

INDICATORI DI PERFORMANCE E COMPONENTI DEI SISTEMI DI MONITORAGGIO DELL’ENERGIA NELLE SMART CITY E NELLE SMART FACTORY 4.0/5.0

Alessandro Massaro^a, Giuseppe Starace^b

Dipartimento di Ingegneria, LUM Giuseppe Degennaro, Casamassima, BA 70010

^a massaro@lum.it, ^b starace@lum.it

SOMMARIO

I sistemi di monitoraggio del consumo energetico in ambito urbano e industriale richiedono un grado di complessità notevole come conseguenza della recente tendenza a costituire sistemi energetici di fonti rinnovabili integrati a tecnologie evolute e caratterizzate da un’elevata velocità di cambiamento come quella dell’intelligenza artificiale oramai disponibile a livello commerciale. L’integrazione del monitoraggio energetico è oramai ordinariamente richiesta in sistemi caratterizzati da alti consumi e dalla presenza di uno o più impianti da fonte rinnovabile. Se, come sempre più spesso accade, ciò è accoppiato a esigenze di efficientamento energetico, ovvero all’attuazione di strategie di ottimizzazione di produzione e consumi, è evidente l’esigenza di una progettazione sofisticata in grado di gestire i singoli carichi anche sulla base di algoritmi predittivi.

Questo lavoro intende fare luce sulla complessità attuale e indicare un possibile approccio metodologico alla progettazione di monitoraggio energetico nello scenario di evoluzione delle *Smart City* e *Smart Factory*, da Industria 4.0 a Industria 5.0.

INTRODUZIONE

I sistemi di monitoraggio di reti elettriche interconnesse a impianti a energia rinnovabile rivestono particolare importanza nelle attività di diagnosi della situazione esistente e in quelle successive di identificazione degli interventi di efficientamento.

A questi fini, la formulazione di *Key Performance Indicators* (KPIs) accuratamente studiati è fondamentale per la definizione degli algoritmi di gestione dei consumi di siti industriali produttivi caratterizzati dalla presenza di numerose linee e macchinari, in particolare in presenza di aziende energivore.

Di particolare importanza per il calcolo degli indicatori energetici sono poi gli strumenti di rilevazione dei dati e di misura come i *power meter*, o le interfacce di controllo SCADA (i quadri sinottici basati su questo standard sono certamente utili per il controllo simultaneo di più apparati di monitoraggio dei flussi di energia elettrica).

Un esempio frequente di utilizzo dei sistemi SCADA è quello relativo agli impianti fotovoltaici dove cavi interrati in fibra ottica consentono il transito dei dati rilevati nei campi, nei sotto-campi e nelle singole stringhe dell’impianto. I sistemi SCADA costituiscono interfacce versatili, adatte al controllo di sistemi energetici complessi caratterizzati da KPI strutturate in modo gerarchico.

UN NUOVO APPROCCIO ALLA MODELLAZIONE

La necessaria complessità delle KPI risiede nella loro

struttura a più variabili, la cui importanza è possibile attribuire attraverso la definizione di un diverso peso nel calcolo del parametro di performance, nonché nella possibile individuazione di diversi livelli di monitoraggio utili a ‘segmentare’ in maniera ordinata le singole utenze e i parametri misurati ad esse legati.

In letteratura sono presenti esempi con KPI complessi che riguardano i sistemi di monitoraggio e gestione energetica degli edifici o di flotte di mezzi per la logistica, oppure il monitoraggio di grandi impianti fotovoltaici disposti su più campi ed interconnessi fra loro [1].

Gli indicatori di performance di maggiore diffusione riguardano:

- l’efficienza energetica delle linee in produzione;
- l’efficienza dei singoli componenti dei sistemi/macchinari;
- la qualità del segnale elettrico;
- l’impatto ambientale.

In questo lavoro, per il caso di applicazioni che contengono grandi impianti fotovoltaici e perciò complessi da monitorare si è svolta un’analisi utilizzando un nuovo approccio che consiste nella generazione di grafi organizzati in nodi interconnessi, dove ciascun nodo definisce uno specifico livello di controllo. In figura 1 viene appunto mostrato un esempio di struttura gerarchica ad albero, che modella un sistema di KPI interconnessi a più livelli (il livello 1 è il nodo gerarchicamente più alto).

Gli indicatori di un livello gerarchico più alto sono

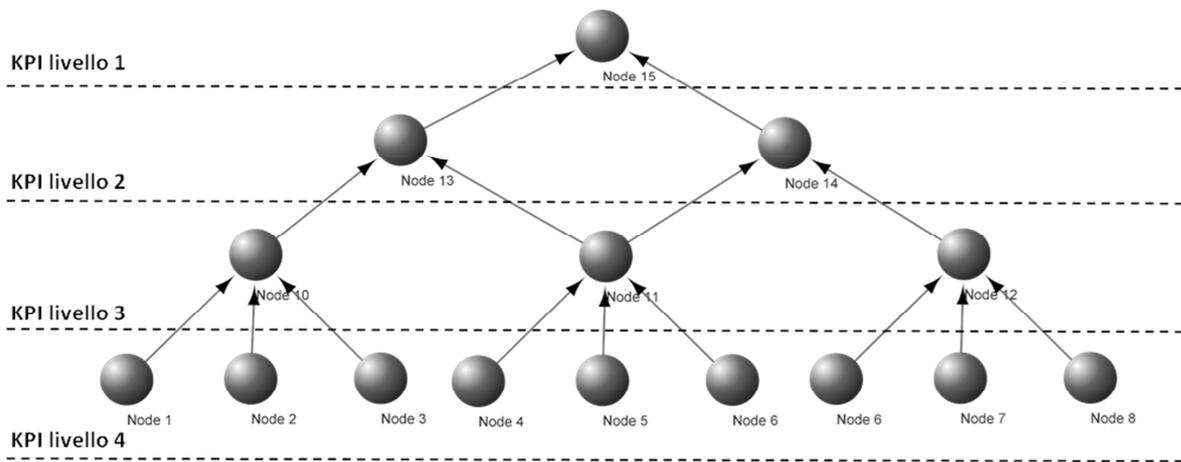


Figura 1. Struttura gerarchica ad albero di KPI. Il KPI di livello 1 terrà conto dei contributi di tutti gli altri indicatori. A ciascun nodo può essere attribuito un peso diverso.

funzioni di KPI di livello gerarchico inferiore ossia:

$$KPI_{j,lev,i} = f \begin{pmatrix} KPI_{1,lev(i+1)} \\ KPI_{2,lev(i+1)} \\ \dots \\ KPI_{n,lev(i+1)} \end{pmatrix} \quad \text{con } i \in [0, k - 1]$$

Un esempio di applicazione della struttura gerarchica di figura 1 è riportato in figura 2 dove è rappresenta-

to un sistema di monitoraggio di KPI di efficienza di un vasto campo fotovoltaico.

Nel caso di figura 2, il sistema SCADA ha l’obiettivo di monitorare l’efficienza energetica di ciascuna stringa, fornendo importanti indicazioni circa la necessità di interventi di manutenzione. L’esatta identificazione di eventuali malfunzionamenti consente, infatti, di eseguire interventi mirati, sezionando parte dell’intero circuito senza interrompere la continuità

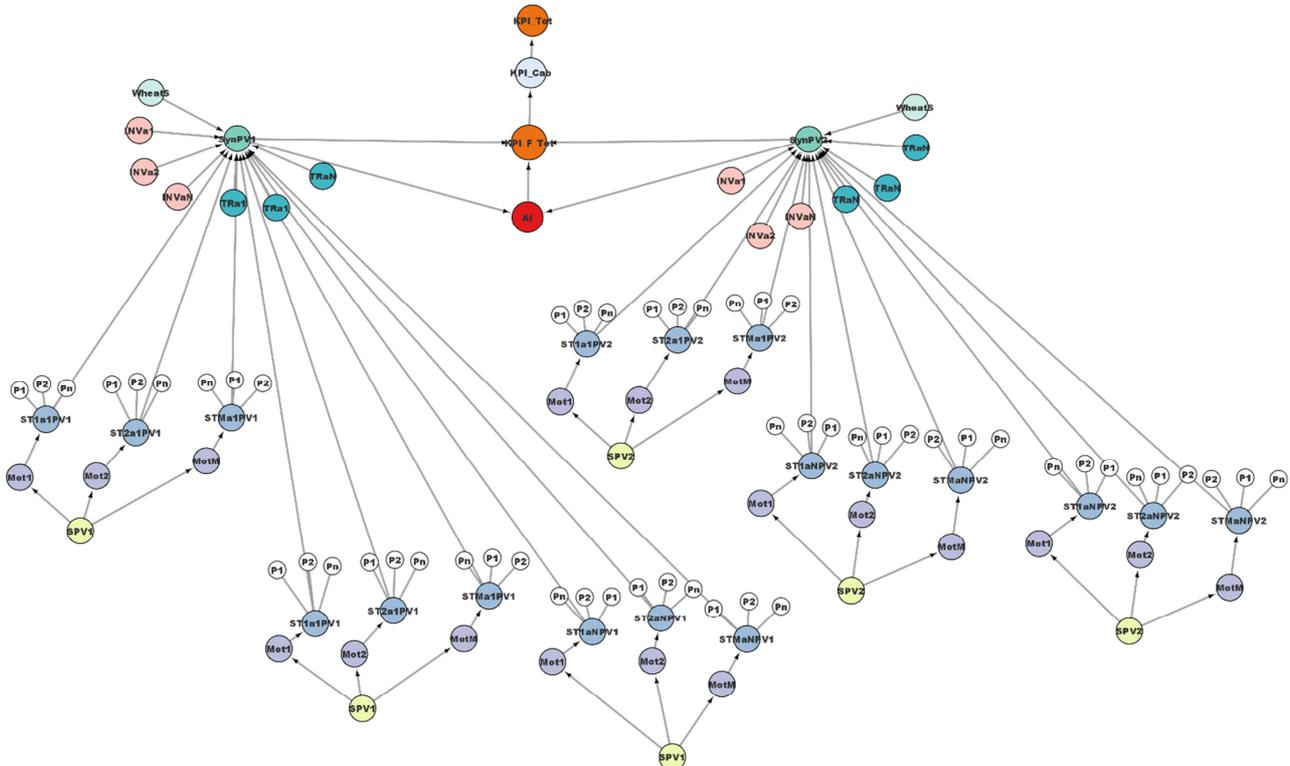


Figura 2. Schema gerarchico ad albero di KPI di un campo fotovoltaico con due sotto-campi, ciascuno caratterizzato da tre sezioni circuitali. Di seguito sono riportati alcuni dei principali simboli del modello.

- $P_{\lambda}(i=1,2,\dots,n)$: elettronica dei sensori di rilevazione della corrente e la tensione di pannello e stringa;
- $Mot_{\lambda}(i=1,2,\dots,M)$: indicatore di efficienza del motore di solar tracker per il controllo inseguimento solare dei pannelli;
- $SPV_{\lambda}(i=1,2)$: sensori di massima radiazione solare;
- WheatS: centralina meteo (rilevamento della velocità del vento, pioggia, temperatura e umidità);
- INVa: datalogger di rilievo delle correnti e delle tensioni dell’inverter;
- Tra $\lambda(i=1,2,\dots,n)$: datalogger di tracciamento delle operazioni dei trasformatori per la conversione DC/AC;
- AI: motore di intelligenza artificiale utile a predire malfunzionamenti di tutti i componenti monitorati (*predictive maintenance*).

operativa del resto dell’impianto. In uno scenario così fatto, l’intelligenza artificiale può giocare un ruolo importante in ordine alla previsione delle anomalie.

IMPIANTI DI ENERGIA GREENE L’INDICATORE DELLA CARBON FOOTPRINT (CF).

Alcune KPI di interesse di ambito ambientale sono quelle legate al controllo degli inquinanti generati dall’esercizio degli impianti. Ad esempio, in presenza emissioni convogliate, le concentrazioni di monossido di carbonio, di idrocarburi incombusti, di composti organici volatili, di anidride solforosa, di ossidi di azoto, etc. vengono rilevate in continuo per soddisfare il rispetto di specifiche prescrizioni ambientali alla base dell’ottenimento delle autorizzazioni all’esercizio dell’attività d’impresa.

Un ulteriore possibile KPI strettamente correlato agli indici di sostenibilità *green* è quello che contiene la **Carbon Footprint** (CF), parametro che rende conto dell’impatto dell’attività economica, nel suo complesso o a livello di prodotto sul riscaldamento globale.

Per calcolarlo si risale al complesso di emissioni di CO₂ equivalenti (dirette e indirette) che concorrono alla creazione di un prodotto o all’attività di un’impresa, pervenendo a un risultato che consente la comparazione tra tecnologie e soluzioni anche diverse e, conseguentemente, scelte informate e strategiche, a partire dai singoli processi fino alla valutazione su interi insediamenti industriali.

Il CF è un parametro espresso in tonnellate di CO₂ equivalenti (t_{CO2e}). Esso misura l’impatto ambientale sulla base dello stesso impatto creato da una quantità equivalente del gas serra più comune, per l’appunto la CO₂.

Ogni attività, per essere svolta, ad esempio, necessita l’utilizzo di energia, che, in misura diversa in ogni nazione, per essere prodotta, richiede la combustione di combustibili di origine fossile, ognuno responsabile di emissioni più o meno alte di CO₂.

Per il calcolo del CF si utilizza il concetto di “fattore di emissione” relativo al mix elettrico che rappresenta il

valore medio di emissioni di CO₂ dovuto alla produzione dell’energia elettrica della nazione di cui si tratta. Il dato italiano aggiornato al 2022 (fonte: AIB 2023) è pari a 0,457 kg_{CO2}/kWh.

Allora, in presenza di un impianto fotovoltaico con 4MW di potenza di picco generata da pannelli inclinati a 30° sul piano orizzontale, limitatamente alle sue emissioni dirette di CO₂, si può stimare (figura 3) che la sua adozione eviti l’immissione in atmosfera di circa 2.837.056 kg_{CO2,e}/anno (o, equivalentemente, di 2.837,056 t_{CO2,e}/anno) e del suo conseguente impatto sul riscaldamento globale.

APPARATI AVANZATI DI ENERGY ROUTING

La gestione intelligente dei carichi elettrici è attualmente un tema di grande di interesse tecnico-scientifico. La stima di indicatori di consumo di singoli carichi elettrici può essere confrontata con quella predetta (*load consumption forecasting*), con la finalità di ottimizzare l’utilizzo delle utenze alimentate in parte da fonti rinnovabili. In tale direzione il progresso tecnologico spinge verso la messa a punto di apparati intelligenti di instradamento dell’energia elettrica detti *Energy Routers* [2].

Specialmente in grandi edifici pubblici o in grandi strutture industriali, la classificazione di carichi prioritari è di ausilio all’attuazione di un instradamento di energia, che può avvenire mediante tali dispositivi direttamente al livello del quadro.

Gli *Energy Routers* possono anche essere controllati dal *cloud* e programmati in modo da attivarsi o disattivarsi in funzione del superamento di un valore di soglia (*threshold*) da calibrare in funzione dei risultati delle attività predittive sui carichi.

Un modo per gestire lo *switching* di potenza elettrica nei sistemi di *Energy Routing* è quello legato all’utilizzo di elementi circuitali come i contattori in grado di chiudere e aprire circuiti elettrici, per lo più ad alta tensione, mediante comando a distanza, comando gestibile anche da remoto o da *cloud*.

In figura 4 viene mostrato uno schema concettuale del sistema di *Energy Routing* in cui si evidenziano

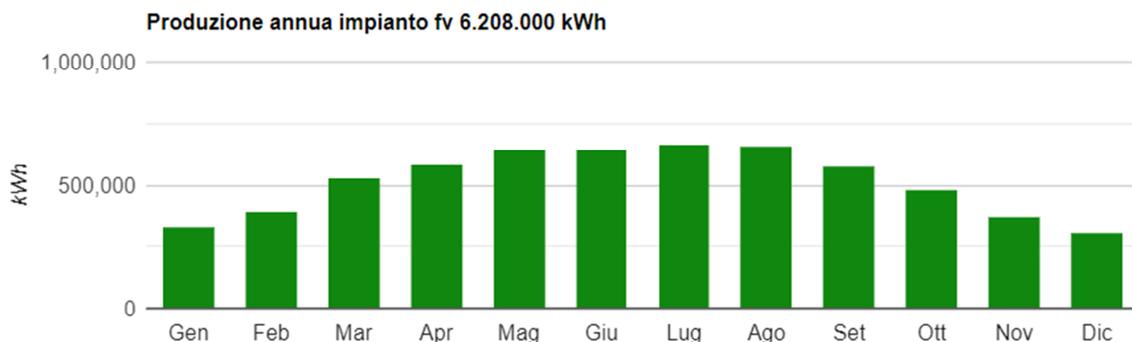


Figura 3. - Stima di produzione annua di energia un impianto fotovoltaico di 4 MW

due sezioni principali:

- la sezione di campo, dove si controllano generazione e accumulo di energia, i carichi e il monitoraggio;
- la sezione *cloud* che implementa soluzioni software avanzate per la supervisione e il controllo del sistema anche mediante algoritmi di ottimizzazione dei consumi.

SMART BUILDINGSE SMART FACTORIES

In ambito *Smart Building*, alcune soluzioni innovative riguardano il controllo dei flussi di energia, nonché di parametri ambientali di interesse (ad esempio qualità dell’aria interna), mediante microcontrollori e sensori a basso costo [3]. Per edifici di grandi dimensioni la gestione energetica è complessa, motivo per cui l’adozione di un modello di KPI strutturato su più livelli [1] può rivelarsi di grande ausilio all’analisi delle dinamiche degli impianti e delle utenze.

Per generare un modello di un grande edificio si possono classificare i livelli gerarchici delle KPI in funzione dell’estensione degli ambienti di riferimento (stanza, appartamento, piano e edificio).

I dati provenienti dalla sensoristica all’interno degli edifici possono essere raccolti mediante una rete wireless utilizzando il protocollo MQTT (*Message Queueing Telemetry Transport*, un protocollo versatile e utilizzato nella domotica) come schematizzato in un esempio in figura 5 e organizzati in una struttura di KPI complessa.

Nel caso specifico della figura 5 (*Smart Building*) sono riportati gli indicatori ritenuti necessari.

Sia per applicazioni *Smart Building*, sia per *Smart Factory* un ulteriore elemento di supporto per la gestione del controllo energetico è l’analisi dei dati di consumo mediante algoritmi di intelligenza artificiale, come le reti neurali artificiali, in grado di predire il consumo in funzione dello storico dei dati.

Una modalità di controllo ottimizzato dei consumi energetici è costituita dalle seguenti fasi [2]:

- predizione del *trend* dei consumi energetici;
- ottimizzazione della predizione dei consumi sulla base del dato storico utilizzando algoritmi di *machine learning* come le reti *Long Short Term Memory* (LSTM);
- utilizzo combinato ed elaborazione dei dati provenienti dalla prima e dalla seconda fase (predizione del *trend* vs ottimizzazione sulla base del dato storico);
- definizione delle regole di priorità di carico, ossia classificazione dei carichi elettrici in funzione dell’importanza del loro utilizzo nel contesto specifico.

Con un modello così concepito l’ottimizzazione dei flussi energetici deriva da un’analisi combinata di più fattori sia inerenti l’effettivo profilo di consumo delle utenze, sia stimati in chiave predittiva.

Soluzioni avanzate consistono nella integrazione dei sistemi di comunicazione in prese intelligenti in grado di fornire dati digitali per il controllo ottimizzato dei carichi elettrici dell’edificio [4], spinto fino al livello della presa di corrente.

Alcune classi di KPI tipiche dell’applicazione *Smart Building* sono [5]:

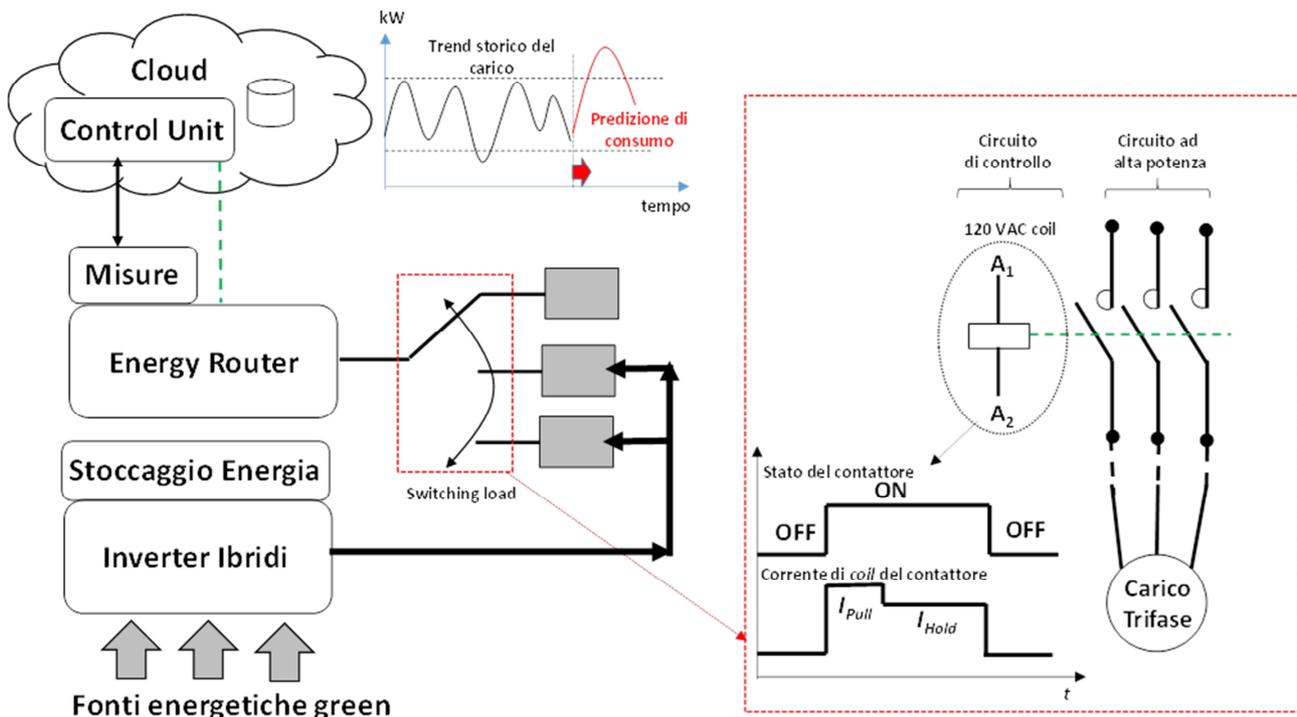


Figura 4. Schema concettuale del sistema di *energy router* e dei comandi di *switching* di carico mediante contattori controllati a distanza

- indicatori di *matching* di carico che tengono conto della flessibilità dell’edificio in termini di generazione di energia in loco in risposta al cambiamento di carico;
- indicatori di interazione *grid* che sono utilizzati per misurare il modo in cui un edificio utilizza la rete energetica di connessione;
- indicatori di flessibilità energetica che si utilizzano per la quantificazione della flessibilità dell’edificio rispetto all’energia della rete elettrica, flessibilità che è utile per analizzare la reazione dell’edificio al prezzo dell’elettricità o alla capacità di stoccaggio.

Anche le tecnologie rivestono importanza particolare nella definizione di un modello strutturato di KPI.

Ad esempio, le tecnologie che utilizzano il protocollo *Zigbee* o tecnologie a basso consumo energetico *LoRa (Long Range)* possono essere utilizzate per ottimizzare gli impianti di illuminazione o di condizionamento degli ambienti rilevando il livello di occupazione di tali ambienti da persone [1]. Questo controllo è funzionale a una regolazione automatica e intelligente degli impianti. In questo scenario, i sistemi di *Building Energy Management Systems (BEMS)*, mediante la misura di temperatura, umidità e di luce sono in grado di efficientare gli impianti di ventilazione forzata, di condizionamento e di illuminazione.

In ambito *Smart Factory*, e specificatamente nello *Smart Manufacturing*, si applica il *modelling* di intere linee di produzione, dove diverse tecnologie possono essere utilizzate per il monitoraggio e l’attuazione della produzione (*sensing and actuation*) combinando dati energetici provenienti da varie fonti [6].

In figura 6 è rappresentato un esempio di *modelling* di una linea di produzione tecnologicamente avanzata (impianto futuristico in chiave Industria 5.0).

Fra gli strumenti di misura piuttosto versatili per il monitoraggio della produzione ci sono le termocamere agli infrarossi, in grado di rilevare perdite

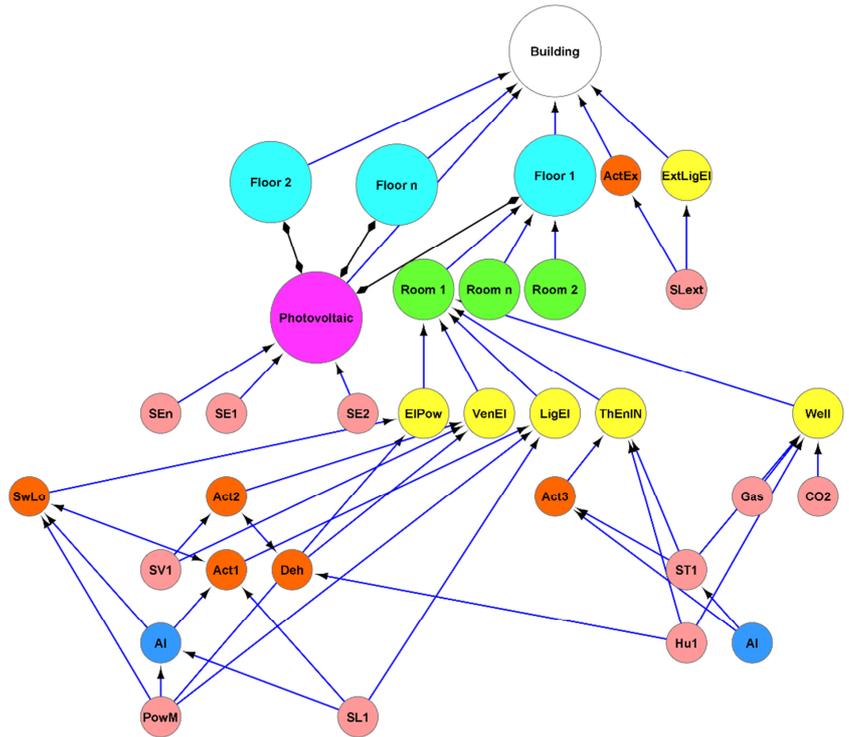


Figura 5 - Struttura gerarchica di indicatori in un sistema di *Smart Building*.

- Building: indicatore di efficienza dell’intero edificio (KPI di livello gerarchico più alto);
- Floor i ($i=1,2,\dots,n$): indicatore di efficienza del singolo piano;
- Room i ($i=1,2,\dots,n$): indicatore di efficienza di una stanza singola (nel caso di edifici residenziali, le stanze sono raggruppate per appartamento);
- VenEI: indicatore di efficienza in termini di consumo elettrico delle unità di ventilazione forzata;
- ThEnIN: indicatore di energia termica di una stanza;
- SV1: sensore di ventilazione che misura il flusso di aria entrante da una finestra;
- Act($i=1,2,3$): attuatori di illuminazione intelligente, di unità di ventilazione e di riscaldamento;
- Deh: attuatore del deumidificatore sincronizzato con il sensore di umidità;
- AI: *engine* di intelligenza artificiale;
- Hu1: sensore di umidità;
- ST1: sensore di temperatura;
- Well: indicatori di benessere;
- Gas: sensori dei gas NO, NO₂ e CO;
- CO₂: sensore di CO₂;
- SL1: sensore di luminosità;
- LigEI: indicatore del consumo elettrico dell’impianto illuminotecnico;
- EIPow: indicatore di potenza elettrica di più alto livello (applicazione di *energy routing* inclusive dello *switching* ottimizzato dei carichi elettrici);
- PowM: *power meter* (strumenti di misura di potenza elettrico di più basso livello);
- SwLo: attuatore di *energy routing* che gestisce lo *switching* dei carichi elettrici;
- Photovoltaic: *dashboard* di controllo dell’impianto fotovoltaico dell’edificio;
- Se($i=1,2,\dots,n$): sensori di misura dell’energia solare;
- ExtLigEI: indicatore di consumo elettrico dell’impianto di illuminazione esterno all’edificio;
- SLext: sensore di misura della luminosità esterna;
- ActEx: attuatore dell’impianto di illuminazione esterno.

associate a variazioni di temperatura anche minori di 20mK (sensività termica). Tali strumenti si rilevano particolarmente utili nella manutenzione predittiva, rilevando malfunzionamenti meccanici che generano incrementi anomali di temperatura.

In tabella 1, a titolo di esempio, si riportano, alcuni valori ritenuti anomali per dispositivi di quadro elettrico [2].

Di grande importanza è l’analisi della situazione energetica delle aziende, ancor più se energivore come spesso avviene per quelle di produzione: la diagnosi energetica è utile per fotografare il reale utilizzo dell’energia e quindi per indicare soluzioni di ottimizzazione sia per un utilizzo corretto ed efficiente dei macchinari di produzione, sia per il reperimento delle cause di eventuali “sbilanciamenti energetici” in grado di generare danni agli impianti. L’analisi energetica dei macchinari di produzione è dunque fondamentale per proporre soluzioni in chiave di *predictive maintenance*: alcuni strumenti di misura come i *power meter* possono tenere traccia di tali

sbilanciamenti nel tempo, mentre i dati dei sensori di temperatura, vibrazione, rumore e fumo possono essere ‘incrociati’ con quelli di consumo per una classificazione dei comportamenti anomali del macchinario.

Tabella 1. Alcuni valori di temperatura anomali per dispositivi di quadro elettrico.

Dispositivo	Valore anomalo di temperatura
Switch	T > 50°C
Contattori	T > 50°C
Dispositivi di telecomunicazioni	T > 55°C
Alimentatori	T > 40°C
Fusibili	T > 50°C

rio. Il modello di *predictive maintenance* di un macchinario analizza il comportamento di un macchinario per operare interventi correttivi prima che possa presentarsi la rottura di uno dei suoi componenti. Ad esempio possono essere individuati casi diversi al verificarsi di condizioni ritenute anomale e foriere di rotture [2]:

- caso 1: interventi correttivi dovuti a vibrazioni anomale;
- caso 2: interventi correttivi dovuti a rumori anomali;
- caso 3: interventi correttivi dovuti a un riscaldamento improprio di una parte del macchinario.

Per tutti casi elencati si possono incrociare i dati di consumo per avere maggiori conferme circa possibili condizioni di *alert* di malfunzionamento/rottura del macchinario in grado di generare difettosità sul prodotto e conseguenti non conformità nelle forniture.

In aggiunta, l’analisi del consumo energetico fornisce elementi utili alla precisa definizione dei costi associati all’esercizio del singolo macchinario.

Insieme al costo delle risorse umane impegnate, quindi, si possono definire anche KPI di costo legandolo a un particolare prodotto.

Proprio per le implicazioni di costo che comporta un eventuale sbilanciamento energetico, nelle aziende risulta sempre più importante la figura dell’*Energy manager* che non ha il compito solo di monitorare e ottimizzare i consumi energetici, ma anche quello di

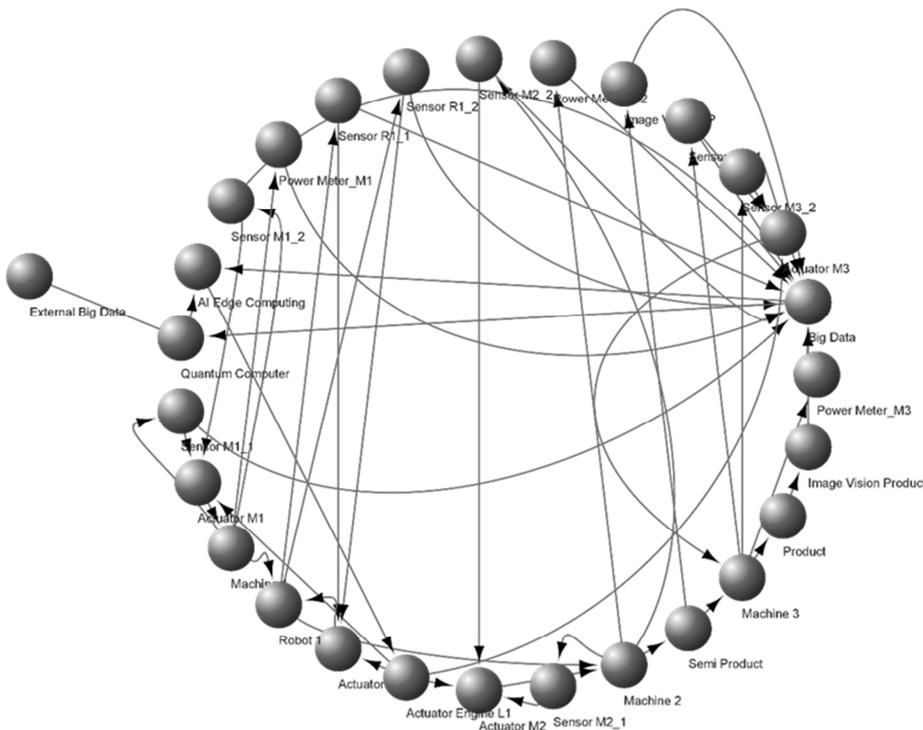


Figura 6. Esempio di modello complesso di controllo e attuazione di una linea di produzione tecnologicamente avanzata (Smart Manufacturing).
 Machine $i(i=1,2,3)$: macchinari di produzione;
 Robot1: robot di produzione;
 Sensor $M_{i,j}$: sensori di controllo dei macchinari e dei robot di produzione;
 Actuator $M(i=1,2,3)$: attuatori del macchinario;
 Power Meter $M(i=1,2,3)$: strumenti di misura della potenza elettrica;
 Semi Product: semi-prodotto (prodotto non ultimato);
 Product: prodotto (output della linea di produzione);
 Image Vision Product: telecamere/termocamere di controllo produzione;
 AI Edge Computing: *engine* di intelligenza artificiale di *data processing*;
 Big Data: sistemi di *backend* big data;
 Quantum Computer: tecnologia di *quantum computing* per il *data processing* avanzato.

proporre/progettare, con le stesse finalità, nuovi processi di gestione della produzione e dell'organizzazione aziendale.

CONCLUSIONI

In questo lavoro è stato descritto una nuovo possibile approccio metodologico alla modellazione e, di conseguenza, alla gestione di sistemi energetici complessi, in diversi domini applicativi, in particolare in ottica di sostenibilità ambientale.

L'approccio si basa su di un'organizzazione di KPI su più livelli gerarchicamente connessi, il cui calcolo poggia sui rilievi di dispositivi avanzati in grado di fornire dati digitali utili ad efficientare dal punto di vista energetico impianti, edifici e aziende di produzione.

Una particolare attenzione è stata qui rivolta alle nuove tecnologie che possono essere integrate nei sistemi energetici complessi e alle modalità di poter strutturare KPI su diversi livelli gerarchici.

La formulazione delle KPI complesse si basa sull'utilizzo dei dati digitalizzati dello scenario di Industria 4.0 rilevati da sensoristica sempre più avanzata e si "proietta" verso il controllo e l'automazione dei sistemi energetici nel dominio applicativo di Industria 5.0, dove l'intelligenza artificiale rivestirà un ruolo determinante anche in chiave di efficientamento energetico.

Ad oggi parte degli studi sulle tematiche descritte viene effettuata nell'unità di ricerca dell'*EnergyLAB* dell'Università LUM (Laboratorio universitario per la trasformazione, la misura e la gestione dell'energia), con l'obiettivo di determinare le soluzioni applicative

più conveniente per la gestione di sistemi energetici complessi di città e aziende tecnologicamente avanzate.

BIBLIOGRAFIA

- [1] Massaro, A.; Starace, G. *Advanced and Complex Energy Systems Monitoring and Control: A Review on Available Technologies and Their Application Criteria*. *Sensors* 2022, 22, 4929. DOI: 10.3390/s22134929
- [2] A. Massaro, *Electronic in Advanced Research Industry: From Industry 4.0 to Industry 5.0 Advances* Wiley/IEEE, ISBN: 9781119716877. DOI: 10.1002/9781119716907, DOI:10.1002/9781119716907 .
- [3] Starace, G.; Tiwari, A.; Colangelo, G.; Massaro, A. *Advanced Data Systems for Energy Consumption Optimization and Air Quality Control in Smart Public Buildings Using a Versatile Open Source Approach*. *Electronics* 2022, 11, 3904. DOI:10.3390/electronics11233904
- [4] A. Massaro, G. Meuli, and A. Galiano, *Intelligent electrical multi outlets controlled and activated by a data mining engine oriented to building electrical management* - International Journal on Soft Computing, Artificial Intelligence and Applications (IJSCAI), Vol. 7, No. 4, November 2018, pp. 1-20, DOI:10.5121/ijscai.2018.7401.
- [5] Airò Farulla, G.; Tumminia, G.; Sergi, F.; Aloisio, D.; Cellura, M.; Antonucci, V.; Ferraro, M. *A Review of Key Performance Indicators for Building Flexibility Quantification to Support the Clean Energy Transition*. *Energies* 2021, 14, 5676. <https://doi.org/10.3390/en14185676>
- [6] Massaro, A. *Advanced Electronic and Optoelectronic Sensors, Applications, Modelling and Industry 5.0 - Perspectives*. *Appl. Sci.* 2023, 13, 4582 DOI:10.3390/app13074582