



Ricerca di Sistema elettrico

Gestione di edifici in contesto Smart District e scenari di Demand-Response: estensione dei risultati

A. Antonelli, S. Fumagalli, G. Leonardi, F. Pieroni, S. Pizzuti,
S. Romano, M. Zinzi

GESTIONE DI EDIFICI IN CONTESTO SMART DISTRICT E SCENARI DI DEMAND-RESPONSE: ESTENSIONE DEI RISULTATI

A.Antonelli, S.Fumagalli, G.Leonardi, F.Pieroni, S.Pizzuti, S.Romano, M.Zinzi

Dicembre 2018

Report Ricerca di Sistema Elettrico

Accordo di Programma Ministero dello Sviluppo Economico - ENEA

Piano Annuale di Realizzazione 2018

Area: Efficienza energetica e risparmio di energia negli usi finali elettrici e interazione con altri vettori energetici

Progetto: D1 - Tecnologie per costruire gli edifici del futuro

Obiettivo: D. Gestione di edifici in contesto Smart District e scenari di Demand-Response

Responsabile del Progetto: Giovanni Puglisi, ENEA

Ringraziamenti: A.Pallante (Univ. Roma Tre), E. Petritoli (Univ. Roma Tre)

Indice

1	INTRODUZIONE	4
2	SVILUPPO DI METODI DI MONITORAGGIO INNOVATIVI E STUDIO DI SCENARI DI "DEMAND RESPONSE" IN EDIFICI TERZIARI.....	4
2.1	OTTIMIZZAZIONE "DAY-AHEAD" DEI CARICHI ENERGETICI IN UNO SMART BUILDING IN UNO SCENARIO DI DYNAMIC PRICING	4
2.1.1	<i>L'algoritmo Opt-Surrogate</i>	5
2.1.1.1	Selezione del vicinato $[S(\rho_n)]$	8
2.1.1.2	Calcolo del gradiente $[\nabla L_c(\rho_n)]$	10
2.1.1.3	Mappatura della proiezione	12
2.1.2	<i>Simulazione con ottimizzazione Opt-Surrogate</i>	12
2.1.2.1	Scelta del passo di aggiornamento η	15
2.1.2.2	Scelta del numero di iterazioni	15
2.1.2.3	Confronto curve Surrogato: temperatura iniziale 21°C	15
2.1.2.4	Confronto curve Surrogato: temperatura iniziale 23°C	16
2.1.2.5	Confronto curve Surrogato: temperatura iniziale 25°C	17
2.1.2.6	Simulazione con parametri ottimali dell'Opt-Surrogate per l'intera giornata	17
2.1.3	<i>Confronto risultati ottenuti</i>	18
2.2	ANALISI DI DISPONIBILITÀ (AVAILABILITY) DEL SISTEMA "SMART BUILDING F40"	23
2.3	OTTIMIZZAZIONE "DAY-AHEAD" DEI CARICHI ENERGETICI STAGIONALI DI UNO SMART BUILDING IN UNO SCENARIO DI DYNAMIC PRICING (UNIVERSITÀ ROMA3)	25
2.3.1	<i>Introduzione</i>	25
2.3.2	<i>Contesto</i>	26
2.3.3	<i>Metodologie e Obiettivi</i>	26
2.3.4	<i>Logica di simulazione proposta</i>	27
2.3.5	<i>Conclusioni</i>	27
3	SOLUZIONI TECNOLOGICHE ORIENTATE ALLA GESTIONE ENERGETICA DEGLI EDIFICI AD USO UFFICI	28
3.1	<i>IDENTIFICAZIONE DELL'INTERVENTO E SCELTE PROGETTUALI</i>	28
4	CONCLUSIONI.....	36
5	RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI	37
6	ABBREVIAZIONI ED ACRONIMI.....	37

1 Introduzione

Nel PAR2017 è stato applicato un studio di tecniche di ottimizzazione applicate al simulatore orientato al demand response. Nel PAR2018 è stato definito un secondo algoritmo di ottimizzazione. L'algoritmo è stato applicato e si sono confrontati i risultati con quelli relativi all'algoritmo esistente.

E' continuata l'analisi dei dati dell'edificio F40 Casaccia, a seguito delle installazioni dei nuovi elementi del sistema di attuazione, terminato nel luglio 2018, comprendendo quindi anche un periodo invernale.

Lo studio condotto nel PAR 2018 ha riguardato il progetto e l'installazione di serramenti innovativi ad alte prestazioni, con comportamento dinamico, in 4 ambienti di un edificio per uffici presso il Centro Ricerche Casaccia di ENEA a Roma. Obiettivo, questo, preliminare all'analisi energetica e illuminotecnica in reali condizioni di utilizzo per tecnologie di involucro ad alte prestazioni, in ambito Smart Building, in grado di monitorare e controllare in tempo reale le prestazioni del manufatto edilizio.

Le attività di questa annualità sono articolate in due sotto-obiettivi riportati nella seguente tabella con l'impegno speso in ore da ENEA in ciascuno di essi.

Sotto-Obiettivo	Ore
Sviluppo di metodi di monitoraggio innovativi e studio di scenari di "demand response" per aggregati di edifici terziari	550
Soluzioni tecnologiche orientate alla gestione energetica degli edifici ad uso uffici	487
Totale	1037

2 Sviluppo di metodi di monitoraggio innovativi e studio di scenari di "demand response" in edifici terziari

2.1 Ottimizzazione "day-ahead" dei carichi energetici in uno Smart Building in uno scenario di dynamic pricing

Nelle annualità precedenti (Report RdS/PAR2015/158) e (Report RdS/PAR2016/076), è stato sviluppato un simulatore di edifici con funzionalità avanzate applicato al caso dell'edificio F40 dell'Enea.

Nella annualità precedente (Report RdS/PAR2017/085) è stato applicato un algoritmo genetico di tipo 'multiobiettivo' per l'ottimizzazione dei costi energetici e del discomfort ambientale, in questa annualità è stato applicato un algoritmo singolo obiettivo allo stesso problema basato su discesa del gradiente e ne sono stati comparati i risultati.

Sono stati presi in considerazione i consumi elettrici relativi a tutto lo smart building F40, situato nel Centro Ricerche Enea Casaccia, con lo scopo di climatizzarlo.

La percentuale di occupanti insoddisfatti causata da "discomfort" termico è stata calcolata tramite l'indice PPD (Predicted Percentage of Dissatisfied) come previsto dalla normativa UNI EN ISO 7730:2006.

Il consumo dell'edificio, espresso in euro, è stato invece calcolando tenendo conto della curva di prezzo dell'energia del giorno precedente ricreando così uno scenario di dynamic pricing.

Lo studio si è basato sull'utilizzo di un simulatore, sviluppato in collaborazione con l'Università Politecnica delle Marche nelle precedenti annualità, in ambiente MATLAB/Simulink che, a partire dalle condizioni climatiche esterne (temperatura, umidità, velocità del vento, ecc...), dalle caratteristiche strutturali dell'edificio F40 e dalle impostazioni dei termostati interni all'edificio stesso, ha permesso di prevedere sia i consumi, in termini di potenza e quindi di costo, sia le condizioni termo-igrometriche interne, necessarie al calcolo del PPD.

Sono state effettuate le simulazioni giornaliere su un giorno tipo estivo ed ogni simulazione ha previsto il cambiamento del set-point di mandata (temperatura del fluido termovettore) e del set-point di zona (temperatura del termostato nelle zone climatizzate) in range specifici.

Per valutare l'efficienza dei due algoritmi è stata presa a riferimento la combinazione costante di set-point:

- Set-point di mandata = 10°C;
- Set-point di zona = 22°C;

le quali sono state mantenuti costanti per tutto il periodo di simulazione.

La temperatura iniziale T_0 da intendersi come la temperatura di partenza delle zone climatiche, ovvero la temperatura all'istante zero di simulazione in cui si trovano le diverse zone climatiche dell'edificio. Per questo studio ne sono state prese in considerazione tre diverse: 21°C, 23°C e 25°C.

Il "consumo" è da intendersi in termini di euro [€], ottenuti secondo un preciso calcolo effettuato in ambiente Simulink all'interno del simulatore, sulla base del PUN (Prezzo Unico Nazionale). Il consumo giornaliero totale è calcolato come somma dei singoli consumi orari.

2.1.1 L'algoritmo Opt-Surrogate

Delle due meta-euristiche, ovvero dei due metodi di approccio alla soluzione dei problemi che non seguono un percorso rigoroso, ma, affidandosi all'intuito e allo stato temporaneo delle circostanze, consentono di prevedere un risultato che resta da convalidare, utilizzate per risolvere il problema di ottimizzazione dei carichi energetici in una microgrid, si descrive ora quella che va sotto il nome di Opt-Surrogate.

L'algoritmo Opt-Surrogate individua la soluzione ottima utilizzando il metodo del gradiente, che è un particolare metodo di discesa.

Questo particolare metodo è stato sviluppato intorno alla prima metà del '800 dal matematico francese Augustin Louis Cauchy nel tentativo di risolvere il problema di determinare l'orbita di un corpo celeste a partire dalle sue equazioni del moto.

Il metodo di discesa è una tecnica che consente di determinare i punti di massimo e minimo di una funzione di più variabili, nel nostro caso è stato applicato per la risoluzione di un problema di ottimizzazione del tipo:

$$\min f(x)$$

dove $f(x)$ è una funzione convessa. In altre parole il nostro obiettivo è stato quello di trovare un punto x che minimizzi il valore della funzione $f(x)$.

A partire da un punto iniziale x_0 , il metodo di discesa è un algoritmo iterativo che permette di individuare n punti x_i ($i = 1, \dots, n$) muovendosi lungo una direzione di discesa di ($i = 1, \dots, n$) secondo un passo α_i ($i = 1, \dots, n$). Dopo la k -esima iterazione dell'algoritmo si individua il punto x_{k+1} nel seguente modo:

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k \cdot d_k$$

dove naturalmente α_k e d_k sono rispettivamente il passo e la direzione di discesa del gradiente. Quindi iterando questo processo appena descritto si ottiene una successione di punti x_0, x_1, \dots, x_n fino ad ottenere il valore minimo della $f(x)$.

I vari metodi di discesa sono differenziati da: la direzione di discesa e la lunghezza del passo e da questi due parametri dipende la convergenza della successione e la rapidità di convergenza.

Il metodo del gradiente è un particolare metodo di discesa in cui la direzione di discesa, alla k -esima iterazione, assume il valore del gradiente:

$$d_k = \nabla f(x_k)$$

così da rendere differente anche il valore di $x_{k+1} = x_k + \alpha_k \cdot \nabla f(x_k)$.

Pseudocodice 4.1: Schema generale del metodo di discesa

```

1: Si fissa un punto iniziale  $x_0 \in \mathcal{R}^n$ 
2:  $k = 0$ 
3: while  $\nabla f(x_k) \neq 0$  do
4:   Si calcola una direzione di discesa  $d_k \in \mathcal{R}^n$ 
5:   Si calcola un passo  $\alpha_k \in \mathcal{R}$  lungo  $d_k$ 
6:    $x_{k+1} = x_k - \alpha_k \cdot d_k$ 
7:    $k++$ 
8: end while
    
```

L’algoritmo del surrogato, o Opt-Surrogate, si può applicare a problemi di ottimizzazione le cui variabili decisionali assumono valori discreti e maggiori o uguali a zero, infatti per il nostro problema è stato necessario adattare le variabili decisionali (discrete) moltiplicandole per 10, in modo da ottenere un problema ammissibile per la risoluzione tramite tale algoritmo.

Il vettore decisionale ottimo è cercato dall’algoritmo di ottimizzazione del surrogato senza informazioni in input, ovvero prendendo decisioni sulla base dei vettori decisionali analizzati fino a quell’istante. Tale procedura presenta una struttura ciclica che, a ogni iterazione, trasforma il problema originale, con variabili decisionali discrete, in un problema di ottimizzazione con variabili decisionali continue, ed è proprio quest’ultimo problema che prende il nome di surrogato. Una volta che il problema è “rilassato” si passa alla stima del gradiente, la quale permette di aggiornare la soluzione, se migliore, tutto ciò è effettuato sempre nel campo discreto. Quindi, il passaggio dal problema di tipo discreto a quello di tipo continuo (“rilassato”) avviene a ogni iterazione dell’algoritmo; la soluzione del problema originale si recupera alla fine, arrotondando al valore discreto più vicino le singole componenti del vettore decisionale continuo con cui è stata calcolata quella soluzione.

In seguito sono descritte le notazioni necessarie alla compressione della descrizione dell’ algoritmo del surrogato applicato al caso di lavoro dell’ottimizzazione dei carichi energetici di uno Smart Building:

- $r \in \mathbb{Z}_+^N$ è il vettore decisionale discreto, detto anche stato discreto;
- A_d è l’insieme di tutte le soluzioni del problema discreto

$$A_d = \{r : LB_i \leq r_i \leq UB_i \quad \forall i=1, \dots, N\}$$

dove:

- r_i è la i-esima componente di r , ovvero la i-esima variabile decisionale;
- LB_i è il lower bound della i-esima variabile decisionale;
- UB_i è l’ upper bound della i-esima variabile decisionale;
- N è il numero delle variabili decisionali.
- r^j è il vettore decisionale j-esimo tra quelli che appartengono a un sottoinsieme di A_d (insieme delle soluzioni del problema discreto)

- r_n è il valore di r all' n -esima iterazione dell'algoritmo del Surrogato (non è l' n -esima componente del vettore r)
- $J_d : A_d \rightarrow \mathfrak{R}$ è la funzione obiettivo nel vettore decisionale discreto $[J_d(r)]$
- A_c è l'insieme di tutte le possibili soluzioni del problema continuo ottenuto dal rilassamento di A_d ($A_d \subset A_c$)
- $J_c : A_c \rightarrow \mathfrak{R}$ è la funzione obiettivo nel vettore decisionale continuo $[J_c(\rho)]$
- $C(\rho)$ è l'insieme dei vertici del "cubo" vicino allo stato del surrogato:

$$C(\rho) = \{ r \mid r_i \in \{\lfloor \rho_i \rfloor, \lceil \rho_i \rceil\} \forall i \}$$
- $N(\rho) = C(\rho) \cap A_d$ è l'insieme di tutti gli stati discreti ammissibili in $C(\rho)$. Più esplicitamente $N(\rho)$ si può rappresentare come:

$$N(\rho) = \{ r \mid r_i = \lfloor \rho_i \rfloor + \tilde{r}_i \forall \tilde{r} \in \{0,1\}^N \text{ e } \forall i \}$$
- $L_d : A_d \times \Omega \otimes \mathfrak{R}$ è la funzione obiettivo calcolata su un percorso specifico ω quando lo stato è r $[L_d(\omega, r)]$
- $L_c : A_c \times \Omega \otimes \mathfrak{R}$ è la funzione obiettivo calcolata su un percorso specifico ω quando lo stato è ρ $[L_c(\rho, \omega)]$

Il problema del surrogato consiste nel trovare ρ^* che minimizza la funzione di costo J_c sull'insieme degli stati continui A_c :

$$J_c(\rho^*) = \min_{\rho \in A_c} J_c(\rho) = \min_{\rho \in A_c} E[L_c(\rho)]$$

Supponendo che ρ^* sia la soluzione ottima, questo stato va mappato nel vettore decisionale discreto per arrotondamento.

L'algoritmo del surrogato inizia con la generazione di un vettore decisionale casuale ma ammissibile, r_0 con componenti discrete a cui, ad ogni componente del vettore, si aggiunge o sottrae un valore non intero appartenente all'intervallo $[0,1]$ e generato secondo una distribuzione uniforme. In questo modo si ottiene ρ_0 .

Una volta ottenuto ρ_0 si avvia un loop, composto da una sequenza di tre operazioni, per un numero di volte prefissato e stabilito secondo la velocità di convergenza del problema. La generica n -esima iterazione è costituita da queste tre fasi:

1. Selezione del vicinato $[S(\rho_n)]$: viene effettuata una selezione degli elementi appartenenti al vicinato di ρ_n rispettando un criterio ben stabilito.
2. Stima del gradiente $[\nabla L_c(\rho_n)]$: si esegue una stima del gradiente, che non è nient'altro che la direzione di discesa, la quale permette di indirizzare la ricerca di una soluzione ottima/sub-ottima.
3. Mappatura della proiezione: in quest'ultima fase viene aggiornato lo stato continuo del problema, andando a sottrarre a ρ_n il gradiente $\nabla L_c(\rho_n)$ moltiplicato per un opportuno passo η_n , ottenendo così ρ_{n+1} . Successivamente si effettua l'arrotondamento di ρ_{n+1} , così da rendere Per evitare di ripetere delle simulazione già avvenute, durante tutto il corso dell'ottimizzazione vengono memorizzati in un'opportuna variabile tutti i vettori decisionali di cui si è già effettuata la simulazione, in modo che, prima di eseguire il calcolo della funzione obiettivo per i nuovi elementi generati si possa considerare se ogni elemento sia già stato considerato o meno.

2.1.1.1 Selezione del vicinato $[S(\rho_n)]$

Pseudocodice 4.2: Opt-Surrogate

```

1: Si inizializza  $\rho_0 = r_0$ 
2: Si perturba  $\rho_0$  in modo da ottenere tutte le componenti non intere
3:  $n = 0$ 
4: while  $n < iteration\_max \wedge c < contStep\_max$  do
5:   Si costruisce la selezione  $S(\rho_n)_{SEP}$ 
6:   Si stima il gradiente  $\nabla L_c(\rho_n)$ 
7:   Si aggiorna lo stato continuo:  $\rho_{n+1} = \rho_n - \eta_n \cdot \nabla L_c(\rho_n)$ 
8:    $n = n + 1$ 
9: end while
10:  $\rho^* = \rho_{n+1}$ 
11: Si determina lo stato ottimo/sub-ottimo che sarà rappresentato da
    uno degli stati ammissibili nell'insieme  $N(\rho^*)$ , vicinato di  $\rho^*$ 
    
```

In questa prima fase si selezionano $N+1$ elementi dal vicinato $C(\rho_n)$ di ρ_n in modo tale da formare una curva convessa contenente ρ_n . La scelta di effettuare una selezione del vicinato permette allo stesso tempo sia di ridurre la complessità computazionale, sia di procedere con buoni risultati verso la soluzione ottima/sub-ottima.

Se ρ_n è formato al più da $N+1$ componenti, la cardinalità di $C(\rho_n)$, ovvero il numero dei suoi elementi, avrà dimensione pari a 2^N ; di conseguenza determinare tutte le componenti di tale insieme e calcolarne, per ognuna di esse, la funzione obiettivo presenta un costo elevato in termini di complessità computazionale. Per questo si procede alla selezione di $N+1$ elementi di $C(\rho_n)$ e si costruisce la selezione $S(\rho_n)$. Tale approccio risulta più efficace e più semplice (semplifica la stima del gradiente) rispetto ad altri metodi, ad esempio rispetto al metodo del Simplexso.

Va specificato che una selezione $S(\rho_n) \subset C(\rho_n)$ esiste per ogni ρ_n però non è unica e potrebbe contenere anche stati non ammissibili.

Pseudocodice 4.3: Opt-Surrogate - Selezione del vicinato

```

1: Sia  $\rho\_tilde = \rho - \lfloor \rho \rfloor$  il vettore residuo
2: Si definisce un vettore  $v$  temporaneo  $v = \rho\_tilde$ 
3: Si inizializza l'insieme indice  $I = \{1, \dots, N\}$ 
4: while  $I \neq \emptyset$  do
5:    $\tilde{r}_j^i = \sum_{j \in I} v_j e_j$  dove  $i = \arg \min \{v_j, j \in I\}$ 
6:    $\tilde{r}_j^i = \begin{cases} 1 & \text{se } j \in aI \\ 0 & \text{se } j \notin aI \end{cases}$  dove  $i = \arg \min \{v_j, j \in I\}$ 
7:    $\alpha_i = v_i$ 
8:    $v \leftarrow v - \alpha_i \cdot \tilde{r}^i$ 
9:    $I \leftarrow I \setminus \{i\}$ 
10: end while
11:  $\tilde{r}_j^0 = 0 \quad \forall j$ 
12:  $\alpha_i = 1 - \sum_{i=1}^N \alpha_i \tilde{r}_i^i$ 
13:  $\rho = \rho + \alpha_i \tilde{r}_i^i$ 

```

Per illustrare meglio questa procedura di selezione si riporta di seguito un esempio:

Sia A_c l'insieme degli stati ammissibili così definito:

$$A_c = \{\rho : 0 \leq \rho_1 \leq 12 \wedge 0 \leq \rho_2 \leq 8 \wedge 0 \leq \rho_3 \leq 6\}$$

Sia $\rho_n = [7.5, 6.9, 5.3]$

Il limite inferiore di ρ_n è:

$$\lfloor \rho_n \rfloor = [7, 6, 5]$$

Il vicinato di $C(\rho_n)$ è:

$$C(\rho_n) = \{[7, 6, 5], [7, 6, 6], [7, 7, 5], [7, 7, 6], [8, 6, 5], [8, 7, 5], [8, 6, 6], [8, 7, 6]\}$$

L'insieme dei vicini di ρ_n ammissibile $N(\rho_n)$ in questo caso coincide esattamente con $C(\rho_n)$.

Si calcola il vettore residuo v :

$$v = \rho_n - \lfloor \rho_n \rfloor = [0.5, 0.9, 0.3]$$

Si inizializza $I = \{1, 2, 3\}$ e inizia il ciclo *while* finché l'insieme I non diventa vuoto:

- Si determina $\arg \min_{j \in \{1, 2, 3\}} \{v_j\} = 3$
 - $\tilde{r}^3 = [1, 1, 1]$
 - $\alpha_3 = v_3 = 0.3$
 - $v = v - \alpha_3 \cdot \tilde{r}^3 = [0.2, 0.6, 0]$
 - $I = I \setminus \{3\} = \{1, 2\}$

- Si determina $\arg \min_{j \in \{1,2\}} \{v_j\} = 1$
 - $\tilde{r}^1 = [1, 1, 0]$
 - $\alpha_1 = v_1 = 0.2$
 - $v = v - \alpha_1 \cdot \tilde{r}^1 = [0, 0.4, 0]$
 - $I = I \setminus \{1\} = \{2\}$

- Si determina $\arg \min_{j \in \{2\}} \{v_j\} = 2$
 - $\tilde{r}^2 = [0, 1, 0]$
 - $\alpha_2 = v_2 = 0.4$
 - $v = v - \alpha_2 \cdot \tilde{r}^2 = [0, 0, 0]$
 - $I = I \setminus \{2\} = \{ \}$

- Si pone $\tilde{r}^0 = [0, 0, 0]$

A questo punto si può costruire la selezione $S(\rho_n)$ che sarà composta dai seguenti elementi:

$$r^1 = \tilde{r}^1 + \lfloor \rho_n \rfloor = [1, 1, 0] + [7, 6, 5] = [8, 7, 5]$$

$$r^2 = \tilde{r}^2 + \lfloor \rho_n \rfloor = [0, 1, 0] + [7, 6, 5] = [7, 7, 5]$$

$$r^3 = \tilde{r}^3 + \lfloor \rho_n \rfloor = [1, 1, 1] + [7, 6, 5] = [8, 7, 6]$$

$$r^0 = \tilde{r}^0 + \lfloor \rho_n \rfloor = [0, 0, 0] + [7, 6, 5] = [7, 6, 5]$$

$$S(\rho_n) = \{ r^0, r^1, r^2, r^3 \}$$

2.1.1.2 Calcolo del gradiente $[\nabla L_c(\rho_n)]$

Pseudocodice 4.4: Opt-Surrogate – Stima del gradiente

- 1: Si inizializza l'insieme indice $I = \{1, \dots, N\}$
- 2: $r_i = \lceil \rho \rceil$ dove $i = \arg \min_{j \in I} \tilde{\rho}_j$
- 3: $OC = L_d(r^i)$
- 4: $oi = i$
- 5: $I \leftarrow I \setminus \{i\}$
- 6: **while** $I \neq \emptyset$ **do**
- 7: $r^k = r^{oi} - e_{oi}$ dove $k = \arg \min_{j \in I} \tilde{\rho}_j$
- 8: $[\nabla L_c(\rho_n)] = OC - L_d(r^k)$
- 9: $OC = L_d(r^k)$
- 10: $oi = k$
- 11: $I \leftarrow I \setminus \{k\}$
- 12: **end while**
- 13: $r_0 = \lceil \rho \rceil$

n

L'algoritmo procede con la stima del gradiente dopo aver individuato la selezione $S(\rho_n)$ con $N+1$ elementi, che come già spiegato serve ad individuare la direzione di discesa per la ricerca di una soluzione migliore di quella già trovata. La procedura della stima del gradiente è descritta in dettaglio nello Pseudocodice 4.4, in particolare è calcolata sottraendo fra loro i valori delle funzioni obiettivo ottenute fornendo in input i vettori decisionali derivanti dalla selezione del vicinato (descritto in Pseudocodice 4.3).

Tale fase è fondamentale per guidare il processo di approssimazione stocastica dell' algoritmo del Surrogato.

Riprendendo l'esempio del capitolo 4.2.1:

$$\rho_n = [7.5, 6.9, 5.3]$$

$$\lfloor \rho_n \rfloor = [7, 6, 5]$$

$$S(\rho_n) = \{ r^0, r^1, r^2, r^3 \} = \{ [7, 6, 5], [8, 7, 5], [7, 7, 5], [8, 7, 6] \}$$

- Si inizializza $I = \{1, 2, 3\}$
- Sia $\rho_tilde = \rho_n - \lfloor \rho_n \rfloor = [0.5, 0.9, 0.3]$
- Si determina $\arg \min_{j \in \{1, 2, 3\}} \rho_tilde = 3$
- Sia $r^3 = \lceil \rho_n \rceil = [8, 7, 6]$
- Si calcola la funzione obiettivo di r^i e si pone $OC = L_d(r^3)$
- $oi = 3$
- $I = I \setminus \{3\} = \{1, 2\}$
- Si avvia il ciclo *while* finché l' insieme I è vuoto:
 - La prima iterazione è la seguente:
 - * $k = \arg \min_{j \in \{1, 2\}} \rho_tilde = 1$
 - * Sia $r^1 = r^{oi} - e_{oi} = r^3 - [0, 0, 1] = [8, 7, 6] - [0, 0, 1] = [8, 7, 5]$
 - * Si calcola la funzione obiettivo $L_d(r^1)$ nel vettore decisionale r^1
 - * $\nabla_3 L_c(\rho_n) = OC - L_d(r^1)$
 - * $OC = L_d(r^1)$
 - * $oi = 1$
 - * $I = I \setminus \{1\} = \{2\}$
 - La seconda iterazione è la seguente:
 - * $k = \arg \min_{j \in \{2\}} \rho_tilde = 2$
 - * Sia $r^2 = r^{oi} - e_{oi} = r^1 - [1, 0, 0] = [8, 7, 5] - [1, 0, 0] = [7, 7, 5]$
 - * Si calcola la funzione obiettivo $L_d(r^2)$ nel vettore decisionale r^2
 - * $\nabla_1 L_c(\rho_n) = OC - L_d(r^2)$
 - * $OC = L_d(r^2)$
 - * $oi = 2$
 - * $I = I \setminus \{2\} = \{ \}$
- $r^0 = \lfloor \rho_n \rfloor$
- Si calcola la funzione obiettivo $L_d(r^0)$ nel vettore decisionale r^0
- $\nabla_2 L_c(\rho_n) = OC - L_d(r^0)$
- Infine il gradiente $\nabla L_c(\rho_n)$ nel vettore decisionale ρ_n assume la seguente forma:

$$\nabla_1 L_c(\rho_n)$$

$$\nabla L_c(\rho_n) = \begin{matrix} \nabla_2 L_c(\rho_n) \\ \nabla_3 L_c(\rho_n) \end{matrix}$$

2.1.1.3 Mappatura della proiezione

La mappatura della proiezione è un elemento cruciale per questo metodo e può avere un effetto significativo sulla convergenza. Per rendere l'ottimizzazione più veloce e quindi farla convergere in tempi minori, la mappatura della proiezione per questo preciso lavoro è stata riprogettata e adattata. Questa procedura ha una struttura composta da una serie di if-else e permette di attribuire al passo η un valore differente a seconda del valore assunto dal gradiente. Cercando di mantenere il più possibile uguale il prodotto in modo da far convergere più velocemente l'ottimizzazione. Inoltre è stato impostato un passo differente per le diverse variabili in modo da rendere ancora più efficace l'ottimizzatore. Queste modifiche hanno portato all'aumento della velocità di convergenza dell'ottimizzazione.

Quindi una volta che è stato calcolato in modo opportuno il valore del passo η , si passa alla fase vera e propria di mapping dove viene aggiornato lo stato continuo del problema, sottraendo a ρ_n il gradiente $\nabla L_c(\rho_n)$ moltiplicato per η_n appena calcolato, ottenendo così ρ_{n+1} . Infine si effettua l'arrotondamento di ρ_{n+1} , così da rendere il vettore con componenti continue un vettore con componenti discrete.

Dunque la fase della mappatura della proiezione è molto delicata perché può avere ripercussioni sulla convergenza e sulla velocità di convergenza all'ottimo/sub-ottimo. Alla fine di tutto questo processo si prende come stato di ottimo/sub-ottimo il vettore decisionale con funzione obiettivo minore tra tutti quelli analizzati.

2.1.2 Simulazione con ottimizzazione Opt-Surrogate

La strategia che andremo ad utilizzare per risolvere il nostro problema, ovvero quello di minimizzare il consumo rispettando il più possibile il vincolo del PPD, è sempre quella di calcolare dinamicamente i valori dei set-point nella totalità delle loro combinazioni, sfruttando però l'algoritmo del surrogato.

Esattamente come per la precedente tipologia di ottimizzatore utilizzato, è stata eseguita l'integrazione tra ottimizzatore e simulatore in modo da poter controllare di ora in ora le variabili decisionali, ossia i set-point di zona e il set-point di mandata.

Per questo tipo di algoritmo sono stati scelti e settati i parametri fondamentali attraverso delle prove empiriche, quali:

- Numero di iterazioni = 60
- Numero di iterazioni senza aggiornare la FO = 30
- Eta - η = scelto dinamicamente, successivamente spiegato.

Dopo aver eseguito diverse prove, sono stati scelti determinati parametri per la precedenti variabili. Infatti si è potuto verificare che con queste caratteristiche il problema converge con una certa velocità.

Con questa configurazione l'ottimizzatore ha effettuato in media 40/50 chiamate al simulatore per ogni ora di simulazione. Vengono riportati alcuni grafici dei valori ottenuti per ogni ora, dove viene rappresentato il solo punto di ottimo.

La strategia implementata per la scelta della soluzione ottima è simile a quella applicata per l'algoritmo

Snippet 5.y: Funzione surrogatebest

```

function surrogatebest = surrogatebest(oPar)
global oOpt ppdBEST euroBest;
flag=0;
index=1;
temp_bestSort = sortrows(oPar,6);
for i=1:(size(oPar,1))
    if((temp_bestSort(i,1)>=220 && temp_bestSort(i,1)<=250) &&
(temp_bestSort(i,2)>=80 && temp_bestSort(i,2)<=120))
        if(temp_bestSort(i,4)<=10)
            temp(index,:)=temp_bestSort(i,:);
            for(k=i:(size(temp_bestSort,1))-1)
                if(temp_bestSort(k,6)==temp_bestSort(k+1,6))
                    if(temp_bestSort(k+1,4)<=10)
                        index=index+1;
                        temp(index,:)=temp_bestSort(k+1,:);
                    end
                else
                    break
                end
            end

            bestSort=sortrows(temp,4);
            surrogatebest = bestSort(1,:);
            flag=1;
            break
        end
    end
end
if(flag==0)
    bestSort2 = sortrows(oPar,4);
    for k=1:(size(bestSort2,1))
        if(bestSort2(k,1)>=220 && bestSort2(k,1)<=250 &&
bestSort2(k,2)>=80 && bestSort2(k,2)<=120)

            surrogatebest= bestSort2(k,:);
            break
        end
    end
end
end

```

genetico NSGA-2. Si descrive di seguito la funzione surrogatebest (Snippet 5.y):

In questo frammento di codice viene descritta la logica con la quale viene selezionata la miglior soluzione tra quelle ottenute con l' Opt-Surrogate. Dapprima viene verificata l'ammissibilità della soluzione ottima che viene quindi ordinata in base al valore della funzione obiettivo in modo crescente rispetto al costo espresso in euro. Successivamente viene controllato, come per la funzione paretoBest, se la soluzione ottima corrente soddisfa il vincolo di PPD (≤ 10). Qualora ciò non avvenga la lista viene riordinata secondo valori di PPD crescente e viene selezionata la soluzione con PPD minore sempre nel rispetto dei vincoli sulle variabili.

Utilizzando tale funzione sono state dunque scelte la migliori soluzioni. Queste ultime sono state prese come punto di partenza per la simulazione e ottimizzazione dell' ora successiva. Tale strategia ha portato ai seguenti risultati (Tabella 1 e Tabella 2):

- I valori delle prime tre colonne sono stati ottenuti lanciando la simulazione con l'Opt-Surrogate

- I valori delle seconde tre colonne invece sono i valori di riferimento rispetto ai quali è stata analizzata l'efficacia dell'ottimizzazione, che ricordiamo essere stati calcolati mantenendo fissi per tutte le ore i valori dei due set-point di mandata e di zona rispettivamente a 10°C e 22°C. Una simulazione per ogni temperatura iniziale.

Tabella 1 - Tabella confronto risultati ottimizzazione con Opt-Surrogate.

	21	23	25	21fix	23fix	25fix
<i>Consumo euro [€]</i>	20,40	22,10	30,40	22,74	29,84	36,84
<i>PPD [%]</i>	7,09	8,20	12,07	6,17	6,74	10,82
<i>Var PPD [σ^2]</i>	0,66	2,66	2,85	0,20	0,56	1,59
<i>Set-point mandata (medio)</i>	11,89	12,00	9,90	10,00	10,00	10,00
<i>Set-point zona (medio)</i>	23,70	24,00	22,90	22,00	22,00	22,00

Tabella 2 - Differenza di costo e PPD tra simulazione ottimizzate (Opt-Surrogate) e "baseline"

	21	23	25
Δ_{euro}	-2,34	-7,48	-5,85
Δ_{PPD}	0,91	1,46	1,25

Si analizzeranno di seguito le scelte effettuate per perfezionare il funzionamento dell'algorithmo e, come fatto in precedenza per l'algorithmo genetico NSGA-2, è stata svolta un'analisi dell'andamento delle diverse curve (consumo euro, PPD, PUN, temperatura esterna) per comprendere al meglio i risultati ottenuti.

2.1.2.1 Scelta del passo di aggiornamento η - η

Dopo aver integrato l'algoritmo con il simulatore, quest'ultimo è stato raffinato e sono state apportate delle modifiche alla mappatura della proiezione rispetto a come è descritta in letteratura. Tale modifica ha permesso all'ottimizzazione di convergere più velocemente a una soluzione ottima/sub-ottima. Dall'analisi della funzione obiettivo (paragrafo 5.2) si è deciso di usare un passo ibrido che varia a seconda dei valori assunti dal gradiente ($\nabla L_c(\rho)$) aumentando la velocità di convergenza. La struttura utilizzata è quella presente nel paragrafo 4.2.3 (Mappatura della proiezione) dove si può notare come il valore di η vari in funzione dell'intervallo di appartenenza del gradiente ($\nabla L_c(\rho)_i$).

2.1.2.2 Scelta del numero di iterazioni

Una volta scelto il criterio di assegnazione del passo η , si sono esaminati a fondo i valori ottenuti dalle singole ottimizzazioni in modo da stabilire il numero di iterazioni massime che può effettuare l'algoritmo di ottimizzazione del surrogato nel corso dell'ottimizzazione oraria. Per ogni singola ottimizzazione sono stati rilevati e presi in considerazione per la decisione finale i seguenti parametri:

- contStep: rappresenta il numero di iterazioni per le quali la funzione obiettivo non migliora ulteriormente, dopo aver raggiunto il valore minimo trovato fino a quel momento.
- tentativo: indica il numero di simulazioni impiegate dall'algoritmo del surrogato per raggiungere il valore minimo della funzione obiettivo
- OF (funzione obiettivo): rappresenta il valore minimo della funzione obiettivo trovato nel corso della singola ottimizzazione (espressa in €).

Alla luce dei risultati ottenuti si è deciso di assegnare al numero di iterazioni massime e al numero contStep massimo i seguenti valori:

iterazioni massime (tentativo) = 60;

contStep massimo = 30;

2.1.2.3 Confronto curve Surrogato: temperatura iniziale 21°C

In Figura 1 è mostrato l'andamento delle quattro curve (consumo euro, PPD, PUN, temperatura esterna) per lo stato iniziale a 21°C. Si può notare come l'andamento di tutte le curve sia molto simile a l'andamento ottenuto per le stesse con l'algoritmo genetico. In particolare il consumo nella prima parte della giornata segue perfettamente la crescita del prezzo unico nazionale (PUN) per poi decrescere molto lentamente per tutto il resto della giornata. La curva del PPD, invece, è in accordo con quella del consumo, ovvero nel momento in cui vi è un aumento del PPD il sistema risponde prontamente con una "correzione", consumando di più e quindi avere un andamento crescente per il consumo ma diminuendo la percentuale di insoddisfatti. Ciò è ben visibile intorno alle 7:00/9:00 in cui iniziano ad arrivare i dipendenti e l'intero sistema cerca di soddisfare il più possibile tutti.

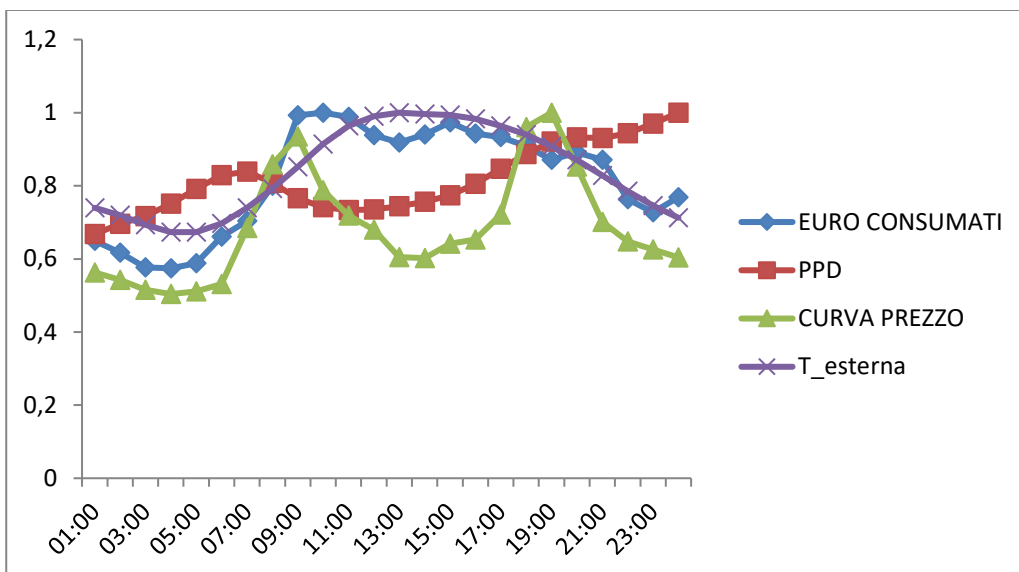


Figura 1- Confronto curve Opt-Surrogate: temperatura iniziale 21°C

2.1.2.4 Confronto curve Surrogato: temperatura iniziale 23°C

In Figura 2 è mostrato l'andamento delle quattro curve (consumo euro, PPD, PUN, temperatura esterna) per lo stato iniziale a 23°C. In questo caso si può notare facilmente la corrispondenza tra gli andamenti delle curve del consumo e PUN che risultano essere praticamente identici, hanno negli stessi punti l'inversione del loro andamento mantenendosi così per l'intera giornata. La curva del PPD invece, visto l'andamento del consumo, è molto influenzata da quella che è la temperatura esterna. Infatti se per la prima parte della giornata ha un andamento pressoché costante, all'aumentare della temperatura esterna anche essa assume un andamento crescente per poi assestarsi dalle 17:00 in poi su un valore elevato (circa 9.80 %) dovuto anche alla diminuzione del consumo.

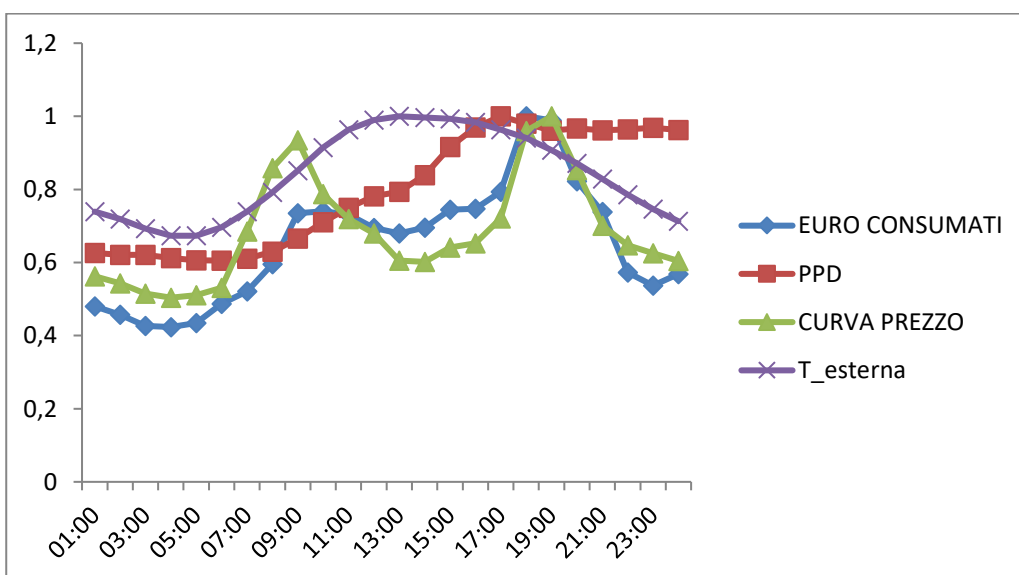


Figura 2 - Confronto curve Opt-Surrogate: temperatura iniziale 23°C

2.1.2.5 Confronto curve Surrogato: temperatura iniziale 25°C

In Figura 3 è mostrato l'andamento delle quattro curve (consumo euro, PPD, PUN, temperatura esterna) per lo stato iniziale a 25°C. Si può notare come anche in questo caso l'andamento del PUN e della curva di consumo hanno lo stesso andamento, ad eccezione dell'intervallo tra le 9:00 e le 11:00 in cui il consumo ritarda la sua fase decrescente. Ciò è giustificabile con l'andamento del PPD e della temperatura esterna in quando proprio in quell'intervallo risultano essere crescenti, e per contrastare ciò il sistema è costretto a raffreddare e quindi consumare di più. Nella fase finale è da sottolineare che tutte e quattro le curve hanno un andamento decrescente in quanto si influenzano reciprocamente tutte quante.

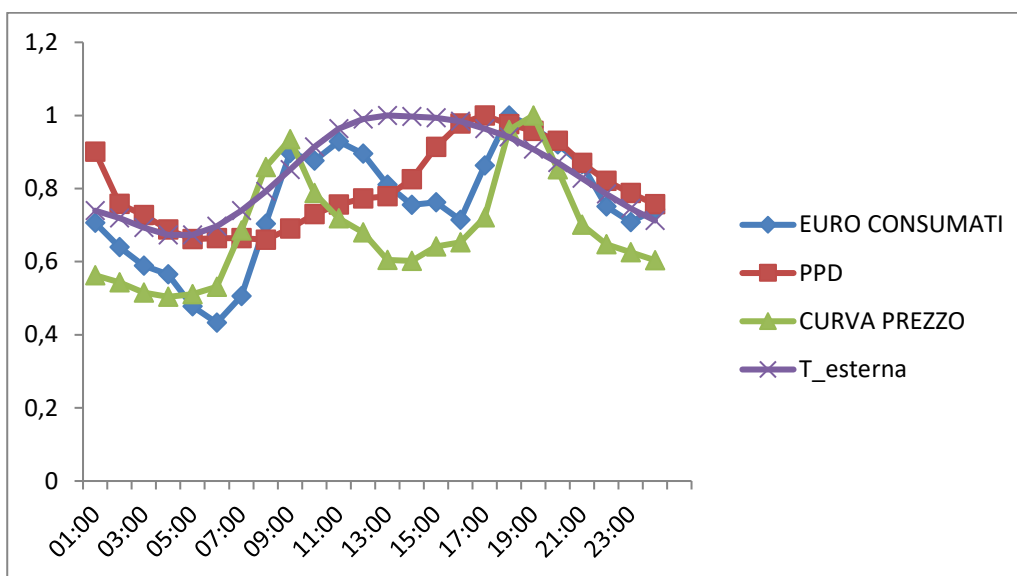


Figura 3 - Confronto curve Opt-Surrogate: temperatura iniziale 25°C

2.1.2.6 Simulazione con parametri ottimali dell'Opt-Surrogate per l'intera giornata

Dopo aver lanciato le diverse simulazioni e analizzato i rispettivi risultati è stato preso in considerazione il valor medio assunto nelle 24h di simulazione dalle due variabili decisionali. Tale valore è stato calcolato semplicemente andando a sommare il valore ottimo assunto in ogni ora e diviso per l'intera giornata (24h).

Dopo aver calcolato i valori ottimali medi per le due variabili decisionali, set-point di zona e set-point di mandata, sono state rilanciate delle simulazioni con i valori ottimali costanti per tutto il periodo di simulazione. Dai risultati ottenuti si può notare come, ancora una volta, la temperatura iniziale delle zone climatiche influisca sull'andamento delle funzione obiettivo. Infatti se confrontiamo i risultati delle simulazioni ottimizzate e i risultati delle simulazioni con i valori costanti ottimali si può notare come se nel caso di temperatura iniziale a 21°C convenga nettamente calcolare i valori medi e tenerli costanti per l'intera simulazione in quanto con una spesa di poco più di 0.25 € si ottiene una diminuzione di PPD di quasi 1 punto percentuale (0.78%) . Situazione opposta invece è quella che si viene a creare con la temperatura iniziale a 25°C, infatti possiamo vedere in Tabella 3 come la spesa in euro aumenta di molto (3.35 €) per una diminuzione del PPD di 0.67%. Nel caso centrale, di temperatura iniziale a 23°C risulta più difficile prendere una decisione sulla convenienza o meno dei valori ottimali medi settati per l'intera giornata infatti ha un lieve aumento del consumo con una lieve diminuzione del PPD.

Nella Tabella 3 sono visibili con precisione i risultati ottenuti con le diverse simulazioni e le differenze dei valori del consumo di euro e del PPD.

Tabella 3 - Risultati simulazione con parametri ottimali di Opt-Surrogate

	21	23	25
<i>Consumo euro [€]</i>	20,66	22,87	33,75
<i>PPD [%]</i>	6,31	7,73	11,40
<i>Set-point mandata (costante per le 24h)</i>	11,89	12,00	9,90
<i>Set-point zona (costante per le 24h)</i>	23,70	24,00	22,90

2.1.3 Confronto risultati ottenuti

Le due diverse strategie utilizzate sono state infine messe a confronto. In questo modo è stato possibile valutare, in base ai risultati ottenuti, quale algoritmo portasse più velocemente alla convergenza del problema, ottenendo risultati migliori.

Sono stati dunque messi a confronto i risultati ottenuti partendo da ciascuno stato iniziale, ovvero dalle tre differenti temperature iniziale delle zone climatiche (21, 23, 25 °C). Il risultato di tale confronto è visibile nella tabella che segue (Tabella 4):

Tabella 4 - Confronto risparmi[%] e PPD

	21°C	23°C	25°C
<i>Risparmio [%] NSGA-2</i>	-9,76	-21,15	-11,36
<i>Risparmio [%] Opt-Surrogate</i>	-10,30	-25,28	-16,13
<i>PPD (medio) NSGA-2</i>	7,13	8,25	10,89
<i>PPD (medio) Opt-surrogate</i>	7,09	8,20	12,07

Tabella 5.9:

Il risparmio [%] è stato calcolato sulla base delle simulazioni “baseline” nel seguente modo:

$$\text{Risparmio [\%]}^i = \Delta_{euro}^i / \text{Tot}_{baseline}^i$$

Dove:

- Δ_{euro}^i = differenza tra il consumo totale della simulazione “ottimizzata” i-esima e il consumo totale della simulazione “baseline” i-esima (dove $i = 21;23;25$);
- $\text{Tot}_{baseline}^i$ = consumo totale della simulazione “baseline” con temperatura iniziale i-esima (dove $i = 21;23;25$).

In funzione dei risultati ottenuti e dall’analisi degli andamenti delle curve di costo e PPD sono state effettuate delle considerazioni specifiche per ogni temperatura iniziale:

- Per la temperatura iniziale a 21°C: dai risultati ottenuti (Figura 4 e Figura 5) si può notare come l’algoritmo del surrogato riesca a trovare delle soluzioni che risultano essere più efficienti sia dal punto di vista del consumo, in particolar modo alle 18:00 trova una soluzione ottima inferiore che determina la differenza tra NSGA-2 e Opt-Surrogate, sia dal punto di vista del PPD in quanto con un costo minore riesce a mantenere un PPD medio leggermente inferiore. Nel complesso però i risultati ottenuti non sono così consistenti in quanto il risparmio ottenuto è del 10%. Tale cifra non risulta essere soddisfacente, in quanto se si pensa ad una realizzazione, bisogna tener conto anche delle spese di installazione e manutenzione.

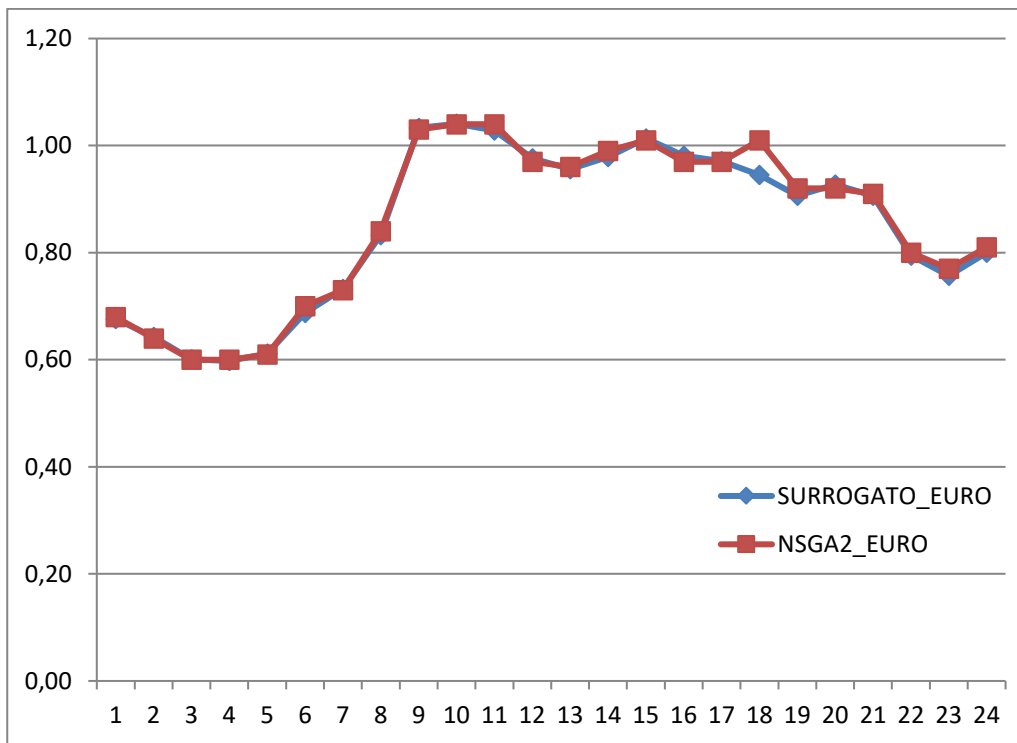


Figura 4 - Confronto risultati ottenuti (T0 = 21°C): Consumo espresso in euro

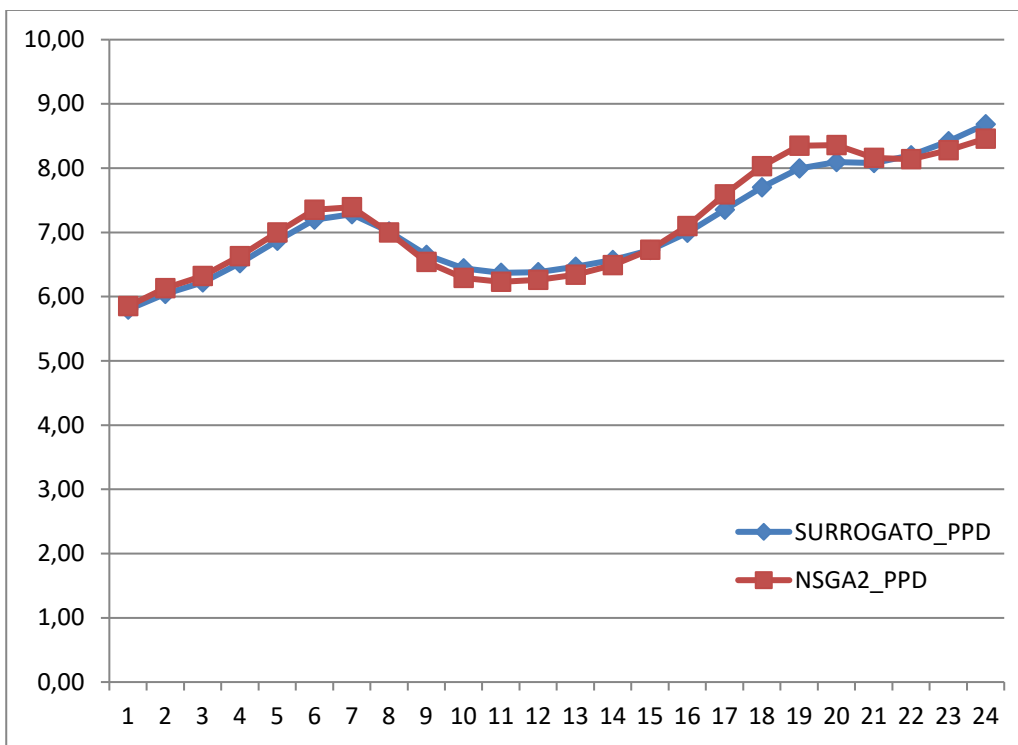


Figura 5 - : Confronto risultati ottenuti (T0 = 21°C): PPD

- Per la temperatura iniziale a 23°C: Nelle figure seguenti (Figura 6 e Figura 7) vengono rappresentate le due soluzioni con i differenti ottimizzatori utilizzati. E' evidente che la soluzione ottenuta con l'algoritmo del surrogato risulta più efficiente. Infatti il consumo ottenuto con Opt-Surrogate nella fascia oraria 15:00-19:00 risulta essere nettamente inferiore. Anche il PPD risulta inferiore per gran parte del periodo ad eccezione del picco leggermente superiore al valore 10 (soglia di vincolo). Il valor medio giornaliero del PPD risulta però comunque molto inferiore al 10% (8,20%).

I risparmi ottenuti con la soluzione scelta sono quindi, come già detto, molto consistenti. Il risparmio ottenuto si aggira tra il 21% utilizzando NSGA-2 e il 25% con il Surrogato. Ciò risulta essere molto vantaggioso.

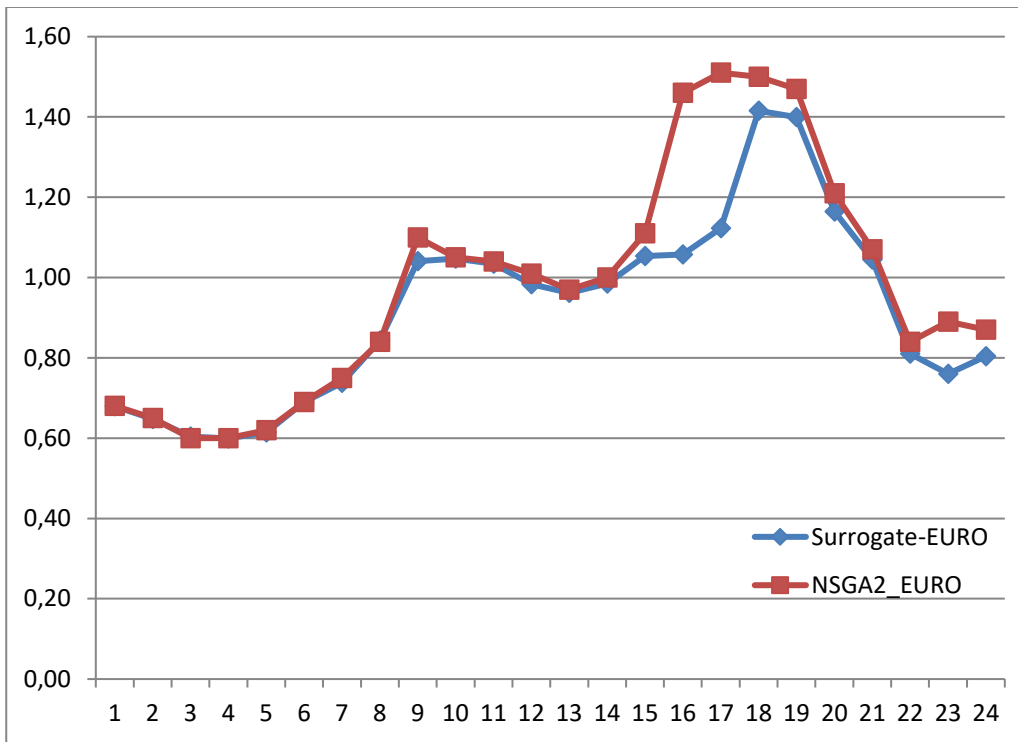


Figura 6 - Confronto risultati ottenuti (T0 = 23°C): Consumo espresso in euro

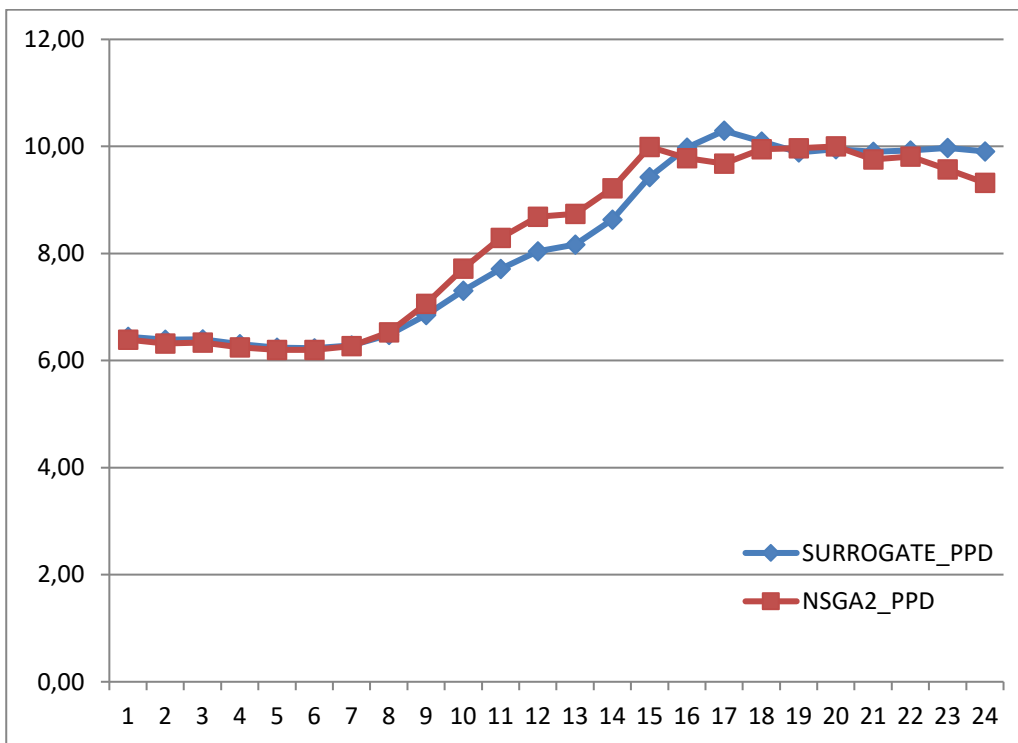


Figura 7 - Confronto risultati ottenuti (T0 = 23°C): PPD

- Per la temperatura iniziale a 25°C: le considerazioni da fare riguardo ai risultati ottenuti con i due algoritmi di ottimizzazione non sono di facile interpretazione. Infatti se a primo impatto risulta evidente la convenienza dell'utilizzo dell'algoritmo del surrogato in quanto il risparmio è notevole, dall'altra bisogna porre molta attenzione al PPD. Quest'ultimo infatti risulta essere mediamente più alto presentando un picco massimo che sfiora il 15% proprio dove le curve di costo si distanziano maggiormente.

Nell'arco di tempo che va dalle 9:00 alle 18:00 in entrambe le figure (Figura 8 e Figura 9) si può notare la netta differenza degli output ottenuti utilizzando i due algoritmi, soprattutto per quanto riguarda il consumo espresso in euro. Quindi se si prende in considerazione solo il consumo risulta evidente la convenienza dell'utilizzo dell'algoritmo del surrogato, ma ponendo attenzione anche al PPD risulta più efficiente l'ottimizzatore con l'algoritmo genetico NSGA-2.

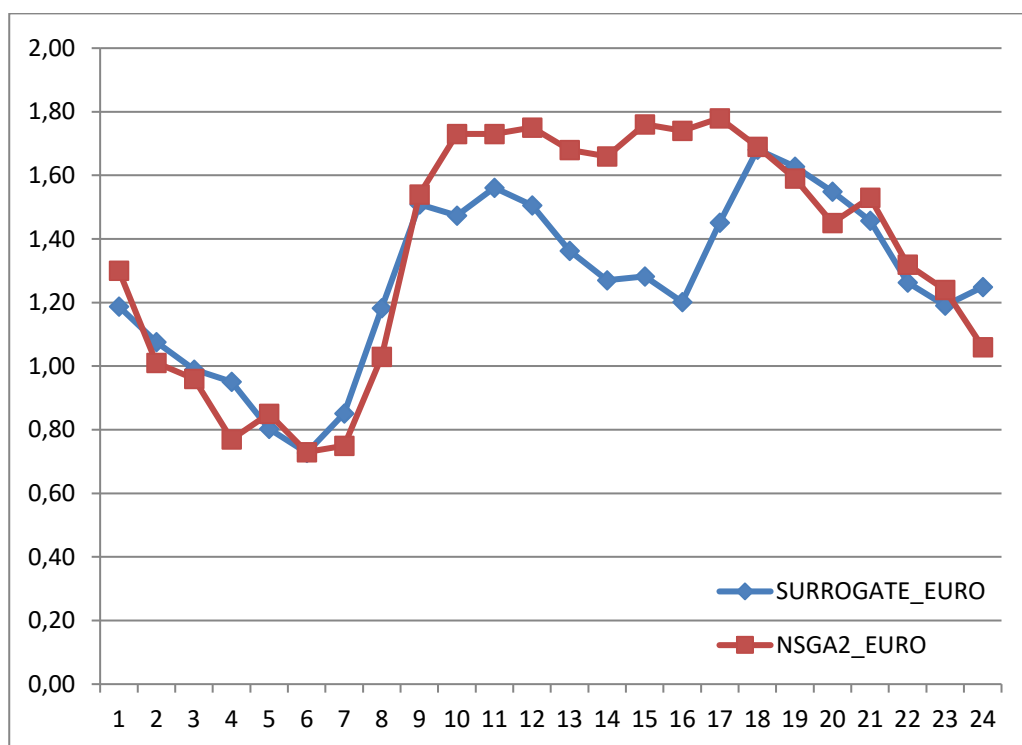


Figura 8 - Confronto risultati ottenuti (T₀ = 25°C): Consumo espresso in euro

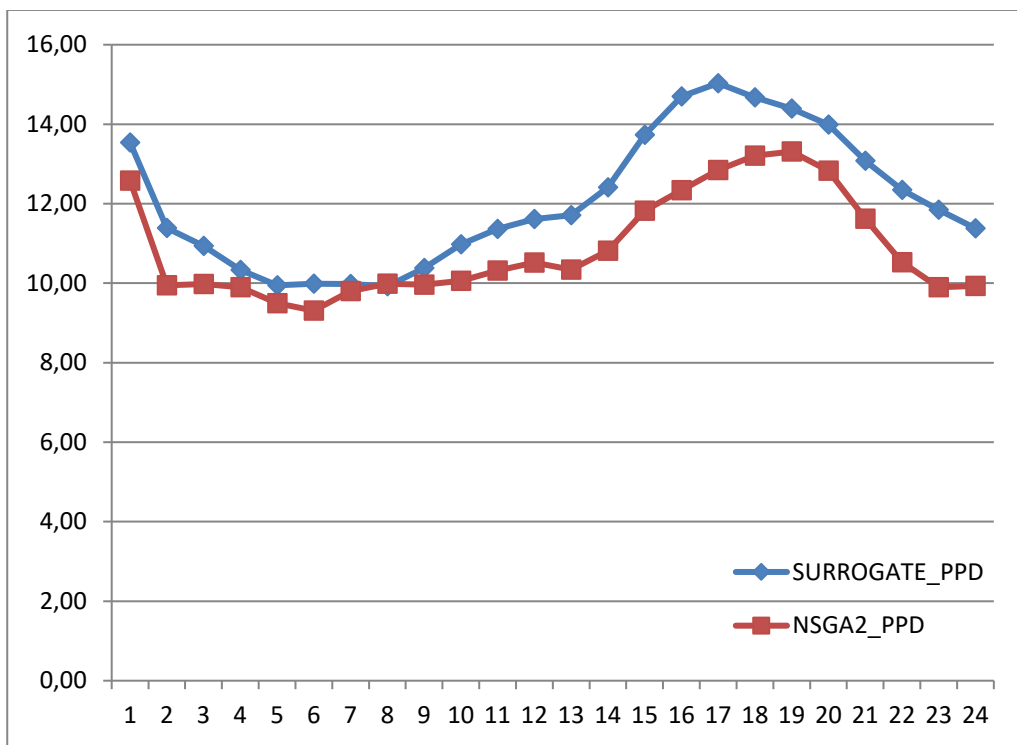


Figura 9 - Confronto risultati ottenuti (T0 = 25°C): PPD

2.2 Analisi di Disponibilità (Availability) del Sistema “Smart Building F40”

In questa annualità è continuata l’analisi del sistema iniziata nel luglio 2018 in termini affidabilità e prestazioni del sistema di monitoraggio

Il sistema Smart Building F40, testato nel periodo campione che va dall’1/07 al 31/07/2018 non ha manifestato nessun problema reale: i sottosistemi di feedback hanno mostrato solo ed esclusivamente una serie di falsi positivi. Questi sono dovuti a non corretta caratterizzazione del feedback dei sensori che comunque non inficiano la funzionalità del sistema. Un falso positivo, in questa architettura, è un avviso di guasto che, nella realtà non è tale, ma frutto di tarature incorrette di limite del sistema stesso. In ogni caso deve essere comunque controllato.

Lo Smart Building F40 ha funzionato correttamente nel periodo indicato e la sua robustezza come sistema è massima. Non sono stati evidenziati guasti che causano disservizi o distacchi parziali di sottosistemi o elementi. Sono stati rilevati solo dei “falsi positivi”.

Nel nostro caso, non essendosi verificati disservizi reali, sono stati valutati solo i tempi di controllo e negazione dei “falsi positivi” che non hanno incidenza sulla fruizione del servizio ma assorbono comunque risorse per la verifica;

Nelle tabelle seguenti è illustrata la disponibilità attraverso i mesi, confrontata col periodo del luglio 2018:

Tabella 5 - Disponibilità del sistema

	Ottobre 18	Novemb. 18	Dicembre 18	Luglio 18
Disponibilità	0.99634673	0.99663405	0.99692154	0.99606761
Downtime [min]	5.28	4.86	4.45	5.69

E' evidente che il sistema ha affinato il modello matematico per la gestione software ed i tempi di recupero si fanno sempre più rapidi.

Per ciò che concerne l'energia assorbita, nel periodo considerato abbiamo considerato il funzionamento a regime dei seguenti 4 sottosistemi elettrici replicati per tutti e tre i piani dell'edificio, ed in particolare:

Fancoil del sistema di riscaldamento/raffrescamento	Piano terra, piano 1 e piano 2
Luci A	
Luci B	
Forza Elettromotrice (FEM)	
Luci A = 2/3 delle luci dei corridoi	
Luci B = luci delle stanze, dei bagni e 1/3 delle luci dei corridoi	

L'energia totale mensile per ogni sottosistema e illustrata nella tabella sottostante:

Tabella 6 - Energia Assorbita Totale [kWh]

	Ottobre	Novembre	Dicembre	Luglio
Fancoil 0	86.12	40.61	51.05	363.83
Fancoil 1	18.55	74.47	37.54	333.49
Fancoil 2	63.36	64.51	56.05	597.54
Luci A-0	1,634.70	1,487.54	1,007.64	1,415.16
Luci A-1	1,475.91	1,369.37	1,429.80	3,123.30
Luci A-2	1,468.47	1,830.21	1,564.13	1,727.35
Luci B-0	5,788.12	5,025.54	4,186.29	4,843.08
Luci B-1	7,303.06	6,992.77	7,358.37	4,967.51
Luci B-2	7,284.08	5,649.35	3,702.30	9,578.88
FEM 0	3,820.86	6,492.23	3,439.71	N.A.
FEM 1	4,650.52	9,815.72	6,612.34	N.A.
FEM 2	4,628.65	7,459.95	8,270.74	N.A.

I parametri di assorbimento sono assolutamente in linea ed entro le norme previste in sede di progetto.

In seguito è mostrata la tabella dell'energia quattoraria media ovvero la media mensile dell'energia assorbita da ogni sottosistema nell'intervallo di 15 minuti: il parametro ci aiuta a capire quale sia la distribuzione attraverso il tempo della richiesta.

Tabella 7 - Energia quattoraria media [kWh]

	Ottobre	Novembre	Dicembre	Luglio
Fancoil 0	0.029	0.014	0.017	0.122
Fancoil 1	0.006	0.026	0.013	0.112
Fancoil 2	0.021	0.022	0.020	0.201
Luci A-0	0.549	0.517	0.339	0.476
Luci A-1	0.496	0.475	0.480	1.049
Luci A-2	0.493	0.635	0.526	0.580
Luci B-0	1.945	1.745	1.407	1.627
Luci B-1	2.454	2.428	2.473	1.669
Luci B-2	2.448	1.267	1.244	3.219
FEM 0	1.284	1.213	1.156	N.A.
FEM 1	1.563	3.408	2.222	N.A.
FEM 2	1.555	2.590	3.787	N.A.

Dal confronto delle due tabelle risulta assolutamente evidente l'oscillazione della richiesta di potenza dovuta all'inversione termica ovvero a fronte di un ottobre piuttosto caldo che quindi causa una richiesta di servizi di raffrescamento in periodi non convenzionali, abbiamo un richiamo di riscaldamento in un dicembre che, alla fine, ha fatto sentire la morsa del freddo.

In parallelo alle attività sopra descritte, è iniziata l'attivazione dei controlli dell'edificio 14d dell'ENEA a Ispra. I controlli erano già installati, tuttavia si è resa necessaria una configurazione del sistema locale di acquisizione e controllo e si sono verificati problemi tecnici che hanno impedito la conclusione del lavoro entro il tempo previsto. Perciò, invece di confrontare comportamenti e consumi dell'edificio in modalità manuale e automatizzata, le persone hanno collaborato alle analisi di Casaccia.

2.3 Ottimizzazione “day-ahead” dei carichi energetici stagionali di uno Smart Building in uno scenario di dynamic pricing (Università Roma3)

2.3.1 Introduzione

La ricerca ha proseguito alcuni studi iniziati nelle precedenti annualità inerenti la gestione energetica di edifici terziari. In particolare, la linea di attività ripresa e ulteriormente sviluppata riguarda l'Ottimizzazione “day-ahead” dei carichi energetici in uno Smart Building applicata ad uno scenario di dynamic pricing: il risvolto pratico è la realizzazione di uno strumento per la pianificazione dei flussi energetici gestiti dal sistema centrale di supervisione e controllo attivo nell'edificio F40, sito all'interno del Centro Ricerche ENEA “La Casaccia”.

Attualmente il consumo di energia necessario al raggiungimento del comfort termico degli ambienti e dell'acqua sanitaria in un edificio rappresenta circa il 30% del consumo energetico nazionale ed è responsabile del 25% delle emissioni di anidride carbonica.

Risulta quindi cruciale intervenire nei processi di gestione delle risorse considerando non solo l'aspetto etico-sociale legato all'impatto ambientale dovuto all'utilizzo dei combustibili fossili per soddisfare il fabbisogno energetico. Ma è importante altresì sottolineare il risparmio economico derivante dall'utilizzo razionale delle risorse. Basti pensare che il costo annuale della bolletta energetica rappresenta oggi una delle voci più rilevanti del bilancio familiare.

In base a quanto detto, attraverso una procedura automatizzata si vuole simulare il comportamento termico di un edificio nell'arco dell'intera stagione estiva e attuare una strategia di ottimizzazione, applicabile ad edifici intelligenti, mirata alla riduzione del consumo energetico e alla minimizzazione della percentuale di occupanti insoddisfatti a causa del "discomfort" termico. La realizzazione di questa funzionalità permette di ridurre il più possibile i consumi termici dell'edificio, mantenendo un accettabile livello di comfort termico per gli occupanti intervenendo sulle temperature di set point, di valvole termostatiche e mandata, con cui è attualmente riscaldato l'edificio.

2.3.2 Contesto

Partendo dal lavoro svolto nelle precedenti annualità, è stato possibile definire una strategia previsionale per la riduzione del consumo di energia associabile al processo di climatizzazione di un edificio.

La strategia prevede l'utilizzo di un simulatore in ambiente MATLAB/Simulink in grado di predire, in base alle condizioni esterne fornite in automatico attraverso un file meteo (temperatura, umidità, velocità del vento, ecc...), il comportamento dell'edificio in termini di consumi e di condizioni termo-igrometriche con un giorno di anticipo. Il sistema di supervisione attivo nell'F40 mette a disposizione funzionalità di controllo sulla temperatura di set point delle valvole termostatiche e di mandata che rappresentano i parametri su cui poter agire per ottimizzare i consumi.

Oltre a ridurre i consumi termici, l'obiettivo principale è di mantenere il comfort degli occupanti sempre ad un livello accettabile. Vengono quindi valutate le percentuali di insoddisfatti che occupano lo stabile tramite l'indice di PPD (Predicted Percentage of Dissatisfied) presente nella norma vigente UNI EN ISO 7730.

La potenza di elaborazione del simulatore viene sfruttata da un sistema esperto implementato in MATLAB che, tramite una tecnica di ottimizzazione basata su algoritmi genetici, è in grado di formulare la strategia ottima da applicare.

Grazie ai risultati ottenuti nelle precedenti annualità si ha a disposizione uno strumento in grado di elaborare la combinazione ottima di set point di temperatura per le valvole termostatiche dei caloriferi e per l'acqua di mandata per ogni ora di un predeterminato giorno.

2.3.3 Metodologie e Obiettivi

L'obiettivo di questa progettualità è quindi stato quello di definire una strategia previsionale che possa tenere in considerazione il consumo sull'intera stagione estiva (90 giorni) e ampliare i risultati ottenuti nelle annualità precedenti.

Prima di procedere alla definizione della strategia risolutiva, è stata effettuata un'approfondita analisi del codice riguardante l'ottimizzatore e il simulatore, a seguito della quale è emerso che:

- Per individuare la combinazione ottima di set-point viene utilizzato l'algoritmo evolutivo NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm). Questo è un metodo di ottimizzazione multi-obiettivo in questione che basandosi sul principio di dominanza di Pareto, restituisce l'insieme di tutte le soluzioni non-dominate appartenenti al problema e individua la soluzione che realizza il miglior compromesso tra i due obiettivi da perseguire.
- Le simulazioni condotte riguardano il giorno 21 giugno, per il quale sono disponibili file meteo contenenti le condizioni climatiche esterne necessarie per il corretto funzionamento del modello. In particolare, la simulazione ha riguardato tre differenti temperature interne iniziali $T_0 = 21; 23; 25 [^{\circ}C]$ per riprodurre tre diverse situazioni climatiche interne dovute ad un eccessivo

raffrescamento o riscaldamento nel giorno precedente. Inoltre, un'apposita funzione, implementata in MATLAB, fornisce il valore orario medio dell'indice PPD dell'intero edificio.

Si è quindi deciso di intervenire in modo poco invasivo sul lavoro prodotto durante le precedenti annualità, e di prolungare il periodo di simulazione, da un giorno a una stagione, agendo internamente al codice con l'aggiunta di cicli iterativi, appropriatamente definiti, in grado di riprodurre il comportamento per i novanta giorni richiesti.

Oltre a questo, è stato notato che le risorse computazionali, in termini di memoria fissa e di RAM, che richiederebbe l'algoritmo per simulare l'intera stagione risultano molto grandi rivelando in questo modo un potenziale pericolosa inefficienza.

Per realizzare questa funzionalità, e ovviare ai problemi computazionali, sono stati definiti e implementati quattro fondamentali meccanismi elencati di seguito:

- processo iterativo per impostare i giorni e i mesi della simulazione;
- processo per il salvataggio delle informazioni di interesse al termine di ogni giorno;
- processo per il salvataggio delle informazioni necessarie per lo start-up della simulazione successiva;
- processo di pulizia del workspace per consentire lo start-up della simulazione successiva.

Per ridurre ulteriormente il carico computazionale, e quindi il tempo di esecuzione dell'intera simulazione è stato effettuato uno studio dell'ottimizzatore per individuare i parametri della simulazione su cui agire, senza però intervenire su quelli riguardanti la configurazione dell'algoritmo genetico.

2.3.4 Logica di simulazione proposta

La logica di simulazione elaborata può essere facilmente rappresentata attraverso una struttura ibrida, sia iterativa che sequenziale. Infatti, è immediato notare che ogni processo sopracitato è implementato tramite un blocco di istruzioni sequenziali che viene richiamato iterativamente. In questo modo, modificando opportunamente e ampliando una struttura di simulazione perfettamente funzionante, è stato possibile implementare un strumento in grado realizzare gli obiettivi richiesti. Gli aspetti salienti della logica di simulazione proposta si possono riassumere come segue:

- Periodo di simulazione

$$\text{Giugno} \begin{cases} m = 6 \\ n = 21:30 \end{cases} \quad \text{Luglio} \begin{cases} m = 7 \\ n = 1:31 \end{cases} \quad \text{Agosto} \begin{cases} m = 8 \\ n = 1:31 \end{cases} \quad \text{Settembre} \begin{cases} m = 9 \\ n = 1:20 \end{cases}$$

- Strategia in pseudocodice

```
[blocco di inizializzazione e elaborazione singola]
for m = 6:9,
    for n = gI:gF
        [blocco iterativo di elaborazione]
    end
    [blocco di aggiornamento e salvataggio]
end
```

2.3.5 Conclusioni

In conclusione, le funzionalità implementate risultano particolarmente significative per i processi di monitoraggio e controllo dei flussi elettrici all'interno di un edificio e rappresentano un valore aggiunto tramite il quale ottenere una gestione ottimale delle risorse energetiche impiegate per la sussistenza di uno smart building. E' stata definita una routine in grado di ottimizzare i consumi elettrici stagionali, dovuti alla climatizzazione, pur mantenendo un livello di comfort termico accettabile. Il periodo di simulazione è stato aumentato fino a coprire l'intera stagione estiva.

Il simulatore implementato è stato testato ripetutamente per verificarne il corretto comportamento. Durante la campagna di test si è tenuto traccia del tempo di simulazione e delle risorse computazionali utilizzate, dei dati e delle figure salvate.

Al termine di ogni giorno di simulazione vengono salvate e quindi rese disponibili le seguenti informazioni:

- le soluzioni giornaliere appartenenti al fronte di Pareto;
- l'andamento giornaliero previsto dei consumi e dell'indice PPD.

3 Soluzioni tecnologiche orientate alla gestione energetica degli edifici ad uso uffici

In questa sezione si presentano le attività e i risultati sul tema dei trasparenti dinamici e l'ottimizzazione delle strategie di controllo dei parametri termo-fisici in relazione alle prestazioni degli edifici non residenziali. I sistemi trasparenti hanno un ruolo fondamentale nell'ottimizzazione delle prestazioni di edifici commerciali, in termini di consumi per i servizi di climatizzazione ed illuminazione, nonché per le problematiche legate al comfort termico ed illuminotecnico degli utenti, particolarmente critico in edifici trasparenti. Da questo punto di vista, soluzioni dinamiche con elementi trasparenti in grado di regolare la trasmissione luminosa e l'apporto solare, possono ottimizzare la risposta dell'edificio durante l'intero anno solare, oltre a rispondere alle richieste di comfort da parte dell'utente. In questa estensione, in particolare, si è previsto di installare dei sistemi di facciata dinamici avanzati, che estenderanno in futuro lo studio condotto su celle di prova di grandi dimensioni durante l'annualità precedente, con campagne di misura dedicate all'analisi delle prestazioni energetiche e di comfort termico e illuminotecnico in ambienti reali. L'attività preliminare è stata svolta da ENEA in collaborazione con rilevanti industrie di settore: Schuco, per la fornitura di serramenti automatizzati ad alte prestazioni, e Pellini, per la fornitura di vetrocamera ad alte prestazioni con schermature del tipo veneziane automatizzate ed integrate nell'intercapedine del componente trasparente.

Il tema principale di questa estensione è stata la realizzazione del caso studio e la progettazione e la realizzazione della rete di controllo dei nuovi serramenti e dei sistemi energetici ad essa afferenti. Sono state inoltre eseguite delle misure preliminari, per raccogliere i primi risultati sulle performance legate all'utilizzo di tali tecnologie di involucro.

3.1 Identificazione dell'intervento e scelte progettuali

L'intervento in questione ha riguardato sei stanze con destinazione ufficio, poste all'interno dell'edificio per uffici F40 del Centro di Ricerca Casaccia dell'ENEA, un cui vista d'insieme è presentata in Figura 10.



Figura 10 - L'edificio F40 di Casaccia, oggetto dell'intervento

L'edificio risale ai primi anni 90, quindi con isolamento termico lontano dagli standard attuali; i serramenti sono in alluminio senza taglio termico e con vetrocamera semplice e intercapedine da 9 (trasmissione termica stimabile $3.5-4W/m^2K$). I serramenti sono equipaggiati con una tenda esterna a rullo di colore marrone attivabile manualmente dall'interno; in alcune stanze sono presenti anche veneziane interne di colore beige. Lo stato generale di serramenti e schermature soffre di obsolescenza, a causa della vetustà dell'edificio.

L'intervento è stato eseguito su sei stanze poste al primo piano dell'edificio, evidenziate dalla traccia rosa in figura 1, tutte con la medesima esposizione, le stesse caratteristiche costruttive e con orientamento ovest, particolarmente critico durante la stagione estiva e quindi ottimale per l'analisi delle prestazioni energetiche, con usi totalmente elettrici. Obiettivi principali dell'installazione è la realizzazione di serramenti dinamici in grado di adeguarsi alle richieste energetiche e di comfort di edificio ed utenti in modo automatico, grazie a specifiche funzioni di controllo implementate, integrando queste soluzioni di involucro con gli altri sistemi di smart building già installati nell'edificio, in modo specifico si è previsto di:

- Installare serramenti con elevate capacità di isolamento termico per ottimizzare le prestazioni invernali e gestibili in modo automatico per ottimizzare la ventilazione e il raffrescamento passivo durante la stagione estiva.
- Installare di sistemi vetrati ad elevate prestazioni per l'isolamento termico e il controllo solare, equipaggiati con lamelle veneziane poste all'interno dell'intercapedine del vetrocamera e attivabili in modo automatico.
- Installare dei sensori di temperatura e di portata sui fan-coil per la misura in tempo reale dei consumi energetici degli uffici, oggetto della campagna sperimentale.
- Integrare i sistemi sopra menzionati nel sistema di gestione intelligente dell'edificio.

In accordo con i partner industriali si è deciso di organizzare la sperimentazione individuando tre soluzioni da applicare a 3 uffici in coppia. Nel dettaglio le caratteristiche di intervento tipo sono:

Stanza ufficio U3

In questa tipologia di stanza è installato un serramento Schüco AWS 75.SI+ realizzato in alluminio a taglio termico, con distanziatore in plastica e utilizzo di speciali schiume isolanti che consentono di raggiungere valori di trasmissione termica del solo profilo fino a $0.85W/m^2K$. Il serramento ricalca la geometria di

quelli, installati come evidenziato in **Figura 11**, sebbene i nuovi profili abbiano larghezza maggiore, a causa della maggiore sezione. L'anta grande del serramento è apribile manualmente a vasistas o a battente; l'anta piccola si apre a battente ed è attivabile elettricamente da un pulsante posto sul telaio o attraverso un sistema di controllo automatico, l'apertura elettrica avviene grazie a una catena, la cui movimentazione realizza l'apertura del battente. Una foto del profilo, ruotata di 90° per ottimizzazione della visualizzazione sul documento è riportata in **Figura 12**.



Figura 11 - Nuovo serramento installato, sinistra, e vecchio serramento

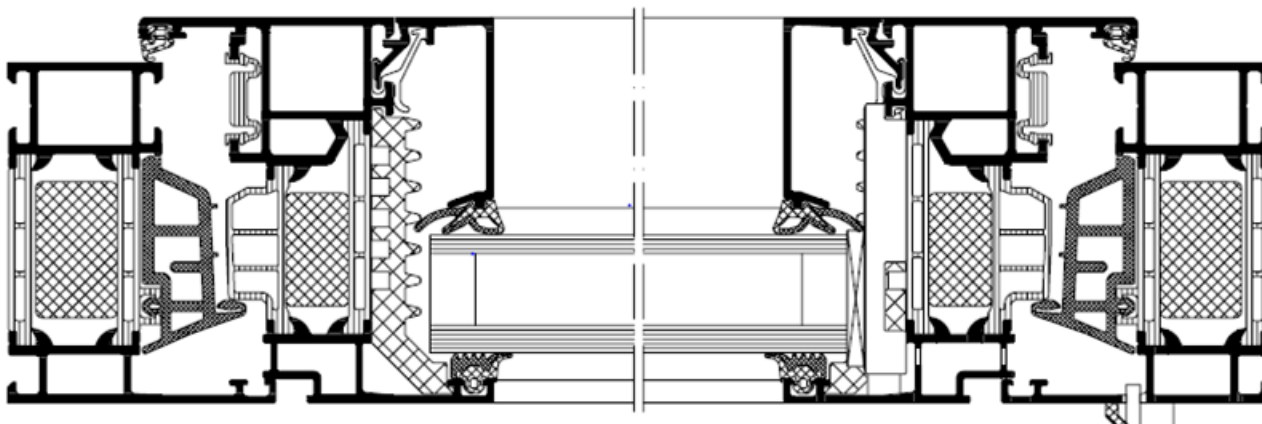


Figura 12 - Profilo del nuovo serramento ruotato di 90°, rispetto alla posizione verticale in opera.

In questa stanza è installata una vetrata tripla con lamelle bianche, aventi riflessione solare e luminosa pari rispettivamente a 74% e 68%. Le caratteristiche ottiche e solari del sistema vetrato, con lamelle abbassate, sono riportate in Tabella 8.

Tabella 8 - Profilo del nuovo serramento ruotato di 60°.

Caratteristica termofisica	Vetrata tripla	Vetrata doppia
Fc Fattore di Schermatura [-]	0.21	0.22
g _{tot} Fattore Solare [%]	36	33
g _{tot} Fattore Solare con Tende [%]	7	8
a _{tot} Assorbimento Totale [%]	56	52
T _v Trasmissione Luminosa [%]	61	68
T _v Trasmissione Luminosa con Tende [%]	4	5
U _c Trasmittanza termica vetro [W/m ² K]	0.5	1.1
Spessore [mm]	61.5	46.5
Peso [kg/m ²]	53.8	43.8

In questa stanza sono installati nuovi fan coil a 4 tubi, con batteria a tre ranghi, portata d'aria variabile tra 265 e 485 m³/h, potenza in riscaldamento variabile tra 1.73 e 2.87kW, potenza in raffrescamento sensibile variabile tra 1.28 e 2.19kW. I fan-coil sostituiscono quelli esistenti utilizzando lo stesso circuito idronico, i tubi di adduzione sono sezionabili per rendere agevoli montaggio e sostituzione di sensori per la misura di temperatura e portata.

Stanza ufficio U2

Infissi e fan coil come in U3. La vetrata isolante è in questo caso doppia, con dati riportati in tabella 1. Per quanto riguarda le lamelle, in questo caso si tratta di lamelle con finitura in alluminio satinato, aventi riflessione solare e luminosa pari rispettivamente a 88% e 83%.

Stanza ufficio U0

Infissi e fan-coil come in U3. Il serramento è in questo caso quello esistente senza che sia stata fatta alcuna modifica.

Una verifica preliminare è stata di quantificare l'impatto sull'illuminazione naturale. Mentre il migliore isolamento termico e il più efficace controllo solare sono qualità evidenti, le nuove soluzioni hanno un impatto sul daylighting e il comfort visivo. La maggiore larghezza dei nuovi infissi e lo spazio occupato dalle lamelle impacchettate sul bordo superiore della finestra causano una riduzione di circa il 13% dell'area trasparente. A questo si deve aggiungere la riduzione di trasparenza dovuta alle nuove vetrate rispetto a quelle originali (con trasmissione luminosa stimata 80%). Sulla base di questi dati si stima una riduzione della luce naturale in ingresso di circa 34% per la vetrata tripla e 24% per la vetrata doppia, durante la fase di monitoraggio si quantificherà l'impatto sui livelli di consumi elettrici per illuminazione e sul comfort visivo indoor.

Un aspetto cruciale è quello di integrare queste soluzioni di facciata nel sistema intelligente dell'edificio F40, basato sul sistema API Rest. I sistemi Schuco e Pellini non sono in grado di dialogare con questo sistema, ma hanno la possibilità di essere integrati in una rete KNX. Per tale ragione si è deciso di implementare una piccola rete locale KNW, alla quale si potessero collegare le ante automatizzate dei serramenti, le veneziane automatizzate delle vetrate e i sensori per la misura di mandata e ritorno dei fan-coil (essendo l'impianto a portata costante, i misuratori di portata non era necessario collegarli alla rete). A valle della rete KNX si è realizzato un dispositivo Wireless Mesh, dotato di una interfaccia KNX, in grado di far dialogare la rete locale con il sistema di controllo generale dell'edificio. Dotazione per sistema di controllo:

- I serramenti Schuco, in particolare le ante motorizzate, sono collegate l'un l'altra a ponte con un cavo dedicato di comunicazione, il quale ha un'estremità connessa ad un automation manager, in grado di gestirle tutte e 4. Un interfaccia hardware consente di connettere l'automation manager alla rete KNX.

- Pellini fornisce un attuatore in grado di gestire quattro veneziane. Essendo i quattro serramenti costituiti da due vetrate isolanti, si sono resi necessari due attuatori (1 per due finestre). Gli attuatori sono direttamente collegati alla rete KNX. Una interfaccia KNX IP consente di eseguire la programmazione delle tende con un software freeware.
- Le quattro sonde di temperatura collegate di ogni fan-coil (mandata e ritorno dei circuiti caldo e freddo) sono collegate ad una scheda tipo KNX T6-UN-B4 (4 ingressi analogici 0-20mA o 0-10V) collegata direttamente alla rete locale KNX. In totale sono installate 6 schede.

In **Figura 13** si riporta lo schema funzionale della rete locale KNX, sono indicati gli oggetti del sistema e i vari tipi di collegamento.

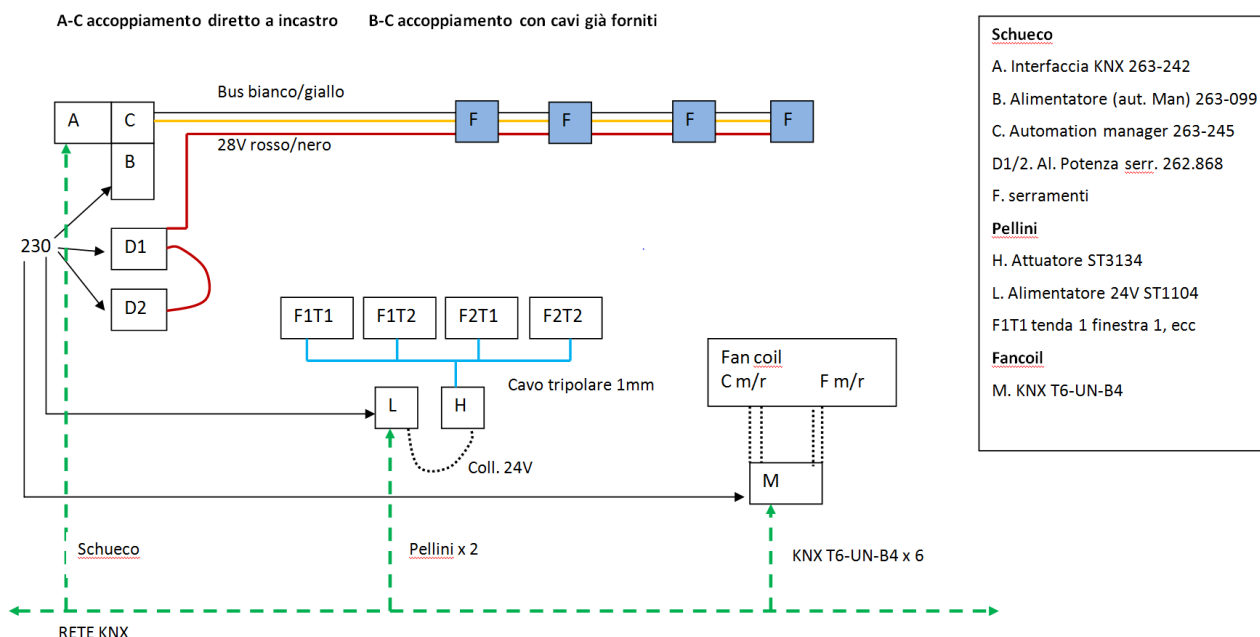


Figura 13 - Schema funzionale del progetto di serramenti dinamici presso edificio F40.

I lavori edili sono stati realizzati nel mese di ottobre, i lavori elettrici e idraulici, iniziati anch'essi nel mese di ottobre sono stati ultimati nel mese di dicembre. In **Figura 14** si può notare come i nuovi serramenti (quattro finestre al primo piano) ricalchino in modo fedele quelli esistenti, garantendo una continuità architettonica, anche in un edificio di modesta valenza.



Figura 14 - Facciata dell'edificio con i nuovi serramenti installati al piano 1.

Nel mese di dicembre sono state condotte alcune analisi preliminari atte a verificare le prestazioni dei nuovi serramenti installati. Sono state eseguiti rilievi termografici sia all'interno che all'esterno dell'edificio, con camera a infrarossi Flir B335. Si fa notare che per problemi di radiazione riflessa, la temperatura superficiale di elementi vetrati è estremamente complessa e di difficile valutazione. La prima analisi è presentata in **Figura 15**, si tratta di immagine termica di facciata con serramento esistente, in basso, e di nuova installazione, la misura è stata eseguita con temperatura ambiente di poco inferiore a 5°C e umidità dell'aria di circa 50%. Essendo la struttura vetusta, gli infissi di bordo sono pesantemente influenzati dalle perdite di ponte termico, viceversa l'elemento centrale del telaio ben evidenzia la differenza di comportamento tra i due serramenti. La temperatura superficiale media del montante in basso è 7.7°C, quella del montante della nuova finestra è 3.5°C, la differenza di circa 4°C ben evidenzia il maggiore potere isolante del telaio di nuova installazione. Per quanto riguarda le superfici vetrate, la misura assoluta risulta poco significativa per le limitazioni strumentali, tuttavia in termini relativi la vetrata tripla è risultata di circa 7°C inferiore rispetto alla vetrata esistente, confermando l'efficacia della tecnologia individuata.

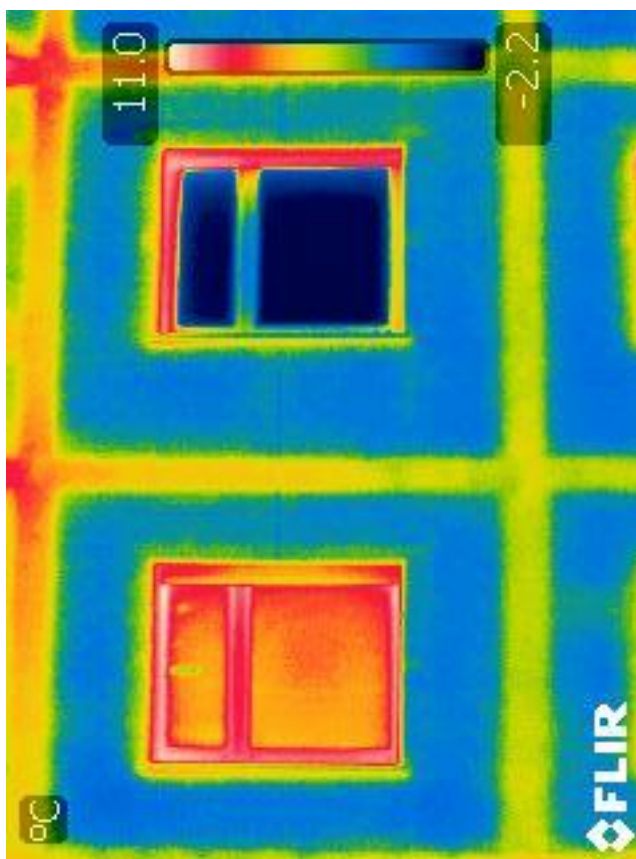


Figura 15 - Immagine termografica di una porzione di facciata, comprendente un serramento obsoleto e uno di nuova installazione.

Sono stati eseguiti anche rilievi termografici interni, con temperatura dell'aria di circa 22°C e umidità relativa di circa 40%. La misura eseguita sulla vetrata tripla ha evidenziato un valore di temperatura medio (escludendo i bordi) di circa 20°C, quindi prossimo alla temperatura ambiente. Nelle stesse condizioni di esercizio la finestra esistente aveva temperatura media di circa 13.5°C, ossia 6.5 gradi inferiore rispetto al nuovo serramento. Questi risultati evidenziano:

- l'efficacia dei nuovi serramenti per limitare le dispersioni di calore;
- il rischio con i vecchi serramenti di condizioni di discomfort locale dovuto ad asimmetrie radianti, causate dalle basse temperature superficiali. Infatti con temperature esterne più basse è concreto il rischio di temperature superficiali interne inferiori a 10°C, che potrebbero causare in aggiunta fenomeni di condensa superficiale.

Il confronto tra le due finestre graficamente evidenziato in **Figura 16**, in cui si riportate le immagini termografiche dei serramenti vecchio, sinistra, e nuovo, collassati sul medesimo range di temperature superficiali. Si noti che il campo blu presente nella immagine di destra è fa riferimento alle temperature della spalla in muratura, scarsamente isolata, e non alla finestra stessa.

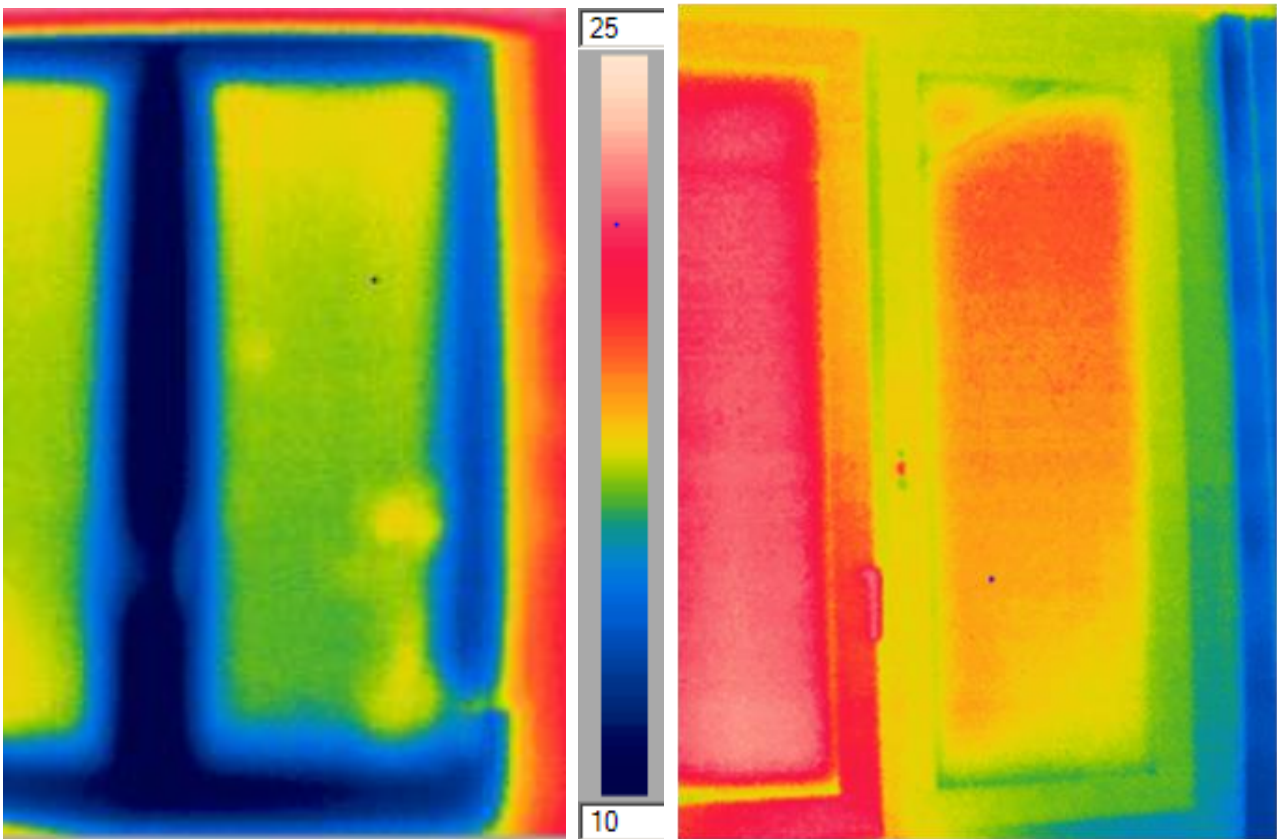


Figura 16 - Immagine termografica di una porzione di facciata, comprendente un serramento obsoleto e uno di nuova installazione.

Contestualmente alle misure sul componente, sono state eseguite anche delle misure dell'ambiente costruito in tre giorni a dicembre, in particolare di temperatura e umidità relativa dell'aria, nonché di illuminamento sul piano di lavoro. Le misure di comfort non hanno evidenziato alcun miglioramento significativo della qualità indoor; questo risultato tuttavia è dipeso dai set-point di temperatura delle stanze analizzate e dal fatto che anche in fase notturna il sistema continua ad erogare calore, pur essendo le ventole dei fan-coil spente, senza così che l'abbassamento della temperatura consentire di valutare il transitorio di abbattimento termico nelle stanze con serramenti differenti. Come si evince da [Figura 17](#), riferita al monitoraggio nella stanza tipo U2, la temperatura non è di fatto mai scesa sotto il 22°C e l'umidità relativa è rimasta sempre piuttosto bassa, comunque inferiore a 40%.

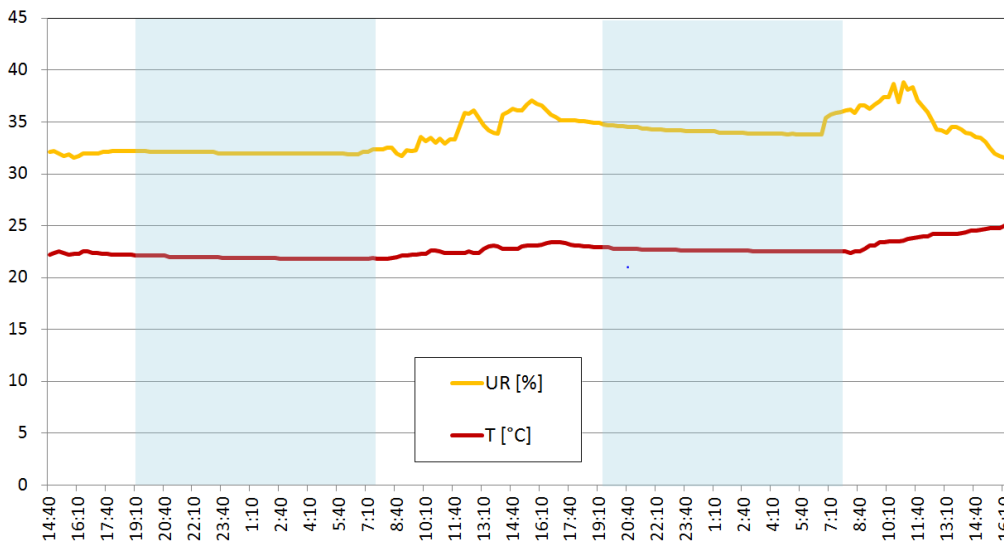


Figura 17 - Andamento della temperatura e dell'umidità relativa dell'aria in una stanza tipo U2.

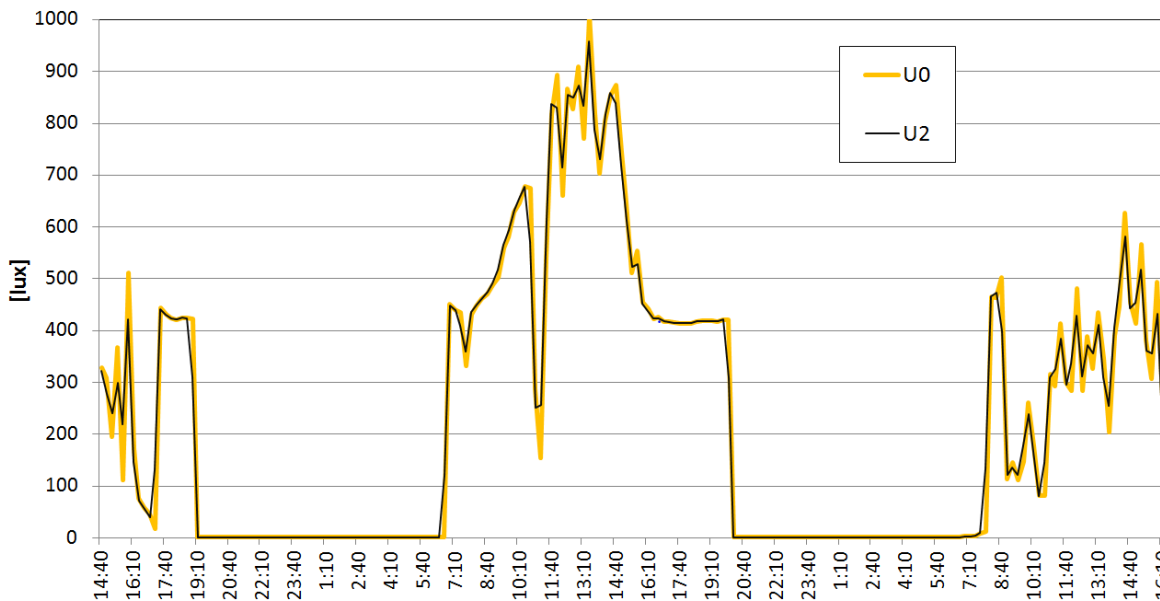


Figura 18 - Andamento dell'illuminamento sul piano di lavoro in due stanze-tipo.

I dati in **Figura 18** presentano l'andamento dell'illuminamento sul piano di lavoro a 230 cm dalla finestra in due stanze tipo, una equipaggiata con i serramenti esistenti e l'altra con il vetrocamera performante. dai profili, acquisiti in un periodo di tre giorni, si evidenzia una poco significativa maggiore disponibilità di luce naturale nella stanza con vetrocamera originale, durante il primo giorno di acquisizione, la riduzione di illuminamento è stimabile intorno al 10-18%. Nel terzo giorno, il trend si inverte con piccole percentuali in più per il vetro camera. Il dato è in contrasto con le attese, e le differenze possono essere attribuite alla diversa disposizione ed organizzazione del piano di lavoro da parte degli utenti. I dati a disposizione sono tuttavia pochi, una volta eliminati le misure notturne e quelli con luce artificiale accesa, così che ancora non è possibile individuare un trend definitivo sull'impatto del serramento sulla qualità dell'ambiente luminoso.. Rimane tuttavia aperto il problema della qualità e della significatività del confronto dei risultati in reali condizioni di esercizio, a causa del comportamento degli utenti e della loro scelta di lay-out dell'ambiente di lavoro. Questi aspetti dovranno essere approfonditi in una fase successiva dello studio.

4 Conclusioni

Proseguendo lo studio delle tecniche di ottimizzazione applicate al simulatore orientato al demand response, è stato definito e utilizzato l’algoritmo del Surrogato (Opt-Surrogate).

Il simulatore permette di prevedere i consumi (anche in termini di costo) e le condizioni termo-igrometriche interne di un edificio tipo (nel nostro caso l'edificio F40 di ENEA Casaccia): è quindi possibile valutare la soddisfazione degli utenti, tramite l'indicatore PPD. La simulazione naturalmente si basa sulle condizioni climatiche esterne (temperatura, umidità...), sulle caratteristiche strutturali dell'edificio F40 e sulle impostazioni dei termostati interni all'edificio. Le strategie di ottimizzazione mirano a ridurre i consumi energetici rispettando la soddisfazione degli utenti - minimizzano quindi il PPD collegato alle condizioni termoigrometriche. La simulazione viene fatta in condizioni dinamiche anche in termini di costo dell'energia (cioè si tiene conto della curva di prezzo del giorno precedente).

Analogamente a quanto già fatto con l'algoritmo utilizzato nella precedente annualità (algoritmo evolutivo NSGA-II, "Non-dominated Sorting Genetic Algorithm"), sono state simulate 3 diverse situazioni in uno stesso giorno estivo-tipo, cioè partendo da 3 diverse temperature iniziali interne all'edificio (21, 23, 25°C). Ogni simulazione ha previsto il cambiamento del set-point di mandata (fluido termovettore) e di zona

(termostato) in determinati range. Come baseline è stata preso lo stesso giorno-tipo con set point fissi (+10°C mandata, +22°C zona).

Sono quindi stati calcolati i risparmi e il PPD e sono stati confrontati i risultati delle simulazioni fatte con i due diversi algoritmi. Si è visto che l'algoritmo Opt-Surrogate è più efficiente per i casi con temperatura iniziale inferiore (21 e 22°C), mentre NSGA-2 riesce a trovare una soluzione migliore nella situazione con temperatura iniziale di 25°C: soluzione migliore significa in questo caso diminuire un po' il risparmio per mantenere basso il PPD.

Il risparmio è in ogni caso un risparmio teorico: applicando la strategia all'ambiente reale potrebbero ottenersi risultati un po' diversi, sia perché il comportamento dell'edificio è più complesso di quanto assunto per la simulazione, sia perché le condizioni meteo potrebbero essere diverse, sia perché il PPD è un indicatore valido ma ci sono parametri individuali difficilmente generalizzabili.

In parallelo è proseguita l'attività di monitoraggio sull'edificio F40. Si conferma la buona Disponibilità (Availability) del Sistema "Smart Building F40"; i risultati sono in linea con quanto già ottenuto per il periodo estivo nella precedente annualità.

L'analisi sui dispositivi elettrocromici ha evidenziato l'elevata flessibilità di questi sistemi nel modificare le proprie caratteristiche luminose e solari, in funzione di livelli che possono essere impostati localmente, dagli utenti, o attraverso sistemi di controllo centralizzati. In questo modo è possibile ottimizzare la risposta dell'involucro edilizio rispetto ai diversi servizi energetici (riscaldamento, raffrescamento, illuminazione artificiale), attraverso adeguate strategie di controllo. Le analisi condotte a livello sperimentale, in laboratorio e sul campo, nonché le elaborazioni numeriche hanno evidenziato le potenzialità di involucri dinamici, fondamentali in edifici ad elevatissime prestazioni, nei quali si richiede un'elevata flessibilità energetica andando ad integrare in modo ottimizzato i diversi sistemi presenti: involucro, impianti, accumulo e fonti rinnovabili.

5 Riferimenti bibliografici

1. Dario Masucci, "Ottimizzazione "day-ahead" dei carichi energetici stagionali di uno Smart Building in uno scenario di dynamic pricing", Università Roma3, Report RdS/PAR2018/YYY, dicembre 2018

6 Abbreviazioni ed acronimi