati su reti neurali e gli algoritmi basati su support vector machine (SVM). Il metodo proposto (Figura 36) prevede la raccolta di dati da varie fonti, come sensori e contatori intelligenti, e quindi la preelaborazione dei dati per rimuovere rumore e valori anomali. I dati pre-elaborati alimentano l'algoritmo di apprendimento automatico, che viene addestrato sulle condizioni operative normali. Il modello addestrato può quindi essere utilizzato per rilevare anomalie nei dati.

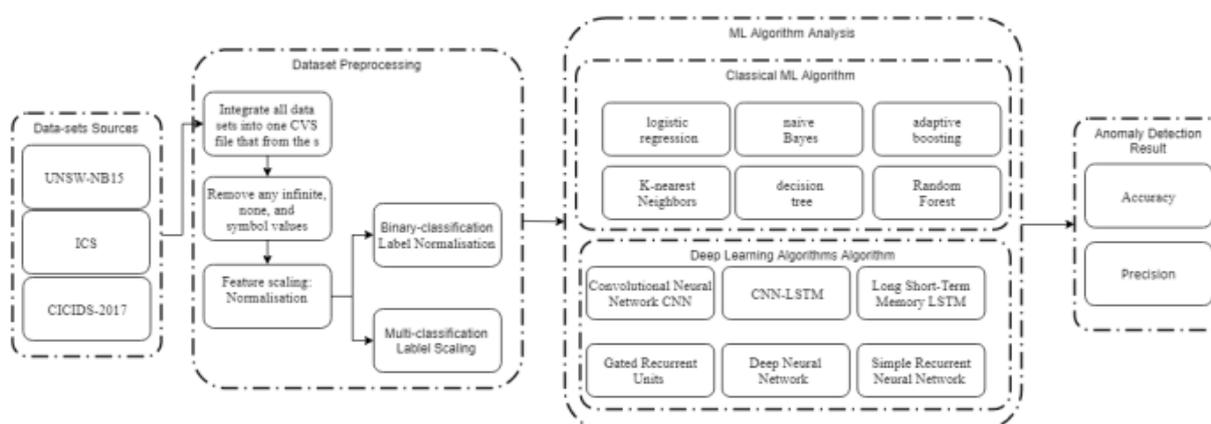


Figura 36- Struttura generale del metodo proposto

Vengono descritti anche i criteri di valutazione utilizzati per confrontare l'efficacia degli algoritmi, tra cui la precisione, il recall e l'F1-score.

In [49] viene descritta una strategia di modellizzazione basata sull'analisi di pattern temporali per la valutazione della qualità energetica (PQ) della Smart Grid. Questo perché la presenza di fonti di energia rinnovabile e di carichi non lineari può causare disturbi elettrici che influiscono sulla stabilità e sulla qualità della rete elettrica. La strategia proposta utilizza tecniche di analisi di pattern temporali per identificare relazioni tra i dati storici e la qualità della rete. In particolare, il modello si basa sull'analisi dei pattern di dati storici relativi alla tensione, alla corrente e alla frequenza della rete elettrica, al fine di identificare eventuali correlazioni tra questi dati e la qualità della rete

Il modello di analisi dei pattern viene poi utilizzato per creare un modello predittivo della qualità della rete elettrica.

In [50] viene definito un modello di Smart Grid DC per la gestione delle perturbazioni di stabilità della tensione. Il sistema Smart Grid DC è una rete di distribuzione elettrica che utilizza corrente continua (DC) invece di corrente alternata (AC) per la trasmissione dell'energia elettrica. In Figura 37 è riportato un generale sistema di Smart Grid DC.

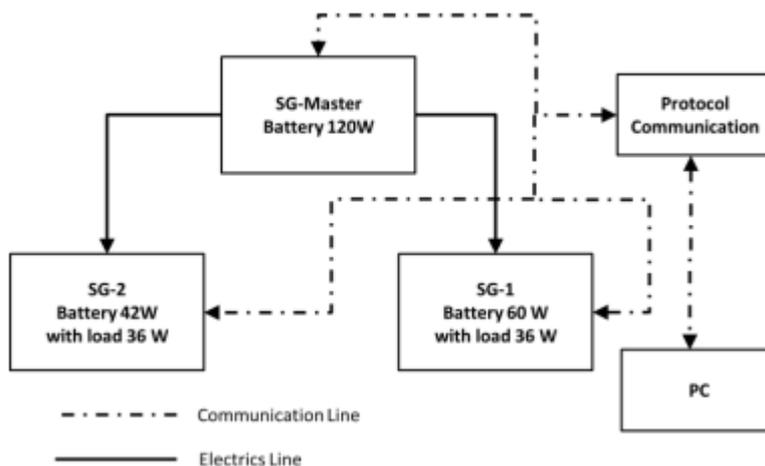


Figura 37- Sistema generale di Smart Grid DC

Il modello proposto in questo articolo è stato sviluppato per migliorare la stabilità della tensione nel sistema Smart Grid DC. In particolare, il modello utilizza un algoritmo di controllo predittivo per gestire la tensione e la potenza nella rete elettrica. L'algoritmo di controllo predittivo prevede il comportamento futuro della rete elettrica e utilizza queste informazioni per prendere decisioni di controllo in tempo reale.

In [51] viene proposto un modello di Smart Grid basato sull'approccio dei sistemi complessi. Questo modello consente di rappresentare la complessità della rete intelligente in modo più accurato rispetto ai modelli esistenti.

Il modello proposto è basato sulla nozione di "context-freeness", ovvero l'idea che la rete intelligente sia costituita da un insieme di nodi interconnessi in modo non gerarchico. Ciò significa che i nodi non dipendono l'uno dall'altro in modo gerarchico, ma piuttosto in modo collaborativo e cooperativo.

Il modello di Smart Grid proposto è stato sviluppato utilizzando una combinazione di tecniche di analisi dei dati, di modellizzazione matematica e di simulazione. In particolare, i dati della rete intelligente sono stati raccolti e analizzati per identificare le relazioni tra i nodi della rete. Successivamente, è stato sviluppato un modello matematico basato su queste relazioni, che è stato utilizzato per simulare il comportamento della rete intelligente in diverse situazioni. Poiché una Smart Grid può essere vista come costituita da sottocomponenti con una struttura, dinamiche e comportamenti distinti, si analizza e simula il problema su tre livelli: livello della rete di trasmissione e distribuzione (T&D), livello della microgrid e livello locale (Figura 38).

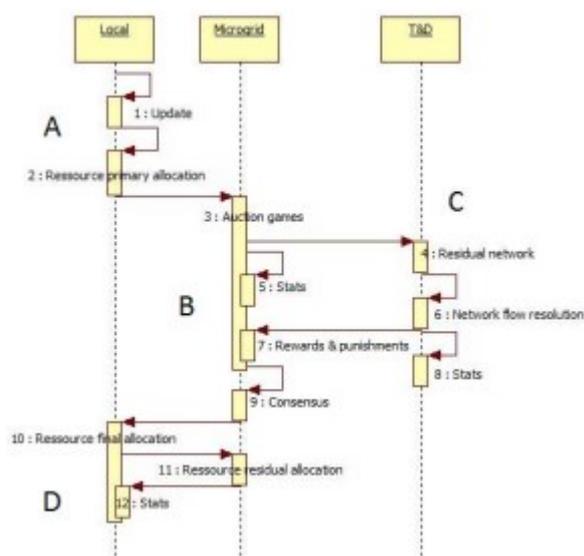


Figura 38- schema di esecuzione del problema in maniera iterativa su tre livelli.

I risultati delle simulazioni mostrano che il modello è in grado di fornire una rappresentazione accurata del comportamento della rete in situazioni di emergenza e di guasto. Inoltre, il modello può essere utilizzato per identificare i punti critici della rete e per sviluppare strategie di mitigazione dei guasti.

In [52] viene descritto un modello di valutazione del rischio per la Smart Grid, basato su un approccio cumulativo. Il modello è stato sviluppato per aiutare gli operatori della Smart Grid a valutare i rischi associati al funzionamento della rete e a identificare le azioni necessarie per mitigare tali rischi. Il modello si basa sull'idea che la valutazione del rischio per la rete intelligente debba tener conto di diversi fattori, tra cui la

probabilità di guasti o interruzioni nella rete, le conseguenze di tali guasti o di tali interruzioni, e le azioni disponibili per mitigare gli effetti dei guasti.

Il modello utilizza una serie di metriche di valutazione del rischio, tra cui la probabilità di guasti nella rete, la durata delle interruzioni e l'impatto delle interruzioni sulla fornitura di energia. Queste metriche sono calcolate utilizzando dati storici sulla Smart Grid e informazioni sulle azioni di mitigazione dei rischi disponibili. Il modello è stato testato utilizzando dati reali di una rete intelligente esistente in Austria. I risultati delle simulazioni mostrano che il modello è in grado di fornire una valutazione accurata dei rischi associati alla Smart Grid e di identificare le azioni necessarie per mitigare questi rischi.

In [53] viene presentato un modello computazionale basato su un approccio grafico per valutare l'affidabilità delle reti di comunicazione della Smart Grid, suscettibile a guasti e interruzioni di servizio.

Il modello proposto utilizza una rappresentazione grafica delle reti di comunicazione della Smart Grid, ovvero un grafo, con i nodi che rappresentano i dispositivi di comunicazione e gli archi che rappresentano i canali di comunicazione tra di essi. Il modello tiene conto dei guasti e delle interruzioni dei canali di comunicazione e valuta l'impatto che questi eventi hanno sulla capacità del sistema di fornire energia elettrica affidabile ai consumatori.

In [54] viene descritto un modello predittivo basato su una rete neurale LSTM multidirezionale per prevedere la stabilità della Smart Grid) durante gli eventi di picco di domanda. Il modello tiene conto di diversi fattori, tra cui il consumo energetico, la generazione di energia rinnovabile e la capacità di stoccaggio dell'energia.

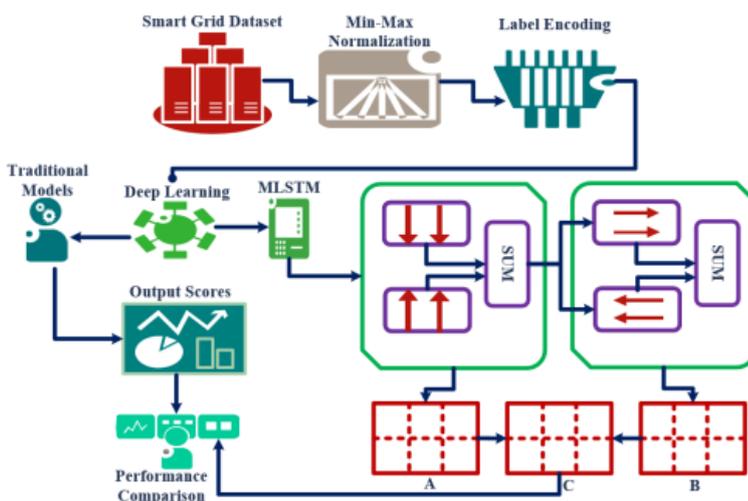


Figura 39- Workflow del modello LSTM multidirezionale proposto

Il dataset utilizzato per addestrare il modello è stato raccolto da una rete elettrica reale e contiene dati di consumo energetico, generazione di energia rinnovabile e altri fattori correlati. I dati sono stati pre-processati

e suddivisi in finestre di tempo per essere utilizzati come input del modello. Più precisamente, con riferimento alla Figura 39, i dati provenienti da diverse unità di generazione di energia sono aggregati nella rete elettrica. Successivamente, il dataset viene normalizzato mediante la normalizzazione min-max. Gli algoritmi di ML non possono elaborare i valori categorici presenti nel dataset. Per cui si utilizza la tecnica di encoding Label, che converte i valori categorici nel dataset in valori numerici adatti all'elaborazione da parte degli algoritmi di ML. Nel passo successivo, il dataset della Smart Grid viene addestrato con l'approccio MLSTM proposto. Le prestazioni del modello sono state confrontate con i modelli RNN (Reti neurali ricorrenti), LSTM tradizionale e GRU (Gated Recurrent Unit) utilizzando metriche come l'accuratezza, la precisione, il recall e score-F1. I risultati mostrano che il modello predittivo basato su LSTM multidirezionale è in grado di prevedere con accuratezza la stabilità della rete elettrica durante gli eventi di picco di domanda.

4.1.3 Modellazione per la gestione ottimale

In [55] l'obiettivo della ricerca era creare un modello di simulazione per Smart Grid, in grado di esaminare il loro funzionamento e ottimizzarne il controllo. Per raggiungere tale obiettivo, gli autori evidenziano la necessità di selezionare un opportuno software per la simulazione, ma soprattutto di creare la topologia della rete, calcolare i suoi parametri, impostare i controller, ed eseguire simulazioni preliminari per confrontare i risultati con altri approcci. Si è considerato un modello di rete come quello in Figura 40, composto da linee aeree ad alta e media tensione, bus ad alta e media tensione, trasformatori, generatori e carichi. I generatori del modello hanno sia controllori primari che regolatori di tensione. I seguenti generatori sono implementati nel modello: due parchi eolici, tre turbine a gas, e una grande macchina rotante.

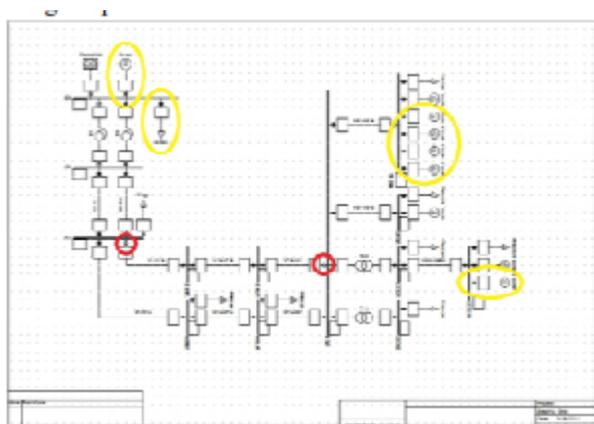


Figura 40- Topologia del modello della rete

La parte più complessa della ricerca è stata la parametrizzazione, “poiché tutti i risultati potrebbero essere inutili senza la sua corretta esecuzione”, in quanto le simulazioni dinamiche necessitavano di un assegnamento dei parametri in maniera appropriata all'intera rete. La flessibilità della simulazione è prevista dalla struttura modulare del software.

In [56] viene presentata una soluzione di controllo gerarchico basata su IoT e machine learning per la gestione di una microgrid. Il controllo gerarchico proposto nel documento comprende un controllo di alto livello basato modelli di machine learning per la rilevazione dell'islanding, e un controllo di basso livello basato su IoT per la gestione della microgrid. L'islanding si riferisce al fenomeno in cui una microgrid si separa dalla rete elettrica nazionale e continua a funzionare autonomamente, ma se la separazione non viene rilevata può causare problemi di sicurezza e di qualità dell'energia elettrica.

Il controllo di alto livello utilizza un algoritmo di machine learning Support Vector Machine (SVM) per la rilevazione dell'islanding. L'algoritmo SVM utilizza le misurazioni delle tensioni e delle correnti all'interno della microgrid per determinare se si è verificato un islanding o meno. Se viene rilevata la separazione, il controllo di basso livello basato su IoT interviene per gestire la microgrid in modo sicuro ed efficiente. Il controllo di basso livello necessita quindi di acquisire i dati in tempo reale sui carichi e sulla generazione di energia all'interno della microgrid. Questi dati sono utilizzati per gestire la distribuzione dell'energia elettrica in modo efficiente e per garantire che la produzione di energia soddisfi la domanda dei carichi.

In [57], viene presentato uno studio concettuale su un'architettura di Virtual Power Plant (VPP) per la gestione ottimale di Distributed Energy Resources (DER) di proprietà dei prosumer che partecipano ai programmi di Demand-Side Management (DSM). Nell'architettura VPP proposta il dominio fisico supervisionato è limitato a singoli utenti, ovvero a singoli punti di consegna (POD- single Points of Delivery) della rete di distribuzione (Figura 41).

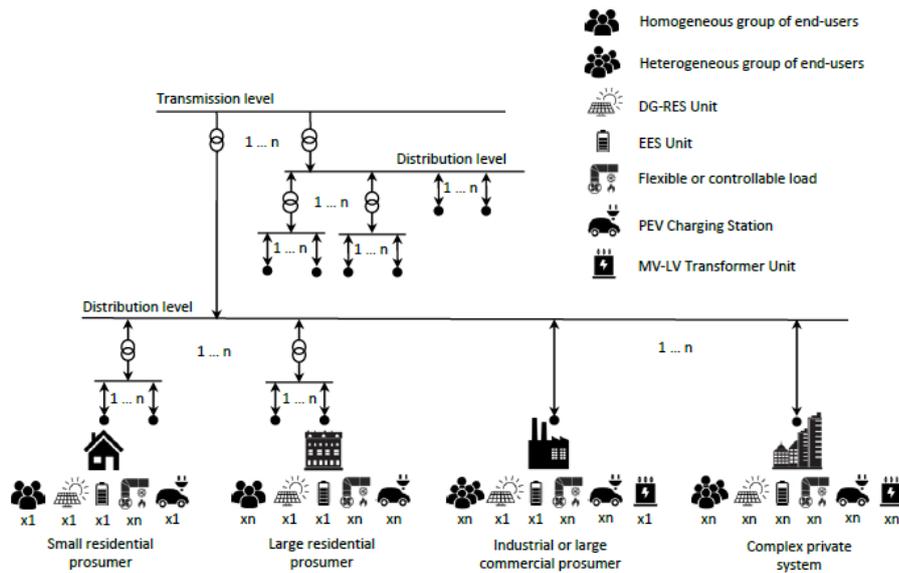


Figura 41- Rappresentazione schematica ei livelli fisici di aggregazione delle DERs.

L'architettura VPP si basa su un approccio orientato ai servizi, in cui più agenti collaborano per implementare la gestione ottimale dei beni del prosumer, considerando anche diverse forme di richieste di Demand Response (DR). Viene introdotto un modello di ottimizzazione generalizzato, formulato come problema di Mixed-Integer Linear Programming (MILP). Tale modello è in grado di calcolare la pianificazione ottimale dei beni del prosumer considerando sia le richieste DR che le esigenze degli utenti finali in termini di livelli di comfort, minimizzando i costi. Tale modello ha come input i profili di carico e generazione definiti all'interno di t time-slot. Per ogni time-slot si definisce la potenza richiesta da ogni carico e quella disponibile dai generatori.

In [58] viene descritto un modello di Smart Grid basato sulla tecnologia "fog computing". La Smart Grid è un sistema elettrico che utilizza tecnologie avanzate per migliorare l'efficienza, la sicurezza e la sostenibilità dell'energia elettrica. Il fog computing, d'altra parte, è una tecnologia che estende il concetto di cloud computing alla periferia della rete, consentendo l'elaborazione dei dati in tempo reale e riducendo il carico sui server centrali.

Il modello di Smart Grid proposto in questo articolo utilizza il fog computing per migliorare la gestione dei dati e dell'energia elettrica nella rete intelligente. In particolare, il modello proposto prevede l'utilizzo di nodi di fog computing distribuiti sulla rete per gestire i dati e le comunicazioni tra i dispositivi di rete e il sistema di gestione energetica (Figura 42). I nodi di fog computing sono in grado di elaborare i dati in tempo reale, riducendo il carico sul sistema centrale e migliorando la velocità e l'affidabilità delle comunicazioni.

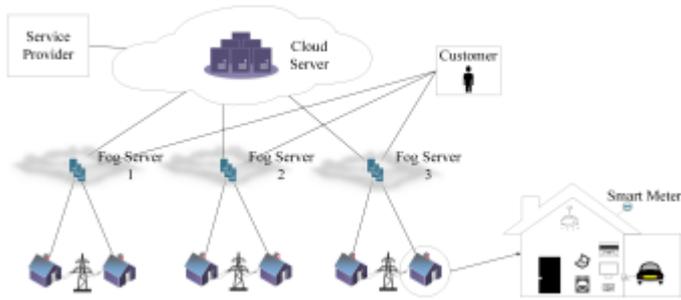


Figura 42- Modello della Smart Grid basato su fog computing

Anche in [59] viene presentato un modello di Smart Grid basato su tecnologia fog computing che viene integrato con la tecnologia cloud consentendo di gestire in modo efficiente le risorse energetiche.

Il modello proposto si basa su una piattaforma cloud che consente di raccogliere dati in tempo reale sulla produzione e il consumo di energia elettrica, utilizzando sensori intelligenti e contatori intelligenti. I dati raccolti sono elaborati attraverso algoritmi di intelligenza artificiale, che consentono di prevedere i picchi di consumo e di ottimizzare la distribuzione dell'energia elettrica sulla base delle esigenze degli utenti.

Inoltre, il modello proposto prevede l'utilizzo di tecnologie fog computing, ovvero la distribuzione di calcolo, archiviazione e comunicazione di dati sui dispositivi di bordo della rete, al fine di ridurre il tempo di latenza e migliorare l'efficienza del sistema. In [60] viene presentata una Smart Grid (Figura 43) che integra risorse energetiche rinnovabili, dispositivi di stoccaggio dell'energia e vari tipi di carico in un'architettura distribuita autonoma, e in cui ci si approccia attraverso tecnologie avanzate quali IoT e data mining.

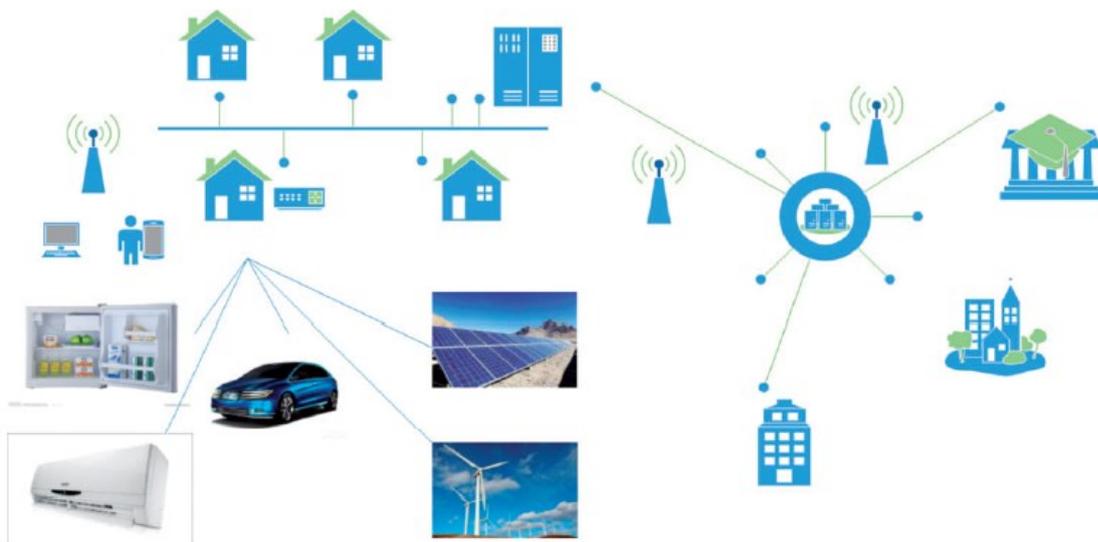


Figura 43- smart energy network

L'obiettivo di tale rete è quello di condividere informazioni sull'energia attraverso una sua gestione intelligente che possa garantire affidabilità e qualità del servizio. Il punto centrale di quest'articolo è che tale rete debba apprendere attraverso l'enorme quantità di dati raccolti attraverso algoritmi di machine learning. Così viene proposto un modello di Markov (HMM) che integra vari tipi di carico (termici, di stoccaggio e non) per migliorare la gestione dell'energia, attraverso la previsione della domanda di energia e l'ottimizzazione dei processi di produzione e distribuzione.

In [61] viene affrontato il problema della coordinazione congiunta del demand response e del flusso di potenza ottimale a fronte di una riduzione delle risorse energetiche rinnovabili (RES), al fine di non solo risparmiare sul costo totale dell'energia, ma anche per permettere di gestire le fluttuazioni del carico di potenza complessivo in presenza di vari tipi di vincoli di demand response e vincoli operativi della rete. A tale scopo, sono proposti metodi basati sul controllo predittivo del modello centralizzato e distribuito (CMPC e DMPC) rispettivamente per la computazione centralizzata e distribuita del problema di pianificazione online. La Smart Grid viene modellata in modo tale da integrare la rete elettrica, il Demand Response, le fonti di energia rinnovabile e altre Smart Grid interconnesse (Figura 44).

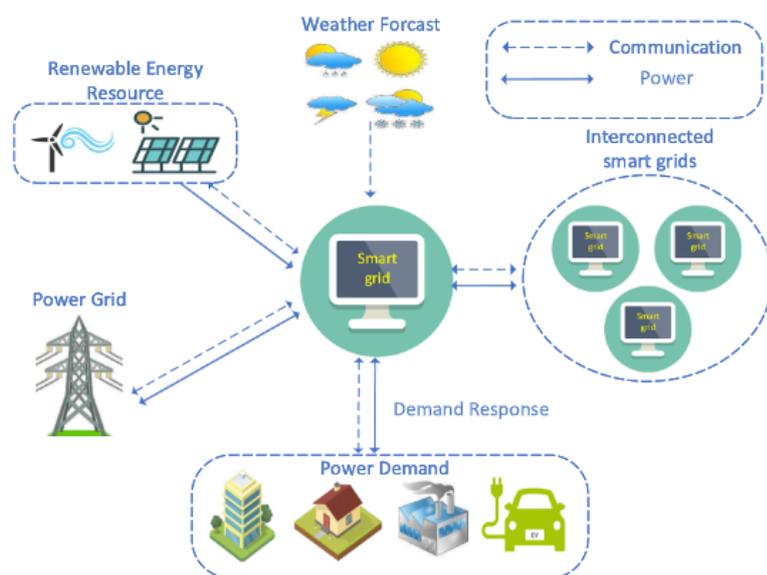


Figura 44- Struttura Smart Grid

In questo articolo si considera una rete di distribuzione con un insieme di bus di cui alcuni sono collegati ai (Generatori Distribuiti) DG e altri alle RES. Ogni bus è collegato ad una richiesta di potenza attiva e ad una richiesta di potenza reattiva. Su tale modello sono applicati gli algoritmi CMPC E DMCP. In realtà il CMPC viene definito per fornire una soluzione di base per il DMPC. Il DMPC è il focus di questo studio, che risulta impegnativo poiché necessita della risoluzione di un problema di ottimizzazione non convesso ad ogni

intervallo di tempo. Per cui, viene proposto un nuovo algoritmo DMPC basato su ADMM (alternating direction method of multipliers) che prevede la computazione di una sub-routine iterativa durante la procedura di aggiornamento delle variabili primarie che può gestire in modo efficiente i vincoli non convessi. Tale strategia prevede un sistema multi-agente di controller locali che comunicano tra loro per raggiungere la coordinazione globale. Per cui il problema di partenza viene suddiviso in diversi sottoproblemi, ciascuno dei quali gestito da un agente. Ogni agente risolve il sottoproblema, e poi scambia alcune informazioni con gli agenti vicini. L'intero sistema alla fine raggiungerà una soluzione di consenso tra questi agenti. In Figura 45 è rappresentato un diagramma a blocchi per l'algoritmo DMPC proposto, in cui si considerano diversi sottosistemi interconnessi. Ogni sottosistema comunica con gli altri sulla base di una strategia di consenso.

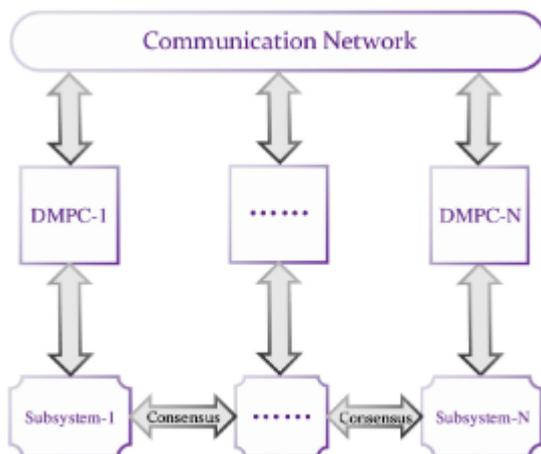


Figura 45- Struttura dell'algoritmo DMPC

In [62] viene presentato un modello di Smart Grid basato su cloud-fog per la gestione efficiente delle risorse. Il modello proposto prevede l'utilizzo di tecnologie di cloud computing e fog computing per garantire un'efficiente gestione dell'energia e una maggiore resilienza del sistema. Viene definita un'architettura di cloud-fog ibrida, in cui le funzionalità di elaborazione e archiviazione dei dati sono distribuite tra il cloud e il fog. In questo modo, il modello consente di ridurre i tempi di latenza e di aumentare la sicurezza e la privacy dei dati.

In particolare, il modello prevede l'utilizzo di una rete di fog nodes, ovvero dispositivi di elaborazione dati distribuiti sul territorio, in grado di eseguire funzioni di elaborazione dei dati a bassa latenza. I fog nodes sono collegati al cloud, in modo da poter trasferire i dati elaborati e conservarli in sicurezza.

In [63] viene proposto un framework di gestione distribuita della domanda per la Smart Grid, che si basa su una soluzione innovativa di coordinamento tra utenti e gestori di energia. Il framework proposto prevede la

suddivisione dell'energia elettrica in time-slot, in modo da permettere una gestione ottimale della domanda e della produzione di energia. Inoltre, il framework supporta la partecipazione attiva degli utenti alla gestione della domanda, attraverso l'utilizzo di tecnologie di comunicazione avanzate. In questo modo, gli utenti possono monitorare e controllare il loro consumo di energia elettrica, contribuendo così alla gestione efficiente della domanda complessiva.

In [64] viene proposto un modello per le Smart Grid che utilizza una struttura pretopologica. La struttura pretopologica è uno strumento matematico che consente la rappresentazione e l'analisi della topologia e della connettività di una rete. Una Smart Grid è una rete complessa in quanto soggetta a continui cambiamenti. È quindi importante modellare la Smart Grid tenendo conto della sua dinamica. Una rete complessa è vista come una famiglia di pretopologie su un dato set, come mostrato in Figura 46.

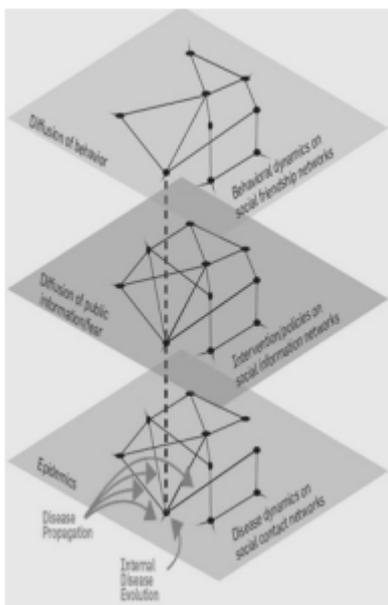


Figura 46- Famiglia di pretopologie

Il vantaggio di questa teoria è la separazione di ogni criterio in uno spazio pretopologico per semplificare la modellizzazione. La Smart Grid è governata da numerosi criteri qualitativi e quantitativi. La tensione delle linee della rete è un esempio, ma è anche possibile considerare la dispersione elettrica in base alla lunghezza delle linee, all'usura degli impianti, alle condizioni meteorologiche, ecc.

Il modello proposto consente l'identificazione di punti critici nella rete, come potenziali punti di interruzione o aree ad alta domanda, che possono aiutare nella pianificazione e nella gestione delle Smart Grid.

In [65] viene proposto un nuovo modello di Smart Grid per la gestione efficiente delle risorse energetiche. Il modello proposto integra tecnologie dell'informazione e comunicazione avanzate in un sistema elettrico intelligente.

Il modello si basa su tre elementi fondamentali: la misurazione e il monitoraggio delle risorse energetiche, l'analisi dei dati raccolti e la gestione delle risorse stesse. La tecnologia di misurazione e monitoraggio viene implementata attraverso sensori intelligenti che raccolgono dati in tempo reale sulla generazione e l'utilizzo di energia. Questi dati vengono poi analizzati per fornire una visione dettagliata delle prestazioni del sistema e delle possibili aree di miglioramento.

La gestione delle risorse viene implementata attraverso un sistema di controllo avanzato che utilizza algoritmi di intelligenza artificiale per ottimizzare l'utilizzo delle risorse disponibili. Questo sistema di controllo è in grado di prevedere la domanda futura di energia e di adattare la produzione di energia in base alle esigenze del sistema.

In [66] si discute circa il futuro della mobilità, sempre più orientato verso l'elettrificazione, con sempre più veicoli elettrici (EV). Questo aumenta la necessità di una gestione intelligente dell'energia, che permetta di ottimizzare la ricarica degli EV in modo da ridurre i costi e le emissioni di gas serra. In questo contesto, l'Internet of Things (IoT) gioca un ruolo fondamentale, consentendo ai dispositivi di comunicare tra loro e scambiare informazioni in tempo reale.

Il presente studio propone un nuovo modello cyber-fisico per la gestione intelligente dell'energia elettrica, basato sull'Internet of Smart Charging Points (IoSCP), ovvero un sistema di stazioni di ricarica EV intelligenti dotate di dispositivi IoT per la raccolta di dati. L'obiettivo è quello di ottimizzare la gestione dell'energia elettrica, tenendo conto dei bisogni degli utenti, delle restrizioni della rete elettrica e delle preferenze dei fornitori di energia.

Il modello proposto si basa su una tecnologia di co-modellazione cyber-fisica, che integra il sistema di gestione dell'energia e il sistema di ricarica EV. Inoltre, il modello tiene conto della variabilità degli utenti e delle stazioni di ricarica EV, nonché delle fluttuazioni della rete elettrica.

In [67] viene descritto un modello di Smart Grid progettato per l'isola di Maui, in Hawaii, che incorpora veicoli elettrici (EV) per migliorare l'efficienza energetica e ridurre le emissioni di gas a effetto serra. Il modello di Smart Grid è stato sviluppato per affrontare le sfide energetiche specifiche dell'isola di Maui, compreso il suo isolamento dal resto del sistema elettrico degli Stati Uniti.

Il modello proposto prevede l'uso di tecnologie avanzate di monitoraggio e controllo, tra cui sensori e comunicazioni wireless, per gestire la produzione e la distribuzione di energia. Gli EV sono integrati nel

sistema attraverso la creazione di stazioni di ricarica intelligenti, che sono in grado di fornire energia quando necessario e di compensare la domanda di energia sulla rete.

4.1.4 Modellazione per la sicurezza informatica

La sicurezza della Smart Grid è una questione critica poiché una violazione della sicurezza potrebbe portare a interruzioni di servizio o addirittura a danni fisici alle infrastrutture. Per garantire la sicurezza, è necessario rilevare eventuali attacchi in modo tempestivo e preciso.

Lo studio in [68] è incentrato sull'applicazione di algoritmi di machine learning per la rilevazione di attacchi nella Smart Grid. Più precisamente, gli algoritmi di machine learning vengono utilizzati per classificare le misurazioni come sicure o meno. Sono impiegati noti algoritmi di machine learning, supervisionati e semi-supervisionati, con fusione a livello decisionale, quali Perceptron, k-Nearest Neighbor, Support Vector Machines. In Figura 47 è riportata una classificazione delle misure come sicure o come attacchi informatici tramite l'algoritmo SVM.

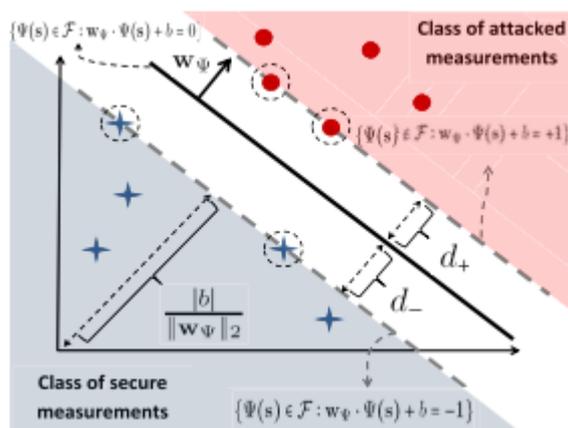


Figura 47- Classificazione usando l'algoritmo SVM

In [69] vengono analizzati i rischi di sicurezza connessi alla diffusione di Big Data e Intelligenza Artificiale nelle infrastrutture critiche della Smart Grid.

Gli autori partono dal presupposto che l'evoluzione tecnologica abbia portato a un aumento del numero di attacchi informatici, nonché alla comparsa di nuove minacce, che mettono a rischio la sicurezza del sistema. In questo contesto, il paper si propone di fornire un approccio di modellizzazione dei rischi, che tenga conto delle nuove dinamiche in gioco.

Per raggiungere questo obiettivo, i ricercatori propongono un modello basato su tre elementi chiave: i) identificazione dei rischi, ii) valutazione dei rischi, e iii) mitigazione dei rischi.

Nella prima fase, l'identificazione dei rischi, i ricercatori esaminano le possibili minacce, individuando quattro categorie principali: attacchi esterni, attacchi interni, guasti del sistema e disastri naturali. Per ognuna di queste categorie, viene effettuata un'analisi delle possibili fonti di rischio, delle vulnerabilità del sistema e delle possibili conseguenze.

Nella seconda fase, la valutazione dei rischi, viene effettuata una stima della probabilità di occorrenza delle minacce e della loro gravità, in modo da individuare le priorità nella mitigazione dei rischi.

Nella terza fase, la mitigazione dei rischi, i ricercatori si concentrano sui possibili strumenti e tecniche per ridurre l'impatto delle minacce individuate. In particolare, viene suggerita l'adozione di tecnologie di sicurezza avanzate, come l'Intelligenza Artificiale, per prevenire, rilevare e rispondere agli attacchi.

In [70] viene proposto un algoritmo di machine learning per la rilevazione di attacchi di falsificazione dei dati in una Smart Grid. Questi attacchi, noti come False Data Injection Attacks (FDIA), possono compromettere la sicurezza del sistema elettrico e causare danni alle apparecchiature e ai consumatori.

L'algoritmo proposto utilizza un modello di rete neurale convoluzionale (CNN) per identificare i dati falsificati all'interno delle misurazioni di tensione e corrente nella rete elettrica. L'algoritmo è stato testato su una rete IEEE 14-bus, in cui sono stati simulati attacchi di FDIA, mostrando una buona accuratezza e latenza media.

4.1.5 Modellazione degli attributi delle Smart Grid

In [71] viene descritto un nuovo metodo di verifica dei modelli di Smart Grid.

Il metodo proposto utilizza la verifica formale, una tecnologia che consente di dimostrare la correttezza dei modelli di sistema attraverso la matematica e la logica formale. In particolare, il metodo utilizza una tecnica di analisi chiamata "model checking" per verificare i modelli di Smart Grid. Il model checking permette di analizzare automaticamente tutte le possibili combinazioni di eventi e di stato del sistema per identificare eventuali errori o violazioni di specifiche proprietà.

I ricercatori hanno applicato il metodo proposto a un caso di studio di un sistema di distribuzione dell'energia elettrica. I risultati mostrano che il metodo di verifica formale è in grado di identificare gli errori del modello di sistema e le violazioni di specifiche proprietà in modo accurato e rapido. Inoltre, il metodo è stato confrontato con altri metodi di verifica di modelli di Smart Grid e ha dimostrato di essere più efficiente in termini di tempo e di risorse computazionali.

Il modello di valutazione dell'affidabilità della rete intelligente, come riportato in [72], è un approccio teorico per la valutazione dell'affidabilità e della sicurezza delle reti intelligenti. Il modello propone un'analisi delle cause di guasti e interruzioni della rete, tenendo conto delle loro interazioni e dei loro effetti sulla rete.

Vengono considerati diversi fattori che influenzano l'affidabilità della rete, come la frequenza delle interruzioni di alimentazione, la durata delle interruzioni e il numero di consumatori coinvolti. Inoltre, il modello fornisce una valutazione quantitativa dell'affidabilità della rete e identifica le aree critiche che richiedono ulteriori miglioramenti. Il modello è stato sviluppato utilizzando metodi matematici e di simulazione e può essere utilizzato per ottimizzare la progettazione della rete e migliorare la sua gestione e manutenzione.

La Smart Grid rappresenta l'evoluzione della rete elettrica tradizionale, integrando tecnologie avanzate per migliorare la sicurezza, l'affidabilità e l'efficienza del sistema elettrico. In [73] viene presentata una panoramica delle caratteristiche, dell'architettura e dei componenti della Smart Grid.

Le caratteristiche principali della Smart Grid riguardano la flessibilità, la resilienza, la sicurezza e l'efficienza energetica. La flessibilità si riferisce alla capacità della Smart Grid di gestire la produzione e il consumo di energia in tempo reale. La resilienza si riferisce alla capacità della Smart Grid di resistere e riprendersi da eventi avversi, come i blackout. La sicurezza si riferisce alla capacità della Smart Grid di proteggere il sistema da attacchi esterni. L'efficienza energetica si riferisce alla capacità della Smart Grid di gestire l'energia in modo efficiente e ridurre gli sprechi.

L'articolo descrive anche l'architettura della Smart Grid, che comprende tre livelli principali: il livello di gestione dell'energia, il livello di gestione della rete e il livello di gestione del dispositivo. Il livello di gestione dell'energia si occupa della pianificazione e dell'allocazione delle risorse energetiche. Il livello di gestione della rete si occupa della gestione della rete di distribuzione dell'energia elettrica. Il livello di gestione del dispositivo si occupa della gestione dei singoli dispositivi elettronici che utilizzano l'energia elettrica.

Infine, l'articolo descrive i principali componenti della Smart Grid, che includono i contatori intelligenti, i sistemi di stoccaggio dell'energia, i veicoli elettrici, le centrali elettriche intelligenti e le reti di sensori.

In sintesi, l'articolo fornisce una panoramica completa delle caratteristiche, dell'architettura e dei componenti della Smart Grid, sottolineando l'importanza di questa tecnologia per migliorare la sicurezza, l'affidabilità e l'efficienza del sistema elettrico.

La transizione verso reti elettriche intelligenti, o Smart Grid, richiede l'implementazione di una serie di indicatori di performance che possano misurare e valutare le prestazioni delle reti. In [74] si affronta l'analisi degli indicatori di performance delle Smart Grid e la loro importanza per garantire l'affidabilità e l'efficienza del sistema.

Viene presentata un'analisi dei diversi indicatori di performance delle Smart Grid, suddivisi in quattro categorie: indicatore di affidabilità, indicatore di qualità dell'energia, indicatore di efficienza energetica e indicatore di sicurezza. Gli indicatori di affidabilità sono utilizzati per misurare la capacità della rete di gestire

eventi imprevisti e di garantire l'erogazione continua dell'energia. Gli indicatori di qualità dell'energia misurano la qualità dell'energia fornita dalla rete, mentre gli indicatori di efficienza energetica valutano la capacità della rete di gestire l'energia in modo efficiente, riducendo gli sprechi. Gli indicatori di sicurezza si concentrano sulla protezione della rete da eventuali minacce interne ed esterne.

Gli indicatori di performance delle Smart Grid sono tali da garantire la trasparenza, la responsabilità e la valutazione della qualità del servizio fornito dalla rete elettrica.

Alcuni degli indicatori analizzati sono:

- La capacità di hosting che viene utilizzata per calcolare la produzione di energia elettrica che può essere collegata garantendo la qualità della tensione e l'affidabilità nella rete. Questo è rilevante per lo sviluppo della Smart Grid a causa dell'aumento delle risorse energetiche distribuite nella società. L'indicatore può essere misurato come il rapporto tra la produzione di energia elettrica in una rete distribuita e la capacità della rete di distribuzione. Un fattore importante è decidere un limite per l'indicatore che funge da confine tra prestazioni accettabili e non accettabili. I diversi tipi di fenomeni che possono impattare sull'hosting sono sovracorrente, sbilanciamento di tensione, armoniche, sovratensione e sottotensione. In Figura 48 è mostrata la capacità di hosting quando l'indicatore cambia con un aumento della quantità di generazione.

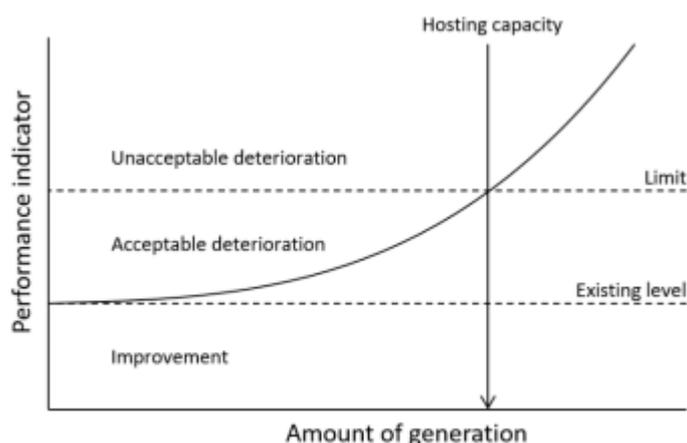


Figura 48- Capacità di Hosting

L'indicatore di capacità di hosting non dovrebbe obbligare gli operatori di rete a effettuare investimenti inutili nella rete, ma dovrebbe promuovere una tecnologia efficace dal punto di vista dei costi. In due paesi europei, Italia e Norvegia, questo indicatore viene utilizzato come strumento per generare entrate, mentre paesi come Austria, Germania e Svizzera hanno adottato un approccio

più conservativo, utilizzando l'indicatore di capacità di hosting principalmente come strumento per valutare la stabilità della rete ed evitare la congestione della rete.

- La massima iniezione di potenza è un indicatore correlato all'indicatore di capacità di hosting, ma invece di essere misurato relativamente alla rete di distribuzione fa riferimento alla rete di trasmissione. L'indicatore misura la massima iniezione consentita di potenza senza rischi di congestione nelle reti di trasmissione.
- Perdite in trasmissione e distribuzione.
- Variazione di tensione. L'integrazione di una maggiore quantità di fonti di energia rinnovabile nella rete elettrica potrebbe impattare sulla qualità dell'energia elettrica, causando variazioni di tensione. Una Smart Grid dovrebbe essere in grado di integrare una grande quantità di fonti rinnovabili e garantire comunque una elevata qualità dell'energia ai consumatori. Pertanto, un indicatore che si riferisce alle variazioni di tensione è utile per una valutazione della Smart Grid.
- Fattore di capacità. Viene utilizzato per valutare quanto bene la capacità installata della rete elettrica viene utilizzata. L'indicatore è un rapporto tra l'energia prodotta e la capacità installata.
- Resilienza. La resilienza di una rete elettrica può essere intesa come la capacità della rete di evitare o sopportare le perturbazioni in condizioni non normali senza che il suo funzionamento ne risenta.
- Efficienza

In [75] viene presentata una metodologia per la definizione e la determinazione degli indicatori chiave di performances (KPI) per le Smart Grid. Le Smart Grid rappresentano una delle tecnologie fondamentali per l'evoluzione del sistema energetico, tuttavia, la loro effettiva implementazione richiede la definizione di KPI specifici e affidabili. La metodologia proposta in questo documento mira a fornire una guida sistematica per la selezione e la definizione dei KPI che possono essere utilizzati per valutare l'efficacia e l'efficienza delle Smart Grid. In particolare, la metodologia propone una serie di fasi sequenziali come riportato in Figura 49.

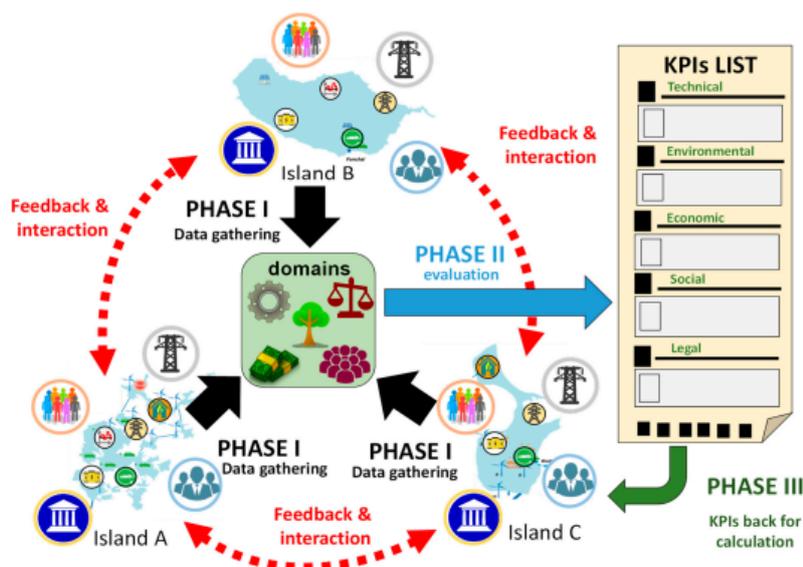


Figura 49- Metodologia per la raccolta, definizione e presentazione dei KPIs

Nella fase 1, gli stakeholder propongono i KPI di interesse, mentre nella fase 2 questi KPI vengono raggruppati e presentati in base ai cinque domini. Nella fase 3, la lista consolidata dei KPI viene restituita ai dimostratori per il calcolo. In questo caso si sono considerati tre dimostratori isola.

Così in [76], è stata sviluppata una metodologia per definire i KPI prendendo in considerazione i requisiti specifici dei sistemi energetici isolati e le sfide che devono affrontare. La metodologia prevede una serie di passaggi, tra cui la definizione degli obiettivi del sistema, l'identificazione dei driver e dei vincoli, la selezione degli indicatori e la valutazione delle prestazioni.

I KPI proposti includono indicatori tecnici, economici, ambientali e sociali, come la percentuale di energia da fonti rinnovabili, la flessibilità della rete, il costo dell'energia, le emissioni di gas serra e la partecipazione della comunità.

5 Big data analytics a supporto della modellazione delle Smart Grid

La modellazione delle Smart Grid richiede l'elaborazione di grandi quantità di dati provenienti da diverse fonti, tra cui sensori, contatori intelligenti e sistemi di monitoraggio. L'analisi di questi dati è essenziale per identificare le tendenze, prevedere i consumi energetici futuri e ottimizzare le prestazioni della rete.

L'analisi dei dati viene effettuata attraverso l'utilizzo di tecniche di data analytics, che permettono di estrarre informazioni utili dai dati grezzi e di trasformarle in conoscenze utili per la modellazione delle Smart Grid.

Tra le tecniche di data analytics più utilizzate per la modellazione delle Smart Grid troviamo l'analisi dei dati storici, la modellazione dei dati e l'analisi delle reti neurali. L'analisi dei dati storici consente di identificare le tendenze passate e di prevedere i consumi futuri, mentre la modellazione dei dati consente di creare modelli di previsione basati su dati storici. L'analisi delle reti neurali è invece utile per l'identificazione di modelli complessi all'interno dei dati.

In [77] viene delineata il Data Lake Lambda Architecture per l'analisi di Big Data nel settore Smart Grid, che è un approccio innovativo per l'elaborazione di grandi quantità di dati generati da sensori e dispositivi di monitoraggio all'interno delle reti elettriche intelligenti. Questa architettura si basa sulla combinazione di due approcci di elaborazione dei dati: il batch processing e il real-time processing.

Il Data Lake è il componente centrale dell'architettura, dove tutti i dati vengono archiviati in formato grezzo. In seguito, i dati vengono elaborati utilizzando il batch processing ottenendo dei risultati in un formato utilizzabile. Il real-time processing, invece, viene utilizzato per elaborare i dati in tempo reale, fornendo una risposta immediata a eventi critici che richiedono una risposta rapida (Figura 50).

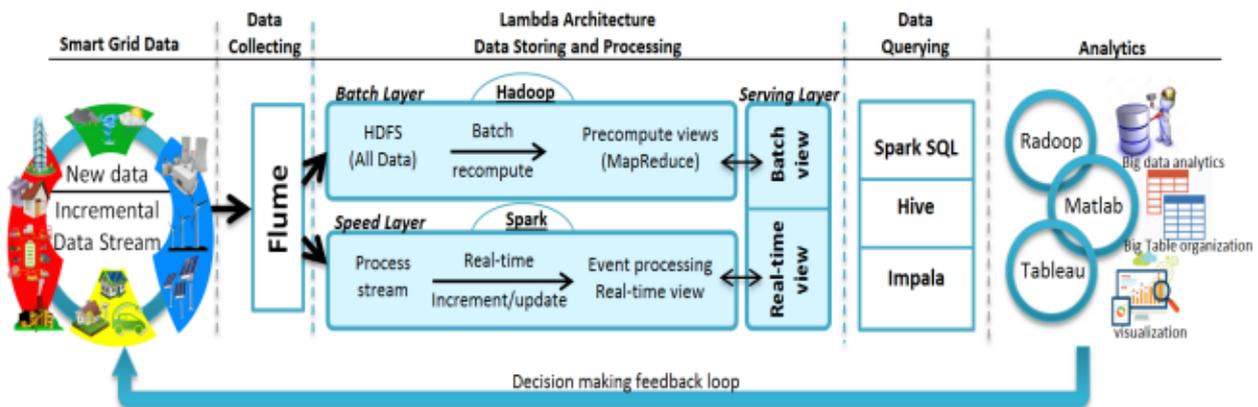


Figura 50- Ciclo dei big data della Smart Grid basato sull'architettura Lambda.

L'approccio di Lambda Architecture combina queste due tecniche per ottenere i vantaggi di entrambe. Ciò permette di gestire una grande varietà di dati, inclusi dati strutturati e non strutturati, e di fornire analisi avanzate su dati in tempo reale. Questo approccio è particolarmente adatto per le Smart Grid, dove la velocità e l'affidabilità della risposta sono di fondamentale importanza.

L'architettura Lambda può essere implementata utilizzando diverse tecnologie, tra cui Apache Hadoop, Apache Spark e Apache Kafka. Queste tecnologie sono open source e disponibili gratuitamente, il che rende



l'approccio Lambda Architecture estremamente flessibile e adattabile alle esigenze specifiche di ciascun progetto.

In [78] viene analizzato il ruolo dei big data nel miglioramento dell'efficienza energetica, nella gestione della domanda e nell'integrazione di fonti di energia rinnovabile. Vengono presentati diversi casi di studio e viene fornita una panoramica dei requisiti tecnologici necessari per l'implementazione di una soluzione di big data per le Smart Grid. Inoltre, l'articolo si concentra sulla necessità di garantire la sicurezza dei dati e della privacy dei clienti. Infine, viene suggerita una strategia di sviluppo per l'implementazione dei big data nelle Smart Grid, che prevede la creazione di un sistema di gestione dei dati e l'implementazione di tecnologie avanzate come l'IoT e l'analisi predittiva.

In [79] si discute circa l'applicazione della tecnologia dei big data nel settore delle Smart Grid. Viene descritto come i big data possono essere utilizzati per migliorare l'efficienza energetica, gestire la domanda di energia e integrare le fonti di energia rinnovabile. Vengono presentati diversi casi di studio che dimostrano l'utilizzo dei big data in diverse fasi del ciclo di vita delle Smart Grid, come la generazione, la trasmissione, la distribuzione e il consumo di energia. Inoltre, l'articolo analizza le sfide tecnologiche e di sicurezza legate all'utilizzo dei big data nelle Smart Grid e fornisce una panoramica dei requisiti di infrastruttura necessari per implementare una soluzione di big data, quali affidabilità e velocità. Infine, viene suggerita una strategia di sviluppo per l'implementazione dei big data nelle Smart Grid, che prevede l'implementazione di tecnologie avanzate come l'IoT e l'analisi predittiva e la collaborazione tra le diverse parti interessate, come le aziende energetiche, i fornitori di tecnologia e le autorità di regolamentazione.

In [80] vengono affrontati i problemi legati ad una gestione efficace dei dati generati dalle Smart Grid, legati alla dimensione dei dati, alla loro diversità e alla loro velocità di generazione. Il paper sottolinea anche l'importanza di garantire la qualità dei dati e la sicurezza delle informazioni.

Le tecnologie di gestione dei dati utilizzate nelle Smart Grid includono i sistemi di archiviazione dei dati, le piattaforme di elaborazione dei dati e gli strumenti di analisi dei dati. È bene, inoltre, definire standard comuni per i dati e protocolli di comunicazione per garantire la compatibilità tra le varie tecnologie utilizzate.

In [81] viene sviluppata una piattaforma dati per la previsione dell'energia e la protezione ambientale utilizzando "Smart Grid Big Data". La piattaforma è progettata per fornire previsioni accurate della domanda e dell'offerta di energia, che possono aiutare le aziende di servizi pubblici e gli operatori di rete a prendere decisioni informate su come ottimizzare la distribuzione e l'uso delle risorse energetiche.

Gli autori propongono un'architettura a più livelli per la piattaforma, che include un livello dati, un livello applicazione e un livello presentazione. Il livello dati include diverse fonti di dati come smart meter, stazioni meteorologiche e centrali di generazione di energia, che sono integrate e processate utilizzando tecnologie



big data come Hadoop e Spark. Il livello applicazione è composto da diversi moduli per la previsione della potenza, la protezione ambientale e l'analisi dell'efficienza energetica. Il livello presentazione fornisce un'interfaccia utente intuitiva per gli utenti per accedere e interagire con la piattaforma.

In [82] viene evidenziata l'importanza dell'analisi dei dati per la gestione intelligente della rete elettrica. In particolare, l'analisi dei dati può aiutare a identificare i problemi di prestazioni della rete, a prevedere i guasti, a ottimizzare l'allocazione delle risorse, a migliorare l'efficienza energetica e a gestire la domanda di energia. Viene fornita un'analisi dettagliata delle diverse tecniche di analisi dei dati, come la modellizzazione dei dati, l'apprendimento automatico, l'analisi delle serie temporali e la visualizzazione dei dati.

In [83] viene descritto un nuovo metodo di machine learning basato su tecniche di deep learning multilivello per la gestione delle emergenze e l'analisi dei big data nella Smart Grid. Questo nuovo approccio si concentra sull'elaborazione di grandi quantità di dati e sulla loro analisi per identificare le cause delle interruzioni di corrente e garantire una risposta rapida ed efficace alle emergenze.

Il modello di deep learning multilivello proposto nel lavoro è composto da diverse reti neurali che operano a livelli gerarchici diversi per l'elaborazione e l'analisi dei dati. Questo approccio permette di identificare modelli e tendenze nascoste nei dati, migliorando la capacità del sistema di prevedere e prevenire eventuali emergenze. In Figura 51 è riportato il modello di deep learning multilivello per l'analisi dei big data e la gestione delle emergenze della Smart Grid. La struttura include cinque livelli: il livello dell'infrastruttura, il livello Big Data Source, il livello di Data Message e di archiviazione dei dati, il livello di analisi dei big data e il livello di gestione delle emergenze. Il livello dell'infrastruttura controlla le risorse computazionali reali e quelle virtualizzate. Il livello Big Data Source fornisce l'input di dati strutturati, semi-strutturati e non strutturati da diversi tipi di sensori. Il livello di Data Message e Data Storage è responsabile dell'acquisizione dei dati dal livello Big Data Source. In questo livello, il modulo di acquisizione dei dati alimenta i dati convertiti in un database distribuito. Il livello di Big Data Analysis gestisce i moduli fondamentali di analisi, come la riduzione dimensionale, il clustering, la regressione o le applicazioni di gestione dei modelli. Il livello di gestione delle emergenze riguarda in tempo reale la conoscenza dello stato della rete e la gestione specifica delle emergenze.



Figura 51- Modello di deep learning multilivello

6 Strumenti per la modellazione e la simulazione della Smart Grid

Dal paragrafo precedente si è visto come in letteratura ci siano diversi modelli data-driven per una Smart Grid al fine di consentire le ottimizzazioni da parte del DSM. Tuttavia, vi sono diversi tool in cui è possibile modellare e simulare l'intera Smart Grid. Si riportano di seguito quelli più rilevanti.

In [84] viene presentato l'utilizzo del software per la simulazione e analisi dei sistemi di distribuzione elettrica. Tale software fornisce una vasta gamma di funzionalità come l'analisi delle fluttuazioni di tensione, l'analisi del flusso di potenza, l'analisi della stabilità, l'analisi della protezione e l'analisi della dinamica dei generatori. Il software può essere utilizzato per simulare e analizzare i sistemi in diversi scenari, comprese le condizioni di carico e le condizioni di guasto. È in grado di gestire sia i sistemi elettrici a media tensione che quelli a bassa tensione e può essere utilizzato per la pianificazione del sistema, la progettazione di nuove reti elettriche e la valutazione delle reti elettriche esistenti. Inoltre, il software fornisce una vasta gamma di funzionalità per l'analisi delle reti intelligenti, inclusa l'analisi della comunicazione tra i dispositivi intelligenti. Il software PowerFactory è stato utilizzato in molti progetti di ricerca e sviluppo e in molte applicazioni commerciali. Ad esempio, è stato utilizzato per lo sviluppo di Smart Grid, per l'analisi del comportamento dei generatori e per l'ottimizzazione della gestione dell'energia. Inoltre, il software è stato utilizzato per lo sviluppo di soluzioni di protezione avanzate per i sistemi di distribuzione elettrica.

In [85] viene descritto un nuovo framework di co-simulazione che consente di simulare in modo efficace la connessione tra sistemi di alimentazione e reti di comunicazione.

Il framework di co-simulazione, chiamato GECO, utilizza un'architettura a eventi globali per coordinare le simulazioni dei sistemi di alimentazione e delle reti di comunicazione. In questo modo, è possibile rappresentare in modo accurato l'interazione tra i due sistemi, considerando gli effetti delle fluttuazioni della rete elettrica sulla comunicazione e viceversa. È realizzato integrando due simulatori individuali: il Positive Sequence Load Flow (PSLF) di GE e il Network Simulator 2 (NS2). PSLF è un simulatore di sistemi energetici progettato da GE che fornisce sia simulazioni di stato stazionario che dinamico del sistema di alimentazione. NS2 è un noto simulatore di reti di comunicazione che mira a valutare le prestazioni di una rete (Figura 52).

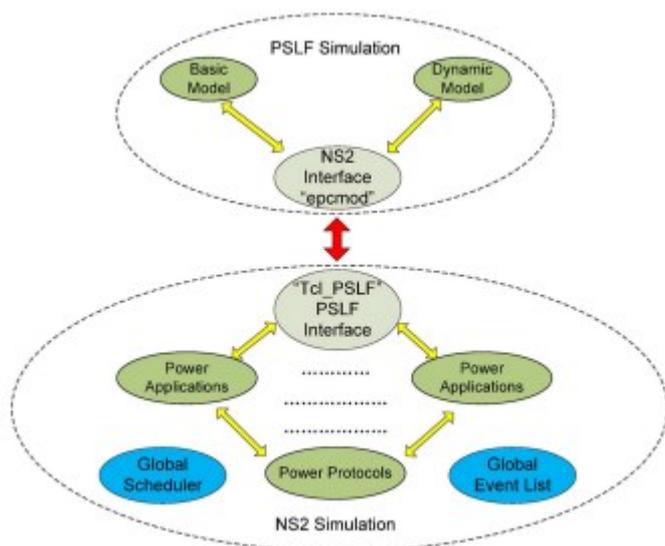


Figura 52- Struttura del framework di co-simulazione

Tale framework è stato testato su una serie di scenari di co-simulazione, dimostrando di essere in grado di fornire risultati accurati e di alta qualità. Ad esempio, è stato utilizzato per simulare l'effetto delle fluttuazioni di tensione sulla trasmissione dei dati nelle reti di comunicazione, evidenziando come le fluttuazioni di tensione possono causare problemi di ritardo e di perdita di dati.

Il framework GECO può essere utilizzato in diverse applicazioni, come la pianificazione e la gestione delle reti elettriche, la progettazione di reti intelligenti e la valutazione dell'efficacia delle soluzioni di protezione per i sistemi di alimentazione. Inoltre, il framework può essere esteso per includere altri sistemi di monitoraggio e controllo, come i sistemi di automazione industriale.

In [86] viene descritto un nuovo framework di co-simulazione per la valutazione in tempo reale della connessione tra reti elettriche e sistemi di tecnologia dell'informazione e delle comunicazioni (ICT).

Il framework INSPIRE utilizza un'architettura a eventi distribuiti per coordinare le simulazioni dei sistemi di alimentazione e degli ICT. In questo modo, è possibile simulare l'interazione tra i due sistemi in modo realistico e valutare l'impatto delle fluttuazioni della rete di alimentazione sulla trasmissione dei dati e delle informazioni.

Il framework INSPIRE è stato testato su una serie di scenari di co-simulazione, dimostrando di essere in grado di fornire risultati accurati e di alta qualità. Ad esempio, è stato utilizzato per simulare la congestione della rete di comunicazione a causa di una fluttuazione della tensione, evidenziando come i problemi di alimentazione possono influire sulla trasmissione dei dati e delle informazioni.

Il framework INSPIRE può essere utilizzato in diverse applicazioni, come la pianificazione e la gestione delle reti di alimentazione, la progettazione di Smart Grid e la valutazione dell'efficacia delle soluzioni di protezione per le reti elettriche. Inoltre, il framework può essere utilizzato per valutare l'efficacia di diverse politiche di gestione dell'energia e per analizzare gli effetti dell'integrazione di fonti di energia rinnovabile sulla rete di alimentazione.

In [87] viene descritta una piattaforma di simulazione progettata per garantire la sicurezza della rete elettrica sostenibile. Il sistema utilizza una combinazione di tecnologie per la gestione dell'energia rinnovabile, come l'eolico e il solare, e delle reti di distribuzione elettrica, come le Smart Grid, per garantire l'efficienza energetica e la riduzione delle emissioni di CO₂. La piattaforma SOSPO-SP è stata progettata per fornire una valutazione e un controllo in tempo reale dello stato della rete elettrica. La piattaforma si basa su un sistema di modellizzazione e simulazione in grado di prevedere il comportamento del sistema in base a vari scenari di funzionamento e di eventuali guasti. In caso di emergenza, la piattaforma attiva automaticamente le misure di sicurezza necessarie per prevenire il collasso del sistema.

Il sistema utilizza anche una tecnologia di sicurezza avanzata per proteggere la rete elettrica dalle minacce esterne, come gli attacchi informatici. La piattaforma è dotata di meccanismi di autenticazione e autorizzazione per garantire l'accesso solo a persone autorizzate.

In [88] viene descritta la progettazione e l'implementazione di un sistema di simulazione virtuale per la sperimentazione di reti elettriche intelligenti. Il sistema di simulazione è stato progettato per consentire la valutazione delle prestazioni e la verifica della sicurezza di queste reti, utilizzando una serie di scenari simulati. Il sistema è stato creato attraverso la combinazione di diverse tecnologie, tra cui la simulazione basata su agenti, la modellizzazione ad eventi discreti e la simulazione di rete.

Il sistema di simulazione è stato testato utilizzando diverse configurazioni di rete e diversi scenari sono stati simulati. Gli autori hanno dimostrato la capacità del sistema di simulazione di valutare le prestazioni della rete in situazioni di emergenza, come ad esempio la gestione dei picchi di richiesta di energia.

Inoltre, gli autori hanno presentato un sistema di integrazione tra più testbed virtuali, che consente di testare le prestazioni della rete in un ambiente distribuito. Ciò significa che più testbed virtuali possono essere eseguiti contemporaneamente, con il supporto di una rete di comunicazione per lo scambio di dati e la sincronizzazione degli eventi.

In [89] viene descritto un framework di co-simulazione, VPNET, per analizzare gli effetti della rete di comunicazione sulla rete elettrica. Infatti, in una rete elettrica le protezioni informatiche, le misurazioni distribuite e i controlli di riconfigurazione rapida richiedono, per avere successo, un'infrastruttura di comunicazione efficace e ad alta prestazione. Le interazioni tra questa infrastruttura e il sistema energetico sono rese complicate a causa della velocità di propagazione degli eventi e dei dati relativi a tali eventi. Delle simulazioni dettagliate consentono di comprendere queste interazioni.

Il framework, chiamato VPNET, utilizza due strumenti: il Virtual Test Bed (VTB) per la simulazione dinamica della rete elettrica fisica e OPNET per la rappresentazione realistica della rete di comunicazione. Questo framework di co-simulazione ha le seguenti capacità (che non potrebbero essere realizzate con simulatori individuali):

- Analizzare come le prestazioni di rete influenzano il comportamento, la stabilità e la sicurezza del sistema energetico;
- Studiare come le esigenze dal lato del sistema energetico influenzano la progettazione della rete di comunicazione (tipo i requisiti di velocità di trasmissione dati, la topologia della rete).

Il framework di co-simulazione VPNET estende le funzionalità di VTB per consentire una modellizzazione semplice delle reti di comunicazione. La struttura generale di co-simulazione è mostrata nella Figura 53. VTB simula il sistema energetico, mentre OPNET simula la rete di comunicazione, e un coordinatore di co-simulazione scambia dati tra VTB e OPNET e si occupa della sincronizzazione tra i due simulatori.

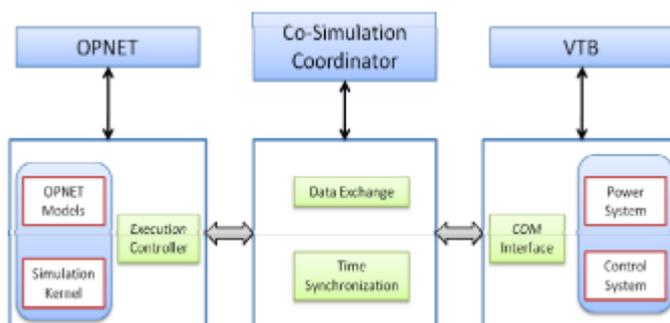


Figura 53- Framework di co-simulazione VPNET



In [90] viene sottolineata l'importanza di internet e dei software open-source nella simulazione del sistema elettrico. Infatti, Internet consente l'accesso a una vasta quantità di informazioni e dati sulla gestione del sistema di alimentazione elettrica, che possono essere utili per migliorare la simulazione. Inoltre, la disponibilità di informazioni e conoscenze tramite internet può favorire la collaborazione tra esperti di tutto il mondo. Il software open-source nella simulazione del sistema elettrico consente agli utenti di accedere al codice sorgente e di modificarlo per adattarlo alle proprie esigenze. Questo consente di migliorare la qualità delle simulazioni e di adattare il software alle specifiche esigenze del sistema di alimentazione elettrica.

L'articolo discute anche le sfide associate all'utilizzo di internet e del software open-source nella simulazione del sistema elettrico. Queste includono la qualità delle informazioni e dei dati disponibili su internet e la difficoltà di coordinare gli sforzi di sviluppo del software open-source tra esperti di tutto il mondo.

Infine, l'articolo illustra alcuni esempi di progetti open-source utilizzati nella simulazione della rete elettrica, come ad esempio OpenDSS e PSCAD.

In [91] viene descritto l'ambiente di modellazione e simulazione open-source GridLAB-D, utilizzato per la simulazione delle reti elettriche. Il sistema è in grado di simulare un'ampia gamma di componenti della rete elettrica, tra cui generatori, trasformatori, linee di trasmissione, interruttori e carichi.

Il software è stato sviluppato per essere altamente flessibile e personalizzabile, consentendo agli utenti di adattarlo alle proprie esigenze specifiche. Inoltre, il codice sorgente è open-source, consentendo agli utenti di modificarlo e di contribuire allo sviluppo del software.

In [92] viene illustrato MATPOWER, un set di strumenti open source per la ricerca delle reti elettriche.

MATPOWER consente agli utenti di simulare le operazioni di rete elettrica in stato stazionario, la sua pianificazione e la sua analisi dei sistemi di alimentazione elettrica. In particolare, il software è progettato per eseguire analisi di flusso di potenza, analisi di stabilità, ottimizzazione del flusso di potenza e analisi di contingenza. MATPOWER è stato progettato per essere altamente flessibile e personalizzabile. È stato sviluppato in MATLAB, e offre una vasta gamma di funzioni per la modellazione delle reti elettriche. Inoltre, il codice sorgente è open source. L'articolo presenta anche alcuni esempi di casi studio in cui MATPOWER è stato utilizzato per analizzare il comportamento della rete elettrica in diversi contesti, tra cui la distribuzione dell'energia solare e l'integrazione di sistemi di stoccaggio dell'energia.

In [93] viene descritto lo sviluppo di un ambiente di simulazione in tempo reale per sistemi di distribuzione di energia elettrica basato sul software OpenDSS. Il lavoro si concentra sulla necessità di simulazioni in tempo reale per valutare gli impatti delle scelte operative sulle reti di distribuzione di energia elettrica. Per cui è necessario definire nuove metodologie e strumenti computazionali per supportare la simulazione delle reti di distribuzione (DN) con tecniche Real Time Hardware in the Loop (RT-HIL), riducendo i tempi di

progettazione e di test a basso costo. OpenDSS è una potente piattaforma software gratuita per simulare DN, che comprende anche modelli per la generazione distribuita; i sistemi RT-HIL migliorano le capacità di OpenDSS, interfacciando i dati forniti da questa piattaforma con i segnali analogici e digitali acquisiti in tempo reale (RT). In Figura 54 è riportato lo sviluppo dell'interfaccia per presentare e analizzare il sistema IEEE a 13 nodi mediante lo strumento di simulazione RT OpenDSS.

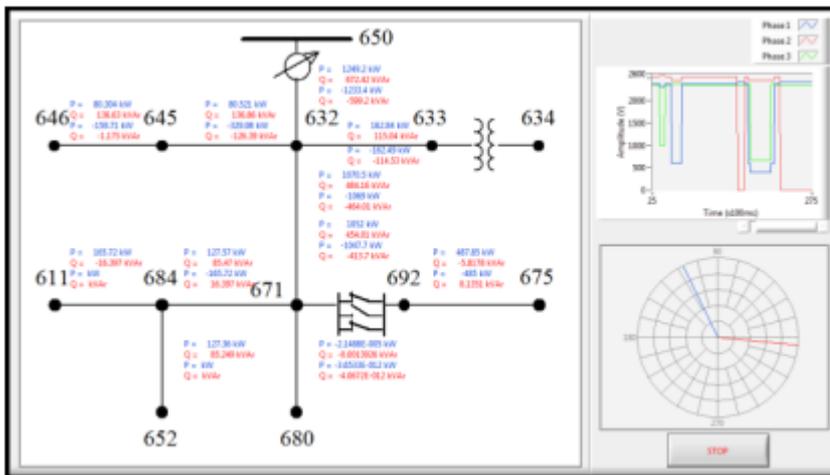


Figura 54- Sviluppo dell'interfaccia per presentare e analizzare il sistema IEEE a 13 nodi mediante lo RT OpenDSS

LabVIEW® RT viene connesso a RT OpenDSS in modo da poter interagire con segnali analogici e digitali grazie al suo interfacciamento con un modulo FPGA.

In [94] viene descritta un'infrastruttura integrata per la progettazione basata su modelli dei sistemi Cyber-Physical (CPS) chiamata INTO-CPS. La progettazione basata su modelli si riferisce alla creazione di modelli formali di un sistema per analizzarne il comportamento e verificarne la correttezza prima della sua implementazione. L'infrastruttura INTO-CPS prevede l'utilizzo di una serie di strumenti, sia open source che commerciali, per la modellazione e la simulazione di sistemi CPS. In particolare, l'articolo si concentra sulle funzionalità dei due principali strumenti: Modelio e Overture. Modelio è un ambiente di modellazione unificato che supporta una serie di modelli, inclusi i modelli di sistemi CPS, mentre Overture è un ambiente di modellazione e simulazione che supporta diverse notazioni di modellazione.

L'articolo descrive anche la metodologia di progettazione basata su modelli utilizzata da INTO-CPS. Questa metodologia prevede una serie di fasi, tra cui l'identificazione dei requisiti, la modellazione del sistema, la verifica e la validazione, l'analisi di sensibilità e l'ottimizzazione. In ogni fase, vengono utilizzati gli strumenti appropriati per supportare il processo di progettazione.

In [95] viene descritto il framework Mosaik, progettato per consentire la simulazione modulare e scalabile di Smart Grid. La simulazione modulare è necessaria per simulare una vasta gamma di componenti, che vanno dai generatori alle reti di distribuzione, per analizzare il comportamento del sistema in diversi scenari.

Mosaik fornisce un'interfaccia standardizzata tra i diversi componenti simulati e le piattaforme di simulazione sottostanti. Ciò consente di combinare diverse piattaforme di simulazione, ciascuna specializzata in una specifica area della simulazione, per creare una piattaforma di simulazione unificata. Mosaik utilizza una struttura di plug-in per consentire l'integrazione di nuovi componenti nella piattaforma di simulazione. In Figura 55 è riportato la configurazione di uno scenario relativo ad una rete a media tensione (MV) (1) alla quale sono collegate diverse fonti di energia rinnovabile. Ulteriormente, un certo numero di reti a bassa tensione (LV) (2) che comprendono carichi residenziali, pannelli solari e veicoli elettrici (EV) sono collegate alla rete a media tensione.

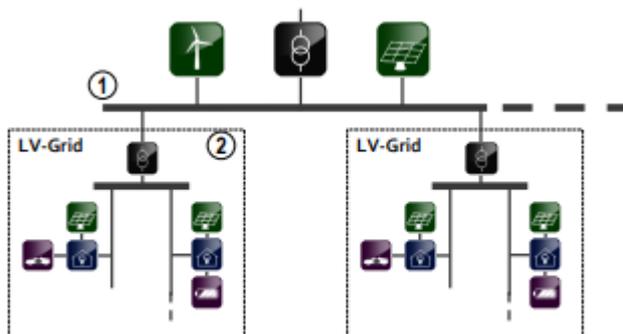


Figura 55- Esempio di configurazione di uno scenario in Mosaik

In [96] viene illustrato SCORE (Smart-grid Common Open Research Emulator), una piattaforma open source per la simulazione di sistemi Smart Grid in tempo reale, utilizzando tecniche di virtualizzazione per emulare la rete di distribuzione dell'energia elettrica. SCORE offre una vasta gamma di funzionalità, tra cui la capacità di simulare la rete elettrica in modo dinamico e personalizzabile, la possibilità di analizzare la distribuzione di carico elettrico, la capacità di testare e valutare diversi algoritmi di gestione dell'energia, e la capacità di gestire e monitorare i dati generati durante la simulazione.

SCORE fornisce un'interfaccia utente intuitiva e una serie di strumenti per semplificare il processo di sviluppo e test della gestione dell'energia, permettendo agli utenti di eseguire facilmente simulazioni, test e valutazioni dei propri algoritmi di gestione dell'energia. Inoltre, SCORE supporta la condivisione di dati e algoritmi tra diversi ricercatori e sviluppatori, consentendo loro di lavorare in modo collaborativo per migliorare le prestazioni del sistema.



L'articolo illustra l'architettura di SCORE e il suo funzionamento, descrivendo come sia possibile utilizzare la piattaforma per simulare diverse topologie di rete e configurazioni di sistema. Vengono presentati anche alcuni esempi di applicazioni della piattaforma, tra cui la simulazione di sistemi di ricarica dei veicoli elettrici e la valutazione delle prestazioni di algoritmi di gestione dell'energia in ambienti reali.

In [97] viene discusso il Framework for Network Co-Simulation (FNCS), un software open-source per la simulazione di sistemi elettrici e reti di comunicazione. Il sistema è stato progettato per consentire la co-simulazione di questi due tipi di sistemi, in modo da analizzare come le variazioni della rete di comunicazione influiscano sulla stabilità del sistema di alimentazione e viceversa.

Il sistema utilizza la simulazione discreta degli eventi (DEVS), che è un metodo formale per la modellizzazione e la simulazione di sistemi dinamici. FNCS è stato implementato come un insieme di librerie Python, che possono essere utilizzate con diversi strumenti di simulazione, come ad esempio Power System Simulation for Engineering (PSS/E) e Network Simulator 3 (NS-3).

Il framework FNCS è stato sviluppato per supportare la simulazione di sistemi di alimentazione elettrica a livello di sistema, considerando la generazione, il trasporto e la distribuzione di energia elettrica. Allo stesso tempo, è in grado di simulare reti di comunicazione che includono elementi come router, server e dispositivi mobili. Il sistema fornisce anche funzionalità per la gestione degli eventi e delle comunicazioni tra i moduli di simulazione. FNCS utilizza una combinazione di meccanismi di messaggistica per consentire alle diverse componenti di interagire tra loro, compresi i meccanismi di messaggistica ad alta velocità per la simulazione in tempo reale.

In [98] viene presentato Gorilla, un'interfaccia aperta per la simulazione di sistemi di microgrid in tempo reale, che consente l'integrazione di agenti intelligenti per il controllo del sistema. La piattaforma è stata sviluppata per soddisfare le esigenze dei ricercatori e degli ingegneri che lavorano sulla simulazione e il controllo della rete elettrica, fornendo un ambiente di simulazione flessibile e facilmente accessibile. L'obiettivo di Gorilla è quello di semplificare lo sviluppo e la sperimentazione di algoritmi di controllo avanzati e migliorare la sicurezza, l'affidabilità e l'efficienza delle microgrid.

Gorilla utilizza la piattaforma di simulazione open-source OpenDSS per la simulazione dei sistemi elettrici. La piattaforma fornisce una vasta gamma di funzionalità per la modellizzazione delle componenti della microgrid, tra cui generatori, carichi, batterie, inverter e sistemi di controllo. Gorilla offre inoltre una libreria di agenti intelligenti per il controllo dei sistemi di alimentazione delle microgrid, consentendo agli utenti di sviluppare e testare i propri algoritmi di controllo. La piattaforma Gorilla è stata progettata con un'architettura modulare e aperta, che consente agli utenti di personalizzare la simulazione in base alle loro

esigenze. Inoltre, Gorilla supporta l'interoperabilità con altre piattaforme di simulazione e controllo, fornendo un'interfaccia standardizzata per la comunicazione tra i sistemi.

In [99] viene discusso un framework open source per la simulazione e la valutazione degli attacchi nella Smart Grid. ASTORIA mira a fornire uno strumento per valutare la vulnerabilità della Smart Grid agli attacchi, in modo da supportare gli amministratori di sistema nell'identificare e mitigare i rischi.

ASTORIA si basa sul modello di simulazione di Smart Grid OpenDSS, che viene esteso per includere attacchi informatici e misure di sicurezza. Il framework prevede anche una libreria di attacchi, che possono essere configurati dall'utente per simulare scenari di attacco specifici. ASTORIA supporta anche la valutazione delle prestazioni degli algoritmi di mitigazione degli attacchi, in modo da consentire agli utenti di confrontare diverse strategie di sicurezza. In Figura 56 è illustrata l'architettura concettuale del framework ASTORIA.

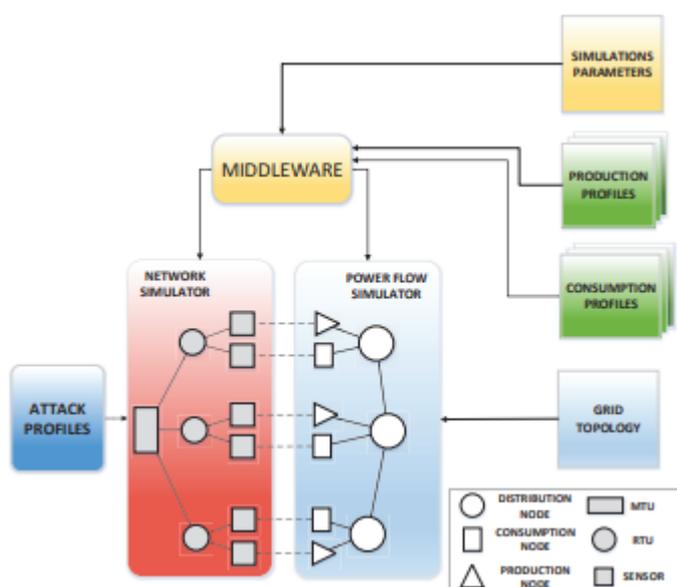


Figura 56- Architettura del framework ASTORIA.

Il simulatore di flusso di potenza ha nodi specifici per la distribuzione, il consumo e la produzione di energia. Questi nodi sono responsabili della generazione di informazioni sull'energia nel framework proposto. Il simulatore di comunicazione di rete contiene componenti per riprodurre i comportamenti delle MTU (Master Terminal Unit), RTU (Remote Terminal Unit) e dispositivi di campo. Questi componenti sono associati a coppie per riprodurre un ambiente di distribuzione Smart Grid, ovvero, ogni nodo del simulatore di potenza ha il suo nodo di simulatore di rete correlato, ad eccezione della MTU, poiché è un'esclusiva del componente SCADA. Gli autori presentano alcuni casi di studio per dimostrare l'efficacia di ASTORIA nella valutazione della sicurezza della Smart Grid. Nel primo caso di studio, gli autori simulano un attacco di Denial of Service (DoS)

contro un sistema di distribuzione di energia, valutando l'impatto dell'attacco sulle prestazioni del sistema. Nel secondo caso di studio, gli autori simulano un attacco di spoofing contro un sistema di monitoraggio della rete, valutando l'efficacia delle contromisure implementate per prevenire l'attacco.

Gli autori concludono affermando che ASTORIA rappresenta uno strumento utile per valutare la sicurezza della Smart Grid e che il framework può essere esteso per includere nuovi attacchi e misure di sicurezza.

In [100] viene presentato GridAttackSim, un framework di simulazione di attacchi cibernetici per le Smart Grids. L'obiettivo del framework è di valutare la sicurezza delle Smart Grids mediante la simulazione di attacchi e l'identificazione di eventuali vulnerabilità.

GridAttackSim utilizza un approccio basato su agenti, in cui ogni componente della Smart Grid è rappresentato da un agente autonomo. Il framework offre la possibilità di creare scenari di attacco personalizzati, in cui gli agenti possono eseguire diverse azioni per simulare le modalità di attacco. Inoltre, GridAttackSim supporta l'analisi dei risultati di simulazione attraverso diverse metriche, come la percentuale di successo degli attacchi, il tempo di risposta dei sistemi di sicurezza e la gravità delle conseguenze dell'attacco.

GridAttackSim è stato testato su un modello di Smart Grid reale, dimostrando la sua capacità di simulare diversi tipi di attacchi cibernetici. In particolare, il framework è stato utilizzato per valutare la sicurezza di una Smart Grid di medie dimensioni, simulando attacchi di tipo Denial of Service, attacchi di phishing e attacchi di malware. I risultati delle simulazioni hanno dimostrato la capacità del framework di identificare le vulnerabilità del sistema e di suggerire possibili contromisure.

7 Modelli a supporto delle comunità energetiche

In questo paragrafo vengono affrontati i modelli a supporto delle comunità energetiche. Le comunità energetiche rappresentano un nuovo modo di concepire e gestire l'energia, basato sulla collaborazione, la condivisione e l'uso di fonti rinnovabili. Sono costituite da gruppi di persone (cittadini, imprese, enti pubblici) che collaborano nella produzione e distribuzione dell'energia rinnovabile. Il loro modello si basa sulla promozione della partecipazione attiva dei cittadini nella gestione dell'energia, aumentando la consapevolezza dell'importanza dell'utilizzo di fonti rinnovabili e della riduzione dell'impatto ambientale.

Fino a poco tempo fa iniziative e progetti guidati dalle comunità energetiche si concentravano sulla proprietà collettiva della tecnologia di generazione dell'energia, sull'acquisto congiunto, sull'efficienza energetica e sul risparmio energetico. Sempre più spesso, tuttavia, le comunità iniziano a gestire attivamente i sistemi elettrici



per mezzo di intelligenza aggiuntiva e comunicazione abilitata dalle ITC. Entrano così nel campo dominato dalle Smart Grid [101].

Le Smart Grid rappresentano quindi una parte essenziale dell'infrastruttura tecnologica che consente alle comunità energetiche di funzionare in modo efficiente ed efficace poiché volte ad ottimizzare l'utilizzo delle fonti rinnovabili e a supportare la partecipazione attiva dei cittadini nella gestione dell'energia.

Grazie alla produzione di energia da fonti rinnovabili, come il fotovoltaico, i membri della comunità possono diventare produttori attivi di energia elettrica, partecipando alla gestione dell'energia e contribuendo a ridurre la dipendenza dalle fonti energetiche fossili.

In Italia, la possibilità di costituire comunità energetiche è stata introdotta con il Decreto Milleproroghe, approvato nel febbraio 2020. Il Decreto ha definito le regole per la costituzione e l'operatività delle comunità energetiche, stabilendo le modalità di scambio dell'energia prodotta tra i membri della comunità e con la rete nazionale. La creazione di una comunità energetica prevede la sottoscrizione di un contratto tra i vari membri della comunità, che definisce le modalità di condivisione dell'energia prodotta localmente e la gestione delle attività connesse alla produzione, distribuzione e gestione dell'energia.

Esistono diversi modelli a supporto delle comunità energetiche, quali:

- modello di autoconsumo collettivo, che prevede la condivisione dell'energia prodotta da una o più fonti rinnovabili tra i membri della comunità. In questo caso, l'energia prodotta in eccesso rispetto ai consumi interni può essere ceduta alla rete elettrica, generando un reddito per la comunità;
- modello dell'aggregazione di risorse energetiche distribuite, che consiste nell'aggregare diverse fonti rinnovabili distribuite su un territorio, come ad esempio impianti fotovoltaici, eolici e di microgenerazione, in modo da creare una fonte di energia decentralizzata e condivisa;
- modello delle comunità energetiche virtuali, che prevede la creazione di una rete virtuale di scambio di energia elettrica, in cui i membri della comunità possono acquistare o vendere energia a un prezzo concorrenziale.

In ogni caso, il modello di comunità energetica prescelto deve essere adattato alle esigenze e alle risorse della comunità stessa, in modo da massimizzare i benefici ambientali, economici e sociali.

Per di più, la modellazione delle comunità energetiche è un passo importante per comprendere il loro funzionamento e valutare i loro potenziali benefici. Tali modelli permettono di analizzare il comportamento delle comunità energetiche in diverse condizioni di esercizio, valutare il loro impatto sulla rete elettrica e sui costi energetici (Demand Side Management), e possono quindi essere utilizzati per identificare e/o prevenire eventuali problemi di stabilità della Smart Grid vista sia dal lato utenti che dal lato fornitori.

Di seguito si riportano alcuni dei lavori riportati in letteratura di maggior rilievo per la modellazione delle comunità energetiche.

In [102], dopo aver fornito una panoramica sulle comunità energetiche con particolare attenzione alle politiche di gestione, agli aspetti economici, alle tecnologie, ci si sofferma in particolare sui modelli che le caratterizzano, focalizzandosi su tematiche quali la sicurezza energetica e l'autonomia energetica. In questo contesto, è stata condotta una revisione delle più recenti pubblicazioni, sottolineando l'importanza della simulazione tecnica ed economica come mezzo per determinare se l'iniziativa energetica è competitiva e vantaggiosa in termini di costi-benefici tra i membri dello Stato dell'UE, considerando le nuove norme sulla produzione e l'uso dell'energia e gli incentivi economici contemporanei. Infatti, la simulazione può considerare diverse entità che lavorano insieme per la CE: la comunità stessa e un partner tecnico che si occupa dell'installazione e della gestione; i risparmi energetici e la riduzione delle emissioni di gas serra che hanno un impatto positivo sull'ambiente; i ritorni economici positivi e le nuove possibilità lavorative per i partner tecnici della CE che sono responsabili della sua manutenzione e gestione.

In Figura 57 è mostrata una metodologia per valutare la sostenibilità energetica attraverso l'incorporazione di valori fuzzy.

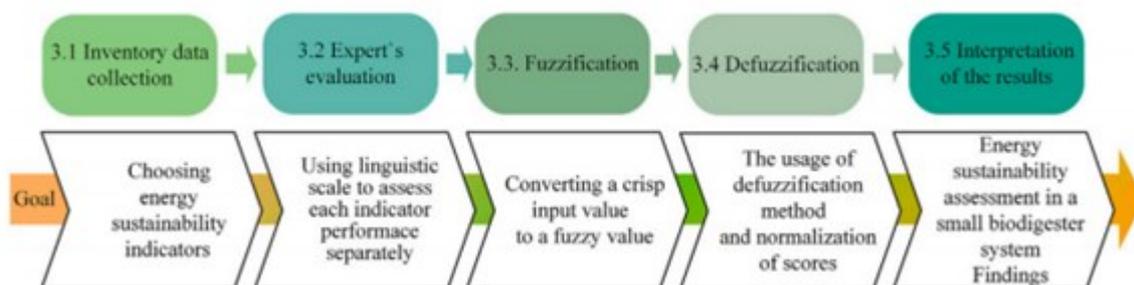


Figura 57- Metodologia per valutare la sostenibilità energetica

La valutazione della sostenibilità energetica si basa sulla scelta di indicatori specifici e fisicamente misurabili. Successivamente, gli esperti utilizzano scale linguistiche per valutare quantitativamente le prestazioni di questi indicatori (ambientali, economici e sociali) utilizzando valori fuzzy (e successivamente defuzzificati) dell'indice di sostenibilità energetica integrato e aggregato. Vengono considerati indicatori ambientali, economici e sociali durante lo sviluppo di un indice di sostenibilità energetica, in cui questi tre indicatori aggregati di sostenibilità sono descritti come numeri fuzzy. In Figura 58 è rappresentato il funzionamento procedurale di una microgrid comunitaria.

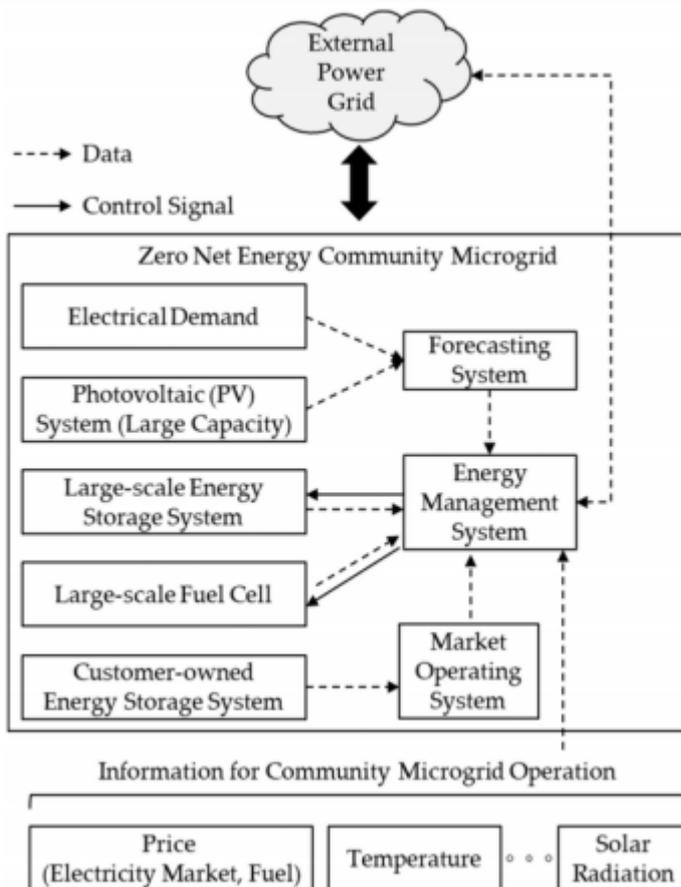


Figura 58- Procedura del funzionamento di una microgrid

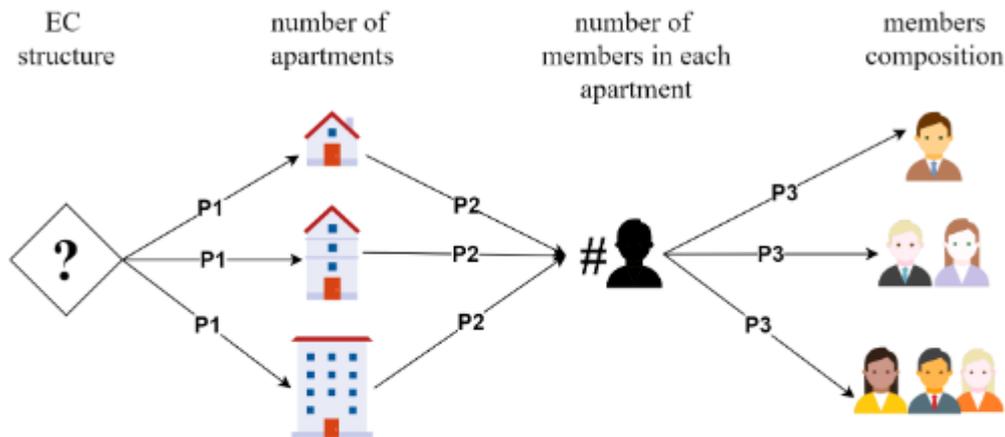
Le Comunità Energetiche Locali (LECs) sono state organizzate localmente e collettivamente al fine di sostenere lo sviluppo di tecnologie energetiche sostenibili attraverso il coinvolgimento dei consumatori, offrendo loro vari vantaggi e contribuendo agli obiettivi energetici e climatici pianificati. Di conseguenza, le LEC sostengono in modo decisivo la transizione energetica, in quanto sono costituite anche da sistemi energetici distribuiti multipli (DES). LECs sono anche adatte per lo sviluppo su larga scala in quanto possono utilizzare un quadro di autoconsumo collettivo al fine di richiedere nuovi metodi di controllo che siano legati alle preferenze degli utenti. A tal riguardo, tra i diversi studi si cita uno studio, [103], condotto sullo stoccaggio di energia, in cui la metodologia definita esamina diverse dimensioni di impianti fotovoltaici e sistemi di stoccaggio di energia per determinare una comunità energetica. Sono stati considerati due KPI indipendenti e normalizzati, in linea con una procedura di ottimizzazione multicriterio: l'autoconsumo e l'autosufficienza della comunità energetica. La valutazione è stata effettuata su un bilancio energetico orario tramite la minimizzazione del flusso di potenza verso/dal sistema elettrico.

Nei diversi modelli che le Comunità Energetiche possono adottare affrontate in questa review, quali modello di autoconsumo, modello di vendita diretta, modello di produzione e vendita di energia, si evidenzia come la scelta del modello dipende dalle politiche energetiche e di mercato specifiche del paese o della regione in cui si trovano le Comunità Energetiche.

In [104] viene descritto lo sviluppo di un modello matematico per ottimizzare gli investimenti nelle comunità energetiche e garantire una distribuzione equa dei benefici tra i partecipanti.

Ci sono molte caratteristiche coinvolte nelle comunità energetiche, come la valutazione degli schemi regolatori, gli aspetti riguardanti l'installazione ottimale di sistemi per la produzione e lo stoccaggio di energia rinnovabile, la composizione della comunità energetica. La sfida principale affrontata in questo lavoro è quella di fornire uno strumento per valutare e studiare tutti questi aspetti, evidenziando i loro vantaggi e svantaggi. In particolare, si affronta la modellizzazione del sistema di comunità energetiche attraverso un approccio bottom-up considerando tutti i possibili settori, schemi, mix di tecnologie ottimali, caratteristiche degli utenti; l'identificazione delle relazioni che caratterizzano questi aspetti; i migliori modelli di business per le comunità energetiche.

Il DSM permette di fornire una certa flessibilità al sistema energetico grazie ai numerosi carichi differibili, ad esempio lavatrici, asciugatrici o lavastoviglie. Le diverse strategie applicate dal DSM riguardano lo spostamento di carichi differibili dai periodi di punta ai periodi fuori punta, azioni sulla forma del carico flessibile, nell'ottica di produrre un vantaggio per il cliente. Per cui un ulteriore scopo del lavoro è valutare la relazione tra la composizione della comunità energetica in termini di eterogeneità dei profili di domanda e la distribuzione ottimale dei benefici. Un framework oemof (Open Energy Modelling Framework) è utilizzato per eseguire l'ottimizzazione della distribuzione e identificare l'uso ottimale delle sorgenti per soddisfare il carico, e anche per determinare la capacità di investimento dei sistemi di generazione e di stoccaggio della comunità energetica, minimizzando le spese economiche. Il sistema di comunità energetica è definito come una rete composta da nodi (componenti o bus) e archi (flussi). È consentito un numero libero di nodi e di conseguenza la risoluzione spaziale può cambiare a seconda dell'applicazione, quindi il modello è flessibile per implementare qualsiasi tipo di comunità energetica, impostando il numero massimo di edifici coinvolti. La definizione della comunità energetica è implementata attraverso funzioni di Python e la sua metodologia è mostrata brevemente in Figura 59.



P1: probability of a building to have a number of apartments
P2: probability of each apartment to have a number of members
P3: probability of the members of an apartment to have a given composition

Figura 59- schema funzionale per la definizione di comunità energetica

I profili di carico sono identificati tramite l'algoritmo K-means riducendo il carico computazionale, e di conseguenza anche i profili di costo vengono ridotti secondo gli stessi criteri. In questo lavoro si suggerisce l'adozione della Metrica di Assegnazione, denominata "distribuzione del contributo". La motivazione alla base di questa scelta è che in un sistema di comunità energetica in cui i membri hanno una richiesta diseguale di risorse e forniscono diversi servizi e produzioni, l'equità può essere basata sul contributo di ciascun membro al sistema complessivo. Pertanto, viene identificato come il contributo dell'utente alla comunità possa essere quantificato. In questo caso, il contributo viene considerato in termini economici, e viene calcolato eseguendo l'ottimizzazione diverse volte in base al numero dei membri della comunità energetica, senza considerare l'edificio di appartenenza dei membri. Ogni nuova ottimizzazione valuterà lo stesso sistema di comunità energetica, escludendo un membro alla volta. Dopo aver individuato tutti i contributi, è possibile determinare la distribuzione dei benefici.

In [105] si studia come le comunità norvegesi possano diventare più sostenibili e intelligenti nell'utilizzo dell'energia. Gli autori hanno sviluppato un modello di calcolo degli scenari per identificare le lacune tra la visione e la pratica nella realizzazione di comunità energetiche smart.

Gli indicatori chiave di performance sono strumenti importanti sia per definire obiettivi di alto livello (internazionali o nazionali) sia per pianificare comunità energetiche intelligenti. Tuttavia, spesso c'è una lacuna tra gli obiettivi di alto livello e le misure possibili e pianificate a livello comunitario. La valutazione di

scenari di sviluppo rispetto a un insieme definito di indicatori e obiettivi può aiutare urbanisti e altri stakeholder a comprendere le conseguenze delle loro strategie. Questo articolo presenta un calcolatore di scenari per valutare una serie di opzioni di sviluppo, come ad esempio l'installazione di pannelli solari e di batterie di accumulo, l'efficienza energetica degli edifici e la mobilità sostenibile. Inoltre, il modello consente agli utenti di valutare le conseguenze ambientali e finanziarie di ogni opzione.

La Tabella 2 elenca i KPI disponibili nello Scenario Calculator.

Tabella 2- Principali KPIs

KPIs	Units
energy use	kWh, /m2, /Inh., /user
CO2 emissions	tonnes CO ₂ -eq, /m2, /Inh., /user
% of RES in district heating	% of total mix
% of buildings with energy certificates at each of the grades	% of total stock
Installed capacity of RES	kW, /m2, /Inh., /user
energy generated by RES	kWh, /m2, /Inh., /user
# buildings with installed solar PV	total number
# buildings connected to a thermal district infrastructure	total number
% of travels by bicycle, on foot or public transport	% of each mode of transport
# fossil-free construction sites	total number
# registered oil boilers	total number

In [106] viene fornita una panoramica approfondita delle tecnologie di comunicazione per le microgrid interoperabili nelle comunità urbane.

Il documento inizia esaminando i concetti fondamentali delle comunità energetiche urbane e delle microgrid, spiegando come queste tecnologie possono migliorare l'efficienza energetica, la sicurezza e la sostenibilità delle città. Tuttavia, per realizzare questi vantaggi, le comunità urbane devono affrontare alcune sfide, tra cui l'interoperabilità delle microgrid intelligenti.

Per affrontare queste sfide, gli autori esplorano le tecnologie di comunicazione che possono essere utilizzate per garantire l'interoperabilità delle microgrid. Il documento esamina in dettaglio diverse tecnologie di comunicazione, come il Wi-Fi, il Bluetooth, il Zigbee.

Inoltre, gli autori discutono delle sfide associate all'implementazione di queste tecnologie di comunicazione, come la sicurezza, la scalabilità e la gestione della congestione delle reti. Il documento offre anche una revisione delle attuali soluzioni e degli standard disponibili per affrontare queste sfide.

In [107] si ha una revisione completa dei modelli di business per le comunità energetiche.

Il documento offre una panoramica dettagliata dei modelli di business tradizionali, come la proprietà e l'operazione dei progetti da parte di società energetiche, e dei modelli di business emergenti, come il crowdfunding e la cooperativa di energia.



Inoltre, gli autori discutono delle sfide che le comunità energetiche devono affrontare nella definizione dei loro modelli di business, come la sostenibilità finanziaria, la gestione del rischio, la regolamentazione e la governance.

Infine, il documento si conclude con una discussione sui possibili sviluppi futuri per i modelli di business delle comunità energetiche. Gli autori sottolineano l'importanza di una maggiore collaborazione tra i vari attori interessati, come i governi locali, le imprese energetiche e i membri della comunità, per sviluppare modelli di business sostenibili ed efficaci per le comunità energetiche.

In [108] viene affrontato il problema della dimensione ottimale delle comunità energetiche e delle modalità di suddivisione dei ricavi tra i partecipanti.

Le comunità energetiche (EC) sono strumenti essenziali per raggiungere gli obiettivi della transizione energetica, ma per sfruttare appieno il loro potenziale, è necessaria un'operazione e un progetto coordinati che la comunità stessa potrebbe non essere in grado di gestire. Aggregatori e Energy Service Company (ESCO) possono svolgere questo ruolo di supporto, ma solo a condizione che i loro obiettivi siano allineati a quelli della comunità. In questo studio viene proposto un modello di business per gli aggregatori delle comunità energetiche considerando tutti gli aspetti cruciali: alleviare il rischio dell'agency problem (conflitto di interesse), distribuire equamente la ricompensa assegnata alla comunità energetica, stimare il giusto pagamento per i servizi dell'aggregatore; definire clausole di uscita appropriate che regolino cosa succede quando un utente lascia la comunità energetica. Viene sviluppato un modello matematico, utilizzando diverse distribuzioni di ricompense equilibrate dal punto di vista del gioco.

Vengono presentati diversi modelli di business per la comunità energetica. In particolare, una comunità energetica può o non può esternalizzare parti delle decisioni strategiche e/o operative a un aggregatore esterno, con diversi gradi di coinvolgimento. Nell'approccio semplificato, illustrato in Figura 60, la comunità energetica può richiedere solo supporto nella progettazione iniziale del sistema. In questo caso, un'azienda di consulenza fornisce l'analisi e il supporto tecnico per il dimensionamento degli asset tramite un contratto di servizio remunerato da una tariffa, ma l'impegno principale termina dopo l'installazione degli asset, eventualmente con qualche manutenzione. In questo caso, gli asset sono direttamente monitorati e gestiti dalla comunità energetica stessa, tipicamente tramite dispositivi di controllo remoto economici. Tuttavia, l'esperienza tecnica all'interno della comunità energetica può essere limitata, portando a cogliere solo una parte dei possibili benefici.

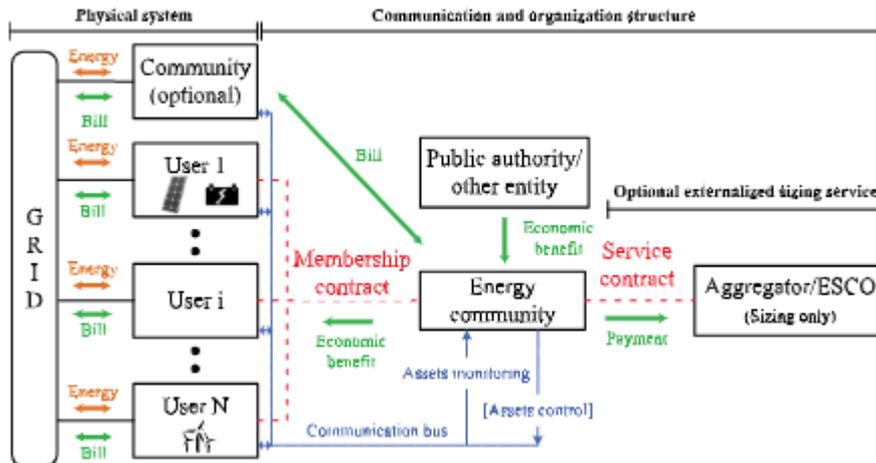


Figura 60- Modello di business della comunità energetica con non esternalizzazione

Un approccio diverso, illustrato in Figura 61, è quello in cui la comunità energetica delega sia la progettazione che i servizi di gestione e manutenzione a un'azienda esterna. In questo caso, l'aggregatore propone la progettazione ottimale del sistema, che deve essere approvato dalla comunità energetica stessa; quindi, dopo l'installazione degli asset, la comunità energetica monitora e gestisce il sistema in base alle clausole e allo schema di remunerazione del contratto di servizio.

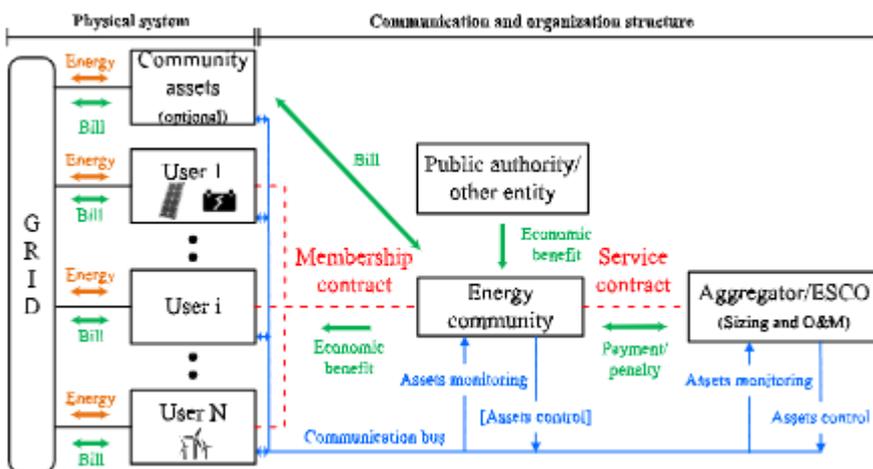


Figura 61- Modello di business con esternalizzazione

L'aggregatore ha le competenze tecniche necessarie per massimizzare i benefici per la comunità energetica, ma il contratto e il sistema di remunerazione devono garantire che l'obiettivo dell'aggregatore sia allineato a quello della comunità, per evitare l'agency problem.

Per massimizzare i potenziali benefici per la comunità energetica, gli autori considerano un modello di business esternalizzato in cui:

1. gli utenti aderiscono alla comunità energetica attraverso contratti di adesione;

2. la comunità energetica può sostenere economicamente gli utenti nel finanziamento di nuove installazioni, ma le attrezzature installate presso ciascuna proprietà dell'utente, che siano in piena proprietà o in affitto, sono di piena responsabilità dell'utente;
3. nel contratto di adesione, le clausole di uscita specificano che qualsiasi utente che lascia l'aggregato dovrà rimborsare alla comunità energetica un determinato importo economico, variabile con l'anno di uscita;
4. il contratto di adesione consente alla comunità energetica e ai suoi consulenti tecnici di accedere ai dati di consumo in tempo reale e di controllare alcuni dispositivi dell'utente (ad esempio, batterie), il che implica che siano stati istituiti adeguati sistemi di comunicazione remota presso le proprietà degli utenti;
5. la comunità energetica delega il progetto ottimale, la manutenzione e l'operazione a un aggregatore mediante un contratto di servizio con clausole che riducono il rischio dell'agency problem;
6. ogni utente acquista sul mercato pubblico l'energia elettrica assorbita dalla rete e viene pagato dal mercato pubblico per la produzione in eccesso immessa nella rete;
7. i benefici dell'aggregato vengono premiati alla comunità energetica che li distribuisce tra l'aggregatore e gli utenti secondo un sistema equo.

Il modello di ottimizzazione matematica proposto tiene, quindi, conto di vari fattori, tra cui la dimensione della comunità, la produzione di energia, la domanda di energia, i prezzi dell'energia e le politiche fiscali. Inoltre, il modello include meccanismi di condivisione equa dei ricavi e di uscita dalla comunità, al fine di garantire una maggiore trasparenza e una gestione efficace delle relazioni tra gli utenti e l'aggregatore.

In [109] viene descritto un nuovo schema di pricing per gestire le comunità energetiche virtuali.

Le comunità energetiche virtuali sono gruppi di consumatori di energia che collaborano per gestire in modo più efficiente la loro produzione e il loro consumo di energia. In questo contesto, il nuovo schema di pricing proposto dagli autori è stato sviluppato per incentivare i consumatori a utilizzare l'energia in modo più efficiente, ad esempio riducendo il loro consumo durante i periodi di punta.

Il sistema di pricing proposto si basa su un approccio di "tariffa dinamica", che varia in base alla domanda di energia. In particolare, la tariffa aumenta durante i periodi di punta, quando la domanda di energia è più elevata, e diminuisce durante i periodi di bassa domanda. In questo modo, i consumatori sono incentivati a ridurre il loro consumo durante i periodi di punta, quando i prezzi dell'energia sono più elevati, e a utilizzare l'energia in modo più efficiente.

Gli autori hanno testato il loro schema di pricing su un gruppo di consumatori di energia in Grecia, utilizzando un modello di simulazione. I risultati dello studio hanno dimostrato che il nuovo schema di pricing è in grado

di incentivare i consumatori a utilizzare l'energia in modo più efficiente, riducendo il loro consumo durante i periodi di punta e aumentando la loro capacità di gestione dell'energia.

In [110] viene condotta un'analisi sull'utilizzo di comunità di energia rinnovabile per ridurre i picchi di potenza nella rete di distribuzione, migliorando così la stabilità della rete e riducendo la necessità di investimenti in infrastrutture costose.

L'articolo si concentra sull'analisi della "grid-friendliness" delle comunità energetica, ovvero la loro capacità di ridurre i picchi di potenza nella rete di distribuzione senza causare problemi di stabilità o di sicurezza nella rete. Gli autori hanno esaminato diverse opzioni di condivisione dell'energia tra i partecipanti alla comunità e hanno valutato l'impatto sulla grid-friendliness e i relativi vantaggi economici.

I risultati dello studio mostrano che le comunità di energia rinnovabile possono ridurre i picchi di potenza nella rete di distribuzione in modo efficace, senza compromettere la stabilità della rete. Inoltre, gli autori hanno dimostrato che un maggior numero di partecipanti alla comunità porta ad un maggiore beneficio economico per i singoli partecipanti, ma può anche aumentare la complessità della gestione della comunità. In [111] viene sviluppato un meccanismo di compensazione solare basato sull'analisi del ciclo di vita (LCA) per le comunità di energia rinnovabile in Italia.

Le comunità di energia rinnovabile sono gruppi di utenti che producono e condividono energia rinnovabile, come energia solare, elettricità eolica, idroelettrica, geotermica e biomassa. In Italia, queste comunità stanno diventando sempre più popolari, ma esistono ancora alcuni ostacoli per la loro diffusione, come la mancanza di un meccanismo di compensazione solare equo e trasparente.

L'obiettivo dello studio è stato quello di sviluppare un meccanismo di compensazione solare basato sull'analisi del ciclo di vita per le comunità di energia rinnovabile in Italia. In particolare, gli autori hanno valutato le emissioni di gas serra associate alla produzione di energia solare e hanno proposto un meccanismo di compensazione equo e trasparente per i partecipanti alla comunità.

Quindi, viene adottata un'innovativa metodologia iterativa a tre fasi per progettare nuovi incentivi alla produzione di energia solare, che includono:

- 1) la dimensione economica ottimale delle tecnologie solari;
- 2) la valutazione del ciclo di vita;
- 3) la valutazione di un meccanismo di compensazione solare.

In [112] viene proposta una metodologia per valutare il rischio di blackout nell'approvvigionamento energetico delle comunità di energia in modo da migliorare la resilienza territoriale.



Il Pacchetto Energia Pulita mira a rendere più competitiva la transizione energetica raccomandata dall'Unione Europea. Tale transizione energetica può essere raggiunta attraverso una serie di misure volte a migliorare la sicurezza, la sostenibilità e la competitività dei sistemi di approvvigionamento energetico. Tali misure includono l'introduzione di infrastrutture fisiche e regolamentari adeguati a soddisfare le esigenze del mercato energetico, l'integrazione di energie rinnovabili e la garanzia della sicurezza dell'approvvigionamento energetico. Per prevenire e gestire i problemi di energia elettrica, si suggerisce generalmente un approccio basato sul rischio nel settore dell'elettricità. In questo lavoro è stata proposta una metodologia basata sul rischio. In particolare, è stato considerato il rischio di black-out sulla rete elettrica nazionale, la probabilità che si verifichi tale evento, l'entità dei danni e il rischio di esposizione. La valutazione del rischio è stata applicata attraverso un approccio basato sulla posizione, considerando diversi tipi di stakeholder: consumatori privati e pubblici, produttori e prosumers. I rischi del caso di studio analizzato sono stati poi confrontati tra loro sulla base dei limiti di tollerabilità e valutati per diversi scenari quali: una riduzione del consumo energetico, un aumento della produzione energetica e un'ottimizzazione dell'offerta e della domanda di energia. Nell'ultimo scenario è stata presa in considerazione la possibilità di istituire una comunità energetica. La metodologia impiegata fa uso di Sistemi Informativi Geografici, ovvero strumenti GIS, per mappare le risorse e gli attori in un territorio, al fine di calcolare e gestire dati di diversa natura e origine in modo integrato.

I risultati mostrano che tutte le azioni intraprese per ridurre il rischio di black-out nell'approvvigionamento energetico producono risultati diversi, a seconda dell'utente considerato. Tutti gli stakeholder possono beneficiare della partecipazione alla comunità energetica, non solo dal punto di vista ambientale, attraverso la produzione di energia da fonti rinnovabili, ma anche dal punto di vista economico.

8 Conclusioni

In questo deliverable, a seguito di una ampia descrizione del contesto e tipologie di Smart Grid, si è affrontato il tema della modellazione per un'affidabile digital twin visto dal lato Demand Side Management. Sono stati riportati, dalla letteratura, le proposte più innovative ai fini della simulazione, resilienza e ottimizzazione della rete. I vari modelli sono stati analizzati in relazione alle attività lato DSM per la Smart Grid, quali previsione della domanda, valutazione della condizione e stabilità, gestione ottimale, sicurezza informatica. Si è visto che l'applicazione dei modelli di machine learning, in particolare le reti neurali artificiali, consentono di raggiungere risultati performanti. Tuttavia è necessario trovare un buon compromesso tra accuratezza e risorse impiegate. Per cui l'applicazione di alcune strategie quali la pre-elaborazione dei dati al fine di ridurre la dimensionalità potrebbe consentire di avere risultati precisi in un tempo ridotto con modelli di Smart Grid



caratterizzati da limitata memoria e capacità di elaborazione. Sono stati riportati dei tools diffusi a livello commerciale e di ricerca utili per la modellazione e la simulazione della Smart Grid che permettono di esplorare diversi scenari e di fare le opportune valutazioni. Infine è stata trattata la modellazione di comunità energetiche in quanto consentono di poter fare ulteriori analisi per la verifica della stabilità della Smart Grid, e l'ottimizzazione dell'efficienza energetica.

9 Bibliografia

- [1]. SMART EUROPE BIG IDEAS Jeremy Rifkin
- [2]. R. Bayindir, I.Colak, G.Fulli, K. Demirtas, Smart grid Technologies and Applications, Renewable and Sustainable Energy Reviews, Volume 66, December 2016, pages 499-516.
- [3]. Office of the National Coordinator for Smart Grid Interoperability. Nist framework and roadmap for smart grid interoperability standards, release 1.0. Technical Report NIST Special Publication 1108, National Institute of Standards and Technology, 2010
- [4]. Eurelectric, Active Distribution System Management—A Key Tool for the Smooth Integration of Distributed Generation 2013 [Online]. Available: <http://www.eurelectric.org/publications/>.
- [5]. Le Macro e Micro Grid. Nuovi concetti e terminologia [online]. Available: <https://www.canaleenergia.com/articoli-di-redazione/macro-e-micro-grid/>
- [6]. James McCalley and Qian Zhang, Macro Grids in the Mainstream: An International Survey of Plans and Progress, Americans for a Clean Energy Grid. 2020
- [7]. Bertini, I., Di Silvestre, M.L., Graditi, G., Ippolito, M.G., Riva Sanseverino, E., Zizzo, G. (2011). Architetture e logiche di controllo ottimale di microreti per la razionalizzazione energetica Report 1 – Identificazione ed analisi di architetture e logiche di controllo ottimale di microreti per la razionalizzazione energetica. Roma : ENEA.
- [8]. Daniel Burmester, Ramesh Rayudu, Winston Seah, Daniel Akinyele, A review of nanogrid topologies and technologies, Renewable and Sustainable Energy Reviews, Volume 67, 2017.
- [9]. Pages 760-775 https://en.wikipedia.org/wiki/Network_topology
- [10]. Martinez-Sandoval R, Garcia-Sanchez AJ, Garcia-Sanchez F, Garcia-Haro J, Flynn D. A comprehensive WSN-based approach to efficiently manage a Smart Grid. Sensors (Basel). 2014 Oct 10;14(10)
- [11]. Pappu, Satya Jayadev et al. "Identifying Topology of Low Voltage Distribution Networks Based on Smart Meter Data." IEEE Transactions on Smart Grid 9 (2018): 5113-5122.
- [12]. Mohamed, Amira, Refaat, Shady S. and Abu-Rub, Haitham. "A Review on Big Data Management and Decision-Making in Smart Grid" Power Electronics and Drives, vol.4, no.1, 2019, pp.1-13
- [13]. Bishnu P. Bhattarai, Sumit Paudyal, Yusheng Luo, et al., Big data analytics in smart grids: state-of-the-art, challenges, opportunities, and future directions, IET Smart Grid, 2019, Vol. 2 Iss. 2, pp. 141-154
- [14]. T. Hong, "Big Data Analytics: Making the Smart Grid Smarter [Guest Editorial]," in IEEE Power and Energy Magazine, vol. 16, no. 3, pp. 12-16, May-June 2018, doi: 10.1109/MPE.2018.2801440.

- [15]. Kumar, R. Seshu & Raghav, L. Phani & Raju, D. Koteswara & Singh, Arvind R., "Intelligent demand side management for optimal energy scheduling of grid connected microgrids," *Applied Energy*, Elsevier, 2021, vol. 285(C)
- [16]. Thillainathan Logenthiran, Dipti Srinivasan, Tan Zong Shun, Demand Side Management in Smart Grid Using Heuristic Optimization, *IEEE TRANSACTIONS ON SMART GRID*, VOL. 3, NO. 3, SEPTEMBER 2012
- [17]. Dalla Maria, E.; Secchi, M.; Macii, D. A Flexible Top-Down Data-Driven Stochastic Model for Synthetic Load Profiles Generation. *Energies* **2022**, *15*, 269
- [18]. Cody Ruben, Surya Dhulipala, Keerthiraj Nagaraj, et al., Hybrid data-driven physics model-based framework for enhanced cyber-physical smart grid security, *IET Research Journals*, 2019
- [19]. Alahmed, A. and Muhammed M. Almuahini. "Hybrid Top-Down and Bottom-Up Approach for Residential Load Compositions and Percentages." *2021 Power System and Green Energy Conference (PSGEC) (2020)*: 1-6.
- [20]. Matteo Giacomo Prina, Daniele Groppi, Benedetto Nastasi, Davide Astiaso Garcia, Bottom-up energy system models applied to sustainable islands, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 152, 2021.
- [21]. Muhammad Qamar Raza, Abbas Khosravi, A review on artificial intelligence based load demand forecasting techniques for smart grid and buildings, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 50, 2015, pp. 1352-1372.
- [22]. Prabadevi B., Quoc-Viet P., Madhusanka L., Natarajan D., Mounik V., Shivani R., Praveen Kumar R., et al. "Deep Learning for Intelligent Demand Response and Smart Grids: A Comprehensive Survey." *ArXiv abs/2101.08013*, 2021
- [23]. Macedo, M.N.Q. & Galo, J.J.M. & de Almeida, L.A.L. & de C. Lima, A.C., 2015. "Demand side management using artificial neural networks in a smart grid environment," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, vol. 41(C), pages 128-133
- [24]. Y. Peng, Y. Wang, X. Lu, H. Li, D. Shi, Z. Wang, and J. Li, "Short-term load forecasting at different aggregation levels with predictability analysis," in *Proc. IEEE Innov. Smart Grid Technol. Asia (ISGT Asia)*, May 2019, pp. 3385-3390
- [25]. Haixin Wang, Jiahui Yuan, Guanqiu Qi, Yanzhen Li, Junyou Yang, Henan Dong, Yiming Ma, A data-driven load forecasting method for incentive demand response, *Energy Reports*, Volume 8, Supplement 4, 2022, pp. 1013-1019
- [26]. Ibrahim, B., Rabelo, L., Gutierrez-Franco, E., Clavijo-Buritica N., Machine Learning for Short-Term Load Forecasting in Smart Grids, *Energies*, Vol.15, 2022.



- [27]. Khan, S.u.R.; Hayder, I.A.; Habib, M.A.; Ahmad, M.; Mohsin, S.M.; Khan, F.A.; Mustafa, K. Enhanced Machine-Learning Techniques for Medium-Term and Short-Term Electric-Load Forecasting in Smart Grids. *Energies* Vol.16, 2023
- [28]. M. Madhukumar, A. Sebastian, X. Liang, M. Jamil and M. N. S. K. Shabbir, "Regression Model-Based Short-Term Load Forecasting for University Campus Load," in *IEEE Access*, vol. 10, pp. 8891-8905, 2022
- [29]. K. Chen, K. Chen, Q. Wang, Z. He, J. Hu, and J. He, "Short-term load forecasting with deep residual networks," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 10, n. 4, 2019, pp. 3943-3952
- [30]. Ahmad, Tanveer & Chen, Huanxin, Potential of three variant machine-learning models for forecasting district level medium-term and long-term energy demand in smart grid environment, *Energy*, Elsevier, vol. 160(C), 2018, pages 1008-1020
- [31]. A. Taïk and S. Cherkaoui, Electrical Load Forecasting Using Edge Computing and Federated Learning, *ICC 2020 - 2020 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, Dublin, Ireland, 2020, pp. 1-6
- [32]. Savi, M., Olivadese, F., Short-Term Energy Consumption Forecasting at the Edge: A Federated Learning Approach, *IEEE ACCESS*, 9, 2021
- [33]. Hesamoddin Marzooghi, David J. Hill, Gregor Verbic, Aggregated Demand Modelling Including Distributed Generation, Storage and Demand Response, arXiv:1412.3143
- [34]. W. Ahmed et al., "Machine Learning Based Energy Management Model for Smart Grid and Renewable Energy Districts," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 185059-185078, 2020
- [35]. Wenwei Li, Xiaoming Wang, Jun Shi, Smart Grid Demand-side Response Model Based on Fuzzy Clustering Analysis, *Journal of Physics: Conference Series*, Volume 2355, 5th International Conference on Mechanical, Electrical and Material Application (MEMA 2022) 16/06/2022 - 19/06/2022 Chengdu, China
- [36]. Topa Gavilema, A.O.; Gil, J.D.; Álvarez Hervás, J.D.; Torres Moreno, J.L.; García, M.P. Modeling and Energy Management of a Microgrid Based on Predictive Control Strategies. *Solar* **2023**, *3*, 62-73.
- [37]. Fabiano Pallonetto, et al. "Demand Response Algorithms for Smart-grid Ready Residential Buildings Using Machine Learning Models." *Applied energy*, 2019, v. 239, pp. 1265-1282
- [38]. Francesco Guzzi, Diana Neves, Carlos A. Silva, Integration of smart grid mechanisms on microgrids energy modelling, *Energy*, Volume 129, 2017, Pages 321-330
- [39]. Ioannis Antonopoulos, Valentin Robu, Benoit Couraud, David Flynn, Data-driven modelling of energy demand response behaviour based on a large-scale residential trial, *Energy and AI*, Volume 4, 2021, 100071, ISSN 2666-5468,
- [40]. S. Babaei, C. Zhao and L. Fan, "A Data-Driven Model of Virtual Power Plants in Day-Ahead Unit Commitment," in *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 34, no. 6, pp. 5125-5135, Nov. 2019



- [41]. X. Yang, Y. Zhang, H. He, S. Ren and G. Weng, "Real-Time Demand Side Management for a Microgrid Considering Uncertainties," in IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 10, no. 3, pp. 3401-3414, May 2019
- [42]. Weronika Radziszewska, Zbigniew Nahorski, Simulation of energy consumption in a microgrid for demand side management by scheduling, Proceedings of the 2013 Federated Conference on Computer Science and Information Systems pp. 679–682
- [43]. I. Brahmia, J. Wang, H. Xu, H. Wang and L. D. O. Turci, "Robust Data Predictive Control Framework for Smart Multi-Microgrid Energy Dispatch Considering Electricity Market Uncertainty," in IEEE Access, vol. 9, pp. 32390-32404, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3060315.
- [44]. Md. Mhamud Hussen Sifat, Safwat Mukarrama Choudhury, et al., Towards electric digital twin grid: Technology and framework review, Energy and AI, Volume 11, 2023
- [45]. W. Danilczyk, Y. L. Sun and H. He, "Smart Grid Anomaly Detection using a Deep Learning Digital Twin," 2020 52nd North American Power Symposium (NAPS), Tempe, AZ, USA, 2021, pp. 1-6
- [46]. Lopez, J.R.; de Jesus Camacho, J.; Ponce, P.; MacCleery, B.; Molina, A. A Real-Time Digital Twin and Neural Net Cluster-Based Framework for Faults Identification in Power Converters of Microgrids, Self Organized Map Neural Network. Energies 2022, 15
- [47]. M. Panthi, "Anomaly Detection in Smart Grids using Machine Learning Techniques," 2020 First International Conference on Power, Control and Computing Technologies (ICPC2T), Raipur, India, 2020, pp. 220-222
- [48]. N. Elmabit, F. Zhou, F. Li and H. Zhou, "Evaluation of Machine Learning Algorithms for Anomaly Detection," 2020 International Conference on Cyber Security and Protection of Digital Services (Cyber Security), Dublin, Ireland, 2020, pp. 1-8
- [49]. ao Yu, Qingquan Jia, Ning Wang, Haiyan Dong, A Data-Driven Modeling Strategy for Smart Grid Power Quality Coupling Assessment Based on Time Series Pattern Matching, Mathematical Problems in Engineering, 2018
- [50]. D W Maulana, Fery Faizal, F. F. Florena, et al., Development of DC smart grid model for voltage stability disturbance, IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, Volume 550, The 1st Siliwangi International Conference on Innovation in Research 2018 (SICIR) 14 August 2018, Bandung, Indonesia
- [51]. S. B. Amor, A. Bui and G. Guérard, "A Context-Free Smart Grid Model Using Complex System Approach," 2014 IEEE/ACM 18th International Symposium on Distributed Simulation and Real Time Applications, Toulouse, France, 2014, pp. 147-154, doi: 10.1109/DS-RT.2014.26.

- [52]. Markus Kammerstetter, Lucie Langer, Florian Skopik, et al., Practical Risk Assessment Using a Cumulative Smart Grid Model, In Proceedings of the 3rd International Conference on Smart Grids and Green IT Systems (SMARTGREENS-2014), pages 31-42
- [53]. Sharda, S., Sharma, K., Singh, M., Smart Grid Communication Network Reliability Assessment Using Graphical Computational Model, In: Pandit, M., Gaur, M.K., Rana, P.S., Tiwari, A. (eds) Artificial Intelligence and Sustainable Computing. Algorithms for Intelligent Systems. Springer, Singapore, 2022
- [54]. M. Alazab, S. Khan, S. S. R. Krishnan, Q. -V. Pham, M. P. K. Reddy and T. R. Gadekallu, "A Multidirectional LSTM Model for Predicting the Stability of a Smart Grid," in IEEE Access, vol. 8, pp. 85454-85463, 2020
- [55]. I. Vokony, B. Hartmann, Dr. A. Dan, Developing a Dynamic Smart Grid Model, RE&PQJ, Vol.1, No.10, April 2012
- [56]. W. Ali et al., "Hierarchical Control of Microgrid Using IoT and Machine Learning Based Islanding Detection," in IEEE Access, vol. 9, pp. 103019-103031, 2021
- [57]. Pasetti, M.; Rinaldi, S.; Manerba, D. A Virtual Power Plant Architecture for the Demand-Side Management of Smart Prosumers. Appl. Sci. 2018, 8, 432
- [58]. F. Y. Okay and S. Ozdemir, "A fog computing based smart grid model," 2016 International Symposium on Networks, Computers and Communications (ISNCC), Yasmine Hammamet, Tunisia, 2016, pp. 1-6, doi: 10.1109/ISNCC.2016.7746062.
- [59]. Akram J, Tahir A, Munawar HS, Akram A, Kouzani AZ, Mahmud MAP. Cloud- and Fog-Integrated Smart Grid Model for Efficient Resource Utilisation. Sensors (Basel). 2021
- [60]. Pan F., Lin G., Yang Y., Zhang S., Xiao J., Fan S., Data-driven demand-side energy management approaches based on the smart energy network, Journal of Algorithms & Computational Technology, 2019
- [61]. Ye Shi, Hoang Duong Tuan, Andrey V. Savkin, Chin-Teng Lin, Jian Guo Zhu, H. Vincent Poor, Distributed model predictive control for joint coordination of demand response and optimal power flow with renewables in smart grid, Applied Energy, Volume 290, 2021
- [62]. Zahoor, S.; Javaid, S.; Javaid, N.; Ashraf, M.; Ishmanov, F.; Afzal, M.K. Cloud–Fog–Based Smart Grid Model for Efficient Resource Management. Sustainability 2018
- [63]. Antimo Barbato, Antonio Capone, Lin Chen, Fabio Martignon, Stefano Paris, A distributed demand-side management framework for the smart grid, Computer Communications, Volume 57, 2015, Pages 13-24, ISSN 0140-3664

- [64]. Guillaume Guerard, Soufian Ben Amor and Alain Bui, A Context-free Smart Grid Model using Pretopologic Structure, In Proceedings of the 4th International Conference on Smart Cities and Green ICT Systems (SMARTGREENS-2015), pages 335-341
- [65]. u, A., Hou, W., Zhang, Y., Jiang, Y., Lei, W., Wen, H. (2020). A Novel Smart Grid Model for Efficient Resources. In: Xhafa, F., Patnaik, S., Tavana, M. (eds) Advances in Intelligent Systems and Interactive Applications. IISA 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 1084. Springer, Cham
- [66]. Yitong Shang, et al. "Cyber-physical Co-modeling and Optimal Energy Dispatching Within Internet of Smart Charging Points for Vehicle-to-grid Operation." *Applied energy*, v. 303, . pp. 117595
- [67]. Yitong Koichi Hiraoka Sunao Masunaga Yutaka Matsunobu Naoya Wajima, Island Smart Grid Model in Hawaii Incorporating EVs, Hitachi Review Vol. 63 (2014), No. 8
- [68]. M. Ozay, I. Esnaola, F. T. Yarman Vural, S. R. Kulkarni and H. V. Poor, Machine Learning Methods for Attack Detection in the Smart Grid, in IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, vol. 27, no. 8, 2016, pp. 1773-1786
- [69]. Chehri, A., Fofana, I., Yang, X., Security Risk Modeling in Smart Grid Critical Infrastructures in the Era of Big Data and Artificial Intelligence, Sustainability 2021
- [70]. Kumar, N. Saxena and B. J. Choi, "Machine Learning Algorithm for Detection of False Data Injection Attack in Power System," International Conference on Information Networking (ICOIN), Jeju Island, Korea (South), 2021, pp. 385-390
- [71]. Artem Voinov and Ilya Senokosov, Smart Grid model verification method, Journal of Physics: Conference Series, Volume 2001, International Scientific and Practical Conference "Information Technologies and Intelligent Decision Making Systems (ITIDMS-II 2021) 1 July 2021, Moscow, Russia
- [72]. Gudzius, S., Gecys, S., Markevicius, L. A., Miliune, R., & Morkvenas, A. (2011). The Model of Smart Grid Reliability Evaluation. *Elektronika Ir Elektrotechnika*, 116(10), 25-28.
- [73]. Al-Kaabi, M., Al Igeb, B.H., Ali, S.Y. (2023). An Overview of the Smart Grid Attributes, Architecture and Components. In: Al-Sharafi, M.A., Al-Emran, M., Al-Kabi, M.N., Shaalan, K. (eds) Proceedings of the 2nd International Conference on Emerging Technologies and Intelligent Systems. ICETIS 2022.
- [74]. I. Busuladzic and M. Tjäder, 'Performance Indicators for Smart Grids : An analysis of indicators that measure and evaluate smart grids', Dissertation, 2020
- [75]. Pramangioulis, D.; Atsonios, K.; Nikolopoulos, N.; Rakopoulos, D.; Grammelis, P.; Kakaras, E. A Methodology for Determination and Definition of Key Performance Indicators for Smart Grids Development in Island Energy Systems. *Energies* **2019**, *12*, 242



- [76]. Pramangioulis, D.; Atsonios, K.; Nikolopoulos, N.; Rakopoulos, D.; Grammelis, P.; Kakaras, E. A Methodology for Determination and Definition of Key Performance Indicators for Smart Grids Development in Island Energy Systems. *Energies* **2019**, *12*, 242. <https://doi.org/10.3390/en120202>
- [77]. A. A. Munshi and Y. A. -R. I. Mohamed, "Data Lake Lambda Architecture for Smart Grids Big Data Analytics," in *IEEE Access*, vol. 6, pp. 40463-40471, 2018
- [78]. Dongxi, Zhang. "Research on Development Strategy for Smart Grid Big Data." (2015).
- [79]. Shuchun Wang, Xiaoguang Sun, Jianyu Geng, Yuan Han, Chunyong Zhang and Weihua Zhang, Application and Analysis of Big Data Technology in Smart Grid, *Journal of Physics: Conference Series*, Volume 1639, 2020 International Conference on Electrical Technology and Automatic Control ICETAC (2020) 7-9 August 2020, Anhui, China
- [80]. Daki, H., El Hannani, A., Aqqal, A. *et al.* Big Data management in smart grid: concepts, requirements and implementation. *J Big Data* **4**, 13 (2017)
- [81]. G. -y. Li, J. -x. Zhang, X. Wen, L. -M. Xu and Y. Yuan, "Construction of Power Forecasting and Environmental Protection Data Platform Based on Smart Grid Big Data," *2022 International Conference on Applied Artificial Intelligence and Computing (ICAAIC)*, Salem, India, 2022, pp. 801-804, doi: 10.1109/ICAAIC53929.2022.9793230.
- [82]. F. Luo, Z. Y. Dong, J. Zhao, X. Zhang, W. Kong and Y. Chen, "Enabling the big data analysis in the smart grid," 2015 IEEE Power & Energy Society General Meeting, Denver, CO, USA, 2015, pp. 1-5, doi: 10.1109/PESGM.2015.7285915.
- [83]. X. Z. Wang, J. Zhou, Z. L. Huang, X. L. Bi, Z. Q. Ge and L. Li, "A multilevel deep learning method for big data analysis and emergency management of power system," 2016 IEEE International Conference on Big Data Analysis (ICBDA), Hangzhou, China, 2016, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICBDA.2016.7509811.
- [84]. Francisco M Gonzalez-Longatt and José Luis Rueda. *PowerFactory applications for power system analysis*. Springer, 2014.
- [85]. Hua Lin, Santhosh S Veda, Sandeep S Shukla, Lamine Mili, and James Thorp. "GECO: Global event-driven co-simulation framework for interconnected power system and communication network". In: *IEEE Trans. Smart Grid* **3.3** (2012), pp. 1444–1456
- [86]. Hanno Georg, Sven Christian Müller, Nils Dorsch, Christian Rehtanz, and Christian Wietfeld. "INSPIRE: Integrated co-simulation of power and ICT systems for real-time evaluation". In: *Int. Conf. on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*. IEEE. 2013, pp. 576–581.
- [87]. Hugo Morais, Pieter Vancraeyveld, Allan Henning Birger Pedersen, Morten Lind, Hjörtur Jóhannsson, and Jacob Østergaard. "SOSPO-SP: Secure operation of sustainable power systems simulation platform



- for real-time system state evaluation and control". In: IEEE Trans. Industr. Inform. 10.4 (2014), pp. 2318–2329.
- [88]. David C Bergman, Dong (Kevin) Jin, David M Nicol, and Tim Yardley. "The Virtual Power System Testbed and Inter-Testbed Integration". In: CSET. 2009
- [89]. W Li, A Monti, Mt Luo, and Roger A Dougal. "VPNET: A co-simulation framework for analyzing communication channel effects on power systems". In: Electric Ship Tech. Symp. IEEE. 2011, pp. 143–149.
- [90]. Michael Zhou and Shizhao Zhou. "Internet, open-source and power system simulation". In: Power Engineering Society Gen. Meet. IEEE. 2007, pp. 1–5.
- [91]. David P Chassin, Kevin Schneider, and Clint Gerkenmeyer. "GridLAB-D: An open-source power systems modeling and simulation environment". In: PES Transm. and Distr. Conf. and Exposition. IEEE. 2008, pp. 1–5.
- [92]. Ray Daniel Zimmerman, Carlos Edmundo Murillo-Sánchez, and Robert John Thomas. "MATPOWER: Steadystate operations, planning, and analysis tools for power systems research and education". In: IEEE Trans. Power Syst. 26.1 (2010), pp. 12–19.)
- [93]. D Montenegro, M Hernandez, and GA Ramos. "Real time OpenDSS framework for distribution systems simulation and analysis". In: 6th PES Transmission and Distribution: Latin America Conference and Exposition (T&D-LA). IEEE. 2012, pp. 1–5.
- [94]. Peter Gorm Larsen, John Fitzgerald, Jim Woodcock, Peter Fritzson, Jörg Brauer, Christian Kleijn, Thierry Lecomte, Markus Pfeil, Ole Green, Stylianos Basagiannis, et al. "Integrated tool chain for model-based design of Cyber-Physical Systems: The INTO-CPS project". In: 2016 2nd International Workshop on Modelling, Analysis, and Control of Complex CPS (CPS Data). IEEE. 2016, pp. 1–6
- [95]. Steffen Schütte, Stefan Scherfke, and Martin Tröschel. "Mosaik: A framework for modular simulation of active components in Smart Grids". In: 1st Int. Workshop on Smart Grid Modeling and Simulation (SGMS). IEEE. 2011, pp. 55–60.
- [96]. Song Tan, Wen-Zhan Song, Qifen Dong, and Lang Tong. "Score: Smart-grid common open research emulator". In: 3rd Int. Conf. on Smart Grid Communications (SmartGridComm). IEEE. 2012, pp. 282–287.
- [97]. Selim Ciraci, Jeff Daily, Jason Fuller, Andrew Fisher, Laurentiu Marinovici, and Khushbu Agarwal. "FNCS: a framework for power system and communication networks co-simulation". In: Proc. of the Symp. on Theory of Modeling & Simulation-DEVS integrative. Society for Computer Simulation International. 2014, p. 36.



- [98]. Carlos J Vélez-Rivera, Fabio Andrade, Emmanuel Arzuaga-Cruz, and Agustín Irizarry-Rivera. "Gorilla: An Open Interface for Smart Agents and Real-Time Power Microgrid System Simulations". In: *Inventions* 3.3 (2018), p. 58.)
- [99]. Alexandre Gustavo Wermann, Marcelo Cardoso Bortolozzo, Eduardo Germano da Silva, Alberto SchaefferFilho, Luciano Paschoal Gaspar, and Marinho Barcellos. "ASTORIA: A framework for attack simulation and evaluation in smart grids". In: *NOMS 2016-2016 IEEE/IFIP Network Operations and Management Symposium*. IEEE. 2016, pp. 273–280
- [100]. Tan Duy Le, Adnan Anwar, Seng W Loke, Razvan Beuran, and Yasuo Tan. "GridAttackSim: A Cyber Attack Simulation Framework for Smart Grids". In: *Electronics* 9.8 (2020), p. 1218.
- [101]. Luc F.M. van Summeren, Anna J. Wieczorek, Gunter J.T. Bombaerts, Geert P.J. Verbong, Community energy meets smart grids: Reviewing goals, structure, and roles in Virtual Power Plants in Ireland, Belgium and the Netherlands, *Energy Research & Social Science*, Volume 63, 2020
- [102]. Kyriakopoulos, G.L., Energy Communities Overview: Managerial Policies, Economic Aspects, Technologies, and Models, *J. Risk Financial Manag.* **2022**, 15, 521.
- [103]. Cielo, A., P. Margiaria, P. Lazzeroni, I. Mariuzzo, and M. Repetto. 2021. Renewable Energy Communities business models under the 2020 Italian regulation. *Journal of Cleaner Production* 316: 128217.
- [104]. Valeria Casalicchio, Giampaolo Manzolini, Matteo Giacomo Prina, David Moser, From investment optimization to fair benefit distribution in renewable energy community modelling, *Applied Energy*, Volume 310, 2022.
- [105]. Harald Taxt Walnum, Åshild Lappegård Hauge, Karen Byskov Lindberg, Mads Mysen, Brita Fladvad Nielsen, Kari Sørnes, Developing a scenario calculator for smart energy communities in Norway: Identifying gaps between vision and practice, *Sustainable Cities and Society*, Volume 46, 2019.
- [106]. Reddy, G.P.; Kumar, Y.V.P.; Chakravarthi, M.K. Communication Technologies for Interoperable Smart Microgrids in Urban Energy Community: A Broad Review of the State of the Art, Challenges, and Research Perspectives. *Sensors* 2022, 22.
- [107]. Inês F.G. Reis, Ivo Gonçalves, Marta A.R. Lopes, Carlos Henggeler Antunes, Business models for energy communities: A review of key issues and trends, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 144, 2021.
- [108]. Davide Fioriti, Antonio Frangioni, Davide Poli, Optimal sizing of energy communities with fair revenue sharing and exit clauses: Value, role and business model of aggregators and users, *Applied Energy*, Volume 299, 2021.



- [109]. Ioannis Mamounakis, Nikolaos Efthymiopoulos, Prodromos Makris, Dimitrios J. Vergados, Georgios Tsaousoglou, Emmanouel (Manos) Varvarigos, A novel pricing scheme for managing virtual energy communities and promoting behavioral change towards energy efficiency, *Electric Power Systems Research*, Volume 167, 2019.
- [110]. Sudhoff, R.; Schreck, S.; Thiem, S.; Niessen, S. Operating Renewable Energy Communities to Reduce Power Peaks in the Distribution Grid: An Analysis on Grid-Friendliness, Different Shares of Participants, and Economic Benefits. *Energies* 2022, 15, 5468.
- [111]. Federico Rossi, Miguel Heleno, Riccardo Basosi, Adalgisa Sinicropi, LCA driven solar compensation mechanism for Renewable Energy Communities: the Italian case, *Energy*, Volume 235, 2021, 121374.
- [112]. Guglielmina Mutani, Silvia Santantonio, Grazia Brunetta, Ombretta Caldarice, Micaela Demichela, An energy community for territorial resilience: Measurement of the risk of an energy supply blackout, *Energy and Buildings*, Volume 240, 2021.