Metodologia di ottimizzazione a molti obiettivi basata sull'utilizzo di indicatori di sostenibilità

Marco Tangi, Alessandro Amaranto, Roberto Naldi

2023

Progetto Energia da fonti rinnovabili e integrazione nel territorio

Piano Triennale di Realizzazione 2022-2024 della Ricerca di Sistema Elettrico Nazionale

Accordo di programma 2022-2024 con il Ministero dell'Ambiente e della Sicurezza Energetica per le attività di ricerca e sviluppo di interesse generale per il sistema elettrico nazionale.

Progetto Energia da fonti rinnovabili e integrazione nel territorio
Work Package WP 3 - Pianificazione dei sistemi multienergy locali
Linea di Attività LA 3.02 - Ottimizzazione a multi-obiettivi a supporto della pianificazione multienergetica

Codice identificativo RT-2.05-3.02-1

Titolo: Metodologia di ottimizzazione a molti obiettivi basata sull'utilizzo di indicatori di sostenibilità
Autori: Marco Tangi, Alessandro Amaranto, Roberto Naldi
Verificatori: Elisabetta Garofalo, Alessia Gargiulo
Approvatori: Michele de Nigris, Stefano Maran

Tipologia di documento: RAPPORTO

Data di emissione: 29/12/2023

Note: prima emissione

© Copyright 2023 by Ricerca sul Sistema Energetico-RSE S.p.A.
Contributo/i liberamente utilizzabile/i a condizione che venga chiaramente e visibilmente citata la società titolare.

Per la tutela dell'ambiente, prima di stampare questo documento pensa bene se è veramente necessario.

Ricerca sul Sistema Energetico – RSE S.p.A.
Società con unico socio soggetta alla direzione e al coordinamento di GSE S.p.A. - Sede Legale - 20134 Milano - Via R. Rubattino, 54
Tel. +39 023992.1 - Fax +39 023992.5370 - PEC rse@legalmail.it
Reg. Imprese di Milano, P.IVA e C.F. 05058230961
R.E.A. di Milano n. 1793295 – Cap. Soc. € 1.100.000 i.v.

INDICE

INDICE 3

SOMMARIO 4

1 - INTRODUZIONE 5

2 - METODOLOGIA 8

2.1 Schema metodologico 8

2.2 Formulazione del problema in CALLIOPE 8

2.3 Esplorazione dello spazio degli obiettivi 9

2.3.1 Metodo esaustivo (metodo a) 9

2.3.2 Ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo sui pesi (metodo b) 11

2.3.3 Ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo della configurazione del sistema (metodo c) 13

3 - SETUP SPERIMENTALE 15

3.1 Descrizione del caso studio sintetico e disponibilità di dati 15

3.2 Obiettivi di ottimizzazione 16

3.3 Variabili di pianificazione tecnologica 17

3.4 Variabili di *trade-off* 19

3.5 Parametrizzazione degli esperimenti 19

3.5.1 Criteri di valutazione degli algoritmi 20

4 - RISULTATI 21

4.1 Metodo esaustivo 21

4.2 Ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo sui pesi 25

4.3 Ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo della configurazione del sistema 27

5 - CONCLUSIONI 29

6 - BIBLIOGRAFIA 31

7 - ACRONIMI 33

SOMMARIO

I sistemi multi-energetici si sono rivelati strumenti efficaci per far fronte alle necessità di decarbonizzazione del sistema energetico, all'incremento della penetrazione di fonti di energia non programmabili e alle sfide di decentralizzazione e indipendenza del mercato energetico. Per via della loro struttura complessa, che integra molteplici tecnologie e diversi vettori energetici, la pianificazione e gestione di tali sistemi beneficia grandemente del supporto di strumenti modellistici. In generale, i paradigmi tradizionali di pianificazione multi-energetica, e gli strumenti modellistici ad esso associati, si focalizzano sulla minimizzazione del singolo obiettivo monetario. Anche quando molteplici obiettivi venissero considerati, essi sono associati a tassi di monetizzazione al fine di ridurre il problema ad un singolo obiettivo.
Il lavoro presentato in questo report si propone di superare le limitazioni sopra elencate e di sviluppare strumenti modellistici che garantiscano l'esplorazione delle diverse configurazioni dei sistemi multi-energetici secondo obiettivi non comparabili e che estraggano soluzioni di *trade-off* tramite algoritmi di ottimizzazione.
Vengono presentate e testate tre diverse metodologie che integrano il modello di configurazione mono-obiettivo CALLIOPE con algoritmi multi-obiettivo di esplorazione dello spazio delle decisioni: 1) il metodo esaustivo, 2) l'ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo sui pesi e 3) l'ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo della configurazione del sistema. Queste metodologie sono testate su un caso studio sintetico e valutate per la loro capacità di esplorare dettagliatamente lo spazio delle soluzioni, la richiesta di dati di input e l'efficienza computazionale. I risultati ottenuti mostrano come tutti e tre i metodi permettono di estrarre molteplici configurazioni ottime del sistema multi-energetico, che adottano combinazioni di tecnologie considerevolmente diverse a seconda dell'importanza relativa degli obiettivi. L'ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo sui pesi risulta il metodo di maggiore efficienza e con i risultati più completi, nonostante richieda all'utente di definire *a priori* il range di pesi per ogni obiettivo.
Le metodologie evidenziate in questo rapporto costituiscono un deciso passo in avanti nella ricerca di soluzioni modellistiche di pianificazione e gestione ottima dei sistemi multi-energetici che catturino la complessità intrinseca ai problemi considerati e supportino nella ricerca di soluzioni realmente integrate, efficienti, partecipate e sostenibili.

Keywords: Multi-objective Optimization, Multi-energy Systems, Energy System Planning.

1 - INTRODUZIONE

L'imperativo di affrontare il cambiamento climatico e promuovere sistemi energetici sostenibili ha inaugurato un'era di trasformazione epocale, che attraversa i confini geografici e richiede uno sforzo globale congiunto. In questo contesto, la comunità Europea si è posta obiettivi energetici ambiziosi e tramite il *Green Deal* punta a ridurre le emissioni nette di gas a effetto serra di almeno il 55% entro il 2030 (piano *Fit for 55* [1]), e a raggiungere la neutralità climatica entro il 2050 [2].
Come parte di tale piano, l'Italia si vede protagonista di una transizione graduale da fonti energetiche a elevata intensità di carbonio a fonti a basse emissioni, attraverso un aumento significativo della sua capacità di energia rinnovabile. Il raggiungimento di tali obiettivi richiede una pianificazione energetica efficiente e strategica, che valuti accuratamente le opzioni tecnologiche disponibili e più indicate per il territorio, e selezioni di conseguenza le strategie che massimizzino l'efficienza e minimizzino allo stesso tempo gli impatti sociali ed ambientali. L'efficiente pianificazione energetica è pertanto essenziale per bilanciare la crescita di domanda con la necessità di ridurre le emissioni, creando una sinergia tra obiettivi economici, ambientali e sociali.
In un contesto di pianificazione ottima, i sistemi multi-energy si rivelano fondamentali nell'affrontare le sfide dell'intermittenza e della variabilità delle fonti rinnovabili. Grazie alla loro capacità di bilanciare le fonti energetiche in tempo reale e di ottimizzare l'allocazione delle risorse, questi sistemi offrono una flessibilità significativa nella gestione dell'energia. Ad esempio, possono indirizzare l'eccesso di energia elettrica prodotta da fonti solari ed eoliche verso il riscaldamento degli edifici o la produzione di idrogeno, contribuendo a minimizzare gli sprechi e massimizzare l'efficienza e la flessibilità complessiva del sistema. I benefici dell'integrazione di diverse fonti energetiche all'interno di un quadro di ottimizzazione unificato sono facilmente reperibili in letteratura (si veda [3] per un approfondimento), con applicazioni che spaziano dall'analisi dell'elettrificazione del sistema di riscaldamento [4] e dei trasporti [5], alla decentralizzazione del mercato energetico [6]. In un contesto come quello italiano, caratterizzato dalla diversità geografica e dalle esigenze di pianificazione regionali, l'approccio multi-energy offre pertanto la flessibilità necessaria per adattare le strategie energetiche alle peculiarità locali.
In generale, i paradigmi tradizionali di pianificazione multienergetica ([7], [8], [9]) hanno spesso privilegiato metriche singole, focalizzando l'attenzione sulla minimizzazione dei costi. Tuttavia, questa prospettiva ristretta ha frequentemente trascurato l'interazione intricata di una gamma di fattori che sottendono le decisioni energetiche. Allo stesso modo, gli strumenti di modellizzazione a supporto della pianificazione energetica (quali ad esempio [10] e [11]) sono principalmente basati sull'ottimizzazione a obiettivo singolo. Anche qualora venissero considerati molteplici obiettivi, tale necessità di ottimizzare il sistema su un singolo indicatore di impatto richiede l'aggregazione degli indicatori individuali in una singola metrica di valutazione, e comporta la restituzione di una e una sola soluzione. Ciò viene solitamente svolto tramite una somma pesata, che richiede agli utenti di specificare un insieme di pesi *a-priori* per ogni indicatore associato a ciascun obiettivo. Nel contesto della pianificazione multi-energetica, dove l'obiettivo economico è ovunque presente e spesso preponderante, ciò corrisponde alla definizione del tasso di monetizzazione degli altri obiettivi.
Questo tipo di riduzione, da obiettivi spesso estremamente diversificati a un singolo indicatore economico, è frequentemente fonte di dibattiti e controversie per numerose ragioni. In primis, la monetizzazione di obiettivi come quello ambientale o di sicurezza energetica presenta notevoli sfide di per sé, per via dell'intrinseca incertezza relativa alla stima degli impatti economici, che si riflette in un tasso di monetizzazione caratterizzato da ampi range di incertezza. In secondo luogo, diversi stakeholders potrebbero attribuire valori differenti agli obiettivi considerati, e dunque l'adozione di un tasso di monetizzazione piuttosto che di un altro potrebbe screditare la validità dei risultati ottenuti, e minare la fiducia degli stakeholders negli strumenti utilizzati.
In questo contesto, emerge pertanto la necessità di un approccio integrato che affronti la complessità dei sistemi energetici in tutte le loro sfaccettature. L'integrazione tra modelli multi-

energy e metodologie avanzate di ottimizzazione a molti obiettivi rappresenta un'opportunità per affrontare le intricate sfide della pianificazione energetica [12]. Questi modelli superano le tradizionali compartimentazioni, consentendo una comprensione più olistica delle dinamiche energetiche.

Nonostante i numerosi vantaggi offerti, ad oggi in letteratura sono presenti pochi studi che analizzano la pianificazione e gestione multienergetica in un paradigma a molti obiettivi. Tra questi, in [13] viene analizzato un caso di studio in contesti residenziali, dimostrando come algoritmi a molti obiettivi possano effettivamente esplorare soluzioni di compromesso tra costi di pianificazione, consumo di carburante e impatti ambientali; in [14] vengono invece efficacemente ottimizzati sia i costi (da minimizzare) che la generazione (da massimizzare), mentre in [15] vengono esplorate le dinamiche di costo ed emissioni in un sistema che comprende cinquanta edifici dotati di punti di ricarica per settantasette edifici. La letteratura sopracitata sottolinea come l'integrazione di modelli multi-energy e algoritmi multi-obiettivo, diventa essenziale nell'ottica della pianificazione energetica, permettendo di considerare sfide multidimensionali e non solo limitate al costo.

Nel corso del triennio 2019-2021, il lavoro svolto da RSE [16] ha avuto come obiettivo principale proprio quello di porre le basi per un paradigma di pianificazione multienergetica a scala provinciale basato su un bilanciamento (pesato e definito *a priori*) tra costi ed emissioni di CO_2. L'obiettivo centrale dello studio qui presentato è quello di sviluppare una metodologia che espanda tale paradigma verso: 1) la possibilità di considerare diversi aspetti della sostenibilità energetica, come l'indipendenza energetica e l'emissione di inquinanti; 2) un'integrazione tra modelli multi-energy e algoritmi di ottimizzazione multi-obiettivo che ne incrementino non solo la flessibilità applicativa verso contesti a più stakeholders, ma che riducano la soggettività di bilanciamenti dei *trade-off* definiti *a priori* e; 3) l'introduzione di una struttura di simulazione che consenta di caratterizzare le dinamiche di interazione tra il caso studio e la rete elettrica. Il fine ultimo è quello di fornire strumenti flessibili e comprensivi a supporto di una transizione energetica coerente con gli impegni dell'Italia assunti a livello europeo.

A valle della definizione degli indicatori di sostenibilità, che rappresentano le diverse dimensioni (costi, emissioni di gas clima-alteranti, emissione di inquinanti e indipendenza dalla rete) del problema di ottimizzazione e costituiscono la fondazione delle attività svolte, l'attività proposto si articola in tre fasi principali, ciascuna delle quali prevede l'esplorazione e la valutazione di un metodo per lo sviluppo di modelli multienergetici a molti obiettivi, al fine di estrarre il paradigma migliore in questo senso. In particolare, i tre metodi sono: 1) l'accoppiamento del modello multienergetico a singolo obiettivo CALLIOPE con una procedura di campionamento esaustiva che consideri i pesi relativi di ciascun obiettivo di ottimizzazione (metodo a); 2) la ricerca ottima dei pesi relativi attraverso l'integrazione del modello CALLIOPE con gli algoritmi evolutivi di ottimizzazione (metodo b) e; 3) l'utilizzo di algoritmi evolutivi per la risoluzione del problema di pianificazione energetica (metodo c). Nel metodo *a* viene risolto un problema di ottimizzazione a molti obiettivi con delle tecniche esaustive che, per quanto potenzialmente efficaci, presentano dei forti limiti sia da un punto di vista computazionale che in termini di efficacia di esplorare conflitti e sinergie. Il metodo *b* permette il superamento di tali limiti grazie all'automazione della ricerca dei *trade-off* garantita dagli algoritmi evolutivi a molti obiettivi (MOEA). L'efficacia dei MOEA viene determinata confrontandone i risultati con quelli ottenuti tramite il metodo esaustivo. Considerando la grande disponibilità di questi ultimi in letteratura, in questo studio ne vengono testati i sei più diffusi, e le loro performance nella risoluzione del problema di ottimizzazione vengono paragonate al fine di determinarne il più efficace. Si noti come sia la prima che la seconda fase, esplorando conflitti e sinergie tra interessi e indicatori, consentano l'applicazione di CALLIOPE in contesti a molti obiettivi, mentre la struttura intrinseca del modello rimane a obiettivo singolo. Il vantaggio offerto da tali fasi risiede nell'eliminazione della soggettività nelle variabili di *trade-off* (o pesi) tramite o campionamento esaustivo (fase uno) o tecniche di ottimizzazione avanzate. Il metodo *c*, ancora in fase sperimentale, permette di

trasformare CALLIOPE in uno strumento di pianificazione e gestione a molti obiettivi a tutti gli effetti.
L'applicazione di tale metodologia consente di analizzare la pianificazione e gestione energetica e la sua interdipendenza con obiettivi chiave allineati con l'agenda politica dell'Italia: la mitigazione delle emissioni di CO_2, l'allocazione efficiente delle risorse economiche, la riduzione delle emissioni di PMx e il rafforzamento dell'autosufficienza energetica.

2 - METODOLOGIA

Come descritto nel capitolo introduttivo, i tre metodi (a, b, e c) mostrati in questo report mirano a superare la necessità di definire *a priori* i tassi di monetizzazione (o pesi, o variabili di *trade-off*) che definiscono i *trade-off* tra gli obiettivi analizzati, permettendo invece l'esplorazione dell'intero spazio delle decisioni. In altre parole, ci si pone come obiettivo quello di identificare delle strategie di pianificazione e gestione multienergetica che risolvano il seguente problema di ottimizzazione:

$$u_p^*, u_T^*, m^* = \underset{u_P, u_T, m}{arg\min} J(u_P, u_T, m) \qquad 2.1$$

Dove u_p^* rappresenta la configurazione pianificatoria ottima, u_T^* rappresenta il set ottimo di variabili di *trade-off* che permetta di esplorare completamente lo spazio degli obiettivi, m^* identifica le decisioni operative di gestione e J la funzione obiettivo multidimensionale. Essendo m completamente definita e implementata all'interno del modello di simulazione multienergetica utilizzato (CALLIOPE, [10]) tramite un algoritmo di *model predictive control* (MPC), non verrà ulteriormente discussa. Al contrario, la definizione di u_P e u_T varia a seconda del metodo proposto, e verrà definita in dettaglio in seguito.

2.1 Schema metodologico

La Figura 2.1 mostra lo schema metodologico adottato nel presente report. I tre metodi impiegati per estrarre l'insieme delle decisioni Pareto-efficienti nello spazio delle decisioni del problema differiscono per gli strumenti modellistici utilizzati, il numero di input e la richiesta computazionale. Tutte, tuttavia, integrano il modello CALLIOPE al fine di estrarre delle configurazioni ottime del sistema multienergetico. La configurazione del modello CALLIOPE, gli input richiesti e gli output restituiti sono descritti nella sezione 2.2.
Le metodologie analizzate sono:

a) Il metodo esaustivo - sezione 2.3.1.
b) L'ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo sui pesi – sezione 2.3.2.
c) L'ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo della configurazione del sistema – sezione 2.3.3.

2.2 Formulazione del problema in CALLIOPE

CALLIOPE è un software open source che permette la creazione, lo studio e l'ottimizzazione di modelli di sistemi energetici complessi. Il modello presenta una struttura che consente l'inclusione di tecnologie di generazione, trasmissione, conversione, accumulo e consumo. Queste tecnologie interagiscono tra di loro in termini di flussi di energia attribuiti a diversi vettori energetici, che, interagendo con le relative tecnologie, possono essere prodotti, trasportati, convertiti o consumati. La generazione di energia è volta a soddisfare i fabbisogni, o domande, del sistema, anch'esse associate ad un vettore energetico (ad esempio domanda di energia elettrica o calore). Il sistema energetico specificato può anche essere collegato con enti esterni ad esso, ad esempio con la rete energetica nazionale. L'allaccio del sistema con una rete elettrica per l'import di energia è modellizzato come una nuova tecnologia di generazione che permette l'acquisto di energia elettrica ad un prezzo variabile e definito dall'utente. La possibilità di esportare energia in eccesso invece, deve essere specificata per ogni tecnologia installata tramite una indicazione del prezzo di vendita. La soddisfazione delle domande di energia locale, tuttavia, è sempre prioritizzato rispetto all'export di energia generata.
Una volta che il sistema è stato inizializzato sia nelle sue tecnologie installate o potenziali sia nelle differenti domande energetiche che lo caratterizzano, CALLIOPE ricerca una configurazione ottima del sistema dal punto di vista sia della pianificazione, ovvero quali e in quale quantità le tecnologie disponibili debbano essere installate, sia della gestione, ovvero come tali tecnologie

debbano essere operate, a risoluzione temporale oraria. Per fare ciò, CALLIOPE utilizza un algoritmo di MPC per ottimizzare la gestione, innestata all'interno di un algoritmo di *Mixed-Integer Linear Programming* (MILP) per l'estrazione delle variabili di pianificazione. In questo modo, per ogni configurazione del sistema trovata dall'algoritmo MILP, il software ottimizza la gestione dello stesso tramite MPC.
Entrambi gli algoritmi ricercano soluzioni ottime tramite la minimizzazione di un singolo indicatore di performance, che in CALLIOPE corrisponde ai costi cumulati. CALLIOPE permette la definizione di diverse categorie di costo, siano essi costi economici o, ad esempio, relativi ad emissioni di CO_2 o particolato sottile. Essi possono derivare dalla installazione, manutenzione e gestione delle tecnologie installate o dall'acquisto di energia dall'esterno (sia essa energia elettrica importata o carburanti). È anche possibile inserire costi negativi nel caso si voglia inserire un obiettivo da massimizzare, per esempio i posti di lavoro creati. Tuttavia, l'ottimizzazione viene svolta sempre tramite la minimizzazione di un singolo indicatore, e dunque il software richiede all'utente di specificare dei pesi di conversione per ogni obiettivo al fine di estrarre un singolo valore cumulato di performance del sistema.
Il sistema ottimizzato restituito dal software riporta sia la capacità installata per ogni tecnologia, sia la modalità di gestione del sistema ottimizzato per ogni *timestep* orario. Inoltre, è possibile visualizzare i costi fissi e variabili associati alle tecnologie e i costi totali cumulati per ogni categoria di costo inizializzata. Ulteriori informazioni su CALLIOPE e le sue applicazioni in precedenti lavori sono disponibili in [16].

2.3 Esplorazione dello spazio degli obiettivi

Come accennato nel capitolo introduttivo, l'ottimizzazione mono-obiettivo in CALLIOPE non permette l'esplorazione dei *trade-off* tra i diversi obiettivi considerati. La ricerca presentata in questo report, dunque, si prefigge di applicare e comparare diversi metodi di analisi multi-obiettivo. Tutte le metodologie utilizzate restituiscono un insieme di soluzioni Pareto-ottime del sistema, che, se visualizzate nello spazio degli obiettivi, vanno a costituire una rappresentazione piò o meno dettagliata della frontiera di Pareto. Le tre metodologie vengono dunque valutate a seconda dalla richiesta di dati di input, della domanda computazionale dell'algoritmo e della loro capacità di esplorare lo spazio delle decisioni e restituire un insieme di configurazioni del sistema ottimali più variegato possibile, al fine di evidenziare tutti i possibili *trade-off* tra gli obiettivi.

2.3.1 Metodo esaustivo (metodo a)

Un metodo semplice e intuitivo per estrarre configurazioni del sistema ottime che mostrino i *trade-off* tra i diversi obiettivi consiste nell'ottimizzare iterativamente il sistema tramite CALLIOPE per diversi set di pesi. Le configurazioni del sistema ottimizzate rifletteranno l'importanza relativa degli obiettivi, a seconda del peso attribuitogli. Se all'obiettivo economico viene fissato un peso pari a 1, variare i pesi degli altri obiettivi corrisponde all'attribuire ad essi diversi tassi di monetizzazione.
Come descritto in Figura 2.1a, il metodo esaustivo applicato in questo studio richiede innanzitutto all'utente di definire, per ogni obiettivo, un insieme di valori di pesi. Una volta definiti, gli elementi in essi vengono combinati al fine di estrarre multiple combinazioni di pesi, ognuna delle quali contiene un singolo valore di peso per ogni obiettivo.
Un'analisi completa di ogni combinazione possibile dei set di pesi in CALLIOPE porterebbe ad un elevata richiesta computazionale, soprattutto se i set contengono un ampio numero di valori. Per ovviare a ciò, le combinazioni di pesi da analizzare vengono estratte tramite l'algoritmo di campionamento Sobol [17], che campiona lo spazio delle possibili combinazioni e restituisce un sottoinsieme quasi-equidistribuito di esso. Il numero di combinazioni nel sottoinsieme è definito dall'utente, ed esso viene estratto dall'algoritmo in modo da essere il più possibile rappresentativo dell'insieme dal quale proviene.

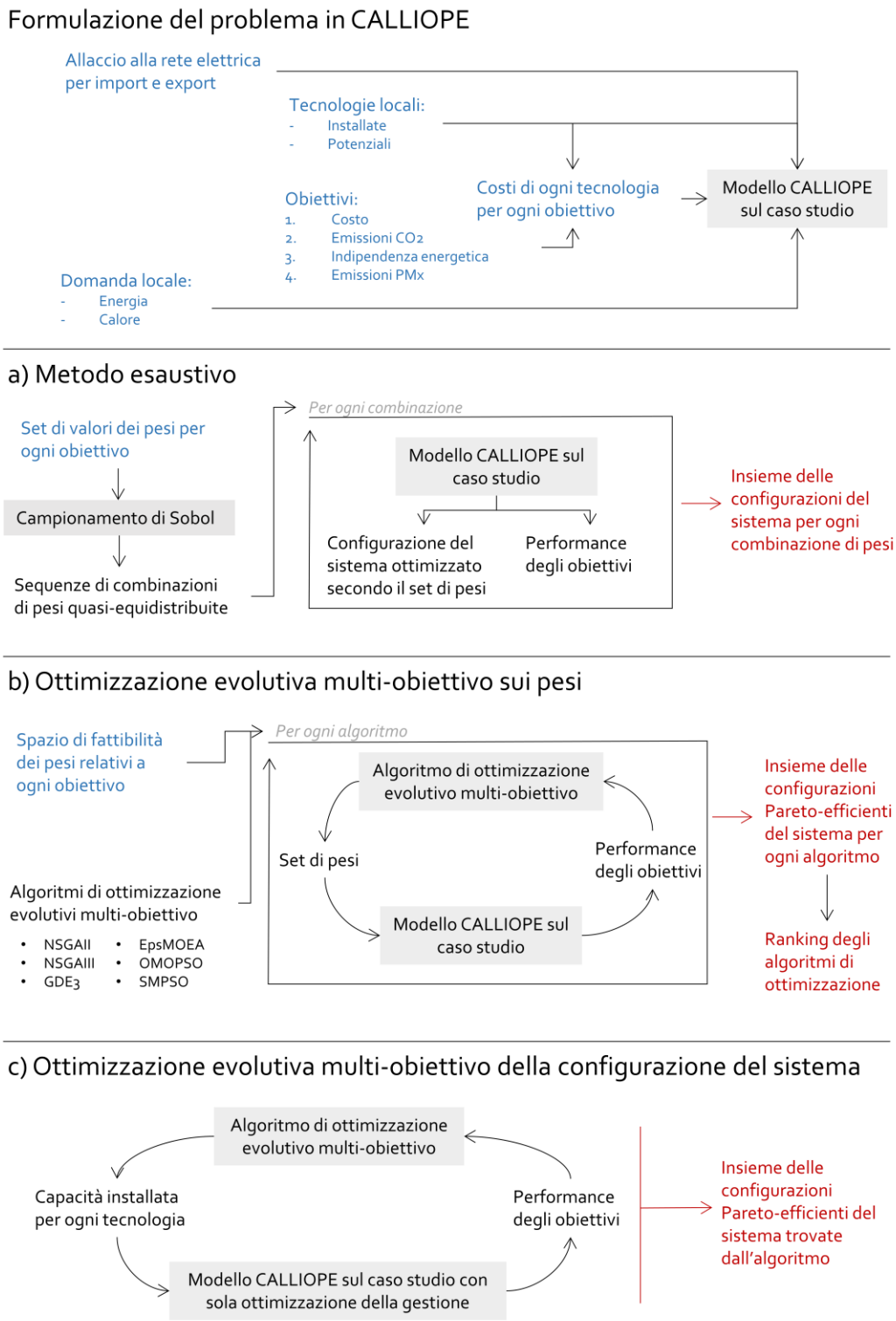

Figura 2.1 - Schema metodologico del lavoro svolto. La figura mostra una schematizzazione delle procedure descritte nel presente report. Le scritte in blu indicano gli input lasciati da definire all'utente, mentre in rosso sono riportati gli output. Gli strumenti matematici e modelistici usati sono evidenziati in una cella grigia.

Il software CALLIOPE viene poi inizializzato e avviato con ognuna delle combinazioni di pesi ottenute, ottenendo così diverse configurazioni del sistema energetico ottimizzate a seconda dell'importanza relativa degli obiettivi. Il risultato di questa operazione iterativa è un insieme di configurazioni ottime del sistema, ognuna associata ad una diversa performance degli obiettivi, che vanno a costituire la frontiera di Pareto del sistema estratta con questo metodo.
I valori contenuti in ogni set devono essere di numero sufficiente ad analizzare scenari nei quali l'importanza di ogni obiettivo vada dall'ininfluente al preponderante, considerando anche tutte le situazioni intermedie. Questa operazione, tuttavia, richiede all'utente di avere già delle conoscenze pregresse sul sistema e su come gli indicatori di performance degli obiettivi si relazionino tra di loro. Infatti, al fine di trovare soluzioni di compromesso, i pesi attribuiti agli obiettivi devono garantire che le loro performance, una volta pesate, siano confrontabili e abbiano un impatto comparabile sull'indicatore cumulato usato per l'ottimizzazione del sistema. Per questo motivo, l'estrazione dei set di pesi rappresenta un evidente punto di criticità di questo metodo.
Infine, metodi esaustivi come quello descritto incorrono nel rischio di essere particolarmente inefficienti nell'utilizzare le risorse computazionali disponibili e di non essere sufficientemente capaci di esplorare lo spazio delle decisioni ed estrarre una rappresentazione completa della frontiera di Pareto del sistema. Differenti combinazioni di pesi potrebbero, infatti, convergere su soluzioni di configurazione del sistema particolarmente simili o praticamente identiche, con performance negli obiettivi comparabili, il che costituirebbe uno spreco di risorse che potrebbero essere utilizzate per esplorare configurazioni più interessanti. In altri casi, le configurazioni del sistema potrebbero essere estremamente sensibili alla minima variazione dei pesi ad esse associati, e dunque un campionamento "a maglie larghe" dello spazio delle combinazioni dei pesi, necessario soprattutto se si avesse scarsa conoscenza del sistema, potrebbe risultare in ampie porzioni della frontiera di Pareto lasciate inesplorate.
In riferimento al problema di ottimizzazione espresso in Equazione 2.1, il metodo esaustivo definisce pertanto *a priori* l'insieme u_T di pesi, e per ciascuna combinazione ottimizza la pianificazione energetica u_P utilizzando l'algoritmo MILP.

2.3.2 Ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo sui pesi (metodo b)

Come menzionato nel paragrafo precedente, un'esplorazione esaustiva dello spazio di fattibilità dei pesi relativi da associare a ciascun obiettivo presenta forti limitazioni sia da un punto di vista computazionale, sia per quanto riguarda un'efficiente esplorazione dei *trade-off*. Una possibile soluzione in questo senso potrebbe essere l'utilizzo di MOEA che, anziché determinare *a priori* l'intero insieme dei valori dei pesi da esplorare, adattano la parametrizzazione della loro ricerca tramite un processo di ottimizzazione. Nonostante in letteratura ne siano stati proposti diversi tipi (si veda per esempio [18]), i MOEA sono quasi tutti accomunati da un processo metodologico articolato in cinque passaggi principali, elencati in Tabella 2.1:

Tabella 2.1 - Schematizzazione dei cinque passaggi necessari per l'implementazione degli algoritmi evolutivi a molti obiettivi.

1. Generare *n* inizializzazioni randomiche (o pseudo-randomiche) del valore dei parametri da ottimizzare (dette anche popolazione iniziale), estratte da un intervallo di fattibilità definito *a priori*.
2. Simulare a partire dal valore dei parametri generati al punto 1.
3. Calcolare il valore degli obiettivi di ottimizzazione (a partire dai risultati delle simulazioni).
4. Selezionare e archiviare le soluzioni Pareto-ottime

5. Evolvere una nuova generazione di parametri tramite combinazione (es.: somma, differenza, moltiplicazione, divisione ma anche operazioni più complicate e non lineari) delle soluzioni archiviate. Ritornare al punto 2

Come è facilmente intuibile, il processo appena descritto è iterativo, e richiede un criterio di terminazione, che sia un numero massimo di simulazioni o un valore di soglia minima che consideri trascurabile il miglioramento degli obiettivi di ottimizzazione tra due generazioni successive.
Da un punto di vista prettamente metodologico, l'ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo sui pesi lascia completamente intatta la struttura interna del modello CALLIOPE. Dato un determinato set di pesi, la pianificazione ottima viene ancora determinata tramite MILP, mentre la gestione tramite MPC. La procedura sopracitata, infatti, fa da complemento al modello per quanto riguarda la ricerca delle combinazioni di pesi che consentano un'esplorazione efficiente (sia da un punto di vista computazionale che da un punto di vista di ricerca) di tutti i possibili conflitti e sinergie tra gli obiettivi del problema.
Al fine di determinare quale algoritmo MOEA sia più indicato per risolvere il problema di ricerca dei pesi, in questo studio si è deciso di confrontare le performance di sei tra i MOEA più comuni tra quelli proposti in letteratura. Come detto in precedenza, quasi tutti i MOEA hanno in comune i cinque passaggi espressi in Tabella 2.1, oltre all'obiettivo di ottenere una frontiera di Pareto che sia il più diversificata e il meglio approssimata possibile. Tuttavia, si differenziano profondamente tra loro nel processo matematico di selezione ed evoluzione delle soluzioni Pareto ottime (punti 4 e 5 in Tabella 2.1).
Di seguito ne viene riportato un elenco, accompagnato da una breve sintesi di quelle che sono le caratteristiche principali per quanto riguarda la selezione ed evoluzione di soluzioni Pareto-ottime.
NSGAII (*Nondominated Sorted Genetic Algorithm II,* [19]). Rappresenta forse il più comune tra i MOEA, e quello più utilizzato come termine di paragone ogni qualvolta un nuovo algoritmo viene proposto in letteratura. Utilizza una procedura di ricerca che permette l'esplorazione dell'intera frontiera di Pareto, utilizzando un criterio di ordinamento delle soluzioni basato su un operatore di *crowding distance* (CD) che massimizza la diversità nello spazio degli obiettivi. In particolare, le alternative non dominate vengono dapprima ordinate per un determinato obiettivo. Viene successivamente calcolata, per ciascuna di esse, la distanza con quella più vicina. La procedura viene ripetuta tante volte quanti sono gli obiettivi del problema di ottimizzazione, e la somma delle distanze viene appunto definita *crowding distance.* Le soluzioni con CD maggiore saranno pertanto quelle che assicurano una massimizzazione della diversità, e verranno favorite nel processo di selezione per la generazione successiva.
NSGAIII (*Nondominated Sorted Genetic Algorithm III,* [20]). Rappresenta l'evoluzione dell'appena citato NSGAII. La differenza fondamentale sta nell'utilizzo di *reference points* (RP) per garantire la diversità delle soluzioni. In particolare, la frontiera di Pareto viene proiettata su un piano normalizzato, che viene a sua volta equamente diviso da RP aventi distanza costante. Ogni alternativa viene successivamente associata al RP più vicino ad essa. Le alternative selezionate per la generazione successiva sono quelle tali per cui il numero di *reference points* rappresentati sia massimo.
ϵ-MOEA (*Epsilon Dominance Multi-objective Evolutionary Algorithm,* [21]). In questo caso l'operatore di *crowding distance* viene sostituito dal criterio di epsilon-dominanza. Per quanto teoricamente complesso, l'applicazione di tale criterio equivale (con le dovute semplificazioni a beneficio di una più facile illustrazione del processo) alla divisione dello spazio degli obiettivi in rettangoli (nel caso di due obiettivi, parallelepipedi nel caso di tre e così via) aventi ciascuno lato ϵ. Il valore di ϵ viene specificato dall'utente, ed equivale ad un valore soglia al di sotto del quale la variazione di un obiettivo può essere considerata trascurabile. L'algoritmo di ricerca avrà pertanto come obiettivo quello di salvare nell'archivio una soluzione tra i rettangoli non-dominati, tralasciando le altre che, da un punto di vista dell'utente, sono considerate equivalenti. Questo

consente di evitare ridondanza in determinate zone della frontiera di Pareto, e contemporaneamente consente di evolvere le generazioni successive in modo da esplorare in maniera efficace lo spazio degli obiettivi.

OMOPSO (*Optimized Multi-objective Particle Swarm Optimization Algorithm,* [22]). Rappresenta un'estensione a molti obiettivi del già popolare algoritmo di ottimizzazione *Particle Swarm*. In linea di principio, ha inoltre molto in comune con **ϵ-MOEA**, con l'aggiunta di una peculiarità ispirata dal movimento collettivo e organizzato degli uccelli in uno stormo: infatti, oltre al già espresso concetto di epsilon-dominanza, a ogni generazione viene selezionato un *leader* tra i candidati (particelle) che si trovano nel medesimo rettangolo di lato epsilon. La selezione del *leader* avviene attraverso un *binary tournament* [23], basata sulla massimizzazione del *crowding factor* delle particelle [24].

SMPSO (*Speed-constrained Multi-objective Particle Swarm Optimization*) [25]. In maniera del tutto simile a quanto enunciato sopra per NSGAII e NSGAIII, anche SMPSO rappresenta l'evoluzione di OMOPSO. La sola differenza è dovuta a dei limiti di velocità imposti al movimento nelle particelle durante il processo di selezione, e all'introduzione di mutazioni di tipo polinomiale nel processo di evoluzione.

GDE3 (*Generalized Differential Evolution 3,* [26]). Come OMOPSO, rappresenta un'estensione a molti obiettivi di una tecnica già nota per la soluzione di problemi di ottimizzazione globale: la *differential evolution*. Per massimizzare la diversità delle soluzioni, GDE3 utilizza una tecnica di *nearest neighbours search* (basata sulla distanza euclidea tra le soluzioni). Risulta particolarmente indicato per risolvere problemi con forte indipendenza tra le variabili decisionali [18].

In riferimento al problema di ottimizzazione espresso in 2.1, l'ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo sui pesi utilizza gli algoritmi sopradescritti per definire i set u_T di pesi che garantiscano la miglior esplorazione possibile dello spazio degli obiettivi. Come accade per il metodo esaustivo, la pianificazione energetica viene successivamente ottimizzata utilizzando la MILP.

2.3.3 Ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo della configurazione del sistema (metodo c)

Il terzo metodo analizzato in questo studio consiste nell'ottimizzazione diretta della configurazione di sistema energetico da parte di algoritmi evolutivi multi-obiettivo, senza la necessità di analizzare le diverse configurazioni di pesi.

Come indicato nello schema in Figura 2.1c, questo metodo prevede, come nel caso precedente, un *coupling* tra CALLIOPE e un algoritmo di ottimizzazione evolutivo multi-obiettivo. In questo caso, tuttavia, le variabili di decisioni ottimizzate dall'algoritmo non sono i pesi, o variabili di *trade-off* u_T, assegnati agli obiettivi, bensì la capacità installata per ogni tecnologia disponibile u_P, definita come percentuale della capacità massima. Dunque, la pianificazione del sistema energetico, che nei due metodi precedentemente descritti è svolta internamente da CALLIOPE, qui viene affidata all'algoritmo evolutivo multi-obiettivo, che per sua struttura non necessita dell'aggregazione degli indicatori tramite pesi. L'ottimizzazione della gestione del sistema energetico m, invece, viene svolta sempre da CALLIOPE, per ogni configurazione restituita dall'algoritmo multi-obiettivo. Per l'ottimizzazione della gestione del sistema in CALLIOPE, viene considerato solamente l'obiettivo economico.

Grazie alla suddivisione delle operazioni di ottimizzazione della pianificazione e della gestione del sistema tra due algoritmi diversi, questo metodo si distingue dai precedenti per il minore carico di dati di input richiesto all'utente. Gli obiettivi vengono tenuti distinti senza alcuna necessità di attribuire range ai pesi o tassi di monetizzazione, e ciò rende questa tecnica particolarmente adatta a casi studio caratterizzati da scarsa conoscenza del sistema e con molteplici obiettivi non confrontabili. Inoltre, come descritto nella sezione precedente, gli algoritmi evolutivi-multi obiettivo sono programmati al fine di restituire un set di soluzioni Pareto-efficienti che esplori in maniera efficace lo spazio degli obiettivi.

Il metodo descritto presenta un'evidente limitazione nella sua elevata richiesta computazionale. Gli algoritmi evolutivi molti-obiettivi utilizzati, come descritto in Tabella 2.1, necessitano tipicamente di multiple iterazioni prima di restituire soluzioni ottimizzate al problema. All'avvio dell'algoritmo e per le prime generazioni, le configurazioni del sistema analizzate sono randomiche o estremamente poco ottimizzate, e tuttavia anche per esse viene ottimizzata la gestione del sistema via CALLIOPE per estrarre le performance degli obiettivi. Ciò è necessario per permettere all'algoritmo evolutivo di apprendere quali configurazioni siano più efficienti e di convergere verso soluzioni Pareto-ottime. Tuttavia, a seconda della complessità del problema, queste ultime potrebbero essere identificate solamente dopo un numero molto elevato di iterazioni.
Inoltre, il metodo MPC per ottimizzare la gestione è l'operazione che più richiede risorse computazionali in CALLIOPE, e dunque la rimozione della necessità di usare l'algoritmo MILP per l'ottimizzazione della pianificazione non risulta in un significativo calo del carico computazionale, cha avrebbe potuto compensare l'aumento del numero di iterazioni richieste.
In confronto, nei precedenti due metodi, le configurazioni restituite da CALLIOPE per ogni set di pesi sono tutte Pareto-efficienti, con la sola rimozione, nel metodo b), delle soluzioni considerate ridondanti per l'esplorazione della frontiera. Ciò porta ad un tempo computazionale comparativamente più ridotto per estrarre la frontiera di Pareto.
In riferimento al problema di ottimizzazione espresso in Equazione 2.1, l'ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo della configurazione del sistema utilizza il più performante tra gli algoritmi descritti nella sezione 2.3.2 per ottimizzare in toto la pianificazione energetica u_P, individuato nell'attività descritta nella successiva sezione 4.2.

3 - SETUP SPERIMENTALE

3.1 Descrizione del caso studio sintetico e disponibilità di dati

La metodologia proposta viene testata su un caso di studio sintetico basato, da un punto di vista di disponibilità di risorsa primaria e di andamento di domanda, su quello del Sulcis Iglesiente, già oggetto di analisi nel triennio precedente [16].

Per quanto riguarda la domanda di calore, la Figura 3.1 (pannello superiore) mostra l'andamento ciclostazionario settimanale a risoluzione oraria della serie di dati riferita all'anno 2015, insieme alla variabilità tra il venticinquesimo e il settantacinquesimo percentile. Il colore di ciascun cerchio rappresenta invece la settimana di occorrenza del minimo (banda inferiore) o massimo (banda superiore) annuale per ciascuna ora del giorno. Osservando la figura, si può notare come l'andamento giornaliero della domanda sia caratterizzato dai caratteristici due picchi (quello mattutino e quello serale), e che si ripeta in maniera pressoché identica tra il lunedì e il giovedì. Leggermente diversa invece la situazione nel fine settimana, con picchi più pronunciati e meno regolari. Il colore dei cerchi evidenzia come le settimane con richiesta di calore più bassa siano quelle centrali dell'anno (predominante blu chiaro/verde nella banda inferiore), mentre quelle con richiesta più alta siano quelle iniziali (blu intenso) o finali (giallo).

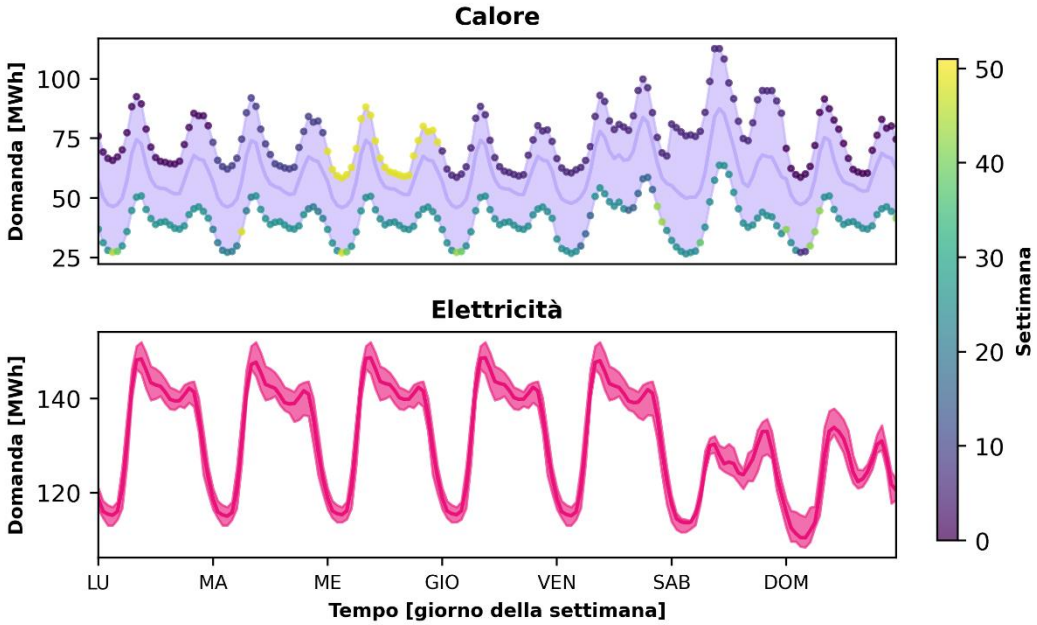

Figura 3.1 - Variazione intergiornaliera ciclostazionaria della domanda di calore (pannello in alto) ed elettricità (pannello in basso). L'area colorata rappresenta la variabilità tra il venticinquesimo e il settantacinquesimo percentile. Il colore di ciascun cerchio nel pannello superiore rappresenta la settimana di occorrenza del minimo o del massimo annuale per una determinata ora del giorno.

In maniera molto simile a quanto accade per il calore, anche la domanda di elettricità si ripete in maniera ciclica durante i giorni della settimana, con tuttavia un picco prolungato nelle ore diurne. Il sabato e la domenica tale picco appare invece smorzato. La variabilità inter-stagionale è molto meno marcata, con un intervallo tra il venticinquesimo e il settantacinquesimo percentile molto più stretto rispetto alla magnitudine media della domanda. Maggiori informazioni per quanto riguarda la stima di domanda di calore sono disponibili in [27], mentre per quanto riguarda la stima della domanda elettrica si rimanda al rapporto in [28].

Per quanto riguarda la disponibilità di risorsa, la Figura 3.2 mostra l'andamento giornaliero ciclostazionario (con una media mobile di tre ore) della variabilità di radiazione solare (pannello superiore) e di velocità del vento (pannello inferiore). Il colore di ciascuna linea identifica il giorno dell'anno, con colori tendenti al blu all'inizio dell'anno, verdi durante l'estate, e gialli tra novembre e dicembre. La radiazione solare segue il tipico andamento giornaliero con picco verso le 12 e azzeramento prima dell'alba e dopo il crepuscolo. Tale picco è ovviamente più marcato (fino a quattro volte) nei mesi estivi, e più attenuato nei mesi invernali, dove la luce solare è meno intensa. Si noti come in estate, ci sia radiazione non nulla già a partire dalle 4 del mattino, e fino alle 21 di sera. La velocità del vento registra per quasi tutto l'anno un picco nella tarda mattinata fino alle prime ore del pomeriggio, con valori massimi durante i mesi invernali. Maggiori dettagli per quanto riguarda le traiettorie delle risorse rinnovabili sono invece disponibili in [29] e [16].

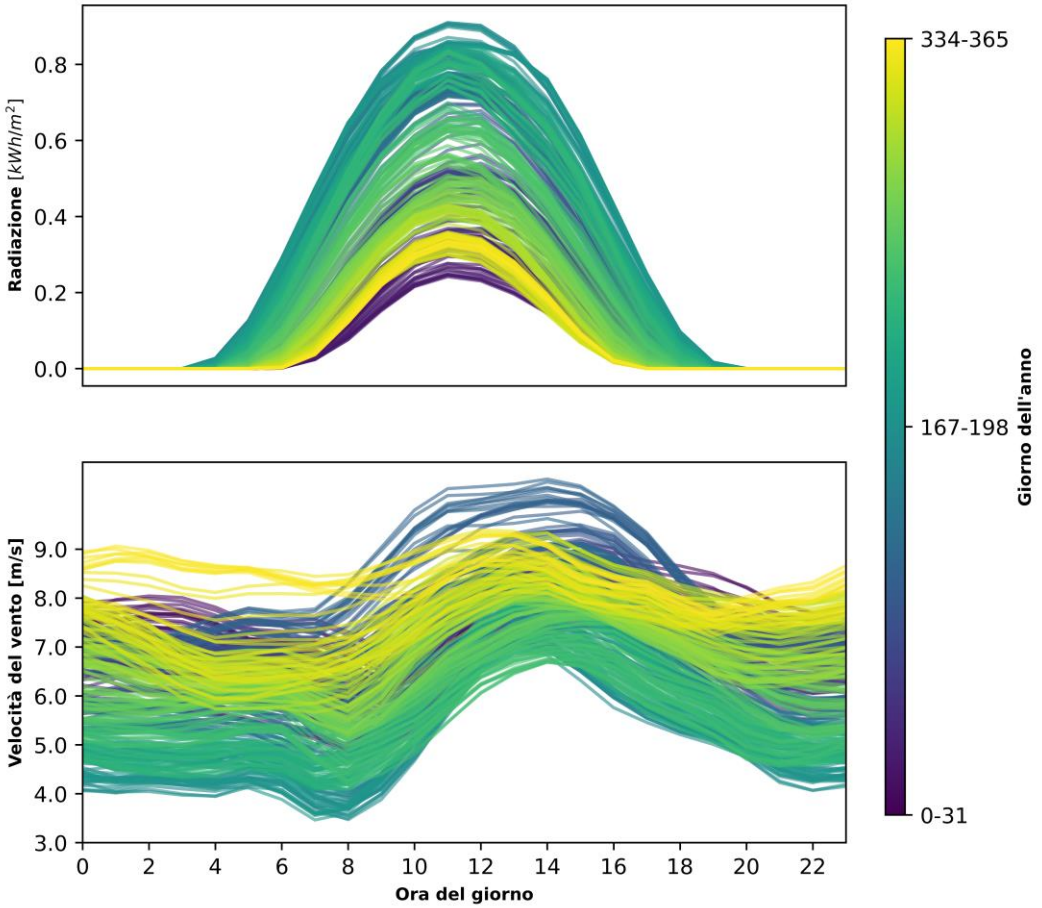

Figura 3.2 - Andamento orario della radiazione solare (pannello superiore) e della velocità del vento (pannello inferiore). I diversi colori rappresentano i diversi giorni dell'anno (blu intenso i primi giorni dell'anno, giallo gli ultimi), mediati su una finestra mobile di 10 giorni per ridurre il rumore.

3.2 Obiettivi di ottimizzazione

Le diverse dimensioni di sostenibilità delle politiche di pianificazione e gestione multienergetica derivanti dalla soluzione del problema in equazione 2.1 vengono modellizzate attraverso le seguenti funzioni di utilità:

1. Il costo totale attuale netto $J^C[€]$ viene definito come la somma dei costi di investimento C^{inv}, operativi C^{oper} per ogni tecnologia installata, a cui si aggiungono i costi di importazione dalla rete C^{import}, e si sottraggono i ricavi per l'esportazione C^{export}. I flussi

di cassa (costi operativi, ricavi da export e costi da import) vengono scontati ogni anno in base ad un determinato fattore di sconto. J^C viene matematicamente definita come:

$$J^C = \sum_{j=1}^{n_{te}} \left(C_j^{inv} + \sum_{i=1}^{H} d_i C_{i,j}^{oper} \right) + d_i \sum_{i=1}^{H} C_i^{import} - d_i \sum_{i=1}^{H} C_i^{export} \quad 3.1$$

Dove n_{te} rappresenta il numero di tecnologie installate e H l'orizzonte temporale. Il fattore di sconto viene espresso in funzione del tasso di sconto applicato ts come:

$$d_i = \frac{1}{(1+ts)^i} \quad 3.2$$

2. Le emissioni di CO_2, $J^{CO_2}[kg]$, dipendono dall' energia prodotta da una singola tecnologia, e vengono calcolate come:

$$J^{CO_2} = \sum_{j=1}^{n_{te}} \left(\sum_{i=1}^{H} k_j^{CO_2} E_{i,j} \right) \quad 3.3$$

Dove $E_{i,j}[kWh]$ rappresenta l'energia prodotta al passo temporale i dalla tecnologia j, mentre $k_j^{CO_2}\left[\frac{kg}{kWh}\right]$ è un coefficiente di emissione specifico di ciascuna tecnologia. L'import di energia elettrica dalla rete è modellizzato da CALLIOPE come una tecnologia di generazione, a cui è associato un fattore di emissione di CO_2 associato al mix di produzione nazionale per l'anno 2015.

3. Le emissioni di particolato $J^{PM_x}[kg]$ vengono espresse in maniera simile a quelle di CO_2, ovvero come il prodotto tra l'energia prodotta da una determinata tecnologia e un fattore di emissione $k_j^{PM_x}\left[\frac{kg}{kWh}\right]$. Matematicamente:

$$J^{PM_x} = \sum_{j=1}^{n_{te}} \left(\sum_{i=1}^{H} k_j^{PM_x} E_{i,j} \right) \quad 3.4$$

Il parametro $k_j^{PM_x}\left[\frac{kg}{kWh}\right]$ è un coefficiente di emissione specifico di ciascuna tecnologia. Le emissioni di particolato sono intese come quelle locali, dunque l'import di energia elettrica dalla rete non è associato ad emissioni di PM_x

4. L'indipendenza dalla rete $J^{IN}[€]$, definita come il prodotto tra l'energia importata dalla rete $E_{i,Rete}$ $[kWh]$ e il prezzo di importazione c_i^{import}. Matematicamente:

$$J^{IN} = \sum_{i=1}^{H} c_i^{import} E_{i,Rete} \quad 3.5$$

3.3 Variabili di pianificazione tecnologica

Le possibili alternative di pianificazione riguardano l'ampliamento del pacchetto di generazione elettrica, termica e di conversione, e l'introduzione di tecnologie di stoccaggio. In Figura 3.3 è mostrata una schematizzazione delle tecnologie presenti e potenziali nel caso studio sintetico analizzato.

Per quanto riguarda la componente elettricità, l'algoritmo di ottimizzazione può esplorare la possibilità di aggiungere ulteriore potenza installata al pacchetto eolico (installato corrente 92 MW) e fotovoltaico (installato corrente 50 MW). Nel caso dell'eolico, si distinguono installazioni *onshore* e *offshore*, mentre il fotovoltaico distingue tra impianti a tetto o su terra. Inoltre, è anche considerata l'alterativa di un nuovo impianto di cogenerazione alimentato ad idrogeno. A differenza di quanto previsto in [16], il caso di studio è ora connesso alla rete, e pertanto il quantitativo di elettricità da importare (o esportare) viene ottimizzato a passo orario.

La generazione di calore avviene attraverso pompe di calore e caldaie a biomassa, a GPL o a olio combustibile. A queste si aggiungono ulteriori alternative di pianificazione relative all'installazione di nuove pompe di calore e al sopracitato impianto di cogenerazione a idrogeno.
Le tecnologie di accumulo includono lo stoccaggio di idrogeno, in accoppiamento con l'installazione di nuovi elettrolizzatori, e l'accumulo elettrochimico. Le tecnologie di accumulo e conversione introducono all'interno del sistema una componente aggiuntiva di flessibilità garantendo l'opzione di ottimizzare, qualora la produzione superi la domanda, la quota parte di elettricità da convertire in calore, quella da stoccare in batterie o idrogeno, e quella da vendere alla rete.

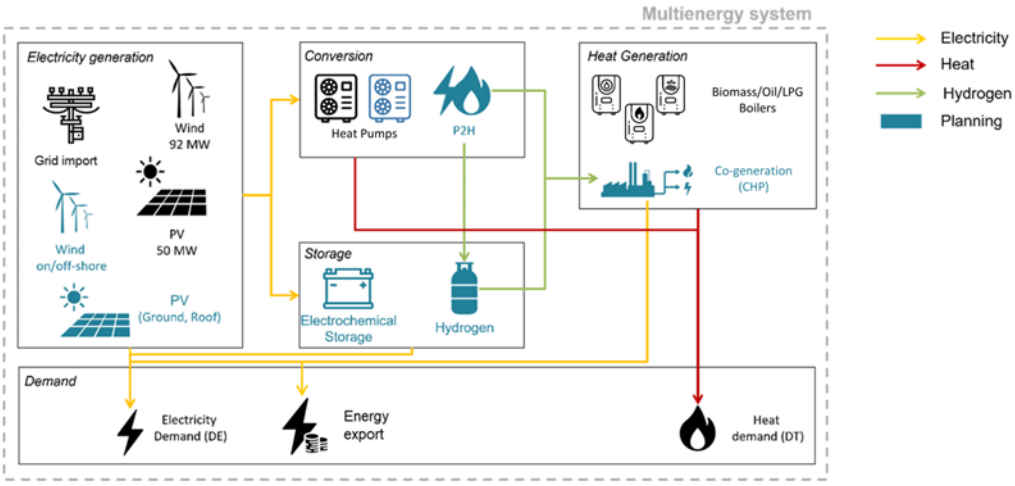

Figura 3.3 - Schema concettuale delle possibili decisioni di pianificazione tecnologica nel caso di studio sintetico.

Una rappresentazione schematica delle variabili di pianificazione u_P, insieme alla loro denominazione e spazio di fattibilità, viene riportato in Tabella 3.1.
Si noti che nei metodi *a* e *b* il valore delle variabili di pianificazione viene determinato utilizzando l'ottimizzazione MILP inclusa all'interno di Calliope. La differenza tra i due sta nella maniera in cui viene ottimizzata l'importanza relativa tra gli indicatori u_T (i.e.: quale aspetto di sostenibilità è prioritario nella scelta di una tecnologia rispetto ad un'altra, si veda la sezione seguente): in maniera esaustiva in metodo *a*, e automatica (ed evolutiva) in metodo *b*. Il metodo *c* sostituisce invece l'algoritmo già presente in Calliope con un algoritmo evolutivo.
Pertanto, *a* esegue il modello multienergetico iterativamente e in maniera automatica, ma con un'importanza relativa tra gli indicatori determinata comunque *a priori*. In *b*, si cerca di oltrepassare questa limitazione attraverso algoritmi evolutivi che determinano tale importanza relativa in maniera efficiente con il fine di esplorare tutti i possibili conflitti e sinergie tra gli indicatori e la loro interdipendenza con la scelta delle diverse tecnologie. Pertanto, *b* completa il modello Calliope per quanto riguarda una scelta meno arbitraria di un set di pesi piuttosto che un'altro, senza sostituire nessun componente del modello originale. C, invece, sostituisce la MILP nella ricerca delle soluzioni ottime di pianificazione, modificando di fatto la struttura originale del modello.

Tabella 3.1 - Rappresentazione schematica delle variabili di pianificazione e del loro spazio di fattibilità.

Variabile	Denominazione	Spazio di fattibilità
u_{Terra}^{PV}	Fotovoltaico a terra	0-49 MW
u_{Tetto}^{PV}	Fotovoltaico a tetto	0-18.5 MW
u_{ON}^{EO}	Eolico onshore	0-100 MW
u_{OFF}^{EO}	Eolico offshore	0-100 MW
u^{PC}	Pompe di calore	0-178 MW

u^B	Accumulo elettrochimico	0-20 MWh
u^{HY}	Accumulo di idrogeno	0-200 MWh
u^{EL}	Elettrolizzatore	0-360 MW
u^{CG}	Cogenerazione	0-178 MW

3.4 Variabili di *trade-off*

Come anticipato nella sezione 2.2, gli algoritmi che il modello Calliope utilizza per risolvere il problema di pianificazione e gestione (la MILP per la pianificazione e il *modeling predictive control* per la gestione) riducono il problema a molti obiettivi a un problema a singolo obiettivo attraverso un'aggregazione pesata, che rappresenta l'importanza relativa di ciascun indicatore nel processo decisionale. Nel presente studio, pertanto, il valore dei pesi rappresenta una variabile di *trade-off* di importanza fondamentale nella scoperta di alternative di pianificazione e gestione di compromesso. A differenza di quanto fatto nel precedente triennio [16], dove venivano esplorati conflitti e sinergie solo tra l'indicatore monetario e quello di emissioni di CO_2, e i restanti venivano valutati ex-post tramite analisi multicriterio, ora tutti gli indicatori presentati nella sezione 3.2 vengono inglobati all'interno del processo di ottimizzazione. Inoltre, la scelta dei pesi era arbitraria e limitata a un numero relativamente esiguo di possibilità (4 valori), mentre nel presente studio si è deciso di esplorare in maniera estesa l'intero spazio di fattibilità dei pesi relativi a ciascun obiettivo, attraverso gli algoritmi presentati nella sezione 2.3.2. Osservando la Figura 2.1 si può notare come il modello Calliope riceva in ingresso il valore dei pesi e, a valle della simulazione del sistema, restituisca agli algoritmi evolutivi a molti obiettivi il valore degli indicatori disaggregato. Ciò implica che i MOEA rendono possibile trattare direttamente il problema a multiobiettivo senza passare da una formulazione a obiettivo singolo, permettendo di separare il contributo di ciascuna decisione alla massimizzazione (o minimizzazione) di un singolo indicatore durante il processo di ricerca delle soluzioni ottime.
La Tabella 3.2 riporta una rappresentazione schematica dello spazio di fattibilità di ciascuna variabile di *trade-off* u_T (o peso) utilizzata nel processo di ottimizzazione.
La variabile decisionale u^C viene posta sempre costante in quanto, nel processo di ottimizzazione, ciò che conta è l'importanza relativa di un indicatore rispetto a un altro. Questo consente di ridurre di una dimensione il problema, riducendo in maniera consistente il tempo computazionale.
Per il solo metodo esaustivo lo spazio di fattibilità è stato posto pari a un terzo ([0-1], [0-10], [0-1]) rispetto a quello presentato in Tabella 3.2. Attraverso una procedura *trial and error* è stato infatti determinato che gli intervalli ([0-1], [0-10], [0-1]) sono ampi a sufficienza per esplorare tutto lo spazio degli obiettivi. La scelta di triplicare tali intervalli quando si utilizza un algoritmo evolutivo risiede nell'obiettivo di provare l'efficacia dei MOEA: a fronte di un *range* di incertezza sistematicamente più ampio, si vuole provare che questi ultimi esplorino uno spazio delle soluzioni più velocemente e in maniera più uniforme rispetto al metodo esaustivo.

Tabella 3.2 - Rappresentazione schematica delle variabili di *trade-off* e loro spazio di fattibilità.

Variabile	Denominazione	Spazio di fattibilità
u^C	Peso dei costi	1
u^{CO_2}	Peso delle emissioni di CO_2	[0-3]
u^{PM_x}	Peso delle emissioni di PM_x	[0-30]
u^{IN}	Peso dell'indipendenza dalla rete	[0-3]

3.5 Parametrizzazione degli esperimenti

Tutte e tre le metodologie presentate hanno come obiettivo quello della ricerca di valori Pareto ottimi per quanto riguarda le variabili riportate in Tabella 3.1 e Tabella 3.2, al fine di trovare delle alternative ottime per la pianificazione e gestione multienergetica sostenibile del territorio. Per

ogni metodo, viene svolto un esperimento sul caso studio sintetico presentato in sezione 3.1. Le configurazioni dei tre metodi sono come segue:

- Metodo a: le variabili di pianificazione u_P vengono ottenute per una singola configurazione di pesi (o variabili di *trade-off*) attraverso la MILP. Il valore dei pesi u_T viene invece esplorato in maniera esaustiva, attraverso un campionamento dello spazio di fattibilità ([0-1], [0-10], [0-1]) effettuato tramite un *Sobol Sampling* a dimensione 1024. Ciò implica che il problema di pianificazione viene risolto tramite la MILP per 1024 *function evaluations* (FE), con i valori dei pesi decisi *a priori* tramite campionamento randomico.
- Metodo b: come nel caso precedente, le u_P sono ottenute tramite le MILP. Il valore dei pesi u_T presentato in Tabella 3.1 viene invece determinato attraverso gli algoritmi evolutivi (sezione 2.3.2). Ciascuno degli algoritmi evolutivi effettua 1000 FE, partendo da una popolazione iniziale di 100. Ciò implica che il valore dei pesi viene deciso *a priori* e in maniera randomica solo per le prime 100 esecuzioni modellistiche e, a partire da quelle, evolve nelle rimanenti 900 in maniera automatica verso i valori ottimi. Per assicurare che le soluzioni trovate non siano vincolate ai 100 valori iniziali, ogni algoritmo viene eseguito con sei *seeds* (i.e. inizializzazioni).
- Metodo c: in questo caso, le variabili di decisioni presentate in Tabella 3.1 non vengono più ottimizzate attraverso i MOEA, ma attraverso la MILP. Per questo studio, l'algoritmo viene selezionato come il migliore tra i sei algoritmi dell'esperimento *b*, secondo le metriche definite in Sezione 3.5.1. La parametrizzazione dell'algoritmo, come nel caso precedente, richiede di specificare un numero massimo di FE, una popolazione iniziale e il numero di *seeds*. Tali valori vengono posti rispettivamente uguali a 10000 FE (il numero di variabili da ottimizzare è più che doppio rispetto al caso precedente), 100 e sei.

3.5.1 Criteri di valutazione degli algoritmi

In questo studio, i criteri di valutazione dei metodi proposti sono *additive epsilon indicator* e *hypervolume*. Queste metriche consentono una valutazione delle frontiere di Pareto in termini di consistenza e diversità.

Additive epsilon indicator fornisce un'idea della consistenza con cui la frontiera di Pareto cattura i conflitti tra gli obiettivi. Viene calcolata come la maggiore tra le traslazioni nello spazio degli obiettivi che una frontiera deve subire per arrivare a dominare il *reference set*. Quest'ultimo viene definito come l'insieme di tutte le soluzioni non dominate, calcolato unendo tutti i risultati degli algoritmi presentati nelle sezioni 2.3.1 e 2.3.2. Nel caso in cui una frontiera di Pareto avesse dei *gap*, allora è necessaria una traslazione consistente nello spazio degli obiettivi. Un valore alto di *additive epsilon indicator* implica pertanto che l'algoritmo in questione ha fallito nell'identificazione di almeno una porzione di *reference set,* e degli importanti *trade-off* che ne conseguono [30].

Hypervolume quantifica il volume dello spazio degli obiettivi dominato da una frontiera di Pareto. Viene solitamente normalizzato rispetto all'*hypervolume* calcolato a partire dal *reference set*. Pertanto, un valore pari a 1 implica che una certa frontiera domina lo stesso volume del *reference set* (situazione ideale). Viene generalmente considerato come la più importante e completa delle metriche nella letteratura inerente ai MOEA [30], [18].

4 - RISULTATI

4.1 Metodo esaustivo

La Figura 4.1 mostra i risultati ottenuti con il metodo esaustivo per il caso di studio sintetico in esame. In Figura 4.1a viene rappresentata la frontiera di Pareto estratta secondo i quattro obiettivi considerati nell'analisi. Ogni punto sul grafico indica una soluzione Pareto-efficiente identificata da CALLIOPE. Per aiutare nella descrizione della frontiera di Pareto, quest'ultima è stata partizionata in 4 macroregioni, come mostrato dal grafico in alto a destra in Figura 4.1a. Le regioni accorpano configurazioni che privilegiano alcuni obiettivi a discapito di altri. In regione A, troviamo le soluzioni che si focalizzano sulla minimizzazione del solo obiettivo economico. Il sistema è perciò configurato riducendo al minimo gli investimenti su nuove infrastrutture, e affidandosi principalmente all'import di elettricità dalla rete per colmare i deficit di produzione locale. La regione B contiene configurazioni che tendono a minimizzare le emissioni di CO_2 e PM_x, caratterizzate da investimenti su nuovi impianti rinnovabili per ridurre l'import di energia, e una produzione di calore principalmente affidata a pompe di calore, al fine di evitare l'utilizzo di boiler. In regione C, invece, abbiamo soluzioni volte a minimizzare le sole emissioni di CO_2, e che quindi si curano meno della riduzione del particolato. Soluzioni in questa regione presentano un mix per la produzione di energia simile a quelle della regione B; tuttavia, esse favoriscono l'installazione di boiler a biomassa piuttosto che l'importazione di energia per le pompe di calore, risultando in un aumento delle emissioni di particolato e dei costi. In regione D si trovano le configurazioni ottimizzate per massimizzare l'indipendenza dalla rete. Esse, come le soluzioni in regione B e C, sono caratterizzate da ampi investimenti in rinnovabili. Tuttavia, la produzione di calore è principalmente affidata a boiler a olio combustibile e GPL, che evitano l'acquisto aggiuntivo di energia dalla rete e risultano più economici di quelli a biomassa. Tali configurazioni, dunque, emettono più CO_2 rispetto ad altre soluzioni sulla frontiera con investimento economico simile.

Dalla frontiera di Pareto così estratta sono evidenti alcune limitazioni del metodo esaustivo già descritte in sezione 2.3.1. La frontiera appare infatti poco omogenea nel suo insieme, con aree caratterizzate da una bassa densità di soluzioni trovate, come la zona A, affiancate da altre dove sono presenti un numero elevato di soluzioni con configurazioni quasi identiche (la fascia bassa in zona B). La Figura 4.1b riporta la configurazione del sistema energetico per sei soluzioni identificate da CALLIOPE per diversi set di pesi. Gli esempi sono suddivisi in due gruppi, che presentano simili costi cumulati (soluzioni I, II e III nel primo gruppo, IV, V e VI nel secondo). Le tre soluzioni in ogni gruppo provengono dalle macroaree B, C e D. Le soluzioni I, II e III sono configurazioni a costo contenuto, caratterizzate da un mix di produzione elettrica simile. Oltre alle tecnologie già presenti, vengono inclusi impianti fotovoltaici a terra, a tetto e di impianti eolici onshore fino alla loro massima capacità installabile. L'import dalla rete costituisce più di un terzo della produzione annuale. Come prevedibile, la soluzione I presenta l'import dalla rete più basso, in quanto focalizzata principalmente sulla minimizzazione dell'importazione energetica. Il mix energetico per la produzione di calore, invece, risulta notevolmente diverso nelle tre soluzioni. Nella configurazione I, al fine di ridurre la domanda elettrica e quindi l'import necessario dalla rete, la produzione di calore avviene per quasi il 70% da boiler a combustibili fossili. Nella soluzione III, invece, poiché si cerca di minimizzare le emissioni di CO_2, vengono utilizzati boiler a biomassa, che presentano un costo maggiore degli altri boiler ed emettono considerevolmente più particolato sottile. La maggior parte della produzione di calore, tuttavia, avviene tramite le nuove pompe di calore installate. Nelle soluzioni IV, V e VI, l'aumento del capitale investito è giustificato dall'installazione di turbine eoliche offshore, tra le più costose tecnologie di generazione elettrica disponibili. Per quanto riguarda la produzione di calore, troviamo pattern simili a quelli osservati nelle precedenti tre soluzioni. La configurazione IV, come la I, investe principalmente in boiler a combustibili fossili, al fine di ridurre i costi diminuendo anche la necessità di importare energia dalla rete. La soluzione V usa principalmente pompe di calore per soddisfare la domanda di calore, mentre in VI osserviamo l'adozione di boiler a biomassa per ridurre al minimo l'emissione di CO_2.

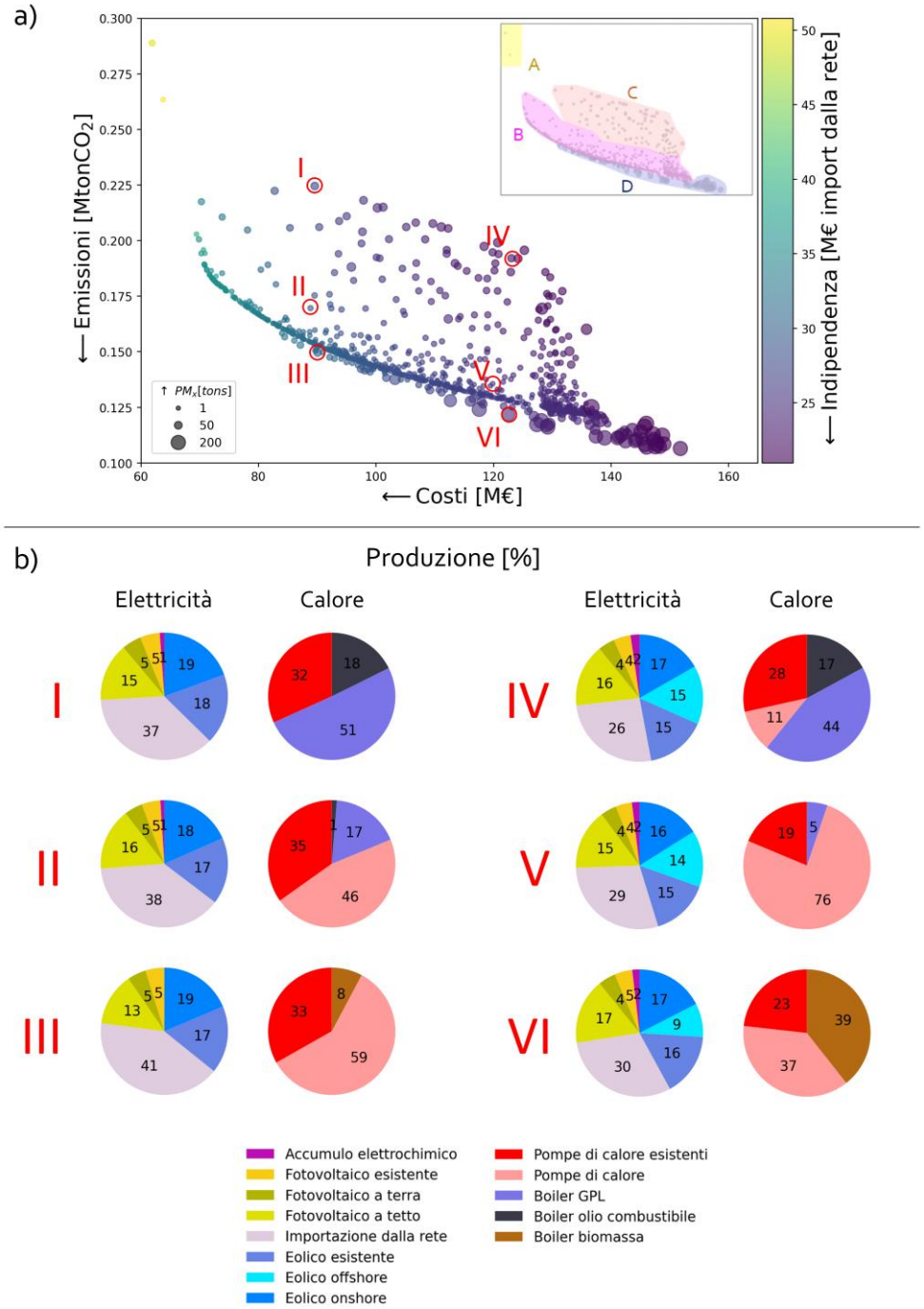

Figura 4.1 - Risultati del metodo esaustivo per l'esplorazione delle configurazione Pareto-efficienti del sistema energetico in esame. Il pannello a) mostra la frontiera di Pareto ottenuta con il metodo esaustivo, dove ogni punto indica una configurazione diversa del sistema; le frecce in legenda indicano la direzione in cui si vuole ottimizzare. La dimensione e il colore del punto riflettono il valore della perfomance dell'indicatore di emissione di PMx e indipendenza dalla rete, rispettivamente. La figura in alto a destra identifica le macroregioni della frontera di Pareto usate per la descrizione della stessa in sezione 4.1. Il pannello b) presenta sei esempi di configurazioni ottimizzate del sistema. Ogni soluzione riporta la percentuale di produzione totale di energia per ogni tecnologia presente, per i vettori energetici di elettricità e calore.

La Figura 4.2 fornisce una indicazione visiva della frequenza di adozione delle tecnologie disponibili nel caso studio in esame a seconda del peso dato agli obiettivi considerati, e dell'importanza relativa delle stesse in termini di produzione totale di energia. Come si può notare, per le tecnologie di generazione elettrica rinnovabile, l'energia prodotta aumenta all'incrementare dei costi di investimento, spostandosi da sinistra verso destra, mentre appare quasi inalterata spostandosi dall'alto verso il basso, ovvero muovendosi da soluzioni che privilegiano l'indipendenza dalla rete ad altre che mirano a ridurre le emissioni di CO_2 e particolato. Dunque, a prescindere da quale obiettivo sia prevalente, all'aumentare degli investimenti fatti la sequenza con la quale le tecnologie vengono adottate appare simile, con l'adozione prima di eolico onshore e fotovoltaico a terra, seguito da fotovoltaico a tetto, batterie ad accumulo elettrochimico ed eolico onshore.
I patterns appaiono diversi quando si considerano le tecnologie di generazione di calore. In questo caso, la presenza delle differenti tecnologie è fortemente influenzata dall'importanza relativa degli obiettivi di indipendenza, emissioni di CO_2 e particolato. Sul grafico, ciò si traduce in un incremento o decremento della produzione energetica muovendosi verticalmente sulla frontiera. I boiler a GPL e olio combustibile, ad esempio, sono principalmente adottati nelle configurazioni che puntano sull'indipendenza (in alto sulla frontiera di Pareto, nella zona C in zona D in Figura 4.1), Al contrario, i boiler a biomassa dominano la produzione di calore nelle soluzioni che mirano al solo abbattimento dell'emissione di CO_2 (zona D). Le nuove pompe di calore, presenti in quasi tutte le soluzioni, nelle configurazioni in zona B si affermano come la fonte prevalente di calore del sistema, in quanto evitano le emissioni dirette di CO_2 e particolato conseguenti all'uso dei boiler.
Infine, l'uso di impianti ad idrogeno è relegato alle sole configurazioni con alto investimento monetario, a destra della frontiera di Pareto, per via dell'elevato costo di gestione e manutenzione e la scarsa efficienza di conversione.

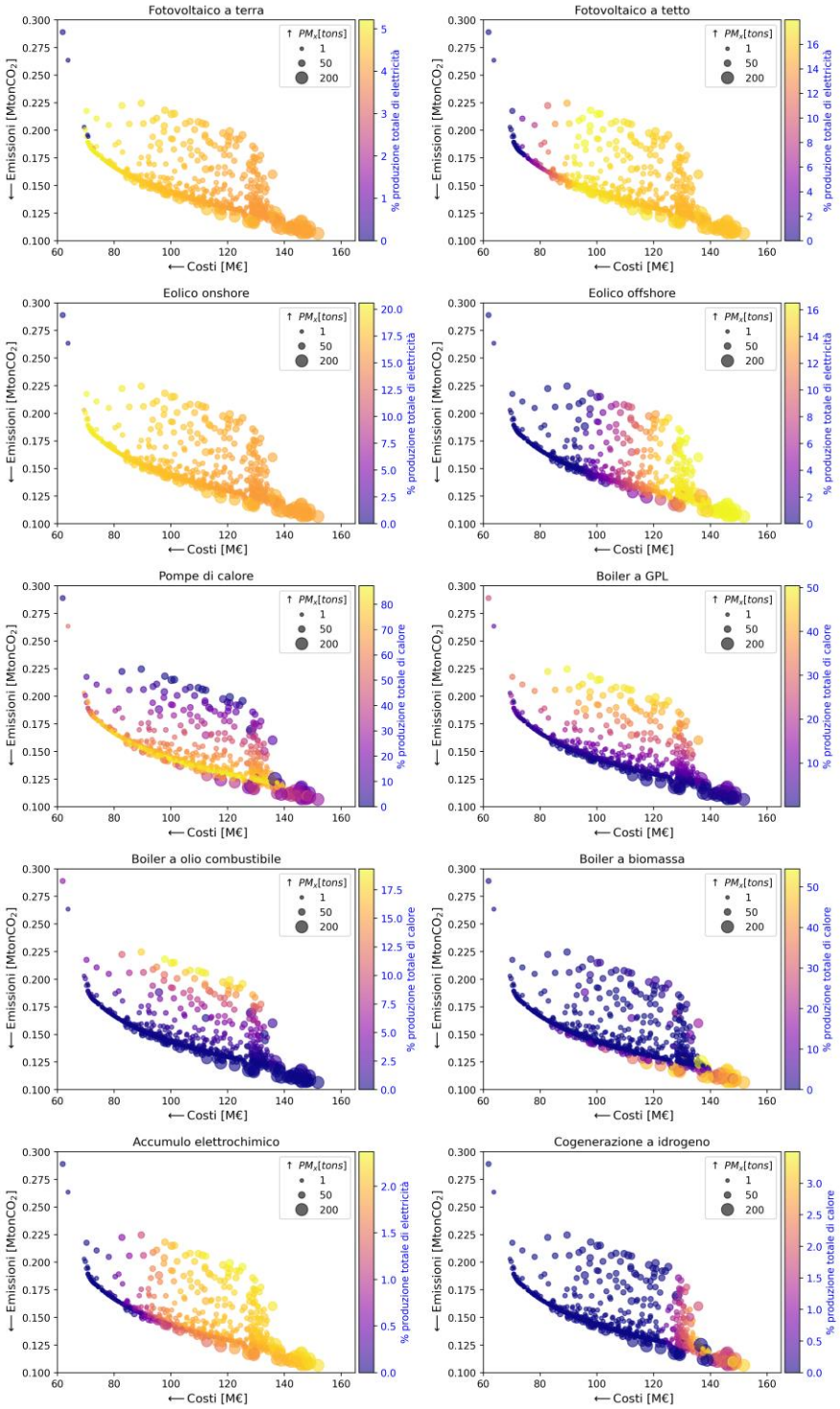

Figura 4.2 - Frazione di energia generata da ciascuna delle tecnologie disponibili per l'installazione, per le soluzioni Pareto-efficienti trovate tramite il metodo esaustivo. Il colore degli indicatori riporta la frazione della produzione annuale di energia generata dalla tecnologia in analisi, riferito al suo vettore energetico primario in uscita. Si noti che la scala di colore rappresentata dalla barra di colore a destra di ogni grafico abbia dei valori diversi per ogni tecnologia.

4.2 Ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo sui pesi

La Figura 4.3 mostra la frontiera di Pareto ottenuta tramite l'esecuzione degli algoritmi evolutivi presentati nella sezione 2.3.2. Sono inoltre riportati i risultati del metodo esaustivo, a scopo di confronto. Per completezza di informazione, è giusto chiarire che i risultati di tutti gli algoritmi sono stati filtrati attraverso il criterio di ϵ dominanza (spiegato come nella sezione 2.3.2), al fine di ottenere una presentazione grafica più facilmente interpretabile. Si noti inoltre che tale criterio, puntando a preservare almeno una soluzione per ciascuno dei sottoinsiemi in cui è diviso lo spazio degli obiettivi, conserva la struttura fondamentale della frontiera, eliminando soluzioni che sono sì Pareto-ottime, ma ridondanti.

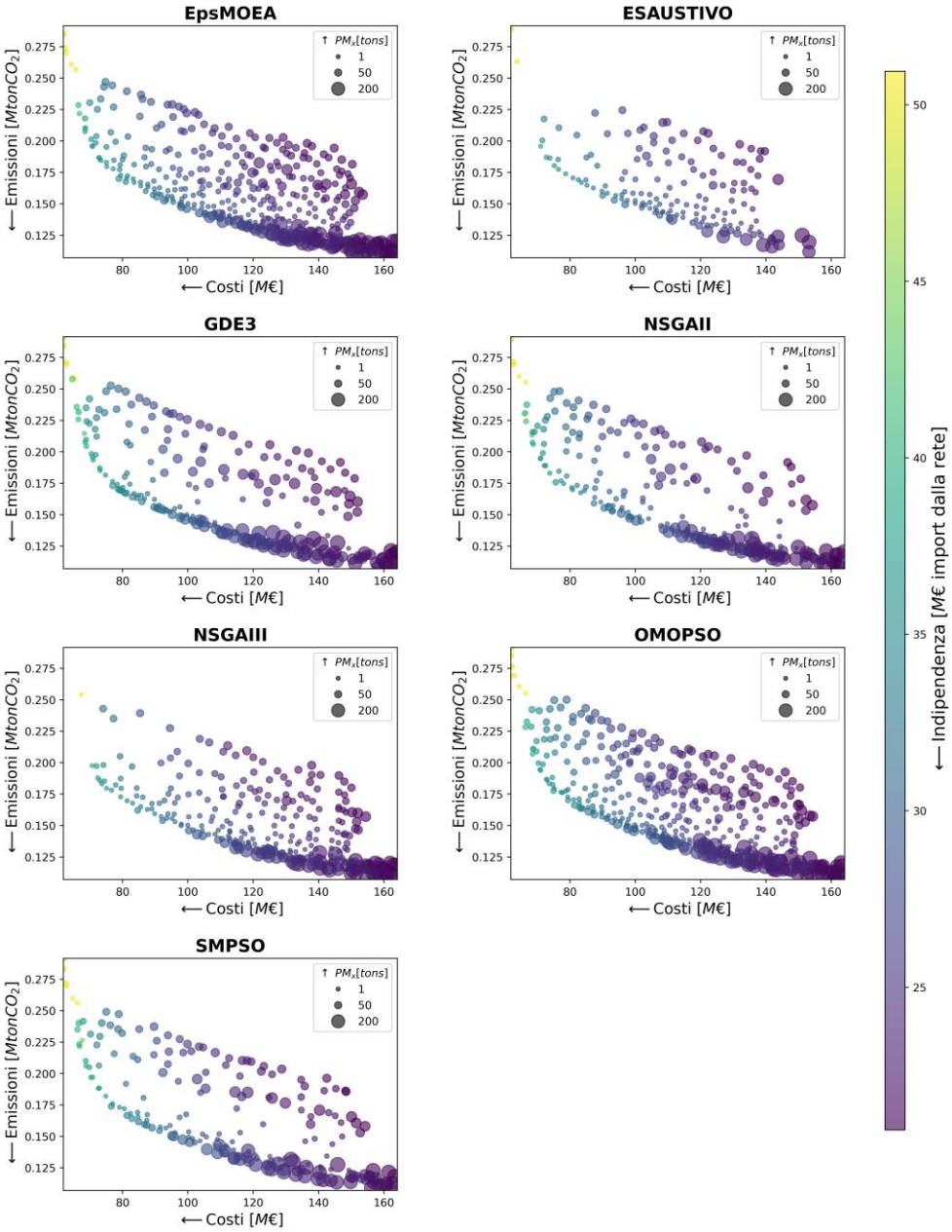

Figura 4.3 - Frontiere di Pareto ottenute dai diversi algoritmi. Costi ed emissioni di CO2 sono sugli assi principali, la dimensione dei cerchi rappresenta le emissioni di PMx, il colore l'indipendenza dalla rete.

L'osservazione di una qualsiasi tra le frontiere ottenute sembra confermare quanto enunciato nella sezione precedente, in particolar modo per quanto riguarda la conflittualità tra gli obiettivi. La caratteristica forma a gomito sembra infatti indicare la conflittualità tra i costi e le emissioni di CO_2, mentre la variazione di colore dal giallo al blu a mano a mano che ci si sposta verso destra evidenzia la necessità di investimenti per raggiungere l'indipendenza dalla rete. La dimensione del *marker* sembra subire variazioni marginali in quasi tutta la frontiera, eccezion fatta per la regione in basso a destra, dove cerchi più grandi in blu scuro indicano la necessità di utilizzare delle tecnologie ad alta emissione di PM_x per la massimizzazione dell'indipendenza.
Nonostante tutte le frontiere rappresentate in Figura 4.3 sembrino portare alle stesse conclusioni sulla natura dei *trade-offs*, è possibile osservare delle differenze significative in termini di consistenza degli algoritmi nel rappresentare quantitativamente conflitti e sinergie tra gli obiettivi di ottimizzazione. Innanzitutto, il metodo esaustivo è chiaramente dominato da tutti i MOEA, che meglio esplorano la frontiera di Pareto (migliore distribuzione dei punti a copertura della frontiera). Questo porta ad un'importante conclusione di tipo metodologico: nonostante uno spazio di fattibilità tre volte più ampio, e un numero di valutazioni di funzione inferiore, i MOEA garantiscono una maggiore copertura dello spazio degli obiettivi rispetto a un metodo che, per quanto esaustivo, è definito arbitrariamente *a priori*.
Ovviamente, non tutti i MOEA garantiscono le stesse *performance*. Questo fatto è riflesso anche graficamente in Figura 4.4, che rappresenta il *reference set*: ovvero l'insieme di tutte le soluzioni non dominate ottenute combinando tutti gli algoritmi testati. Si nota infatti chiaramente la somiglianza tra il *reference set* e gli algoritmi ϵ-MOEA e OMOPSO, a indicare come questi ultimi siano effettivamente i maggiori contributori nella formazione del *reference set*.

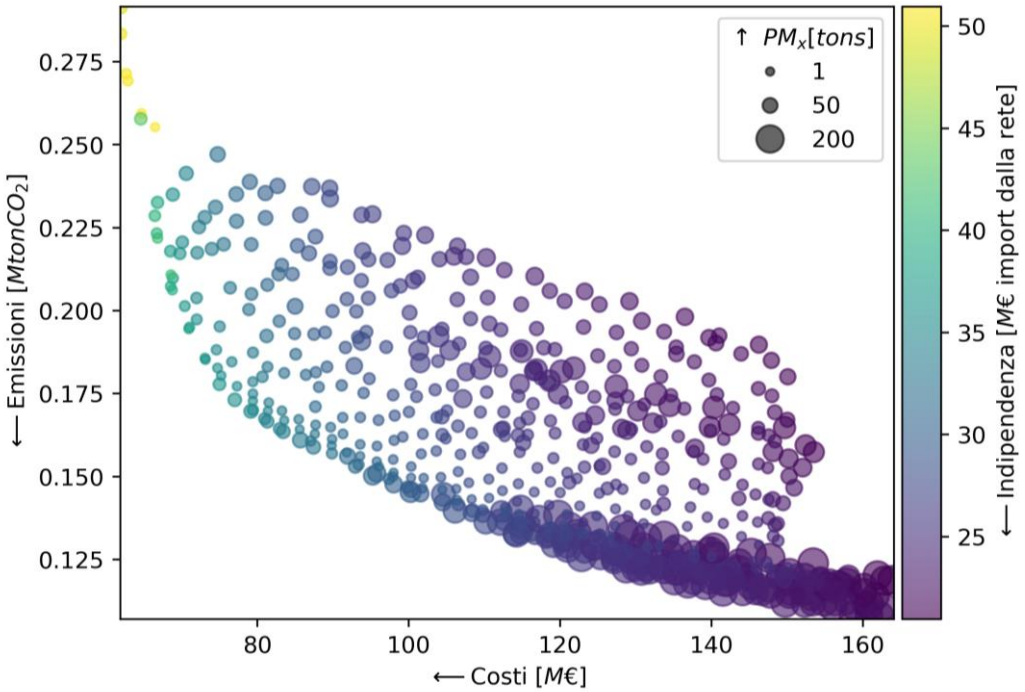

Figura 4.4 - Reference set ottenuto combinando le soluzioni ϵ-dominanti dei vari algoritmi di ottimizzazione.

Quanto espresso sopra è confermato a livello quantitativo anche dai due indicatori di *performance* rappresentati in Figura 4.5. Gli alti valori di *hypervolume* per tutti gli algoritmi (sempre maggiori di 0.8) indicano una buona rappresentazione dei *trade-off* tra obiettivi, con il metodo esaustivo che però risulta visibilmente dominato da tutti gli altri. Il migliore tra gli algoritmi risulta invece OMOPSO, che ha in comune con il *reference set* circa il 99% della dominanza nello spazio degli

obiettivi. Per quanto riguarda la consistenza, calcolata tramite *additive epsilon indicator* come la maggiore tra le traslazioni nello spazio degli obiettivi che una frontiera deve subire per arrivare a dominare il *reference set*, è immediatamente osservabile nel pannello inferiore come OMOPSO sia ancora una volta il MOEA più performante, immediatamente seguito da ϵ-MOEA, con performance migliorate fino al 40% se paragonate con gli altri MOEA, e di più del 50% se confrontate con il metodo esaustivo.

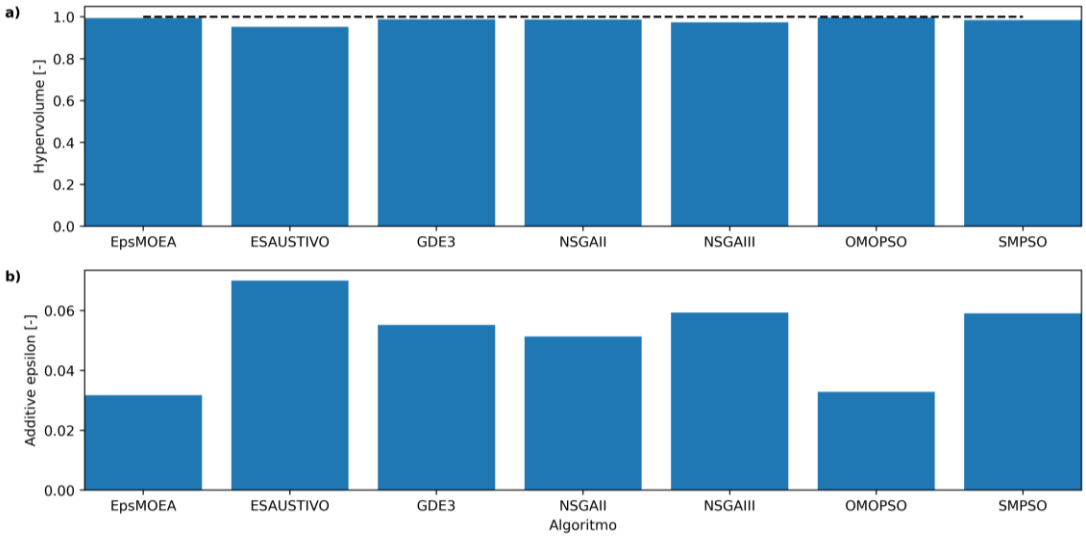

Figura 4.5 - Valore assunto dalle metriche di valutazione in corrispondenza dei diversi algoritmi testati. a): Hypervolume; b) Additive epsilon.

Proprio per questo motivo, e per il fatto che un nuovo test esaustivo tra tutti gli algoritmi risulterebbe particolarmente dispendioso a livello computazionale, OMOPSO è stato scelto per l'ultimo dei passaggi metodologici, che prevede l'ottimizzazione non più dei pesi che delineano i *trade-off* tra gli obbiettivi, ma della pianificazione multienergetica stessa.

4.3 Ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo della configurazione del sistema

L'algoritmo più performante per il caso studio in esame è risultato essere il MOEA OMOPSO, come visualizzo in Figura 4.6. Dunque, esso è stato selezionato per l'ottimizzazione diretta della configurazione di sistema energetico nell'esperimento *c*, descritto in sezione 2.3.3. Dato il numero elevato di variabili da ottimizzare, pari al numero di tecnologie potenzialmente installabili, il numero di simulazione di sistema dell'algoritmo è un ordine di grandezza maggiore dei due precedenti esperimenti (10000 FE), risultando in una richiesta computazionale considerevolmente più alta per un singolo *seed*.

La frontiera di Pareto estratta dal metodo in esame è mostrata in Figura 4.6 e appare visibilmente più scarna di quelle estratte dai metodi precedenti. In particolare, si noti come l'algoritmo non sia riuscito a trovare le soluzioni situate in basso a destra nelle altre frontiere, ovvero tutte le configurazioni caratterizzate da ampi investimenti ed elevate emissioni di PM_x. Inoltre, non sono presenti molte delle soluzioni che mirano prevalentemente all'indipendenza dalla rete e situate in alto sulla frontiera. Infine, da una analisi della configurazione delle soluzioni trovate dall'algoritmo, molte di esse risultano essere dominate in senso paretiano da quelle trovate attraverso i metodi *a* e *b*.

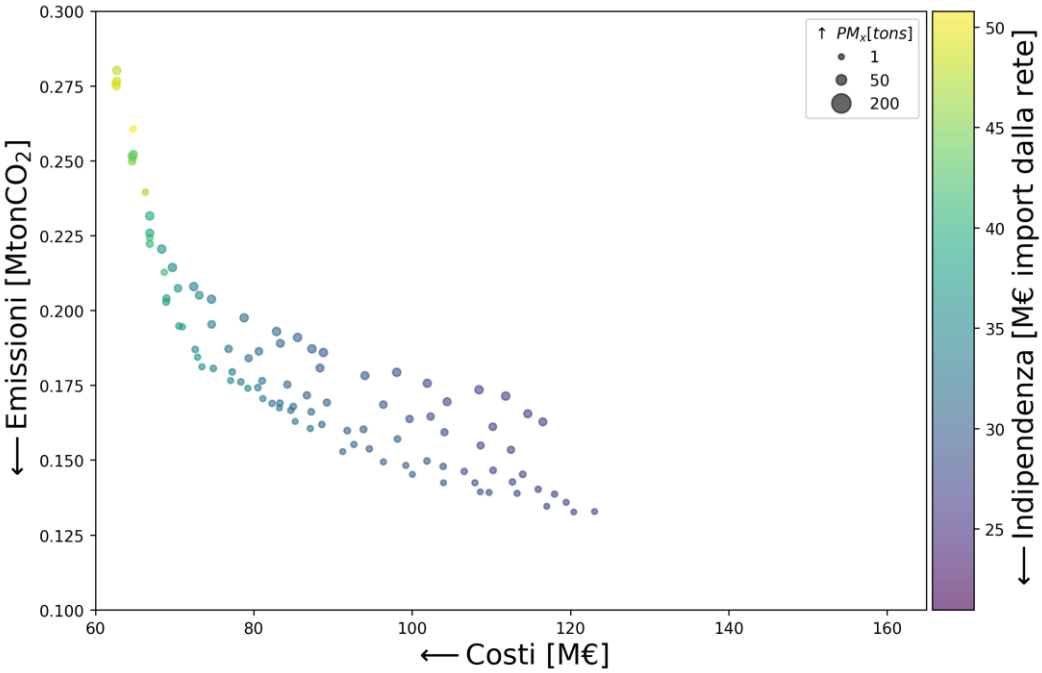

Figura 4.6 - Frontiera di Pareto estratta dal metodo c). Il range degli assi è stato posto uguale alle figure precedenti, al fine di favorire il confronto tra le figure.

Dai risultati appare dunque evidente che, nonostante il numero di FE sia dieci volte maggiore che nei precedenti esperimenti, esso non sia comunque sufficiente a garantire la convergenza dell'algoritmo verso soluzioni Pareto-efficienti, né ad assicurare l'eterogeneità della frontiera così estratta. Ciò è dovuto alle ragioni precedentemente descritte in sezione 2.3.3, ovvero il numero elevato di variabili di decisioni e la complessità del problema in analisi, che rendono necessario un numero elevato di FE per permettere al MOEA di selezionare ed estrarre configurazioni ottime via algoritmi evolutivi inizializzati con variabili randomiche. Per garantire l'indipendenza dalle condizioni iniziali, l'algoritmo viene eseguito con quattro *seed.*

Questo metodo, dunque, nonostante sia privo della necessità di inizializzare dei set di pesi come nel metodo *a*, o i range nello spazio di fattibilità dei pesi come per il metodo *b*, appare comunque poco efficace per il caso studio in esame, poiché necessita di risorse computazionali decisamente più elevate. Esso potrebbe essere comunque applicabile in casi studio con meno variabili di decisioni, o dove il tipo di obiettivo analizzato non si presti all'attribuzione di pesi per garantirne la confrontabilità.

5 - CONCLUSIONI

La transizione da sistemi energetici tradizionali a sistemi multienergetici è considerata di vitale importanza per raggiungere gli obiettivi di decarbonizzazione. Questi ultimi, infatti, permettono un utilizzo più efficiente delle risorse disponibili, tramite la maggiore flessibilità che deriva dalla gestione integrata dell'intero sistema e dall'interazione tra diversi vettori energetici attraverso tecnologie di stoccaggio e conversione, e sono particolarmente adatti per affrontare le sfide di integrazione massiccia di fonti rinnovabili non programmabili nei sistemi energetici e di adattamento alle risorse del territorio.

L'integrazione tra processi e vettori energetici tradizionalmente tenuti separati che caratterizza questi sistemi, tuttavia, ne rende particolarmente difficile la pianificazione e gestione. Si rende dunque necessario, per garantire una configurazione efficiente dei sistemi, il supporto di strumenti modellistici che permettano di esplorare le diverse alternative ed estrarre soluzioni ottimizzate.

Tali modelli sono spesso caratterizzati da una prospettiva ad obiettivo singolo, la massimizzazione del profitto monetario del sistema, risultante dell'influenza dei paradigmi tradizionali di pianificazione di sistemi energetici, che tipicamente prediligevano l'uso dell'obiettivo economico come singola, o predominante, metrica di valutazione.

Il modello di pianificazione e gestione di sistemi multi-energetici CALLIOPE, già adottato nel contesto dei precedenti lavori di Ricerca di Sistema, appartiene a questa categoria di modelli. Nonostante sia possibile definire differenti matrici di costo relative a diversi obiettivi, l'algoritmo di ottimizzazione in CALLIOPE necessita di aggregare i costi in un unico indicatore cumulato tramite la definizione di pesi, o tassi di monetizzazione. Il lavoro contenuto in questo report si propone di superare questa limitazione e di sviluppare sistemi di pianificazione di sistemi multienergetici a molti obiettivi tramite l'accoppiamento di CALLIOPE con strumenti multi-obiettivo di ricerca di soluzioni ottime. A tale scopo sono stati presi in considerazione ed esplorati tre diversi metodi ed applicati a un caso studio sintetico. Il primo di questi prevede l'accoppiamento di CALLIOPE con una procedura di campionamento dei pesi esaustiva, il secondo la ricerca ottima dei pesi relativi attraverso l'integrazione con algoritmi evolutivi di ottimizzazione (metodo b) e il terzo utilizza tali algoritmi anche per la risoluzione del problema di pianificazione energetica (metodo c).

Dai risultati emerge che:

- **Il metodo esaustivo (a)** permette di ottenere una frontiera di Pareto sufficientemente eterogenea, ma comunque fortemente dipendente dalla dimensione e dalla distribuzione del campionamento iniziale. Di conseguenza il metodo non utilizza in modo completamente efficiente le risorse computazionali allocate, con aree dello spazio degli obiettivi virtualmente inesplorate e altre caratterizzate da una estrema densità di configurazioni simili tra di loro.
- **L'ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo sui pesi (b)** garantisce un'esplorazione eterogenea della frontiera di Pareto, con risultati migliori del metodo esaustivo per tutti gli algoritmi testati. Tra questi, OMOPSO ed Epsilon-MOEA presentano le performance più elevate. Sebbene anche questo metodo richieda la definizione *a priori* dei range di valori di attribuire ai pesi (ma non la definizione numerica dei pesi stessi), l'impiego dei MOEA permette l'utilizzo di range più ampi, con conseguente riduzione della necessità di una conoscenza pregressa del sistema.
- **L'ottimizzazione evolutiva multi-obiettivo della configurazione del sistema (c)**, nonostante in linea di principio rappresenti il metodo più robusto in quanto non richiede l'utilizzo di pesi per comparare gli obiettivi, si è rivelato relativamente inefficace e inefficiente se comparato ai precedenti metodi, nonostante la quantità di risorse computazionali fosse significativamente maggiore. La frontiera di Pareto appare popolata da configurazioni non completamente ottimizzate e priva di intere aree esplorate dagli altri metodi.

In generale, si può pertanto affermare che il metodo *b* possa essere definito come paradigma metodologico per l'ottimizzazione di sistemi multienergetici a molti obiettivi. Grazie agli algoritmi evolutivi, esso permette infatti un utilizzo ottimale delle risorse computazionali, e un'esplorazione uniforme ed eterogenea dello spazio degli obiettivi. La principale limitazione del metodo, ovvero la necessità di una conoscenza *a priori* del sistema necessaria per definire lo spazio di fattibilità dei pesi, è parzialmente compensata dalla velocità di convergenza degli algoritmi, che permette di definire dei range più ampi. È comunque importante menzionare come il metodo *c* vada oltre tale limitazione, e nonostante si sia rivelato inefficace nel caso di studio in esame, potrebbe essere adatto per sistemi meno complessi e con meno variabili di decisioni.
Sviluppi futuri di questa linea di ricerca per la prossima annualità si concentreranno sull'applicazione del paradigma individuato (metodo *b*) a un caso di studio reale, e sull'analisi dell'impatto dell'incertezza climatica, socio-economica e tecnologica sul sistema e sull'estrazione di configurazioni ottime, al fine di identificare soluzioni non solo ottime, ma anche robuste nel confronti sensibili negli ingressi. Nuovi indicatori di valutazione potrebbero essere inseriti al fine di identificare soluzioni ottime che risultino resilienti a fronte delle incertezze presenti nel sistema e ai cambiamenti futuri.

6 - BIBLIOGRAFIA

[1] Green Deal europeo e pacchetto Pronti per il 55, «https://www.consilium.europa.eu/it/policies/green-deal/fit-for-55-the-eu-plan-for-a-green-transition/,» [Online].

[2] website, European Green Deal, «Available: https://ec.europa.eu/info/strategy/priorities-2019-2024/european-green-deal/delivering-european-green-deal_it.,» [Online].

[3] P. Mancarella, «MES (multi-energy systems): An overview of concepts and evaluation models,» *Energy,* vol. 65, n. 1, pp. 1-17, 2014.

[4] G. Strbac, C. K. Gan, V. Aunedi, P. Stanojevic e J. Dejvises, «Benefits of advanced smart metering for demand response based control of distribution networks,» Report for the Energy Networks Association (ENA), 2010.

[5] C. Yang, «Hydrogen and electricity: Parallels, interactions, and convergence,» *International Journal of Hydrogen Energy,* vol. 33, n. 8, pp. 1997-1994, 2008.

[6] D. Papadaskalopoulos, D. Strbac, P. Mancarella, M. Aunedi e V. Stanojevic, «Decentralized participation of flexible demand in electricity markets—Part II: Application with electric vehicles and heat pump systems,» *IEEE Transactions on Power Systems,* vol. 28, n. 4, pp. 3667-3674, 2013.

[7] E. Fabrizio, V. Corrado e M. Filippi, «A model to design and optimize multi-energy systems in buildings at the design concept stage,» *Renewable Energy,* vol. 35, pp. 644-655, 2010.

[8] T. Bruckner, H. M. Groscurth e R. Kummel, «Competition and synergy between energy technologies in municipal energy systems,» *Energy,* vol. 10, pp. 1005-1014, 1997.

[9] C. Weber e N. Shah, «Optimisation based design of a district energy system for an eco-town in the United Kingdom,» *Energy,* vol. 6, pp. 1292-1308, 2011.

[10] S. Pfenninger e B. Pickering, «Calliope: a multi-scale energy systems modelling framework,» *Journal of Open Source Software,* vol. 3, n. 29, 2018.

[11] J. Hörsch , F. Hofmann e . D. Schlacht, «PyPSA-Eur: An open optimisation model of the European transmission system,» *Energy Strategy Reviews,* vol. 22, pp. 207-215, 2018.

[12] C. H. Antunes e C. O. Henriques, «Multi-Objective Optimization and Multi-Criteria Analysis Models and Methods for Problems in the Energy Sector,» in *Multiple Criteria Decision Analysis. International Series in Operations Research & Management Science*, New York, Springer, 2016.

[13] L. Ling-Ling, R. Xin-Yu, T. Ming-Lang, W. Ding-Shan e L. K. Ming, «Performance evaluation of solar hybrid combined cooling, heating and power systems: A multi-objective arithmetic optimization algorithm,» *Energy Conversion and Management,,* vol. 258, p. 115541, 2022.

[14] N. Bianco, A. Fragnito, M. Iasiello e G. M. Mauro, «A comprehensive approach for the multi-objective optimization of Heat Recovery Steam Generators to maximize cost-effectiveness and output power,» *Sustainable Energy Technologies and Assessments,* vol. 45, p. 101162, 2021.

[15] P. Murray, J. Carmeliet e K. Orehouing, «Multi-Objective Optimisation of Power-to-Mobility in Decentralised Multi-Energy Systems,» *Energy,* vol. 205, p. 117792, 2020.

[16] F. Giudici e L. Stucchi, «Modello multienergetico: software, interoperabilità e applicazione ad un caso di studio,» RSE, Milano, 2021.

[17] I. M. Sobol, D. Asotsky, A. Kreinin e S. Kucherenko, «Construction and comparison of high-dimensional Sobol'generators,» *Wilmott,* vol. 2011, n. 56, pp. 64--79, 2011.

[18] J. S. Zatarain , R. M. Patrick, J. D. Herman, M. Giuliani e A. Castelletti, «A diagnostic assessment of evolutionary algorithms for multi-objective surface water reservoir control,» *Advances in Water Resources,* vol. 92, pp. 172-185, 2016.

[19] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal e T. Meyarivan, «A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II,» *IEEE transactions on evolutionary computation,* vol. 6, n. 2, pp. 182-197, 2002.

[20] P. Chaudhari, A. K. Thakur , R. Kumar , N. Banerje e A. Kumar, «Comparison of NSGA-III with NSGA-II for multi objective optimization of adiabatic styrene reactor,» *Materials Today: Proceedings,* vol. 57, pp. 1509-1514, 2022.

[21] J. B. Kollat e P. M. Reed, «Comparing state-of-the-art evolutionary multi-objective algorithms for long-term groundwater monitoring design,» *Advances in Water Resources,* vol. 29, n. 6, pp. 792-807, 2006.

[22] M. Reyes-Sierra e C. A. Coello Coello, «Multi-Objective Particle Swarm Optimizers: A Survey of theState-of-the-Art,» *International Journal of Computational Intelligence Research,* vol. 2, n. 3, pp. 287-308, 2006.

[23] B. L. Miller e D. E. Goldberg, «Genetic algorithms, tournament selection, and the effects of noise,» *Complex systems,* vol. 9, n. 3, pp. 193-212, 1995.

[24] M. R. Sierra e C. A. Coello Coello, «Improving PSO-based multi-objective optimization using crowding, mutation and∈-dominance.",» in *International conference on evolutionary multi-criterion optimization*, Berlin, 2005.

[25] A. J. Nebro, J. J. Durillo, J. Garcia-Nieto, C. C. Coello, F. Luna e E. Alba, «SMPSO: A new PSO-based metaheuristic for multi-objective optimization,» in *2009 IEEE Symposium on computational intelligence in multi-criteria decision-making (MCDM)*, 2009.

[26] S. Kukkonen e J. Lampinen, «GDE3: the third evolution step of generalized differential evolution,» *Proceedings of the 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation,* vol. 1, pp. 443-450, 2005.

[27] Ricerca sul Sistema Energetico, RSE SpA, «Approvvigionamento energetico della regione Sardegna (anni 2020-2040) ai sensi della del. 335/2019/R/GAS del 30 luglio 2019,» RSE, Milano, 2019.

[28] S. Ruggeri, M. Troncia e F. Pilo, «RAPPORTO FINALE SUI MODELLI PER MCA PER L'ANALISI DI INVESTIMENTI IN OTTICA "SECTOR COUPLING" E SULL'ESEMPIO DI APPLICAZIONE A SCALA REGIONALE,» Università di Cagliari, Cagliari, 2022.

[29] S. Sperati e G. Decimi, «Metodologia e ottimizzazione dei codici di calcolo per la creazione della banca dati anemologica e manutenzione degli Atlanti esistenti,» Ricerca di Sistema, RSE, 20010693, Milano, 2020.

[30] E. Zitzler, L. Thiele, M. Laumanns, C. M. Fonseca e V. G. Fonseca, «Performance assessment of multiobjective optimizers: an analysis and review,» *IEEE Transactions on Evolutionary Computation,* vol. 7, n. 2, pp. 117-132, 2003.

[31] Q. Zhang e H. Li, «MOEA/D: A Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition,» *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* , vol. 11, n. 6, pp. 712-731, 2007.

[32] E. Zitzler e S. Künzli, «Indicator-based selection in multiobjective search,» in *International conference on parallel problem solving from nature*, Berlino, 2004.

7 - ACRONIMI

Acronimo	Descrizione
CD	*Crowding distance*
FE	*Function Evaluations*
GDE3	*Generalized Differential Evolution 3*
MILP	*Mixed integer linear programming*
MOEA	*Multi-objective evolutionaty algorithms*
MPC	*Model predictive control*
NSGAII	*Nondominated Sorted Genetic Algorithm II*
NSGAIII	*Nondominated Sorted Genetic Algorithm III*
OMOPSO	*Optimized Multi-objective Particle Swarm Optimization Algorithm*
RdS	Ricerca di Sistema
RP	*Reference point*
RSE	Ricerca Sistema Energetico
SMPSO	*Speed-constrained Multi-objective Particle Swarm Optimization*
ϵ-MOEA	*Epsilon Dominance Multi-objective Evolutionary Algorithm*