

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Energetica e Nucleare



**Politecnico
di Torino**

Tesi di Laurea Magistrale

Applicazione di un algoritmo di ottimizzazione MILP per la gestione di un sistema energetico

Relatore
Prof. Marco Badami

Candidato
Federico Gentili

Anno Accademico 2023-2024

Abstract

L'attuale panorama energetico globale è caratterizzato da una serie di sfide senza precedenti. In questo contesto, l'ottimizzazione dei sistemi multi-energia mediante l'utilizzo di algoritmi emerge come una componente chiave per affrontare queste sfide. Il presente lavoro di tesi si propone di sviluppare e valutare l'efficacia di un modello di ottimizzazione per il controllo su base giornaliera di un sistema energetico costituito da fonti rinnovabili non programmabili, impianti di cogenerazione e carichi programmabili a servizio di uno stabilimento industriale. In particolare, il lavoro ha visto lo sviluppo di un algoritmo di ottimizzazione MILP in Python. La funzione obiettivo dell'ottimizzazione è la massimizzazione del Margine Operativo Lordo giornaliero, dipendente dalle azioni di controllo proposte dall'algoritmo per i diversi asset tecnologici. I risultati derivanti dalle simulazioni sperimentali evidenziano il potenziale di questo approccio nel raggiungere gli obiettivi di miglioramento dell'efficienza energetica, soprattutto se confrontati con l'attuale logica di controllo utilizzata. Inoltre, si evidenzia come, in determinate situazioni, l'utilizzo di tali algoritmi di ottimizzazione porti anche alla riduzione delle emissioni di CO₂. Al contempo, tuttavia, si evidenziano alcune limitazioni della tecnologia attuale che forniscono l'opportunità di trarre conclusioni utili per future implementazioni. In definitiva, questo lavoro di tesi contribuisce alla necessità di adottare tecnologie innovative per rispondere alla richiesta di maggiore efficienza energetica e alle sfide ambientali presenti.

Indice

Elenco delle figure	IV
Elenco delle tabelle	VII
Introduzione	1
1 Il ruolo dell'efficienza energetica nell'industria di processo	3
1.1 Lo scenario energetico globale, europeo ed italiano	3
1.2 Quadro normativo europeo ed italiano sull'efficienza energetica	6
1.3 Decentralizzazione della produzione di energia e sistemi di distribuzione chiusi	10
1.4 Digitalizzazione e Smart Grid	11
2 Ottimizzazione dei sistemi energetici	15
2.1 Contesto ed obiettivi	15
2.2 Strategie per l'ottimizzazione dei sistemi energetici	18
2.3 Algoritmi di ricerca operativa: descrizione modelli MILP	19
3 Caso studio: ottimizzazione di un sistema energetico reale	26
3.1 Descrizione dell'impianto reale	26
3.2 Analisi dei fabbisogni elettrici e termici	29
3.3 Approccio metodologico adottato per l'analisi	38
3.4 Modello energetico del sistema	44
4 Applicazione e confronto degli algoritmi di ottimizzazione e controllo	49
4.1 Logica deterministica	50
4.1.1 Modello 1	51
4.1.2 Modello 2	52
4.2 Modello MILP	53
4.3 Risultati	58
4.4 Impatto dell'ottimizzazione sulle emissioni	82
5 Conclusioni	98
5.1 Risultati del lavoro svolto	98
5.2 Considerazioni finali	100

Elenco delle figure

1.1	Emissioni globali di CO ₂ legate all'energia per settore [5]	4
1.2	Andamento emissioni CO ₂ e CO ₂ pro capite per regione [6]	4
1.3	Variazione percentuale delle categorie emmissive 2022 vs 1990	5
1.4	Obiettivi e punti salienti del Green Deal	6
1.5	Investimenti in efficienza energetica per tecnologia nelle industrie [16]	8
1.6	Meccanismo per l'ottenimento di TEE	9
1.7	Confronto tra sistemi di generazione centralizzati e distribuiti (DES)[21]	10
1.8	Confronto tra il sistema elettrico tradizionale ed una Smart Grid	13
1.9	Caratteristiche e applicazioni delle Smart Grids [33]	14
2.1	Funzioni e struttura di un generico A-EMS	17
2.2	Classificazione delle tecniche di ottimizzazione [38]	18
2.3	Fasi di un problema di OR	20
2.4	Esempio di minimo locale e minimo globale	23
2.5	Algoritmo Branch-and-Bound - Esempio applicativo	24
3.1	Schema di impianto completo - distribuzione dei vettori energetici	27
3.2	Fabbisogno di energia elettrica [kWh]	30
3.3	Fabbisogno EE per il giorno lunedì 27/11/23	30
3.4	Fabbisogno EE per la domenica del 28/01/2024	31
3.5	Fabbisogno EE per il giorno martedì 20/06/23	32
3.6	Fabbisogno EE per la domenica 23/07/23	32
3.7	Fabbisogno EE per la settimana 22/01/2024 - 28/01/2024	33
3.8	Fabbisogno EE per la settimana 10/07/2023 - 16/07/2023	33
3.9	Fabbisogno di energia termica sotto forma di vapore	34
3.10	Fabbisogno di energia termica sotto forma di acqua calda	35
3.11	Fabbisogno En.Termica per il giorno 27/11/23, lunedì	35
3.12	Fabbisogno En.Termica per il giorno 28/01/2024, domenica	36
3.13	Fabbisogno En. Termica per il giorno 20/06/2023, martedì	36
3.14	Fabbisogno En.Termica per la settimana 22/01/2024 - 28/01/2024	37
3.15	Fabbisogno En.Termica per la settimana 10/07/2023 - 16/07/2023	37
3.16	Approccio metodologico adottato - schema di flusso	39

3.17	Logica di controllo - Caso non ottimizzato	44
3.18	Modello energetico del sistema - Caratteristiche	45
4.1	Schema del processo di ottimizzazione	49
4.2	Schematizzazione Modello 1 - Logica deterministica	51
4.3	Schematizzazione Modello 2 - Logica deterministica	52
4.4	Schematizzazione Modello MILP	57
4.5	Confronto copertura del fabbisogno di vapore - 13/04/23	60
4.6	Confronto copertura del fabbisogno elettrico - 13/04/23	61
4.7	Confronto copertura del fabbisogno di acqua calda - 13/04/23	62
4.8	Confronto MOL tra le diverse logiche di controllo - 13/04/23	63
4.9	Confronto copertura del fabbisogno di vapore - 29/10/23	64
4.10	Confronto copertura del fabbisogno elettrico - 29/10/23	65
4.11	Confronto copertura del fabbisogno di acqua calda - 29/10/23	66
4.12	Confronto MOL tra le diverse logiche di controllo - 29/10/23	67
4.13	Confronto copertura del fabbisogno di vapore - settimana estiva	68
4.14	Confronto copertura del fabbisogno elettrico - settimana estiva	69
4.15	Confronto copertura del fabbisogno di acqua calda - settimana estiva	70
4.16	Confronto MOL tra le diverse logiche di controllo - settimana estiva	71
4.17	Confronto copertura del fabbisogno di vapore - settimana invernale	73
4.18	Confronto copertura del fabbisogno elettrico - settimana invernale	74
4.19	Confronto copertura del fabbisogno di acqua calda - settimana invernale	75
4.20	Confronto MOL tra le diverse logiche di controllo - settimana invernale	76
4.21	Confronto copertura del fabbisogno di vapore - settimana di mezza stagione	77
4.22	Confronto copertura del fabbisogno elettrico - settimana di mezza stagione	78
4.23	Confronto copertura del fabbisogno di acqua calda - settimana di mezza stagione	79
4.24	Confronto MOL tra le diverse logiche di controllo - settimana di mezza stagione	80
4.25	Energia elettrica immessa in rete - 13/04/2023	84
4.26	Energia termica dispersa - 13/04/23	85
4.27	Emissioni CO ₂ a confronto - 13/04/23	86
4.28	Energia elettrica immessa in rete - 29/10/2023	87
4.29	Energia termica dispersa - 29/10/23	88
4.30	Emissioni CO ₂ a confronto - 29/10/23	88
4.31	Energia elettrica immessa in rete - Settimana estiva	89
4.32	Energia termica dispersa - Settimana estiva	90
4.33	Emissioni di CO ₂ a confronto - Settimana estiva	91
4.34	Energia elettrica immessa in rete - Settimana invernale	92
4.35	Energia termica dissipata - Settimana invernale	93
4.36	Emissioni di CO ₂ a confronto - Settimana invernale	94
4.37	Energia elettrica immessa in rete - Settimana di metà stagione	95

4.38	Energia termica dissipata - Settimana di metà stagione	96
4.39	Emissioni di CO ₂ a confronto - Settimana di metà stagione	97
5.1	Riepilogo dei vantaggi e degli svantaggi per ciascun modello di ottimizzazione	100

Elenco delle tabelle

3.1	Prezzi di vendita e costi di acquisto dei vettori energetici	41
3.2	Logiche di controllo a confronto in termini di vincoli rispettati	42
3.3	Dati energetici in input noti	45
3.4	Rendimento termico CHP in funzione del carico	46
3.5	Rendimento termico turbine in funzione del carico	46
4.1	Risultati per il 13/04/23 - Modello deterministico (Modello 1)	58
4.2	Confronto MOL - 13/04/2023	63
4.3	Confronto MOL - 29/10/23	67
4.4	Confronto MOL - settimana estiva	72
4.5	Confronto MOL - settimana invernale	76
4.6	Confronto MOL - settimana di metà stagione	80
4.7	Fattori di Emissione	83
4.8	Emissioni CO ₂ - 13/04/23	86
4.9	Emissioni CO ₂ - 29/10/2023	88
4.10	Andamento del parametro Δ - Settimana estiva	91
4.11	Andamento del parametro Δ - Settimana invernale	94
4.12	Andamento del parametro Δ - Settimana di metà stagione	97

Introduzione

L'incremento delle emissioni di gas serra e il crescente consumo energetico nei grandi impianti industriali rappresentano sfide globali che richiedono soluzioni innovative e sostenibili. L'efficienza energetica è attualmente al centro dell'attenzione globale dei responsabili politici, che ne riconoscono l'importanza cruciale per migliorare la sicurezza e l'accessibilità energetica, oltre a favorire la transizione verso fonti di energia pulita [1].

In collaborazione con Trigenia Srl di Torino, questo lavoro di tesi mira a contribuire all'obiettivo di aumentare l'efficienza energetica di un impianto esistente a servizio di uno stabilimento industriale. Il focus dell'analisi è quello di costruire un modello energetico del sistema analizzato e, successivamente, applicare un algoritmo di ottimizzazione MILP per l'ottimizzazione delle possibili azioni di controllo eseguibili sugli impianti di produzione. La finalità è garantire il soddisfacimento del fabbisogno energetico aziendale e massimizzare una funzione obiettivo di natura economica.

Il primo capitolo del presente lavoro offre una panoramica generale del concetto di efficienza energetica ponendo un focus particolare sui sistemi di distribuzione chiusi e sul ruolo che la digitalizzazione può avere nel raggiungimento degli obiettivi di efficienza. Viene, inoltre, delineato il campo normativo di riferimento per la materia in esame.

Il secondo capitolo vuole invece esplorare le modalità con le quali l'ottimizzazione concorre alla richiesta di efficienza. Si propone, inoltre, la descrizione di un algoritmo di ottimizzazione avanzato che mira ad ottimizzare i consumi in un impianto energetico complesso e che sia in grado di gestire vincoli di natura gestionale relativi ai diversi asset tecnologici produttivi presenti nel sistema.

Il terzo capitolo introduce il caso studio descrivendo dettagliatamente il sistema energetico reale che si vuole ottimizzare. Viene riportata un'analisi dei consumi e dei fabbisogni elettrici e termici. Si illustra, infine, la metodologia utilizzata per lo sviluppo del modello di ottimizzazione e si descrive il modello energetico implementato sul quale si basa l'ottimizzazione.

Il quarto capitolo introduce i diversi modelli di ottimizzazione testati illustrandone le caratteristiche principali e le differenze, evidenziando la necessità di sviluppare un algoritmo avanzato MILP. I modelli vengono quindi testati in diverse condizioni operative e condizioni al contorno per valutarne l'efficacia e l'adattabilità al caso in esame. Infine, viene valutato anche l'effetto che questi algoritmi di ottimizzazione, mediante le logiche di controllo proposte, hanno in termini di emissioni di $\text{CO}_{2,eq}$.

Il quinto ed ultimo capitolo, infine, contiene le conclusioni relative ai risultati ottenuti. Si analizzano i vantaggi ed i svantaggi dell'implementazione dei diversi algoritmi, con un particolare focus sul modello avanzato che risulta essere il più completo.

Il lavoro così sviluppato contribuisce alla descrizione e all'implementazione di soluzioni innovative nel campo dell'ottimizzazione energetica industriale in scenari simili a quello analizzato nel presente elaborato.

Capitolo 1

Il ruolo dell'efficienza energetica nell'industria di processo

1.1 Lo scenario energetico globale, europeo ed italiano

Il cambiamento climatico è una delle sfide più cruciali e rilevanti del nostro tempo. Il significativo aumento delle temperature globali e i suoi effetti devastanti sono strettamente legati all'incremento delle emissioni di gas serra, in particolare di anidride carbonica (CO₂). L'IPCC ha stimato che le attività umane abbiano causato un aumento della temperatura media globale di circa 1.0 °C rispetto ai livelli preindustriali. Inoltre, l'impatto dell'attività umana sulla temperatura sta portando ad un ulteriore incremento di 0.2 °C ogni decennio a causa delle emissioni passate ed attuali [2]. In questo contesto, il settore energetico è il maggiore responsabile delle emissioni globali di gas serra, contribuendo per circa il 75.6% delle emissioni globali totali di CO₂ equivalente. Questa categoria comprende vari sotto-settori come la produzione di elettricità e calore, i trasporti, gli edifici, la manifattura e le costruzioni, le emissioni fuggitive e altre combustioni di combustibili [3]. Inoltre, le emissioni totali di CO₂ legate all'energia a livello europeo sono aumentate dell'1.1% nel 2023, raggiungendo un nuovo record di 37.4 Gt. Questo aumento evidenzia la mancata riduzione rapida delle emissioni necessaria per raggiungere gli obiettivi climatici globali stabiliti nell'Accordo di Parigi [4]. Come riporta il report dell'IEA sulle emissioni del 2023, nel 2020 le emissioni totali di CO₂ della Cina hanno superato quelle delle economie avanzate messe insieme e nel 2023 saranno superiori del 15%. L'India ha superato l'Unione Europea diventando la terza fonte di emissioni globali nel 2023. I Paesi in via di sviluppo dell'Asia sono oggi responsabili di circa la metà delle emissioni globali, rispetto

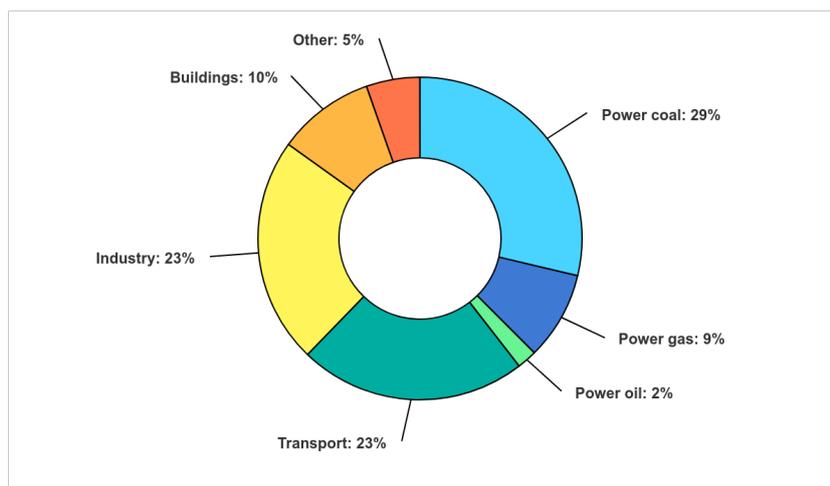


Figura 1.1: Emissioni globali di CO2 legate all'energia per settore [5]

a valori di circa due quinti nel 2015 e a circa un quarto nel 2000. La Cina da sola è responsabile del 35% delle emissioni globali di CO₂. I Paesi caratterizzati dalle economie più avanzate, inoltre, continuano ad avere emissioni pro capite relativamente elevate, circa il 70% in più della media globale nel 2023. Le emissioni pro capite nell'Unione Europea sono fortemente diminuite e sono ora solo circa il 15% in più rispetto alla media globale e circa il 40% in meno rispetto a quelle della Cina. Le emissioni pro capite della Cina, invece, hanno superato quelle delle economie avanzate nel 2020 anche se rimangono inferiori di un terzo rispetto a quelle degli Stati Uniti.

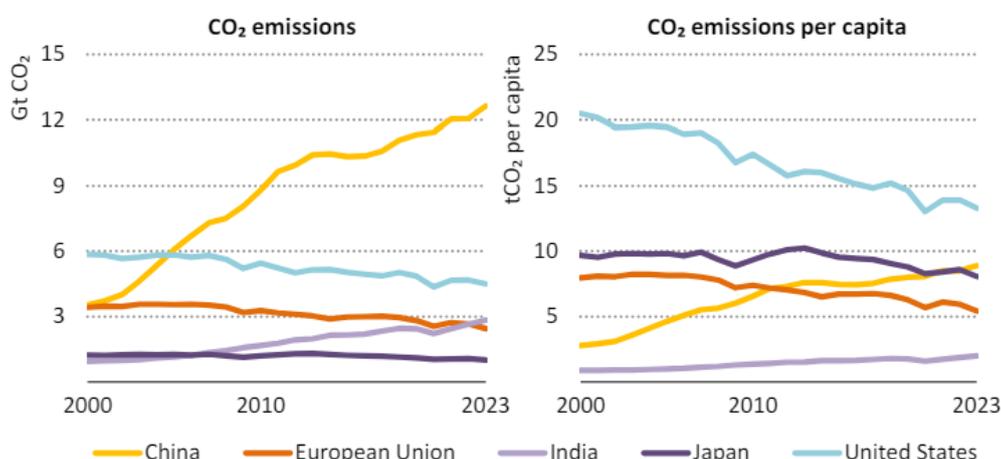


Figura 1.2: Andamento emissioni CO₂ e CO₂ pro capite per regione [6]

Focalizzando l'attenzione sull'Italia, invece, tra il 1990 e il 2022, le emissioni totali di gas serra sono diminuite del 20,9% in termini di CO₂ equivalente. Questo calo è dovuto a vari fattori, tra cui la riduzione dei consumi energetici e delle produzioni industriali, causati dalla crisi economica e dalla delocalizzazione, l'aumento della produzione di energia da fonti rinnovabili come l'idroelettrico e il fotovoltaico, e un miglioramento dell'efficienza

energetica con l'uso di combustibili a minor contenuto di carbonio. La pandemia ha ulteriormente ridotto le emissioni, sebbene nel 2021 e 2022 si sia verificato un aumento dovuto alla ripresa economica e alla mobilità. Le stime per il 2023 indicano una riduzione delle emissioni totali rispetto ai due anni precedenti, principalmente nel settore della produzione di energia elettrica. Nel dettaglio, le emissioni di gas serra sono passate da 522 a 413 milioni di tonnellate di CO₂ equivalente, con una riduzione significativa delle emissioni di CO₂ (-22,3% rispetto al 1990). Il settore energetico, responsabile dell'81,8% delle emissioni nazionali nel 2022, ha registrato una diminuzione del 20,7% delle emissioni dal 1990. Tuttavia, le emissioni del settore dei trasporti sono aumentate del 7,4% [7]. La sfida

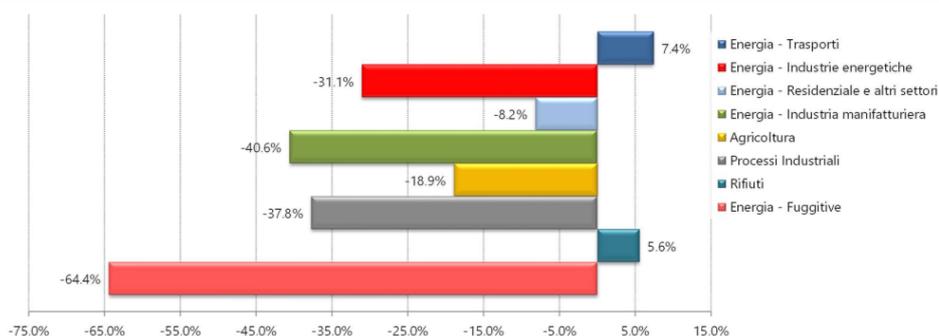


Figura 1.3: Variazione percentuale delle categorie emissive 2022 vs 1990

di bilanciare l'aumento della domanda energetica con l'obbligo di ridurre le emissioni di CO₂ è al centro delle discussioni globali sulla sostenibilità energetica. In questo scenario, il miglioramento dell'efficienza energetica e l'accelerazione della transizione verso fonti di energia a minore impatto ambientale sono fondamentali per affrontare il cambiamento climatico e preservare il nostro pianeta per le generazioni future. A tal proposito, nel 2019, la Commissione Europea ha avviato una serie di iniziative che vanno sotto il nome di *Green Deal* con l'obiettivo generale di raggiungere la neutralità climatica in Europa entro il 2050. Per far ciò, inoltre, la Commissione europea ha adottato una serie di proposte per trasformare le politiche dell'UE in materia di clima, energia, trasporti e fiscalità in modo da ridurre le emissioni nette di gas a effetto serra di almeno il 55% entro il 2030 rispetto ai livelli del 1990. Oltre all'aspetto prettamente energetico ed ambientale, questa strategia di crescita sostenibile si propone di conciliare sviluppo economico ed equità sociale affrontando in modo integrato le sfide del cambiamento climatico e della degradazione ambientale [8]. Il *Green Deal* europeo si concentra su tre principi chiave per la transizione energetica pulita che contribuiranno a ridurre le emissioni di gas serra e a migliorare la qualità della vita dei cittadini:

1. Garantire un approvvigionamento energetico sicuro e accessibile nell'UE;
2. Sviluppare un mercato energetico dell'UE pienamente integrato, interconnesso e digitalizzato;

- Dare priorità all'efficienza energetica, migliorando le prestazioni energetiche degli edifici e sviluppando un settore energetico basato in gran parte su fonti rinnovabili.

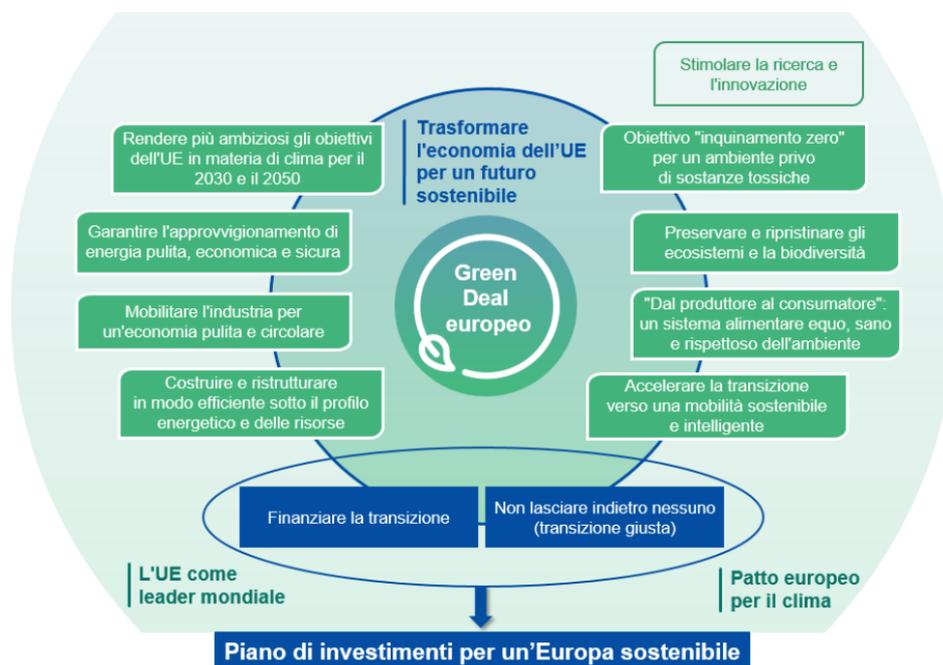


Figura 1.4: Obiettivi e punti salienti del Green Deal

Per raggiungere questi principi cardine il *Green Deal* si poggia su pilastri come la realizzazione un contesto normativo prevedibile e semplificato, un accesso più rapido ai finanziamenti, il miglioramento delle competenze, l'agevolazione di un commercio aperto ed equo [9]. Questi pilastri vengono ripresi e trattati nel pacchetto "Fit for 55%", presentato nel 2021 dalla Commissione Europea ed ufficialmente adottato nel marzo 2023. "Fit for 55%" è un progetto dell'UE che mira ad accelerare il processo di transizione verde ed ha come obiettivo quello di ridurre le emissioni di gas serra del 55% entro l'anno 2030 [10]. In particolare, per quanto riguarda l'efficienza energetica, la direttiva europea prevede una diminuzione dei consumi di energia finale a livello dell'UE dell'11,7% nel 2030 rispetto alle proiezioni del 2020 [11].

1.2 Quadro normativo europeo ed italiano sull'efficienza energetica

L'efficienza energetica, come evidenziato, rappresenta un pilastro fondamentale delle politiche energetiche italiane ed europee, mirando a ridurre i consumi energetici e le emissioni di gas serra, migliorare la sicurezza energetica e promuovere la competitività economica. La normativa in questo ambito è complessa e articolata, coinvolgendo una serie di direttive, regolamenti e leggi nazionali ed europee. A livello europeo, il quadro normativo sull'efficienza energetica è delineato, principalmente, dalla nuova Direttiva UE 2023/1971

sull'efficienza energetica, che stabilisce un quadro comune di misure per la promozione dell'efficienza energetica nell'Unione Europea revisionando quanto stabilito dalla precedente direttiva 2012/27/UE. Il fine della direttiva è garantire il conseguimento degli obiettivi in materia di efficienza energetica, consentendo ulteriori miglioramenti in questo ambito [11]. Attraverso la direttiva si rimarca l'importanza che l'efficienza energetica ricopre in tutti i settori e viene sottolineata la necessità della rimozione degli ostacoli presenti nel mercato energetico. Si agisce, pertanto, su vari fattori che frenano l'efficienza a livello di fornitura, trasmissione, stoccaggio e uso dell'energia, stabilendo anche i contributi nazionali indicativi in materia di efficienza energetica da raggiungere entro il 2030. Questo atto normativo rappresenta un punto fondamentale nel percorso di transizione ecologica, ponendo l'efficienza energetica tra i principi fondamentali dell'azione comunitaria. Esso, infatti, implementa linee di azione volte a consolidare una collettività inclusiva, giusta, prospera, efficiente, competitiva e sostenibile. Tuttavia, i requisiti stabiliti dalla direttiva costituiscono solo un minimo standard. Gli Stati membri possono mantenere o introdurre misure più rigorose rispetto a quanto richiesto. In questi casi, gli Stati sono tenuti a notificare tali misure alla Commissione Europea [12]. In Italia, la trasposizione delle direttive europee è avvenuta tramite vari decreti legislativi e leggi nazionali. Il Decreto Legislativo 102/2014 ha recepito la Direttiva 2012/27/UE, introducendo misure come gli audit energetici obbligatori per le grandi imprese e l'obbligo per i distributori di energia di realizzare risparmi energetici annui. Questo decreto è stato successivamente modificato per allinearsi con le nuove direttive europee [13]. Un altro strumento fondamentale del quadro normativo italiano è il Piano Nazionale Integrato per l'Energia e il Clima (PNIEC), che stabilisce le strategie e le misure per raggiungere gli obiettivi di efficienza energetica, riduzione delle emissioni di gas serra e aumento delle energie rinnovabili entro il 2030. Il PNIEC prevede interventi in vari settori, tra cui edilizia, trasporti, industria e agricoltura, e si basa su misure come incentivi fiscali, certificati bianchi e conto termico. In particolare, il piano si struttura in 5 tipologie d'intervento da sviluppare in maniera congiunta che vanno dalla decarbonizzazione all'efficienza e sicurezza energetica, passando attraverso lo sviluppo del mercato interno dell'energia, della ricerca, dell'innovazione e della competitività [14]. Oltre a questi, con il Piano Nazionale di Ripresa e Resilienza (PNRR), approvato nel 2021 dall'Italia per risanare lo stato economico nazionale dopo la pandemia di COVID-19, è stata data un'ulteriore spinta per uno sviluppo verde e digitale del Paese. Nel dettaglio, il Piano si compone in sedici Componenti, raggruppate in sei Missioni. Tra queste, la "Missione 2: Rivoluzione Verde e Transizione ecologica" integra piani di investimento ed azioni al fine di aumentare l'efficienza degli edifici e lo sviluppo sostenibile delle principali filiere industriali [15]. Secondo l'Energy Efficiency Report del 2024 del Politecnico di Milano [16], gli investimenti in efficienza energetica effettuati nell'anno 2023, in Italia, sono stati pari a circa 90 Mld €. Nel settore industriale, invece, gli investimenti risultano aumentati complessivamente del 20% rispetto al 2022. Analizzando le tecnologie principalmente trainanti degli investimenti, emerge come la maggior parte siano tecnologie consolidate quali fotovoltaico e cogenerazione.

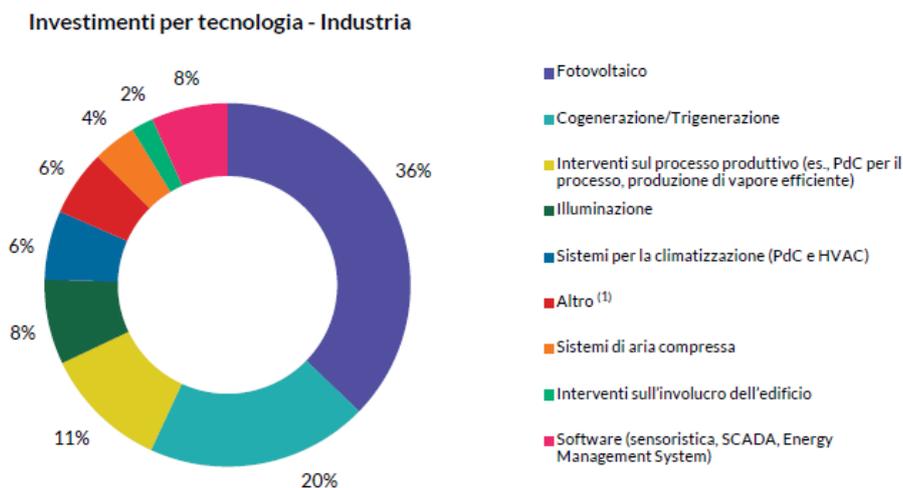


Figura 1.5: Investimenti in efficienza energetica per tecnologia nelle industrie [16]

Tra i principali strumenti di incentivazione per l'efficienza energetica, in Italia, si annovera il meccanismo dei certificati bianchi, introdotto nel 2004 e operativo dal 2005, che impone ai distributori di energia il raggiungimento di specifici obiettivi di risparmio energetico attraverso progetti di efficienza. Conosciuti anche come titoli di efficienza energetica (TEE), i certificati bianchi sono il principale strumento di promozione dell'efficienza energetica in Italia. Questi certificati, che attestano il raggiungimento di risparmi negli usi finali di energia ottenuto mediante interventi e progetti di incremento dell'efficienza, sono titoli negoziabili. Un certificato bianco rappresenta il risparmio in termini di Tonnellate Equivalenti di Petrolio (TEP). I titoli possono essere scambiati tra i vari attori sia sulla piattaforma di mercato gestita dal Gestore dei Mercati Energetici (GME) che attraverso contrattazioni bilaterali. Per partecipare al meccanismo, tutti i soggetti ammessi devono essere iscritti nel Registro Elettronico dei Titoli di Efficienza Energetica del GME. Il sistema prevede obblighi di risparmio di energia primaria per i distributori di energia elettrica e gas naturale con più di 50.000 clienti finali (i "Soggetti obbligati") e attribuisce, per ogni anno, obiettivi da raggiungere. I soggetti obbligati possono raggiungere la quota d'obbligo di risparmio attraverso due modalità:

- Realizzando direttamente i progetti di efficienza energetica ammessi al meccanismo;
- Acquistando i titoli dagli altri soggetti ammessi al meccanismo.

Oltre ai distributori di energia, anche altri soggetti, detti 'volontari', possono partecipare al meccanismo. Tra questi figurano le società di servizi energetici (ESCO) o le aziende che hanno nominato un esperto certificato in gestione dell'energia (EGE). Questi operatori, che scelgono volontariamente di effettuare interventi per ridurre i consumi energetici negli usi finali, hanno diritto a ricevere i corrispondenti certificati bianchi per i risparmi energetici ottenuti e, successivamente, possono venderli ai soggetti obbligati tramite la borsa del GME [17]. Tra gli interventi maggiormente trainanti, il fotovoltaico è, con quasi

l'80% di preferenze, la tecnologia più diffusa in ambito industriale, seguito dagli interventi sul sistema d'illuminazione (61%) [16]. Ad oggi, la normativa di riferimento è il DM 11/01/2017 alla quale sono seguiti ulteriori decreti correttivi [18]. Infatti, le regole di funzionamento dei certificati bianchi sono state aggiornate con il decreto dell'8 maggio 2018. Con il decreto del 30 aprile 2019 è stata approvata la Guida operativa per promuovere l'individuazione, la definizione e la presentazione di progetti nell'ambito del meccanismo dei Certificati Bianchi [19]. In questa ottica, i principali attori dell'efficienza energetica comprendono enti governativi, organismi di regolazione, operatori del mercato energetico e soggetti privati. In particolare, i principali ruoli sono i seguenti [20]:

- Ministero delle imprese e del made in Italy (MIMIT): Coadiuvato dal Ministero dell'ambiente e della sicurezza energetica (MASE), ha il compito di fissare gli obiettivi di risparmio annuo e di definire ed aggiornare il quadro normativo di riferimento, e provvede alla definizione e aggiornamento delle Linee Guida;
- Gestore dei servizi energetici (GSE): Responsabile dell'attività di gestione, valutazione e certificazione dei risparmi correlati a progetti di efficienza energetica;
- ARERA: Definisce le modalità operative per la regolamentazione del meccanismo, comunica ai Ministeri competenti e al GSE le quote d'obbligo ed applica le sanzioni;
- Gestore dei Mercati Energetici (GME): Responsabile dell'organizzazione e della gestione del mercato dei titoli di efficienza energetica. Inoltre, emette i TEE a seguito dell'autorizzazione del GSE.

Una schematizzazione completa del meccanismo di ottenimento dei titoli di efficienza energetica è proposta in ??:

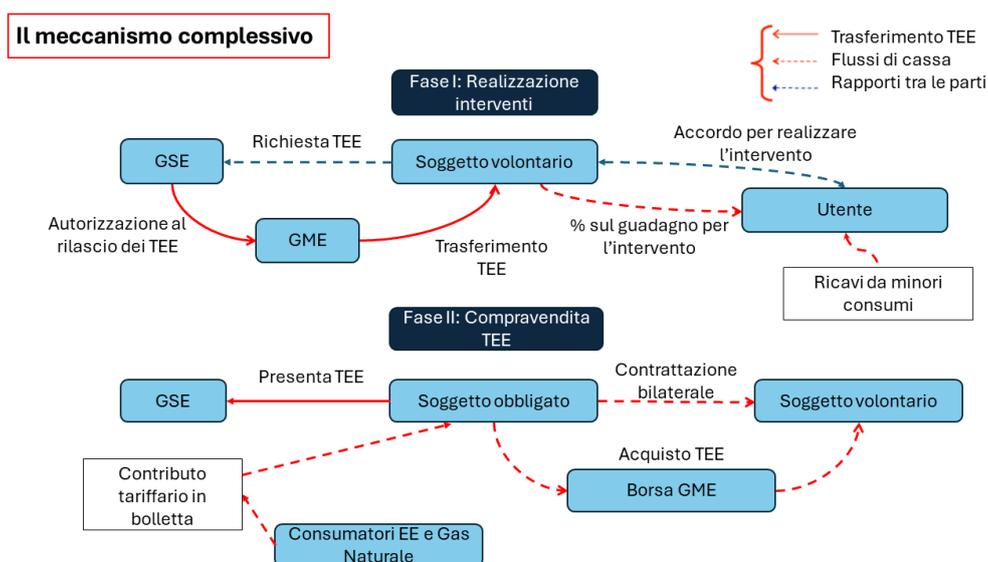


Figura 1.6: Meccanismo per l'ottenimento di TEE

1.3 Decentralizzazione della produzione di energia e sistemi di distribuzione chiusi

L'infrastruttura di approvvigionamento energetico si basa tradizionalmente su un approccio centralizzato. Le centrali elettriche, ad esempio, sono tipicamente progettate per fornire elettricità a grandi centri abitati, a volte anche a migliaia di chilometri di distanza, utilizzando un complesso sistema di trasmissione e distribuzione [21]. La decentralizzazione della produzione di energia, anche grazie all'integrazione di impianti di produzione che sfruttano fonti rinnovabili, rappresenta una delle tendenze più significative nel panorama energetico contemporaneo grazie alla capacità di aumentare l'efficienza, migliorare la resilienza e ridurre le emissioni di gas serra. Per generazione distribuita si intende, in generale, la produzione dell'energia più vicino al punto di utilizzo. Può essere utilizzata per la generazione di energia elettrica, ma anche per la cogenerazione e la produzione di solo calore. I sistemi DG (*Distributed Generation*), o sistemi energetici distribuiti (DES

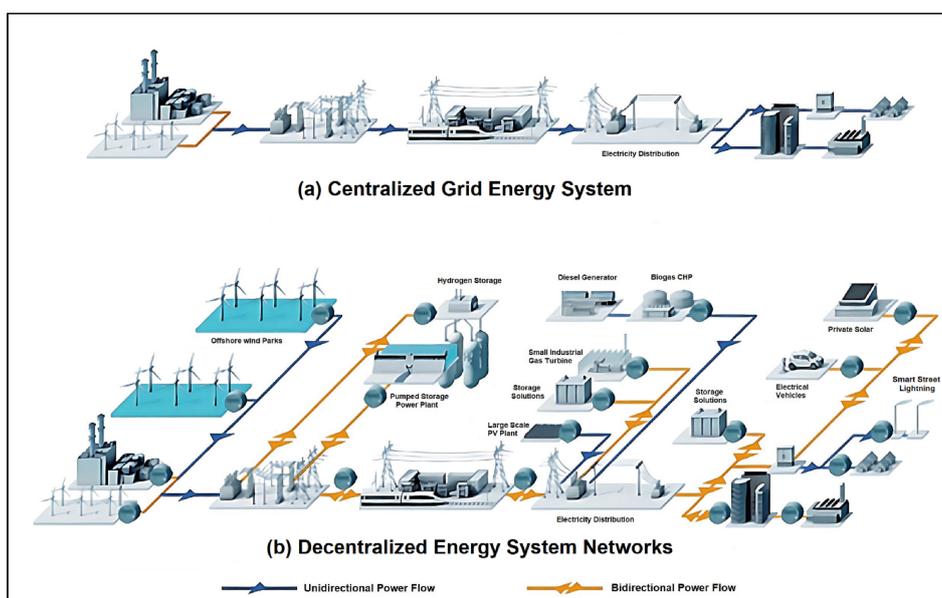


Figura 1.7: Confronto tra sistemi di generazione centralizzati e distribuiti (DES)[21]

- *Distributed Energy Systems*), offrono diversi vantaggi rispetto ai sistemi energetici centralizzati. I DES sono fortemente sostenuti dalla spinta globale delle energie rinnovabili, poiché la maggior parte dei DES, soprattutto nelle applicazioni off-grid, sono basati su queste. Di conseguenza, i sistemi di generazione distribuita stanno facendo rapidi progressi sul fronte della tecnologia e delle politiche, oltre a registrare una crescita significativa della capacità installata. A livello globale, la capacità rinnovabile installata è passata da 1430 MW nel 2019 a 1668 MW nel 2020, con la generazione distribuita che rappresenta un'ampia quota di questa crescita [22]. Il forte sviluppo che la generazione distribuita sta avendo ha portato alla nascita del concetto di *prosumer*. Questo termine nasce dalla fusione di *producer* e *consumer*, e vuole indicare tutti i cittadini o le aziende che allo stesso

tempo sono produttori, per via dell'installazione di impianti di produzione come parchi fotovoltaici o impianti di cogenerazione, e consumatori; ruoli che prima dell'avvento della generazione distribuita erano fortemente separati. La generazione distribuita permette di sfruttare meglio le risorse locali, ridurre le perdite di trasmissione e promuovere l'uso delle energie rinnovabili. Le tecnologie chiave in questo ambito includono, come citato, l'energia solare, eolica, biomassa e sistemi di cogenerazione, che possono essere installati vicino ai punti di consumo.

Uno degli strumenti più interessanti in questo contesto è costituito dai Sistemi di Distribuzione Chiusi (SDC), che offrono una soluzione efficace per la gestione e la distribuzione locale dell'energia. I sistemi di distribuzione chiusi (SDC) sono reti elettriche che operano all'interno di aree delimitate, come complessi industriali, campus universitari o distretti residenziali, e sono caratterizzati dalla presenza di un operatore unico che gestisce la distribuzione dell'energia prodotta localmente. Questi sistemi possono funzionare sia in connessione con la rete nazionale sia in modalità autonoma (*island mode*, in questo caso si parla più precisamente di Microgrid), garantendo un approvvigionamento energetico continuo anche in caso di interruzioni sulla rete principale [23]. I SDC, che sono stati istituiti con la Direttiva Europea 2009/28/CE, e le Microgrids offrono numerosi vantaggi:

- **Efficienza Energetica:** Grazie alla produzione locale, si riducono le perdite di energia legate alla trasmissione su lunghe distanze [24].
- **Affidabilità e Resilienza:** Possono garantire una maggiore continuità del servizio energetico, soprattutto in situazioni di emergenza o disastri naturali, grazie alla capacità di operare in modalità autonoma.
- **Integrazione delle Energie Rinnovabili:** Facilitano l'integrazione delle fonti rinnovabili, come il solare e l'eolico, che possono essere installate localmente [25].

Una Microgrid, più precisamente, è un sistema decentralizzato capace di disconnettersi dalla rete principale, creando sub-griglie locali che gestiscono autonomamente il bilanciamento energetico [26].

1.4 Digitalizzazione e Smart Grid

La digitalizzazione del settore energetico si pone come strumento fondamentale per affrontare alcune delle principali sfide attualmente presenti nell'ambito dell'*Energy Management*. In particolare, si considerano:

- Riduzione dei consumi di energia, a prescindere dalla forma della stessa;
- Stabilizzazione delle reti di distribuzione di energia elettrica;
- Monitoraggio e previsione di guasti o malfunzionamenti dei sistemi energetici;
- Migliorare e massimizzare l'integrazione delle fonti rinnovabili.

Questi aspetti sono fondamentali per raggiungere gli obiettivi definiti dalla Comunità Europea all'interno del *Green Deal*[8]. In questo contesto, anche grazie alla spinta data dalla Comunità Europea con il programma *Digital Decade* [27], l'implementazione di tecnologie digitali sta trovando sempre più spazio poiché permette di ottenere un utilizzo più efficiente dell'energia su più livelli sfruttando al meglio la grande quantità di dati che, ad oggi, derivano dai sistemi energetici. Inoltre, con l'approvazione del D.L. 19/2024, in riferimento all'Art.38, è stato introdotto e regolamentato il nuovo 'Piano Transizione 5.0'. Il Piano Transizione 5.0 è un piano di incentivi per favorire la digitalizzazione e la sostenibilità delle imprese italiane. Tra gli investimenti per i quali è possibile ottenere l'incentivo, sotto forma di credito di imposta, compaiono proprio tutti quelli atti ad adottare tecnologie innovative digitali [28]. Nell'ambito energetico, la digitalizzazione rivoluziona l'intera filiera dell'energia, dalla sua produzione al consumo, passando per la distribuzione e lo stoccaggio. Affinché la digitalizzazione possa contribuire alle priorità politiche dell'UE, come il *Green Deal* e il *Digital Decade*, è necessario un approccio integrato che permetta la cooperazione tra i diversi attori digitali ed energetici. L'avvento della digitalizzazione rende, inevitabilmente, i sistemi maggiormente interconnessi, intelligenti, efficienti, affidabili e sostenibili. Le tecnologie digitali, intese come connubio di parte hardware e parte software, in grado di trattare, elaborare e gestire la moltitudine di dati provenienti dai diversi sistemi sono l'Internet of Things, algoritmi di ottimizzazione, sensori avanzati, intelligenza artificiale (AI) e Digital-Twin. Questi, in generale, consentono di ottenere maggiori livelli di efficienza energetica a livello di stabilimento, di ottimizzare processi e produttività e di incrementare l'utilizzo di paradigmi quali l'automazione e la manutenzione predittiva. Tuttavia, la digitalizzazione e l'ampio utilizzo dei dati si trovano ad affrontare sfide significative dal punto di vista della privacy, della sicurezza, soprattutto informatica, e dell'etica. Allo stesso tempo, è cruciale garantire che il settore ICT sia efficiente e rispettoso dell'ambiente nel suo funzionamento in termini di consumo energetico [29]. In questo ambito, le strutture di monitoraggio energetico e lo sviluppo di algoritmi previsionali assumono un ruolo cardine e si pongono alla base dello sviluppo di algoritmi di ottimizzazione e controllo avanzati ed efficienti. Anche gli algoritmi di ottimizzazione stanno diventando una componente cruciale nella digitalizzazione del settore energetico, grazie alla loro capacità di migliorare l'efficienza, ridurre i costi e integrare fonti di energia rinnovabile. Inoltre, il processo di digitalizzazione energetica ha portato, negli anni, sempre più verso il concetto di Smart Grids. Le Smart Grids rappresentano sistemi evoluti per la distribuzione e la gestione dell'energia elettrica, caratterizzati dall'integrazione di tecnologie digitali e sistemi di controllo avanzati. Queste reti elettriche potenziate consentono il monitoraggio continuo dei flussi di energia e la gestione ottimizzata degli stessi, mirando a massimizzare l'efficienza e l'utilizzo delle risorse energetiche disponibili. Queste reti permettono, inoltre, l'integrazione efficiente delle fonti di energia rinnovabile, che sono intermittenti a causa delle loro dipendenze dalle condizioni meteorologiche variabili. Le Smart Grids sono in grado di coordinare e gestire in tempo reale il flusso di energia eliminando gerarchie tradizionali e permettendo a tutti i nodi, inclusi gli utenti finali, di partecipare attivamente.

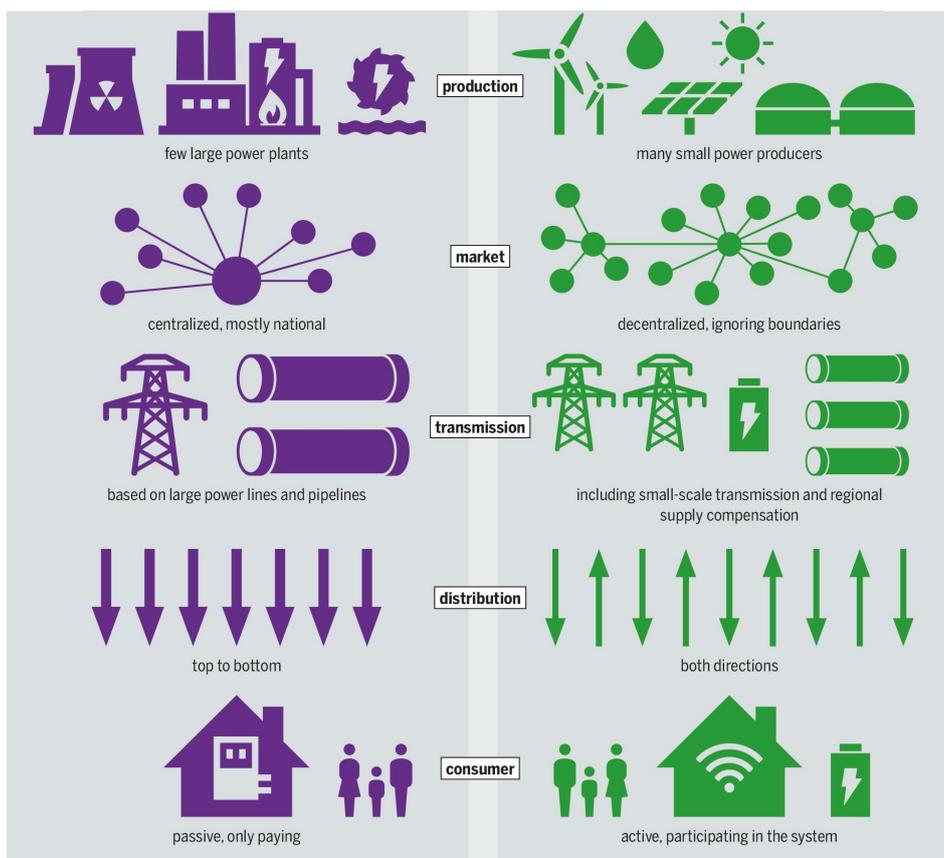


Figura 1.8: Confronto tra il sistema elettrico tradizionale ed una Smart Grid

Questo approccio non solo riduce le perdite di trasmissione e migliora l'efficienza generale del sistema, ma permette anche di gestire picchi di massima richiesta attraverso una programmazione intelligente dei carichi [30]. Le Smart Grids comprendono diversi elementi che lavorando insieme ottimizzano la generazione, la trasmissione, la distribuzione e il consumo di energia elettrica. Tra gli elementi chiave di queste reti si hanno:

- Smart meters: Strumenti di misura in grado di fornire informazioni in tempo reale utilizzabili per prendere decisioni di carattere gestionale. I dati di monitoraggio generati da questi dispositivi sono utilizzabili sia dal fornitore di energia che dal consumatore permettendo una gestione efficiente dei consumi [31];
- Sistemi di automazione delle distribuzioni (DA): I sistemi DA utilizzano sensori avanzati, sistemi di comunicazione e algoritmi di controllo per monitorare e gestire la rete di distribuzione in modo più efficace. Inoltre, questi possono rilevare e isolare i guasti nella rete e ridurre al minimo l'impatto delle interruzioni [32];
- Sistemi di Demand Response (DR): Permettono ai consumatori di regolare il proprio consumo di energia elettrica in risposta ai segnali di prezzo o ad altri incentivi forniti dal fornitore. I programmi di DR possono ridurre i picchi di domanda e spostare il

consumo di energia nei periodi non di punta, contribuendo così a ridurre la pressione sulla rete e a minimizzare la necessità di nuove centrali elettriche [32];

- Sistemi di integrazione dell'energia rinnovabile (REI): Permettono un'integrazione ottimale dell'energia proveniente da fonti rinnovabili grazie alla previsione della loro produzione ed alla gestione dei flussi di energia ad esse associate [31];
- Sistemi di storage dell'energia (ESS): Consentono di gestire in maniera ancor più ottimale la produzione aleatoria delle fonti rinnovabili e contribuiscono al bilanciamento della rete e alla qualità della distribuzione [32].

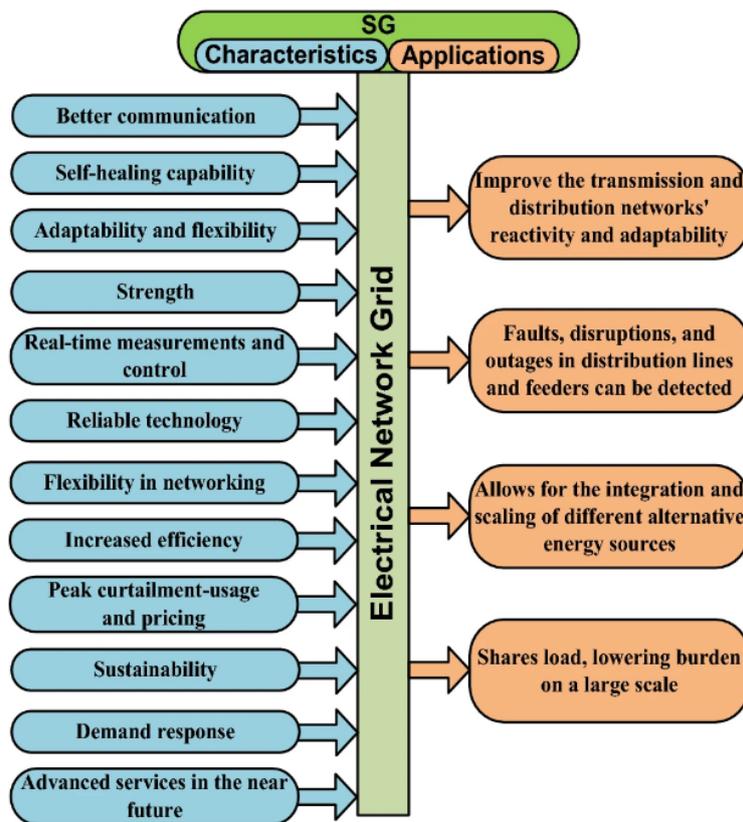


Figura 1.9: Caratteristiche e applicazioni delle Smart Grids [33]

Il grande contributo che le Smart Grids sono in grado di dare è testimoniato anche attraverso casi studio presenti in letteratura. Per esempio, Anis Ur Rehman et al. [34] hanno mostrato come, mediante l'implementazione di una Smart Grid, i sistemi fotovoltaici possono fornire il 61% del fabbisogno energetico totale della regione analizzata con il massimo coinvolgimento dei consumatori. Lo studio ha rilevato che quando il fotovoltaico è integrato al massimo livello, gli acquisti di energia dalla rete scendono al 52%. Inoltre, si è dimostrato che le emissioni di gas inquinanti sono ridotte del 64% ed i costi legati all'energia sono scesi di 0.10 \$/kWh.

Capitolo 2

Ottimizzazione dei sistemi energetici

2.1 Contesto ed obiettivi

Il termine ottimizzazione, nel suo significato più generico, indica, come riportato dal Vocabolario Treccani, "il raggiungimento di una posizione di ottimo, ossia del massimo risultato possibile con i termini dati o in relazione a un determinato fine". Passando al campo della matematica applicata il termine indica il processo in grado di identificare il valore di determinati parametri all'interno di un set di criteri di scelta, di solito rappresentato dalla ricerca di un massimo o di un minimo di funzioni che rappresentano matematicamente il problema. Molto spesso i sistemi quantitativi sono caratterizzati da una grande numerosità di grandezze caratterizzanti che, tuttavia, devono rispettare vincoli, limiti e restrizioni di diversa natura. Questo porta spesso ad avere a che fare con sistemi caratterizzati da una quantità di informazioni da gestire notevolmente alta che, inevitabilmente, genera soluzioni di gestione approssimative o, al meglio, che non sfruttano al massimo le potenzialità del generico sistema oggetto di analisi. Da questo punto di vista, pertanto, l'ottimizzazione rappresenta un paradigma in grado di supportare processi decisionali complessi: dato un insieme di possibili alternative ed una metrica di valutazione, si vuole trovare l'alternativa che risulta più vantaggiosa rispetto alla metrica utilizzata. Per i problemi più complessi, come possono essere quelli nel campo energetico dove le variabili da considerare per un singolo sistema sono molteplici, una posizione prevalente è occupata dai modelli di ottimizzazione matematica, ossia da modelli in cui la metrica di valutazione ed i vincoli sono espressi mediante equazioni e disequazioni. A seconda di come questi modelli si presentano, è possibile parlare di ottimizzazione lineare, ottimizzazione intera e ottimizzazione non lineare [35]. Passando al campo energetico, quando si parla di ottimizzazione ci si riferisce alla possibilità di utilizzare metodi e tecnologie che siano capaci, in generale, di:

- Massimizzare la producibilità degli impianti di produzione;
- Aumentare le opportunità di manovra;

- Ridurre i costi;
- Migliorare il bilanciamento della rete elettrica;
- Offrire un servizio di maggiore qualità ai clienti finali;
- Diminuire gli sprechi ed incrementare i ricavi.

Sfruttare e gestire al meglio le grandi quantità di dati a disposizione generate dalla sensoristica IoT e dalle Smart Grid, sempre più presenti nel settore *Energy* come discusso nel paragrafo ??, permette di individuare rischi, inefficienze, sprechi ma anche nuove opportunità. In ambito industriale, di particolare interesse in questo elaborato, l'ottimizzazione riveste un ruolo cruciale nel migliorare l'efficienza dei processi produttivi, riducendo i costi e aumentando la qualità dei prodotti. Attraverso l'uso di tecniche avanzate come l'analisi dei dati, la simulazione e l'applicazione di algoritmi matematici, le aziende possono identificare e rimuovere inefficienze, migliorare la gestione delle risorse e ottimizzare la catena di fornitura. Questo approccio permette di prendere decisioni più informate, aumentare la produttività e rispondere in modo più agile alle dinamiche del mercato. Inoltre, l'ottimizzazione contribuisce alla sostenibilità ambientale riducendo gli sprechi e migliorando l'uso delle risorse energetiche. In sintesi, l'ottimizzazione rappresenta un fattore strategico per il successo e la competitività delle imprese industriali moderne. Tuttavia, dal momento che i dati derivano necessariamente da diverse origini e sono disponibili in diversi formati, le sole capacità umane non riuscirebbero a raggiungere gli obiettivi prefissati o, per lo meno, riuscirebbero a farlo in tempi non consoni alle logiche di gestione energetica. Per queste ragioni, pertanto, entra in gioco l'ottimizzazione, particolarmente importante quando si hanno molti vincoli, regole contrastanti, enormi quantità di dati e la risposta è necessaria in tempi relativamente brevi. Un passo fondamentale nell'ottimizzazione energetica è l'analisi dettagliata dei dati relativi al consumo energetico, analisi che può essere condotta mediante un cosiddetto approccio data driven, ossia guidato dai dati. Questo può comprendere la categorizzazione dei diversi flussi energetici, la determinazione dei picchi di consumo e l'individuazione delle inefficienze. L'utilizzo di sistemi di monitoraggio avanzati, l'installazione di sensori smart e l'AI possono semplificare questa fase, permettendo di ottenere dati in tempo reale per identificare potenziali aree di intervento. Allo stesso modo, è importante anche l'analisi dei processi che utilizzano energia e le tecnologie coinvolte. Tecnologie tipicamente ottimizzabili sono per esempio le unità di cogenerazione, per le quali si cerca di definire il punto di funzionamento della macchina in grado di massimizzare il beneficio economico, e gli impianti fotovoltaici, per i quali si cerca di massimizzare l'autoconsumo di energia elettrica prodotta. Nell'ambito dei sistemi di distribuzione chiusi e delle Smart Grid, negli ultimi anni, sta prendendo piede sempre più l'implementazione di sistemi di controllo e gestione dell'energia avanzati (A-EMS: *Advanced Energy Management Systems*). Anche questi sistemi, seppur basati su tecnologie innovative che includono modelli previsionali, intelligenza artificiale e controllori avanzati, contengono al loro interno un blocco che svolge la funzione di ottimizzatore. La Commissione Elettrotecnica Internazionale nella norma IEC 61970, relativa all'interfaccia del

programma applicativo EMS nella gestione dei sistemi energetici, definisce un EMS come "un sistema informatico che comprende una piattaforma software che fornisce servizi di supporto di base e una serie di applicazioni che forniscono le funzionalità necessarie per il funzionamento efficace degli impianti di generazione e trasmissione, in modo da garantire un'adeguata sicurezza dell'approvvigionamento energetico a costi minimi" [36]. Un A-EMS, anch'esso con le stesse caratteristiche, è composto tipicamente da moduli di previsione dei carichi, da interfacce uomo-macchina (HMI), da un livello di funzionalità superiore ("*supervisory*"), e da un sistema di controllo e acquisizione dei dati (SCADA) che assicurano l'efficiente attuazione delle strategie decisionali del sistema di gestione e controllo. In generale, un A-EMS svolge funzioni quali il monitoraggio, l'analisi e la previsione della produzione di energia delle risorse distribuite (DER), dei consumi dei carichi, dei prezzi del mercato dell'energia e dei fattori meteorologici. L'architettura di controllo di supervisione ("*supervisory*") dell'A-EMS, che può essere centralizzata o decentralizzata, raccoglie in tempo reale tutte le informazioni come la generazione di energia dei DER, la funzione di costo, i dati meteorologici e i consumi energetici di ciascun carico e, da questi, determina la programmazione energetica ottimale del sistema, inviando le decisioni a tutti i controllori locali [37].

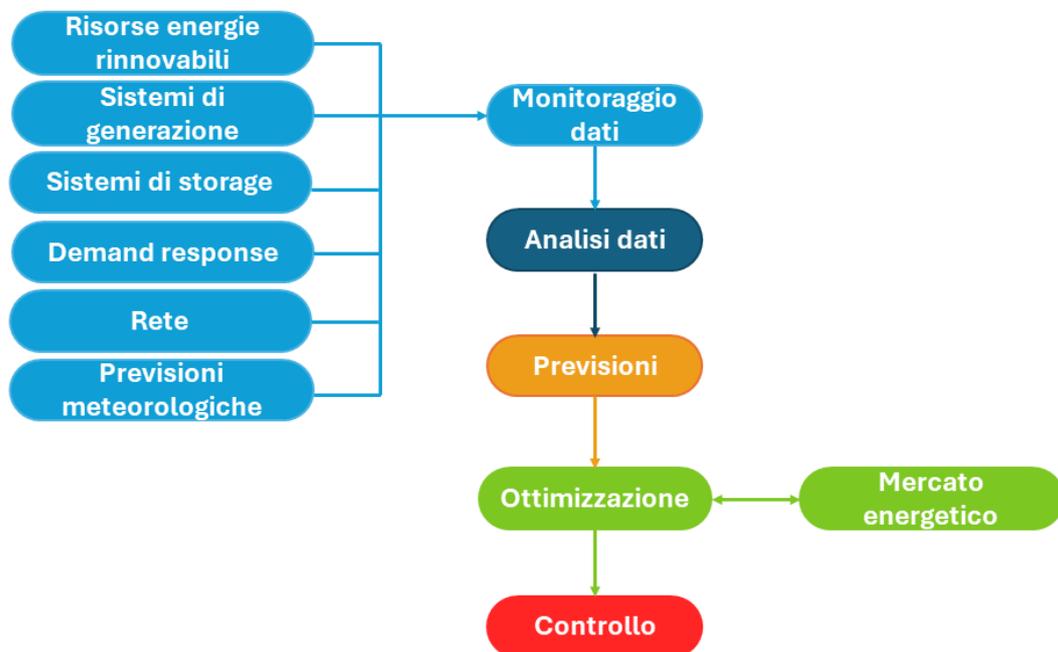


Figura 2.1: Funzioni e struttura di un generico A-EMS

2.2 Strategie per l'ottimizzazione dei sistemi energetici

I metodi di ottimizzazione utilizzabili da un sistema avanzato di gestione energetica sono molteplici e si basano su approcci distinti, ciascuno con caratteristiche diverse. È fondamentale valutare le logiche operative delle varie strategie di ottimizzazione per sviluppare un sistema di gestione energetica avanzato che sia il più adatto possibile al sistema energetico da controllare. In letteratura sono disponibili molti articoli in cui i ricercatori hanno utilizzato queste strategie di gestione energetica utilizzando vari approcci risolutivi per ottenere un funzionamento ottimale ed efficiente di sistemi di distribuzione chiusi. Di seguito

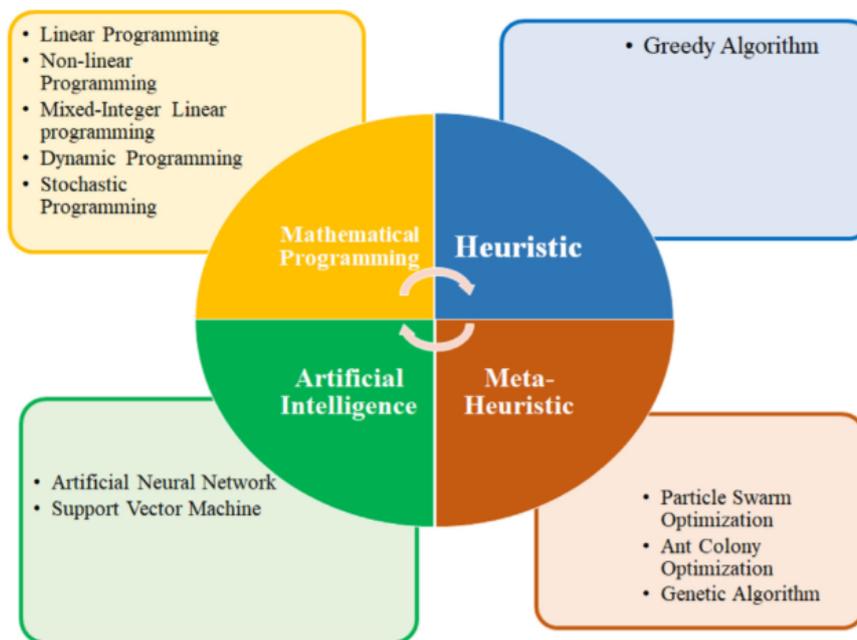


Figura 2.2: Classificazione delle tecniche di ottimizzazione [38]

si riporta una classificazione:

- **Modelli di ottimizzazione matematica:** Fanno parte di questa categoria algoritmi di Programmazione Lineare (LP), e non Lineare (NLP), di Programmazione Dinamica (DP) e di Programmazione basata su regole. Questi modelli risultano essere molto potenti per la risoluzione di problemi complessi per il supporto decisionale. Tuttavia, richiedono un'adeguata comprensione della matematica sulla quale si basano e i loro risultati potrebbero essere affetti da errori dovuti alle assunzioni semplificative che i modelli stessi richiedono;
- **Tecniche basate su un approccio stocastico:** Questa categoria racchiude i metodi Euristici e Meta-Euristici. Fanno parte di questa categoria, e sono i più utilizzati, gli Algoritmi Genetici (GA) ed il PSO (*Particle Swarm Optimization*). Sono tecniche

che richiedono tempi computazionali minori rispetto ai modelli matematici e che, per questo, trovano impiego nelle ottimizzazioni in tempo reale. Tuttavia, le soluzioni trovate da questi algoritmi non sono garantite essere ottimali e dipendono dal corretto setting dei parametri del modello [38];

- Modelli basati sul Machine Learning (ML): Si tratta di una branca dell'Intelligenza Artificiale (AI) che si occupa di sviluppare sistemi in grado di imparare a prendere decisioni e a fare previsioni basate sull'esperienza. Questi migliorano le prestazioni con il passare del tempo e della quantità di dati che ricevono in input. Permettono la previsione dei consumi energetici o la producibilità di un impianto e grazie a queste informazioni sono in grado di migliorare l'efficienza energetica del sistema al quale vengono applicati. Di questa categoria fanno parte le tecniche di apprendimento Supervisionato, Non-Supervisionato e di Rinforzo [39].

In aggiunta ai modelli citati, è possibile inoltre inserire le tecniche di Deep-Learning (DL). Il DL è un sottoinsieme del ML ispirato alla funzionalità dei neuroni. È implementato con l'aiuto di reti neurali profonde (ANN) e segue un approccio "end to end", ossia apprende direttamente dai dati. Questo determina la necessità di avere un elevato volume di dati per l'interpretazione dei sistemi da gestire.

2.3 Algoritmi di ricerca operativa: descrizione modelli MILP

Gli algoritmi di ricerca operativa rappresentano una disciplina cruciale nell'ambito dell'ottimizzazione e della gestione efficiente delle risorse. In particolare, trovano ampia applicazione nella risoluzione di problemi di Programmazione Lineare Intera Mista (MILP - *Mixed-Integer Linear Programming*), dove l'obiettivo è ottimizzare una funzione lineare soggetta a vincoli lineari e variabili che possono essere sia intere che continue. Gli algoritmi di ricerca operativa sono, pertanto, strumenti fondamentali per risolvere problemi complessi di ottimizzazione, spesso presenti in ambiti industriali, logistici e finanziari. In sintesi è possibile affermare che l'OR è l'applicazione di metodi scientifici per la risoluzione di problemi complessi con l'obiettivo di aiutare in maniera scientifica a prendere decisioni. In Italia, il Decreto Ministeriale n. 249 del 4 ottobre 2000 (allegato B) fornisce una definizione accettata dalla legge italiana e di seguito citata:

"La ricerca operativa studia i processi decisionali nei sistemi organizzati, nonché i modelli e i metodi per prevedere il comportamento di tali sistemi, in particolare quelli relativi alla crescita della loro complessità, per valutare le conseguenze di determinate decisioni e per individuare le decisioni che ottimizzano le loro prestazioni. Le metodologie di base comprendono la teoria e gli algoritmi di ottimizzazione, la teoria dei grafi e delle reti di flusso, la teoria dei giochi e delle decisioni. I problemi oggetto di studio comprendono i sistemi di produzione, trasporto, distribuzione e supporto logistico di beni e servizi, la pianificazione, organizzazione e gestione di attività, progetti e sistemi, in tutte le diverse

fasi che caratterizzano il processo decisionale: definizione del problema, sua formalizzazione matematica, formulazione di vincoli, obiettivi e alternative di azione, sviluppo di algoritmi di soluzione, valutazione, implementazione e certificazione delle procedure e delle soluzioni trovate. Le competenze didattiche di questo settore riguardano anche tutti gli aspetti istituzionali della matematica di base."

Volendo riassumere le fasi di un approccio classico di ricerca operativa [40], si ha:

1. Osservazione accurata del problema con contestuale raccolta dei dati: spesso i problemi sono definiti in maniera vaga e imprecisa e, di conseguenza, il primo passo fondamentale è individuare gli elementi essenziali;
2. Definizione del problema: si procede individuando i vincoli presenti e quelle che potrebbero essere le soluzioni ottimali perseguibili definendo un obiettivo;
3. Formulazione del modello matematico: definito il problema questo deve essere riformulato in maniera maggiormente adatta all'analisi. Per farlo, si rende necessaria la costruzione di un modello matematico che renda il problema descritto mediante un'astrazione espresso attraverso simboli ed espressioni matematiche;
4. Determinazione delle soluzioni del modello: formulato il problema, la fase successiva prevede lo sviluppo di una procedura, spesso mediante software, che determini le soluzioni del problema;
5. Test e validazione del modello: lo sviluppo di un modello matematico è composto da una serie di versioni successive che mano a mano vanno ad essere perfezionate per ridurre al minimo gli errori;
6. Implementazione del sistema.

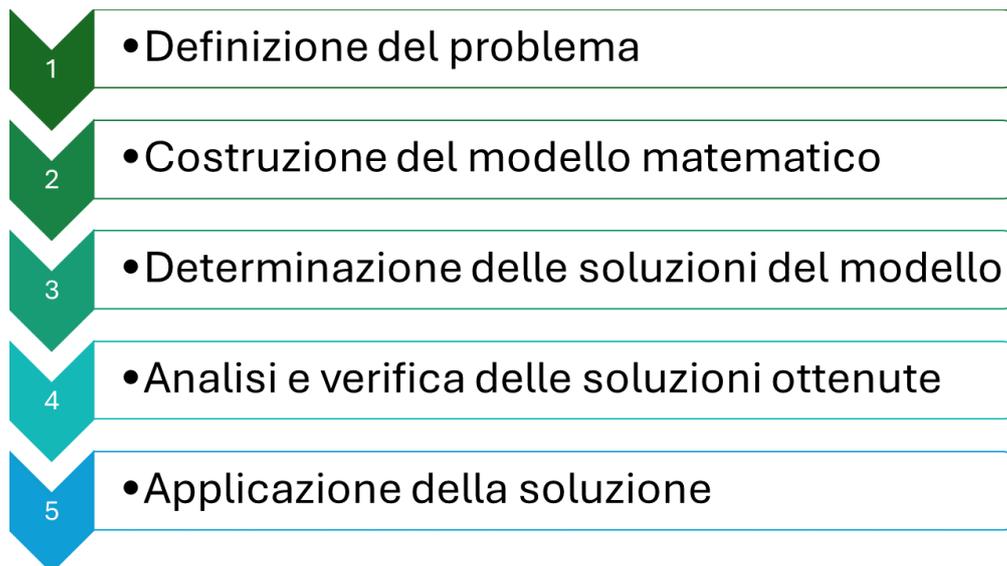


Figura 2.3: Fasi di un problema di OR

Come evidenziato, la fase fondamentale di un generico problema di ricerca operativa è la costruzione di un modello matematico. Il modello matematico è una rappresentazione astratta del sistema analizzato mediante l'utilizzo di simboli ed espressioni matematiche. In generale, un modello matematico è costituito dai seguenti elementi:

- Variabili decisionali: grandezze di cui si vuole determinare il valore ottimale;
- Funzione obiettivo: funzione matematica delle variabili decisionali che ha l'obiettivo di valutare le prestazioni del modello in termini di soluzione trovata;
- Vincoli: insieme di limitazioni sui valori che possono assumere le variabili decisionali espresse attraverso equazioni e disequazioni;
- Parametri del modello: insieme delle costanti, ossia di coefficienti e termini noti, che sono presenti nei vincoli e nella funzione obiettivo.

Il problema è determinare i valori delle variabili decisionali in modo da massimizzare (o minimizzare) la funzione obiettivo soggetta ai vincoli specificati. La soluzione del modello viene effettuata con un metodo, o algoritmo. Un algoritmo è una successione di operazioni finalizzata alla determinazione delle variabili decisionali contenute nel modello. Gli algoritmi possono essere di tipo esatto, detti anche deterministici, o euristici [40]. Tra i modelli deterministici, un modello particolarmente importante è il modello di programmazione lineare. Si parla di modelli di programmazione lineare (LP) se i vincoli e la funzione obiettivo del modello sono lineari. Una procedura risolutiva efficiente, denominata metodo del simplesso (simplex method), permette la risoluzione di problemi di programmazione lineare di notevoli dimensioni [41]. Questo metodo è una procedura algebrica che si basa su concetti di geometria. Una delle ipotesi fondamentali sulla quale si basa la programmazione lineare è quella di divisibilità; le variabili decisionali di un modello di programmazione lineare possono assumere un qualunque valore, inclusi quelli non interi, che soddisfino i vincoli funzionali e quelli di non negatività. Pertanto, i valori di queste variabili non sono limitati ai soli numeri interi, ma si sta assumendo che possono funzionare a livelli frazionari. Tuttavia, in molti problemi pratici, le variabili decisionali in realtà hanno senso solo se assumono valori interi. In questi casi si parla di un problema di Programmazione Lineare Intera (ILP). Infine, se solo alcune delle variabili decisionali assumono valori interi si parla di Programmazione Lineare Intera Mista (MILP). Pertanto, un modello MILP combina variabili di natura diversa. Questo mix di variabili rende il problema più complesso rispetto a un semplice problema di Programmazione Lineare (LP) dove tutte le variabili sono continue o a un problema di Programmazione Intera (IP) dove tutte le variabili sono intere. Per distinguere il caso della programmazione intera da quello misto, ci si riferisce alla prima come programmazione intera pura. In generale, oltre alle variabili continue ed intere, è possibile definire anche le variabili binarie che sono un sottotipo delle variabili intere che possono assumere solo i valori 0 o 1. Queste, nel campo della modellazione, trovano impiego nella descrizione dello stato di un impianto differenziando lo stato di accensione (1) da quello di spegnimento (0). Alla luce di quanto detto, la formulazione

generale di un modello MILP può essere espressa come segue:

$$\begin{aligned} \max/\min \quad & c^T x + d^T y \\ & Ax + By \geq b \\ & x \in \mathbb{R}^n \\ & y \in \mathbb{Z}^m \end{aligned}$$

Dove la funzione obiettivo "max/min $c^T x + d^T y$ " è una combinazione lineare delle variabili continue (x), che possono assumere qualsiasi valore reale, e delle variabili intere (y), che possono assumere solo valori interi. L'obiettivo può essere minimizzare o massimizzare questa funzione. $Ax + By \geq b$ è, invece, un'espressione che rappresenta un insieme di vincoli lineari che devono essere soddisfatti dalle soluzioni ammissibili. A e B sono le matrici di coefficienti, mentre b è un vettore di termini noti. Altri tipi di vincoli possono includere uguaglianze o vincoli di maggiorazione. Nella terminologia tipica della programmazione lineare, e quindi delle sue estensioni, si è soliti definire *soluzione* una qualunque assegnazione di valori alle variabili decisionali (x_1, x_2, \dots, x_n), indipendentemente dal fatto che sia oppure no una buona scelta, permessa o non permessa. I differenti tipi di soluzione sono, poi, identificati da un opportuno aggettivo. In particolare, si definisce:

- Soluzione ammissibile: una soluzione che soddisfa tutti i vincoli;
- Soluzione non ammissibile: una soluzione che viola almeno un vincolo.

L'insieme di tutte le soluzioni ammissibili è detta *regione ammissibile* ma è possibile che un problema non abbia soluzioni ammissibili. Inoltre, si definisce *soluzione ottima* quella soluzione ammissibile che fornisce il valore più vantaggioso per la funzione obiettivo. La maggior parte dei problemi ammette un'unica soluzione ottima ma è possibile che ne esista più di una in determinati problemi. Volendo esprimere il concetto tramite una definizione matematica, è possibile affermare che una soluzione ammissibile $x^* \in K$ è detta *soluzione ottimale globale* se rispetta la relazione:

$$f(x^*) \leq f(x) \quad \forall x \in K, \tag{2.1}$$

e il corrispondente valore $f^* = f(x^*)$ viene denominato valore ottimo globale. In aggiunta, dato un numero $\delta > 0$, i vettori $x^L \in K$ per cui vale la relazione:

$$f(x^L) \leq f(x) \quad \forall x \in K : \|x - x^L\| < \delta \tag{2.2}$$

vengono detti *soluzioni ottimali locali* [40]. In figura ?? vengono illustrate le definizioni di minimo locale e minimo globale per una generica funzione ad una sola variabile.

Infine, se un problema non ha soluzioni ottime, ossia se non esistono soluzioni ammissibili oppure i vincoli impediscono al valore della funzione obiettivo di crescere indefinitamente nella direzione vantaggiosa, si dice che il problema è caratterizzato da una *funzione obiettivo illimitata*. Concentrandosi sui problemi di Programmazione Lineare Intera, la strategia più tradizionale e famosa impiegata per la loro risoluzione è la tecnica *Branch-and-Bound*,

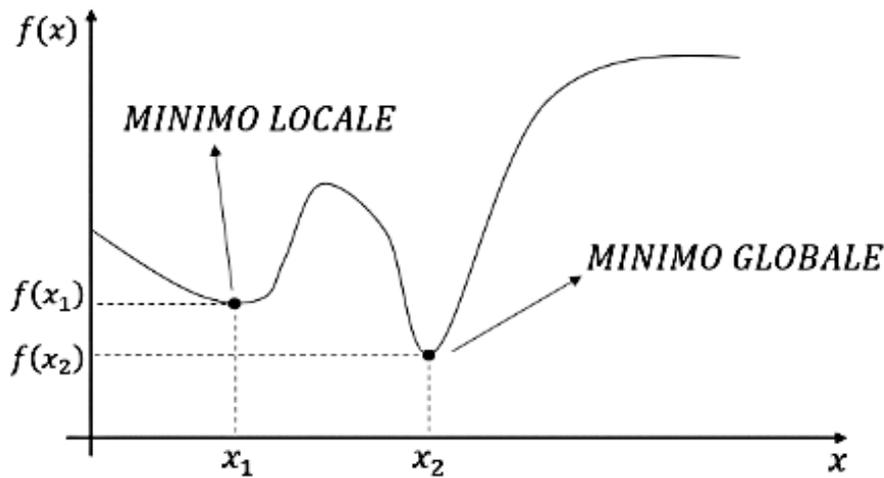


Figura 2.4: Esempio di minimo locale e minimo globale

assieme alle idee per enumerare implicitamente le soluzioni ammissibili intere. In generale, un problema PLI ha soltanto un numero finito di soluzioni ammissibili che, tuttavia, può essere molto grande. Per questo è fondamentale strutturare una procedura di enumerazione che permetta di esaminare solo una piccola frazione delle soluzioni ammissibili. La tecnica *Branch-and-Bound* ha questo obiettivo e si basa sul concetto di *divide and conquer* (dividi e conquista). Il problema viene infatti diviso (*branching*) in problemi più piccoli partizionando l'intero insieme di soluzioni ammissibili in sottoinsiemi sempre più piccoli. La fase di suddivisione può essere schematizzata attraverso un albero, detto albero delle soluzioni (o albero di enumerazione), il cui nodo di partenza corrisponde con il problema iniziale composto da tutte le soluzioni ammissibili mentre i rami conducono ai diversi sottoproblemi determinati. La variabile utilizzata per effettuare la divisione prende il nome di variabile di *branching*. Successivamente si determina il limite superiore (*bounding*) per la soluzione del problema nel sottoinsieme e si scarta (*fathoming*) il sottoinsieme se questo limite indica che il sottoinsieme non può contenere una soluzione ottima per il problema originale. Si propone di seguito una descrizione dettagliata dell'algoritmo B&B applicato per problemi MILP:

- **Inizializzazione:** Si pone il valore della funzione obiettivo a $-\infty$ (valore dell'incombenente), si effettua il rilassamento lineare del problema originario ottenendo il nuovo valore di *bound* (fase di *bounding*) e successivamente si applica l'operazione di *fathoming*. Se il problema ammette soluzioni ammissibili e la soluzione non ha valori interi, l'intero problema non è *fathomed* e l'algoritmo continua con la prima iterazione;
- **Branching:** Selezionata una variabile di branching, l'operazione di branching può essere eseguita fissando la variabile di branching a tutti i suoi possibili diversi valori, generando quindi nuovi sottoproblemi. La scelta della variabile di branching può avvenire secondo diverse metodologie [40];

- **Bounding:** Per ciascuno di questi sottoproblemi, si calcola un limite (*bound*) su quanto buona può essere la migliore soluzione ammissibile. Il modo standard per farlo consiste nel risolvere un rilassamento del sottoproblema. Nella maggior parte dei casi, un rilassamento di un problema è ottenuto semplicemente cancellando un insieme dei vincoli che hanno reso il problema difficile da risolvere;
- **Fathoming (o Pruning):** Un sottoproblema può essere tagliato via (*fathomed*) e quindi escluso da ogni ulteriore considerazione, in tre modi possibili. Un sottoproblema è tagliato via ed escluso da successive considerazioni se il suo *bound* è minore o uguale al valore assunto dalla funzione obiettivo per la soluzione incumbente (migliore soluzione ammissibile trovata fin'ora), se il rilassamento lineare non ha soluzioni ammissibili oppure se la soluzione ottima per il suo rilassamento lineare è intera.
- **Test di ottimalità:** L'algoritmo si arresta quando non ci sono più sottoproblemi; la corrente soluzione incumbente è ottima.

Nel corso degli anni, sono stati sviluppati numerosi miglioramenti e varianti dell'algoritmo B&B per affrontare le sue limitazioni, tra cui il *Branch-and-Cut* che combina B&B con tecniche di *cutting plane* per rafforzare il rilassamento lineare. In particolare, quando la soluzione del rilassamento lineare non è intera, invece di procedere immediatamente con il *branching*, si cercano e si aggiungono dei *cutting planes*. I *cutting planes* sono vincoli lineari aggiuntivi che tagliano via porzioni non ammissibili della regione ammissibile del rilassamento lineare, restringendo così lo spazio delle soluzioni senza escludere soluzioni intere ammissibili [40]. Nella figura seguente si riporta una schematizzazione dell'algoritmo B&B applicata ad un esempio.

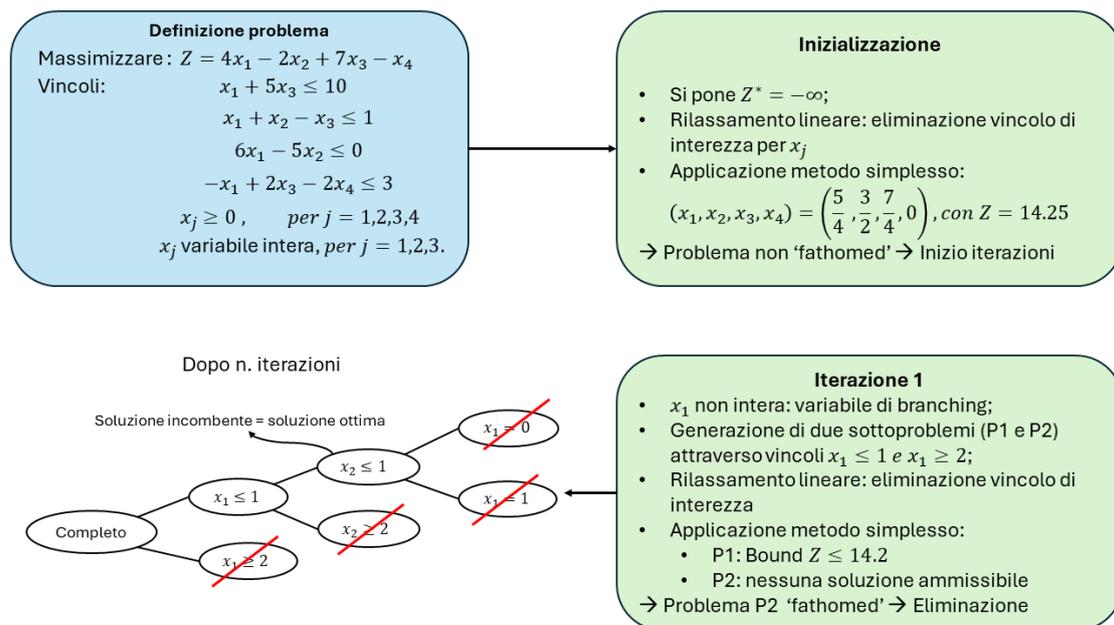


Figura 2.5: Algoritmo Branch-and-Bound - Esempio applicativo

Molto spesso, i modelli MILP sono utilizzati per la formulazione dei problemi di ottimizzazione combinatoria (COPs). L'ottimizzazione combinatoria (CO) è una branca della matematica applicata e consiste nel trovare una o più configurazioni ottimali tra un insieme finito di possibili configurazioni (o soluzioni). L'insieme di tutte le possibili soluzioni note S è chiamato spazio delle soluzioni o spazio di ricerca. I COPs sono generalmente definiti come segue:

$$P = (S, f)$$

Dove si hanno:

- Un set di variabili decisionali X ;
- Una funzione obiettivo da ottimizzare $f(x)$;
- Vincoli imposti sulle variabili decisionali.

In base alla qualità delle soluzioni richieste, esistono due grandi famiglie di algoritmi di ricerca per i COPs: metodi esatti e i metodi approssimati. I metodi esatti mirano a trovare la soluzione o le soluzioni ottimali al problema in questione e a dimostrarne l'ottimalità. Questa classe di metodi comprende gli algoritmi ad albero, comunemente chiamati metodi di tipo branch-and-X, tra cui il branch-and-bound ed il branch-and-cut citati in precedenza [42].

Capitolo 3

Caso studio: ottimizzazione di un sistema energetico reale

3.1 Descrizione dell'impianto reale

Il presente lavoro mira all'ottimizzazione energetica di uno stabilimento industriale esistente. Il fine ultimo è lo sviluppo di un algoritmo di ottimizzazione avanzato che permetta la gestione efficiente dei vettori energetici necessari all'interno dello stabilimento stesso. Il sistema energetico oggetto di analisi è a servizio di un'azienda operante nel settore della produzione industriale di pasta fresca surgelata e prodotti alimentari pronti surgelati. L'impianto è predisposto di una serie di componenti vitali che mirano a renderlo quanto più autosufficiente possibile dal punto di vista dell'approvvigionamento di energia elettrica ed energia termica. In particolare, considerando una superficie di controllo coincidente con i confini fisici dello stabilimento, il sistema energetico si compone come segue:

- Interconnessione con la rete elettrica nazionale: l'impianto è connesso alla rete elettrica nazionale, la quale costituisce una delle fonti di approvvigionamento di energia elettrica necessaria al funzionamento del complesso sistema;
- Utenze: data la varietà di attività eseguite e la sua dimensione, lo stabilimento presenta una serie di utenze che richiedono quantità di energia considerevoli;
- Parco Fotovoltaico: per incrementare l'indipendenza energetica e migliorare la flessibilità del sistema, l'azienda ha integrato, nel tempo, un sistema fotovoltaico di dimensioni considerevoli. Questo parco solare utilizza l'energia del sole per supportare le operazioni interne, offrendo un'opportunità significativa per ottimizzare il bilancio energetico complessivo dell'azienda;
- Impianti di cogenerazione (CHP - Combined Heat and Power): l'impianto, per via del contemporaneo fabbisogno di energia elettrica ed energia termica, è dotato di due centrali di cogenerazione principali che assicurano la produzione dei diversi vettori

energetici necessari, assicurando autonomia energetica da un lato e riduzione dei costi operativi dall'altro. In particolare, si ha un motore a combustione interna alimentato a gas naturale, da 4.3 MW elettrici, in grado di produrre energia elettrica ed energia termica sotto forma di acqua calda e vapore e un gruppo di tre microturbine a gas che, invece, assicurano la produzione di energia elettrica con contestuale recupero di energia termica sotto forma di vapore. Le tre microturbine sono collegate ad un post-combustore il quale, se acceso, permette di massimizzare la produzione di energia termica;

- Centrale termica: oltre alle tecnologie appena citate, è presente una centrale termica costituita da quattro caldaie a gas utilizzate per la produzione di vapore utile alla copertura del fabbisogno nei momenti in cui gli impianti cogenerativi non risultassero sufficienti.

Lo stabilimento, data la sua destinazione d'uso, presenta, spesso contemporaneamente, la necessità di dover sfruttare energia sotto diverse forme. In particolare, oltre al fabbisogno di energia elettrica, è necessaria energia termica sotto forma di vapore ed energia termica sotto forma di acqua calda, oltre ad una quota abbondantemente ampia di energia frigorifera. Quest'ultima può essere prodotta mediante un assorbitore, che sfrutta un cascame termico sotto forma di acqua calda come energia primaria, o attraverso una serie di gruppi frigo, o *chiller*, che quindi graveranno sul fabbisogno di energia elettrica. L'assorbitore, pertanto, permette una riduzione del fabbisogno di energia elettrica nei momenti in cui è in funzione grazie alla copertura del fabbisogno frigorifero. Uno schema di impianto complessivo degli elementi citati e dei vettori energetici scambiati all'intero dello stabilimento è riportato di seguito. La parte di impianto che comprende i *chiller* non è oggetto del

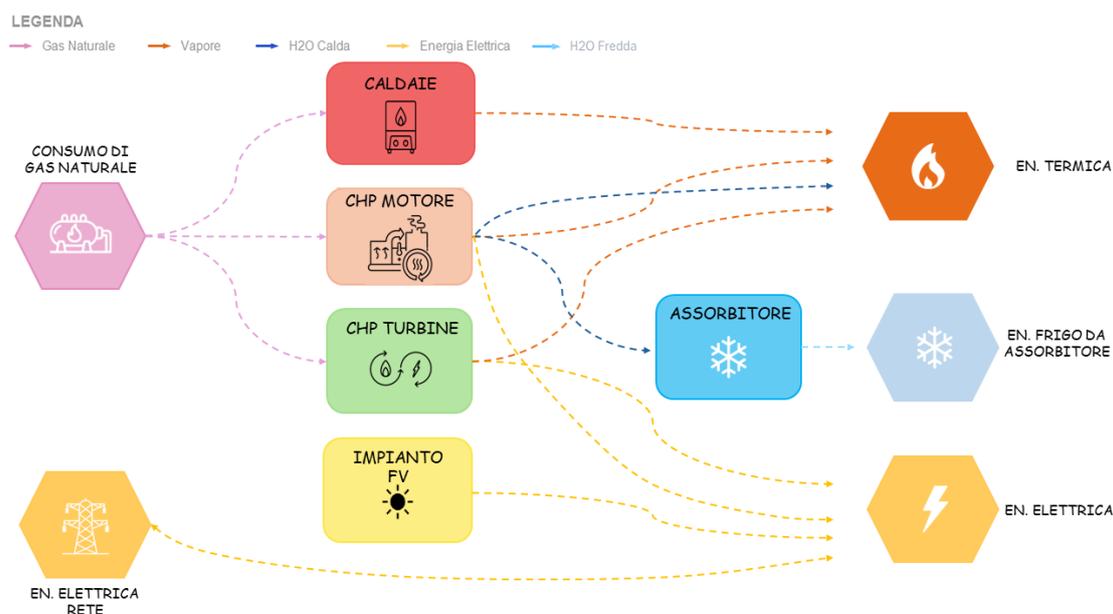


Figura 3.1: Schema di impianto completo - distribuzione dei vettori energetici

presente lavoro di tesi ma il loro consumo è inglobato all'interno del fabbisogno elettrico. Pertanto, non sono stati rappresentati né saranno modellati all'interno del modello del sistema energetico ma si tiene conto del fabbisogno frigorifero in maniera indiretta. Infatti, come mostrato nel paragrafo ??, se l'assorbitore è il funzione la quota di fabbisogno elettrico orario fornita in input al modello viene diminuita di un valore pari all'energia elettrica che si sarebbe dovuta utilizzare per produrre la stessa quantità di energia frigorifera con i *chiller*. Le frecce del diagramma in ?? rappresentano i flussi di energia associati ad ogni elemento del sistema in esame. Il parco fotovoltaico, da 3.4 MW, immette energia nel sistema; questa può avere due impieghi:

- Autoconsumata per coprire il fabbisogno dello stabilimento;
- Vendita tramite immissione in rete con conseguente ritorno economico.

In linea teorica la strada dell'autoconsumo è da preferire sia per via del maggior costo di acquisto dell'energia elettrica rispetto al prezzo di vendita sia per limitare il consumo di gas naturale degli impianti cogenerativi che risulta avere un impatto ambientale non trascurabile. In accordo con quanto appena detto, la rete elettrica partecipa al S.D.C. permettendo il transito di un flusso bidirezionale che sarà verso lo stabilimento se si necessita di coprire parte del fabbisogno o verso la rete stessa se la produzione del S.D.C supera la richiesta dello stabilimento. In merito alle tre microturbine va fatta una precisazione che permetterà in seguito di comprendere la logica degli algoritmi sviluppati. I dati a disposizione forniti dalla Committenza sono relativi ai fabbisogni termici complessivi dello stabilimento e, a questi, si aggiunge la conoscenza del valore di potenza elettrica di progetto di ciascuna microturbina pari a 200 kW_{el}. Tale valore è da intendersi come la massima potenza elettrica producibile da ciascuna microturbina se esercita al 100% del carico. Per quanto riguarda le prestazioni lato termico, la Committenza ha fornito solo l'informazione che, se tutte e tre le turbine sono accese, la massima potenza termica recuperabile, data dalla somma di quelle recuperate dalle singole turbine, è di 450 kW_{th}. Inoltre, è presente un post-combustore, unico per tutte le turbine, che può essere tenuto spento o, nel caso il fabbisogno di energia termica sotto forma di vapore aumentasse, acceso. Dalle informazioni pervenute dagli attuali gestori dell'impianto, l'accensione di questo determina la possibilità di recuperare fino a 1700 kW_{th}. Tuttavia, sempre considerando le tre microturbine accese contemporaneamente, se il post-combustore viene acceso allora il valore minimo di energia termica recuperata è di 600 kW_{th}. Questo, di conseguenza, porta facilmente ad intuire che l'accensione del post-combustore genera uno 'scalino' nella potenza termica recuperabile che va da 450 a 600 kW_{th}. I dettagli su come viene gestita tale caratteristica nel modello energetico del sistema sono riportati nel paragrafo ?. La descrizione appena riportata evidenzia, pertanto, come l'impianto in analisi si qualifichi come un Sistema di Distribuzione Chiuso (S.D.C.) grazie alla presenza integrata di cogeneratori e un parco fotovoltaico. La combinazione di queste tecnologie permette all'impianto di soddisfare, in modo autonomo e sostenibile, la maggior parte delle esigenze energetiche dell'area servita, configurandolo così come un sistema che ottimizza risorse, costi e impatto ambientale.

3.2 Analisi dei fabbisogni elettrici e termici

Grazie ad una rete di misuratori dislocati in punti strategici del sistema, si hanno a disposizione i dati di monitoraggio relativi ad un anno, in particolare il periodo che intercorre tra Aprile 2023 ed Aprile 2024. I dati a disposizione forniscono una serie di informazioni utili ad individuare i fabbisogni di energia dello stabilimento. Oltre a questo, gli stessi dati sono stati utilizzati per determinare altre grandezze, quali rendimenti elettrici e termici, degli impianti durante il loro effettivo utilizzo. Questa operazione è necessaria, in fase preliminare, per avere un riferimento sul quale sviluppare il modello energetico. I dati di monitoraggio sono resi disponibili attraverso un file *Excel* che, con *timestep* orario, riporta la misura delle varie grandezze caratteristiche dell'impianto. Il primo passo è stato quindi utilizzare queste misure per determinare i fabbisogni di energia elettrica e termica. Anche in questo caso, si precisa che la determinazione dei fabbisogni relativi a questo periodo si è resa necessaria per avere dati in input da fornire ai modelli di ottimizzazione e misurarne le performance. In generale, questi input, insieme ai valori di produzione del parco fotovoltaico, potrebbero derivare anche da algoritmi previsionali posti a monte del processo di ottimizzazione.

Fabbisogno Elettrico Per ciò che riguarda la determinazione del fabbisogno di energia elettrica si hanno a disposizione i seguenti dati:

- EE_{CHP} [kWh]: Energia elettrica prodotta dal motore CHP nell'ora in esame;
- EE_{TURB} [kWh]: Energia elettrica prodotta dalle tre microturbine nell'ora in esame;
- EE_{FV} [kWh]: Energia elettrica prodotta dal parco fotovoltaico nell'ora in esame;
- EE_{grid} [kWh]: Energia elettrica acquistata da rete nell'ora in esame;
- EE_{IMM} [kWh]: Energia elettrica immessa in rete per *surplus* nell'ora in esame.

Pertanto, la quota di fabbisogno di energia elettrica espressa in [kWh], ora per ora, è stata calcolata come segue:

$$Fabb_{EE} = (EE_{CHP} + EE_{turb} + EE_{FV} + EE_{grid}) - EE_{IMM} \quad (3.1)$$

Il calcolo del fabbisogno di energia elettrica ha richiesto, tuttavia, una manipolazione della quota di energia elettrica prodotta da fotovoltaico misurata. Infatti, la produzione di energia elettrica prodotta dal fotovoltaico si riferisce ad una potenza nominale dello stesso di 1.156 MW. Tuttavia, lo stabilimento ha in programma un ampliamento del parco fotovoltaico che lo porterà ad avere una potenza nominale di 3.4 MW. Volendo sviluppare un modello che tenesse già conto di questo ampliamento, i valori di energia elettrica prodotta da fotovoltaico, EE_{FV} , sono stati scalati proporzionalmente rispetto al rapporto tra la nuova potenza e la vecchia potenza disponibile avendo però cura di mantenere il valore di fabbisogno di energia elettrica costante. Di conseguenza, a risentire

del cambiamento sono state le quote di energia elettrica immessa, EE_{IMM} , ed energia elettrica acquistata, EE_{grid} . Si riporta di seguito (Figura ??) l'andamento del fabbisogno elettrico dello stabilimento per l'intero periodo di analisi.

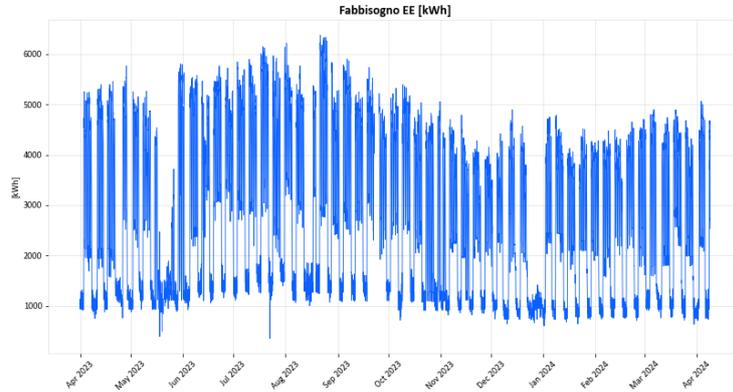


Figura 3.2: Fabbisogno di energia elettrica [kWh]

I mesi estivi risultano essere quelli più gravosi dal punto di vista della domanda energetica, probabilmente in relazione al maggiore impiego degli impianti di climatizzazione dello stabilimento. Il valore di *baseload* notturno si aggira intorno ad 1 MWh con un leggero incremento durante i mesi estivi, comportamento che può essere spiegato sapendo che l'impianto necessita continuamente di energia frigorifera per il mantenimento dei prodotti surgelati e ricordando che l'efficienza dei gruppi frigo diminuisce se la temperatura esterna aumenta. In generale, è poi possibile notare i periodi afferenti alle festività in cui il fabbisogno è nettamente inferiore alla media. Interessante può essere, inoltre, analizzare l'andamento del fabbisogno elettrico per giorni caratteristici così da valutarne il comportamento orario. Partendo da un giorno feriale invernale, il 27/11/2023, l'andamento del fabbisogno elettrico è riportato in ??:

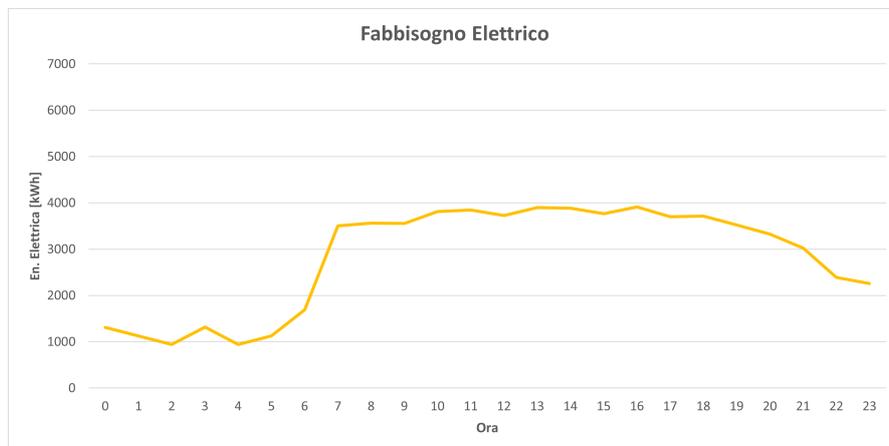


Figura 3.3: Fabbisogno EE per il giorno lunedì 27/11/23

In corrispondenza delle ore 7:00 si ha un forte incremento di richiesta riconducibile all'inizio delle attività lavorative. Per il resto delle ore giornaliere il fabbisogno resta circa costante, salvo poi diminuire nelle ore finali della giornata. Si nota, inoltre, un fabbisogno di *baseload* notturno di circa 1 MWh. Tuttavia, essendo questo giorno un lunedì, tale valore potrebbe fornire una sottostima dal momento che si tratta di ore notturne successive a due giorni festivi. L'analisi del fabbisogno elettrico per una intera settimana, proposto successivamente, permetterà di validare o meno tale ipotesi. Passando ad analizzare un giorno festivo invernale, la domenica del 28/01/2024, si ottiene l'andamento proposto in figura ??.

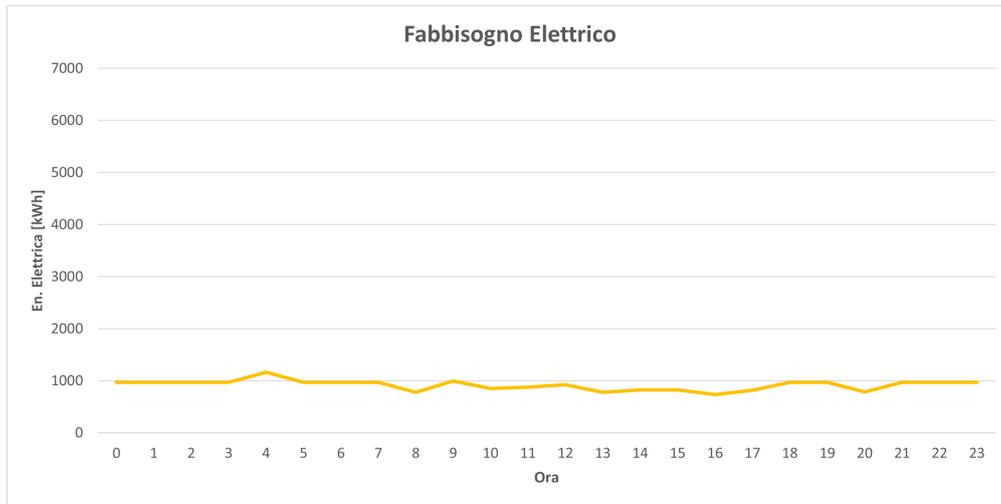


Figura 3.4: Fabbisogno EE per la domenica del 28/01/2024

L'andamento proposto per il giorno festivo invernale lascia intendere che la *baseload* notturna di 1 MWh sia relativa ai giorni festivi. Inoltre, data la destinazione d'uso dello stabilimento, è ipotizzabile che tale consumo sia quello relativo ai *chiller* che lavorano continuamente per mantenere la produzione in uno stato ottimale. Marginale al consumo di questi si avranno, inoltre, i consumi degli ausiliari. Si può notare, infine, come durante le ore del giorno il fabbisogno diminuisca leggermente. Questo può essere spiegato dallo spegnimento dell'illuminazione notturna. In generale, è comunque possibile notare un andamento piuttosto costante ed uniforme tipico di questa tipologia di giorni. Nelle figure proposte di seguito si procede riportando gli andamenti del fabbisogno di energia elettrica per i giorni di riferimento estivi, rispettivamente feriale e festivo. Osservando gli andamenti dei fabbisogni di energia elettrica è possibile affermare che la forma del profilo di richiesta, rispettivamente per giorni feriali e festivi, rimane pressoché invariata rispetto al caso dei giorni invernali. Infatti, per il giorno lavorativo, si ha un maggior consumo nelle ore centrali della giornata a partire dalle ore 7:00, mentre per il giorno festivo l'andamento è circa costante durante la giornata. Per quello che riguarda il valore di *baseload* notturno, si nota come prendendo un martedì questo aumenta rispetto al giorno invernale considerato (un lunedì). In questo caso, infatti, il valore si aggira intorno ai 3 MWh. Viceversa, la *baseload* notturna dei giorni festivi varia poco e vede, come plausibili, un leggero

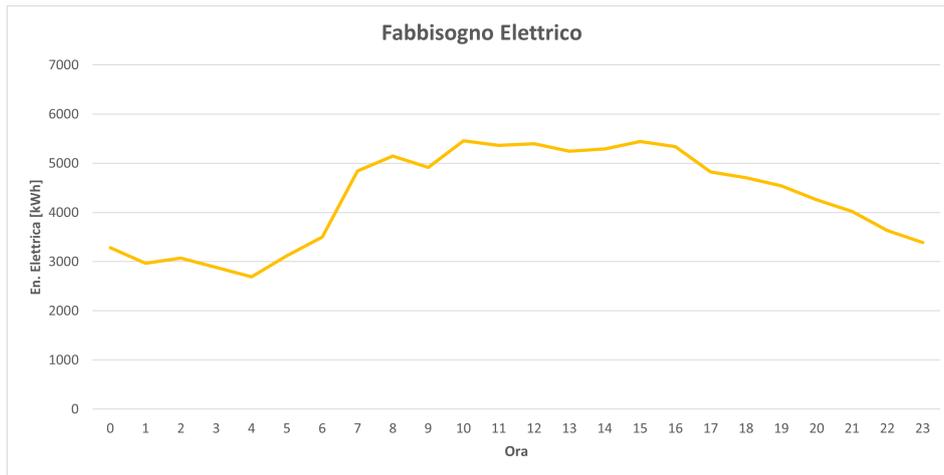


Figura 3.5: Fabbisogno EE per giorno martedì 20/06/23

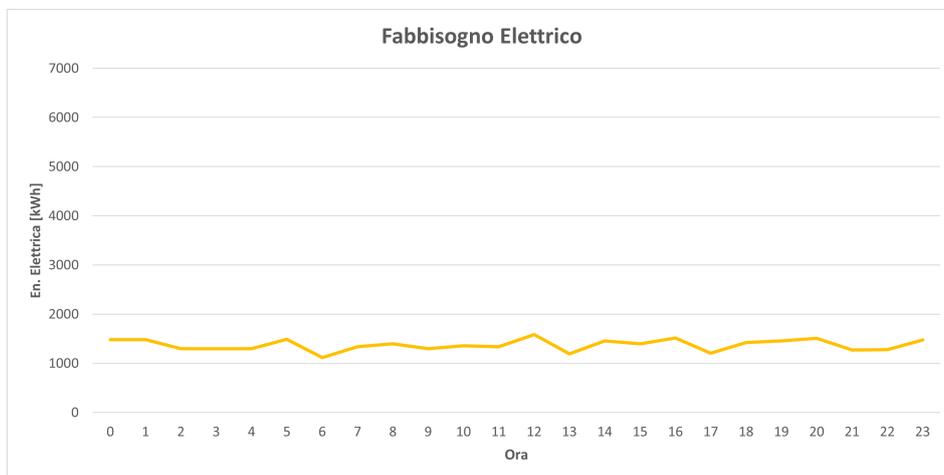


Figura 3.6: Fabbisogno EE per la domenica 23/07/23

incremento nel caso di giorni estivi.

Infine, si passa ad analizzare le due settimane di riferimento. Il grafico in figura ?? mostra come l'andamento del fabbisogno di energia elettrica segua, nei giorni feriali, il tipico andamento con consumi maggiori nelle ore centrali. Il valore di *baseload* notturno, come anticipato, è diverso tra giorni feriali e festivi. Infatti, nei giorni festivi si aggira intorno ad 1 MWh, mentre nei giorni feriali è circa 2,1 MWh. Questo comportamento trova spiegazione dal momento che la produzione all'interno dello stabilimento è gestita su tre turni con una diminuzione in termine di volumi produttivi durante le ore notturne. In figura ??, l'andamento del fabbisogno elettrico nella settimana di riferimento estiva evidenzia come durante questo periodo il *baseload* notturno dei giorni feriali aumenti notevolmente portandosi a valori di circa 3 MWh. Presente, ma in maniera meno marcata, è anche l'aumento di questo valore nei giorni festivi.

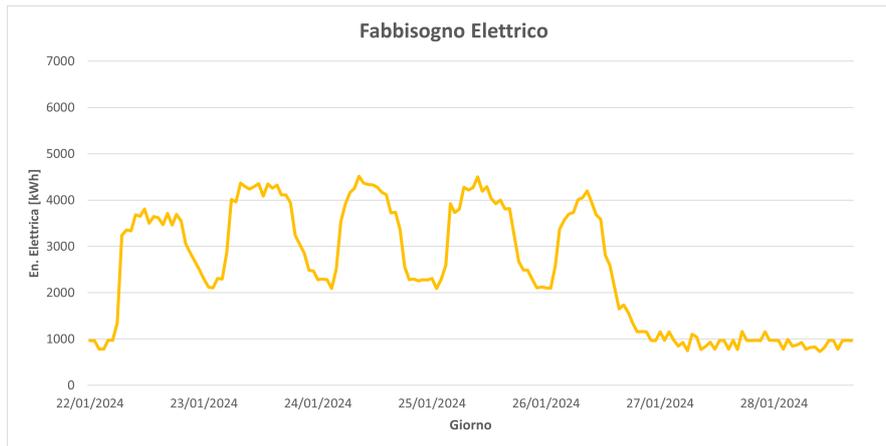


Figura 3.7: Fabbisogno EE per la settimana 22/01/2024 - 28/01/2024

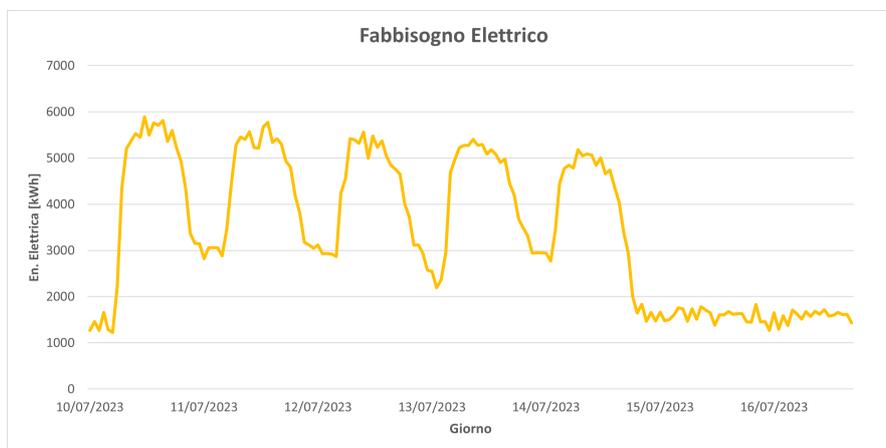


Figura 3.8: Fabbisogno EE per la settimana 10/07/2023 - 16/07/2023

Fabbisogno Termico Per soddisfare il fabbisogno termico dell'impianto, invece, sono necessari vettori energetici specifici, ossia vapore ed acqua calda. Questi vettori sono essenziali per supportare le diverse attività dell'impianto come i processi industriali, il funzionamento di sistemi di riscaldamento e l'approvvigionamento di acqua calda per usi vari. Per come è strutturato l'impianto, come descritto nel paragrafo ??, le microturbine e le caldaie sono in grado di produrre uno solo dei due vettori energetici, ossia vapore, mentre il motore in assetto cogenerativo, grazie alla presenza di più circuiti di recupero, è in grado di produrre sia energia termica sotto forma di vapore che sotto forma di acqua calda. Partendo dalla determinazione del fabbisogno di energia termica sotto forma di vapore, i dati a disposizione sono i seguenti:

- $E_{th,vap,CHP}$ [kWh]: Energia termica recuperata dal CHP sotto forma di vapore nell'ora in esame;
- $E_{th,vap,TURB}$ [kWh]: Energia termica recuperata dalle tre microturbine sotto forma di vapore nell'ora in esame;

- $E_{th,vap,C1}$ [kWh]: Energia termica prodotta dalla caldaia 1 sotto forma di vapore nell'ora in esame;
- $E_{th,vap,C2}$ [kWh]: Energia termica prodotta dalla caldaia 2 sotto forma di vapore nell'ora in esame;
- $E_{th,vap,C3}$ [kWh]: Energia termica prodotta dalla caldaia 3 sotto forma di vapore nell'ora in esame;
- $E_{th,vap,C4}$ [kWh]: Energia termica prodotta dalla caldaia 4 sotto forma di vapore nell'ora in esame;

Di conseguenza, il fabbisogno di energia termica sotto forma di vapore, espresso in [kWh], è stato calcolato come segue:

$$Fabb_{E_{th,vap}} = (E_{th,vap,CHP} + E_{th,vap,turb} + E_{th,vap,C1} + E_{th,vap,C2} + E_{th,vap,C3} + E_{th,vap,C4}) \quad (3.2)$$

Si riporta di seguito (Figura ??) l'andamento del fabbisogno termico di vapore dello stabilimento per il periodo di analisi. Come è possibile osservare, il valore di *baseload* si

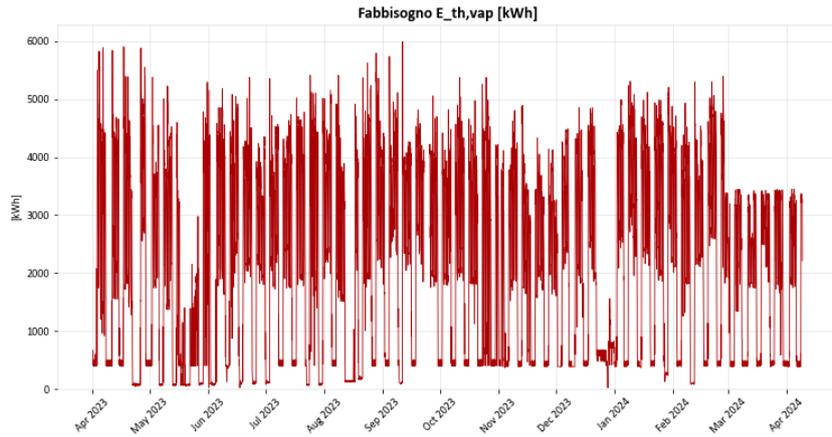


Figura 3.9: Fabbisogno di energia termica sotto forma di vapore

aggira intorno ai 450 kWh lasciando intendere che, anche nei momenti di non occupazione, si abbia necessità di questo vettore energetico per fini di produzione. La cosa interessante, che supporta la scelta di utilizzare impianti cogenerativi, è che il fabbisogno elettrico e termico (sotto forma di vapore) sono in fase e hanno periodicità settimanale.

Passando ad analizzare il fabbisogno di energia termica sotto forma di acqua calda, espresso anch'esso in [kWh], si hanno a disposizione i seguenti dati:

- $E_{th,AC,CHP}$ [kWh]: Energia termica recuperata dal CHP sotto forma di acqua calda nell'ora in esame.
- $E_{th,CHP \rightarrow ASS}$ [kWh]: Energia termica sotto forma di acqua calda inviata dal CHP all'assorbitore nell'ora in esame.

Dal momento che la quota di energia termica sotto forma di acqua calda viene inviata all'assorbitore solo nel momento in cui questa rappresenti un *surplus* rispetto al fabbisogno, il valore del fabbisogno, in [kWh], è calcolato come segue:

$$Fabb_{E_{th,ac}} = (E_{th,ac,CHP} - E_{th,CHP \rightarrow ASS}) \quad (3.3)$$

L'andamento di questo, nel periodo in analisi, è riportato nell'immagine seguente.

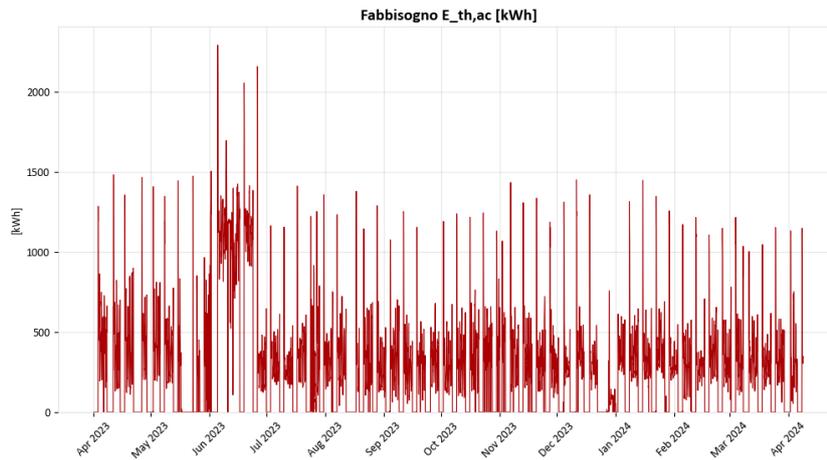


Figura 3.10: Fabbisogno di energia termica sotto forma di acqua calda

Come fatto per il fabbisogno elettrico, si riportano di seguito gli andamenti dei fabbisogni termici per dei giorni tipologici e per due settimane di riferimento.

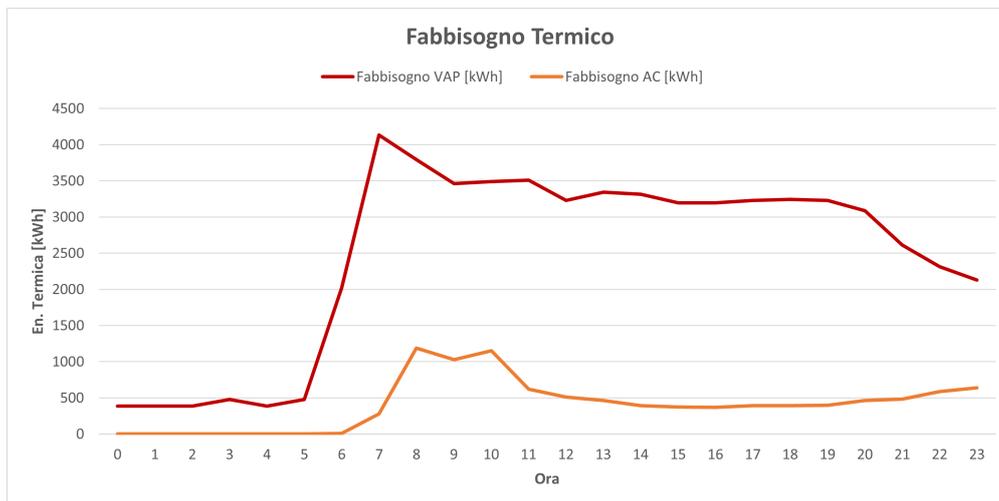


Figura 3.11: Fabbisogno En.Termica per il giorno 27/11/23, lunedì

Come in precedenza, essendo il 27/11/2023 un lunedì, i valori di *baseload* notturni sono influenzati dai due giorni festivi precedenti. Tuttavia, si nota come le richieste di energia termica sotto forma di vapore ed acqua calda abbiano un picco in corrispondenza delle ore

7:00, orario di inizio produzione presumibilmente, e poi restano costanti nel corso della giornata. Passando ad un giorno festivo invernale, la domenica del 28/01/2024, si ottiene:

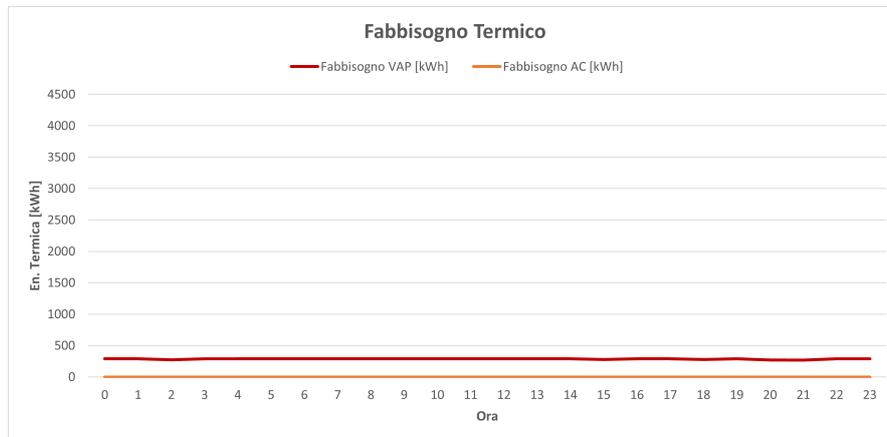


Figura 3.12: Fabbisogno En.Termica per il giorno 28/01/2024, domenica

Il grafico mostra come nei giorni festivi non si abbia richiesta di energia termica sotto forma di acqua calda. Il fabbisogno di energia termica sotto forma di vapore, invece, è pressoché costante con un valore di circa 290 kWh. In figura ??, invece, si riporta l'andamento per la giornata feriale estiva del 20/06/2023, un martedì:

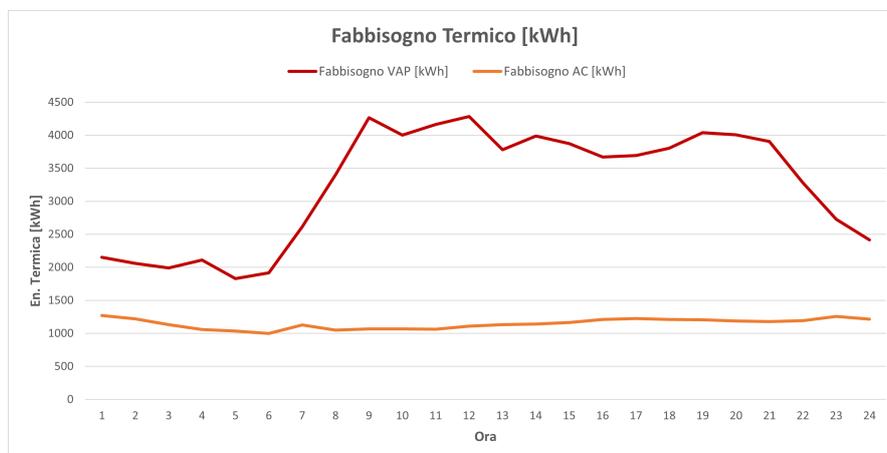


Figura 3.13: Fabbisogno En. Termica per il giorno 20/06/2023, martedì

Si nota un fabbisogno di energia termica sotto forma di acqua calda costante nella giornata intorno al valore di 1 MWh così come accadeva nei giorni feriali invernali. Anche il fabbisogno di energia termica sotto forma di vapore ha un andamento piuttosto simile sia in termini di forma che di magnitudo. Questo lascia intendere che l'energia termica richiesta sia utilizzata per il processo produttivo e non è influenzata dalla stagione. Per il giorno del 23/07/2023, una domenica estiva, il fabbisogno di energia termica sotto forma di acqua calda risulta essere ancora nullo nelle 24 ore, mentre quello sotto forma di vapore ha un valore costante pari a 100 kWh. Infine, nelle due figure seguenti si riportano gli andamenti

per le due settimane caratteristiche. Osservando gli andamenti per le due settimane è

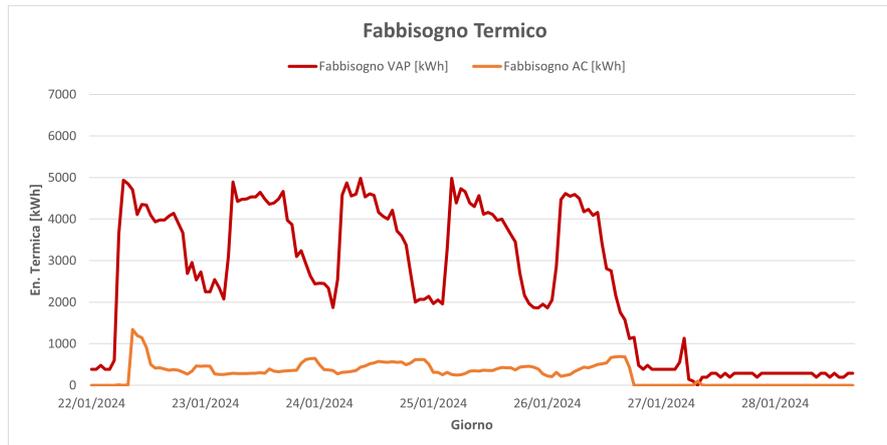


Figura 3.14: Fabbisogno En.Termica per la settimana 22/01/2024 - 28/01/2024

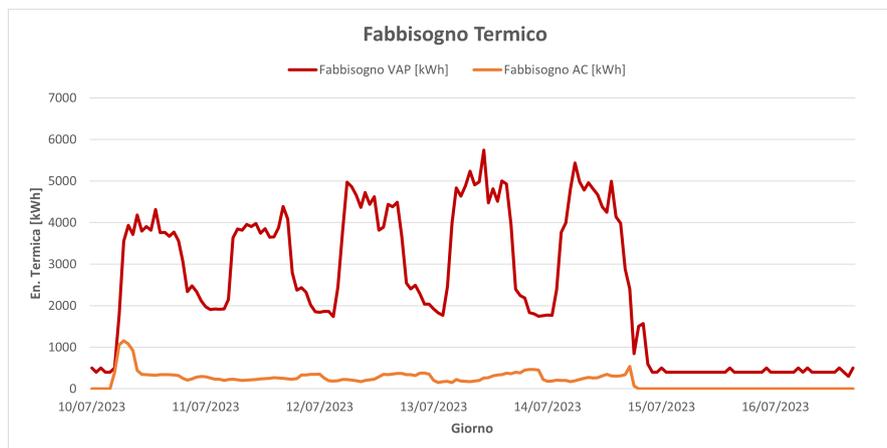


Figura 3.15: Fabbisogno En.Termica per la settimana 10/07/2023 - 16/07/2023

possibile notare che il fabbisogno di vapore presenta un andamento ricorrente per ciascun giorno della settimana lavorativa per poi diminuire nel fine settimana. Il valore di picco, a prescindere dalla stagione considerata che non risulta essere particolarmente influente, si aggira intorno al valore di 5 MWh e si verifica nella settimana estiva. L'andamento del fabbisogno di energia termica sotto forma di acqua calda, invece, risulta essere molto più costante nella stagione estiva dove, evidentemente, è utilizzata come energia primaria per il funzionamento degli assorbitori.

Infine, una trattazione a parte va fatta per quanto riguarda il fabbisogno di energia frigorifera. Lo stabilimento, per la produzione di energia frigo, è dotato di un gruppo di *chiller* e, oltre a questi, di un assorbitore. L'assorbitore utilizza come energia primaria per il funzionamento l'acqua calda in esubero recuperata dal motore CHP. In particolare, la gestione della produzione di acqua refrigerata è la seguente; se l'energia termica recuperata sotto forma di acqua calda dal CHP è maggiore del fabbisogno in una determinata ora, la

quota in eccesso è inviata all'assorbitore per la produzione di una parte dell'energia frigorifera. La quota restante viene, invece, prodotta dai gruppi *chiller* che, tuttavia, saranno sempre in funzione. Infatti, la taglia dell'assorbitore non garantisce il soddisfacimento del fabbisogno più gravoso. In questa ottica, il fabbisogno di energia frigorifera non è stato considerato un driver dell'ottimizzazione poiché la produzione tramite l'assorbitore è rimandata al funzionamento del motore CHP mentre la produzione tramite gruppi frigo è già annoverata nella voce di energia elettrica acquistata da rete. Dai dati di monitoraggio sono note:

- $E_{th,CHP \rightarrow ASS}$ [kWh]: Energia termica sotto forma di acqua calda inviata dal CHP all'assorbitore nell'ora in esame;
- E_{frigo} [kWh]: Energia frigorifera sotto forma di acqua fredda in uscita dall'assorbitore nell'ora in esame.

Attraverso queste due grandezze è stato possibile determinare l'efficienza media dell'assorbitore, necessaria poi per il modello energetico del sistema, che risulta essere pari a 0.7. Il valore di fabbisogno di energia frigorifera verrà, pertanto, utilizzato per confrontarlo con quello che si produrrebbe se una determinata quota di energia termica sotto forma di acqua calda fosse inviata dal CHP all'assorbitore e di conseguenza si calcolerà la quota di energia elettrica che, invece, deve essere acquistata da rete per il funzionamento dei *chiller*.

3.3 Approccio metodologico adottato per l'analisi

In questo paragrafo viene presentato l'approccio con il quale è stato affrontato lo sviluppo del sistema di ottimizzazione e controllo finalizzato alla gestione degli impianti e dei loro consumi energetici nello stabilimento in esame. L'analisi svolta ha visto la successione dei seguenti step:

- Modellazione del sistema energetico mediante un algoritmo iterativo in grado di descrivere la fisica dell'impianto;
- Applicazione di un modello di ottimizzazione caratterizzato da una logica di funzionamento di tipo deterministica;
- Introduzione di uno dei vincoli di gestione dell'impianto e applicazione dello stesso algoritmo deterministico;
- Modellazione di un algoritmo avanzato di ottimizzazione lineare MILP che tenga in considerazione tutti i vincoli di gestione presenti.

Tale scelta mira a separare in sotto problemi più semplici l'intero problema, in modo tale da poter osservare ed analizzare più chiaramente il comportamento finale dell'algoritmo più dettagliato in relazione ad obiettivi diversi. La modellazione del sistema energetico,

invece, risulta fondamentale per la successiva applicazione di ciascuno dei tre modelli di ottimizzazione. Si procederà confrontando i risultati grafici e numerici relativi alle azioni di controllo proposte sul sistema in caso di:

- Controllo ottimizzato con logica deterministica (Modello 1);
- Controllo ottimizzato con logica deterministica dopo l'introduzione di un vincolo (Modello 2);
- Controllo ottimizzato avanzato mediante algoritmo MILP che assicura il rispetto di tutti i vincoli.

Le logiche appena citate saranno discusse nel capitolo ?? dedicato. Per comprendere l'efficacia di tali algoritmi bisogna, invece, inquadrare il loro campo di utilizzo e la modalità con la quale sono pensati per essere utilizzati. Allo stato attuale, lo stabilimento non è provvisto di un sistema di regolazione e gestione ottimizzata dei suoi impianti e, pertanto, questa avviene in maniera "manuale" seguendo delle pratiche derivanti dalla conoscenza dell'impianto da parte dei gestori. Il lavoro commissionato all'azienda sede del presente lavoro di tesi prevede, come anticipato in precedenza, lo sviluppo di un modello di ottimizzazione che fornisca una *schedule* oraria su base giornaliera di gestione dei diversi asset tecnologici presenti nell'impianto. Tuttavia, si precisa che l'applicazione di tali algoritmi si pone, in un processo logico, in successione alla determinazione dei fabbisogni energetici e della produzione da fotovoltaico provenienti da modelli previsionali basati su dati meteorologici e di processo. Inoltre, il loro utilizzo è subordinato all'utilizzo del modello energetico del sistema. Nella figura seguente si riporta un *workflow* che sintetizza l'approccio utilizzato. In particolare, a partire dai dati di fabbisogno energetico di stabilimento e

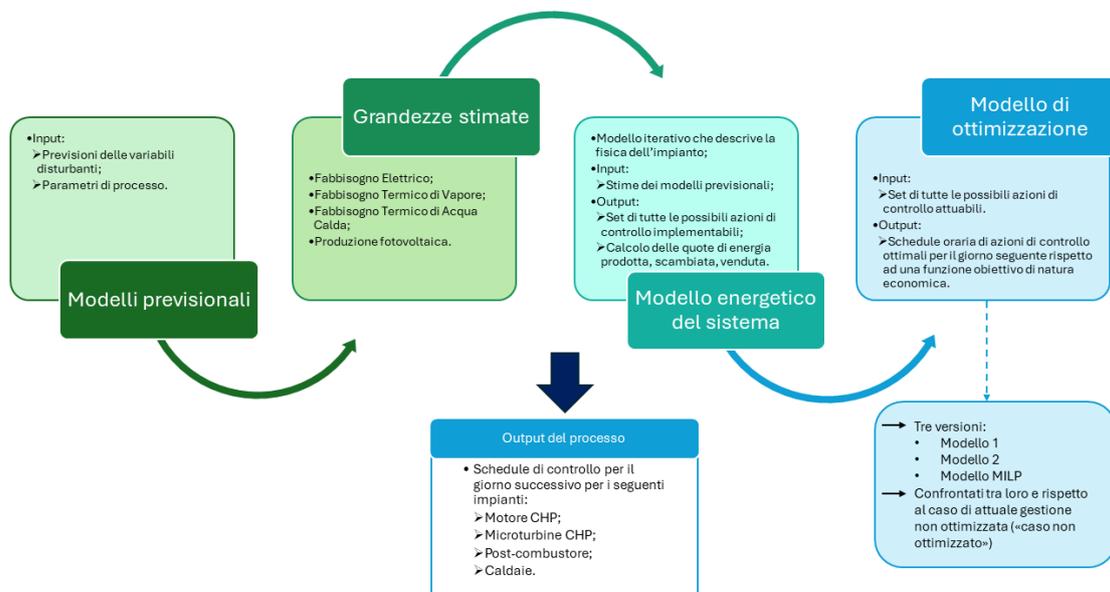


Figura 3.16: Approccio metodologico adottato - schema di flusso

di produzione fotovoltaica predetti da un algoritmo di previsione per il giorno in esame, il modello ottimizzato dovrà restituire, per ogni ora del giorno, la migliore configurazione dei diversi impianti massimizzando una funzione obiettivo di tipo economico. Il modello previsionale, che come detto si pone temporalmente prima del modello di ottimizzazione, non è parte del lavoro di tesi ma, per come sono stati definiti il modello energetico ed i modelli di ottimizzazione, sarà perfettamente integrabile.

I modelli implementati saranno quindi valutati sulla base dei risultati ottenuti in simulazioni su intervalli temporali giornalieri. Verranno quindi considerate diverse giornate dell'anno significative di cui si dispongono i dati reali in modo tale da simulare l'effetto delle azioni di controllo elaborate dagli algoritmi studiati. Il parametro fondamentale di confronto tra i vari modelli e dei modelli di ottimizzazione con il caso non ottimizzato sarà il MOL (Margine Operativo Lordo) giornaliero, calcolato come:

$$MOL = \sum_{i=0}^{23} MOL_i \quad (3.4)$$

Dove MOL_i rappresenta il valore del MOL nella singola ora generato dalla configurazione scelta. Il MOL rappresenta, pertanto, la funzione obiettivo da massimizzare nelle 24 ore giornaliere. Il calcolo del MOL è effettuato secondo la seguente formula:

$$\begin{aligned} MOL = & c_{EE,imm} \cdot EE_{imm} + c_{EE,acq} \cdot (EE_{prod,cog} - EE_{imm}) + c_{EE,acq} \cdot EE_{FV} \\ & + c_{EE,acq} \cdot \frac{E_{th,frigo}}{COP_{chiller}} + c_{GN} \cdot \frac{E_{th,cog\ used}}{\eta_{cald} \cdot PCI} - c_{GN} \cdot V_{GN} \\ & - \sum c_{O\&M} \cdot h_{funz} - c_{EE,acq} \cdot EE_{acq} \end{aligned} \quad (3.5)$$

In cui è possibile identificare i seguenti termini:

- Ricavi dovuti alla vendita in rete dell'energia elettrica non autoconsumata;
- Ricavi dovuti al mancato acquisto di energia elettrica dalla rete per l'utilizzo degli impianti cogenerativi;
- Ricavi dovuti al mancato costo di acquisto di energia elettrica dalla rete per la produzione da FV;
- Ricavi dovuti al mancato costo di acquisto di energia elettrica dalla rete per l'utilizzo dell'assorbitore al posto dei *chiller*;
- Ricavi dovuti al mancato costo del gas naturale per la produzione di energia termica mediante le caldaie;
- Costi dovuti all'acquisto del gas naturale che alimenta gli impianti cogenerativi (motore e microturbine) e le caldaie;
- Costi manutentivi e operativi di utilizzo degli impianti cogenerativi;
- Costi per l'acquisto di energia elettrica da rete.

I dati economici utilizzati sono quelli ottenuti direttamente dal gestore dello stabilimento e fanno riferimento al periodo in esame, ovvero all'anno di cui sono a disposizione i dati di monitoraggio illustrati nel paragrafo ???. Tali grandezze sono qui di seguito riportate. Co-

Mese	Acquisto EE [€/kWh]	Acquisto GN [€/Sm ³]	Cessione EE [€/kWh]
Apr-23	0.250	0.828	0.1427
Mag-23	0.200	0.772	0.1100
Giu-23	0.201	0.779	0.1001
Lug-23	0.204	0.571	0.1075
Ago-23	0.216	0.575	0.1115
Set-23	0.214	0.579	0.1114
Ott-23	0.234	0.738	0.1288
Nov-23	0.217	0.738	0.1194
Dic-23	0.225	0.742	0.1116
Gen-24	0.245	0.701	0.0954
Feb-24	0.234	0.660	0.0830
Mar-24	0.221	0.650	0.0800
Apr-24	0.230	0.550	0.0800

Tabella 3.1: Prezzi di vendita e costi di acquisto dei vettori energetici

me è possibile notare, la variazione dei prezzi di vendita e dei costi di acquisto delle fonti primarie è ad intervalli mensili. Questa caratteristica, unita alla mancanza di accumuli elettrici o termici all'interno dello stabilimento, motiva ancor più il senso di un'ottimizzazione su base giornaliera che restituisca una *schedule* ottimale rispetto alla funzione obiettivo formulata. Tutti i modelli di ottimizzazione testati, compreso l'algoritmo di ottimizzazione avanzato MILP, si basano sul modello energetico del sistema e sui risultati che questo fornisce in output dati i valori di fabbisogno e producibilità del fotovoltaico. Quest'ultimo, infatti, per la modalità con la quale è stato definito descrive in maniera molto coerente la fisica dell'impianto oggetto d'esame e prende in considerazione tutte le possibili configurazioni operabili. Tra tutte le combinazioni, successivamente, i diversi algoritmi di ottimizzazione andranno ad estrarre quelle che ora per ora massimizzano la funzione obiettivo. I limiti dei modelli di ottimizzazione con logica deterministica emergono in quest'ultima fase di selezione e per questo si vuole implementare un modello 'evoluto' che permetta di inserire vincoli più o meno stringenti che rendono il modello di ottimizzazione conforme alla realtà gestionale dell'impianto. Tuttavia, l'insieme di combinazioni possibili trovate in una prima fase dal modello energetico rappresentano un ottimo punto di partenza per la ricerca della soluzione ottimale dal momento che rappresentano il set più grande di tutte quelle possibili. La scelta di utilizzare un modello di ottimizzazione lineare MILP, pertanto, nasce proprio dalla consapevolezza della precisione fisica con la quale il modello energetico descrive la realtà oggetto di studio e dalla consapevolezza che, essendo il sistema privo di ogni forma di accumulo, un'ottimizzazione che non sia in tempo

reale può avere allo stesso modo una elevata efficacia. Infatti, dal modello di tipo iterativo, è possibile estrarre tutte le informazioni di natura energetica relative ai flussi dei diversi vettori da e verso ciascun elemento dell'impianto per una data combinazione di azioni di controllo sugli elementi stessi. L'opportunità è quindi quella di sfruttare i risultati parziali di questo primo modello piuttosto che costruire ulteriori algoritmi che richiederebbero nuovamente la descrizione della fisica del problema attraverso equazioni lineari e non lineari non semplicemente implementabili. Si precisa che l'applicazione di un modello di tipo deterministico piuttosto che uno di tipo avanzato come il modello MILP si traduce nell'adottare successivamente logiche di controllo degli asset del sistema totalmente diverse. Per questa ragione, nel prosieguo della trattazione si parlerà dei diversi modelli anche in termini di diverse logiche di controllo proposte. Anticipando la descrizione dettagliata dei vincoli presenti, per la quale si rimanda al paragrafo ??, viene di seguito riportata una tabella riassuntiva che ha l'obiettivo di evidenziare ciò che ciascun modello consente di fare.

Vincoli	Deterministico - Modello 1	Deterministico - Modello 2	Modello MILP
Regolazione discreta motore CHP	✓	✓	✓
Regolazione discreta microturbine	✓	✓	✓
Controllo del post-combustore	✓	✓	✓
Controllo dello stato delle caldaie	✓	✓	✓
Valutazione quote energia prodotte	✓	✓	✓
Soddisfacimento fabbisogni energetici	✓	✓	✓
Valutazione di impatto economico per le varie opzioni di controllo dell'impianto	✓	✓	✓
No tre turbine spente contemporaneamente		✓	✓
Max. spegnimenti CHP nelle 24 ore			✓
Max. spegnimenti turbine nelle 24 ore			✓
Valutazione ore consecutive di funzionamento delle turbine			✓
Valutazione stato pregresso delle turbine			✓
Vincolo su stato turbine per giorno seguente			✓
Massimizzazione del MOL con rispetto di tutti i vincoli			✓

Tabella 3.2: Logiche di controllo a confronto in termini di vincoli rispettati

Come è possibile notare, la gestione di tutti i vincoli è possibile solo mediante l'algoritmo di ottimizzazione di programmazione lineare. Questo, infatti, è in grado di considerare il problema complessivo nelle 24 ore giornaliere. Viceversa, i modelli basati su una logica deterministica riescono solamente a selezionare, ora per ora, l'insieme di azioni di controllo che massimizzano il MOL in quella specifica ora ma, in nessun modo, tengono conto dello stato pregresso e di quello che deve essere lo stato futuro di ciascun impianto considerato. I modelli di ottimizzazione basati sulla logica deterministica, d'altro canto, sono utili per individuare quale è il margine di lavoro massimo in termini di MOL, con il Modello 1, e l'effetto che ha l'aggiunta di un vincolo, con il Modello 2. Il confronto tra i valori di MOL giornalieri trovati dall'algoritmo di ottimizzazione e quelli reali determinati a partire

dai dati a disposizione permette di condurre un'analisi di confronto. In particolare, per ciascun giorno di riferimento considerato, verrà calcolato un parametro di prestazione definito 'parametro di risparmio' R che mette in relazione i risparmi energetici conseguiti dalle metodologie paragonate (deterministico e MILP) rispetto al caso non ottimizzato. Questo viene calcolato come segue:

$$R = \frac{MOL_{ottimizzato} - MOL_{reale}}{MOL_{reale}} \quad [\%] \quad (3.6)$$

Dove:

- $MOL_{ottimizzato}$ [€] rappresenta il Margine Operativo Lordo giornaliero derivante dall'applicazione di uno degli algoritmi di ottimizzazione e controllo implementati;
- MOL_{reale} [€] rappresenta il Margine Operativo Lordo giornaliero nel caso in cui nessuna logica di controllo ottimizzata sia applicata all'impianto in esame. Questo valore viene calcolato mediante una funzione apposita presente nel codice che riceve in input i dati di monitoraggio orari forniti dalla Committenza per ciascuna grandezza presente nell'equazione ??.

La descrizione delle logiche di controllo ottimizzate implementate, come precedentemente detto, è trattata nel paragrafo ?. In questa fase, tuttavia, ci si vuole soffermare sulla descrizione dell'attuale gestione dell'impianto. Infatti, ciascun modello sarà confrontato con quella che è la situazione reale attuale, ossia la condizione in cui non si utilizza un algoritmo di ottimizzazione. Il caso non ottimizzato è caratterizzato dalle seguenti caratteristiche:

- Mancanza di modelli previsionali: Lo stabilimento non è provvisto di algoritmi di previsione in grado di determinare i fabbisogni energetici e la producibilità fotovoltaica;
- *Schedula* di controllo degli impianti fisse: Gli impianti di produzione sono gestiti in maniera fissa a seconda che il giorno in esame sia un giorno festivo o un giorno feriale;
- Motore cogenerativo spento nei giorni festivi;
- Per i giorni feriali, motore cogenerativo a carico massimo durante la giornata con successiva riduzione del carico nelle ore notturne a valori di circa l'80%;
- Turbine cogenerative sempre accese ed esercite al carico massimo nei giorni feriali. Nei giorni festivi, mantenendo tutte e tre le turbine accese, si riduce il carico a valori di circa il 70% del carico nominale.

Quanto mostrato evidenzia come il caso non ottimizzato non sia caratterizzato da nessuna logica di controllo specifica per determinate situazioni. Questo lascia ipotizzare che, nel corso della settimana, e quindi dell'anno, esisteranno dei momenti in cui il sistema energetico lavora al di sotto delle capacità ottimali per quelle determinate condizioni al



Figura 3.17: Logica di controllo - Caso non ottimizzato

contorno. Infatti, l'unico obiettivo perseguito da questa logica è il soddisfacimento dei fabbisogni energetici ma, in nessun modo, si segue un approccio volto alla massimizzazione del margine economico o alla riduzione dei costi.

3.4 Modello energetico del sistema

In questo paragrafo verrà discussa la metodologia utilizzata per la costruzione del modello energetico rappresentante il sistema energetico reale. L'implementazione del modello energetico del sistema è avvenuta in 'Python' e si pone l'obiettivo di rappresentare, quanto più fedelmente possibile, la logica di funzionamento del sistema energetico oggetto di studio, con particolare riferimento ai flussi energetici che vengono scambiati all'interno dello stesso. In generale, il modello è composto da una serie di regole 'if-else-then' che mirano a coprire la totalità delle possibili azioni di controllo in funzione degli input inseriti. Essendo l'obiettivo, come già specificato in precedenza, quello di utilizzare i risultati del modello energetico per ottenere una programmazione oraria delle azioni di controllo ottimali per il giorno seguente, il modello stesso si basa su un *timestep* orario. Gli input al modello sono, di conseguenza, i fabbisogni orari giornalieri per ciascun vettore energetico, la produzione di energia elettrica dal parco fotovoltaico ed i prezzi mensili legati alle fonti primarie necessarie all'interno dello stabilimento. Gli asset tecnologici che vengono considerati sono i componenti del sistema energetico illustrati nel paragrafo ???. In particolare, il modello considera la possibilità di accendere, spegnere o regolare ai carichi parziali sia gli impianti di tipo cogenerativo che le caldaie. Inoltre, considera la possibilità di accendere o meno il post-combustore. Il parco fotovoltaico, invece, per sua natura non è intrinsecamente oggetto del controllo ma bensì rappresenta un elemento sul quale la logica di controllo si baserà per via dell'aleatorietà della fonte solare. Pertanto, il modello energetico sfrutterà

le informazioni di produzione per il solo calcolo delle quote residue di energia da produrre. La strategia che si è deciso di utilizzare nell'implementazione del modello energetico pre-



Figura 3.18: Modello energetico del sistema - Caratteristiche

vede, note una serie di grandezze energetiche caratteristiche dell'impianto, di calcolare per ogni ora della giornata tutte le possibili combinazioni di azioni di controllo che sarebbero teoricamente realizzabili. In tabella ?? sono riportate le altre grandezze note fornite dalla Committenza e non ancora citate. Queste sono state utilizzate nel modello per poter calcolare le grandezze energetiche derivate caratteristiche dei diversi asset presenti. Oltre a

Variabile	U.d.m	Valore
Potenza elettrica nominale CHP	kW	4300
Potenza termica nominale CHP	kW	4000
Range fattori di carico CHP	-	0.75 - 1
Rendimento macchina ad assorbimento	-	0.7
Potenza targa assorbitore	kW	900
Potenza elettrica nominale turbina	kW	200
Range fattori di carico turbine	-	0.75 - 1
Potenza termica nominale tot.caldaie	kW	2400
Range fattori di carico caldaie	-	0.6 - 1
N. Caldaie	-	4
Rendimento caldaia	-	0.9
PCI	kWh/Sm ³	9.96
COP CHILLER	-	3

Tabella 3.3: Dati energetici in input noti

questi, attraverso l'analisi dei dati a disposizione, sono state ricavate ulteriori informazioni. In particolare, per quanto riguarda il rendimento elettrico del motore CHP in funzione del carico α , si è ricavata la seguente formulazione:

$$\eta_{el} = 8 \cdot 10^{-6} \cdot (\alpha \cdot P_{el,nom}) + 0.395 \quad (3.7)$$

Per il rendimento termico del CHP in funzione del carico, invece, è emerso che il 60% dell'energia termica viene recuperata sotto forma di vapore, la restante parte sotto forma di acqua calda. Pertanto, distinguendo la quota di energia recuperata sotto forma di vapore e la quota recuperata sotto forma di acqua calda ($\eta_{th,vap}$, $\eta_{th,ac}$) si ottiene la tabella ?? di seguito riportata.

α	η_{th}	$\eta_{th,vap}$	$\eta_{th,ac}$
0.9 - 1	0.39	0.234	0.156
0.8 - 0.9	0.375	0.225	0.15
0.75 - 0.8	0.369	0.2214	0.1476

Tabella 3.4: Rendimento termico CHP in funzione del carico

È stato, inoltre, ricavato l'andamento del rendimento elettrico delle tre microturbine a gas in funzione del fattore di carico α :

$$\eta_{el} = 0.4 \cdot \alpha + 0.09 \quad (3.8)$$

e, come per il motore CHP, il rendimento termico è definito mediante una tabella che riporta il suo valore all'interno di certi range di variazione del fattore di carico:

α	η_{th}
0.9 - 1	0.234
0.8 - 0.9	0.220
0.75 - 0.8	0.211

Tabella 3.5: Rendimento termico turbine in funzione del carico

Il valore del rendimento termico della singola turbina, così formulato, permette di calcolare di conseguenza l'energia termica recuperata. In merito alle turbine, e alla modellizzazione della fisica del loro comportamento all'interno dell'algoritmo, è stata considerata necessariamente anche l'eventuale azione del post-combustore. Come già citato nel paragrafo ??, l'impianto è provvisto di un post-combustore unico per tutte e tre le turbine che, se acceso, opera anche se non tutte le turbine sono in funzione. Inoltre, è stato spiegato come il suo intervento modifichi il range di recupero termico delle turbine generando un salto dalla potenza di 450 kW_{th} a 600 kW_{th} . L'approccio adottato è stato quindi quello di redistribuire, su ciascuna delle tre microturbine, l'effetto del post-combustore in maniera implicita. Infatti, dai dati ricevuti dalla Committenza, era noto il valore che assumeva il

rendimento totale dell'insieme turbine più post-combustore ($\eta_{tot} = \eta_T + \eta_{p.c.}$) per diversi valori di energia termica recuperata. Da questi dati è stato possibile ricavare, per le combinazioni in cui il post-combustore risultasse attivo, l'andamento del rendimento termico totale della singola turbina e la potenza termica recuperata sotto forma di vapore dalla singola turbina mediante le seguenti formulazioni:

$$\eta_{tot} = 0.1917 \cdot (\alpha^2) + 0.0961 \cdot \alpha + 0.2623 \quad (3.9)$$

$$P_{th,vap} = 567 \cdot \alpha [kW] \quad (3.10)$$

Note queste due grandezze, per ciascuna microturbina, è possibile quindi calcolare la quota parte di volume di gas naturale consumato dal post-combustore con la seguente relazione:

$$V_{gn,p.c.}^{T_i} = \frac{P_{th,vap}^{T_i}}{\eta_{tot} * PCI} - V_{gn}^{T_i} \quad \forall T_i \in \{T1, T2, T3\} \quad (3.11)$$

Dove:

- $P_{th,vap}^{T_i}$ rappresenta la quota di energia termica recuperata sotto forma di vapore;
- PCI è il potere calorifico inferiore del gas naturale, espresso in kWh/Sm^3 ;
- $V_{gn}^{T_i}$ è il volume di gas naturale consumato dalla sola microturbina e calcolato a partire dal rendimento elettrico.

A livello di codice, in 'Python', la produzione di ciascun vettore da parte di ciascuno dei quattro impianti citati e le quote di gas naturale utilizzato vengono calcolate mediante delle rispettive funzioni che richiedono in input il valore del fattore di carico α e, per le turbine, lo stato del post-combustore (sintetizzato in ON oppure OFF). Di conseguenza, noti i range di variazione del fattore di carico per ciascun elemento, è possibile iterare il calcolo per tutte le possibili combinazioni di controllo disponibili. I risultati in termini di produzione e utilizzo della risorsa primaria sono, successivamente, passati ad una funzione che itera la procedura decisionale per ciascuna delle 24 ore della giornata. Tale funzione, in definitiva, permette di calcolare per ciascuna ora della giornata l'insieme di combinazioni di sfruttamento dei diversi impianti e le diverse quote di energia. In particolare, in output a tale modello saranno note le seguenti grandezze:

- Ora di riferimento;
- Fattore di carico del CHP e delle tre microturbine, di seguito indicati con la dicitura "% CHP, % T1, % T2, % T3";
- Stato del post-combustore;
- Produzione oraria di ciascun vettore energetico considerato da parte dei rispettivi impianti analizzati, espressa in $[kWh]$;
- Energia termica effettivamente utilizzata: La conoscenza di questo valore permette di calcolare la quota di ricavo dovuto all'utilizzo degli impianti cogenerativi invece di sistemi standard (caldaie) per la produzione della stessa quantità di energia;

- Energia termica prodotta dalle caldaie per coprire la parte rimanente del fabbisogno, in $[kWh]$, e relativo consumo di gas naturale, in $[Sm^3/h]$. Questa voce, ovviamente, può essere pari a zero laddove la produzione degli impianti cogenerativi fosse sufficiente al soddisfacimento della richiesta;
- Consumo di gas naturale dovuto all'utilizzo degli impianti cogenerativi, espresso in $[Sm^3/h]$. Oltre al consumo aggregato è possibile determinare le singole quote riconducibili a ciascun elemento;
- Consumo di gas naturale delle caldaie, espresso in $[Sm^3/h]$;
- Percentuale di regolazione di ciascuna delle quattro caldaie presenti nella centrale termica;
- Energia frigorifera prodotta dall'assorbitore, espressa in $[kWh]$;
- Energia elettrica immessa in rete ed energia elettrica acquistata, anch'esse espresse in $[kWh]$;
- Voci relative ai ricavi e ai costi utili per il calcolo del MOL orario;
- Valore assunto dal MOL per la specifica ora e la data combinazione di parametri di controllo.

Tale modello, con riferimento al suo campo di applicazione, è predisposto per ricevere in input dati previsionali, così da poter fornire in output risultati compatibili con un algoritmo di ottimizzazione che vuole fornire una *schedule* di controllo del sistema energetico per il giorno seguente. Tuttavia, al fine di valutare l'efficacia degli algoritmi di ottimizzazione implementati in questo lavoro di tesi, descritti nel paragrafo successivo, il modello è stato utilizzato andando a passare in input i fabbisogni energetici e la produzione fotovoltaica verificatesi in un determinato giorno che si vuole analizzare.

Inoltre, si precisa che un modello così costruito trova applicazione anche per effettuare valutazioni di carattere gestionale sulle possibili azioni implementabili. Oltre a questo, potrebbe essere sfruttato per sviluppare algoritmi di manutenzione predittiva andando ad indicare quali dovrebbero essere i valori assunti da ciascuna grandezza per un dato set di condizioni al contorno e confrontando tali valori con quelli realmente verificatesi.

Capitolo 4

Applicazione e confronto degli algoritmi di ottimizzazione e controllo

Gli algoritmi di ottimizzazione descritti in questo paragrafo, come già accennato nei paragrafi precedenti, hanno l'obiettivo di restituire in output una sequenza di azioni di controllo ottimali implementabili nel sistema in esame per il giorno successivo. Attualmente, tuttavia, il sistema non è previsto di un sistema automatizzato di controllo e, pertanto, i risultati ottenuti sono da intendersi come *schedule* di controllo che forniscono un supporto decisionale ai gestori dell'impianto. Il giorno precedente a quello in esame, mediante l'utilizzo dei modelli previsionali e dei modelli di ottimizzazione, i gestori conosceranno come operare i diversi impianti, in ciascuna delle 24 ore, per il giorno seguente. Da questo punto di vista, pertanto, non si identificano tutti gli elementi caratteristici di un loop di controllo come, per esempio, un feedback del sistema che agisce sul segnale di controllo.

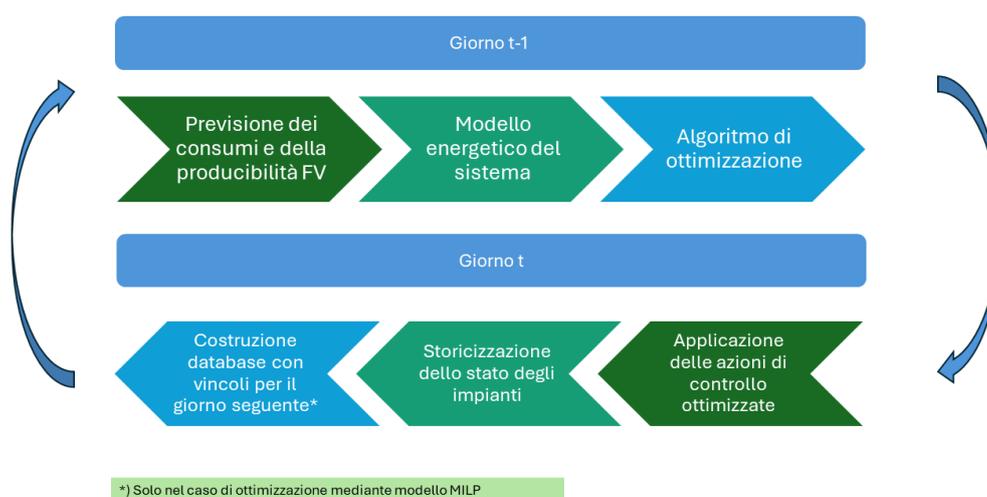


Figura 4.1: Schema del processo di ottimizzazione

Questi algoritmi di ottimizzazione saranno applicati ad una serie di giorni e settimane caratteristiche del periodo di riferimento a disposizione. Per rendere i risultati consistenti sono stati scelti giorni sia feriali che festivi ed, inoltre, si è estesa l'analisi anche a tre settimane intere rappresentanti le due stagioni principali presenti durante l'anno più una settimana relativa ad una mezza stagione. Questa scelta aumenta la casistica di condizioni al contorno alle quali gli algoritmi sono soggetti. I risultati, in forma numerica, tabellare e grafica, verranno confrontati tra loro e con quelli relativi alla logica base di controllo non ottimizzata. I modelli di ottimizzazione realizzati sono discussi nel dettaglio nei paragrafi seguenti.

4.1 Logica deterministica

I primi due modelli di ottimizzazione sviluppati seguono una logica di tipo deterministica. Gli asset tecnologici che vengono considerati sono i componenti del sistema energetico illustrati nel paragrafo ???. Il parco fotovoltaico, per sua natura non è intrinsecamente oggetto del controllo ma bensì rappresenta un elemento sul quale la logica di controllo si baserà per via dell'aleatorietà della fonte solare. La parte fondamentale di questi algoritmi, che rappresenta poi il vero e proprio risultato dello stesso, consiste nell'estrazione, per ogni singola ora, della combinazione di azioni di controllo sugli impianti suddetti che massimizza il MOL orario. Si ricorda che tale set di possibili combinazioni deriva dal modello energetico. Questo si traduce, pertanto, nell'ottenimento di un *dataframe* di 24 righe e tante colonne quante sono le grandezze restituite dall'algoritmo. Il codice di calcolo, inoltre, prevede una funzione per la determinazione del MOL orario, e successivamente giornaliero, realmente verificatosi nel giorno in analisi. Questo rappresenterà il MOL relativo al caso non ottimizzato ed è utile, per il presente lavoro, a fare i dovuti confronti in termini di prestazioni. Sono sviluppati due modelli, denominati di seguito Modello 1 e Modello 2, basati su questa logica di ottimizzazione e controllo. I risultati che si intende ottenere in output sono i medesimi ma il Modello 2 contiene l'imposizione di un vincolo restrittivo in più. Lo svantaggio di tale logica consiste pertanto nel fatto che l'ottimizzazione è priva, o quasi, di tutti i vincoli restrittivi di carattere gestionale (??). I risultati rappresenteranno quindi, soprattutto in riferimento al Modello 1, il massimo margine di profitto ottenibile mediante l'introduzione di un algoritmo di ottimizzazione ma, allo stesso tempo, individueranno una condizione solo ideale che nella reale gestione non sarà applicabile. Il loro sviluppo è da inquadrarsi nella volontà di mostrare, tramite questo lavoro, l'effetto che l'introduzione di vincoli via via più stringenti hanno sulle logiche di controllo proposte dall'ottimizzatore. Oltre a questo, i modelli sviluppati con tale logica mirano ad ottimizzare il MOL orario, ragionando in termini di singola ora, e non fanno nessuna considerazione sulla giornata intera.

4.1.1 Modello 1

Il primo modello realizzato consiste nell'applicazione di un algoritmo di tipo deterministico che non considera la presenza di tutti i vincoli di gestione presenti. Questi vincoli, che saranno trattati nella sezione dedicata al modello avanzato (??), derivano da obblighi che i fornitori degli impianti impongono ai gestori dello stesso mediante stipule di contratti e, in aggiunta, da richieste dei gestori agli addetti alla realizzazione dell'algoritmo di ottimizzazione. Tuttavia, per rendere il modello consistente per il confronto con i successivi, è stato deciso di introdurre già nel primo scenario un vincolo che vietasse la possibilità di avere due turbine contemporaneamente spente per ogni ora del giorno. A partire dalla totalità delle combinazioni possibili, perciò, sono state rimosse tutte quelle che prevedevano lo spegnimento di due delle tre turbine nella stessa ora, a prescindere dal valore del MOL orario. Per farlo, il vincolo è stato formulato matematicamente come segue:

$$y_t^{T1} + y_t^{T2} + y_t^{T3} \neq 1 \quad \forall t \in T \quad (4.1)$$

Dove:

- y_t^{T1} : Variabile binaria che assume valore 1 se la microturbina 1 (T1) è accesa al tempo t , altrimenti 0;
- y_t^{T2} : Variabile binaria che assume valore 1 se la microturbina 2 (T2) è accesa al tempo t , altrimenti 0;
- y_t^{T3} : Variabile binaria che assume valore 1 se la microturbina 3 (T3) è accesa al tempo t , altrimenti 0;
- T: Insieme di tutti i periodi temporali in una finestra di 24 ore.

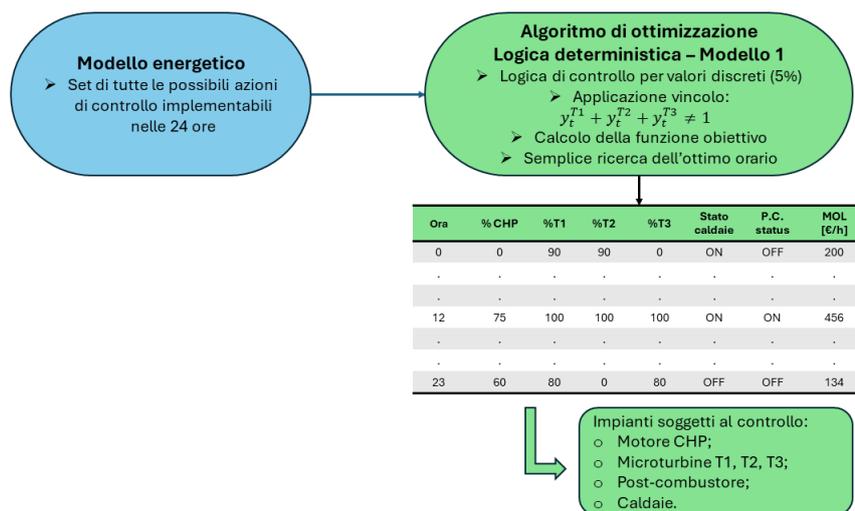


Figura 4.2: Schematizzazione Modello 1 - Logica deterministica

Questo non vieta, tuttavia, la scelta di spegnere completamente tutte le turbine. L’inserimento del vincolo deriva dalle informazioni ricevute dalla Committenza; infatti è emerso come le turbine fossero operate secondo questa logica già nella condizione attuale (caso non ottimizzato). Pertanto, per condurre un confronto consistente tra i valori ottenuti dalla funzione obiettivo è stato considerato fin da subito questo vincolo restrittivo. Si precisa nuovamente che i risultati ottenuti mediante questo primo modello rappresentano l’ottimo assoluto in termini di funzione obiettivo ma, necessariamente, non considerano molti altri vincoli presenti nella gestione reale dell’impianto. Pertanto, lo scostamento con i valori di MOL del caso non ottimizzato deve tenere in considerazione, oltre all’effetto benefico dell’ottimizzazione, anche questo ulteriore aspetto. Nei modelli successivi saranno via via aggiunti vincoli.

4.1.2 Modello 2

La logica di funzionamento del secondo modello deterministico implementato è la stessa illustrata nel paragrafo ??, ma si vuole in questa fase valutare l’effetto dell’introduzione di un ulteriore vincolo e studiare come l’algoritmo di ottimizzazione reagisce ad esso. In particolare, verrà introdotto un vincolo più restrigente, e maggiormente aderente alla reale gestione delle microturbine, per cui non è possibile avere contemporaneamente neppure tutte le turbine spente. Questo vincolo, ha l’obiettivo di evitare che l’algoritmo scelga di avere tutte le turbine spente nella stessa ora, situazione che, nel primo modello, si verifica spesso nelle ore di minor fabbisogno energetico. Per far ciò, il vincolo matematico

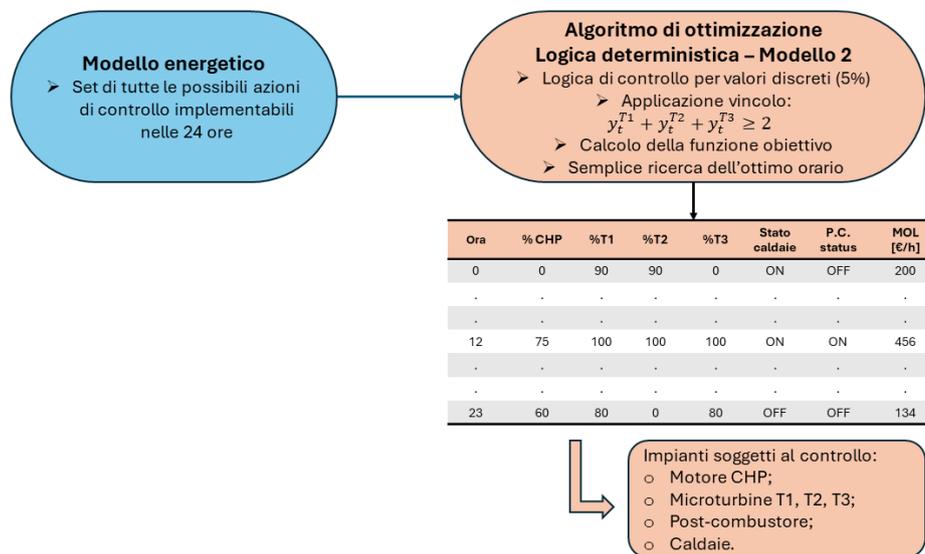


Figura 4.3: Schematizzazione Modello 2 - Logica deterministica

precedentemente illustrato è stato modificato come segue:

$$y_t^{T1} + y_t^{T2} + y_t^{T3} \geq 2 \quad \forall t \in T \quad (4.2)$$

Dove:

- y_t^{T1} : Variabile binaria che assume valore 1 se la microturbina 1 (T1) è accesa al tempo t , altrimenti 0;
- y_t^{T2} : Variabile binaria che assume valore 1 se la microturbina 2 (T2) è accesa al tempo t , altrimenti 0;
- y_t^{T3} : Variabile binaria che assume valore 1 se la microturbina 3 (T3) è accesa al tempo t , altrimenti 0;
- T: Insieme di tutti i periodi temporali in una finestra di 24 ore.

Anche per il secondo modello deterministico sviluppato, denominato da ora 'Modello 2', saranno riportati i risultati e messi a confronto con gli altri modelli oltre che rispetto al caso non ottimizzato. I giorni di riferimento considerati saranno gli stessi presi in considerazione nelle altre trattazioni per poter condurre un confronto consistente.

4.2 Modello MILP

In questo paragrafo verrà discussa l'implementazione di un modello più avanzato per l'ottimizzazione del sistema energetico oggetto di studio. Il problema in esame, formulato come un MILP (*Mixed-Integer Linear Programming*), verrà risolto attraverso la realizzazione di un algoritmo afferente alla branca della ricerca operativa mediante implementazione in Python, tramite la libreria 'PuLP'. In particolare, la risoluzione di tale modello utilizzerà il *Coin-or branch and cut* (CBC), che è un solver per problemi di programmazione lineare mista intera (MILP) presente nella libreria 'PuLP' sviluppato dal progetto COIN-OR (Computational Infrastructure for Operations Research). Il solver CBC implementa una combinazione di tecniche di ricerca operativa avanzate per risolvere problemi MILP:

- Branch and Bound (B&B): CBC utilizza il metodo del Branch and Bound per esplorare lo spazio delle soluzioni. Questo metodo divide iterativamente il problema in sotto-problemi più piccoli (branching) e calcola i limiti inferiori e superiori per escludere rami non promettenti (bounding);
- Cutting Planes: Questo migliora l'efficienza della ricerca tagliando porzioni non necessarie dello spazio delle soluzioni;
- Heuristici: CBC utilizza anche metodi euristici per trovare soluzioni buone in tempi brevi. Questi metodi non garantiscono l'ottimalità ma aiutano a trovare soluzioni fattibili rapidamente.

In particolare, l'utilizzo di questo solver permette la risoluzione dei problemi MILP mediante i seguenti passi:

1. Pre-processing: Riduce il problema eliminando variabili e vincoli ridondanti;

2. Rilassamento Lineare: Risolve il rilassamento lineare del problema (senza vincoli di interezza) usando il metodo del simplesso o interni;
3. Branching: Divide il problema in sotto-problemi attraverso il processo di *branching*;
4. Bounding: Calcola i limiti superiori e inferiori per ciascun nodo dell'albero di *branching*, usando *cutting planes* per migliorare i limiti;
5. Pruning: Rimuove i nodi che non possono contenere soluzioni migliori rispetto alla miglior soluzione trovata fino a quel punto;
6. Euristiche: Usa metodi euristici per trovare rapidamente soluzioni buone;
7. Ripetizione: Ripete i passaggi di *branching*, *bounding* e *pruning* finché non trova la soluzione ottimale o soddisfa i criteri di arresto.

La definizione del problema di ottimizzazione lineare mista-intera ha richiesto la previa definizione delle variabili decisionali. Queste ultime sono:

- $x_{c,t}$: Variabile binaria che assume valore 1 se la combinazione c è scelta al tempo t , altrimenti è pari a 0;
- y_t^{CHP} : Variabile binaria che assume valore 1 se il motore CHP è acceso al tempo t , altrimenti 0;
- z_t^{CHP} : variabile ausiliaria per il calcolo dei valori assoluti delle differenze tra y_t^{CHP} e y_{t-1}^{CHP} ; permette di calcolare il numero di passaggi di stato del CHP;
- y_t^{T1} : Variabile binaria che assume valore 1 se la microturbina 1 (T1) è accesa al tempo t , altrimenti 0;
- z_t^{T1} : variabile ausiliaria per il calcolo dei valori assoluti delle differenze tra y_t^{T1} e y_{t-1}^{T1} ; permette di calcolare il numero di passaggi di stato della T1;
- y_t^{T2} : Variabile binaria che assume valore 1 se la microturbina 2 (T2) è accesa al tempo t , altrimenti 0;
- z_t^{T2} : variabile ausiliaria per il calcolo dei valori assoluti delle differenze tra y_t^{T2} e y_{t-1}^{T2} ; permette di calcolare il numero di passaggi di stato della T2;
- y_t^{T3} : Variabile binaria che assume valore 1 se la microturbina 3 (T3) è accesa al tempo t , altrimenti 0;
- z_t^{T3} : variabile ausiliaria per il calcolo dei valori assoluti delle differenze tra y_t^{T3} e y_{t-1}^{T3} ; permette di calcolare il numero di passaggi di stato della T3;
- p_t^{CHP} : variabile intera discreta che indica il valore di fattore di carico assunto dal motore CHP per una data combinazione in un determinato tempo t ;

- p_t^{T1} : variabile intera discreta che indica il valore di fattore di carico assunto dalla microturbina T1 per una data combinazione in un determinato tempo t ;
- p_t^{T2} : variabile intera discreta che indica il valore di fattore di carico assunto dalla microturbina T2 per una data combinazione in un determinato tempo t ;
- p_t^{T3} : variabile intera discreta che indica il valore di fattore di carico assunto dalla microturbina T3 per una data combinazione in un determinato tempo t ;

Con riferimento ai parametri del modello, invece, si hanno:

- $MOL_{t,c}$: MOL per la combinazione c al tempo t ;
- C : Insieme di tutte le possibili combinazioni c di azioni di controllo applicabili al sistema energetico in esame;
- T : Insieme di tutti i periodi temporali in una finestra di 24 ore.

Il passo successivo è definire la funzione obiettivo, ossia massimizzare il MOL totale nell'arco delle 24 ore:

$$\max \sum_{c \in C} \sum_{t \in T} MOL_{t,c} \cdot x_{c,t} \quad (4.3)$$

A tutti gli effetti, pertanto, ci si trova ad affrontare un problema di ottimizzazione combinatoria (COPs) dal momento che si vuole trovare una o più configurazioni ottimali tra un insieme finito di possibili configurazioni (o soluzioni). Il vantaggio di questo nuovo modello, però, è quello di poter definire i vincoli di cui si è largamente parlato e quindi considerare una massimizzazione su base giornaliera piuttosto che solamente oraria come avveniva per i modelli basati su logica deterministica. Di seguito si elencano i vincoli imposti, oltre a quelli già considerati nei modelli deterministici, e la formulazione adottata per la loro implementazione. Tra questi, oltre ai vincoli di gestione, sono presenti anche vincoli di carattere matematico utili per il corretto funzionamento dell'algoritmo in questione. In generale, si hanno i seguenti vincoli:

- Vincolo sulla selezione delle combinazioni; per ogni periodo di tempo deve essere selezionata solamente una combinazione:

$$\sum_{c \in C} x_{c,t} = 1 \quad \forall t \in T \quad (4.4)$$

- Vincolo di esistenza della variabile intera relativa al fattore di carico del motore CHP:

$$p_t^{CHP} = \sum_{c \in C} x_{c,t} \cdot \%CHP \quad \forall t \in T \quad (4.5)$$

- Vincolo di esistenza della variabile intera relativa al fattore di carico delle microturbine cogenerative:

$$p_t^{T_i} = \sum_{c \in C} x_{c,t} \cdot \%T_i \quad \begin{cases} \forall t \in T \\ T_i \in \{T1, T2, T3\} \end{cases} \quad (4.6)$$

- Numero di microturbine che devono essere contemporaneamente in funzione pari ad almeno 2:

$$y_t^{T1} + y_t^{T2} + y_t^{T3} \geq 2 \quad \forall t \in T \quad (4.7)$$

- Numero di spegnimenti massimo consentito del motore CHP nelle 24 ore pari ad 1. Pertanto, la sommatoria nelle 24 ore del valore della variabile decisionale ausiliaria binaria z_t^{CHP} deve essere minore o uguale a 2:

$$y_t^{CHP} = \sum_{c \in C} x_{c,t} \quad (se \ p_t^{CHP} > 0) \quad \forall t \in T \quad (4.8)$$

$$\begin{cases} z_t^{CHP} \geq y_t^{CHP} - y_{t-1}^{CHP} \\ z_t^{CHP} \geq y_{t-1}^{CHP} - y_t^{CHP} \end{cases} \quad (4.9)$$

$$\sum_{t \in T} z_t^{CHP} \leq 2 \quad (4.10)$$

- Numero di spegnimenti massimo consentito per ciascuna turbina nelle 24 ore pari ad 1. Indicando la generica turbina T_i appartenente al set di $\{T1, T2, T3\}$, si ha:

$$y_t^{T_i} = \sum_{c \in C} x_{c,t} \quad (se \ p_t^{T_i} > 0) \quad \begin{cases} \forall t \in T \\ T_i \in \{T1, T2, T3\} \end{cases} \quad (4.11)$$

$$\begin{cases} z_t^{T_i} \geq y_t^{T_i} - y_{t-1}^{T_i} \\ z_t^{T_i} \geq y_{t-1}^{T_i} - y_t^{T_i} \end{cases} \quad (4.12)$$

$$\sum_{t \in T} z_t^{T_i} \leq 1 \quad (4.13)$$

- Numero di ore consecutive di funzionamento di ciascuna turbina in seguito ad un cambiamento di stato pari a 12. Questo vincolo assicura che sia rispettato un vincolo gestionale stabilito dalla Committenza; ogni qualvolta una turbina viene spenta deve rimanere in tale stato per almeno 12 ore e, allo stesso modo, se viene accesa deve rimanerci per 12 ore.

$$y_{t+12}^{T_i} - y_t^{T_i} \geq 1 \quad \forall t \in \{0, \dots, 11\} \quad (4.14)$$

È evidente che, essendo per ora l'algoritmo impostato sulle 24 ore giornaliere, questo vincolo potrebbe imporre di accendere sempre o spegnere sempre le turbine. Questo verrà trattato nel punto seguente con un altro vincolo;

- Ricevendo in input, dalla *schedule* del giorno precedente, il numero di ore rimanenti per le quali una turbina deve trovarsi in uno stato (ON oppure OFF), il modello deve garantire il rispetto di tali ore e permettere di spegnere una turbina nelle ore finali se avviene almeno a 4 ore dalla mezzanotte. Se non fosse specificato con un ulteriore vincolo il modello considererebbe che non ci sono sufficienti ore, 12 almeno,

per effettuare lo spegnimento e le lascerebbe accese. Questo passaggio ha previsto, pertanto, anche l'introduzione di una funzione che, a valle dell'ottimizzazione, calcolasse le ore residue per un determinato stato così che potessero essere passate come input per il giorno seguente.

Anche per il modello MILP si riporta una schematizzazione nella figura seguente. Il mo-

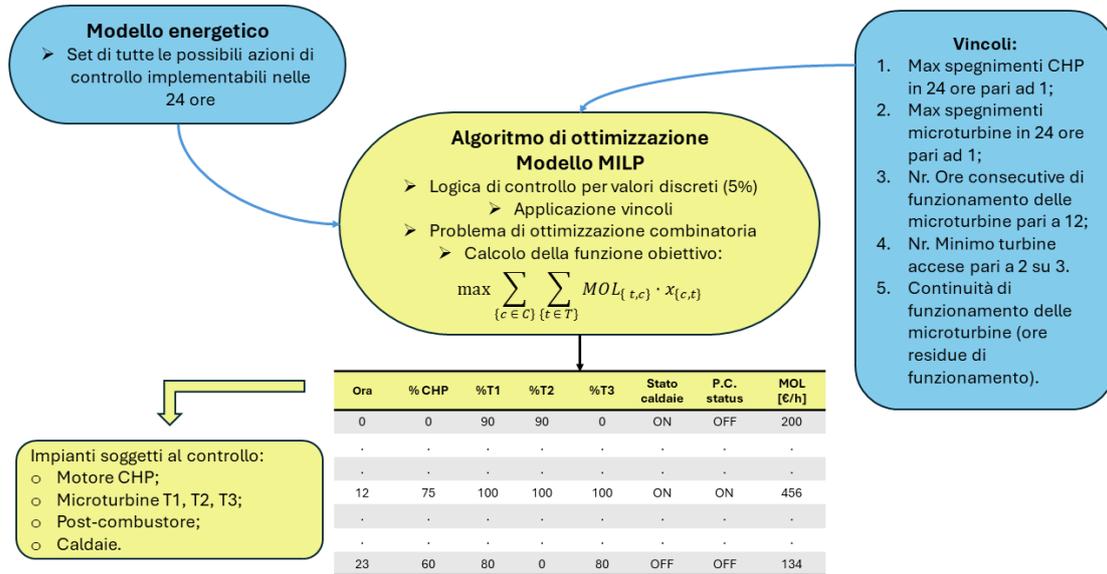


Figura 4.4: Schematizzazione Modello MILP

dello di programmazione lineare mista intera così definito assicura il rispetto dei vincoli appena citati. In riferimento alla natura di questi va fatta una distinzione:

- Vincoli di natura tecnica;
- Vincoli di natura gestionale;
- Vincoli di natura matematica.

Della prima categoria fanno parte i vincoli relativi al numero massimo di accensioni giornaliere delle turbine. Infatti, questa tipologia di macchine non è adatta ad una continua intermittenza di funzionamento e, mediante una gestione di questo tipo, si potrebbe aumentare la probabilità di guasto. Di conseguenza, questi sono limiti volti a preservare la macchina dall'usura. Della seconda categoria, invece, fanno parte di vincoli relativi allo stato del motore cogenerativo. Questo, in linea teorica, potrebbe accettare più spegnimenti giornalieri ma la Committenza ha richiesto l'imposizione di questo vincolo. Dell'ultima categoria fanno, infine, parte tutta quella serie di vincoli la cui definizione è necessaria per il corretto funzionamento del modello matematico. Tra questi rientrano i vincoli di esistenza delle variabili ed il vincolo sulla selezione delle combinazioni.

4.3 Risultati

In questo paragrafo verranno illustrati i risultati ottenuti dall'applicazione dei tre diversi algoritmi sviluppati e descritti nei paragrafi precedenti. I risultati sono relativi ad una serie di giorni e settimane caratteristiche. Oltre a confrontare i risultati dei tre modelli di ottimizzazione, sia in termini di quote di energia che di Margine Operativo Lordo, verrà effettuato un confronto generale con il caso in cui non si applica nessuna logica di controllo, di seguito definito anche caso 'reale' dal momento che il calcolo delle quote di energia e del MOL deriva dai dati reali di monitoraggio provenienti dallo stabilimento per il periodo di interesse.

Il primo giorno di analisi è un giovedì lavorativo di Aprile. La tabella di seguito riportata, ottenuta dal Modello deterministico 1, vuole fornire un esempio di ciò che l'algoritmo restituisce e di come può essere utilizzato in maniera operativa.

Ora	%CHP	%T1	%T2	%T3	P.C. status	MOL ottimizzato [€/h]	MOL reale [€/h]
0	75	0	100	100	ON	228.40	203.92
1	85	0	0	0	OFF	249.19	216.86
2	75	0	0	0	OFF	235.42	209.33
3	75	0	0	0	OFF	193.34	181.94
4	75	0	0	0	OFF	154.10	139.41
5	80	0	0	0	OFF	164.57	146.06
6	95	0	100	100	ON	253.24	218.84
7	95	100	100	100	ON	408.77	298.54
8	100	100	100	100	ON	396.93	317.04
9	100	100	100	100	ON	474.79	386.14
10	100	100	100	100	ON	487.97	387.53
11	100	100	100	100	ON	590.37	569.36
12	100	100	100	100	ON	794.38	738.68
13	100	100	100	100	ON	710.80	686.33
14	100	100	100	100	ON	704.48	665.30
15	100	100	100	100	ON	518.46	453.50
16	100	100	100	100	ON	494.04	473.22
17	100	100	100	100	ON	490.01	505.99
18	95	100	100	100	ON	546.98	520.19
19	100	100	100	100	ON	483.86	454.31
20	100	0	100	100	ON	432.15	409.40
21	100	0	0	0	OFF	272.90	290.69
22	90	0	0	0	OFF	277.69	232.87
23	95	0	0	0	OFF	272.94	195.71
Tot. [€]						9835.80	8901.17

Tabella 4.1: Risultati per il 13/04/23 - Modello deterministico (Modello 1)

Per ragioni di chiarezza, sono state omesse tutte le colonne citate in precedenza relative

ai flussi energetici così da focalizzare l'attenzione sulla funzione obiettivo dell'ottimizzazione. Come visibile, il MOL giornaliero derivante dall'ottimizzazione mediante modello è maggiore di quello reale, ossia di quello che si è verificato in assenza di una logica di controllo. Per una visualizzazione accurata dei risultati, si riportano di seguito dei grafici che mostrano come le azioni di controllo implementate agiscono in termini di quote di energia prodotta dai singoli impianti. Mediante questi grafici è possibile comprendere in maniera diretta quale impianto, e in che misura, concorre al soddisfacimento dei fabbisogni. Per il caso non ottimizzato non si hanno a disposizione i dati di monitoraggio relativi alle singole turbine, ma solo il dato aggregato delle tre microturbine. Come è visibile dal grafico in figura ??, il fabbisogno termico, ed in particolare quello di vapore, risulta essere il driver principale utilizzato dall'algoritmo per la scelta della logica di controllo ottimale per questo specifico giorno. Infatti, gli impianti inseguono il fabbisogno in maniera precisa senza generare cospicue quantità di energia termica dispersa. Alcune delle quote di energia termica sotto forma di vapore disperse sono in presenza di quelle ore in cui si necessita dell'accensione delle caldaie. Infatti, essendo il residuo di fabbisogno da coprire molto piccolo e la percentuale di regolazione delle caldaie imposta ad un valore minimo del 60%, succede che in caso di accensione solo una piccola parte dell'energia da loro generata sarà effettivamente necessaria e quindi utilizzata. Tuttavia, per le ore centrali della giornata, è evidente che questa risulta essere l'unica soluzione dal momento che il resto degli impianti è già esercito al massimo del carico. Il Modello 2 ed il Modello MILP mostrano anche una quota dispersa nelle prime ore della giornata, quando le caldaie sono, oltretutto, spente. Questo comportamento spinge a dire che evidentemente è più vantaggioso economicamente esercire il cogeneratore ad un fattore di carico maggiore, anche per via del suo impatto sulla produzione di energia elettrica e, indirettamente, di energia frigorifera. Anche nel caso non ottimizzato è possibile notare la stessa logica di regolazione ma è evidente come vi sia un maggiore utilizzo delle caldaie, alle quali è richiesta una quota di produzione maggiore. I grafici evidenziano anche come, in entrambi i casi, la copertura del fabbisogno elettrico sia imputabile quasi interamente al motore CHP che, in percentuale, assicura la fetta di produzione maggiore, circa l'80%. Nelle ore centrali, come immaginabile, assume un ruolo importante anche il parco fotovoltaico. Relativamente alla produzione di acqua calda, l'unico impianto in grado di recuperare energia termica sotto forma di acqua calda è il motore CHP. Essendo però guidato dal fabbisogno di vapore, il fattore di carico scelto dall'algoritmo comporta una produzione oraria di energia termica sempre molto superiore al fabbisogno. La quota in eccesso viene inviata all'assorbitore per la produzione di energia frigorifera. Nel caso non ottimizzato questa quantità risulta essere minore così come la quota conseguente di energia frigorifera prodotta. Dal confronto tra i vari modelli è possibile notare una differenza nella logica di regolazione tra il Modello 1 e gli altri due modelli. Infatti, l'algoritmo afferente al Modello 1 sceglie di tenere spente tutte e tre le turbine nelle ore iniziali e nelle ore finali del giorno mentre, già dal Modello 2, questa situazione non è più considerata tra le possibili. Allo stesso tempo, è possibile notare come i risultati ottenuti dal modello evoluto siano perfettamente identici a quelli restituiti dal

Modello 2. Questo si verifica perché, seppur il Modello 2 non tenga in considerazione di tutti i vincoli presenti, la combinazione di azioni di controllo che ottimizza il MOL ora per ora rispetta casualmente già i suddetti vincoli. Tuttavia, analizzando gli altri giorni di riferimento sarà chiara la necessità di sviluppare un modello più dettagliato che tenga realmente conto di questi vincoli tecnici.

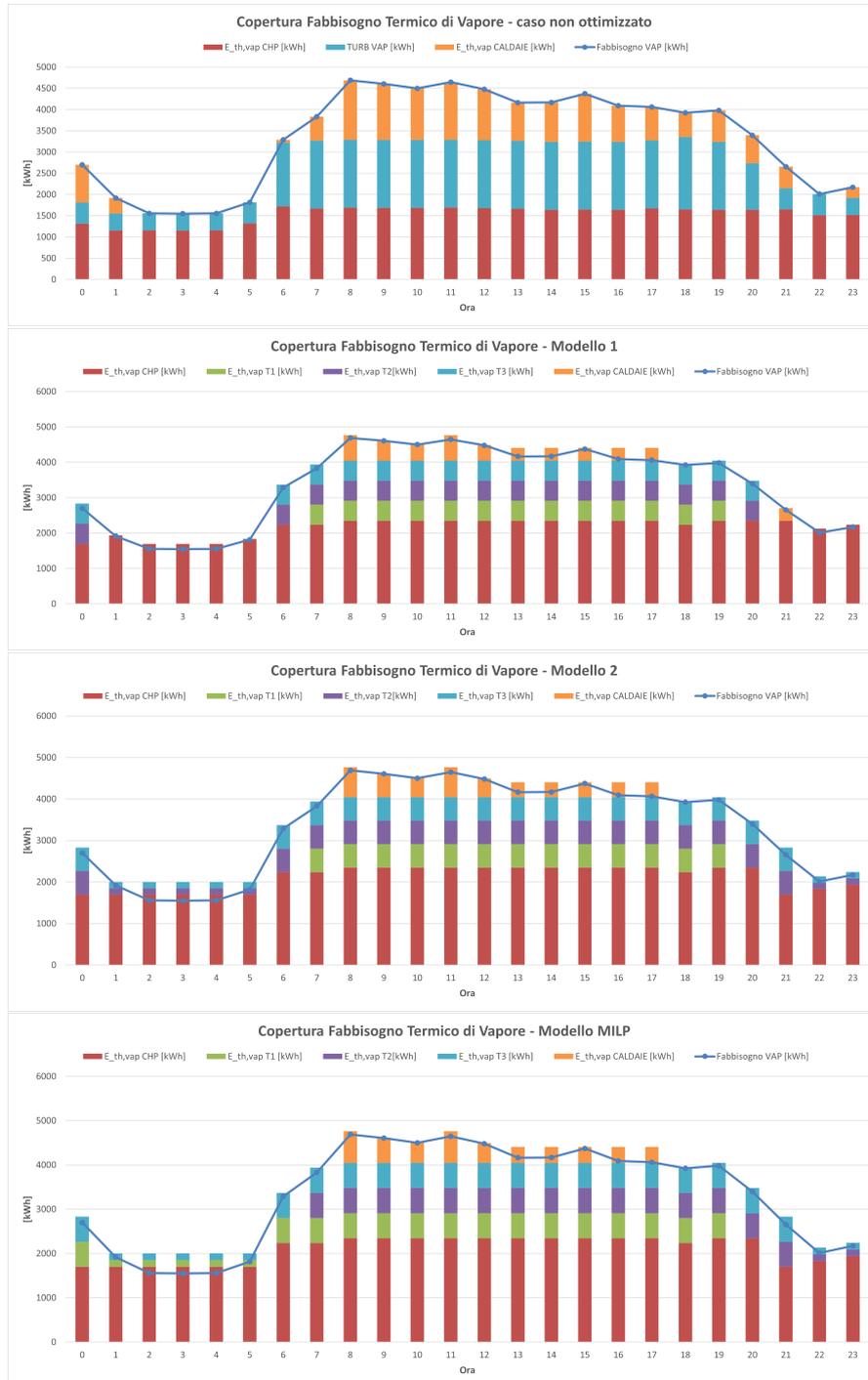


Figura 4.5: Confronto copertura del fabbisogno di vapore - 13/04/23



Figura 4.6: Confronto copertura del fabbisogno elettrico - 13/04/23

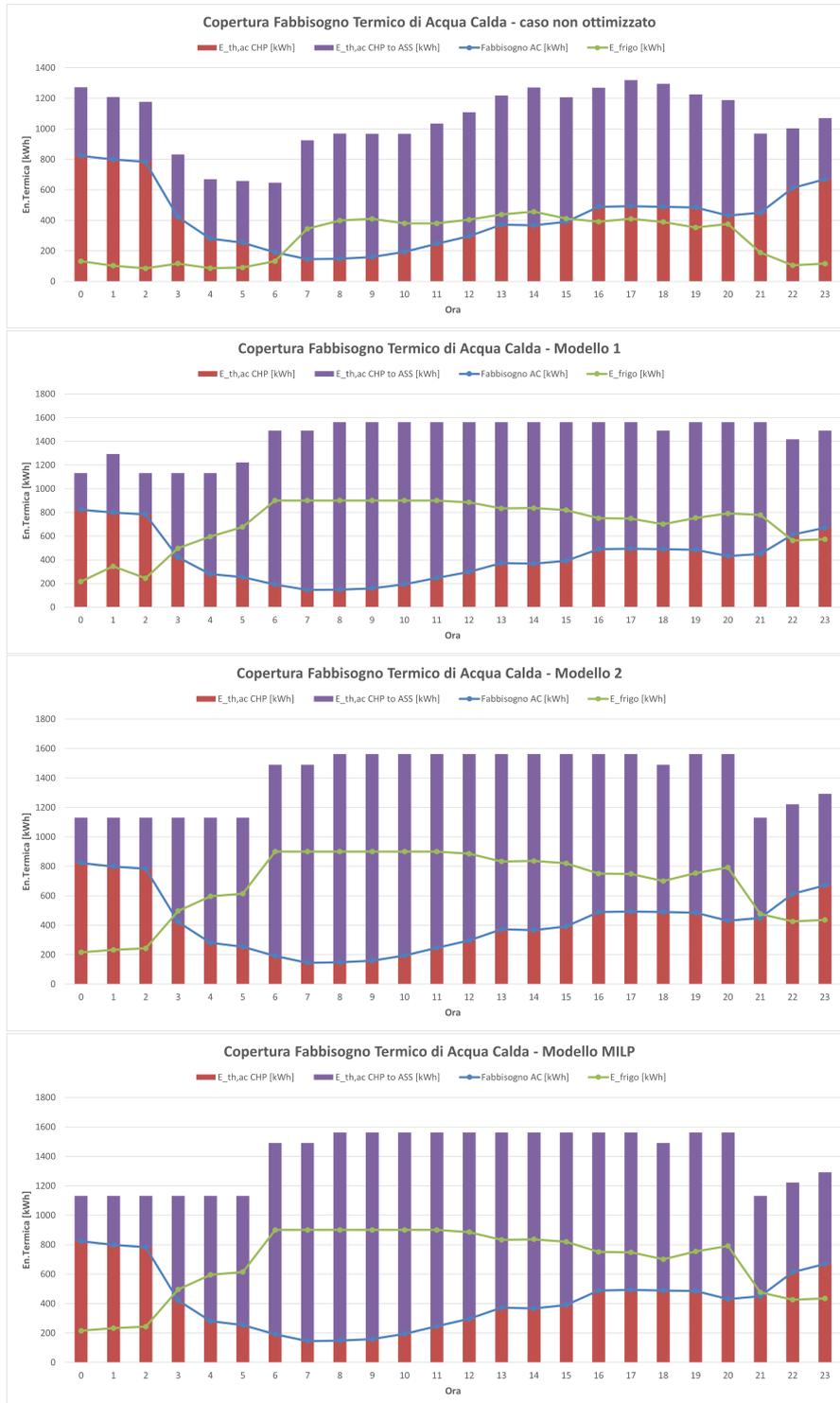


Figura 4.7: Confronto copertura del fabbisogno di acqua calda - 13/04/23

Infine, in figura ??, si riporta l'andamento del MOL orario per i casi discussi.

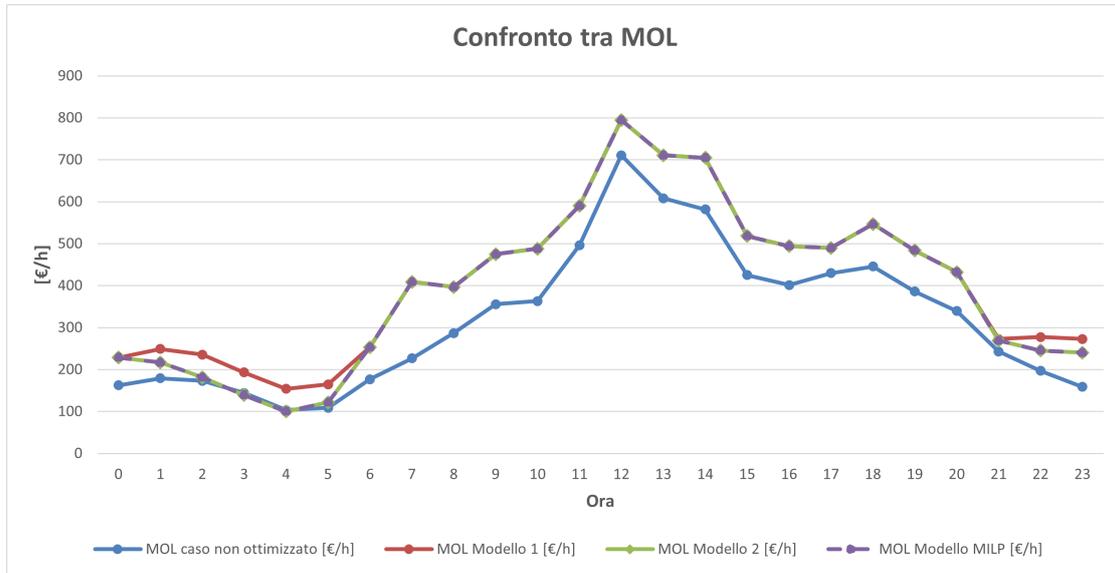


Figura 4.8: Confronto MOL tra le diverse logiche di controllo - 13/04/23

Come detto, è possibile notare una sovrapposizione dei trend tra i diversi modelli ottimizzati, con il Modello 1 che si discosta nelle ore iniziali e finali della giornata dagli altri. In particolare, questo modello assicura un Margine Operativo Lordo in queste ore migliore degli altri modelli essendo privo del vincolo più stringente sull'utilizzo delle turbine. In generale, è però possibile notare come per ciascuna ora dalla giornata l'utilizzo di un algoritmo di ottimizzazione permetta di migliorare o al massimo pareggiare il MOL rispetto al caso di mancato utilizzo di una logica di controllo ottimizzata. Nella tabella seguente sono riportati il valore del MOL giornaliero e la percentuale di risparmio per ciascuna logica di controllo implementata.

Logica di controllo	MOL giornaliero [€]	R [%]
Controllo non ottimizzato	7702.5	-
Mod. deterministico 1	9835.8	27.7
Mod. deterministico 2	9529.4	23.7
Modello MILP	9529.4	23.7

Tabella 4.2: Confronto MOL - 13/04/2023

Si riporta ora, mediante i grafici proposti di seguito, il risultato ottenuto dall'applicazione dei diversi modelli ad un giorno festivo invernale, in particolare una domenica di Ottobre. Come evidenziato nel paragrafo ??, i giorni festivi sono caratterizzati da un fabbisogno nullo nell'arco delle 24 ore di acqua calda. Pertanto, per il giorno in questione, non si ha una richiesta di tale vettore. I risultati, riportati nei grafici di seguito, denotano una differenza sostanziale di controllo a seconda della logica adoperata. In figura ?? non è riportata la logica di controllo prevista dall'algoritmo evoluto in quanto, essendo spento



Figura 4.9: Confronto copertura del fabbisogno di vapore - 29/10/23



Figura 4.10: Confronto copertura del fabbisogno elettrico - 29/10/23

per tutto il giorno il motore CHP, si ottiene lo stesso risultato già mostrato nel grafico del caso non ottimizzato.

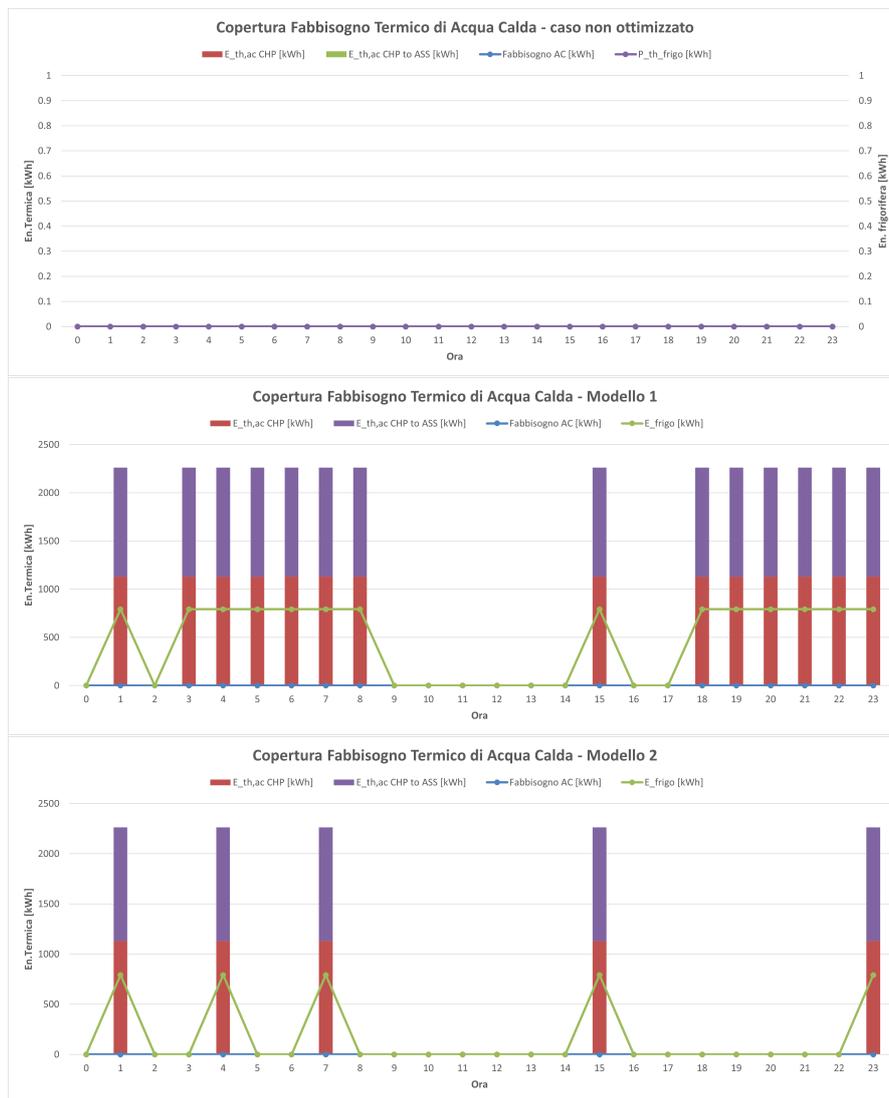


Figura 4.11: Confronto copertura del fabbisogno di acqua calda - 29/10/23

In generale, per questo giorno, è possibile notare come le azioni di controllo scelte dalle due versioni con logica deterministica siano incentrate sul soddisfare il fabbisogno e, allo stesso tempo, sfruttare il motore CHP per produrre energia elettrica da immettere in rete. Questo perché, in alcune delle ore giornaliere, le sole turbine non sarebbero sufficienti a coprire la richiesta di energia elettrica e quindi il modello reputa come azione migliore quella di sfruttare il solo CHP anche per vendere una quota di energia piuttosto che acquistare dalla rete la quota mancante. Tuttavia, per il caso in esame risulta evidente come i due modelli basati su una logica di controllo deterministica optino per una serie di azioni di controllo che vanno a non rispettare una serie di vincoli. Infatti, sia il motore CHP che le turbine sono spenti e accesi più volte nel corso della giornata. Questo comportamento sottolinea

la necessità di sviluppare un modello più dettagliato ed evoluto che possa tenere conto di questi vincoli. Di fatti, anche se a discapito del Margine Operativo Lordo, il modello evoluto basato sull'algoritmo MILP opta per tenere spento per tutta la giornata il motore CHP, anche per via della mancanza di richiesta di energia termica sotto forma di acqua calda. In conclusione è possibile notare come la sequenza di azioni di controllo scelte dal modello evoluto sia simile a quella implementata nel caso non ottimizzato ma si discosti per via del massimo sfruttamento delle microturbine per la produzione di energia. In figura ??, invece, è visibile l'andamento del MOL per le diverse logiche di controllo valutate. Come è possibile notare, nei giorni festivi il MOL ottenuto è negativo, a sottolineare

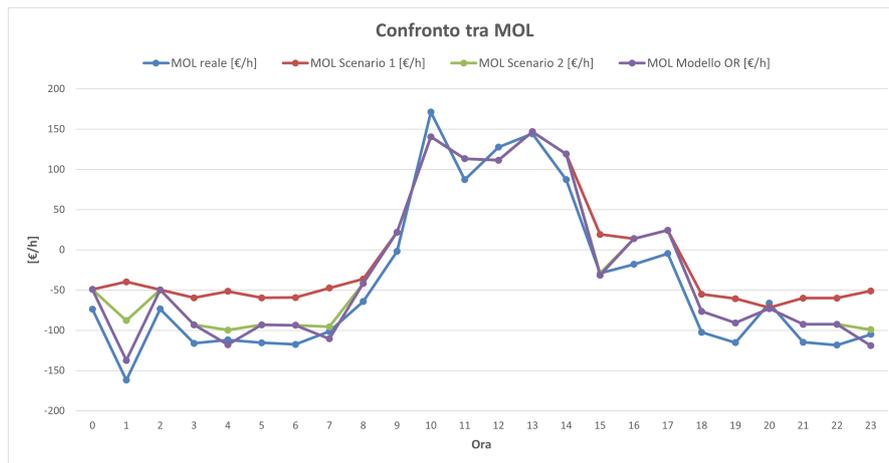


Figura 4.12: Confronto MOL tra le diverse logiche di controllo - 29/10/23

una perdita economica per l'azienda in esame. Questo risultato è plausibile in quanto, essendo minori i fabbisogni elettrici e termici soprattutto, i ricavi derivanti dall'utilizzo dei cogeneratori sono nettamente inferiori. Infatti, tra i ricavi, va conteggiata la sola quota di energia prodotta dagli impianti cogenerativi ed effettivamente utilizzata e non l'intera quota prodotta dagli stessi. Ciò nonostante, l'utilizzo di una logica di controllo ottimizzata restituisce un risultato che denota una perdita, alla fine del giorno, nettamente inferiore. Anche il modello evoluto, che pur contiene tutti i vincoli di gestione, risulta essere conveniente rispetto al caso di una logica non ottimizzata. In particolare, come visibile in tabella ??, l'utilizzo di una logica di controllo ottimizzata mediante algoritmo MILP genera un risparmio giornaliero del 32.6% rispetto al caso di controllo non ottimizzato.

Logica di controllo	MOL giornaliero [€]	R [%]
Controllo non ottimizzato	-993.5	-
Mod. deterministico 1	-100.4	89.9
Mod. deterministico 2	-564.9	43.1
Modello MILP	-670.0	32.6

Tabella 4.3: Confronto MOL - 29/10/23

In aggiunta, per contestualizzare in maniera ottimale la trattazione, si riportano i risultati

relativi ad una settimana tipologica. La prima settimana analizzata è una settimana estiva del mese di Luglio. Per come è stato scritto l'algoritmo con logica di controllo determi-

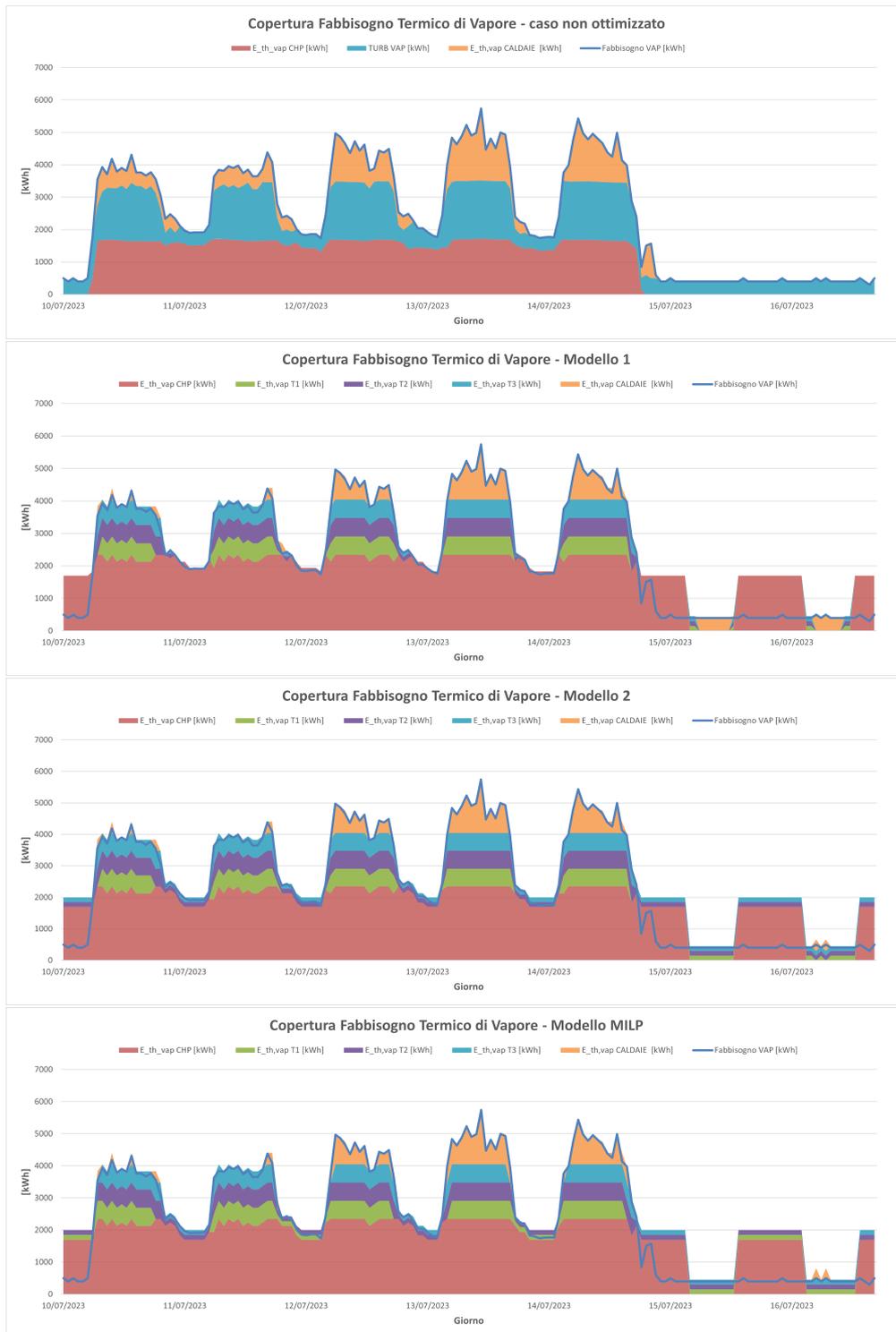


Figura 4.13: Confronto copertura del fabbisogno di vapore - settimana estiva

nistica, questo fornisce una programmazione giornaliera e non considera ciò che avviene

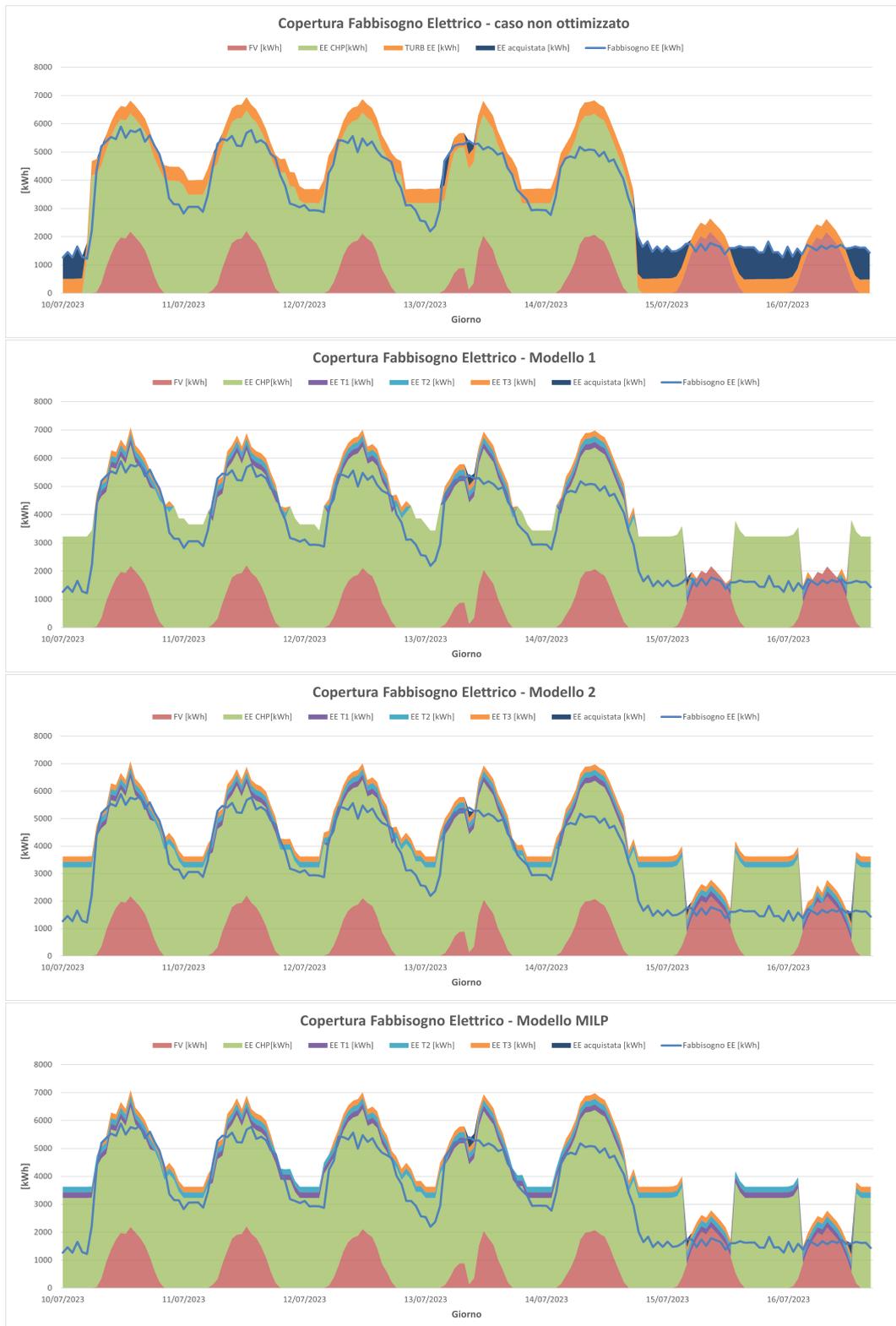


Figura 4.14: Confronto copertura del fabbisogno elettrico - settimana estiva

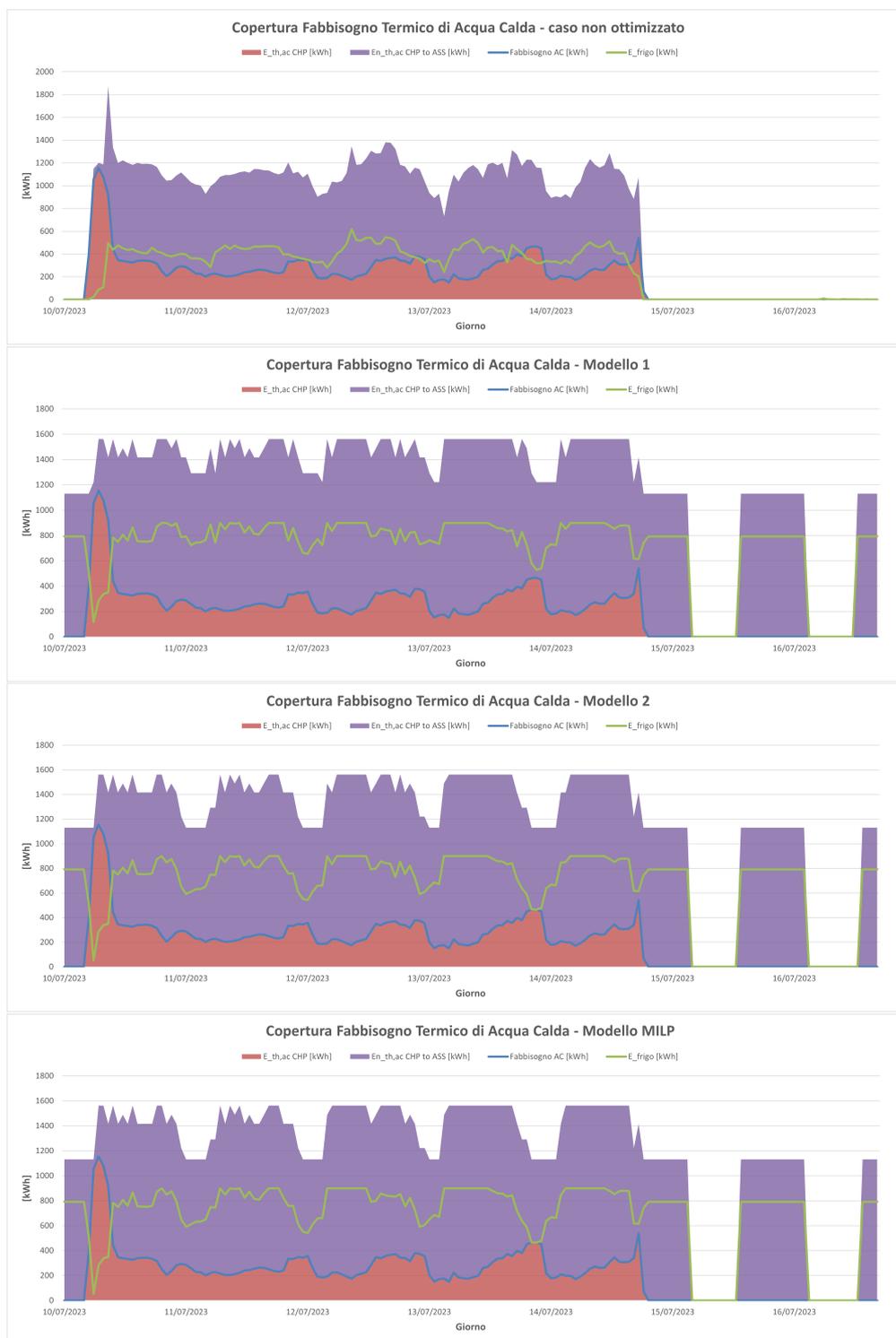


Figura 4.15: Confronto copertura del fabbisogno di acqua calda - settimana estiva

nelle ultime ore del giorno precedente nè considera l'effetto di determinate azioni sul giorno seguente. Da qui l'esigenza di sviluppare ed implementare un modello di ottimizzazione più avanzato. Il modello MILP è, infatti, in grado di ricevere in input il numero di ore per

le quali una data turbina deve rimanere in uno stato e restituisce in output, oltre alla serie di combinazioni di azioni di controllo ottimali per il giorno in esame anche il numero di ore residue nelle quali ciascuna turbina deve rimanere. Questo valore può così essere utilizzato per il giorno seguente permettendo di rispettare il vincolo sulla continuità di funzionamento per almeno 12 ore. L'importanza di tale funzionalità è rimarcata nelle analisi a livello settimanale svolte di seguito. Come è possibile notare dai grafici appena riportati, una prima differenza sostanziale si ha nella logica di controllo tra il Modello 1 e il Modello 2. Infatti, mentre nel primo caso il controllo prevede di tenere completamente spente tutte le microturbine nelle ore di minor fabbisogno, ovvero durante la notte e nei giorni festivi, il secondo modello basato su logica deterministica, che però include il vincolo in più sulle turbine, sceglie di accendere, nelle ore in cui il Modello 1 lasciava tutte le turbine spente, almeno due turbine. Risultato interessante si ha nei due giorni del week-end dove, mediante l'accensione delle tre microturbine, si annulla praticamente l'utilizzo delle caldaie. Passando ad analizzare la logica proposta dal modello evoluto, invece, si vede come in linea generale sia molto simile a quella proposta dalla logica deterministica del Modello 2 ma interviene eliminando quelle azioni di controllo che violano i vincoli. Per esempio, nella domenica del 16/07/23 impedisce l'intermittenza di accensione delle due microturbine per tre ore consecutive mentre, durante i giorni feriali, assicura che ciascuna turbina operi in un determinato stato (ON o OFF) per almeno 12 ore. Questo, dalla logica deterministica, non è assicurato come visibile per esempio per il giorno dell'11/07/23. Rispetto al caso non ottimizzato è possibile notare come tutte le logiche di controllo ottimizzate scelgano, nei due giorni festivi, di accendere il motore CHP nelle ore iniziali e finali del giorno. Questo assicura la copertura del fabbisogno evitando la necessità di acquistare grandi quantità di energia elettrica da rete. L'utilizzo del CHP nel week-end, infatti, permette la produzione di una quota di energia frigorifera che, di conseguenza, fa abbassare la spesa in termini di energia elettrica acquistata necessaria al funzionamento dei gruppi frigo. In figura ?? viene riportato l'andamento del Margine Operativo Lordo giornaliero per le diverse logiche di controllo. Come visibile, l'applicazione di una logica di controllo ottimizzata genera

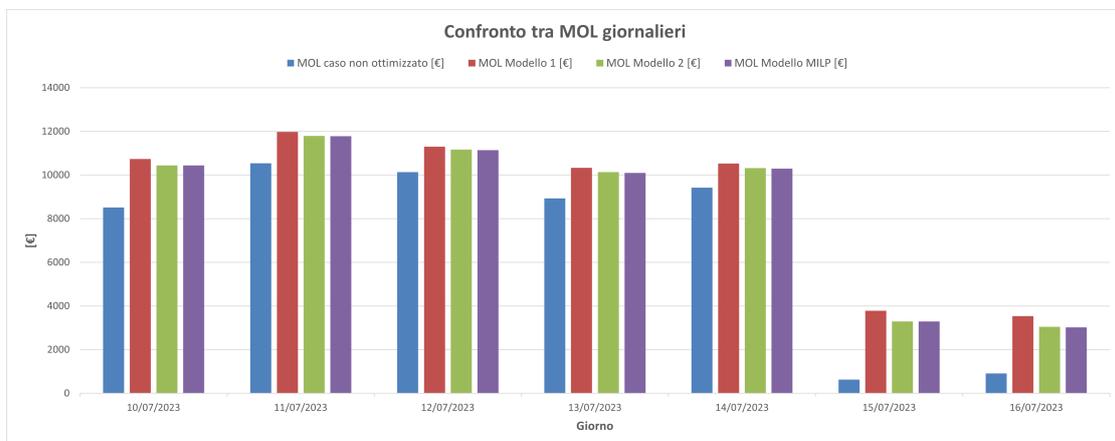


Figura 4.16: Confronto MOL tra le diverse logiche di controllo - settimana estiva

un vantaggio in termini di MOL in ogni giorno della settimana. Tuttavia, in termini di variazione, si dimostra maggiormente impattante nei giorni festivi di sabato e domenica. Infine, in tabella ??, viene riportato il valore del MOL settimanale scaturito dall'utilizzo di ciascuna logica e la percentuale di risparmio rispetto al caso non ottimizzato.

Logica di controllo	MOL settimanale [€]	R [%]
Controllo non ottimizzato	49080.3	-
Mod. deterministico 1	62179.6	26.7
Mod. deterministico 2	60177.9	22.6
Modello MILP	60051.1	22.4

Tabella 4.4: Confronto MOL - settimana estiva

I risultati denotano l'efficacia degli algoritmi di ottimizzazione implementati. In particolare, il modello più completo comporta un risparmio del 22% circa su una settimana. Inoltre, come comprensibile, si nota come l'introduzione di vincoli via via più stringenti nei vari modelli comporti un MOL orario, giornaliero e quindi settimanale decrescente. Tuttavia, come precedentemente spiegato, la logica di controllo implementata dal Modello 1, e anche quella del Modello 2, rappresentano una condizione ideale non applicabile al caso reale.

In aggiunta, si riportano i risultati scaturiti dall'applicazione delle diverse logiche ad una settimana invernale, in particolare del mese di Gennaio. Partendo dall'analisi dei risultati relativi alla copertura del fabbisogno di vapore, è possibile notare come la logica deterministica relativa al Modello 1 generi diversi momenti nel corso della settimana in cui le azioni di controllo ottimali prevedano tutte le turbine spente. Inoltre, nel week-end sono visibili dei picchi relativi all'accensione, molto breve, del motore CHP. I modelli successivi, rispettando i vari vincoli ai quali sono sottoposti, non permettono questa logica di azioni ma bensì sfruttano l'operatività delle microturbine. In particolare, osservando i risultati relativi al modello avanzato, denominato 'Modello MILP', si nota come venga anche garantita la continuità operativa di almeno 12 ore di ciascuna turbina. Questo vincolo, per la natura stessa della logica di controllo deterministica, non è invece rispettato dai due modelli precedenti. Relativamente alla gestione del motore CHP, si nota come nella logica di controllo non ottimizzata questo venga mantenuto, per tutti i giorni feriali, ad un fattore di carico pressoché costante. Il modello MILP, invece, suggerisce come migliore una strategia di controllo che regoli il carico del motore aumentandolo nelle ore centrali della giornata dove i fabbisogni termici ed elettrici sono maggiori. Questa azione comporta un risparmio in termini di energia termica sotto forma di vapore prodotta dalle caldaie e di energia elettrica acquistata da rete. Oltre a questo, il maggior sfruttamento del motore permette, come visibile in figura ??, una produzione di energia frigorifera superiore che, di conseguenza, comporta una riduzione della quantità di energia elettrica che deve essere acquistata in rete per il funzionamento dei gruppi frigo. Un'altra osservazione, sempre relativa alla gestione del motore CHP, è possibile farla in merito alle prime ore della giornata di lunedì. Infatti, tutti i modelli di ottimizzazione propongono un'accensione del motore

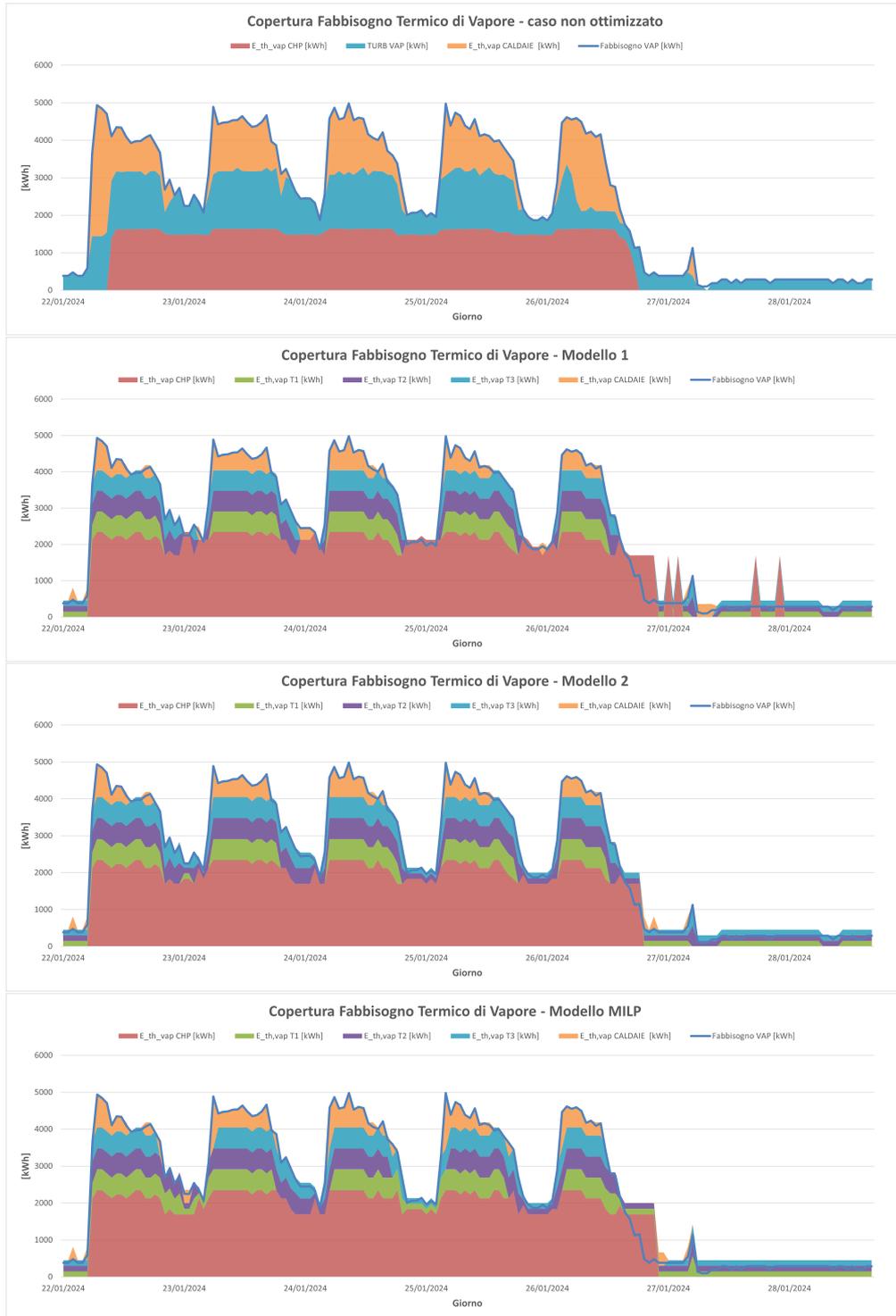


Figura 4.17: Confronto copertura del fabbisogno di vapore - settimana invernale

fin dalle prime ore evitando così la produzione di energia termica mediante le caldaie. Un approccio di questo tipo, che sicuramente risulta vantaggioso dal punto di vista economico essendo stato scelto da modelli di ottimizzazione basati su una funzione obiettivo

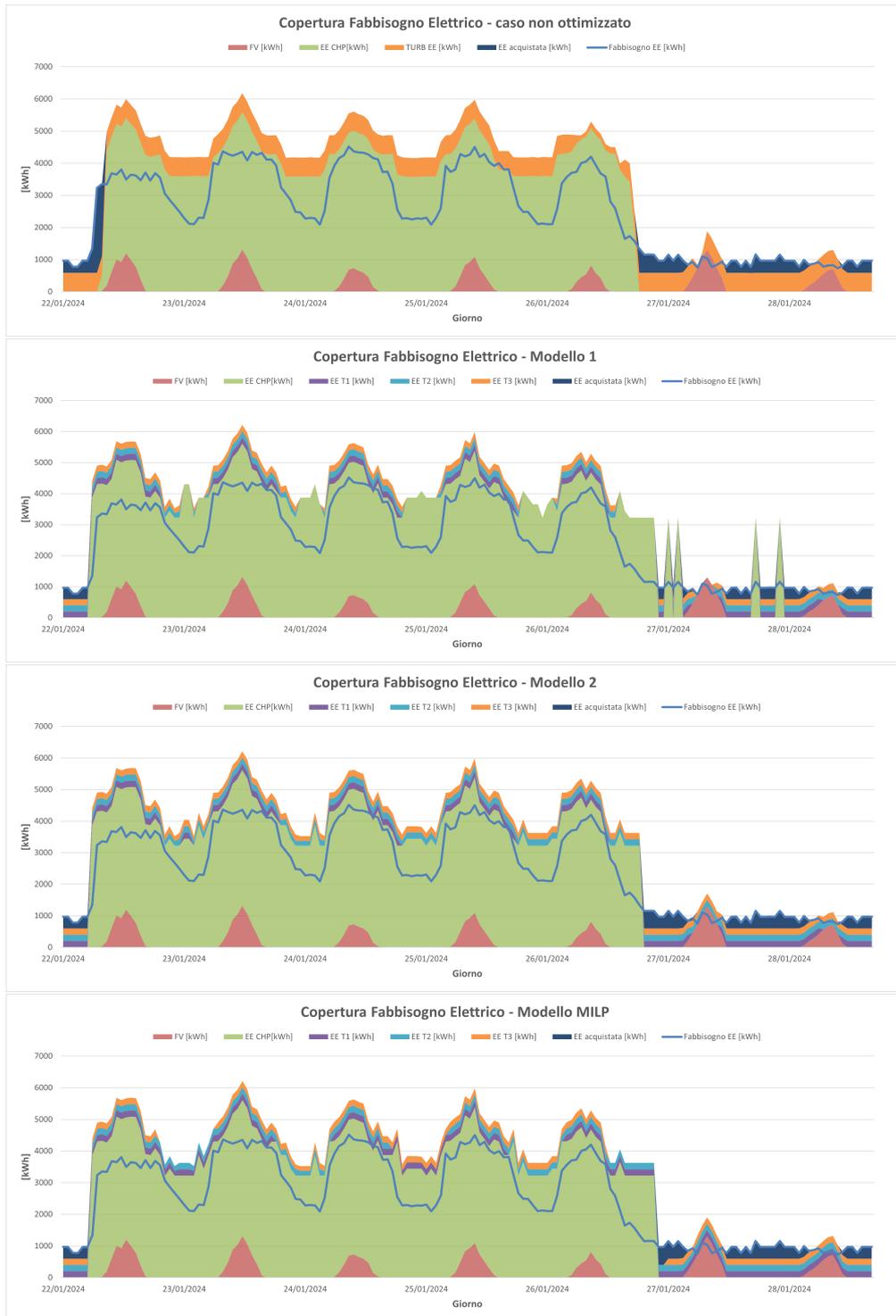


Figura 4.18: Confronto copertura del fabbisogno elettrico - settimana invernale

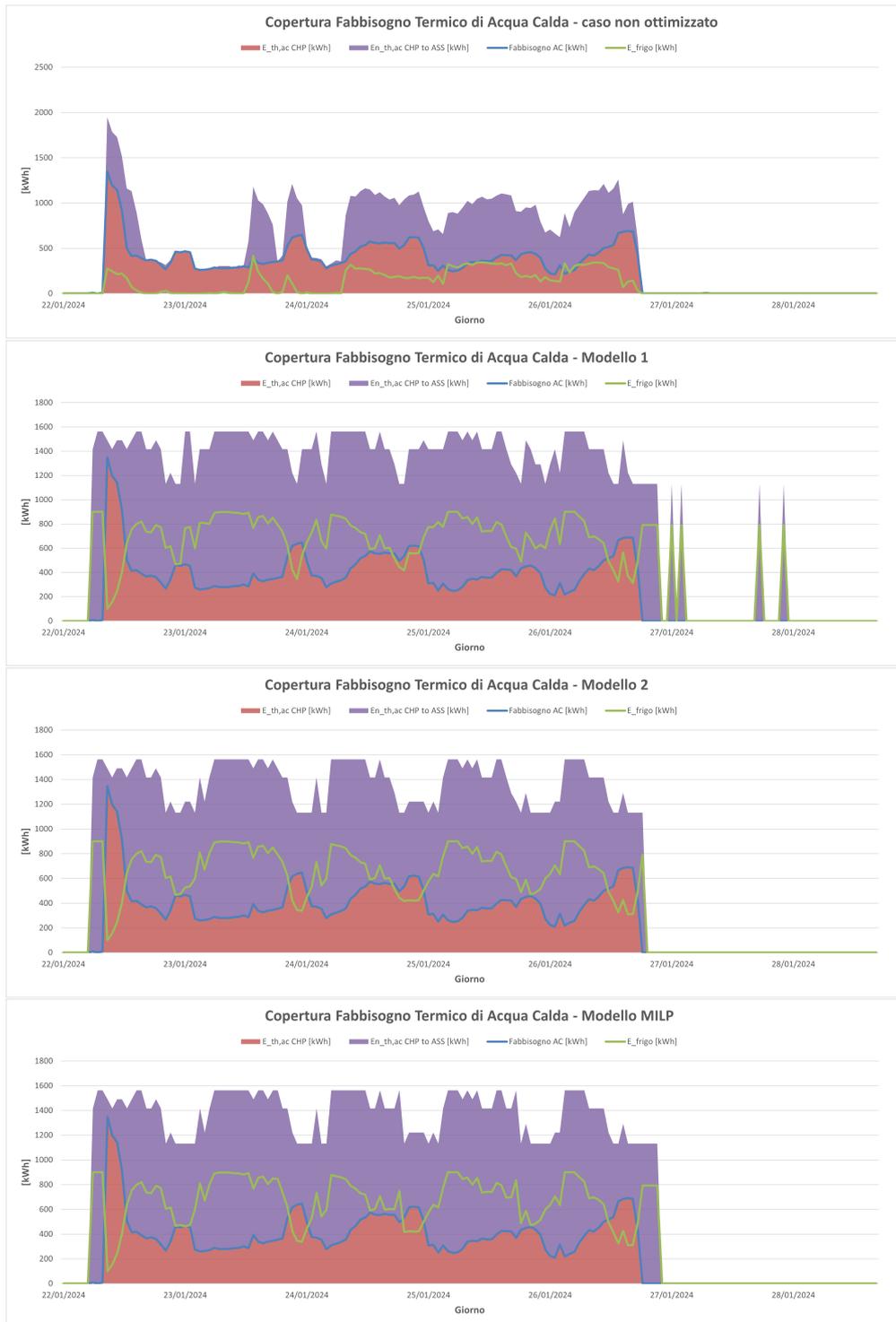


Figura 4.19: Confronto copertura del fabbisogno di acqua calda - settimana invernale

di natura economica, può avere un risvolto positivo anche dal punto di vista ambientale riducendo quelle che sono le emissioni di CO₂. Come per la settimana estiva, in figura ?? viene riportato l'andamento del MOL per le diverse logiche di controllo implementate

rispetto al caso non ottimizzato. Anche in questo caso, l'utilizzo di una logica di controllo

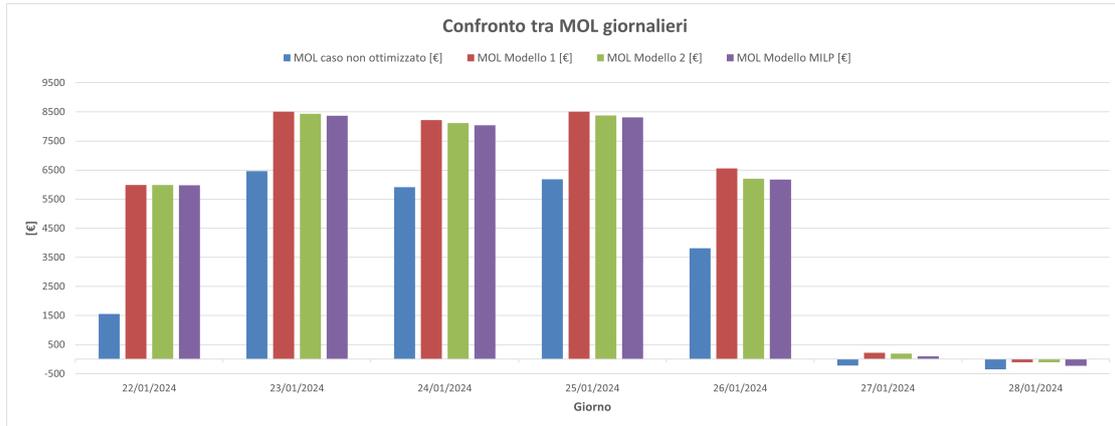


Figura 4.20: Confronto MOL tra le diverse logiche di controllo - settimana invernale

ottimizzata permette di ottenere un vantaggio economico, soprattutto nei giorni feriali dove le leve di azione ed i fabbisogni sono maggiori. Per i due giorni festivi, gli stessi consentono di evitare la perdita o di limitarla ad un valore minore possibile. Infine, in tabella ?? si riportano i valori assunti dal MOL al termine della settimana e le percentuali di risparmio generate dall'azione di ciascuna delle logiche analizzate.

Logica di controllo	MOL settimanale [€]	R [%]
Controllo non ottimizzato	23436.7	-
Mod. deterministico 1	37943.9	61.9
Mod. deterministico 2	37136.5	58.5
Modello MILP	36357.9	55.1

Tabella 4.5: Confronto MOL - settimana invernale

In conclusione, per rendere la trattazione maggiormente completa, vengono di seguito riportati i risultati relativi all'applicazione delle diverse logiche di controllo per una settimana di metà stagione, precisamente una settimana di inizio Ottobre.

Come per i casi precedentemente analizzati, è possibile notare come la *schedule* proposta dai due modelli deterministici scelga di operare il motore CHP in maniera molto intermittente nei due giorni del week-end. Come descritto, questa scelta rappresenta una violazione ad uno dei vincoli imposti e, di fatti, il modello MILP prevede una serie di azioni di controllo diverse che mantengono il motore CHP spento per la maggior parte del week-end. L'utilizzo di un modello di ottimizzazione, inoltre, permette di gestire meglio la copertura del fabbisogno rispetto al caso non ottimizzato. Prendendo come riferimento il grafico in ??, si nota come tutti gli algoritmi di ottimizzazione propongano azioni che, nel corso dei giorni feriali, minimizzano l'utilizzo delle caldaie. Il fabbisogno è raggiunto sfruttando il motore ad un fattore di carico maggiore e tenendo accese tutte e tre le turbine. Il maggior sfruttamento del motore, inoltre, ha il duplice vantaggio di generare una quota di energia frigorifera prodotta dall'assorbitore maggiore con conseguente diminuzione dei consumi di

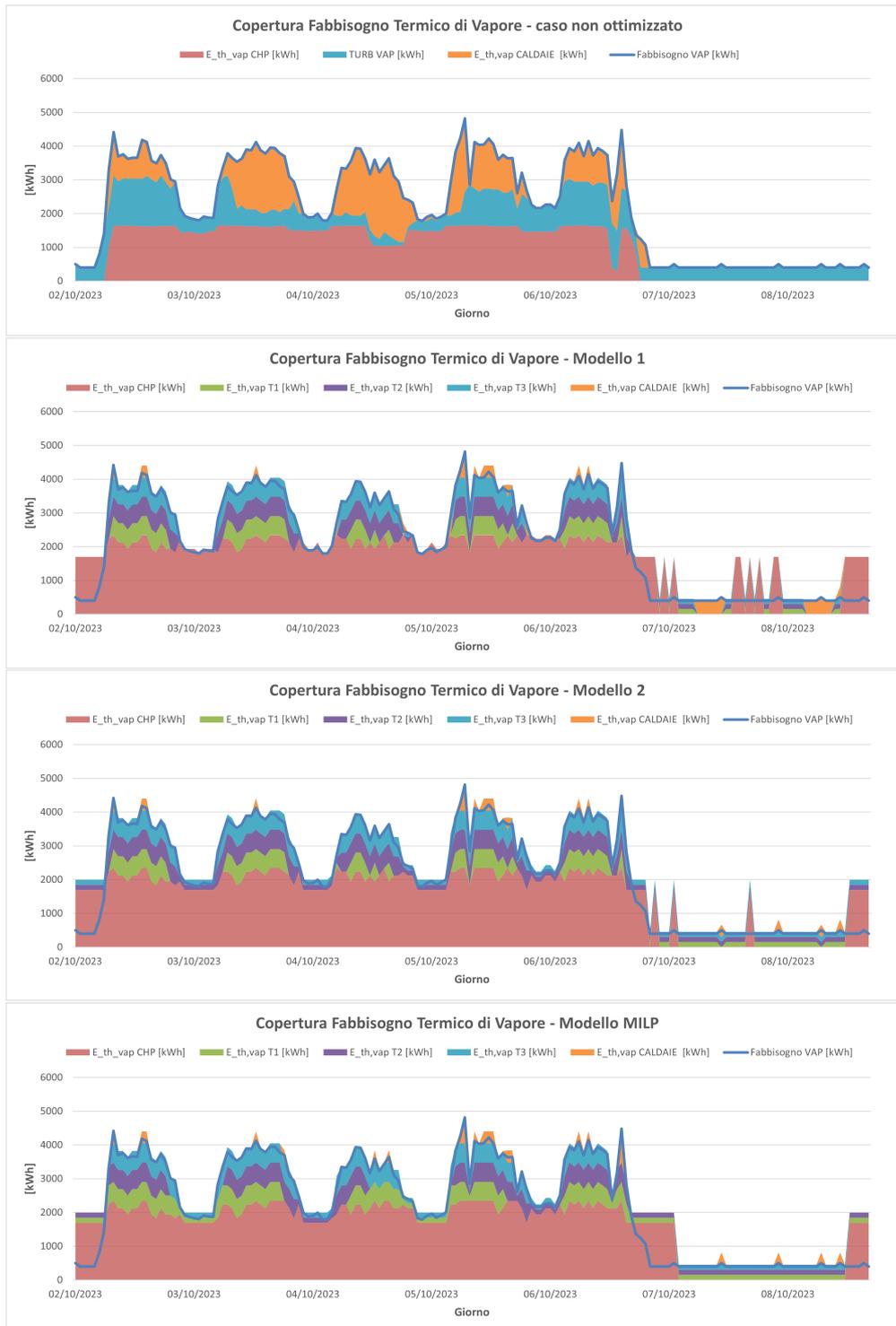


Figura 4.21: Confronto copertura del fabbisogno di vapore - settimana di mezza stagione

energia elettrica imputabili ai gruppi frigo tradizionali. Questo, di conseguenza, si traduce in un minor costo per l'acquisto di energia elettrica dalla rete.

Come per i casi precedenti, si riporta l'andamento del MOL giornaliero nella settimana

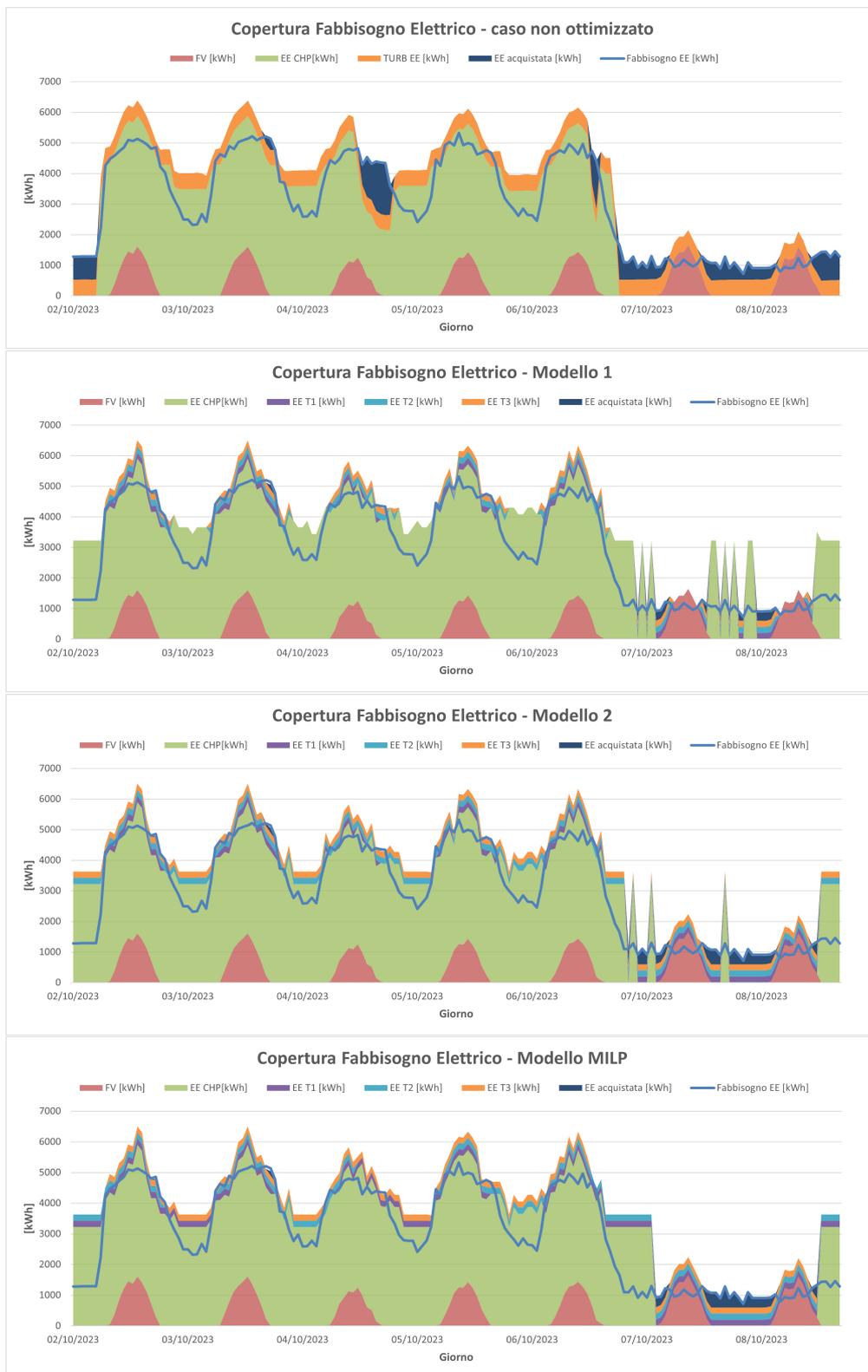


Figura 4.22: Confronto copertura del fabbisogno elettrico - settimana di mezza stagione

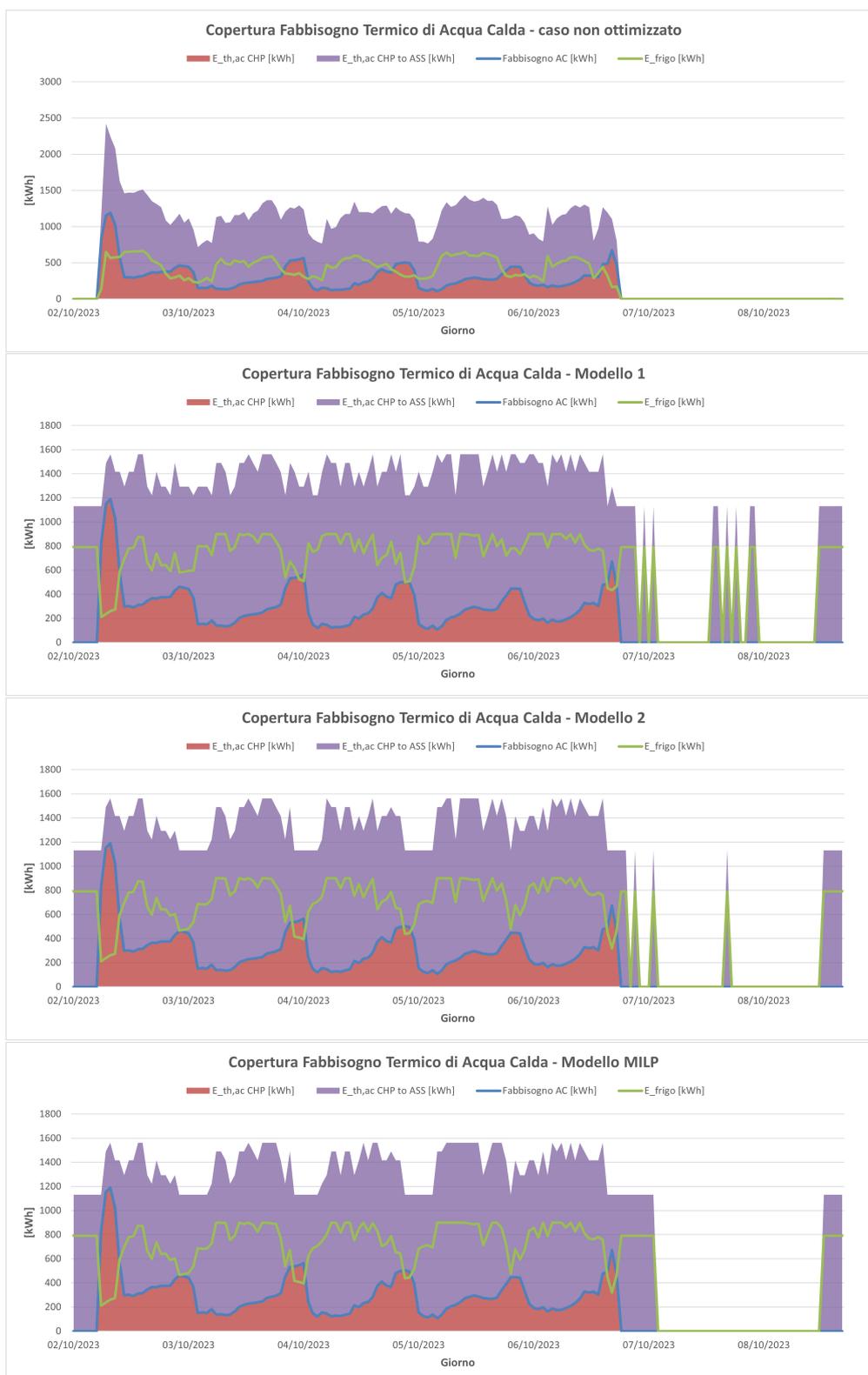


Figura 4.23: Confronto copertura del fabbisogno di acqua calda - settimana di mezza stagione

a confronto tra i diversi modelli. L'utilizzo dell'algoritmo di ottimizzazione MILP porta,

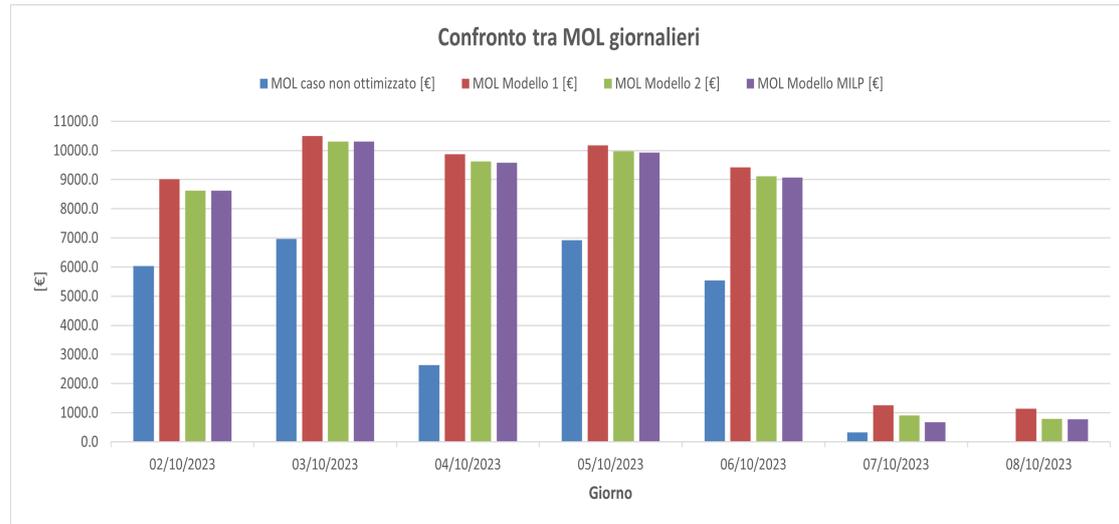


Figura 4.24: Confronto MOL tra le diverse logiche di controllo - settimana di mezza stagione

rispetto al caso di gestione non ottimizzata, ad un risparmio settimanale del 72%.

Logica di controllo	MOL settimanale [€]	R [%]
Controllo non ottimizzato	28444.7	-
Mod. deterministico 1	51363.7	80.6
Mod. deterministico 2	49331.6	73.4
Modello MILP	48949.9	72.1

Tabella 4.6: Confronto MOL - settimana di metà stagione

I risultati mostrati in questo paragrafo hanno evidenziato come gli algoritmi deterministici sviluppati riescano ad operare i diversi impianti presenti rispettando la fisica del sistema in esame. Inoltre, lo sviluppo di due modelli basati su una logica deterministica è stato utile per valutare l'effetto che l'introduzione di un vincolo più stringente ha avuto sul modello e sulla logica di controllo da esso selezionata. È stato, inoltre, compreso come all'aumentare dell'aderenza tra caso di studio e caso reale, con l'introduzione dei vincoli, il margine di profitto derivante dall'utilizzo dell'algoritmo di ottimizzazione tenda inevitabilmente a diminuire. Questo risultato viene ulteriormente rimarcato se si analizzano i risultati conseguenti all'applicazione della logica di controllo basata su un modello di ottimizzazione MILP. Infatti, a meno di situazioni casuali come per esempio quella evidenziata per il giorno invernale feriale, il MOL giornaliero ottenibile mediante il modello più avanzato è sempre inferiore a quello dei modelli che si basano sulla logica deterministica. Nonostante questo, rimane chiaro l'impatto molto positivo dell'implementazione di un algoritmo di ottimizzazione per il sistema in esame se confrontati i risultati rispetto alla condizione di logica di controllo non ottimizzata. Infatti, il Margine Operativo Lordo ottenuto in seguito all'ottimizzazione assume un valore sempre maggiore rispetto al caso

non ottimizzato sia in termini giornalieri che, ovviamente, in termini di MOL settimanale. In particolare, i risultati hanno evidenziato un'efficacia molto alta dell'algoritmo nell'arco di una settimana con valori del parametro R pari a circa il 70% per la settimana di metà stagione. Valori più contenuti, ma pur sempre positivi, sono stati ottenuti dall'applicazione degli algoritmi nella settimana estiva ed invernale. Durante il periodo estivo, rispetto al caso non ottimizzato, si ha il minor risparmio percentuale in termini di MOL settimanale. Nonostante questo, tale valore di risparmio si attesta a valori medi del 20%. Inoltre, si è notato come l'effetto positivo dell'ottimizzazione sia generalmente maggiore nei giorni feriali dove i fabbisogni sono maggiori e il margine di operatività aumenta. Viceversa, nei giorni festivi l'ottimizzazione assume un ruolo meno evidente permettendo, tuttavia, di minimizzare o azzerare le perdite rispetto al caso non ottimizzato.

4.4 Impatto dell'ottimizzazione sulle emissioni

Al giorno d'oggi, sempre più si presta attenzione alla minimizzazione dei costi, alla massimizzazione della produzione, al risparmio energetico, alla tutela dell'ambiente e allo sviluppo sostenibile in vari settori. Tuttavia, i problemi di ottimizzazione diventano sempre più complicati, con dimensioni maggiori, maggiore non linearità, più oggetti e vincoli. La maggior parte dei problemi di ottimizzazione, tra cui quelli del campo energetico, sono intrinsecamente caratterizzati dalla realizzazione di più obiettivi in conflitto tra loro. La difficoltà maggiore nel risolvere i problemi di ottimizzazione multi-obiettivo risiede nel fatto che non esiste una soluzione matematicamente spiegabile a causa della complessità nel soddisfare simultaneamente più obiettivi [43]. Alla luce di questo, in questo paragrafo si vuole affrontare il tema dell'impatto che ha la logica di controllo proposta dai diversi algoritmi di ottimizzazione implementati sulle emissioni di CO₂. In particolare, verranno mostrati i risultati in termini di energia elettrica immessa, energia termica dispersa ed emissioni di CO₂ per i giorni analizzati precedentemente mettendo a confronto quello che si ottiene con ciascun modello implementato rispetto al caso non ottimizzato. L'obiettivo di tale paragrafo è analizzare se l'ottimizzazione di natura economica fin qui perseguita risulti essere anche un'ottimizzazione di natura ambientale. Infatti, i modelli di ottimizzazione fin qui sviluppati si basano su un'ottimizzazione di tipo mono-obiettivo, ossia quello economico. Nel paragrafo in questione si vuole valutare se per giungere anche ad un'ottimizzazione ambientale si necessiti di un modello che si basi su una funzione multi-obiettivo. Relativamente all'energia termica sotto forma di acqua calda dispersa si considererà la quota di energia termica oraria che non risulta sfruttabile neppure dall'assorbitore dal momento che questo ha già raggiunto la sua capacità nominale. In particolare, la quota di energia termica sotto forma di acqua calda dispersa, espressa in [kWh], è data dalla seguente relazione:

$$E_{th,ac,dispersa} = E_{th,ac,tot} - Fabb_{AC} - E_{th,ac,CHP \rightarrow ASS} = E_{th,ac,tot} - Fabb_{AC} - \frac{E_{tot,frigo}}{\eta_{ASS}} \quad (4.15)$$

Dove:

- $E_{th,ac,tot}$: Energia termica totale recuperata sotto forma di acqua calda dal motore CHP, unico impianto in grado di produrre questo vettore, espressa in [kWh];
- $Fabb_{AC}$: Fabbisogno di acqua calda orario, espresso in [kWh];
- $E_{th,ac,CHP \rightarrow ASS}$: Energia termica sotto forma di acqua calda inviata dal CHP all'assorbitore, espressa in [kWh];
- $E_{tot,frigo}$: Energia frigorifera totale prodotta dall'assorbitore in un'ora, data la potenza nominale di 900 kW;
- η_{ASS} : Rendimento dell'assorbitore.

Per quanto riguarda il vapore, invece, non essendo questo vettore utilizzato da nessun altro elemento come cascama termico è possibile individuare la quota di energia termica dispersa sotto forma di vapore semplicemente calcolando la differenza tra la produzione totale di vapore, data dalla somma della quota prodotta dagli impianti cogenerativi, $E_{th,ac,CHP}$, e dalle caldaie, $E_{th,vap,CALDAIE}$, e il valore del fabbisogno, secondo la relazione di seguito riportata:

$$E_{th,vap,dispersa} = (E_{th,ac,CHP} + E_{th,vap,CALDAIE}) - Fabb_{VAP} \quad [kWh] \quad (4.16)$$

Mostrati i risultati in termini di energia elettrica immessa in rete ed energia termica dispersa, è ulteriormente effettuata una valutazione quantitativa delle emissioni di CO_2 , in $t_{CO_2,eq}$ a livello giornaliero. Per farlo saranno utilizzati i fattori di emissione riportati in Tabella ???. I fattori di emissione sono coefficienti che quantificano la quantità di inquinante emesso in atmosfera per una specifica attività o quantità di combustibile utilizzato. Solitamente, questi fattori sono espressi in unità di massa di inquinante per unità di attività e trovano impiego nella costruzione di inventari delle emissioni, nei processi di Valutazione di Impatto Ambientale (VIA) o per la stesura dei report si sostenibilità. I fattori di emissione possono essere calcolati sia tramite misurazioni dirette delle emissioni da una sorgente specifica, sia attraverso modelli che considerano le caratteristiche dei processi e dei combustibili utilizzati[44]. A partire da questi valori, moltiplicando i valori dei vettori prodotti o acquistati in esame è stato calcolato l'impatto che ciascuna logica di controllo ha a livello ambientale. Si ricorda, infatti, che a valle del processo di ottimizzazione oltre alla *schedule* di controllo sono disponibili, per ciascuna ora, i valori di energia prodotta da ciascun impianto, scambiata e venduta. Come mostrato in Tabella ??, sono state prese

Attività	Fattori di emissione	
[45] EE acquistata da rete	0.2572	kgCO ₂ /kWh
[46] GN consumato	1.9991	kgCO ₂ /Sm ³
[47] EE prodotta da FV	0.0752	kgCO ₂ /kWh

Tabella 4.7: Fattori di Emissione

in considerazione le emissioni di $CO_{2,eq}$ riconducibili all'acquisto di energia elettrica dalla rete nazionale, all'acquisto e il consumo di gas naturale necessario al funzionamento degli impianti e le emissioni derivanti dall'utilizzo della tecnologia fotovoltaica per la produzione di energia elettrica. La presentazione dei risultati è di seguito fatta analizzando ciascuno dei giorni e delle settimane caratteristiche già discussi nel paragrafo ??. Per evidenziare se l'utilizzo di un algoritmo di ottimizzazione comporta, oltre che un miglioramento in termini economici, anche un'ottimizzazione dal punto di vista ambientale e di sostenibilità, viene calcolato il parametro Δ , così definito:

$$\Delta = \alpha - \beta \quad [t_{CO_2}] \quad (4.17)$$

Dove:

- α : Rappresenta il valore di emissioni di CO₂, espresso in [tCO₂], derivante dall'applicazione di uno dei modelli di ottimizzazione. Rispettivamente, perciò, il valore di α sarà indicativo delle emissioni del Modello 1, del Modello 2 o del Modello MILP;
- β : Rappresenta il valore di emissioni di CO₂, espresso in [tCO₂], derivante dall'applicazione di nessuno dei modelli di ottimizzazione; ovvero coinciderà con le emissioni del caso non ottimizzato.

Per come è definito, tale parametro assume segno negativo se il modello di ottimizzazione comporta una riduzione delle emissioni, viceversa, assume segno positivo se il modello ottimizzato in termini economici non è altrettanto migliorativo dal punto di vista ambientale. Comprensibilmente, la situazione ottimale sarebbe quella di ottenere valori di Δ negativi per i diversi giorni caratteristici così da poter affermare che l'ottimizzazione di natura economica va di pari passo con quella di natura ambientale.

Partendo dal giovedì lavorativo del mese di Aprile, si riporta di seguito un grafico che mostra l'immissione oraria in rete di energia elettrica. Come visibile, abbastanza indipen-

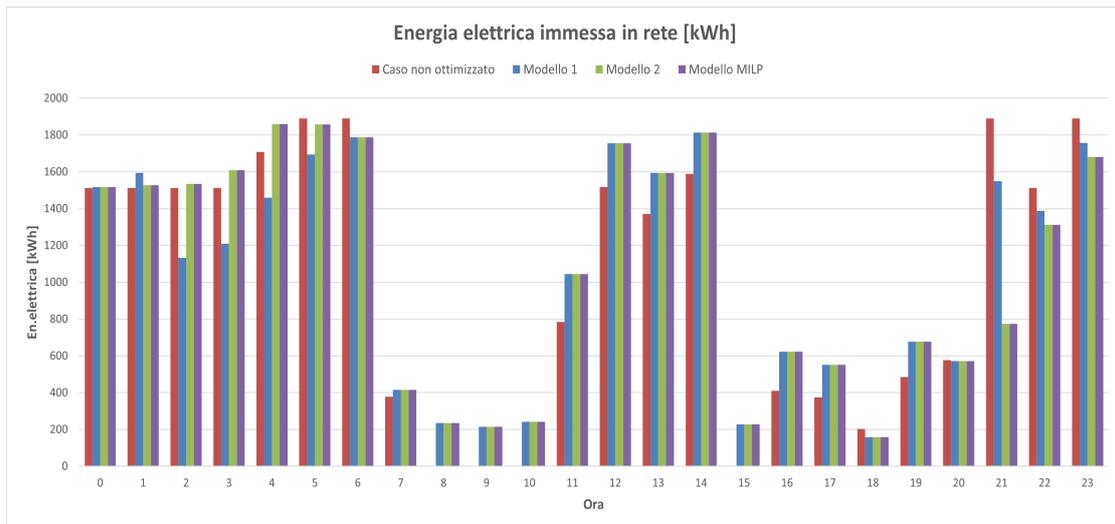


Figura 4.25: Energia elettrica immessa in rete - 13/04/2023

dentemente dal tipo di modello e quindi di logica di controllo, il valore di energia elettrica immessa nel corso delle 24 ore è sempre maggiore di zero. In particolare, si hanno valori più alti nelle prime e nelle ultime ore della giornata, oltre che nelle due o tre ore dove la produzione di fotovoltaico indice maggiormente. Questo comportamento porta a due deduzioni; la prima relativa al fatto che nei giorni feriali, dove i fabbisogni sono maggiori, è sempre conveniente auto prodursi energia elettrica e vendere la quota in eccesso piuttosto che acquistare la stessa quantità di energia dalla rete elettrica nazionale, la seconda in merito alla necessità di coprire i fabbisogni termici. Infatti, come visto nel paragrafo precedente, i fabbisogni termici sono i driver che determinano la scelta delle azioni di controllo. Essendo lo stabilimento attivo sulla produzione su tre turni, i fabbisogni termici

sono sempre presenti nei giorni feriali. Inoltre, per assicurare la copertura del fabbisogno di acqua calda, il motore CHP deve lavorare a fattori di carico medio alti con conseguente quota in eccesso di energia elettrica. A livello dei singoli valori orari, è possibile notare come l'utilizzo di modelli di ottimizzazione tende, nella parte centrale della giornata, ad aumentare la quota di energia elettrica immessa in rete mentre ne diminuisce la quantità nelle ore iniziali e finali della giornata rispetto al caso non ottimizzato. Le differenze tra i singoli modelli sono, invece, molto limitate. Di seguito, si riportano invece gli andamenti orari di energia termica dispersa. Essendo stato utilizzato il caso non ottimizzato

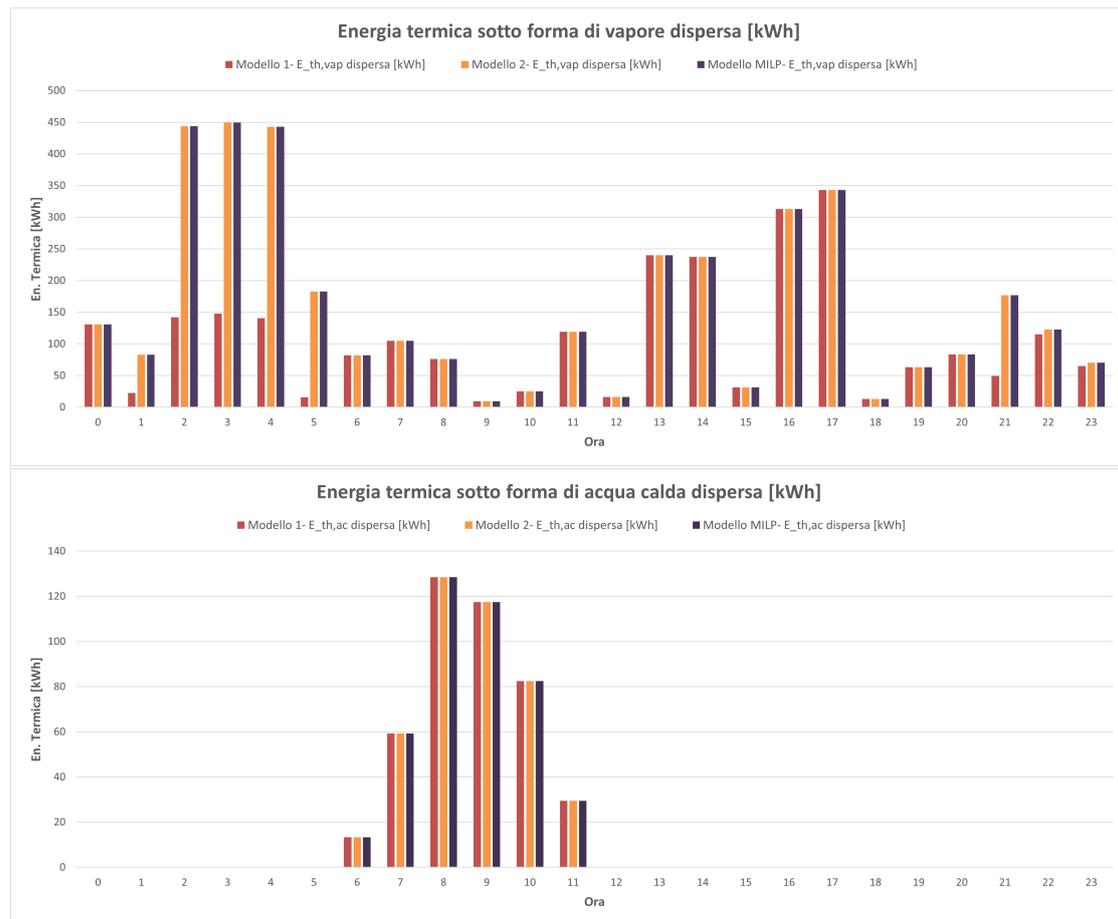


Figura 4.26: Energia termica dispersa - 13/04/23

per la determinazione dei fabbisogni termici, in questa fase si mostrano a confronto i soli risultati dei diversi modelli di ottimizzazione. Considerando il campo di applicazione di questi modelli, nel momento in cui i fabbisogni deriveranno da algoritmi previsionali sarà possibile effettuare anche un confronto rispetto al caso non ottimizzato. Come visibile, la differenza tra i vari modelli è poco marcata a meno di alcuni valori relativi alla dispersione di vapore nelle prime ore della giornata dove i modelli più avanzati, dovendo aumentare il numero di turbine accese, ammettono valori maggiori. Interessante è però notare come, invece, in termini di energia termica sotto forma di acqua calda, la maggior parte delle ore non presenti una dispersione grazie all'utilizzo dell'assorbitore in grado di ricevere la

quota in esubero rispetto al fabbisogno. Nelle ore centrali, tuttavia, tale quota è tanto alta che supera la capacità massima dell'assorbitore e perciò deve essere dispersa. Infine, per completare la trattazione si riportano i risultati in termini di emissioni di $\text{CO}_{2,eq}$ a livello giornaliero. In Tabella ?? sono riportati i valori delle singole quote che concorrono alla determinazione delle emissioni. Per il giorno in esame si denota un miglioramento,

	Controllo non ottimizzato	Modello 1	Modello 2	Modello MILP
EE acquistata [kWh]	945.0	0.0	0.0	0.0
GN consumato [Sm^3]	29874.2	27804.7	28310.2	28310.2
EE FV [kWh]	8251.0	8251.0	8251.0	8251.0
kgCO ₂ EE acq	243.0	0.0	0.0	0.0
kgCO ₂ GN	59721.5	55584.5	56595.0	56595.0
kgCO ₂ EE FV	620.5	620.5	620.5	620.5
tot. [kgCO ₂]	60585.0	56204.9	57215.5	57215.5
Δ [tCO ₂]		-4.4	-3.4	-3.4

Tabella 4.8: Emissioni CO₂ - 13/04/23

rispetto al caso non ottimizzato, anche in termini di emissioni. In particolare, essendo la produzione da fotovoltaico costante e non gestibile, le leve che portano a questo miglioramento sono da ricercare nell'azzeramento dell'energia elettrica acquistata dalla rete e nella diminuzione di gas naturale consumato a fronte di una regolazione più precisa degli impianti. Il modello MILP genera una riduzione di 3.4 tCO₂ su base giornaliera evidenziando il buon risultato dell'algoritmo stesso anche in termini di impatto ambientale della logica di controllo.

Infine, per maggiore chiarezza, in Figura ?? viene riportato un grafico a barre che mostra la differenza tra i vari modelli in termini di emissioni.

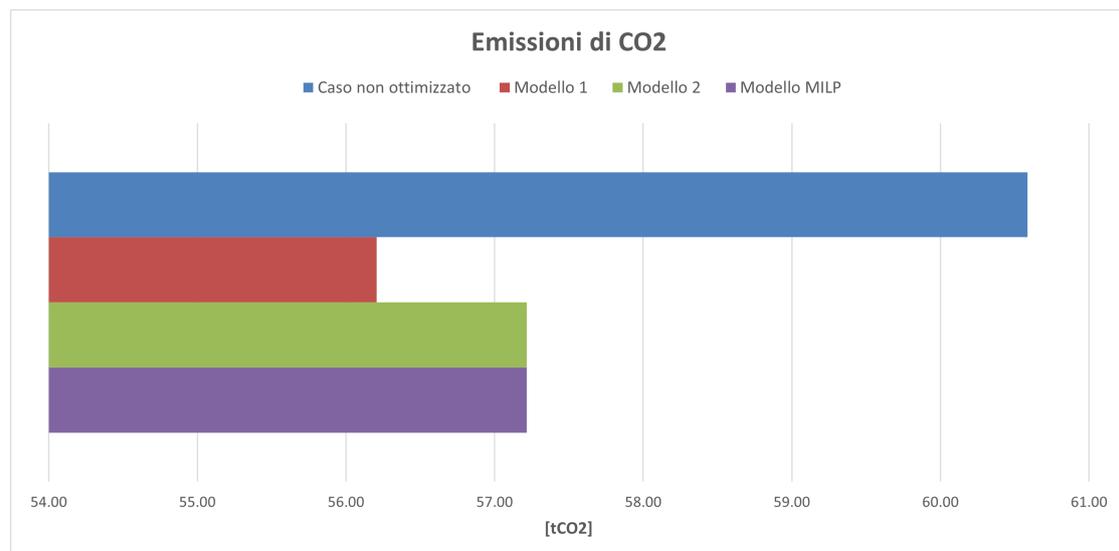


Figura 4.27: Emissioni CO₂ a confronto - 13/04/23

Si passa ora ad analizzare il caso di un giorno festivo invernale, in particolare una domenica di Ottobre. Il grafico seguente mostra l'immissione in rete di energia elettrica. Il grafico

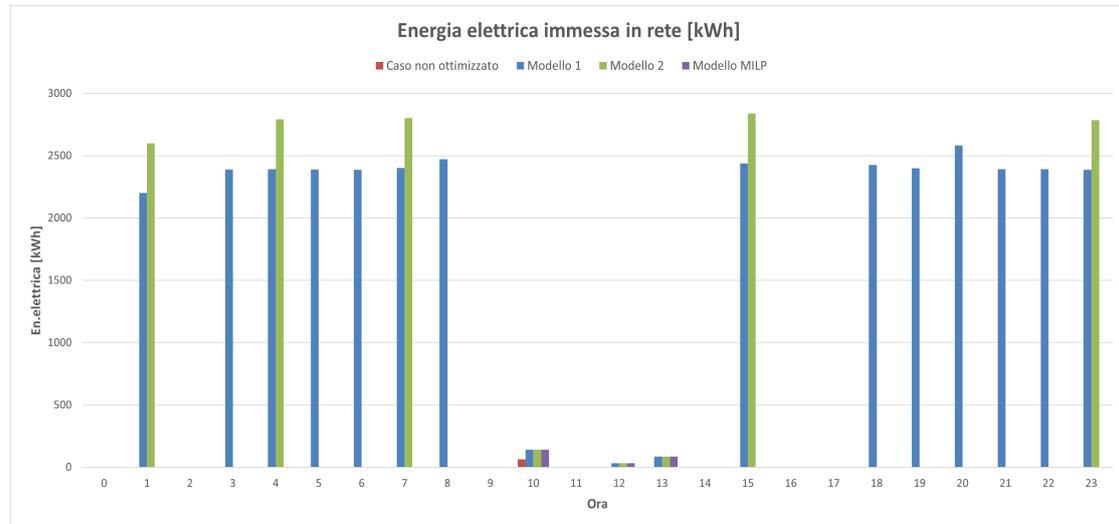


Figura 4.28: Energia elettrica immessa in rete - 29/10/2023

evidenzia come, ancora una volta, l'utilizzo di un modello di ottimizzazione aumenti sia la quantità di energia elettrica auto prodotta che quella immessa in rete. Di conseguenza, dal grafico si evince una minore necessità di acquistare energia elettrica dalla rete. Questo è vero soprattutto per i due modelli basati sulla logica deterministica. Tuttavia, per i giorni festivi, il modello avanzato segue molto più l'andamento del caso non ottimizzato cercando di tener spento il motore CHP per via dei bassi fabbisogni e, infatti, l'energia elettrica immessa in seguito alle scelte adoperate dal Modello MILP è quasi irrilevante rispetto agli altri due modelli.

Per quanto riguarda l'energia termica dispersa, come visto nel paragrafo relativo ai fabbisogni, per i giorni festivi non si ha richiesta di energia termica sotto forma di acqua calda e, pertanto, la produzione di questo vettore è fortemente limitata. Il motore CHP, per le poche ore di funzionamento che lo caratterizzano, produce una quota che è interamente inviata all'assorbitore rendendo l'energia termica dissipata sotto forma di acqua calda nulla. Per tale ragione non si riporta il grafico relativo alla dispersione di energia termica sotto forma di acqua calda. Lo stesso ragionamento, come visibile in Figura ??, non si verifica invece per il vettore energetico vapore. In questo grafico è, infatti, visibile come a seconda del modello utilizzato le quote di energia dispersa siano maggiori o minori. Per i primi due modelli, dove una o due turbine possono rimanere spente, la dispersione è maggiore perché si tiene acceso il motore CHP che, però, ha una taglia molto maggiore della somma delle tre microturbine e, di conseguenza, soddisfa il fabbisogno generando energia termica ampiamente superiore a questo. Viceversa, mediante l'utilizzo del Modello MILP è possibile notare un forte decremento dell'energia termica dispersa, situazione sicuramente auspicabile per evitare sprechi di energia.

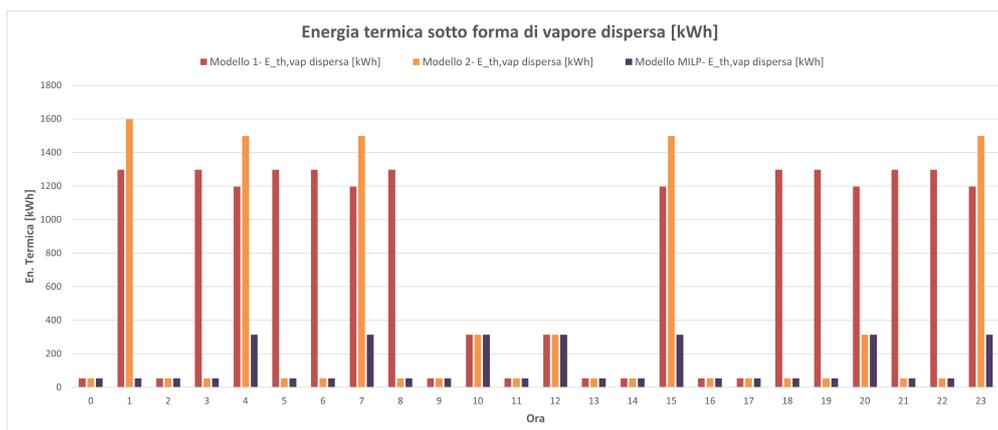


Figura 4.29: Energia termica dispersa - 29/10/23

Infine, anche per il giorno festivo si riporta la tabella relativa alle emissioni di CO₂. Dalla

	Controllo non ottimizzato	Modello 1	Modello 2	Modello MILP
EE acquistata [kWh]	9720.7	1335.1	5509.0	8138.9
GN acquistato [Sm ³]	4383.0	12796.2	8307.8	4944.9
EE FV [kWh]	3695.1	3695.5	3695.1	3695.1
kgCO ₂ EE acq	2500.1	343.4	1416.9	2093.3
kgCO ₂ GN	8762.0	25580.9	16608.1	9885.4
kgCO ₂ FV	277.8	277.8	277.8	277.8
tot. [kgCO ₂]	11540.1	26202.2	18302.9	12256.6
Δ [tCO ₂]		14.6	6.8	0.7

Tabella 4.9: Emissioni CO₂ - 29/10/2023

tabella è possibile notare un comportamento opposto al caso relativo al giorno feriale. Infatti, l'utilizzo di un algoritmo di ottimizzazione aumenta le emissioni e, nel caso più ottimistico ma anche più vicino alla realtà, le emissioni sono più alte di 0.7 tCO₂. Questo

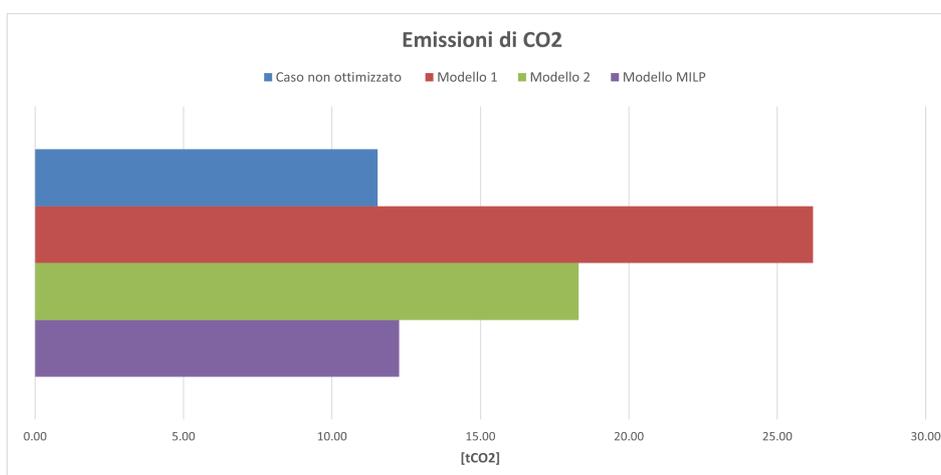


Figura 4.30: Emissioni CO₂ a confronto - 29/10/23

aumento è imputabile ad un maggior consumo di gas naturale scaturito dalle logiche di controllo ottimizzato. Queste infatti, incentivano l'accensione del CHP in determinati momenti della giornata massimizzando il MOL. Nel caso non ottimizzato, invece, i giorni festivi non presentano mai il motore CHP in esercizio. Pertanto, nonostante una riduzione dell'energia elettrica acquistata grazie alle logiche di controllo ottimizzato, l'algoritmo di ottimizzazione genera un risultato peggiorativo in termini di emissioni. Il risultato grafico è mostrato in Figura ??.

Si procede ora con l'analisi dei risultati per le tre settimane tipologiche analizzate partendo da quella estiva. Di seguito si riporta, per ciascun giorno della settimana e modello considerato, l'andamento dell'energia elettrica immessa in rete. Anche in questo caso l'energia

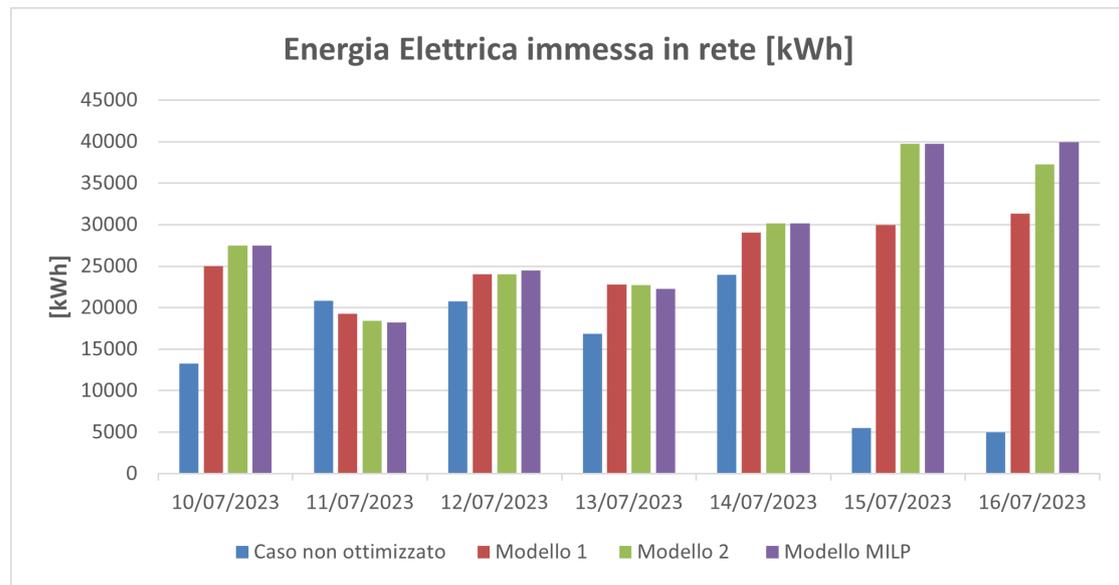


Figura 4.31: Energia elettrica immessa in rete - Settimana estiva

elettrica immessa in rete a valle dell'utilizzo di un algoritmo di ottimizzazione è sempre maggiore del caso non ottimizzato. Il Modello 2 e il Modello MILP mostrano un comportamento simile e che, invece, si differenzia da quello del Modello 1 il quale prevede una quota di immissione leggermente minore degli altri due modelli. Questo può essere spiegato con la possibilità di una migliore gestione dell'energia elettrica da parte del Modello 1 per via del fatto che è soggetto a meno vincoli. Nei giorni festivi l'immissione è particolarmente alta rispetto al caso non ottimizzato per via del maggiore sfruttamento del motore CHP che si ricorda avere potenza elettrica nominale di 4.3 MW. Nel grafico seguente, invece, si riporta l'andamento dell'energia termica dissipata per entrambi i vettori presenti nello stabilimento. Per entrambi i vettori, i tre modelli presentano quote di energia dissipata confrontabili. Valori maggiori di energia termica sotto forma di vapore dissipata si verificano nei giorni festivi e nel primo giorno della settimana, che probabilmente risente del week-end appena trascorso in termini di minor fabbisogno. Relativamente all'acqua calda si conferma una dissipazione nulla nei giorni festivi mentre raggiunge valori piuttosto alti, circa 500 kWh, nei giorni feriali. Inoltre, il Modello MILP riesce a minimizzare, rispetto al

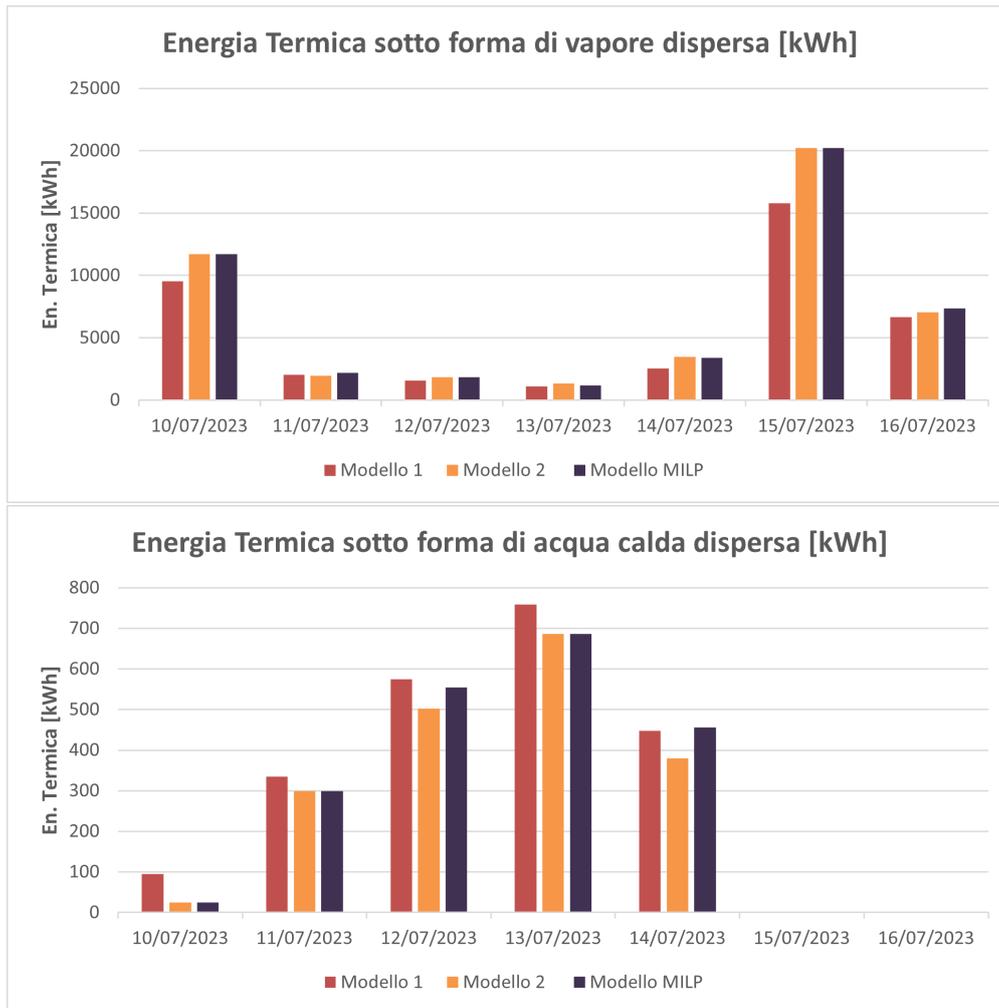


Figura 4.32: Energia termica dispersa - Settimana estiva

Modello 1, la dispersione di energia termica sotto forma di acqua calda. Questo è possibile perché sfrutta maggiormente le microturbine che, invece, nel Modello 1 si sceglie spesso di tenere spente. Si riporta, in Figura ??, il grafico relativo alle emissioni imputabili a ciascun modello per i diversi giorni. In generale si nota, come comprensibile, che le emissioni sono maggiori nei giorni feriali e che, tra i tre modelli di ottimizzazione, c'è poca differenza in termini quantitativi di tonnellate di CO₂ emessa. Interessante è, inoltre, notare che il primo giorno della settimana, il lunedì, e i giorni festivi sono quelli che comportano un aumento di emissioni nel caso di utilizzo di un modello di ottimizzazione rispetto al caso non ottimizzato. Il motivo di questo risultato è da ricercarsi, ovviamente, nella logica con la quale è esercito il sistema energetico nel corso del week-end e, anche, durante le prime ore del lunedì. Infatti, i dati a disposizione mostrano come nei week-end il motore cogenerativo non venga mai acceso, nonostante i modelli di ottimizzazione abbiano dimostrato il vantaggio economico di tale soluzione. Questo si ripercuote in un minor consumo di combustibile, in particolare gas naturale. Inoltre, il fabbisogno elettrico viene coperto da una quantità di energia elettrica acquistata dalla rete maggiore ma il peso di questa, per

via del fattore di emissione ad essa associato, è molto minore rispetto al gas naturale¹.

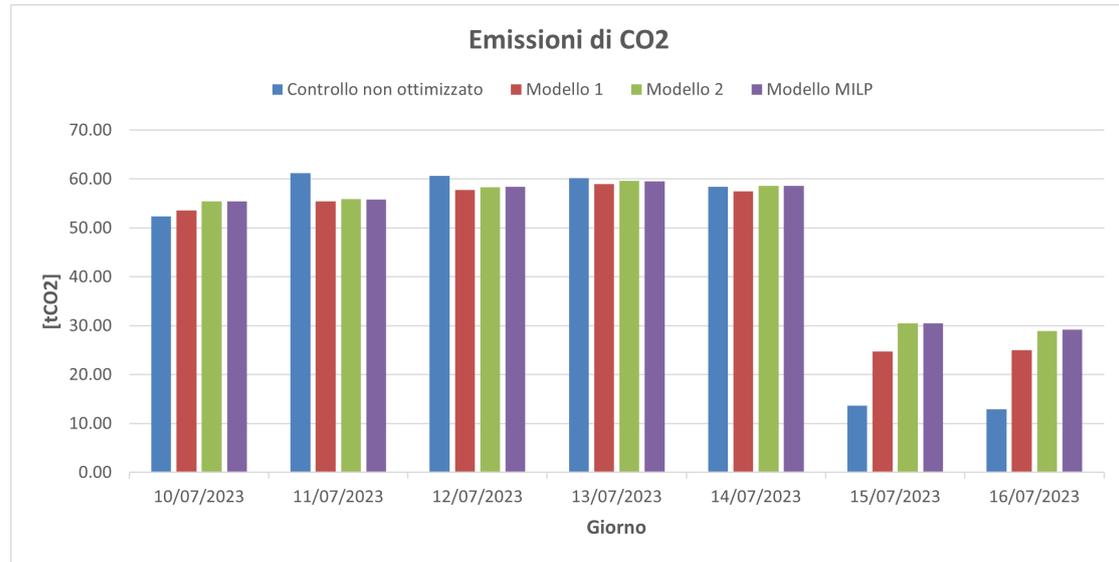


Figura 4.33: Emissioni di CO₂ a confronto - Settimana estiva

Anche per il caso in esame è stato valutato, a livello giornaliero, il parametro Δ . Si riporta di seguito una tabella riassuntiva.

Data	Andamento Δ [tCO ₂]		
	Modello 1	Modello 2	Modello MILP
10/07/2023	1.1	3.0	3.0
11/07/2023	-5.8	-5.3	-5.4
12/07/2023	-2.9	-2.3	-2.2
13/07/2023	-1.2	-0.5	-0.6
14/07/2023	-0.9	0.2	0.2
15/07/2023	11.1	16.7	16.8
16/07/2023	12.1	16.0	16.3

Tabella 4.10: Andamento del parametro Δ - Settimana estiva

Il parametro prestazionale riassume quanto già detto; nei giorni feriali si ha una diminuzione delle emissioni in seguito all'utilizzo di un algoritmo di ottimizzazione che varia, nel caso del modello più avanzato, il MILP, tra le 6 tCO₂ e le 0.5 tCO₂ al giorno. Tuttavia, nei giorni festivi il trend si inverte e lo fa con valori più importanti. Infatti, prendendo sempre come esempio il Modello MILP, questo genera un aumento delle emissioni di circa 17 tCO₂ sabato e di 16 tCO₂ circa la domenica.

¹Si ricorda che il fattore di emissione relativo al consumo di gas naturale è 1.9991 kgCO₂/Sm³, mentre quello relativo all'acquisto di energia elettrica da rete è 0.2572 kgCO₂/kWh

L'analisi prosegue analizzando la settimana di riferimento invernale, in particolare una settimana del mese di Gennaio. Come per i precedenti casi, si riporta l'andamento giornaliero dell'energia elettrica immessa in rete confrontando le varie logiche di controllo.

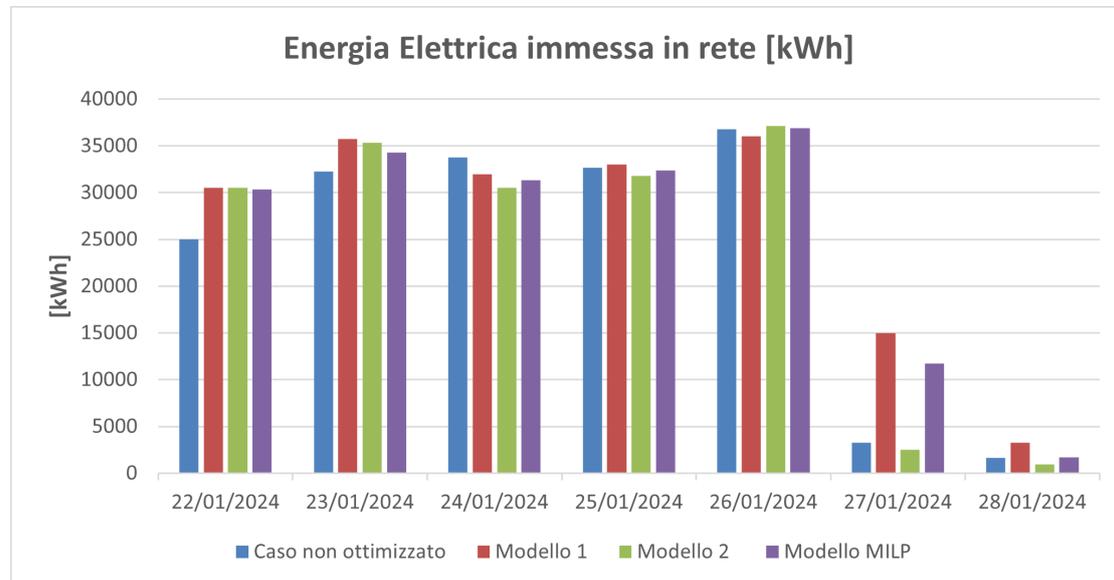


Figura 4.34: Energia elettrica immessa in rete - Settimana invernale

Le osservazioni fatte in precedenza valgono anche per questo caso; l'immissione in rete di energia elettrica è maggiore se si utilizza un modello di ottimizzazione. Tuttavia, per la settimana invernale i valori maggiori di energia immessa in rete si registrano nei giorni feriali, a differenza di quanto accadeva nella settimana estiva. Questo comportamento è legato ad un maggior fabbisogno nei mesi estivi per via del massiccio utilizzo dei gruppi *chiller* che porta ad utilizzare la maggior parte dell'energia prodotta dagli impianti. Relativamente ai risultati mostrati nel grafico in Figura ??, si può inoltre notare che le quote di energia ceduta alla rete non sono molto diverse a seconda del modello utilizzato e neppure così diverse dal caso non ottimizzato, escludendo il sabato. In generale, riguardo il sabato, valgono le stesse osservazione fatte in precedenza relative alla logica di controllo adoperato per il motore CHP. La discussione dei risultati prosegue analizzando i grafici che mostrano l'energia termica dissipata dallo stabilimento sotto forma di vapore e acqua calda (?). Relativamente al vettore energetico vapore, l'andamento è congruente con quanto accadeva anche durante la settimana estiva. Infatti, durante il week-end le dissipazioni sono maggiori mentre nei giorni feriali, per via del maggior fabbisogno, vanno a diminuire. Risalta all'occhio, inoltre, la quota cospicua di circa 8 MW dissipata dal Modello MILP sotto forma di vapore. Questo si verifica a causa del vincolo relativo alla continuità di funzionalità delle microturbine per almeno 12 ore. Il Modello MILP, infatti, risente e verifica che questo vincolo venga rispettato e nel farlo è costretto a tenere accese tutte e tre le microturbine nonostante il fabbisogno sia molto inferiore del valore di energia termica prodotta. In questo caso si sottolinea come potrebbe essere opportuno valutare vincoli meno stringenti, o formulati diversamente, per evitare tale fenomeno. Per quanto

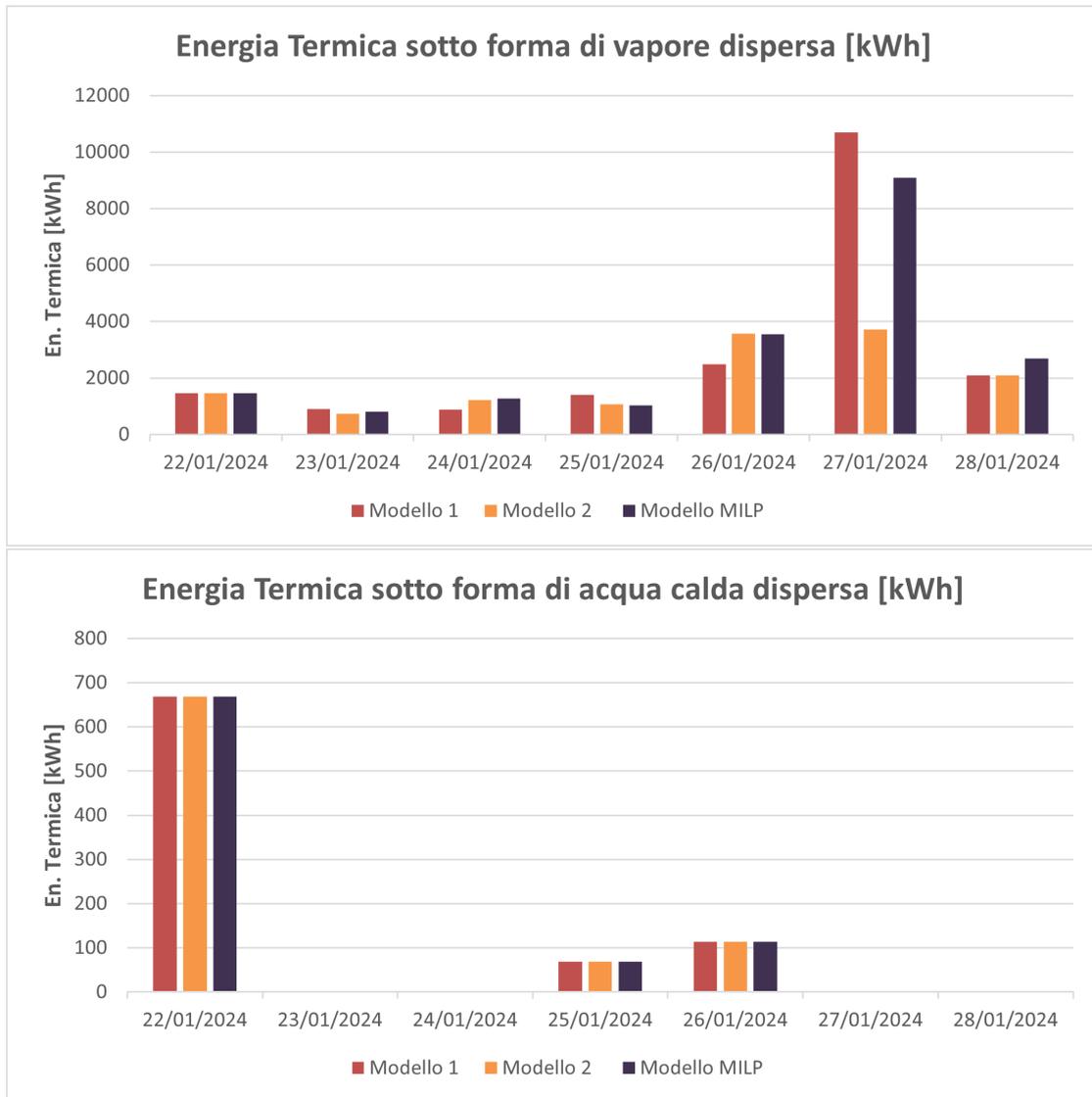


Figura 4.35: Energia termica dissipata - Settimana invernale

riguarda il vettore acqua calda, invece, come al solito è visibile una dissipazione nulla nei due giorni festivi ma, in aggiunta, anche la giornata di martedì e mercoledì risulta priva di dissipazioni denotando uno sfruttamento massimo del vettore energetico prodotto. Risulta molto alto, invece, il valore di energia dispersa durante il lunedì. Ad influenzare questo risultato sono, in particolare, le prime ore della giornata che sono caratterizzate da un fabbisogno di vapore, che si è visto circa costante nell'arco delle settimane. Questo fabbisogno viene letto dagli algoritmi di ottimizzazione come punto chiave per l'accensione del motore cogenerativo ma, durante le prime ore successive al week-end il fabbisogno di acqua calda è nullo e quindi la quota di energia termica recuperata dal CHP sotto questa forma non può essere completamente inviata all'assorbitore causando una perdita.

Si procede analizzando l'andamento delle emissioni. Il grafico mostra un risultato interessante; ad eccezione del sabato, l'utilizzo di un algoritmo di ottimizzazione porta sempre

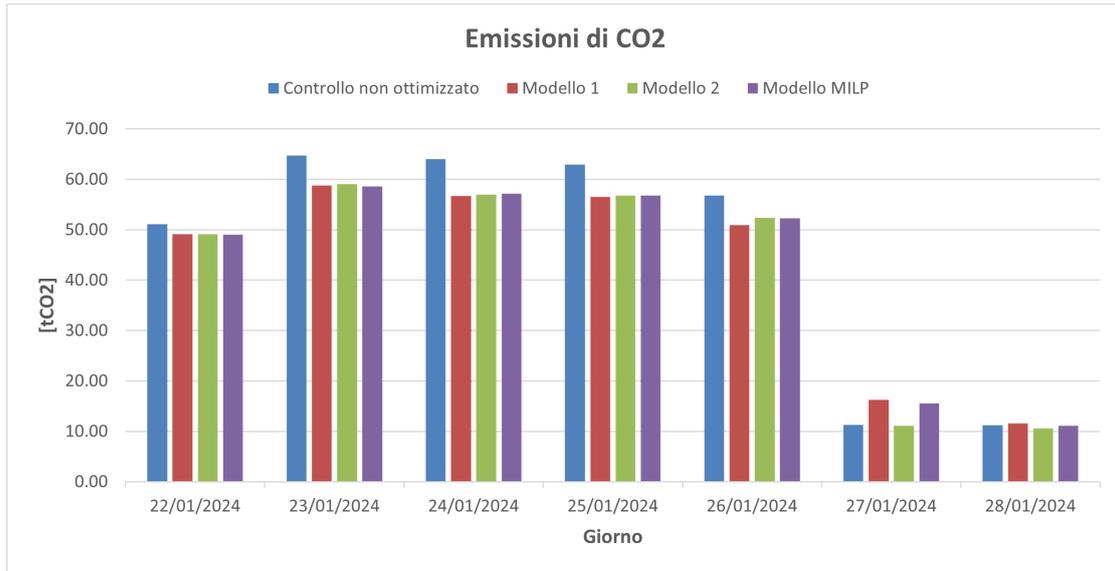


Figura 4.36: Emissioni di CO₂ a confronto - Settimana invernale

ad una riduzione di emissioni rispetto al caso non ottimizzato. La variazione tra i risultati mostrati dai diversi modelli è, invece, molto contenuta. Come in precedenza, viene riportata una tabella riassuntiva che mostra il valore assunto dal parametro prestazionale Δ nei diversi giorni a seconda del modello utilizzato. Come detto, ad eccezione del sabato, se si

Data	Andamento Δ [t_{CO_2}]		
	Modello 1	Modello 2	Modello MILP
22/01/2024	-2.0	-2.0	-2.1
23/01/2024	-6.0	-5.7	-6.1
24/01/2024	-7.3	-7.0	-6.9
25/01/2024	-6.4	-6.2	-6.1
26/01/2024	-5.9	-4.4	-4.5
27/01/2024	4.9	-0.2	4.2
28/01/2024	0.4	-0.6	-0.1

Tabella 4.11: Andamento del parametro Δ - Settimana invernale

prende in considerazione il modello avanzato MILP questo assicura fino ad una riduzione delle emissioni di circa 7 t_{CO_2} nel giorno di mercoledì. Durante il sabato, invece, l'incremento è ancora presente e tocca il valore di circa 4 t_{CO_2} . È, inoltre, interessante notare come l'utilizzo di un algoritmo di ottimizzazione riduca, seppur di poco, le emissioni anche durante la domenica, situazione che non si verificava per la settimana estiva.

Infine, si mostrano i risultati relativi alla settimana di metà stagione. Il grafico mostra ancora una volta come il driver principale utilizzato per la gestione degli impianti sia il fabbisogno termico. Infatti, in tutte le giornate e le settimane analizzate i valori di energia

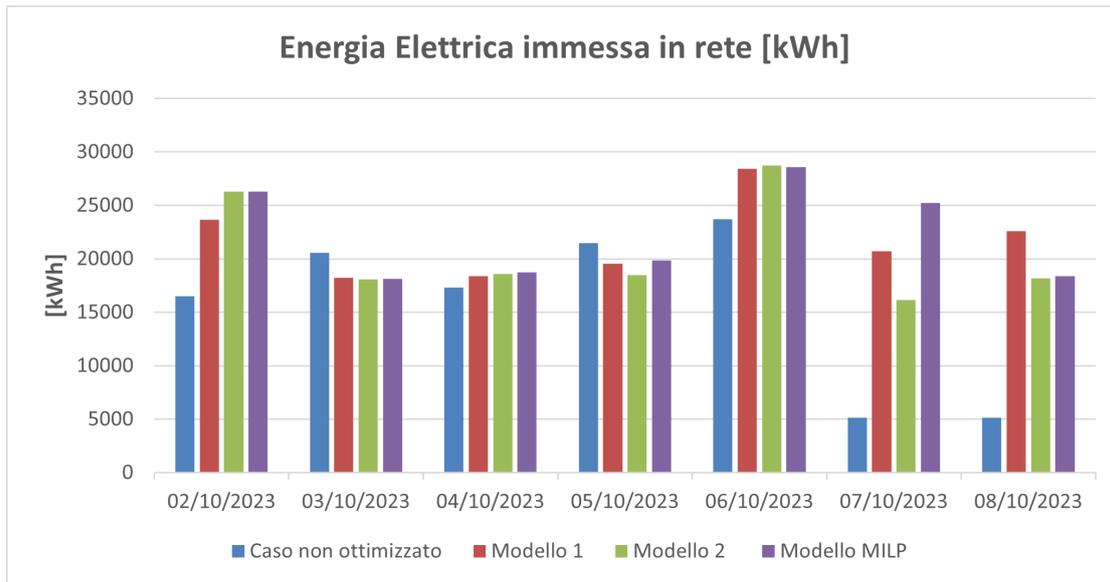


Figura 4.37: Energia elettrica immessa in rete - Settimana di metà stagione

elettrica immessa in rete sono sempre molto alti. Questo, seppur l'immissione è remunerata, non avverrebbe sempre senza la presenza di un fabbisogno termico preponderante rispetto a quello elettrico. I risultati evidenziano, invece, una diversa logica di sfruttamento degli asset nei giorni festivi della settimana, dove attraverso l'utilizzo dei modelli di ottimizzazione l'energia immessa è di molto maggiore rispetto a quello che accade nel caso non ottimizzato. In questo caso, incide la modalità operativa con la quale è gestito il motore cogenerativo nel caso non ottimizzato. In generale, anche per questa settimana, il giorno peggiore in termini di emissioni è il sabato. È evidente che la logica di controllo utilizzata dagli algoritmi di ottimizzazione implementati, soprattutto per il giorno di sabato, non è conforme ad attuare un'ottimizzazione anche ambientale in termini di emissioni. Da questo punto di vista potrebbe essere utile valutare la costruzione di un modello di ottimizzazione in grado di massimizzare sia una funzione di tipo economico che una di tipo ambientale. In alternativa, potrebbe essere valutato l'effetto che ha l'aggiunta di un vincolo relativo alla gestione del CHP nei giorni festivi. Nella figura seguente (??) si riporta, invece, l'andamento dell'energia termica dispersa nel corso della settimana.

Relativamente all'energia termica dispersa sotto forma di vapore, questa è particolarmente alta nei giorni festivi mentre diminuisce notevolmente nei giorni feriali, ad eccezione del lunedì. Questo risultato, unito all'osservazione fatta sull'energia immessa in rete nei due giorni festivi, porta a dire che la scelta di operare il motore cogenerativo il sabato e la domenica è guidata esclusivamente dalla ricerca del massimo profitto economico perseguibile per quei giorni piuttosto che dal soddisfacimento dei fabbisogni, che comunque avviene. In generale, confrontando i tre modelli di ottimizzazione si ottengono risultati simili per i diversi giorni componenti la settimana. Per quanto concerne l'energia termica dispersa sotto forma di acqua calda, invece, si nota ancora una volta una dispersione nulla nei week-end mentre un valore medio di circa 300 kWh nei giorni feriali. Anche in questo

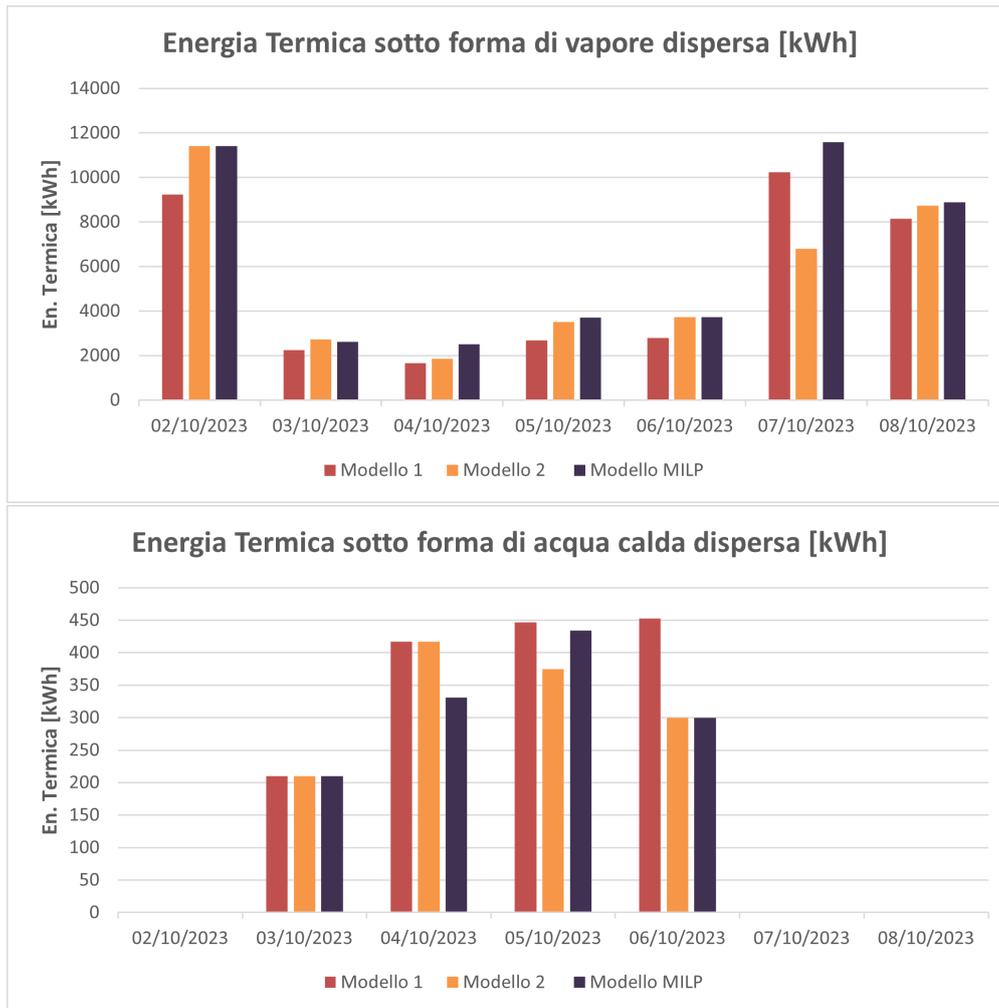


Figura 4.38: Energia termica dissipata - Settimana di metà stagione

caso, paragonando i diversi modelli implementati i risultati sono abbastanza confrontabili anche se, l'utilizzo del Modello MILP permette di ridurre ulteriormente questa dispersione, soprattutto rispetto al Modello 1 basato su logica deterministica.

Infine, di seguito è riportato l'andamento delle emissioni, messe a confronto tra i diversi modelli. Il grafico a barre mostra, comprensibilmente, come le emissioni siano maggiori nei giorni feriali e, come già notato per le altre settimane di riferimento, che nei giorni di sabato e domenica l'utilizzo di un algoritmo di ottimizzazione produce un aumento delle emissioni molto marcato rispetto al caso non ottimizzato. Mettendo a confronto i risultati ottenuti per le tre settimane di riferimento, si nota come le emissioni di CO₂, in termini quantitativi, non varino molto a secondo della stagione. Nonostante questo, la settimana estiva è caratterizzata da emissioni maggiori, soprattutto nei giorni festivi. Considerando i risultati relativi al Modello MILP, infatti, durante i giorni festivi della settimana estiva si emettono circa il doppio delle tonnellate di CO₂ emesse, negli stessi giorni, nella settimana invernale. Il divario, seppur in minor misura, esiste anche con la settimana di mezza stagione dove in media si emette 2/3 in meno rispetto al caso

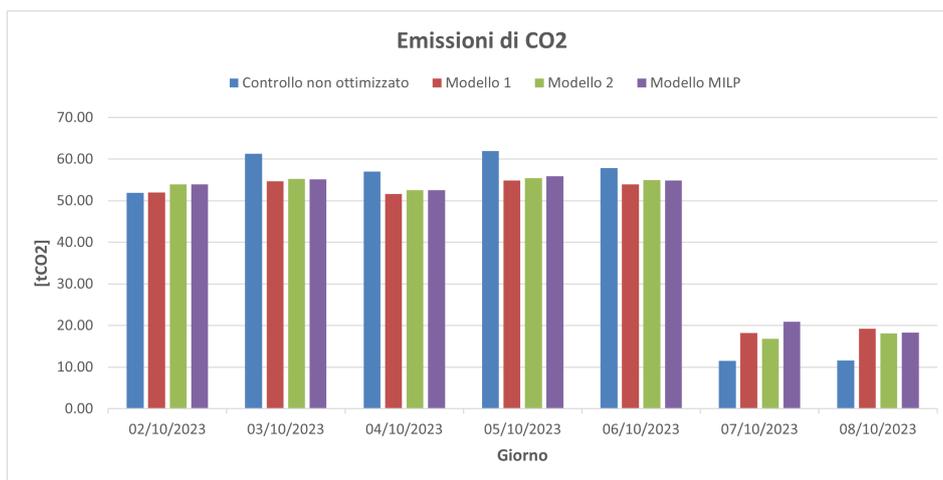


Figura 4.39: Emissioni di CO₂ a confronto - Settimana di metà stagione

estivo. Quanto descritto è verificabile anche analizzando l'andamento dei valori assunto dal coefficiente Δ , proposto in Tabella ???. Infatti, considerando il modello avanzato, nei giorni feriali si raggiunge una diminuzione massima delle emissioni rispetto al caso non ottimizzato di circa 6 tCO₂. Viceversa, tuttavia, l'utilizzo di tale modello nei giorni festivi comporta un aumento delle emissioni di 9 tCO₂ sabato e di 7 tCO₂ circa domenica.

Data	Andamento Δ [tCO ₂]		
	Modello 1	Modello 2	Modello MILP
02/10/2023	0.1	2.0	2.0
03/10/2023	-6.6	-6.1	-6.1
04/10/2023	-5.5	-4.5	-4.5
05/10/2023	-7.1	-6.6	-6.1
06/10/2023	-3.9	-2.9	-3.0
07/10/2023	6.6	5.3	9.4
08/10/2023	7.6	6.5	6.7

Tabella 4.12: Andamento del parametro Δ - Settimana di metà stagione

Capitolo 5

Conclusioni

5.1 Risultati del lavoro svolto

Il presente paragrafo ha l'obiettivo di riassumere i risultati conseguiti mediante il lavoro di tesi in oggetto. In un panorama energetico sempre più alla ricerca di strategie virtuose per la gestione delle risorse ambientali, l'efficienza energetica sta assumendo un ruolo fondamentale nelle realtà industriali. Nell'ambito dell'efficienza energetica rientrano tutta quella categoria di tecniche e di strumenti volti ad ottimizzare le performance degli impianti di produzione. Il lavoro di tesi qui presentato, rispondendo a questa necessità del mercato, ha visto lo sviluppo e l'implementazione di un algoritmo di ottimizzazione per la gestione di un sistema complesso e multi-energia appartenente ad uno stabilimento industriale operante nel settore alimentare. In particolare, il primo obiettivo del lavoro è stato sviluppare un modello energetico in grado di descrivere la fisica del sistema energetico. Questo modello, di natura iterativa, contiene una serie di funzioni utili al calcolo delle quote di produzione e ai consumi di ciascun impianto. In input riceve, invece, i fabbisogni e la producibilità del parco fotovoltaico. Successivamente, sfruttando i risultati ottenuti dal modello energetico, l'analisi ha visto lo sviluppo di tre algoritmi di ottimizzazione che potessero restituire una *schedule* utile come logica di controllo. Nello specifico, sono stati sviluppati inizialmente due algoritmi di natura deterministica che permettessero di analizzare lo spettro più ampio di tutte le possibili azioni di controllo implementabili. Il primo modello ha preso in considerazione il range più ampio, con il solo vincolo di non poter spegnere contemporaneamente due delle tre microturbine a gas cogenerative presenti nell'impianto. Il secondo, invece, ha introdotto l'ulteriore vincolo per il quale risultasse non praticabile neppure la strada di spegnere, contemporaneamente nella stessa ora, tutte e tre le microturbine. Entrambi questi modelli richiedono in input il set di tutte le possibili azioni di controllo implementabili, informazione che, come detto, è restituita dal modello energetico iterativo. Nell'ottica di utilizzare questi modelli per il controllo su base giornaliera i valori di fabbisogno e di producibilità fotovoltaica sui quali si basa il modello energetico sono da intendersi derivanti da un algoritmo di tipo predittivo posto a monte dello stesso. Gli algoritmi di ottimizzazione restituiscono, su base giornaliera, una

schedule di azioni di controllo per le 24 ore successive che massimizzi ora per ora una funzione obiettivo di tipo economico rappresentata dal MOL (Margine Operativo Lordo). I risultati generati da questi, pertanto, ricercano l'ottimo su una scala temporale oraria e non hanno riferimenti temporali storici. Tuttavia, entrambi hanno evidenziato la capacità di operare scelte congrue alla fisica del sistema ma, d'altro canto, l'impossibilità di essere adottati laddove si vogliono inserire una serie di vincoli di gestione necessari alla corretta operatività del sistema energetico. Di conseguenza, la loro implementazione è stata necessaria per comprendere quale fosse il massimo margine di miglioramento teoricamente realizzabile e, con il secondo modello, comprendere come l'aggiunta di un vincolo si ripercuotesse sul risultato finale. A valle di quanto detto, con l'obiettivo di sviluppare un modello di ottimizzazione maggiormente completo, più vicino alla realtà e che realizzasse un'ottimizzazione giornaliera, è stato sviluppato un algoritmo di ottimizzazione lineare mista-intera (MILP) basato, anch'esso, sui risultati parziali generati dal modello energetico del sistema. Questi, come detto, sono rappresentati dal set di tutte le possibili azioni di controllo implementabili ma, a differenza dei modelli deterministici, il Modello MILP svolge un'ottimizzazione combinatoria a partire da questi. I tre modelli sono stati realizzati mediante 'Python' e, con particolare riferimento al modello più avanzato (Modello MILP), hanno mostrato per una serie di giorni e settimane caratteristiche prestazioni nettamente migliorative rispetto al caso in cui non si utilizzasse un algoritmo di ottimizzazione. In particolare, l'utilizzo di un modello di ottimizzazione genera un incremento percentuale del MOL settimanale che varia tra un valore minimo del 22.4% nel periodo estivo ad un valore massimo del 72% in una mezza stagione invernale. Nel periodo invernale, invece, il guadagno economico è del 55% circa. I risultati in termini di MOL sono stati ottenuti anche per gli altri due modelli e, essendo tra l'altro soggetti ad un numero di vincoli inferiore, hanno evidenziato margini ancor migliori. In Figura ??, si propone un riepilogo dei vantaggi e degli svantaggi di ciascun modello. La trattazione relativa alle prestazioni degli algoritmi in termini economici è stata seguita da una valutazione riguardo l'impatto che tali algoritmi, e le azioni di controllo da loro suggerite, hanno a livello ambientale rispetto al caso in cui non si utilizzi un algoritmo di ottimizzazione. I risultati mostrano come, durante i giorni feriali, l'utilizzo di un algoritmo di ottimizzazione comporti riduzioni delle emissioni di $CO_{2,eq}$ per valori medi del 7-8%. Viceversa, nei giorni festivi, l'effetto è opposto e accentuato verso un aumento importante delle emissioni rispetto al caso non ottimizzato con valori di incremento delle emissioni anche fino a 10 tCO₂. In definitiva, non è possibile affermare che gli algoritmi così sviluppati risultino ottimizzare anche le emissioni. I risultati suggeriscono che il problema di ottimizzazione diventi multi-obiettivo nel momento in cui si considera anche l'impatto ambientale. Di conseguenza, questo richiederebbe la definizione di una funzione obiettivo in grado di tenere conto di entrambi gli aspetti e, inevitabilmente, la soluzione sarebbe da ricercarsi sul fronte di Pareto. Si ricorda, infatti, che nel contesto dell'ottimizzazione multi-obiettivo non esiste una singola soluzione ottimale che sia migliore sotto tutti i criteri. Invece, esistono più soluzioni che rappresentano compromessi ottimali tra i vari obiettivi in conflitto. Nonostante questo, i

Modello deterministico 1	Modello deterministico 2	Modello MILP
<p>❖ Vantaggi:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Analisi delle azioni di controllo scelte; • Descrizione dettagliata del sistema energetico; • Utilizzabile per calcolare effetti di possibili scenari di azioni di controllo; • Velocità computazionale; • In grado di definire ciascuna quota di energia prodotta, ceduta o scambiata per ogni possibile combinazione di azioni di controllo sugli impianti. <p>❖ Svantaggi:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Determina le scelte migliori in termini di azioni sulla base di una funzione economica priva di vincoli; • Non considera le scelte già effettuate né quelle da effettuare in seguito ad una scelta presente; • Richiede la definizione di un modello avanzato per i motivi sopra indicati; • Lavora a livello giornaliero ma ottimizza in riferimento ad una specifica ora. 	<p>❖ Vantaggi:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Analisi delle azioni di controllo scelte; • Descrizione dettagliata del sistema energetico; • Utilizzabile per calcolare effetti di possibili scenari di azioni di controllo; • Possibilità di valutare direttamente l'effetto dell'applicazione di un vincolo di gestione dell'impianto; • Velocità computazionale; • In grado di definire ciascuna quota di energia prodotta, ceduta o scambiata per ogni possibile combinazione di azioni di controllo sugli impianti. <p>❖ Svantaggi:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Determina le scelte migliori in termini di azioni sulla base di una funzione economica caratterizzata da un solo vincolo; • Non considera le scelte già effettuate né quelle da effettuare in seguito ad una scelta presente; • Richiede la definizione di un modello avanzato per i motivi sopra indicati; • Lavora a livello giornaliero ma ottimizza in riferimento ad una specifica ora. 	<p>❖ Vantaggi:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Possibilità di considerare vincoli multipli; • Analisi delle azioni di controllo scelte rispetto a decisioni precedenti e future; • Ottimizzazione a livello giornaliero con generazione di input vincolanti per il giorno seguente; • Possibilità di ricevere input esterni relativi al giorno precedente; • Tempi di implementazione minori rispetto ad altri algoritmi di ottimizzazione. <p>❖ Svantaggi:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Definizione computazionale dei vincoli del modello complessa; • Tempi computazionali più lunghi (circa doppi rispetto ai modelli deterministici).

Figura 5.1: Riepilogo dei vantaggi e degli svantaggi per ciascun modello di ottimizzazione

dati evidenziano un miglioramento in termini di emissioni comunque sempre presente nei giorni feriali.

5.2 Considerazioni finali

Il presente elaborato ha lo scopo di presentare il modello di ottimizzazione MILP come possibile soluzione nell'ambito dell'ottimizzazione di sistemi avanzati di gestione dell'energia e di descriverne le caratteristiche mediante l'implementazione in condizioni di lavoro reali. In questo studio, sono emersi i punti di forza di tale tecnologia, che rappresentano le motivazioni a sostegno della sua applicazione in contesti energetici simili a quello studiato. Infatti, l'obiettivo iniziale dell'analisi, relativo all'ottimizzazione economica del sistema, è stato raggiunto con risultati incoraggianti. Tuttavia, sono emersi anche aspetti che portano alla luce comportamenti svantaggiosi se relazionati ad un sistema di controllo più tradizionale. In particolare, le principali criticità riscontrabili sono le seguenti:

- Difficoltà nella definizione e nella costruzione del modello energetico all'aumentare della complessità degli impianti analizzati;
- Necessità di avere a disposizione abbastanza dati energetici di monitoraggio per estrarre le grandezze caratteristiche del sistema;
- Difficoltà nel reperire i dati e le informazioni necessarie a definire i diversi vincoli per il problema di ottimizzazione;
- Tempi computazionali dell'ottimizzazione crescenti all'aumentare del numero di vincoli o al crescere della complessità del sistema analizzato.

Si precisa, inoltre, che tale modello è stato implementato in relazione ad un impianto esistente, dal quale sono stati ricevuti dei dati di monitoraggio. Necessariamente, per funzionare correttamente, questa tipologia di modello richiede però in input informazioni non note a priori e che, quindi, necessiterebbero di modelli previsionali per la determinazione dei fabbisogni e della produttività del fotovoltaico. Le prestazioni reali, pertanto, risulteranno differenti da quelle ottenute nel presente lavoro dal momento che si è proceduto senza considerare l'incertezza che tali modelli previsionali introducono nel momento della loro applicazione. I risultati ottenuti e le analisi effettuate nel presente elaborato si pongono alla base di un processo di ricerca volto a determinare le migliori soluzioni digitali implementabili in fase di controllo e gestione degli impianti energetici. Possibili sviluppi futuri potrebbero incentrarsi sulla definizione di un problema di ottimizzazione multi-obiettivo che consideri anche la minimizzazione delle emissioni di $\text{CO}_{2,eq}$ causate dalla modalità di gestione e operatività dell'impianto. In definitiva, la presente tesi si pone l'obiettivo di fornire un quadro di partenza per ulteriori sperimentazioni e studi, con l'obiettivo di contribuire alla crescita della conoscenza nella gestione avanzata dell'energia, ma soprattutto di promuovere l'implementazione di algoritmi di ottimizzazione MILP nel campo dell'efficienza energetica per via della semplicità di implementazione rispetto ad altre tipologie di algoritmi.

Bibliografia

- [1] IEA. «Energy Efficiency 2023». In: (2023). URL: <https://www.iea.org/reports/energy-efficiency-2023>.
- [2] IPCC. «Summary for Policymakers». In: (2018).
- [3] World Resources Institute. URL: <https://www.wri.org/insights/4-charts-explain-greenhouse-gas-emissions-countries-and-sectors>.
- [4] IEA. «CO2 Emissions in 2022». In: (2022).
- [5] IEA (2020) Global energy-related CO2 emissions by sector, IEA, Paris. URL: <https://www.iea.org/data-and-statistics/charts/global-energy-related-co2-emissions-by-sector>.
- [6] IEA. «CO2 Emissions in 2023». In: (2023).
- [7] ISPRA. «Le emissioni di gas serra in Italia. Obiettivi di riduzione al 2030». In: (2024).
- [8] European Commission. URL: https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/european-green-deal_it.
- [9] European Commission. URL: https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/european-green-deal/delivering-european-green-deal_it#realizzare-un-sistema-energetico-pi%C3%B9-pulito.
- [10] European Commission. URL: <https://www.consilium.europa.eu/it/policies/green-deal/fit-for-55/#0>.
- [11] Parlamento Europeo. «Direttiva sull'efficienza energetica (UE/2023/1791)». In: (2023).
- [12] ENEA. URL: <https://www.energiaenergetica.enea.it/vi-segnaliamo/pubblicata-in-gazzetta-ufficiale-europea-la-nuova-direttiva-sull-efficienza-energetica-che-modifica-il-regolamento-ue-2023-955.html>.
- [13] Parlamento italiano. «Decreto Legislativo 102/2014, attuazione della direttiva 2012/27/UE sull'efficienza energetica». In: (2014).
- [14] MASE. «PNIEC 2023». In: (2023).
- [15] Governo Italiano Presidenza del Consigli dei Ministri. «Piano Nazionale di Ripresa e Resilienza». In: (2021).
- [16] Politecnico di Milano - Energy e Strategy. «Energy Efficiency Report». In: (2024).

-
- [17] GSE. *Certificati Bianchi*. URL: <https://www.gse.it/servizi-per-te/efficienza-energetica/certificati-bianchi>.
- [18] MASE. «DM 11/01/2017». In: (2017).
- [19] MASE - Efficienza energetica. URL: <https://www.mase.gov.it/energia/certificati-bianchi#:~:text=I%20certificati%20bianchi%2C%20anche%20noti,di%20incremento%20di%20efficienza%20energetica..>
- [20] GSE. «Rapporto Annuale CB 2023». In: (2023). URL: <https://gse.it/servizi-per-te/news/certificati-bianchi-pubblicato-il-rapporto-annuale-2023>.
- [21] T.B.Nadeem, M.Siddiqui, M.Khalid, M.Asif. «Distributed energy systems: A review of classification, technologies, applications, and policies». In: (2023). DOI: <https://doi.org/10.1016/j.esr.2023.101096>.
- [22] Renewables Ren21. «Renewable Energy Policy Network for the 21st Century Paris, France». In: (2020).
- [23] European Commission. «Directive (EU) 2019/944 of the European Parliament and of the Council of 5 June 2019 on common rules for the internal market for electricity». In: (2019).
- [24] G. Pepermans et al. «Distributed generation: definition, benefits and issues». In: *Energy Policy* 33.6 (2005), pp. 787–798. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2003.10.004>.
- [25] Henrik Lund et al. «4th Generation District Heating (4GDH): Integrating smart thermal grids into future sustainable energy systems». In: *Energy* 68 (2014), pp. 1–11. ISSN: 0360-5442. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2014.02.089>.
- [26] Md A.Hossain et al. «Evolution of microgrids with converter-interfaced generations: Challenges and opportunities». In: *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 109 (2019), pp. 160–186. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2019.01.038>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061518332745>.
- [27] European Commission - Europe's Digital Decade: digital targets for 2030. URL: https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/priorities-2019-2024/europe-fit-digital-age/europes-digital-decade-digital-targets-2030_en.
- [28] DL 19/2024 - Ulteriori disposizioni urgenti per l'attuazione del Piano nazionale di ripresa e resilienza (PNRR). URL: <https://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/2024/04/30/24A02201/sg>.
- [29] Tanveer Ahmad et al. «Artificial intelligence in sustainable energy industry: Status Quo, challenges and opportunities». In: *Journal of Cleaner Production* 289 (2021), p. 125834. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.125834>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652621000548>.

- [30] Katherine M. Rogers et al. «Smart-Grid -enabled load and distributed generation as a reactive resource». In: (2010). DOI: 10.1109/ISGT.2010.5434743.
- [31] Shuva Paul et al. «A review of smart technology (Smart Grid) and its features». In: (2014). DOI: 10.1109/ICONCE.2014.6808719.
- [32] Saianiruth Matura Pragash, Vinoth K e Karthik P. «Smart Grid Technology and Its Impact on Renewable Energy Integration». In: (2023). DOI: 10.13140/RG.2.2.25508.14722.
- [33] T.M. Abdullah A.A. Hassan. «Smart grid (SG) properties and challenges: an overview.» In: (2022). DOI: <https://doi.org/10.1007/s43937-022-00013-x>.
- [34] Anis Ur Rehman et al. «Implications of smart grid and customer involvement in energy management and economics». In: *Energy* 276 (2023), p. 127626. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.127626>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544223010204>.
- [35] C.Vercellis. *Ottimizzazione - Teoria, metodi, applicazioni*. McGraw-Hill.
- [36] IEC 61970: «Energy management system application program interface (EMS-API)». In: *IEC* (2005).
- [37] Muhammad Fahad Zia, Elhoussin Elbouchikhi e Mohamed Benbouzid. «Microgrids energy management systems: A critical review on methods, solutions, and prospects». In: *Applied Energy* 222 (2018), pp. 1033–1055. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.04.103>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261918306676>.
- [38] Wali Mashwani, Ruqayya Ruqayya e Samir Brahim Belhaouari. «A Multiswarm Intelligence Algorithm for Expensive Bound Constrained Optimization Problems». In: *Complexity* 2021 (feb. 2021), pp. 1–18. DOI: 10.1155/2021/5521951.
- [39] Mounica Nutakki e Srihari Mandava. «Review on optimization techniques and role of Artificial Intelligence in home energy management systems». In: *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 119 (2023), p. 105721. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105721>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197622007114>.
- [40] G.J. Lieberman F.S. Hillier. *Fondamenti di ricerca operativa*. A cura di McGraw-Hill. 9th edition. 2010.
- [41] Hedi Nabli. «An overview on the simplex algorithm». In: *Applied Mathematics and Computation* 210.2 (2009), pp. 479–489. ISSN: 0096-3003. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.amc.2009.01.013>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0096300309000198>.
- [42] Malika Mehdi. «PARALLEL HYBRID OPTIMIZATION METHODS FOR PERMUTATION BASED PROBLEMS». In: (ott. 2011).

- [43] Yunfei Cui et al. «Review: Multi-objective optimization methods and application in energy saving». In: *Energy* 125 (2017), pp. 681–704. ISSN: 0360-5442. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.02.174>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544217303584>.
- [44] IPCC. *IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories*. URL: <https://www.ipcc.ch>.
- [45] ISPRA - Inventario nazionale delle emissioni in atmosfera 1990-2022. Informative Inventory Report 2024.
- [46] Stationary Combustion UNFCCC - Guidelines for National Green House Inventories Chapter 2.
- [47] Ecoinvent 3.10 - Database. URL: <https://ecoinvent.org/ecoinvent-v3-10/>.