

## UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI PADOVA

## Dipartimento di Ingegneria Industriale DII

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Energetica

## Analisi di flessibilità energetica di un impianto a radiatori: un caso studio residenziale

Relatore: Prof. Angelo Zarrella

Correlatore: Ing. Enrico Prataviera

Laureando: Leonardo Schifano

Matricola: 2021176

Anno Accademico 2022/2023

## ABSTRACT

L'obbiettivo del presente lavoro di Tesi è quello di determinare l'impatto della regolazione dei radiatori delle stanze di un appartamento su: consumo energetico, comfort termico e profilo di carico termico dal sistema di riscaldamento al fine di definire quali impostazioni della schedule consentono di ottenere un miglioramento delle condizioni di comfort termico nella casa e/o una riduzione del consumo energetico rispetto al caso base. Inoltre, verrà discusso l'impatto che hanno tali modifiche della schedule della temperatura di setpoint sui carichi di picco del sistema di riscaldamento, ai fini di caratterizzare la flessibilità energetica del sistema edificio-impianto, ovvero la capacità di questo di modificare tale profilo allo scopo di ottenere un beneficio tecnico/economico.

Verrà condotta quindi un'analisi dei seguenti parametri: la temperatura di setpoint  $T_{sp}$ , la temperatura di setback  $T_{sb}$ , l'intervallo di tempo con cui si passa da setback a setpoint e ritardi anticipazioni nel raggiungimento di quest'ultimo: la variazione di uno di questi determina la modifica della temperatura di setpoint dell'aria nelle stanze. Inoltre, verrà determinato l'effetto della frazione radiativa dei radiatori sui consumi energetici per il riscaldamento ed il comfort termico nelle stanze occupate. L'analisi parametrica è stata eseguita utilizzando il Building Energy Simulation tool EnergyPlus.

Nell'introduzione, a seguito di una breve discussione sul problema dell'elevato consumo energetico degli edifici a livello globale, verrà definita la flessibilità energetica degli edifici. Successivamente, verranno discussi i sistemi avanzati per il controllo dei sistemi HVAC: viene considerato il Model Predictive Control (MPC). Verranno inoltre discusse le reti neurali artificiali (ANN, Artificial Neural Network), gli algoritmi di Reinforcement Learning (RL) ed i modelli fisici. L'introduzione viene conclusa dalla rassegna della letteratura scientifica. Nel primo Capitolo viene descritto il caso studio analizzato, nel secondo viene descritto il procedimento usati per il dimensionamento dei radiatori nelle stanze, il procedimento usato per la costruzione del modello dell'edificio su Designbuilder, l'analisi parametrica effettuata e le equazioni usate per determinare il legame fra frazione radiativa e temperatura di mandata dell'acqua nei radiatori. Nel Capitolo 3 vengono discussi i risultati ottenuti, mentre nella Conclusione viene sintetizzato il contenuto del lavoro e vengono discussi i risultati relativi alle principali schedule determinate che permettono di ottenere un miglioramento rispetto al caso base.

## **SOMMARIO**

INTRODUZIONE
1.1 Il consumo energetico negli edifici: statistiche
1.2 Impatto delle strategie di controllo dei sistemi HVAC sul consumo
energetico degli edifici8
1.3 <u>Flessibilità energetica: definizione ed indicatori9</u>
1.3.1 Indicatori per la flessibilità energetica11
1.4 Sistemi di controllo avanzati per i sistemi HVAC13
1.4.1 Artificial neural network (ANN)16
1.4.2 <u>Reinforcement Learning (RL)16</u>
1.4.3 <u>Modello fisico17</u>
1.5 Rassegna della letteratura scientifica18
<u>1.6 Descrizione dell'obbiettivo del lavoro di Tesi26</u>
CAPITOLO 1: Descrizione del caso studio28
2.1 Sistema HVAC
CAPITOLO 2: Procedimenti
3.1 Dimensionamento dei radiatori
3.1.1 Calcolo delle perdite termiche per trasmissione P <sub>t</sub>
3.1.2 Calcolo delle perdite termiche per ventilazione P <sub>v</sub> 35
3.1.3 Calcolo della potenza di picco e della portata d'acqua per il
soggiorno, potenze e portate ottenute per tutte le stanze della casa
2.2 Costruzione del medelle dell'ennertemente su
DesignBuilder/EnergyPlus 37
3.3 Analisi parametrica dei parametri relativi alla schedule del termostato40
3.4 Calcolo della frazione radiativa dei radiatori in funzione della temperatura di mandata dell'acqua ai radiatori
3.4.1 Calcolo del coefficiente di scambio termico convettivo51
3.4.2 Calcolo della resistenza termica conduttiva del radiatore53
3.4.3 Calcolo della temperatura superficiale dei radiatori
3.4.4 Calcolo della frazione radiativa

CAPITOLO 3: Presentazione e Discussione dei Risultati57
4.1 Effetto dei parametri analizzati su comfort termico, energia consumata e
potenza di picco
4.1.1 Effetto della temperatura di setpoint (T <sub>sp</sub> )
4.1.2 Effetto della temperatura di setback (T <sub>sb</sub> )59
4.1.3 Effetto della rampa62
4.1.4 Effetto del delay76
4.1.5 Effetto della frazione radiativa79
4.2 Discussione dei risultati
4.2.1 Simulazioni con frazione radiativa uguale al caso base
4.2.2 Simulazioni con diversa frazione radiativa rispetto al caso base85
4.2.3 Flessibilità energetica: effetto delle modifiche impostate sulla
potenza di picco
4.3 Principali simulazioni individuate91
CONCLUSIONI
BIBLIOGRAFIA

## **INTRODUZIONE**

### 1.1 Il consumo energetico negli edifici: statistiche

Secondo quanto riportato dall'Agenzia Internazionale dell'Energia [1] (IEA, International Energy Agency), il settore degli edifici è uno dei settori di maggior consumo energetico nel mondo. Questo infatti è responsabile di più di un terzo del totale consumo energetico finale e di circa un terzo delle emissioni di CO<sub>2</sub> a livello globale. Se si prende in considerazione l'aumento di popolazione atteso a livello globale al 2050 ed i miglioramenti in termini di sviluppo economico e dello standard di vita nel pianeta, il consumo energetico nel settore degli edifici è destinato inoltre ad aumentare fortemente in futuro. Si stima che la domanda di energia, in assenza di misure volte a promuovere l'efficienza energetica in questo settore, possa aumentare del 50% al 2050. Un tale significativo aumento può essere limitato tramite la diffusione su larga scala delle cosiddette "Best Available Technologies" (BAT). Per il settore degli edifici, esempi di queste tecnologie sono le seguenti: l'isolamento termico degli edifici, le superfici riflettenti, pompe di calore ed i pannelli solari.

Raggiungere l'obbiettivo di limitare l'aumento di temperatura della Terra di 2°C entro il 2050 richiederebbe indicativamente una riduzione del 77% delle emissioni totali di CO<sub>2</sub> nel settore degli edifici paragonato ai livelli odierni. Tale obbiettivo di decarbonizzazione potrà essere raggiunto grazie alla riduzione dei consumi energetici, all'aumento dell'uso di fonti rinnovabili e alla decarbonizzazione del settore di generazione dell'energia. Si stima, come riportato in [1], di poter ridurre il consumo di energia elettrica negli edifici a livello globale di 2000 TWh al 2050 con una combinazione di: standard di efficienza, diffusione di pannelli solari e co-generazione con calore di scarto e fonti rinnovabili. Ciò corrisponde alla metà del consumo di energia elettrica finale degli Stati Uniti nel 2010.

Il 60% dei consumi energetici negli edifici a livello mondiale [1] è dovuto ai sistemi HVAC e al riscaldamento dell'acqua calda sanitaria: questi rappresentano quindi l'opportunità più importante per ridurre il consumo energetico negli edifici.

Di seguito viene riportato un grafico dove si mostra il consumo di energia termica rinnovabile e non rinnovabile e le relative emissioni di CO<sub>2</sub> negli edifici a livello mondiale dal 2010 al 2020.

Nel grafico:

- La barra azzurra rappresenta il consumo di energia termica non rinnovabile;
- La barra blu rappresenta gli usi tradizionali della biomassa;
- La barra verde rappresenta gli usi moderni delle rinnovabili per la generazione di energia termica;
- La parte in giallo rappresenta le emissioni di CO<sub>2</sub> dovute alla generazione dell'energia termica.



Figura 1: Consumo di energia termica rinnovabile e non rinnovabile e relative emissioni di CO2, 2010-2020 [2]

## 1.2 Impatto delle strategie di controllo dei sistemi HVAC sul consumo energetico degli edifici

Come descritto nel paragrafo precedente, il riscaldamento ed il raffrescamento degli edifici comportano consumi energetici molto elevati. Di seguito si riportano alcuni metodi per ridurre l'energia consumata per il riscaldamento ed il raffrescamento degli edifici:

- Uso di materiali moderni con migliori caratteristiche termiche per gli edifici;
- Sostituzione di componenti del sistema HVAC con componenti più efficienti dal punto di vista energetico;
- L'uso di migliori metodi di controllo del sistema HVAC.

Quest'ultimo metodo, ovvero l'uso di strategie di controllo migliori rispetto a quella di base, è meno invasivo e meno costoso rispetto agli altri, come riportato in [3].

Nell'articolo di Belic et al. [3] viene presentata una panoramica di alcuni articoli di ricerca sul tema dei metodi di controllo dei sistemi HVAC. Le principali strategie di controllo dei sistemi HVAC prese in considerazione sono le seguenti:

- Le strategie di controllo convenzionali, come il "feedback control" o i "PID controllers" (Proportional-Integrative-Derivative);
- Il "Model Predictive Control" (MPC). Le strategie di controllo basate sul MPC sfruttano la
  possibilità di prevedere il comportamento dinamico del sistema edificio-impianto al fine di
  regolare il sistema HVAC. Per poter usare questa strategia è necessario sviluppare quindi un
  modello energetico dell'edificio in questione, grazie al quale vengono effettuate le già citate
  previsioni; il Model Predictive Control verrà spiegato in dettaglio nel paragrafo "Sistemi di
  Controllo avanzati del sistema HVAC" più avanti nell'Introduzione.

Sempre in [3], vengono riportati i risultati di diversi articoli di ricerca relativi all'implementazione di diverse strategie di controllo per i sistemi HVAC, la maggior parte delle quali basate sul MPC. Da questi risultati si vede come l'adozione di una strategia di controllo basata sul MPC permette di ottenere un miglioramento rispetto al controllo di base in termini di:

- Consumo energetico;
- Comfort termico;
- Potenza di picco (riduzione della potenza di picco).

L'efficacia delle strategie implementate, in termini di ottimizzazione delle variabili riportate sopra, è molto variabile per i diversi articoli scelti. Ad esempio, la riduzione di energia consumata ottenuta in seguito all'adozione delle strategie di controllo sviluppate varia negli articoli presi in considerazione da un minimo del 7,5% ad un massimo del 50%.

## 1.3 Flessibilità energetica: definizione ed indicatori

La flessibilità energetica può essere definita come l'abilità, da parte degli utenti consumatori (siano essi commerciali o residenziali) di alterare il proprio profilo di consumo di energia elettrica, in risposta a segnali di controllo provenienti dagli operatori della rete elettrica e/o incentivi finanziari derivanti dagli enti di produzione di energia elettrica. Lo scopo di questi segnali è quello di modulare od ottimizzare il consumo di energia elettrica e bilanciarne la produzione con il consumo (la precedente definizione è ripresa da [3]).

Come riportato in [4], la Demand-Side Flexibility (DSF, ovvero la flessibilità energetica) è riconosciuta dagli attori coinvolti nel mercato dell'energia elettrica come una promettente risorsa la quale può determinare una maggiore sostenibilità del sistema elettrico ad un costo ragionevole. Essa infatti può permettere di migliorare la sicurezza dell'approvvigionamento energetico, facilitare l'integrazione delle fonti rinnovabili e promuovere il coinvolgimento dei consumatori di energia elettrica nel mercato elettrico. L'importanza che potrà assumere in futuro la flessibilità energetica è notevole se si considerano i seguenti due fattori:

- La rapida espansione delle fonti rinnovabili prevista per la produzione di energia elettrica. A tal fine è utile ricordare l'obbiettivo definito dall'Unione Europea in materia di fonti rinnovabili che prevede il raggiungimento del 32% di penetrazione di RES entro il 2030;
- La tendenza ad elettrificare i consumi di energia: ciò si deve, ad esempio, alla sostituzione dei tradizionali sistemi di generazione di energia termica negli edifici (tipicamente caldaie a metano) con pompe di calore oppure la sostituzione dei veicoli tradizionali con quelli elettrici.

Ogni evento in cui un utente consumatore, rispetto ad un determinato intervallo temporale, varia il proprio profilo di consumo di energia elettrica in funzione dei segnali di controllo e/o degli incentivi finanziari precedentemente citati viene definito come evento di Demand Response (DR). Esempi di sistemi che possono essere sfruttati per la flessibilità energetica sono la mobilità elettrica e i sistemi per il riscaldamento e raffrescamento degli edifici alimentati da energia elettrica.

In base alla tipologia di variazione del profilo di consumo elettrico, si distinguono gli eventi di Demand Response in:

- "Downward Flexibility Event (down-flex)", se l'evento di Demand Response comporta una diminuzione dell'energia consumata nell'intervallo temporale di riferimento dell'evento rispetto al profilo di consumo originario. In questo caso dopo l'evento di Demand Response si ha un aumento, rispetto al profilo originario, del consumo energetico al fine di poter ristabilire condizioni simili rispetto a quelle iniziali: tale energia consumata prende il nome di "rebound energy".
  - Se ad esempio si considera un evento down-flex applicato ad un sistema HVAC per il riscaldamento (per il quale l'impianto di generazione sia quindi alimentato da energia elettrica come una pompa di calore), tale evento comporta chiaramente nell'intervallo considerato una diminuzione della temperatura nelle stanze riscaldate. A seguito dell'evento di Demand Response, rispetto al profilo di consumo originario, si verificherà un aumento dei consumi energetici del sistema HVAC al fine di riottenere nelle stanze la temperatura di comfort (ad esempio, 20°C nel caso del riscaldamento);
- "Upward Flexibility Event (up-flex)", se viceversa l'evento di Demand Response comporta un aumento dell'energia consumata nell'intervallo temporale di riferimento dell'evento

rispetto al profilo di consumo originario. A seguito di un evento up-flex si verifica, rispetto al profilo originario, una diminuzione dei consumi energetici in un certo intervallo temporale (che corrisponde nella figura 2 all'intervallo  $\tau_{id}$ ). Ciò avviene, in modo analogo a quanto descritto per l'evento di down-flex, per poter ristabilire delle condizioni simili rispetto a quelle iniziali.

Nella figura 1 è riportato un possibile profilo di consumo energetico di un evento down-flex di Demand Response. In questa figura, il termine  $t_{dr}$  rappresenta la durata dell'evento di Demand Response, mentre  $\tau_{rd}$  e  $\tau_{id}$  rappresentano rispettivamente gli intervalli temporali nei quali il consumo elettrico è ridotto ed aumentato rispetto al profilo originario.

L'area A corrisponde all'energia non consumata, rispetto al caso senza Demand Response, durante l'evento mentre l'area B (che corrisponde alla regione sottostante alla linea nera per la durata  $\tau_{id}$ ) rappresenta l'incremento di energia rispetto al caso senza Demand Response nell'intervallo temporale che segue quello relativo all'evento di Demand Response. L'area C invece rappresenta la parte di "Rebound Energy" coperta da fonti rinnovabili installate in loco (se presenti), mentre l'area D è la parte di "Rebound Energy" che viene coperta dalla rete elettrica.



Figura 2: Downward Flexibility Event [4]

Nella figura 2 è riportato un possibile profilo di consumo energetico di un evento up-flex di Demand Response. In questa figura, il termine  $t_{dr}$  rappresenta la durata dell'evento di Demand Response, mentre  $\tau_{rd}$  e  $\tau_{id}$  rappresentano rispettivamente gli intervalli temporali nei quali il consumo elettrico è aumentato e ridotto rispetto al profilo originario.

L'area A corrisponde all'incremento di energia consumata, rispetto al caso senza Demand Response, durante l'evento mentre l'area B (che corrisponde alla regione sovrastante alla linea rossa per la durata  $\tau_{id}$ ) rappresenta la diminuzione di energia rispetto al caso senza Demand Response nell'intervallo temporale  $\tau_{id}$  che segue quello relativo all'evento di Demand Response. Le aree C e D rappresentano rispettivamente la parte di "Rebound Energy" coperta da fonti rinnovabili installate in loco e la parte coperta dalla rete elettrica.



Figura 3: Upward Flexibility Event [4]

#### 1.3.1 Indicatori per la flessibilità energetica

In letteratura sono riportati diversi indicatori aventi lo scopo di caratterizzare e quantificare la flessibilità energetica per diversi eventi di Demand Response. Ad esempio, in [4] sono riportate le seguenti definizioni:

- La capacità disponibile per lo stoccaggio in un evento di Demand Response C<sub>DR</sub>. Questa viene definita come la quantità di energia che può essere aggiunta o rimossa al/dal sistema di accumulo durante un evento di Demand Response senza violare le condizioni al contorno definite per il caso preso in considerazione. Ad esempio, se si considera il sistema di riscaldamento di un edificio, il sistema di accumulo in questo caso è costituito dall'inerzia termica della struttura dell'edificio; la temperatura operativa nelle stanze occupate dell'edificio deve invece sempre essere, durante le ore di occupazione delle stesse, compresa entro limiti accettabili per non inficiare eccessivamente il comfort termico. Quest'ultima condizione è la principale condizione al contorno del sistema considerato.

Con riferimento alle figure 2 e 3, la capacità disponibile corrisponde all'area A e si può calcolare con la seguente equazione:

$$C_{DR} = A = \int_0^\infty \left| P_{mod} - P_{ref} \right| dt \tag{1}$$

- L'autoconsumo durante un evento di Demand Response SC<sub>DR</sub>. Con riferimento ad un evento di Demand Response, tale parametro rappresenta la frazione di energia richiesta aggiuntiva rispetto al caso senza Demand Response che viene coperta dagli impianti rinnovabili installati in loco, per la produzione di energia elettrica (come ad esempio dei pannelli fotovoltaici) oppure termica (come dei pannelli solari). Negli eventi down-flex si ha un incremento di energia consumata a seguito dell'evento (la già citata "Rebound Energy"), mentre per gli eventi up-flex l'aumento di energia consumata avviene durante l'evento stesso.

Il parametro  $SC_{DR}$  misura quindi la coincidenza temporale fra la produzione di energia elettrica o termica prodotta localmente da impianti rinnovabili e il consumo di energia elettrica o termica aggiuntivo rispetto al caso senza Demand Response per via dell'evento di DR stesso. Con riferimento alle figure 1 e 2,  $SC_{DR}$  è pari a:

$$SC_{DR} = \frac{C}{C+D} = \frac{\int_0^\infty \max(\min(P_{mod}, P_{RES}) - P_{ref}), 0)dt}{\int_0^\infty (P_{mod} - P_{ref})dt}$$
(2)

- L'efficienza di stoccaggio in un evento di Demand Response. Di seguito si riporta la definizione di efficienza di stoccaggio η<sub>DF</sub> valida per un evento down-flex:

$$\eta_{DF} = 1 - \frac{D}{A} = 1 - (1 - SC_{DR})\frac{B}{A} =$$

$$= 1 - \frac{\int_{0}^{\infty} \max(P_{mod} - \max(P_{ref}, P_{RES}), 0)dt}{\int_{0}^{\infty} |P_{mod} - P_{ref}|dt}$$
(3)

Tale indicatore, compreso fra 0 e 1, è correlato all'impatto che ha l'evento di down-flex considerato sul prezzo dell'energia consumata nell'evento stesso e all'autoconsumo SC<sub>DR</sub>. In particolare, minore è la quantità di "Rebound Energy" coperta dalla rete elettrica a seguito dell'evento di Demand Response maggiore sarà l'efficienza.

Per quanto riguarda gli eventi up-flex invece, la relativa efficienza di stoccaggio si determina con la seguente formula:

$$\eta_{UF} = \frac{B}{B+D} = \frac{B}{B+(1-SC_{DR})A} = \frac{\int_{0}^{\infty} |P_{mod} - P_{ref}| dt}{\int_{0}^{\infty} |P_{mod} - P_{ref}| dt + \int_{0}^{\infty} \max(P_{mod} - \max(P_{ref}, P_{RES})) dt}$$
(4)

Come l'indicatore precedente,  $\eta_{UF}$  è compreso fra 0 e 1. Esso rappresenta la frazione di energia consumata durante un evento up-flex di Demand Response che può essere usata per ridurre l'energia consumata a seguito dell'evento stesso.

In generale si può dire che a seguito di un evento di Demand Response si verificano delle perdite energetiche rispetto al caso senza Demand Response. Prendendo in considerazione un evento up-flex, l'energia consumata durante l'evento stesso risulta maggiore rispetto alla riduzione di energia che si ha nell'intervallo temporale seguente: la differenza fra questi due valori rappresenta appunto la perdita di energia che si ha a seguito dell'evento. Considerando un evento up-flex di Demand-Response applicato al caso del riscaldamento di un edificio, tali perdite energetiche sono dovute all'incremento nelle stanze della temperatura operativa. Infatti, nel periodo che inizia nell'istante in cui l'energia termica viene accumulata durante l'evento e finisce nel momento in cui tale energia termica accumulata viene rilasciata nelle stanze, si ha un aumento delle perdite termiche dell'edificio rispetto al caso senza Demand-Response a causa dell'incremento della temperatura nelle stanze.

Di seguito si descriverà il significato dei termini riportate nelle equazioni precedenti:

- Pref rappresenta il profilo della potenza consumata nel caso senza Demand Response;
- P<sub>mod</sub> rappresenta il profilo della potenza consumata nel caso in cui si ipotizza avvenga l'evento di Demand Response;
- P<sub>RES</sub> è la potenza generata dagli impianti rinnovabili installati in loco, se presenti.

# **1.4 Sistemi di controllo avanzati per i sistemi HVAC: il Model Predictive Control (MPC)**

Nel presente capitolo verrà descritta la principale tipologia di sistema di controllo avanzato per la regolazione dei sistemi HVAC degli edifici, ovvero quello basato sul Model Predictive Control (MPC). Inoltre, verranno trattate alcune tipologie di modello usate per questi sistemi di controllo, ovvero: l'Artificial Neural Networks (ANN), il Deep Reinforcement Learning (DRL) ed il modello fisico. Le informazioni sono tratte dall'articolo di Ghezlane et al. [7] e di Serale et al. [8] (quest'ultimo per la descrizione del Model Predictive Control).

Le strategie di controllo che si basano sul Model Predictive Control possono essere impiegate per i seguenti due obbiettivi:

- Migliorare, rispetto al caso base, il comfort termico nelle stanze occupate dell'edificio e/o ridurre l'energia consumata per il riscaldamento/raffrescamento dell'edificio;
- Permettere una riduzione del costo dell'energia consumata dal sistema HVAC garantendo comunque un accettabile livello di comfort termico nelle stanze occupate nella casa: solitamente, quest'ultimo vincolo viene garantito imponendo che la temperatura operativa venga mantenuta all'interno di un intervallo per cui il comfort termico nelle stanze è ritenuto accettabile, secondo le normative tecniche considerate.

In questo caso, di fatto, vengono implementati degli eventi di Demand Response autonomamente dal sistema di controllo considerato per la schedule di temperatura delle stanze al fine di spostare il consumo energetico nelle fasce orarie in cui il prezzo dell'energia elettrica è inferiore, ottenendo in questo modo la già citata riduzione di costo. Quest'obbiettivo di controllo, chiaramente, può essere applicato solamente nel caso in cui l'impianto di generazione dell'energia termica consumi energia elettrica, come una pompa di calore.

Il Model Predictive Control (MPC) è un metodo avanzato usato nel controllo dei processi caratterizzato dall'utilizzo di un modello dinamico del processo preso in considerazione. Nel caso del controllo dei sistemi HVAC degli edifici, quest'ultimo quindi è un modello energetico dell'edificio considerato: questo può essere un modello fisico (sviluppato su apposito software come ad esempio EnergyPlus) oppure un modello black-box o grey-box. Implementando una strategia di controllo di questo tipo, solitamente, è improbabile che venga usato un modello fisico dell'edificio. Spesso infatti il tempo necessario per eseguire le simulazioni richieste dalla strategia ad ogni timestep e determinare la sequenza ottimale del valore assunto dalle variabili di controllo (la modalità di funzionamento dell'MPC verrà descritta a breve) eccede il timestep di controllo, rendendo di fatto impossibile l'implementazione del MPC. Più spesso, quindi, vengono usati dei modelli black-box o grey-box.

Questo sistema di controllo sfrutta il modello dell'edificio al fine di selezionare, ad ogni timestep di controllo, la migliore sequenza dei valori futuri assunti dalle variabili di controllo: nel caso del controllo dei sistemi HVAC queste sono tipicamente la temperatura dell'aria nelle stanze dell'edificio. L'intervallo temporale nel quale si determina tale sequenza prende il nome di orizzonte di predizione ("Prediction Horizon").

La sequenza delle variabili di controllo ottimale viene determinata sulla base dell'obbiettivo definito per la strategia di controllo: i due possibili obbiettivi sono, nel nostro caso, gli stessi già riportati nell'introduzione di questo capitolo. In termini pratici tale sequenza viene determinata risolvendo un problema di ottimizzazione numerica, che serve a conseguire tale obbiettivo; inoltre, vengono anche imposte delle equazioni di vincolo per le variabili di input e output. Un esempio di tale equazioni di vincolo è quella che definisce il valore minimo ed il valore massimo (quindi l'intervallo) delle temperature operative nelle stanze occupate della casa, definito sulla base del livello di comfort termico che si intende raggiungere per l'edificio considerato (per la definizione di tale intervallo si fa riferimento alle normative tecniche del settore).

Determinata tale sequenza, viene implementato solo il valore delle variabili di controllo che corrisponde al timestep successivo rispetto a quello attuale. Nel timestep successivo viene determinata la nuova sequenza ottimale per le variabili di controllo, come già descritto, nel "Prediction Horizon" e si procederà allo stesso modo già descritto per tutti i timestep successivi. Questa specifica modalità di funzionamento del Model Predictive Control, caratterizzata da una continua riprogrammazione della strategia di controllo nel tempo, prende il nome di "Receding Horizon".



Di seguito si riporta una figura dove è presentato un esempio di applicazione del MPC:

Figura 4: Rappresentazione del principio di Receding Horizon. [5]

I termini usati nella figura 4 hanno il seguente significato:

- k: è l'istante attuale;
- T<sub>s</sub>: è il timestep di controllo. Questo è pari all'intervallo temporale nel quale le variabili di controllo vengono mantenute costanti. Una volta che viene variato il valore di una variabile di controllo (ad esempio al temperatura dell'aria nelle stanze) quindi, tale valore viene mantenuto costante per tutta la durata di T<sub>s</sub>;
- N<sub>p</sub>: "Prediction Horizon". Questo è il numero di timestep di controllo per i quali la strategia determina la sequenza ottimale del valore assunto dalle variabili di controllo;
- N<sub>C</sub>: "Control Horizon". Questo è il numero di possibili differenti valori che le variabili manipolate possono assumere in futuro.

Per il corretto funzionamento di un MPC è necessario sviluppare un modello che sia il più possibile accurato nel descrivere il comportamento fisico dell'edificio preso in considerazione. Lo sviluppo di un tale modello rappresenta uno dei compiti più difficili del processo di sviluppo di un MPC, nonché uno dei più dispendiosi in termini di tempo.

#### 1.4.1 Artificial Neural Network (ANN)

Una rete neurale artificiale (Artificial Neural Network, ANN) è costituita dall'associazione di un certo numero di "neuroni formali" suddivisi in strati ("layers") collegati fra loro. Un neurone formale, ispirato dal neurone biologico, è costituito da:

- Input (X =  $x_1, ..., x_n$ ), ai quali sono associati dei pesi ("weights", W =  $w_1, ..., w_n$ ). I pesi sono correlati all'importanza dell'informazione considerata;
- Il bias (b), che serve a fornire flessibilità alla rete neurale agendo sulla posizione del confine decisionale ("decision boundary");
- La funzione di attivazione ( $\phi$ ), che viene applicata ad input e bias. Due possibili esempi sono la funzione sigmoide e la funzione iperbolica.
- L'output (y), che può essere usato come input per altri neuroni.

I neuroni della rete possono essere ordinati nei vari strati e connessi fra loro in modi diversi: il modo in cui ciò avviene determina l'architettura della rete neurale.

Una rete neurale è formata, come già detto, da diversi strati ("layers") di neuroni: in particolare, sono presenti uno strato per gli input, un certo numero di strati nascosti ("hidden layers") e lo strato/gli strati di output.

Di seguito è riportata un'immagine dove viene presentato lo schema di un neurone formale:



Figura 5: Modello matematico di un neurone formale [3]

#### 1.4.2 Reinforcement Learning (RL)

Il reinforcement learning (RL) è un tipo di machine learning nel quale un agente intelligente ("intelligent agent") impara la strategia di controllo ottimale sulla base dei cosiddetti "rewards". Questi possono essere positivi o negativi dipendentemente dall'impatto che ha l'azione eseguita dall'agente sull'obbiettivo della strategia di controllo.

Nel RL l'agente interagisce con l'ambiente (che nel nostro caso è l'edificio considerato) e riceve determinate informazioni sulla base di queste interazioni: tali informazioni vengono usate per migliorare il controllo del processo considerato (nel nostro caso questo è relativo al sistema HVAC dell'edificio) nel tempo. Durante ogni interazione con l'ambiente, l'agente si trova in uno stato s ed esegue l'azione a. Dopo che viene implementata l'azione a, l'agente va nello stato s' e riceve un reward r, che dipende dall'effetto che ha l'azione sull'ambiente; la strategia di controllo ottimale è quella che permette di massimizzare la somma dei reward r ottenuti nel tempo. Di seguito si riporta una figura dove viene rappresentata la struttura generale del Reinforcement Learning:



Figura 6: Struttura generale del Reinforcement Learning [4]

#### 1.4.3 Il modello fisico

I modelli fisici sono quelli più accurati fra quelli presi in considerazione nel presente paragrafo: questi sono quelli che, ad esempio, vengono sviluppati tramite l'uso di appositi software come EnergyPlus. La creazione di un modello fisico è un processo piuttosto impegnativo, dato che questi modelli devono includere tutte le equazioni ed i dati necessari. A causa della loro complessità, i modelli fisici sono quelli più onerosi in termini di tempo necessario per ottenere i risultati di simulazione, il che rende questa tipologia di modello generalmente poco adatta per le strategie di controllo basate sul MPC. Quindi, solitamente vengono usati dei modelli fisici più semplici che vengono calibrati, al fine di ridurre il tempo richiesto per le simulazioni. Nella figura 7, riportata nella prossima pagina, è riportata la struttura di un modello fisico calibrato:



Figura 7: Struttura di un modello fisico calibrato di un edificio [5]

#### 1.5 Rassegna della letteratura scientifica

Nel presente paragrafo verranno descritti in sintesi degli articoli scientifici riguardanti il tema generale dell'applicazione di sistemi di controllo avanzati per il controllo dei sistemi HVAC negli edifici che hanno l'obbiettivo di:

- 1) Migliorare il comfort termico nelle zone occupate dell'edificio e/o ridurre il consumo energetico del sistema HVAC rispetto al controllo tradizionale del sistema HVAC;
- Ridurre il costo totale dell'energia elettrica consumata per il riscaldamento/raffrescamento degli edifici garantendo comunque un livello accettabile di comfort termico nelle zone occupate dell'edificio;

Inoltre, verranno presi in considerazioni alcuni articoli relativi alla caratterizzazione e quantificazione della flessibilità energetica nel caso dei sistemi HVAC per diverse tipologie di edifici e/o sistemi per il riscaldamento/raffrescamento degli edifici.

L'obbiettivo di questo capitolo è quello di determinare quali siano i benefici derivanti dall'applicazione di sistemi di controllo avanzati per sistemi HVAC in relazione agli obbiettivi descritti sopra e comprendere l'impatto che hanno le caratteristiche fisiche degli edifici ed i parametri di funzionamento dei sistemi HVAC sulla flessibilità energetica degli edifici.

Nell'articolo di Vivian et al. [9] viene effettuata un'analisi di sensibilità per la flessibilità energetica nel caso dei sistemi HVAC per il riscaldamento ed il raffrescamento. Gli obbiettivi sono i seguenti: determinare l'effetto di diversi eventi di Demand Response sul comfort termico e sul consumo energetico per un appartamento di riferimento e caratterizzare e quantificare la flessibilità energetica per l'edificio considerato considerando diverse condizioni al contorno. A tal fine, vengono calcolati, per tutti gli eventi di Demand Response implementati, la capacità disponibile per il Demand Response  $C_{DR}$  e l'efficienza di stoccaggio in un evento di Demand Response  $\eta_{DR}$ .

Nell'articolo vengono eseguite delle simulazioni su EnergyPlus nelle quali vengono implementati diversi eventi di Demand Response. Questi consistono nella riduzione o nell'aumento, rispetto alla schedule del termostato di base, del setpoint di temperatura in certe ore della giornata.

Nell'analisi, vengono considerati:

- Diversi livelli per l'isolamento termico dell'edificio;
- Diversi intervalli temporali nei quali vengono eseguiti gli eventi di Demand Response;
- Diverse condizioni climatiche.

Dall'analisi dei risultati ottenuti si osserva che uno dei parametri più importanti per la flessibilità energetica del caso studio considerato è il livello di isolamento termico dell'edificio. In particolare, la capacità disponibile  $C_{DR}$  diminuisce all'aumentare dell'isolamento termico dell'edificio, mentre l'efficienza durante l'evento  $\eta_{DR}$  aumenta.

Nell'articolo di Tian et al. [10] viene implementata una rete neurale artificiale (ANN) combinata ad un algoritmo di ottimizzazione multi-obbiettivo (MOGA, Multi-Objective Genetic Algorithm) per il controllo del sistema HVAC del caso studio nel caso del raffrescamento. Il sistema HVAC è costituito da un sistema di raffreddamento radiante ed un sistema VAV (Variable Air Volume).

L'obbiettivo della strategia di controllo è quello di ottimizzare le seguenti due funzioni obbiettivo: il consumo energetico ed il comfort termico (per quantificarlo, viene impiegato l'indice PPD).

Il peso da assegnare alle due variabili che si intende ottimizzare, fondamentale per l'implementazione della strategia di controllo, dipende dall'importanza che viene attribuita alle stesse. Nel caso in cui ad entrambi i parametri venga assegnato lo stesso peso, si ottengono i seguenti risultati:

Tabella 1: Energia consumata e comfort termico per i	caso base e per il caso ottimale per	r l'articolo preso in considerazione
--	--------------------------------------	--------------------------------------

Casi:	Etot	PPD	$\Delta E_{tot}$	ΔPPD
	[MWh]		[%]	[%]
Caso base:	4.4	27	-	-
Caso	4.76	9.14	8.18	-66.15
ottimale:				

Nel caso ottimale, a fronte di un aumento dell'energia consumata dell'8,18%, si ottiene una sostanziale riduzione del discomfort termico, pari al 66,15%.

Nell'articolo di Zhou et al. [11] viene applicata una strategia MPC per il controllo di un sistema HVAC, costituito da un'unità fan-coil usata sia per il riscaldamento che per il raffrescamento. Applicando il controllo rule-based, cioè quello che corrisponde al caso base dove viene mantenuta una temperatura costante durante tutte le ore di occupazione nelle stanze occupate, si ha un incremento del livello di comfort del 2% rispetto al caso in cui si applica il MPC a fronte però di un aumento dei consumi energetici del 7,1%. La strategia basata sul MPC permette quindi di ridurre il consumo energetico a fronte di un limitato peggioramento del livello di comfort termico.

Nell'articolo di Pang et al. [12] l'obbiettivo è quello di quantificare il potenziale di risparmio energetico a seguito dell'applicazione di alcune modifiche della schedule del termostato. L'analisi viene eseguita per diverse zone climatiche (vengono considerate in tutto 40 città) degli Stati Uniti; nell'articolo si prende in considerazione l'impatto che hanno diverse variabili sul potenziale risparmio energetico ottenibile applicando le già citate modifiche della schedule. In particolare, si considerano 4 diversi tipi di fondamenta, 4 diversi tipi di sistemi HVAC e 5 diverse strategie di controllo del termostato, oltre a diverse tipologie di clima (l'analisi, come già scritto, viene eseguite per 40 città). In ognuna delle simulazioni eseguite nello studio viene impiegato lo stesso modello dell'edificio, il quale rappresenta una tipologia di casa monofamiliare molto diffusa negli Stati Uniti. Chiaramente, per ogni simulazione vengono modificati alcuni o tutti i parametri precedentemente citati. I risultati dello studio indicano che è possibile ridurre l'energia consumata variando la temperatura impostata durante le ore diverse da quelle di occupazione mantenendo allo stesso tempo accettabili livelli di comfort termico. I risparmi energetici conseguibili dipendono fortemente dal clima locale: in città più calde questi sono, in valore relativo rispetto al consumo nel caso base, maggiori rispetto a città più fredde.

Nell'articolo di Wang et al. [13] viene sviluppata una strategia di controllo tramite l'utilizzo di un algoritmo di Reinforcement Learning. L'obbiettivo della strategia di controllo è quello di ottimizzare il comfort termico ed il consumo energetico del sistema HVAC in un ufficio. La strategia di controllo sviluppata permette, rispetto al controllo tradizionale del sistema HVAC, di ottenere una riduzione dell'energia consumata mantenendo il comfort termico entro livelli accettabili.

Nell'articolo di Jaewan et al. [14] viene implementata una strategia MPC per il controllo di un sistema HVAC costituito da un pavimento radiante. La strategia di controllo viene applicata sia nel caso del riscaldamento che per il raffrescamento: nel primo caso, la funzione obbiettivo è quella di ridurre il consumo energetico del sistema, mentre per il secondo lo scopo è quello di ridurre il costo dell'energia elettrica consumata per il raffrescamento nel periodo considerato. In entrambi i casi, il comfort termico viene mantenuto a livelli accettabili: ciò è garantito imponendo che la temperatura operativa nelle stanze occupate della casa sia contenuta all'interno di un intervallo per cui la violazione del comfort termico non risulti eccessiva.

A seguito dell'implementazione della strategia MPC, si ottiene per la stagione estiva un risparmio economico del 34% e per la stagione invernale una riduzione del consumo del 16%.

Di seguito vengono riportati dei grafici nei quali sono presenti la temperatura operativa e la potenza termica generata nell'edificio dal sistema HVAC per 10 giorni di funzionamento del sistema stesso durante la stagione di riscaldamento. I grafici in colore blu corrispondono alla strategia di controllo di base (rule-based control), quelli in verde corrispondono ai risultati ottenuti a seguito dell'implementazione della strategia MPC nel modello dell'edificio nel software di simulazione usato e quelli in rosso sono i risultati relativi all'implementazione nell'edificio del MPC. Nel grafico più in basso sono riportate l'irradianza solare e la temperatura esterna negli stessi giorni.



Figura 8: Confronto fra le prestazioni del MPC e quelle della strategia di controllo di base [14]

Nel caso in cui viene applicata la strategia di controllo di base, le stanze iniziano a venire riscaldate due ore prima dell'inizio del periodo di occupazione. In questo caso spesso si verifica che la temperatura operativa nelle stanze superi il valore massimo definito dalle condizioni di comfort: avviene quindi un surriscaldamento delle stanze. Nel caso in cui viene applicato il metodo MPC invece la temperatura operativa viene mantenuta il più possibile bassa di mattina: solitamente, assume valori di poco superiori al limite inferiore definito sulla base delle condizioni di comfort termico richieste nell'edificio. Inoltre, in questo caso avviene molto più raramente che il valore assunto dalla temperatura operativa comporti condizioni di surriscaldamento nelle stanze. Il risparmio energetico conseguibile utilizzando la strategia MPC è del 16% rispetto al caso base.

Nell'articolo di Cotrufo et al. [15] viene sviluppata e implementata una strategia MPC per il controllo di un sistema HVAC. Per la generazione di energia termica sono presenti una caldaia elettrica da 200 kW e due caldaie alimentate da gas naturale di 470 kW ciascuna. L'obbiettivo definito per la strategia MPC è quello di ridurre il consumo delle caldaie a gas naturale. A tal fine, vengono definiti a priori dei profili pre-impostati per la temperatura dell'aria nelle stanze durante il periodo in cui la temperatura viene aumentata fino alla temperatura di setpoint di mattina. Applicando la strategia MPC, ogni giorno viene scelto il profilo che comporta il minimo consumo delle caldaie a gas naturale; si ottiene così una riduzione del consumo di gas del 22,2% e dei consumi energetici dell'edificio del 4,3%.

Nell'articolo di Reynolds et al. [16] viene sviluppato un modello dell'edificio preso in considerazione tramite l'uso di una rete neurale artificiale (ANN): l'edificio viene riscaldato da radiatori alimentati da una caldaia a gas naturale. Viene poi implementato un algoritmo genetico (GA, Genetic Algorithm) usato per determinare la schedule ottimale di temperatura nelle stanze nel caso del riscaldamento; tale algoritmo esegue un'ottimizzazione multi-obbiettivo dell'energia consumata e del comfort termico. La schedule risultante permette una riduzione del consumo energetico del 4,93% ed una riduzione del PPD del 0,76% rispetto alla schedule di base. Nella schedule ottenuta, rispetto a quella di base, la temperatura dell'aria nelle stanze viene portato al valore di setpoint più

gradualmente mentre viceversa di sera la temperatura dell'aria nelle stanze viene ridotta più gradualmente.

Nell'articolo di Reynolds et al. [17] viene sviluppato un modello del caso studio analizzato tramite l'uso di una rete neurale artificiale (ANN). Viene poi implementato un algoritmo genetico per determinare la schedule ottimale di temperatura nelle stanze, cioè quella che ottimizza allo stesso tempo il consumo energetico ed il comfort termico. La strategia implementata permette una riduzione dell'energia consumata pari a circa il 25%. In seguito, la strategia viene modificata per eseguire l'ottimizzazione del costo dell'energia consumata (a seguito della definizione di un profilo realistico di prezzo dell'energia elettrica nell'arco della giornata): si ottiene in questo caso una riduzione di costo del 27%.

Nell'articolo di Woo Moon et al. [18] viene sviluppato un modello dell'edificio tramite una rete neurale artificiale (ANN); questo viene usato per la determinazione del momento ottimale in cui il sistema HVAC smette di riscaldare l'edificio alla fine del periodo di occupazione. A seguito dell'implementazione delle modifiche impostate alla schedule, è possibile ottenere una riduzione del consumo energetico oppure un miglioramento del comfort termico rispetto alla schedule di base.

Nell'articolo di Wei et al. [19] viene sviluppato un algoritmo di Deep Reinforcement Learning (DRL) per il controllo del sistema HVAC del caso studio preso in considerazione. La strategia implementata permette di ottenere significativi risparmi in termini di costo dell'energia consumata dal sistema HVAC, mantenendo al contempo accettabili livelli di comfort termico.

Nell'articolo di Saletti et al. [20] viene sviluppata ed implementata una strategia MPC per il controllo di una rete di teleriscaldamento di un complesso scolastico; l'obbiettivo della strategia è quello di ridurre il consumo energetico del complesso senza inficiare il comfort termico. Si ottiene, a seguito dell'implementazione della strategia, una riduzione del consumo del 7% e un miglioramento delle condizioni di comfort termico rispetto alle condizioni di base.

Nell'articolo di Ghahramani et al. [21] viene eseguita un'analisi per determinare l'effetto che hanno diverse impostazioni della temperatura di setpoint sul consumo energetico e sul comfort termico di un tipico ufficio americano, costituito da cinque zone termiche. Vengono eseguite delle simulazioni su EnergyPlus in cui viene variata la temperatura di setpoint nelle stanze (sette valori possibili, che vanno dai 19,5°C ai 22,5°C con passo di 1°C) nelle cinque zone termiche dell'ufficio. Inoltre, vengono considerate tre diverse zone climatiche: una di queste è quella di Miami (clima caldo), un'altra è quella di Chicago (clima mite) ed infine la zona di Fairbanks (clima freddo).

I risultati dimostrano che è possibile ottenere una riduzione del consumo energetico in media del 39,81% (i risultati variano in base al clima).

Nell'articolo di Guanyu et al. [22] viene sviluppato un algoritmo DRL per il controllo di un sistema HVAC; l'obbiettivo è quello di ottimizzare allo stesso tempo il comfort termico e l'energia consumata. A seguito dell'implementazione della strategia sviluppata, si ottiene un miglior comfort termico ed una riduzione del consumo energetico rispetto al caso base.

Nell'articolo di Hilliard et al. [23] viene sviluppata ed implementata una strategia di controllo MPC in un edificio accademico. Vengono sviluppate due strategie di controllo separate per il profilo di temperatura durante il passaggio dalla temperatura di setback a quella di setpoint di mattina e per il profilo di temperatura durante il resto della giornata. L'obbiettivo delle due strategie è quello di minimizzare il consumo energetico; vengono inoltre garantiti nelle stanze occupate accettabili livelli

di comfort termico. A seguito dell'implementazione della strategia per un periodo di 4 mesi, si ottiene una riduzione del consumo di energia elettrica del sistema HVAC del 29%.

Nell'articolo di Yahui et al. [24] viene sviluppata una strategia di controllo MPC per il controllo del sistema HVAC di un grande edificio, costituito da 23 piani in totale; l'obbiettivo della strategia è quello di ottimizzare il comfort termico ed il consumo energetico. A seguito dell'applicazione della strategia di controllo si ottiene, rispetto al caso iniziale, una riduzione del consumo energetico del sistema HVAC del 12,78%.

Nell'articolo di Jain et al. [25] viene sviluppata ed implementata una strategia MPC per il controllo del sistema HVAC di un edificio di 2 piani, ognuno dei quali è costituito da 5 zone. Il modello usato per il sistema di controllo sviluppato viene ottenuto grazie all'impiego di una rete neurale artificiale (ANN): l'uso di questa tipologia di modello permette di evitare lo sviluppo di un modello fisico dell'edificio, che è più complesso. La strategia di controllo viene usata in due esperimenti diversi per l'ottimizzazione rispettivamente del comfort termico e del consumo energetico. Nel secondo caso, ovvero l'implementazione della strategia per la riduzione del consumo energetico, si ottiene una riduzione di quest'ultimo del 5,7% rispetto al caso base senza peggiorare eccessivamente il comfort termico rispetto al caso base.

Nell'articolo di Escrivà et al. [26] vengono analizzati gli effetti dell'impostazione di differenti schedule di temperatura del sistema HVAC in un campus universitario. Di fatto, vengono implementati degli eventi di Demand Response, come l'interruzione del sistema HVAC durante le ore più calde del giorno (nel caso del raffrescamento), lo spegnimento del sistema in anticipo rispetto al periodo di occupazione ed il pre-riscaldamento (nel caso del riscaldamento) dell'edificio durante le ore di off-peak, ovvero quelle in cui il prezzo dell'energia elettrica è più basso. Dai risultati dell'implementazione di questi eventi si può osservare come sia possibile, rispetto al caso base, ridurre la potenza di picco del sistema HVAC ed ottenere così dei benefici economici, derivanti dall'implementazione degli eventi di Demand Response. Gli eventi di Demand Response implementati inoltre non causano un sostanziale peggioramento del livello di comfort termico rispetto al caso base.

Nell'articolo di Carreira et al. [27] viene sviluppato un sistema per il controllo automatico del sistema HVAC di un edificio. Questo traccia le preferenze degli inquilini per quanto riguarda il comfort termico, impara da queste (tramite un apposito algoritmo) e gestisce sulla base di queste informazioni in modo autonomo il sistema HVAC. L'obbiettivo del sistema di controllo sviluppato è quello di migliorare il comfort termico e ridurre il consumo energetico dell'edificio considerato. Dai risultati ottenuti a seguito dell'implementazione del sistema, si può osservare come sia possibile ridurre l'energia consumata mantenendo al contempo accettabili livelli di comfort termico.

L'obbiettivo dell'articolo di Yongbao et al. [28] è quello di quantificare il potenziale di Demand Response (DR) relativo al sistema HVAC di una stanza. Vengono presi in considerazione a tal fine l'inerzia termica delle mura della stanza considerata ed un serbatoio dell'acqua per l'accumulo di energia termica. Vengono riportati i risultati di un esperimento in cui si esegue un pre-raffrescamento della stanza ad una temperatura (22°C) inferiore rispetto a quella che corrisponde alle condizioni di comfort desiderate, dopodichè il sistema HVAC viene spento. I risultati mostrano che l'inerzia termica delle mura può essere sfruttata per eventi di Demand Response di breve termine (0,5h) e di medio termine (2h); per eventi di durata più lunga, si deve far ricorso al sistema di accumulo. Nel caso studio considerato, è stato possibile spegnere il sistema HVAC per 90 minuti senza compromettere il comfort termico degli inquilini. Nell'articolo di Seungiae et al. [29] viene sviluppata ed implementata una strategia di controllo MPC per un sistema HVAC. Tale strategia fornisce delle condizioni di comfort termico personalizzate per i diversi inquilini dell'edificio considerato e al contempo minimizza il consumo energetico. La strategia impara tramite appositi algoritmi le preferenze in fatto di comfort termico dei diversi inquilini dal loro feedback e controlla, sulla base di tali informazioni e con l'ulteriore obbiettivo di ridurre l'energia consumata, in modo autonomo il sistema HVAC dell'edificio. I risultati ottenuti dimostrano l'efficacia della strategia implementata nel migliorare il comfort termico nelle zone occupate rispetto al caso base.

Nell'articolo di Johra et al. [30] viene effettuato uno studio numerico per analizzare l'impatto che hanno diversi parametri sulla flessibilità energetica di un edificio nel caso dei sistemi HVAC. I principali parametri presi in considerazione sono i seguenti:

- L'isolamento termico dell'edificio;
- L'inerzia termica delle mura dell'edificio;
- Diverse tipologie di sistemi HVAC.

Nelle simulazioni eseguite, la schedule del termostato nelle varie stanze della casa viene modificata in base al profilo temporale di prezzo dell'energia elettrica assunto nello studio. Nei periodi di basso prezzo, a seguito dell'implementazione della schedule modificata, si ha quindi un aumento dei consumi energetici: tale surplus di energia termica viene accumulata nell'edificio. Nei periodo di elevato prezzo invece l'energia consumata viene ridotta. Dai risultati delle simulazioni si osserva che il parametro che più influenza l'abilità dell'edificio di modificare il profilo dei consumi energetici è il livello di isolamento termico.

Nell'articolo di Du et al. [31] viene sviluppata ed implementata una strategia di controllo per il sistema HVAC basata sul Deep Reinforcement Learning (DRL). L'obbiettivo è quello di ottimizzare allo stesso tempo il comfort termico e il costo dell'energia consumata dal sistema HVAC. Si ottiene, rispetto al caso base, una riduzione del costo dell'energia consumata del 15% senza peggiorare eccessivamente le condizioni di comfort termico.

Nell'articolo di Woo Moon et al. [32] viene sviluppata una rete neurale artificiale (ANN) per il controllo predittivo di un sistema HVAC. Questa viene usata per determinare il profilo di temperatura ottimale nell'intervallo temporale in cui, di mattina, si deve aumentare la temperatura nell'edificio fino a raggiungere la temperatura di setpoint. I risultati ottenuti a seguito dell'implementazione della strategia di controllo sviluppata ne confermano l'efficacia nel migliorare le condizioni di comfort termico nell'intervallo temporale già citato.

Nell'articolo di De Coninck et al. [33] viene sviluppata ed implementata una strategia di MPC per il controllo del sistema HVAC di un edificio. Per la produzione dell'energia termica necessaria, sono presenti nell'edificio due pompe di calore aria-acqua ed un caldaia a condensazione. L'obbiettivo della strategia di controllo sviluppata è quello di ottimizzare al contempo il costo dell'energia consumata dal sistema ed il comfort termico. La strategia sviluppata permette di ottenere un risparmio economico maggiore del 30% e allo stesso tempo non peggiora le condizioni di comfort termico. Questi miglioramenti si devono al fatto che, nel caso in cui è stata implementata la strategia MPC, essa effettua un preriscaldamento dell'edificio rispetto al caso base. Ciò permette una riduzione dei costi, dato che il preriscaldamento avviene in intervalli temporali nei quali il prezzo dell'energia è più basso. Inoltre, implementando la strategia MPC la temperatura di mandata dell'acqua nei terminali di emissione viene ridotta una volta raggiunta la temperatura di setpoint nelle stanze.

Nell'articolo di Park et al. [34] viene sviluppata una strategia per il controllo di un sistema HVAC di un hotel tramite un algoritmo di Reinforcement Learning (RL). L'obbiettivo è quello di ridurre l'energia consumata senza compromettere il comfort termico. A seguito dell'implementazione della strategia si ottiene, rispetto al caso base, una riduzione del consumo energetico del 25% senza causare eccessivo discomfort termico.

Nell'articolo di Ling et al. [35] viene paragonato l'effetto che hanno diverse impostazioni della schedule di temperatura sul consumo energetico e sul comfort termico di un sistema HVAC per il riscaldamento di una scuola. A tal fine, nell'articolo vengono eseguite 64 simulazioni diverse ottenute combinando otto diversi istanti di accensione del sistema HVAC con otto diverse impostazioni della temperatura di ritorno nei terminali di emissione dell'acqua. I risultati mostrano come impostare una temperatura di ritorno inferiore anticipando l'accensione del sistema comporti una riduzione dell'energia consumata, garantendo comunque accettabili livelli di comfort. Viene calcolato un risparmio energetico del 17% rispetto al caso base variando la temperatura di ritorno dell'acqua su base oraria in funzione della temperatura esterna dell'aria.

Nell'articolo di Ascione et al. [36] viene sviluppata ed implementata una strategia MPC per il controllo di un sistema HVAC di un edificio residenziale situato a Napoli per un giorno invernale. L'obbiettivo della strategia è quello di ottimizzare allo stesso tempo il consumo energetico ed il comfort termico: sulla base di quest'obbiettivo, viene definita ogni giorno per il giorno successivo la schedule di temperatura. La strategia di controllo sviluppata permette di ridurre il consumo energetico del 42% e di ottenere una riduzione del discomfort termico rispetto al caso base.

Nell'articolo di Woo Moon et al. [37] viene analizzato l'impatto che hanno diverse strategie di controllo del sistema HVAC di un edificio sul consumo energetico. A tal fine, vengono eseguite diverse simulazioni del modello dell'edificio in cui vengono impostate delle modifiche, rispetto alla schedule di base, della schedule di temperatura nelle stanze. Queste sono:

- La variazione della temperatura di setpoint. Essa può assumere valori compresi fra i 15,6°C ed i 26,7°C nel caso del riscaldamento e fra i 23,3°C ed i 30°C per il raffrescamento;
- La variazione della temperatura di setback. Essa può assumere valori compresi fra i 10°C ed i 21,1°C;
- La variazione del periodo in cui viene impostata la temperatura di setback nella casa. Si considerano tre casi: uno in cui viene mantenuta la temperatura di setpoint costante per tutto l'arco della giornata, uno in cui viene impostata la temperatura di setback solamente da 0:00 alle 6:00 e dalle 22:00 alle 24:00 ed uno in cui viene impostata la temperatura di setback da 0:00 alle 6:00, dalle 9:00 alle 16:00 e dalle 22:00 alle 24:00.

I risultati delle simulazioni mostrano che l'impostazione di una temperatura di setback appropriata permette una riduzione significativa del consumo energetico del sistema HVAC, sia nel caso del riscaldamento che nel caso del raffrescamento.

Nell'articolo di Marantos et al. [38] viene sviluppato ed implementato un sistema per il controllo di un sistema HVAC basato su un algoritmo di Reinforcement Learning. L'obbiettivo della strategia di controllo è quello di ottimizzare al contempo l'energia consumata ed il comfort termico. Per la stagione invernale, in seguito all'implementazione della strategia sviluppata, si ottiene una riduzione dell'energia consumata del 28,4% ed un aumento del discomfort termico del 3,9% rispetto al caso base.

Nell'articolo di Ascione et al. [39] viene sviluppato un algoritmo genetico per la definizione di una schedule di temperatura che ottimizzi allo stesso tempo l'energia consumata e il comfort termico. La

tipologia di edificio considerato nell'articolo è rappresentativa di buona parte del parco immobiliare italiano (costituito principalmente da case costruite fra il 1961 ed il 1975), caratterizzato da bassi livelli di isolamento termico. Le simulazioni vengono eseguite per 4 diverse città, ovvero: Palermo, Napoli, Firenze e Milano, al fine di investigare l'effetto di diverse zone climatiche. Dai risultati delle simulazioni emerge che è possibile, implementando le schedule trovate, ridurre il consumo energetico dell'edificio senza penalizzare eccessivamente il comfort termico per tutte le città prese in considerazione. Il massimo risparmio di energia si ha nel caso della città di Palermo: questo è pari al 34%. Nel caso di Milano invece si ottiene una riduzione del consumo energetico del 6%, che risulta essere minima rispetto alle altre città.

### 1.6 Descrizione dell'obbiettivo del lavoro di Tesi

Dall'analisi della letteratura scientifica emerge che l'implementazione di strategie di controllo avanzate di un sistema HVAC permette di ottenere sostanziali benefici in termini di riduzione dell'energia consumata o riduzione del costo dell'energia consumata, mantenendo al contempo un livello di comfort termico adeguato o addirittura migliore rispetto al caso base. L'entità di tali miglioramenti dipende fortemente dal caso studio analizzato.

L'obbiettivo del presente lavoro di Tesi è determinare, a seguito dell'implementazione di modifiche della schedule di temperatura di setpoint nelle stanze della casa considerata come caso studio, il potenziale di riduzione dell'energia consumata per il riscaldamento e/o miglioramento del livello di comfort termico rispetto al caso in cui viene implementata la schedule di riferimento. Inoltre, verrà analizzato l'impatto che hanno le modifiche implementate sul profilo della potenza termica generata dal sistema HVAC, in relazione al tema della flessibilità energetica. Verrà discusso cioè qualitativamente come e quanto si possa variare, con le modifiche impostate, il profilo di potenza generata dal sistema HVAC al fine di caratterizzare la flessibilità energetica dell'edificio considerato e l'impatto che hanno tali modifiche sull'energia consumata e sul comfort termico. Sebbene nel caso studio considerato l'impianto di generazione dell'energia termica non consumi energia elettrica e non si hanno quindi benefici derivanti dall'implementazione di eventi di Demand Response, i risultati ottenuti valgono comunque per tipologie di edificio simili a quello analizzato oppure per lo stesso edificio ipotizzando di sostituire l'impianto di generazione con uno che consumi energia elettrica.

## **CAPITOLO 1: Descrizione del caso studio**

Il caso studio considerato è un appartamento, situato al quinto piano di un condominio a Torino, Piemonte.

L'appartamento è formato da un solo piano ed è costituito da sei stanze, riportate di seguito:

- Il soggiorno;
- Una camera da letto;
- Il bagno;
- La sala da pranzo;
- Due ripostigli (nel modello che verrà costruito dell'appartamento, questi verranno identificati dal nome "Storage 1" e "Storage 2").

Nella figura 8, riportata nella prossima pagina, è rappresentata la pianta dell'appartamento ottenuta dal modello costruito su Designbuilder.

Le aree del pavimento, l'altezza ed il volume delle stanze della casa sono riportate di seguito:

Stanza:	$A_{\rm f} [m^2]$	h [m]	V [m <sup>3</sup> ]
Sala da pranzo	14.04	3	42.12
Camera da letto	15.07		45.21
Soggiorno	25.36		76.08
Bagno	8.44		25.32
Storage 1	0.68		2.04
Storage 2	1.16		3.48
Totale	64.75		194.25

Tabella 2: area del pavimento, altezza e volume delle stanze dell'appartamento considerato



Figura 9: Pianta dell'edificio considerato

Di seguito si riporta la stratigrafia delle mura esterne, delle mura interne e del pavimento ed i relativi principali parametri fisici degli strati di cui sono costituiti, ovvero: lo spessore s, la conducibilità termica  $\lambda$ , il calore specifico a pressione costante c<sub>p</sub>, la densità  $\rho$  e la trasmittanza termica di tutti gli strati U. Gli strati vengono riportati da quello più interno a quello più esterno:

Mura esterne:					
Strato:	s [m]	λ	Cp	ρ	U
		[W/(m·K)]	[J/(kg·K)]	$[kg/m^3]$	$[W/(m^2 \cdot K)]$
Cartongesso	0.015	0.25	1000	900	1.181
Mattone - aerato	0.08	0.3	840	1000	
Strato d'aria	0.1	0.026	1000	1	
Mattone	0.12	0.72	840	1920	
Intonaco cementizio	0.01	0.72	840	1760	
Piastrelle di cemento	0.015	1.5	1000	2100	

Tabella 3: Stratigrafia delle mura esterne e relativi parametri fisici

Tabella 4: Stratigrafia delle mura interne e relativi parametri fisici

Mura interne: Strato:	s [m]	λ [W/(m·K)]	c <sub>p</sub> [J/(kg·K)]	ρ [kg/m <sup>3</sup> ]	U [W/(m <sup>2</sup> ·K)]
Cartongesso	0.015	0.25	1000	900	1.317
Mattone aerato	0.12	0.3	840	1000	
Cartongesso	0.015	0.25	1000	900	

Tabella 5: Stratigrafia del pavimento e relativi parametri fisici

<b>Pavimento:</b>					
Strato:	s [m]	λ	ср	ρ	U
		[W/(m·K)]	$[J/(kg \cdot K)]$	$[kg/m^3]$	$[W/(m^2 \cdot K)]$
Piastrelle di	0.015	0.8	850	1700	1.043
ceramica					
Magrone	0.05	0.2	835	2000	
Solaio aerato	0.22	0.667	835	964	
Gesso cementizio	0.015	0.42	840	1200	

Le finestre sono costituite dal vetro, dalla cornice e dal divisore centrale. Nell'edificio considerato sono presenti 6 finestre: una nel soggiorno, una nella camera da letto, due nel bagno e due nella sala da pranzo. Di seguito si riportano l'area ed i parametri fisici, ovvero la trasmittanza termica degli elementi della finestra U, degli elementi che costituiscono le finestre presenti nell'edificio:

<b>Finestre:</b> Finestre:	$A_g \left[m^2 ight]$	$A_{f}\left[m^{2}\right]$	$A_d \left[m^2\right]$	Ug [W/(m <sup>2</sup> ·K)]	$U_{\rm f}$ [W/(m <sup>2</sup> ·K)]	$U_{d}$ [W/(m <sup>2</sup> ·K)]
Soggiorno	1.43	0.64	0.29	1.493	9.5	9.5
Camera	2.35	0.78	0.28			
Bagno, 1	0.49	0.41	0			
Bagno, 2	0.62	0.79	0			
Sala da	0.68	0.45	0.12			
pranzo, 1						
Sala da	1.1	1	0.22			
pranzo, 2						

Tabella 6: Finestre della casa. Aree e parametri fisici dei componenti

#### 2.1 Sistema HVAC

Come si vede dai valori considerati per le trasmittanze termiche delle mura esterne e delle finestre, l'edificio è poco isolato. Ci si attende quindi che l'edificio consumi molta energia per il riscaldamento nel periodo in cui quest'ultimo è necessario.

Per quanto riguarda il sistema HVAC dell'edificio, l'edificio preso in considerazione è collegato ad una rete di teleriscaldamento. I terminali di emissione che distribuiscono il calore nelle stanze sono dei radiatori. Di seguito vengono riportati la temperatura di mandata  $T_{w,m}$  e la temperatura di ritorno  $T_{w,r}$  dell'acqua nei radiatori in condizioni di progetto:

$$T_{w,m} = 80^{\circ}\text{C}$$
  
 $T_{w,r} = 60^{\circ}\text{C}$ 

Nel capitolo successivo, verrà descritto il procedimento per il dimensionamento dei radiatori nelle stanze della casa, in quanto non è disponibile la taglia di questi dai dati tecnici disponibili.

## **CAPITOLO 2: Procedimenti**

Nel primo paragrafo del presente capitolo si riporta la procedura usata per dimensionare i radiatori per tutte le stanze della casa. Nel paragrafo successivo, viene descritto il procedimento usato per creare il modello dell'appartamento considerato su DesignBuilder/EnergyPlus; nel paragrafo che segue quest'ultimo, viene spiegato il processo usato per eseguire l'analisi parametrica dei parametri presi in considerazione (descritti in questo paragrafo) ed infine nell'ultimo paragrafo viene spiegato il procedimento usato per determinare la relazione che lega la frazione radiativa dei radiatori FR alla temperatura media dell'acqua fluente nei radiatori T<sub>w</sub>.

#### 3.1 Dimensionamento dei radiatori

Per dimensionare i radiatori nelle stanze della casa, è necessario determinare le potenze di picco per il riscaldamento in ogni zona della casa P<sub>picco</sub>. A tal fine, sono stati creati dei fogli di calcolo nei quali sono implementati i calcoli per la determinazione di tali potenze di picco. Di seguito, verrà illustrato il procedimento impiegato per la stanza del soggiorno:

- Si deve innanzitutto determinare la superficie del pavimento A<sub>f</sub>, l'altezza h e le superfici esterne S<sub>ext</sub> della stanza. L'altezza delle stanze della casa è riportata di seguito:

$$h = 3 m$$

Mentre per il soggiorno, l'area del pavimento e le superfici esterne assumono il seguente valore:

$$\begin{split} A_f &= 29,27 \ m^2 \\ A_{ext,1} &= 1,26 \ m^2 \\ A_{ext,2} &= 10,81 \ m^2 \\ A_{ext,3} &= 2,62 \ m^2 \\ A_{ext,4} &= 1,51 \ m^2 \\ A_{ext,5} &= 3,93 \ m^2 \\ A_{ext,tot} &= A_{ext,1} + A_{ext,2} + A_{ext,3} + A_{ext,4} + A_{ext,5} = 20,13 \ m^2 \end{split}$$

Si calcola il volume della stanza V con la seguente equazione:

$$V = A_f \cdot h = 87,81 \ m^3 \tag{5}$$

Per quanto riguarda le finestre, si riportano di seguito il valore della superficie del vetro  $A_w$ , della cornice  $A_f$  e del divisore  $A_d$  e le relative trasmittanze termiche  $U_w$ ,  $U_f$  e  $U_d$  (il valore delle trasmittanze termiche è lo stesso per tutte le finestre della casa, dato che sono tutte della medesima tipologia):

Tab	oella 7: Finestra	del soggiorno.	Aree e parametri f	isici dei componen	ti
<b>Finestra 1:</b> A <sub>g</sub> [m <sup>2</sup> ]	$A_{\rm f}\left[m^2 ight]$	$A_d [m^2]$	U <sub>g</sub> [W/(m <sup>2</sup> ·K)]	$U_{\rm f}$ [W/(m <sup>2</sup> ·K)]	$U_{d}$ [W/(m <sup>2</sup> ·K)]
1.43	0.64	0.29	1.493	9.5	9.5

La differenza fra la superficie esterna totale A<sub>ext,tot</sub> e la totale superficie delle finestre viene indicata

col simbolo Aop e si calcola con la seguente equazione:

$$A_{op} = A_{ext,tot} - A_g - A_f - A_d = 17,77 \ m^2 \tag{6}$$

Si fissa il valore del calore specifico a pressione costante dell'aria  $c_{p,air}$ , la densità dell'aria  $\rho_{air}$ , il valore assunto per la temperatura dell'aria esterna in condizioni di progetto  $t_e$ , la temperatura dell'aria all'interno della stanza  $t_i$  ed il tasso di ricambio dell'aria n:

$$c_{p,air} = 1007 \frac{J}{kg \cdot K}$$

$$\rho_{air} = 1,225 \frac{kg}{m^3}$$

$$t_e = -5^{\circ}C$$

$$t_i = 20^{\circ}C$$

$$n = 0,5 h^{-1}$$

#### 3.1.1 Calcolo delle perdite termiche per trasmissione $P_t$

Per il calcolo delle perdite termiche per trasmissione attraverso le finestre  $P_{t,w}$  si usa la seguente equazione:

$$P_{t,w} = (U_g A_g + U_f A_f + U_d A_d)(t_i - t_e) [W]$$
(7)

Mentre per determinare le perdite termiche per trasmissione attraverso le superfici opache  $P_{t,op}$  si usa la seguente equazione:

$$P_{t,op} = UA_{op}(t_i - t_e)[W]$$
(8)

Dove U è il valore della trasmittanza termica delle mura esterne dell'edificio, uguale a:

$$U = 1,181 \ \frac{W}{m^2 \cdot K}$$

Le perdite termiche per trasmissione sono date dalla somma delle perdite attraverso le finestre e delle perdite attraverso le superfici opache. Di seguito si riporta il valore ottenuto nel caso del soggiorno:

$$P_t = P_{t,w} + P_{t,op} = 798,91 W$$

#### 3.1.2 Calcolo delle perdite termiche per ventilazione $P_{\nu}$

Di seguito si riporta l'equazione per il calcolo delle perdite termiche per ventilazione  $P_v$  ed il valore ottenuto per il soggiorno:

$$P_{\nu} = \frac{\rho_{air} n V c_{p,air}(t_i - t_e)}{3600} = 376,112 \, W \tag{9}$$

## 3.1.3 Calcolo della potenza di picco e della portata di acqua per il soggiorno, potenze e portate ottenute per tutte le stanze della casa

La potenza di picco  $P_p$  è pari alla somma delle perdite per ventilazione e di quelle per trasmissione incrementata del 30%. Nel caso del soggiorno si ottiene il seguente valore:

$$P_p = 1,3 \cdot (P_t + P_v) = 1527,53 \, W \tag{10}$$

Per il calcolo delle potenze di picco delle altre stanze, si procede nello stesso modo appena descritto. Si ottengono quindi i seguenti valori per le potenze di picco di ciascuna stanza della casa:

Stanze:	P <sub>p</sub> [W]
Storage 1	400
Storage 2	400
Soggiorno	3200
Sala da pranzo	2900
Camera	2700
Bagno	1900
Totale:	11500

Tabella 8: Potenza di picco del sistema HVAC per le stanze della casa e potenza di picco totale

Il valore riportato precedentemente per le potenze di picco di ciascuna stanza è diverso da quello calcolato con il metodo in precedenza descritto: tali valori sono stati ottenuti a seguito delle simulazioni del modello dell'edificio su EnergyPlus. Usando i valori ottenuti dal calcolo della potenza di picco i radiatori nelle stanze risultano sottodimensionati: infatti, nella settimana più fredda dell'anno, non è possibile raggiungere nelle stanze le condizioni di comfort (ovvero raggiungere una temperatura dell'aria di 20°C) entro un intervallo temporale accettabile per tutte le stanze. I valori sopra riportati per le potenze di picco sono quelli minimi per cui si riesce ad arrivare alle condizioni di comfort nelle stanze entro intervalli temporali accettabili, ovvero entro venti minuti. Il motivo per cui i valori calcolati per le potenze di picco nelle stanze risultano inferiori rispetto a quelli necessari determinati sulla base dei risultati di simulazioni è che nelle condizioni di picco dell'edificio, che corrisponde ai primi minuti in cui i radiatori iniziano a riscaldare le stanze della casa la mattina dopo che il sistema viene spento la notte, la temperatura delle stanze è piuttosto bassa, visto che l'edificio è poco isolato termicamente. Perciò, per aumentare la temperatura dell'aria nelle stanze fino a raggiungere i 20°C, è richiesta una potenza dei radiatori maggiore rispetto a quella calcolata.

I radiatori sono dimensionati sulla base delle potenze di picco determinate.

Per calcolare la portata nominale dell'acqua m<sub>w,nom</sub> si usa la seguente equazione:

$$m_{w,nom} = \frac{P_p}{c_{p,w}\Delta t} \left[\frac{kg}{s}\right]$$
(11)

Dove  $\Delta t$  è la differenza di temperatura nominale dell'acqua fluente nei radiatori e  $c_{p,w}$  è il calore specifico a pressione costante dell'acqua:

$$\Delta t = 80 - 60 = 20^{\circ} \text{C}$$
$$c_{p,w} = 4187 \frac{J}{kg \cdot K}$$
Di seguito si riportano le portate nominali dell'acqua fluente nei radiatori delle stanze della casa:

Stanze:	m <sub>w</sub> [kg/s]
Storage 1	0.0048
Storage 2	0.0048
Soggiorno	0.0381
Sala da pranzo	0.0345
Camera	0.0321
Bagno	0.0226

Tabella 9: Portata di massa nominali dell'acqua fluenti nei radiatori delle stanze della casa

### 3.2 Costruzione del modello dell'appartamento su DesignBuilder/EnergyPlus

Per la definizione della geometria dell'edificio, della stratigrafia dei muri e pavimento e del sistema HVAC viene usato il software DesignBuilder; successivamente, le simulazioni vengono eseguite dal software EnergyPlus.

Il sistema HVAC del modello dell'edificio viene costruito nella scheda "HVAC System" di DesignBuilder. Nelle figure 10 e 11, riportate di seguito, sono rappresentati rispettivamente il modello del sistema HVAC lato sorgente ed il modello del sistema lato richiesta. Il primo di questi è costituito dall'insieme dei componenti necessari per la produzione dell'energia termica e la distribuzione dell'acqua per il riscaldamento; il secondo invece è costituito dai terminali di emissione dell'edificio.

Per quanto riguarda il modello lato sorgente, come si vede in figura 10 questo è costituito dai seguenti componenti:

- La centrale di teleriscaldamento. Ad essa viene assegnata una potenza fittizia di 1 MW, maggiore quindi della potenza di picco dell'edificio: si considera quindi che la rete di teleriscaldamento sia sempre in grado di fornire la potenza termica necessaria per il riscaldamento dell'edificio;
- La pompa per la circolazione dell'acqua. Di seguito vengono riportati i valori utilizzati per la prevalenza h e per l'efficienza η della pompa:

$$h = 18,33 m$$
  
 $\eta = 90\%$ 

La portata nominale della pompa e la potenza vengono calcolate automaticamente dal software di simulazione una volta che vengono eseguite le simulazioni.

Si ipotizza che la temperatura di mandata dell'acqua ai radiatori venga mantenuta costante e pari ad 80°C in ogni condizione di carico in quanto il condominio è connesso alla rete di teleriscaldamento.

Per quanto riguarda il modello lato richiesta, come si vede in figura 10 esso è costituito dai terminali di emissione, ovvero i radiatori. In ogni stanza della casa, viene assegnata la potenza di progetto dei radiatori  $P_{nom}$ , la temperatura media nominale dell'acqua fluente nei radiatori  $T_{w,nom}$ , la portata nominale  $m_{w,nom}$  e la frazione radiativa FR. Per tutti i radiatori della casa,  $T_w$  e FR sono pari a:

$$T_{w,nom} = 70^{\circ}\text{C}$$
  
 $FR = 35\%$ 

Il valore scelto per la temperatura media dell'acqua fluente nei radiatori  $T_w$  comporta che la temperatura di mandata e quella di ritorno dell'acqua siano rispettivamente pari a 80°C e 60°C: questi sono valori tipici per radiatori installati per abitazioni simili a quella considerata come caso studio. La frazione radiativa è pari al 35%: questo è un valore tipico per queste tipologie di terminali di emissione. Infine, la portata d'acqua nominale viene calcolata nel paragrafo "Dimensionamento dei radiatori" del presente Capitolo.

La portata d'acqua nominale  $m_{w,nom}$  e la potenza nominale  $P_{nom}$  dei radiatori sono diverse per ogni stanza. Viene riportato quindi in ogni stanza il valore determinato precedentemente per la portata nominale dell'acqua e la potenza.



Figura 10: Schema del modello del sistema HVAC del modello lato sorgente



Figura 11: Schema del modello del sistema HVAC lato richiesta

Per quanto riguarda la definizione della schedule di temperatura nelle stanze occupate, essa viene inserita nella sezione "Gruppo di Zone" della scheda del sistema HVAC. Questa schedule, uguale per tutte le stanze, verrà definita nel paragrafo successivo.

Costruito il modello dell'edificio e del relativo sistema HVAC, viene eseguita la simulazione di questo su EnergyPlus. Il profilo di temperatura dell'aria ottenuto in quattro stanze della casa per il periodo che va dal 23 al 25 Gennaio (tre giorni della settimana più fredda dell'anno) viene riportato nella prossima pagina:



Figura 12: Profilo della temperatura dell'aria per quattro stanze della casa nel periodo dal 23 al 25 Gennaio

Come si può vedere, il modello del sistema HVAC costruito risulta correttamente dimensionato e la schedule di temperatura nelle stanze viene rispettata.

# 3.3 Analisi parametrica dei parametri relativi alla schedule del termostato

L'analisi parametrica del caso studio preso in considerazione è relativa alla variazione della schedule del termostato per ciascuna stanza della casa rispetto al caso base e della temperatura media dell'acqua fluente nei radiatori delle diverse stanze. Definiti i parametri usati per l'analisi parametrica si determinerà, eseguite le simulazioni su Energyplus, l'influenza che tali parametri hanno sui consumi energetici della casa e sul comfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa.

L'obiettivo è quello determinare se è possibile ridurre il consumo energetico della casa garantendo al contempo un accettabile livello di comfort o viceversa migliorare sostanzialmente il comfort termico con consumi energetici simili rispetto al caso base: particolare attenzione verrà destinata ai casi in cui è possibile ridurre allo stesso tempo sia il discomfort termico che i consumi energetici.

I parametri che vengono presi in considerazione per l'analisi parametrica del caso studio preso in considerazione sono i seguenti:

 La temperatura di setpoint T<sub>sp</sub> [°C], ovvero la temperatura dell'aria impostata nelle stanze della casa durante le ore di occupazione. Questa può assumere valori compresi fra 18°C e 23°C con passo di 1°C:

$$T_{sp} = [18\ 19\ 20\ 21\ 22\ 23]$$
 °C

La temperatura di setback T<sub>sb</sub> [°C], ovvero la temperatura dell'aria nelle stanze della casa impostata durante le ore in cui i radiatori non sono attivi. Questa può assumere valori compresi fra 10°C e 18°C con passo di 2°C:

$$T_{sb} = [10\ 12\ 14\ 16\ 18]$$
 °C

Si noti che nel caso in cui la temperatura dell'aria sia sempre maggiore della temperatura di setback, nelle ore diverse da quelle di occupazione, l'impostazione della temperatura di setback non comporta nessuna variazione nel profilo di temperatura.

- La rampa [min], un parametro che caratterizza il profilo temporale della temperatura nell'intervallo nel quale la temperatura dell'aria nelle stanze passa dal valore assunto prima delle ore di occupazione alla temperatura di setpoint, per i primi minuti delle ore di occupazione di mattina e di sera (la schedule di base della casa verrà definita in seguito). Il profilo temporale della temperatura impostato per diverse rampe è lineare. Questa può assumere valori compresi tra 0 e 100 minuti con passo di 20 minuti:

Si noti che, nei casi in cui la rampa è diversa dai 0 minuti (caso che corrisponde al passaggio più veloce possibile alla temperatura di setpoint all'inizio delle ore di occupazione), l'istante in cui la temperatura dell'aria viene aumentata dal valore assunto prima delle ore di occupazione al valore di setpoint viene anticipato di un intervallo temporale pari al valore della rampa. Di conseguenza, se nel caso base la mattina i radiatori vengono attivati alle 9:00, impostando ad esempio una rampa di 60 minuti senza variare gli altri parametri la caldaia viene accesa alle 8:00 ma con carico ridotto rispetto al caso base; la temperatura di setpoint viene raggiunta comunque alle 9:00. In sostanza, il passaggio dalla temperatura di setback a quella di setpoint nelle stanze avviene in modo più graduale nel caso in cui viene impostata una rampa di 60 minuti rispetto al caso base.

- Il delay [min], che determina l'istante iniziale in cui la temperatura dell'aria passa dal valore assunto prima delle ore di occupazione alla temperatura di setpoint. La schedule, nelle ore mattutine e pomeridiane, può essere anticipata o posticipata per un massimo di 60 minuti con passo di 10 minuti nelle varie simulazioni:

$$Delay = [-60, -50, -40, -30, -20, -10, 0, 10, 20, 30, 40, 50, 60] min$$

Se ad esempio viene impostato un delay di -30 minuti, la schedule mattutina e quella pomeridiana vengono anticipate di 30 minuti. Quindi, se la schedule base prevede di imporre la temperatura di setpoint dalle 9:00 alle 12:00 la mattina e dalle 18:00 alle 21:00 la sera, nel caso in cui il delay è impostato a -30 minuti nella nuova schedule la temperatura di setpoint sarà impostata nelle stanze dalle 8:30 alle 12:00 e dalle 17:30 alle 21:00. Nel caso con delay di 0 minuti la schedule rimane invariata rispetto al caso base.

Si noti che gli effetti della rampa e del delay sulla schedule del termostato possono combinarsi fra loro e determinare così una variazione sostanziale nell'impostazione della schedule nelle varie simulazioni. Prendendo in considerazione ad esempio il caso in cui sia abbia un delay di -30 minuti ed una rampa di 40 minuti l'istante, della mattina e del pomeriggio, nel quale i radiatori iniziano a riscaldare le stanze è anticipato di 30 + 40 = 70 minuti (cioè, 1 ora e 10 minuti) rispetto alla schedule base.

Prendendo in considerazione quindi l'effetto combinato della rampa e del delay, l'istante in cui i radiatori iniziano a riscaldare le stanze può essere al più anticipato di 60 + 100 = 160 minuti (ovvero di 2 ore e 40 minuti) rispetto al caso base e può essere al più posticipato di 60 minuti. Si noti che nel caso che comporta la massima posticipazione della schedule del termostato la rampa è di 0 minuti, perché per come è stata definita quest'ultima impostandone una maggiore la schedule viene anticipata. Quindi, se la schedule base del termostato prevede di definire il valore della temperatura di setpoint dalle 9:00 alle 12:00, nel caso che corrisponde alla massima anticipazione l'istante in cui i radiatori iniziano a riscaldare le stanze sarà alle 6:20, la temperatura di setpoint viene raggiunta alle 8:00 e viene mantenuta fino alle 12:00. Nel caso con massima posticipazione, che comporta come detto prima di impostare un delay di 60 minuti ed una rampa di 0 minuti, la temperatura di setpoint viene mantenuta dalle 10:00 alle 12:00.

Tutte le combinazioni a partire dai vettori di parametri appena descritti sono state simulate per l'appartamento caso-studio. A partire dai risultati delle simulazioni effettuate su Energyplus, per ogni simulazione si calcola l'energia totale consumata nella casa  $E_{tot}$ , il discomfort calcolato rispetto alla temperatura dell'aria disc<sub>air</sub> ed il discomfort calcolato rispetto alla temperatura operativa disc<sub>op</sub>. Per quanto riguarda il discomfort calcolato rispetto alla temperatura operativa, esso viene calcolato sia per tutte le 24 ore (disc<sub>op,tot</sub>) sia solamente durante le ore di occupazione (disc<sub>op,occ,tot</sub>): quest'intervallo temporale (quello relativo alle ore di occupazione) verrà definito successivamente.

- La frazione radiativa dei radiatori FR [%], che determina il rapporto fra la potenza termica radiativa e la potenza termica totale emessa dai radiatori:

$$FR = \frac{q_{rad}}{q_{tot}} = \frac{q_{rad}}{(q_{rad} + q_{conv})}$$
(12)

Nell'equazione precedente  $q_{rad}$  [W] è la potenza radiativa generata dal radiatore,  $q_{conv}$  [W] è la potenza termica convettiva e  $q_{tot}$  [W] la potenza termica totale, pari alla somma della potenza radiativa e di quella convettiva.

Tale parametro dipende principalmente dall'emissività  $\varepsilon$  e dalla temperatura media dell'acqua circolante nei radiatori T<sub>w,mean</sub>. In particolare, una volta definita l'emissività dei radiatori usati per riscaldare le stanze, la frazione radiativa è funzione principalmente della temperatura media dell'acqua.

I valori scelti nelle simulazioni per la frazione radiativa sono i seguenti: 20%, 35% e 50%:

$$FR = [20, 35, 50] \%$$

Come scritto precedentemente, l'impostazione di una determinata frazione radiativa determina la temperatura dell'acqua media fluente nei radiatori. Nel paragrafo successivo di questo Capitolo, si determineranno le temperatura medie dell'acqua circolante nei radiatori correlate rispettivamente ad una frazione radiativa del 20%, del 35% e del 50%.

Le simulazioni vengono eseguite su Energyplus per gli 8 giorni più freddi dell'anno nel caso studio considerato, ovvero dal 23 Gennaio al 30 Gennaio. Per ognuna delle simulazioni eseguite l'insieme dei valori assunti dai parametri definiti in precedenza è univoco e caratterizza quella specifica simulazione rispetto alle altre. Il numero di simulazioni eseguite è quindi pari al prodotto fra il numero dei valori che può assumere ciascuno di tali parametri fra di loro; questo risulta essere pari a 7020.

Da questo punto in poi, le simulazioni prese in considerazione verranno identificate ciascuna dall'insieme dei specifici valori assunti dai già citati parametri: ognuna di esse verrà identificata da una stringa di questo tipo:

 $T_{sp}$ \_ $T_{sb}$ \_Rampa\_Delay\_FR

Ad esempio, la simulazione 21\_14\_6\_3\_35 è la simulazione in cui:

$$T_{sp} = 21^{\circ}\text{C}$$
  
 $T_{sb} = 14^{\circ}\text{C}$   
 $Rampa = 60 \text{ min}$   
 $Delay = 30 \text{ min}$   
 $FR = 35\%$ 

La schedule di base dell'impianto di riscaldamento prevede di mantenere la temperatura di setpoint durante le ore di occupazione, che vanno dalle 9:00 alle 12:00 e dalle 18:00 alle 23:00. Qui sotto si riporta il profilo di temperatura nel caso base:



Figura 13: Profilo della temperatura dell'aria nelle stanze nel caso base

Inoltre nel caso base si assumono i seguenti valori per la temperatura di setpoint  $T_{sp}$ , la temperatura di setback  $T_{sb}$  e per la frazione radiativa FR:

$$T_{sp} = 20$$
°C  
 $T_{sb} = 10$ °C  
 $FR = 35\%$ 

Si noti che imporre una temperatura di setback di 10°C nel caso base non ha impatto sul profilo della temperatura dell'aria per le stanze della casa dato che la temperatura minima raggiunta nelle stanze durante le ore di setback risulta sempre superiore a 10°C. Di conseguenza, nel caso base, durante le ore diverse da quelle di occupazione, viene spento l'impianto di riscaldamento.

Una volta eseguite tutte le simulazioni, è stato creato uno script sul software MATLAB avente i seguenti scopi:

- Calcolo dell'energia consumata dai radiatori per riscaldare ogni stanza. Prendendo in considerazione ad esempio il soggiorno, si usa la seguente equazione:

$$E_{tot,soggiorno} = \sum_{\substack{i=1\\i=1}}^{1152} q_{tot,soggiorno,i} \Delta \tau_i = \frac{600 \sum_{i=1}^{1152} q_{tot,soggiorno,i}}{3600000} = \frac{\sum_{i=1}^{1152} q_{tot,soggiorno,i}}{6000} [kWh]$$
(13)

Dove  $q_{tot,soggiorno,i}$  è la potenza generata dal radiatore nel soggiorno nell'i-esimo timestep e  $\Delta \tau_i$  è il timestep usato nella simulazione: questo è costante e pari a 10 minuti. Si esegue la sommatoria per tutti i timestep della simulazione, ovvero 1152.

L'energia consumata per tutta la casa Etot è pari alla somma dell'energia consumata in ogni stanza:

$$E_{tot} = E_{tot,soggiorno} + E_{tot,camera} + E_{tot,pranzo} + E_{tot,bagno} + E_{tot,s1} + E_{tot,s2} [kWh]$$
(14)

Si calcola l'energia consumata nelle stanze e l'energia totale consumata nella casa per tutte le simulazioni.

Calcolo del discomfort termico sulla temperatura operativa per la sala da pranzo, il soggiorno e la camera: il calcolo non viene effettuato per le altre zone in quanto queste non sono occupate per buona parte della giornata. Il discomfort termico viene calcolato sia per tutte le ore della giornata (disc<sub>op,stanza</sub>) sia solamente durante le ore di occupazione (disc<sub>op,occ,stanza</sub>). Per poter determinare tale parametro è necessario anzitutto definire la schedule giornaliera che corrisponde al comfort termico. Con riferimento alla schedule base, si sceglie un valore della temperatura operativa di comfort per le ore di occupazione pari a 21°C e per le altre ore pari a 18°C. Di seguito è riportata la schedule della temperatura operativa di comfort:



Figura 14: Schedule della temperatura operativa di comfort per le stanze occupate della casa

Il discomfort termico relativo alla temperatura operativa viene usato per determinare in tutte le simulazioni la distanza dalle condizioni di comfort. Esso è definito come l'integrale calcolato per tutti i giorni di simulazione della differenza fra la schedule della temperatura operativa di comfort appena definita e il profilo temporale della temperatura operativa ottenuto nelle diverse simulazioni. Questo parametro viene calcolato solamente per le stanze occupate della casa, ovvero: il soggiorno, la camera e la sala da pranzo.

Mentre disc<sub>op,stanza</sub> viene calcolato per tutte le ore della giornata, disc<sub>op,occ,stanza</sub> viene calcolato solamente durante le ore di occupazione, che vanno dalle 9:00 alle 12:00 e dalle 18:00 alle 23:00. Prendendo come riferimento il soggiorno, le equazioni usate per calcolare questi due parametri sono riportate di seguito:

$$disc_{op,sogg} = \sum_{i=1}^{1152} (T_{op,comf,i} - T_{op,i}) \cdot \Delta \tau_i = \frac{\sum_{i=1}^{1152} (T_{op,comf,i} - T_{op,i})}{6} [^{\circ} C \cdot h] \quad (15)$$

$$disc_{op,occ,sogg} = \sum_{i=1}^{384} (21 - T_{op,i}) \cdot \Delta \tau_i = \frac{\sum_{i=1}^{384} (21 - T_{op,i})}{6} [^{\circ} \mathbf{C} \cdot h]$$
(16)

Dove  $T_{op,comf,i}$  è la temperatura operativa di comfort nell'i-esimo timestep,  $T_{op,i}$  è la temperatura operativa effettivamente ottenuta nell'i-esimo timestep e  $\Delta \tau_i$  è il timestep della simulazione, pari a 10 minuti. Il discomfort termico viene calcolato solo negli intervalli temporali in cui la temperatura

operativa è effettivamente inferiore rispetto al valore relativo alla schedule di comfort (21°C per le ore di occupazione e 18°C per le altre ore); nei casi in cui ciò non avviene, ovvero quando la temperatura operativa supera il valore definito dalla schedule di comfort, il discomfort relativo a tali intervalli temporali viene impostato pari a 0. Di conseguenza, disc<sub>op</sub> e disc<sub>op,occ</sub> tengono conto solo delle ore nelle quali la temperatura operativa è inferiore a quella di comfort.

Si noti che per il primo parametro, calcolato per tutte le 24 ore della giornata, si esegue la sommatoria per tutte i timestep della simulazione, ovvero 1152, mentre per il secondo parametro, calcolato solo per le 8 ore di occupazione della giornata si esegue la sommatoria solo per i timestep relativi alle ore di occupazione, ovvero 384.

I valori di disc<sub>op,stanza</sub> ottenuti per le tre stanze vengono sommati fra di loro al fine di ottenere il valore di questo parametro relativo a tutta la casa disc<sub>op,tot</sub>; lo stesso discorso vale per disc<sub>op,occ,tot</sub>, calcolato per le tre stanze della casa.

- Determinazione, per ognuno dei parametri descritti in precedenza, dei valori medi ottenuti per ogni simulazione dell'energia totale consumata dai radiatori E<sub>tot</sub>, dei valori del discomfort termico sulla temperatura operativa disc<sub>op,tot</sub> e disc<sub>op,occ,tot</sub>, del profilo della temperatura operativa nei giorni di simulazione T<sub>op</sub> e del profilo della potenza termica generata dai radiatori in tutta la casa nei giorni di simulazione q<sub>tot</sub>. In seguito si descriverà l'impatto che tali parametri hanno sull'energia consumata dai radiatori e sul discomfort termico;
- Determinazione delle simulazioni che corrispondono ad un miglioramento rispetto al caso base per quanto riguarda l'energia consumata dai radiatori ed il comfort termico: si devono selezionare le simulazioni che permettono di ridurre l'energia consumata dai radiatori e/o migliorare il comfort termico rispetto al caso base. A tal fine, fra tutte le simulazioni eseguite, si troveranno dapprima quelle per cui il consumo energetico risulta maggiore al più del 5% rispetto al caso base e successivamente le simulazioni per cui il discomfort termico calcolato rispetto alle ore di occupazione risulta maggiore al più del 10% rispetto al caso base. Nel primo caso l'obbiettivo è quello di determinare quali simulazioni permettono di conseguire un miglioramento sostanziale del comfort termico nelle stanze occupate con consumi energetici paragonabili rispetto al caso base quando non inferiori, mentre nel secondo la finalità è quella di trovare le simulazioni che, con un simile livello di comfort termico rispetto al caso base se non migliore, permettono di ridurre sostanzialmente l'energia consumata dai radiatori. Infine, si determineranno le simulazioni che permettono al contempo di ridurre il consumo energetico ed il discomfort termico della casa rispetto al caso base, se ciò è possibile.

Fra le simulazioni si analizzeranno prima quelle caratterizzate dalla stessa frazione radiativa del caso base, ovvero del 35% e successivamente si indagherà l'effetto della frazione radiativa sui risultati.

Una volta determinate queste simulazioni, verrà discusso il motivo per cui è possibile ottenere un miglioramento rispetto al caso base in queste simulazioni. L'energia totale consumata  $E_{tot}$ , il discomfort termico calcolato sulle 24 ore disc<sub>op,tot</sub> ed il discomfort termico calcolato solamente durante le ore di occupazione disc<sub>op,occ,tot</sub> nel caso base sono pari a:

$$E_{tot} = 233,83 \ kWh$$
$$disc_{op,tot} = 1766,68 \ ^{\circ}\text{C} \cdot h$$
$$disc_{op,mod,tot} = 568,54 \ ^{\circ}\text{C} \cdot h$$

Mentre la potenza di picco durante la mattina P<sub>m</sub> e nel pomeriggio P<sub>p</sub> assumono il seguente valore:

$$P_m = 5566,69 W$$
  
 $P_p = 5093,03 W$ 

Prendendo in considerazione come caso base invece il 21\_10\_0\_0\_35, i precedenti parametri sono pari a:

$$E_{tot} = 251,55 \ kWh$$
  
 $disc_{op,tot} = 1336,24 \ ^{\circ}C \cdot h$   
 $disc_{op,mod,tot} = 397,81 \ ^{\circ}C \cdot h$   
 $P_m = 5896,56 \ W$   
 $P_p = 5399,97 \ W$ 

# **3.4** Calcolo della frazione radiativa dei radiatori in funzione della temperatura di mandata dell'acqua ai radiatori

È necessario anzitutto scegliere il modello di radiatore considerato e le relative principali dimensioni, per poterne determinare l'area. Inoltre, si prende come riferimento la zona del soggiorno.

La tipologia di radiatore scelto per la seguente analisi corrisponde ad un modello tipicamente utilizzato in edifici di tipologia simile (della stessa età) al caso studio considerato. L'area scelta per il radiatore è la seguente:

$$A = 0,282 m^2$$

La temperatura media dell'acqua dei radiatori viene calcolata assumendo il valore della temperatura di mandata  $T_s$  e di ritorno  $T_r$  dell'acqua fluente nei radiatori in condizioni di progetto. Entrambi questi parametri assumono il seguente valore nelle condizioni di base:

$$T_{s} = 80^{\circ}\text{C}$$
$$T_{r} = 60^{\circ}\text{C}$$
$$T_{w} = \frac{T_{s} + T_{r}}{2} = 70^{\circ}\text{C}$$
(17)

Al fine di indagare l'effetto della temperatura media  $T_w$  sulla frazione radiativa FR si calcola il valore di quest'ultima prendendo in considerazione diversi valori di  $T_w$ . I valori considerati sono i seguenti:

$T_w [°C]$
70
65
60
55
50
45

Tabella 10: Valori considerati per la temperatura media dell'acqua

Si può calcolare la potenza termica totale emessa dal radiatore  $q_{tot}$  per ciascun valore ipotizzato di  $T_w$  usando la seguente equazione:

$$q_{tot} = K_m \Delta T^n \quad [W] \tag{18}$$

Dai cataloghi tecnici resi disponibili dai costruttori è possibile determinare i parametri necessari per calcolare le prestazioni termiche dei radiatori considerati, ovvero il valore di K<sub>m</sub> ed n:

$$K_m = 0,59798 W, n = 1,3077 (dai cataloghi)$$
$$\Delta T = T_w - T_{air}$$
(19)
$$T_{air} = 20^{\circ} C$$

Per le diverse temperature ipotizzate si possono calcolare quindi le potenze termiche (si riportano anche i valori delle potenze termiche specifiche del radiatore):

$T_w [°C]$	q <sub>tot</sub> [W]	$q_{tot}/A [W/m^2]$
70	99.64	353.33
65	86.81	307.85
60	74.42	263.91
55	62.50	221.62
50	51.09	181.16
45	40.25	142.73

Tabella 11: Potenze termiche e potenze termiche specifiche generate dai radiatori in funzione della temperatura media dell'acqua

Di seguito si riporterà il procedimento usato per calcolare il valore assunto dalla frazione radiativa FR nel caso base; successivamente, verranno riportati i valori di frazione radiativa ottenuti assumendo un diverso valore della temperatura media dell'acqua fluente nei radiatori. Il procedimento per il calcolo della frazione radiativa in questi casi è analogo a quello del caso iniziale.

Anzitutto è necessario definire il valore della costante di Stefan-Boltzmann  $\sigma$  e di alcuni parametri relativi ai radiatori, ovvero: l'emissività  $\varepsilon$ , il diametro esterno dei radiatori d<sub>ext</sub>, lo spessore dei radiatori s, la conduttività termica dei radiatori  $\lambda$  (in acciaio) l'altezza dei radiatori H e la portata volumetrica di acqua fluente nei radiatori in condizioni di progetto Q<sub>v</sub>:

$$\sigma = 5,67 \cdot 10^{-8} \frac{W}{m^2 K^4}$$

$$\varepsilon = 0,7$$

$$d_{ext} = 2,5 \ cm$$

$$s = 0,15 \ cm$$

$$\lambda = 0,8 \ \frac{W}{m \cdot K}$$

$$d_{int} = d_{ext} - 2s = 2,2 \ cm$$

$$H = 0,88 \ m$$

Il valore della portata volumetrica di progetto è già stata calcolato in precedenza a seguito della determinazione della potenza termica di progetto per il riscaldamento delle stanze. Prendendo in considerazione ad esempio il soggiorno, si ha:

$$Q_v = 3,81 \cdot 10^{-5} \ \frac{m^3}{s}$$

#### 3.4.1 Calcolo del coefficiente di scambio termico convettivo

Si può calcolare la velocità dell'acqua fluente nei tubi Vw usando la seguente equazione:

$$V_{w} = \frac{Q_{v}}{A} = \frac{4Q_{v}}{\pi d_{int}^{2}} = 0,10 \frac{m}{s}$$
(20)

Dove A è la sezione di passaggio dei tubi del radiatore.

La densità dell'acqua  $\rho_w$  è pari a:

$$\rho_w = 997 \; \frac{kg}{m^3}$$

Per poter proseguire è necessario inoltre determinare il valore della viscosità dinamica dell'acqua  $\mu_w$ nelle condizioni di progetto: essa viene determinata usando il software RefPROP a partire dal valore della temperatura media dell'acqua (già definita in precedenza) e della pressione dell'acqua (assunta pari a 1 bar):

$$(T_w = 70^{\circ}\text{C}, p_w = 1 \text{ bar}) \rightarrow \mu_w = 4,04 \cdot 10^{-4} \text{ Pa} \cdot s$$

Per le diverse temperature medie dell'acqua fluente nei radiatori utilizzate si ottengono, usando RefPROP come precedentemente descritto, i relativi valori della viscosità dinamica.

È possibile a questo punto calcolare il numero di Reynolds Re dell'acqua fluente nei radiatori con la seguente equazione:

$$Re = \frac{\rho_w V_w d_{int}}{\mu_w} \tag{21}$$

Dal momento che il numero di Reynolds dipende dalla viscosità dinamica dell'acqua, esso varia in funzione della temperatura media dell'acqua. Di seguito si riportano i valori ottenuti per le diverse temperature medie dell'acqua ipotizzate:

T <sub>w</sub> [°C]	$\mu_{\rm w}$ (Pa·s)	Re
70	4.04E-04	5441.87
65	4.33E-04	5072.92
60	4.66E-04	4712.29
55	5.04E-04	4360.56
50	5.47E-04	4018.27
45	5.96E-04	3686.10

Tabella 12: Viscosità dinamica dell'acqua e numero di Reynolds in funzione della temperatura media dell'acqua ai radiatori

Con il software RefPROP si determina inoltre il numero di Prandtl Pr per i diversi casi ipotizzati impostando come prima gli stessi valori di temperatura e pressione dell'acqua per i diversi casi:

Tabella 13: Numero di Prandtl in f	unzione della temperatui	a media dell'acqua
------------------------------------	--------------------------	--------------------

T <sub>w</sub> [°C]	Pr
70	2.56
65	2.77
60	3.00
55	3.26
50	3.57
45	3.92

Per il calcolo del coefficiente di scambio termico convettivo dell'acqua  $h_c$  si usa la seguente equazione, ripresa da [40] (Gnielinski):

$$Nu = \frac{(\xi/8)(Re - 1000)Pr}{1 + 12,7(\xi/8)^{0.5}(Pr^{2/3} - 1)} \left\{ 1 + \left(\frac{d}{H}\right)^{2/3} \right\}$$
(22)

$$\xi = (1,82\log_{10}Re - 1,64)^{-2} \tag{23}$$

È possibile usare la precedente equazione a patto che i numeri di Reynolds e di Prandtl siano compresi fra:

$$2300 \le Re \le 5000000$$
  
 $0,5 \le Pr \le 1000000$ 

Come si può vedere, tali condizioni sono soddisfatte per tutti i casi ipotizzati.

Una volta determinato il numero di Nusselt per ognuno dei casi, il coefficiente di scambio termico convettivo dell'acqua  $h_c$  viene calcolato con la seguente equazione:

$$h_c = \frac{\lambda_w N u}{d_{int}} \tag{24}$$

Per poter calcolare  $h_c$  si deve determinare, per ciascun caso, la conduttività termica dell'acqua  $\lambda_w$ . Questa viene determinata usando il software RefPROP, come già fatto in precedenza e con le stesse ipotesi:

$$p_w = 1 bar, T_w = 70^{\circ} \text{C} \rightarrow \lambda_w = 0,66 \frac{W}{m \cdot K} (caso \ base)$$

Di seguito si riportano la conduttività termica dell'acqua  $\lambda_w$  ed il coefficiente di scambio termico convettivo dell'acqua ottenuti in tutti i casi:

Tabella 14: Conduttività dell'acqua e coefficiente di scambio termico convettivo dell'acqua in funzione della temperatura media dell'acqua

T <sub>w</sub> [°C]	$\lambda_{\rm w}  \left[ {\rm W}/(m \cdot {\rm K})  ight]$	$h_c [W/(m^2 \cdot K)]$
70	0.66	989.10
65	0.66	943.25
60	0.65	895.24
55	0.65	845.01
50	0.64	792.48
45	0.63	737.60

#### 3.4.2 Calcolo della resistenza termica conduttiva del radiatore

Per calcolare la resistenza termica conduttiva del radiatore R<sub>t,cond</sub> viene usata la seguente equazione:

$$s = 1,5 mm$$

$$\lambda = 0,8 \frac{W}{m \cdot K}$$

$$R_{t,cond} = \frac{s}{\lambda} = 0,002 \frac{m^2 \cdot K}{W}$$
(25)

#### 3.4.3 Calcolo della temperatura superficiale dei radiatori

La temperatura superficiale T<sub>sup</sub> dei radiatori viene calcolata usando la seguente equazione:

$$T_{sup} = T_w - \left(\frac{1}{h_c} + R_{t,cond}\right)q_{tot}$$
<sup>(26)</sup>

Per le diverse temperature medie dell'acqua ipotizzate si ottengono i seguenti valori:

$T_w$ [°C]	$T_{sup}$ [°C]	$T_w$ - $T_{sup}$ [°C]
70	69.71	0.29
65	64.75	0.25
60	59.78	0.22
55	54.81	0.19
50	49.84	0.16
45	44.87	0.13

Tabella 15: Temperatura superficiale dei radiatori e differenza fra temperatura di mandata dell'acqua e temperatura superficiale dei radiatori

Si può vedere che la temperatura superficiale dei radiatori  $T_{sup}$  è molto simile alla temperatura media dell'acqua  $T_w$ : la differenza fra queste due temperature è sempre inferiore ai 0,3°C, quindi trascurabile. La resistenza termica dominante quindi, come avviene tipicamente, è quella relativa allo scambio termico fra la superficie del radiatore e la stanza.

#### 3.4.4 Calcolo della frazione radiativa

La frazione radiativa del radiatore è definita come il rapporto fra la potenza termica scambiata fra il radiatore e la stanza per radiazione  $q_{rad}$  e la potenza termica totale emessa dal radiatore:

$$FR = \frac{q_{rad}}{q_{tot}} \cdot 100 \, [\%] \tag{27}$$

Per calcolare la potenza termica specifica scambiata per radiazione  $q_{rad}$  viene impiegata la seguente equazione:

$$q_{rad} = \frac{\sigma\varepsilon}{2} \left( T_{sup}^4 - T_{air}^4 \right) \left[ \frac{W}{m^2} \right]$$
(28)

Per l'equazione (28) vale l'ipotesi che la potenza termica radiativa emessa dalla superficie del radiatore disposta verso il muro non contribuisce a riscaldare la stanza ma viene persa.

$T_w [°C]$	T <sub>sup</sub> [K]	$q_{rad}[W/m^2]$	FR [%]
70	342.86	127.68	36.14
65	337.90	112.13	36.42
60	332.93	97.25	36.85
55	327.96	83.02	37.46
50	322.99	69.42	38.32
45	318.02	56.43	39.53

Tabella 16: Potenza radiativa emessa dai radiatori e frazione radiativa dei radiatori in funzione della temperatura superficiale dei radiatori

Come si può vedere, si ottiene una aumento della frazione radiativa diminuendo la temperatura media dell'acqua e quindi della temperatura di mandata dell'acqua ai radiatori. La frazione radiativa passa dal 36,14% del caso con  $T_w = 70$ °C (simile al valore definito per il caso base) al 39,53% nel caso con minor  $T_w (T_w=45$ °C). Si può concludere quindi che per aumentare la frazione radiativa di un radiatore è necessario ridurne la temperatura di mandata dell'acqua: a parità di carico termico (potenza termica da generare in una stanza in un dato momento) ciò comporta un aumento della portata d'acqua fluente nei radiatori.

## **CAPITOLO 3: Presentazione e discussione dei risultati**

Nel presente capitolo vengono presentati e discussi i risultati dell'analisi parametrica eseguita. Nel primo paragrafo, vengono presentati gli effetti dei parametri analizzati su comfort termico, energia consumata e carico di picco. Nel paragrafo successivo, vengono discussi i risultati ottenuti. In primo luogo vengono prese in considerazione tutte le simulazioni in cui la frazione radiativa è la stessa del caso base (pari cioè al 35%). Successivamente vengono discussi i risultati relativi alle simulazioni dove viene variata anche la frazione radiativa rispetto al caso base. Nella prima parte del paragrafo viene preso in considerazione solamente l'effetto dei parametri su comfort termico e consumo energetico; successivamente, viene discusso l'effetto che hanno i parametri sui carichi di picco del sistema HVAC.

## 4.1 Effetto dei parametri analizzati su comfort termico, energia consumata e potenza di picco





Figura 15: Andamento della temperatura operativa nel soggiorno per il primo giorno di simulazione nel soggiorno per diverse temperature di setpoint (18 °C, 20 °C e 22 °C).



Figura 16: Discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per tutte le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione ed energia consumata dai radiatori al variare della temperatura di setpoint in media per tutte le simulazioni.



Figura 17: Potenza di picco del sistema HVAC al variare della temperatura di setpoint in media per tutte le simulazioni

Tabella 17: Variazione relativa di: energia consumata, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione e potenza di picco del sistema HVAC al variare della temperatura di setpoint

T <sub>sp</sub>	$\Delta E_{tot}$ [%]	∆disc [%]	∆disc <sub>occ</sub> [%]	$\Delta q_p$ [%]
18	-10.38	47.79	57.89	-23.69
19	-5.27	24.26	29.16	-11.85
20	0.00	0.00	0.00	0.00
21	5.76	-24.90	-29.79	10.95
22	11.62	-49.20	-59.58	22.27
23	17.83	-70.49	-84.96	32.97

Aumentando la temperatura di setpoint dai 20°C (valore assunto nel caso base) a 23°C, si ha un incremento di energia consumata pari al 17,83%, una riduzione del discomfort termico durante le ore di occupazione dell'84,96% ed un aumento della potenza di picco del 32,97%. Chiaramente, aumentando la temperatura di setpoint si ottiene un miglioramento delle condizioni di comfort a spese di un aumento del consumo energetico; anche la potenza di picco aumenta all'aumentare della temperatura di setpoint. Considerando invece una diminuzione della temperatura di setpoint dai 20°C ai 18°C avviene l'opposto (il consumo energetico cala, il discomfort termico aumenta e la potenza di picco cala).



#### 4.1.2 Effetto della temperatura di setback $(T_{sb})$

Figura 18: Andamento della temperatura operativa nel soggiorno per il primo giorno di simulazione nel soggiorno per diverse temperature di setback (14 °C, 16 °C e 18 °C).



Figura 19: Discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per tutte le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione ed energia consumata dai radiatori al variare della temperatura di setback in media per tutte le simulazioni.



Figura 20: Potenza di picco del sistema HVAC al variare della temperatura di setback in media per tutte le simulazioni.

$T_{sb}$	$\Delta E_{tot}$	∆disc [%]	$\Delta disc_{occ}$	$\Delta q_p$
	[%]		[%]	[%]
10	0.00	0.00	0.00	0.00
12	0.35	-1.78	-1.28	-1.18
14	1.98	-8.44	-4.29	-4.78
16	8.97	-28.99	-11.77	-14.86
18	20.34	-63.36	-24.24	-32.97

Tabella 18: Variazione relativa di: energia consumata, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione e potenza di picco del sistema HVAC al variare della temperatura di setback

A seguito dell'incremento della temperatura di setback da 10°C a 18°C, il consumo energetico aumenta del 20,34%, il discomfort termico durante le ore di occupazione cala del 24,24% e la potenza di picco cala del 32,97%. Chiaramente, l'incremento della temperatura di setback comporta un miglioramento delle condizioni di comfort termico ed una riduzione del carico di picco, al costo però di un aumento dell'energia consumata.

Si può notare che aumentando la temperatura di setback da 10°C a 14°C la variazione dei parametri considerati è piuttosto bassa. Ciò è dovuto al fatto che per buona parte delle stanze viene comunque raggiunta, anche nel caso in cui i radiatori non riscaldano più le stanze durante le ore in cui viene imposta la temperatura di setback, una temperatura maggiore di quella impostata nella schedule. L'impostazione di un basso valore della temperatura di setback (non superiore a 14°C) comporta infatti una pre-accensione del sistema di riscaldamento della casa durante le ore diverse da quelle di occupazione solo per le stanze più fredde della casa. Aumentando la temperatura di setback fino a raggiungere 16°C o 18°C, invece, l'impatto della modifica impostata alla schedule è notevole, in quanto per tutte le stanze viene raggiunta, nella schedule base e durante le ore diverse da quelle di occupazione, una temperatura più bassa rispetto a quella impostata.

### 4.1.3 Effetto della rampa



Figura 21: Andamento della temperatura dell'aria nel soggiorno per il primo giorno di simulazione nel soggiorno per diverse rampe (0 minuti, 40 minuti ed 80 minuti)





Figura 22: Discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per tutte le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione ed energia consumata dai radiatori al variare della rampa in media per tutte le simulazioni.



Figura 23: Potenza di picco del sistema HVAC al variare della rampa in media per tutte le simulazioni.

Tabella 19: Variazione relativa di: energia consumata, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le 24
ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione e potenza di picco del sistema HVAC
al variare della rampa

Rampa	$\Delta E_{tot}$	∆disc [%]	$\Delta disc_{occ}$	$\Delta q_p$ [%]
0	0.00	0.00	0.00	0.00
20	0.28	-1.92	-0.62	-7.39
40	0.64	-3.95	-1.32	-9.32
60	0.96	-5.81	-1.93	-10.88
80	1.24	-7.81	-2.59	-12.83
100	1.48	-9.42	-3.10	-14.26





Figura 24: Discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per tutte le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione ed energia consumata dai radiatori al variare della rampa in media per tutte le simulazioni.



Figura 25: Potenza di picco del sistema HVAC al variare della rampa in media per tutte le simulazioni.

Tabella 20: Variazione relativa di: energia consumata, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le 24
ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione e potenza di picco del sistema HVAC
al variare della rampa

Rampa	$\Delta E_{tot}$	∆disc [%]	$\Delta disc_{occ}$	$\Delta q_p [\%]$
[min]	[%]		[%]	
0	0.00	0.00	0.00	0.00
20	0.31	-2.04	-0.74	-8.02
40	0.74	-4.13	-1.53	-10.71
60	1.09	-6.12	-2.26	-12.68
80	1.42	-8.17	-3.01	-14.66
100	1.84	-11.25	-4.84	-16.07





Figura 26: Discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per tutte le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione ed energia consumata dai radiatori al variare della rampa in media per tutte le simulazioni.



Figura 27: Potenza di picco del sistema HVAC al variare della rampa in media per tutte le simulazioni.

Tabella 21: Variazione relativa di: energia consumata, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione e potenza di picco del sistema HVAC al variare della rampa

Rampa	$\Delta E_{tot}$	∆disc [%]	$\Delta disc_{occ}$	$\Delta q_p [\%]$
	[70]		[70]	
0	0.00	0.00	0.00	0.00
20	0.32	-2.15	-0.90	-8.09
40	0.80	-4.29	-1.79	-10.92
60	1.18	-6.31	-2.58	-12.93
80	1.56	-8.45	-3.43	-14.99
100	1.83	-10.19	-4.08	-16.51





Figura 28: Discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per tutte le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione ed energia consumata dai radiatori al variare della rampa in media per tutte le simulazioni.



Figura 29: Potenza di picco del sistema HVAC al variare della rampa in media per tutte le simulazioni.

Tabella 22: Variazione relativa di: energia consumata, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione e potenza di picco del sistema HVAC al variare della rampa

Rampa	$\Delta E_{tot}$	∆disc [%]	$\Delta disc_{occ}$	$\Delta q_p$ [%]
[min]	[%]		[%]	
0	0.00	0.00	0.00	0.00
20	0.41	-2.30	-1.13	-8.08
40	0.92	-4.54	-2.18	-11.11
60	1.34	-6.66	-3.15	-13.23
80	1.74	-8.88	-4.12	-15.38
100	2.06	-10.67	-4.86	-16.90

Delay: 20 minuti



Figura 30: Discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per tutte le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione ed energia consumata dai radiatori al variare della rampa in media per tutte le simulazioni.



Figura 31: Potenza di picco del sistema HVAC al variare della rampa in media per tutte le simulazioni.

Tabella 23: Variazione relativa di: energia consumata, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le 24
ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione e potenza di picco del sistema HVAC
al variare della rampa

Rampa	$\Delta E_{tot}$	∆disc	$\Delta disc_{occ}$	$\Delta q_p$ [%]
[min]	[%]	[%]	[%]	
0	0.00	0.00	0.00	0.00
20	0.43	-2.62	-3.90	-7.74
40	1.01	-4.98	-5.87	-10.85
60	1.50	-7.23	-7.28	-13.13
80	1.95	-9.52	-8.56	-15.30
100	2.29	-11.41	-9.52	-16.86





Figura 32: Discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per tutte le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione ed energia consumata dai radiatori al variare della rampa in media per tutte le simulazioni.



Figura 33: Potenza di picco del sistema HVAC al variare della rampa in media per tutte le simulazioni.
Rampa	$\Delta E_{tot}$	∆disc	$\Delta disc_{occ}$	$\Delta q_p [\%]$
[min]	[%]	[%]	[%]	
0	0.00	0.00	0.00	0.00
20	0.56	-2.69	-4.34	-7.90
40	1.19	-5.16	-8.10	-11.22
60	1.74	-7.48	-10.72	-13.62
80	2.26	-9.87	-12.86	-15.87
100	2.65	-11.85	-14.25	-17.52

Tabella 24: Variazione relativa di: energia consumata, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione e potenza di picco del sistema HVAC al variare della rampa



Delay:60 minuti

Figura 34: Discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per tutte le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione ed energia consumata dai radiatori al variare della rampa in media per tutte le simulazioni.



Figura 35: Potenza di picco del sistema HVAC al variare della rampa in media per tutte le simulazioni.

Tabella 25: Variazione relativa di: energia consumata, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le 24
ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione e potenza di picco del sistema HVAC
al variare della rampa

Rampa	$\Delta E_{tot}$	∆disc	$\Delta disc_{occ}$	$\Delta q_p$
[min]	[%0]	[%0]	[%0]	[%0]
0	0.00	0.00	0.00	0.00
20	0.68	-2.73	-4.16	-8.21
40	1.41	-5.23	-7.92	-12.30
60	2.04	-7.59	-11.40	-15.19
80	2.62	-10.05	-14.43	-17.54
100	3.09	-12.07	-16.50	-19.29

Il parametro definito come rampa comporta una variazione del profilo di temperatura per l'intervallo temporale nel quale la temperatura nelle stanze dev'essere aumentata dal valore assunto prima delle ore di occupazione (solitamente la temperatura di setback) alla temperatura di setpoint. L'effetto della rampa viene analizzato considerando separatamente le simulazioni associate a diversi delay: questo perché, come si vedrà, gli effetti della rampa sulle variabili di interesse (consumo energetico, comfort termico e carico di picco del sistema HVAC) sono diversi in base al delay impostato.

Aumentando la durata dell'intervallo temporale nel quale la temperatura dell'aria nelle stanze viene incrementata dal valore assunto durante le ore diverse da quelle di occupazione alla temperatura di setpoint (aumentando la rampa da 0 a 100 minuti), si verifica che:

- Il consumo energetico aumenta dell'1,48% per le simulazioni dove viene impostato un delay di -60 minuti, del 2,06% per le simulazioni associate ad un delay di 0 minuti e del 3,09% per le simulazioni associate ad un delay di 60 minuti. L'impatto che ha l'impostazione di una diversa rampa rispetto al caso base, in termini di energia consumata, è quindi piuttosto basso;
- Il discomfort termico durante le ore di occupazione cala del 3,10% per le simulazioni dove viene impostato un delay di -60 minuti, del 4,86% per le simulazioni associate ad un delay di 0 minuti e del 16,50% per le simulazioni associate ad un delay di 60 minuti. Aumentando la rampa la temperatura dell'aria nelle stanze viene raggiunta in modo più graduale: grazie a ciò la temperatura operativa, rispetto al caso nel quale viene impostata una rampa di 0 minuti, è più elevata dato che a seguito del più graduale riscaldamento delle stanze la temperatura media radiante delle stanze aumenta all'inizio delle ore di occupazione. Nel caso in cui viene impostato un delay di 60 minuti, si osserva, nel caso in cui la rampa è pari a 100 minuti, una diminuzione molto più significativa del discomfort: infatti, impostando una rampa maggiore di fatto il riscaldamento delle stanze viene anticipato e si raggiungono quindi temperature maggiori durante le ore di occupazione;
- Il carico di picco del sistema HVAC cala del 14,26% nelle simulazioni dove viene impostato un delay di -60 minuti, del 16,90% per le simulazioni associate ad un delay di 0 minuti e del 19,29% per le simulazioni associate ad un delay di 60 minuti. L'impostazione di una rampa più elevata chiaramente permette di ottenere un profilo più piatto della potenza termica generata: di conseguenza, la potenza di picco diminuisce.

## 4.1.4 Effetto del delay



Figura 36: Andamento della temperatura dell'aria nel soggiorno per il primo giorno di simulazione nel soggiorno per diversi delay (-60 minuti, -40 minuti, -20 minuti, 0 minuti, 20 minuti, 40 minuti e 60 minuti).



Figura 37: Discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per tutte le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione ed energia consumata dai radiatori al variare del delay in media per tutte le simulazioni.



Figura 38: Potenza di picco del sistema HVAC al variare del delay in media per tutte le simulazioni.

Tabella 26: Variazione relativa di: energia consumata, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione e potenza di picco del sistema HVAC al variare del delay

Delay	$\Delta E_{tot}$	$\Delta disc[\%]$	$\Delta disc_{occ}[\%]$	$\Delta q_p[\%]$
[min]	[%]			_
-60	5.14	-19.08	-9.05	-5.68
-50	4.33	-16.29	-7.82	-6.83
-40	3.51	-13.34	-6.49	-5.60
-30	2.66	-10.26	-5.05	-4.17
-20	1.80	-7.02	-3.52	-3.02
-10	0.92	-3.60	-1.85	-1.48
0	0	0	0	0
10	-0.94	3.86	2.25	1.37
20	-1.9	8.16	6.6	2.86
30	-2.89	12.73	11.97	4.24
40	-3.91	17.52	18.13	5.52
50	-4.97	22.51	24.93	7.09
60	-6.05	27.70	32.25	8.61

L'aumento del delay da 0 minuti a 60 minuti (posticipazione del momento in cui si raggiunge la temperatura di setpoint nelle stanze) comporta una riduzione dell'energia consumata del 6,05%, al costo però di un aumento del discomfort termico durante le ore di occupazione del 32,25%.

Inoltre, il carico di picco del sistema HVAC aumenta dell'8,61%. Impostando al contrario un delay di -60 minuti (anticipazione del momento in cui si raggiunge la temperatura di setpoint nelle stanze) invece l'energia consumata aumenta del 5,14%, il discomfort termico calcolato durante le ore di occupazione diminuisce del 9,05% e la potenza di picco cala del 5,68%. Chiaramente, anticipando il momento in cui viene raggiunta la temperatura di setpoint nelle stanze si aumenta l'energia consumata e si riduce la potenza di picco (quest'ultima viene diminuita dato che nel momento in cui si le stanze iniziano a venire riscaldate la temperatura dell'aria è più elevata). Il discomfort termico, considerando le simulazioni associate ad un delay di 60 minuti, aumenta rispetto al caso base in conseguenza della riduzione della durata dell'intervallo temporale in cui le stanze vengono riscaldate.



## 4.1.5 Effetto della frazione radiativa

Figura 39: Andamento della temperatura operativa nel soggiorno per il primo giorno di simulazione per diverse frazioni radiative dei radiatori (20%, 35% e 50%).



Figura 40: Discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per tutte le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione ed energia consumata dai radiatori al variare della frazione radiativa dei radiatori in media per tutte le simulazioni.

Tabella 27: Variazione relativa di: energia consumata, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le 24 ore, discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa per le ore di occupazione e potenza di picco del sistema HVAC al variare della frazione radiativa

FR [%]	$\Delta E_{tot}$	$\Delta disc[\%]$	$\Delta disc_{occ}[\%]$	$\Delta q_p[\%]$
	[%]			
20	10.95	7.98	6.07	9.17
35	0.00	0.00	0.00	0.00
50	-8.92	-6.71	-5.09	-7.55

Impostando una frazione radiativa più elevata rispetto al caso base (dal 35% al 50%), si ottiene una riduzione del discomfort termico durante le ore di occupazione del 5,09%, una riduzione dell'energia consumata dell'8,92% ed una riduzione della potenza di picco del 7,55%. Con una frazione radiativa più elevata si ottiene una temperatura media radiante delle stanze maggiore, dato che il processo di scambio termico per radiazione avviene fra il radiatore e le superfici della stanza. In conseguenza dell'aumento della temperatura media radiante, si riduce il discomfort termico, l'energia consumata (dato che una maggiore temperatura media radiante comporta una riduzione delle perdite termiche dovute alla differenza fra la temperatura dell'aria delle stanze e la temperatura media radiante delle stanze) e la potenza di picco.

## 4.2 Discussione dei risultati

## 4.2.1 Simulazioni con frazione radiativa uguale al caso base

Di seguito si discuteranno i risultati delle simulazioni dove la frazione radiativa dei radiatori nelle stanze è uguale al caso base, ovvero pari al 35%:

### Caso 1: Ottimizzazione del comfort termico

Sotto è riportato un grafico dove sono mostrati i principali risultati, ovvero il discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa durante le ore di occupazione e l'energia consumata normalizzati rispetto al caso base. In particolare si considerano le 30 simulazioni per cui il discomfort sulla temperatura operativa calcolato durante le ore di occupazione risulta minimo e l'energia consumata è maggiore al più del 5% rispetto al caso base.



Figura 41: Simulazioni in cui si ottiene un miglior comfort rispetto al caso base con un aumento dei consumi energetici

Come si può vedere, a fronte di un modesto aumento dei consumi energetici (il 5%) è possibile ridurre sostanzialmente il discomfort termico nella casa. In particolare, nella simulazione 21\_14\_4\_3\_35 (la prima delle ascisse), a fronte di un aumento dell'energia consumata del 4,49% il discomfort termico si riduce del 22,61% rispetto al caso iniziale; per la simulazione 21\_14\_10\_6\_35 invece, a fronte di

un aumento dei consumi energetici del 2,36%, è possibile ridurre il discomfort termico del 14,6% rispetto al caso base.

In tutte le simulazioni la temperatura impostata durante le ore di occupazione è sempre superiore rispetto al caso iniziale: questa viene infatti aumentata dai 20°C del caso base ai 21°C per tutte le simulazioni, eccetto per 4 di queste dove è pari a 22°C. Chiaramente, per avere un buon livello di comfort termico, è necessario aumentare la temperatura di setpoint almeno fino al valore definito precedentemente di comfort (21°C). Per buona parte delle simulazioni (20 su 30) viene impostata una temperatura di setback maggiore dei 10°C (caso che corrisponde allo spegnimento della caldaia durante le ore che non sono di occupazione): in 11 casi su 20 viene impostata una T<sub>sb</sub>=14°C, mentre in 9 casi su 20 viene impostata una T<sub>sb</sub>=12°C. Per quanto riguarda la rampa, in buona parte delle simulazioni (18 su 30) viene adottata una rampa che dura almeno 40 minuti, mentre per ognuna delle simulazioni viene imposto un ritardo rispetto alla schedule originale delle ore per cui viene impostata la temperatura di setpoint almeno pari a 20 minuti.

Le modifiche impostate della schedule del termostato nel loro complesso hanno un effetto, in termini di energia consumata e di comfort termico, soprattutto nell'intervallo temporale che corrisponde ai primi minuti del periodo in cui viene impostata nelle stanze la temperatura di setpoint. In quest'intervallo, la temperatura dell'aria nelle stanze viene portata dal valore assunto alla fine del periodo nel quale la caldaia è spenta alla temperatura di setpoint  $T_{sp}$ . Tale intervallo è solitamente quello più critico, sia in termini di energia consumata che per quanto riguarda il comfort termico: ciò si deve al fatto che la temperatura dell'aria nelle stanze e la temperatura media radiante (parametro di fondamentale importanza per il comfort termico) sono piuttosto basse. Dato che il caso studio considerato è caratterizzato da bassi livelli di isolamento termico, tale problema è particolarmente grave.

Quello che si può notare dalle simulazioni è che conviene impostare una temperatura di setback diversa dai 10°C (caso che corrisponde allo spegnimento della caldaia durante le ore diverse da quelle di occupazione) e modificare la schedule di temperatura utilizzando una rampa abbinata ad una posticipazione della schedule al fine di aumentare la temperatura operativa rispetto al caso base durante quest'intervallo. Tali modifiche della schedule hanno l'effetto di aumentare la temperatura media radiante durante i primi minuti delle ore di occupazione per via del passaggio più graduale dalla temperatura di setback alla temperatura di setpoint.

#### Caso 2: Ottimizzazione del consumo energetico

Di sotto è riportato un grafico dove sono presenti i principali risultati, ovvero il discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa durante le ore di occupazione e l'energia consumata, normalizzati rispetto al caso base delle 30 simulazioni per cui l'energia consumata dai radiatori risulta minima ed il discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa durante le ore di occupazione è maggiore al più del 10%.



Figura 42: Simulazioni in cui si ottiene un risparmio energetico rispetto al caso base con un aumento del discomfort termico

Come si può vedere in tutte le simulazioni eccetto tre la temperatura di setpoint è pari a 20°C, mentre negli altri tre casi è pari a 21°C; inoltre, per sette simulazioni la temperatura di setback è pari a 10°C, per 10 di queste questa è pari a 12°C mentre per le rimanenti tredici è pari a 14°C. In tutte le simulazioni eccetto 7 di queste viene impostata una rampa di durata superiore o uguale a 40 minuti, mentre per tutte le simulazioni si ha una posticipazione delle ore in cui viene impostata la temperatura di setpoint nelle stanze. In particolare, per 11 simulazioni viene impostato un delay minore o uguale a 20 minuti, mentre per le altre 19 questo è uguale o superiore ai 30 minuti. Il massimo risparmio energetico è ottenuto nella simulazione  $20_{12}_{4}_{3}_{3}$ 35 ed è pari al 3,22%, a fronte di un aumento del discomfort termico rispetto al caso base del 9,70%. Per quanto riguarda la simulazione  $20_{12}_{2}_{2}_{3}$ 35 invece si consegue un risparmio energetico del 2,54% con un aumento del discomfort termico del 6,31%. A fronte di un sostanziale aumento del discomfort, quindi, il risparmio energetico conseguibile è piuttosto basso.

In tutte le simulazioni viene impostata una temperatura di setpoint maggiore o uguale rispetto al caso base. Di conseguenza, per temperature di setpoint minori rispetto al caso iniziale (19°C e 18°C), l'impatto notevole che ha l'impostazione di una bassa temperatura di setpoint sul comfort termico (una diminuzione sostanziale) non giustifica il risparmio energetico conseguibile: da ciò si può concludere che ridurre la temperatura di setpoint non è una strategia utile per ridurre il consumo energetico dei radiatori garantendo al contempo un accettabile livello di comfort termico, perché l'impatto che ha la diminuzione della temperatura di setpoint sul comfort non giustifica il risparmio energetico conseguibile.

Per buona parte delle simulazioni (23 su 30), viene impostata una temperatura di setback pari a  $12^{\circ}$ C o  $14^{\circ}$ C: sebbene ciò comporti un aumento dei consumi energetici poiché in questi casi i radiatori riscaldano la casa anche nelle ore che non sono di occupazione, l'impatto sull'energia consumata globalmente è comunque positivo a causa del fatto che tale incremento dei consumi energetici permette di ridurre l'energia consumata durante i primi minuti delle ore di occupazione. Infatti, nell'intervallo temporale relativo ai primi minuti delle ore di occupazione (che corrisponde solitamente alle condizioni di picco delle stanze) si deve aumentare la temperatura dell'aria nelle stanze da T<sub>sb</sub> a T<sub>sp</sub> e di conseguenza l'energia consumata è molto elevata. Come si vede, l'impatto sull'energia consumata complessivamente è comunque positivo (l'energia consumata diminuisce).

Per quanto riguarda la rampa ed il delay invece l'impostazione di una rampa piuttosto lunga (almeno pari a 40 minuti) assieme alla posticipazione della schedule permettono di ridurre i consumi energetici negli intervalli temporali più critici, ovvero quelli per cui la temperatura deve essere portata alla temperatura di setpoint e al contempo di garantire un buon livello di comfort termico: l'impatto che ha la rampa sul comfort termico in tali intervalli temporali, come già discusso in precedenza, è positivo.

Dall'analisi dei risultati delle simulazioni si può notare che non è possibile, considerando la stessa frazione radiativa dei radiatori rispetto al caso base pari al 35%, ridurre in modo sostanziale allo stesso tempo sia l'energia consumata dai radiatori che il discomfort termico, se non per variazioni trascurabili. Come si vedrà successivamente, l'impatto che ha la frazione radiativa sui risultati è notevole. In particolare, aumentando la frazione radiativa dal 35% al 50%, è possibile ridurre in modo significativo sia l'energia consumata dai radiatori che il discomfort termico per una stessa simulazione.

Tabella 28: Sintesi delle principali simulazioni individuate

SIMULAZIONI:	Descrizione:	Etot [kWh]	disc <sub>occ</sub> [°C·h]	$\Delta E_{tot}$ [%]	$\Delta disc_{occ}$ [%]
20_10_0_0_35	Caso base	233.83	568.54	-	-
21_14_4_3_35	disc < disc CB, E > 1,05 E CB	244.32	439.98	4.49	-22.61
20_12_4_3_35	disc< 1,1 disc CB, E< E CB	226.30	623.66	-3.22	9.70

### 4.2.2 Simulazioni con diversa frazione radiativa

Di seguito si discuteranno i risultati delle simulazioni dove la frazione radiativa dei radiatori nelle stanze può assumere valori pari al 20%, 35% ed il 50%:

#### Caso 1: Ottimizzazione del comfort termico

Sotto è riportato un grafico dove sono presenti i principali risultati, ovvero il discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa durante le ore di occupazione e l'energia consumata, normalizzati rispetto al caso base delle 30 simulazioni per cui il discomfort sulla temperatura operativa calcolato durante le ore di occupazione risulta minore rispetto al caso base e l'energia consumata è maggiore al più del 5%.



Figura 43: Simulazioni in cui si ottiene un miglior comfort termico con consumi energetici al più superiori del 5% rispetto al caso base

#### Caso 2: Ottimizzazione del consumo energetico

Di seguito è rappresentato un grafico dove sono riportati i principali risultati, ovvero il discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa durante le ore di occupazione e l'energia consumata, normalizzati rispetto al caso base delle 30 simulazioni per cui l'energia consumata dai radiatori è minima e il discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa durante le ore di occupazione è inferiore rispetto al caso base.



Figura 44: Simulazioni in cui si ottiene sia un minor consumo energetico che un miglior comfort termico rispetto al caso base

SIMULAZIONI:	Descrizione:	Etot [kWh]	disc <sub>occ</sub> [°C·h]	$\Delta E_{tot}$ [%]	$\Delta disc_{occ}$ [%]
20_10_0_35	Caso base	233.83	568.54	-	-
22_14_2_1_50	disc < disc CB, E < 1,05 E CB	244.73	202.96	4.66	-64.30
20_14_10_5_50	disc< 1,05 disc CB, E< E CB	206.09	592.72	-11.86	4.25

Tabella 29: Sintesi delle principali simulazioni individuate

Come si vede, l'aumento della frazione radiativa dal 35% al 50% ha un impatto notevole in termini di energia consumata e comfort termico. In particolare nella simulazione 22\_14\_2\_1\_50, a fronte di un aumento dei consumi energetici del 4,66%, è possibile ridurre il discomfort termico del 64,30%,

mentre per la 20\_14\_10\_5\_50 si ottiene una riduzione dell'energia consumata dell'11,86% a fronte di un aumento del discomfort del 4,25%. Per la simulazione 20\_14\_6\_2\_50 si ottengono invece sia una riduzione del discomfort del 5,51% che dell'energia consumata del 9,28% rispetto al caso base.

## 4.2.3 Flessibilità energetica: effetto delle modifiche impostate sulla potenza di picco

I risultati riportati nei grafici che seguono si riferiscono alle simulazioni nelle quali si ottiene una riduzione della potenza di picco rispetto al caso base senza che il consumo energetico ed il discomfort termico aumentino eccessivamente rispetto al caso base. Entrambi questi parametri risultano infatti al più maggiori del 2% rispetto al caso base. Inoltre, vengono considerati solamente i parametri che influiscono sulla schedule di temperatura nelle stanze (la frazione radiativa viene fissata al 35%, come nel caso base).

Nel primo grafico vengono riportati la potenza di picco del sistema HVAC ed il discomfort termico riportati in valore relativo rispetto al caso base, mentre nel secondo vengono rappresentati la potenza di picco del sistema HVAC ed il consumo energetico in valore relativo rispetto al caso base.



Figura 45: Simulazioni in cui si ottiene una riduzione della potenza di picco rispetto al caso base senza aumentare eccessivamente i consumi energetici o peggiorare il comfort termico (discomfort termico e potenza di picco)



Figura 46: Simulazioni in cui si ottiene una riduzione della potenza di picco rispetto al caso base senza aumentare eccessivamente i consumi energetici o peggiorare il comfort termico (energia consumata e potenza di picco)

Come si può vedere, è possibile ottenere una riduzione della potenza di picco fino al 21,41% rispetto al caso base (risultato ottenuto nella simulazione 20\_14\_10\_2\_35) senza aumentare eccessivamente il consumo energetico e senza peggiorare il comfort termico rispetto al caso base. In particolare, sempre nella simulazione 20\_14\_10\_2\_35, i consumi energetici aumentano del 0,67% mentre il discomfort si riduce del 2,33%. Il motivo per cui si ottiene un miglior livello di comfort termico ed una riduzione della potenza di picco è chiaramente dovuto all'impostazione di una rampa di durata molto estesa (di 1 ora e 40 minuti) abbinata ad un delay di 20 minuti.

Per le simulazioni riportate precedentemente, si nota come con consumi energetici simili rispetto al caso base ed un simile (se non migliore) livello di comfort termico, è possibile ridurre sostanzialmente la potenza di picco del sistema HVAC. Grazie a ciò, si ottiene un profilo temporale della potenza più piatto rispetto al caso iniziale: questo permette quindi di spostare una parte dei consumi energetici che si hanno nelle fasce orarie corrispondenti al picco, nel quale solitamente il prezzo dell'energia elettrica è maggiore, in fasce orarie nelle quali quest'ultimo risulta inferiore, conseguendo così una riduzione del costo dell'energia elettrica consumata per il riscaldamento. Come già scritto precedentemente, questa variazione del profilo di potenza comporta tali benefici economici solamente nel caso in cui l'edificio sia riscaldato da un sistema HVAC alimentato da energia elettrica.



Di seguito si riporta il profilo di potenza del sistema HVAC per il primo giorno di simulazione nel caso base e per la 20\_14\_10\_2\_35:

Figura 47: Profilo di potenza del sistema HVAC per il primo giorno di simulazione nel caso base e nella simulazione 20\_14\_10\_2\_35

Come si può vedere, rispetto alla schedule di base, viene ridotto il consumo energetico in corrispondenza dell'intervallo temporale di picco (attorno alle 9:00), mentre si aumenta l'energia consumata nell'intervallo che va dalle 7:30 alle 8:50; lo stesso discorso vale per il picco pomeridiano attorno alle 18:00. Di conseguenza è possibile, nella schedule modificata, smorzare la richiesta termica dell'edificio senza aumentare eccessivamente il consumo energetico totale e senza peggiorare il comfort termico rispetto alla schedule di base.

Si riporta di sotto il profilo della temperatura dell'aria in una stanza della casa (il soggiorno) ottenuto per la schedule relativa al caso base e quella della simulazione 20\_14\_10\_2\_35 per il primo giorno di simulazione:



Figura 48: Profilo della temperatura dell'aria nel soggiorno per il primo giorno di simulazione nel caso base e nella simulazione 20\_14\_10\_2\_35

## 4.3 Principali simulazioni individuate

Le principali schedule che permettono di ottenere un miglioramento in termini di consumo energetico, comfort termico e/o potenza di picco rispetto alla schedule di base sono le seguenti:

~						
Simulazioni:	$E_{tot}$	discocc	$P_p[W]$	$\Delta E_{tot}$ [%]	$\Delta d_{1sc_{occ}}$ [%]	$\Delta P_p [\%]$
	[kWh]	[°C·h]	·			·
20_10_0_35	233.83	568.54	5566.69	-	-	-
20_14_10_2_3	235.42	555.27	4374.77	0.68	-2.33	-21.41
5						
21_14_4_3_35	244.32	439.98	5280.22	4.48	-22.61	-5.15
21_14_10_6_3	239.35	485.55	5129.82	2.36	-14.60	-7.85
5						
20_14_6_2_50	212.13	537.20	4257.03	-9.28	-5.51	-23.53

Tabella 30: Sintesi delle principali simulazioni individuate che permettono di ottenere un miglioramento rispetto al caso base

La prima simulazione riportata  $(20\_10\_0\_0\_35)$  corrisponde al caso base, la seconda  $(20\_14\_10\_2\_35)$  è una simulazione che comporta un'importante riduzione della potenza di picco senza aumentare sostanzialmente consumo energetico e peggiorare il comfort termico rispetto al caso base, le due sotto  $(21\_14\_4\_3\_35$  e  $21\_14\_10\_6\_35)$  consentono di migliorare sostanzialmente il livello di comfort termico a spese di un maggior consumo energetico rispetto al caso base e l'ultima  $(20\_14\_6\_2\_50)$  permette di ottenere una riduzione allo stesso tempo dell'energia consumata e del discomfort termico rispetto al caso base. È possibile inoltre, per le simulazioni in cui viene impostata una frazione radiativa del 50%, ottenere un risparmio energetico molto più elevato mantenendo un livello di comfort termico simile rispetto al caso base, oppure migliorare molto quest'ultimo senza aumentare eccessivamente il consumo energetico.

Per le simulazioni vengono riportate l'energia totale consumata Etot, il discomfort termico calcolato rispetto alla temperatura operativa durante le ore di occupazione discop,mod e la potenza di picco del sistema HVAC P<sub>p</sub>. Nelle ultime tre colonne sono presenti le variazioni dei valori assunti da queste variabili in termini relativi rispetto al caso base.

# CONCLUSIONI

Nel presente lavoro di Tesi è stata eseguita un'analisi dei seguenti parametri associati al profilo temporale della temperatura dell'aria nelle stanze della casa: la temperatura di setpoint nelle stanze dell'appartamento ( $T_{sp}$ ), la temperatura di setback ( $T_{sb}$ ), l'intervallo temporale in cui la temperatura aumenta dalla temperatura di setback a quella di setpoint ("rampa") e il delay. Variare il valore assunto da questi parametri rispetto al caso base comporta una modifica del profilo della temperatura dell'aria nelle stanze dell'apitazione scelta come caso studio. Inoltre, nell'analisi, è stata presa in considerazione anche la frazione radiativa dei radiatori che riscaldano le stanze: quest'ultima dipende invece dalla temperatura di mandata dell'acqua dei radiatori. Gli obbiettivi del lavoro sono i seguenti:

- Determinare le schedule modificate rispetto a quella che corrisponde al caso base che permettono di ottenere un miglioramento in termini di consumo energetico e/o di comfort termico rispetto alla schedule originale;
- Determinare le schedule modificate rispetto a quella che corrisponde al caso base che permettono, con simili livelli di comfort termico e simile consumo energetico rispetto al caso base, di variare il profilo temporale della potenza generata dal sistema HVAC. L'obbiettivo in questo caso è quello di valutare la possibilità di spostare i consumi energetici dell'edificio per il riscaldamento e abbassare i picchi di carico, smorzando la richiesta di calore. Questa analisi viene proposta ai fini di poter valutare quale potrebbe essere l'effetto di tali smorzamenti sugli impianti di generazione, siano essi la rete di teleriscaldamento o eventuali pompe di calore.

Dai risultati delle simulazioni si osserva che, impostando una frazione radiativa superiore rispetto al caso base (passando cioè da una frazione radiativa del 35% ad una del 50%), è possibile ridurre in maniera sostanziale sia i consumi energetici che il discomfort termico dell'edificio. Inoltre, l'aumento di questo parametro comporta anche la riduzione della potenza di picco del sistema HVAC. Ad esempio, impostando un aumento della temperatura di setpoint che salga in un intervallo di tempo di 100 minuti (considerando un delay di 40 minuti), si ottiene una riduzione dell'energia consumata del 10,93% con un livello quasi uguale di comfort termico rispetto al caso base (migliore per la schedule modificata del 0,26%). Come già dimostrato, l'aumento della frazione radiativa rispetto al caso base è conseguenza della riduzione della temperatura di mandata dell'acqua ai radiatori. Dal momento che i radiatori sono dimensionati fissandone la temperatura di mandata dell'acqua e quella di ritorno, l'aumento della frazione radiativa di progetto dei radiatori è ottenibile, a parità di potenza di picco, solamente aumentando la portata d'acqua di progetto, il che richiederebbe l'installazione di radiatori diversi da quelli attualmente installati. Per ottenere quindi la già citata riduzione dei consumi energetici e del discomfort termico sarebbe quindi necessario installare un diverso modello dei radiatori nelle stanze oppure considerare una diversa tipologia di terminali di emissione, come quelli a bassa temperatura.

Per quanto riguarda la variazione della schedule di temperatura nelle stanze (considerando quindi solamente le simulazioni per cui viene fissata la stessa frazione radiativa rispetto al caso base mentre vengono variati gli altri parametri), dai risultati ottenuti si può concludere che:

- Non è possibile ridurre in modo sostanziale allo stesso tempo sia il consumo energetico che il discomfort termico rispetto al caso base per le modifiche della schedule impostate. Quindi, è possibile al più ridurre il consumo energetico a spese di un peggior livello di comfort oppure migliorare il comfort termico rispetto al caso base a fronte di un aumento dell'energia consumata. In particolare, dai risultati si osserva come la riduzione del consumo energetico abbia un impatto negativo in termini di comfort molto più evidente rispetto all'aumento dei consumi energetici che si ha per le simulazioni in cui viene migliorato il comfort termico rispetto al caso base. Ad esempio, nella simulazione 20\_12\_2\_35, si ottiene un risparmio energetico del 2,54% a fronte di un aumento del discomfort termico del 6,31%, mentre per la 22\_12\_4\_3\_35 si ottiene una riduzione del discomfort del 29,02% a spese di un aumento dell'energia consumata del 3,98%;
- È possibile ridurre la potenza di picco in modo sostanziale senza aumentare eccessivamente il consumo energetico e peggiorare il comfort termico rispetto alla schedule di base. Ad esempio, impostando una temperatura di setback pari a 14°C, un aumento della temperatura di setpoint che salga in un intervallo di tempo di 100 minuti (considerando un delay di 20 minuti), a fronte di un aumento dei consumi energetici dello 0,67% rispetto al caso base si ottiene una riduzione del discomfort termico del 2,33% ed una diminuzione della potenza di picco del sistema HVAC del 21,41% rispetto al caso base.

# **BIBLIOGRAFIA**

- 1) International Energy Agency, Directorate of Sustainable Energy Policy and Technology. Transition to sustainable buildings: strategies and opportunities to 2050. Published by Organization for Economic Co-operation and Development (OECD), 2013.
- IEA, Renewable and non-renewable heat consumption and heat-related CO2 emissions in buildings, 2010-2020, IEA, Paris https://www.iea.org/data-and-statistics/charts/renewable-andnon-renewable-heat-consumption-and-heat-related-co2-emissions-in-buildings-2010-2020, IEA. Licence: CC BY 4.0
- 3) Belic, Filip & Hocenski, Zeljko & Sliskovic, Drazen. (2015). HVAC control methods a review. 10.1109/ICSTCC.2015.7321372.
- 4) CEER advice on ensuring market and regulatory arrangements help deliver demand-side flexibility. CEER (Council of European Energy Regulators); 2014.
- 5) Dong Bing, Li Zhaoxuan, Rahman Sm Mahbobur, Vega Rolando, 2015/09/01 A Hybrid Model Approach for Forecasting Future Residential Electricity Consumption, 117, 10.1016/j.enbuild.2015.09.033

6) Adamantios Bampoulas, Mohammad Saffari, Fabiano Pallonetto, Eleni Mangina, Donal P. Finn, A fundamental unified framework to quantify and characterise energy flexibility of residential buildings with multiple electrical and thermal energy systems. Applied Energy, Volume 282, Part A, 2021, 116096, ISSN 0306-2619, https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.116096.

7) Ghezlane Halhoul Merabet, Mohamed Essaaidi, Mohamed Ben Haddou, Basheer Qolomany, Junaid Qadir, Muhammad Anan, Ala Al-Fuqaha, Mohamed Riduan Abid, Driss Benhaddou, Intelligent building control systems for thermal comfort and energy-efficiency: A systematic review of artificial intelligence-assisted techniques, Renewable and Sustainable Energy Reviews, Volume 144, 2021, 110969, ISSN 1364-0321, <u>https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.110969</u>.

8) Serale, G.; Fiorentini, M.; Capozzoli, A.; Bernardini, D.; Bemporad, A. Model Predictive Control (MPC) for Enhancing Building and HVAC System Energy Efficiency: Problem Formulation, Applications and Opportunities. *Energies* **2018**, *11*, 631. <u>https://doi.org/10.3390/en11030631</u>

9) Jacopo Vivian, Umberto Chiodarelli, Giuseppe Emmi, Angelo Zarrella, A sensitivity analysis on the heating and cooling energy flexibility of residential buildings, Sustainable Cities and Society, Volume 52, 2020, 101815, ISSN 2210-6707, <u>https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101815</u>.

10) Wei Tian, Xu Han, Wangda Zuo, Qiujian Wang, Yangyang Fu, Mingang Jin, An optimization platform based on coupled indoor environment and HVAC simulation and its application in optimal thermostat placement, Energy and Buildings, Volume 199, 2019, Pages 342-351, ISSN 0378-7788, https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.07.002.

11) Chunxiang Zhou, Lei Yang, Jianchen Hu, Zhanbo Xu, Xiaohong Guan, Double-Layered Model Predictive Control for Building HVAC Systems Considering Thermal Comfort\*, IFAC-PapersOnLine, Volume 55, Issue 11, 2022, Pages 96-101, ISSN 2405-8963, https://doi.org/10.1016/j.ifaco1.2022.08.055.

12) Zhihong Pang, Yan Chen, Jian Zhang, Zheng O'Neill, Hwakong Cheng, Bing Dong, How much HVAC energy could be saved from the occupant-centric smart home thermostat: A nationwide

simulation study, Applied Energy, Volume 283, 2021, 116251, ISSN 0306-2619, <u>https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.116251</u>.

13) Wang, Y.; Velswamy, K.; Huang, B. A Long-Short Term Memory Recurrent Neural Network Based Reinforcement Learning Controller for Office Heating Ventilation and Air Conditioning Systems. Processes 2017, 5, 46. <u>https://doi.org/10.3390/pr5030046</u>

14) Jaewan Joe, Panagiota Karava, A model predictive control strategy to optimize the performance of radiant floor heating and cooling systems in office buildings, Applied Energy, Volume 245, 2019, Pages 65-77, ISSN 0306-2619, <u>https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.03.209</u>.

15) N. Cotrufo, E. Saloux, J.M. Hardy, J.A. Candanedo, R. Platon, A practical artificial intelligencebased approach for predictive control in commercial and institutional buildings, Energy and Buildings, Volume 206, 2020, 109563, ISSN 0378-7788, https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109563.

16) Reynolds J., Hyppolite J.L., Rezgui Y., A Smart Heating Set Point Scheduler Using an Artificial Neural Network and Genetic Algorithm

17) Jonathan Reynolds, Yacine Rezgui, Alan Kwan, Solène Piriou, A zone-level, building energy optimisation combining an artificial neural network, a genetic algorithm, and model predictive control, Energy, Volume 151, 2018, Pages 729-739, ISSN 0360-5442, <u>https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.03.113</u>.

18) Jin Woo Moon, Sung Kwon Jung, Algorithm for optimal application of the setback moment in the heating season using an artificial neural network model, Energy and Buildings, Volume 127, 2016, Pages 859-869, ISSN 0378-7788, <u>https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.06.046</u>.

19) Tianshu Wei, Yanzhi Wang, and Qi Zhu. 2017. Deep Reinforcement Learning for Building HVAC Control. In Proceedings of the 54th Annual Design Automation Conference 2017 (DAC '17). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, Article 22, 1–6. https://doi.org/10.1145/3061639.3062224

20) Costanza Saletti, Agostino Gambarotta, Mirko Morini, Development, analysis and application of a predictive controller to a small-scale district heating system, Applied Thermal Engineering, Volume 165, 2020, 114558, ISSN 1359-4311, <u>https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2019.114558</u>.

21) Ali Ghahramani, Kanu Dutta, Burcin Becerik-Gerber, Energy trade off analysis of optimized daily temperature setpoints, Journal of Building Engineering, Volume 19, 2018, Pages 584-591, ISSN 2352-7102, <u>https://doi.org/10.1016/j.jobe.2018.06.012</u>.

22) Guanyu G., Jie L., Yonggang W., Energy-Efficient Thermal Comfort Control in Smart Buildings via Deep Reinforcement Learning

23) Trent Hilliard, Lukas Swan, Zheng Qin, Experimental implementation of whole building MPC with zone based thermal comfort adjustments, Building and Environment, Volume 125, 2017, Pages 326-338, ISSN 0360-1323, <u>https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.09.003</u>.

24) Yahui Du, Zhihua Zhou, Jing Zhao, Multi-regional building energy efficiency intelligent regulation strategy based on multi-objective optimization and model predictive control, Journal of Cleaner Production, Volume 349, 2022, 131264, ISSN 0959-6526, https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.131264.

25) Jain A., Smarra F., Reticcioli E., D'Innocenzo A., Morari M., NeurOpt: Neural Network based optimization for building energy management and climate control, Proceedings of machine Learning Research vol 120, 1-10, 2020

26) Guillermo Escrivá-Escrivá, Isidoro Segura-Heras, Manuel Alcázar-Ortega, Application of an energy management and control system to assess the potential of different control strategies in HVAC systems, Energy and Buildings, Volume 42, Issue 11, 2010, Pages 2258-2267, ISSN 0378-7788, https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2010.07.023.

27) Paulo Carreira, António Aguiar Costa, Vitor Mansur, Artur Arsénio, Can HVAC really learn from users? A simulation-based study on the effectiveness of voting for comfort and energy use optimization, Sustainable Cities and Society, Volume 41, 2018, Pages 275-285, ISSN 2210-6707, <u>https://doi.org/10.1016/j.scs.2018.05.043</u>.

28) Yongbao Chen, Peng Xu, Zhe Chen, Hongxin Wang, Huajing Sha, Ying Ji, Yongming Zhang, Qiang Dou, Sheng Wang, Experimental investigation of demand response potential of buildings: Combined passive thermal mass and active storage, Applied Energy, Volume 280, 2020, 115956, ISSN 0306-2619, https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115956.

29) Seungjae Lee, Jaewan Joe, Panagiota Karava, Ilias Bilionis, Athanasios Tzempelikos, Implementation of a self-tuned HVAC controller to satisfy occupant thermal preferences and optimize energy use, Energy and Buildings, Volume 194, 2019, Pages 301-316, ISSN 0378-7788, https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.04.016.

30) Hicham Johra, Per Heiselberg, Jérôme Le Dréau, Influence of envelope, structural thermal mass and indoor content on the building heating energy flexibility, Energy and Buildings, Volume 183, 2019, Pages 325-339, ISSN 0378-7788, <u>https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.11.012</u>.

31) Yan Du, Helia Zandi, Olivera Kotevska, Kuldeep Kurte, Jeffery Munk, Kadir Amasyali, Evan Mckee, Fangxing Li, Intelligent multi-zone residential HVAC control strategy based on deep reinforcement learning, Applied Energy, Volume 281, 2021, 116117, ISSN 0306-2619, https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.116117.

32) Moon, J.W.; Chung, M.H.; Song, H.; Lee, S.-Y. Performance of a Predictive Model for Calculating Ascent Time to a Target Temperature. Energies 2016, 9, 1090. https://doi.org/10.3390/en9121090

33) Roel De Coninck, Lieve Helsen, Practical implementation and evaluation of model predictive control for an office building in Brussels, Energy and Buildings, Volume 111, 2016, Pages 290-298, ISSN 0378-7788, <u>https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.11.014</u>.

34) Park, S.; Park, S.; Choi, M.-i.; Lee, S.; Lee, T.; Kim, S.; Cho, K.; Park, S. Reinforcement Learning-Based BEMS Architecture for Energy Usage Optimization. Sensors 2020, 20, 4918. https://doi.org/10.3390/s20174918

35) Jihong Ling, Hui Tong, Jincheng Xing, Yuxin Zhao, Simulation and optimization of the operation strategy of ASHP heating system: A case study in Tianjin, Energy and Buildings, Volume 226, 2020, 110349, ISSN 0378-7788, <u>https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110349</u>.

36) Fabrizio Ascione, Nicola Bianco, Claudio De Stasio, Gerardo Maria Mauro, Giuseppe Peter Vanoli, Simulation-based model predictive control by the multi-objective optimization of building

energy performance and thermal comfort, Energy and Buildings, Volume 111, 2016, Pages 131-144, ISSN 0378-7788, <u>https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.11.033</u>.

37) Jin Woo Moon, Seung-Hoon Han, Thermostat strategies impact on energy consumption in residential buildings, Energy and Buildings, Volume 43, Issues 2–3, 2011, Pages 338-346, ISSN 0378-7788, <u>https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2010.09.024</u>.

38) Charalampos Marantos, Christos P. Lamprakos, Vasileios Tsoutsouras, Kostas Siozios, and Dimitrios Soudris. 2018. Towards plug&play Smart Thermostats inspired by Reinforcement Learning. In INTelligent Embedded Systems Architectures and Applications (INTESA), October 4, 2018, Turin, Italy. ACM, New York, NY, USA, 6 pages. <u>https://doi.org/10.1145/3285017.3285024</u>

39) Fabrizio Ascione, Nicola Bianco, Gerardo Maria Mauro, Davide Ferdinando Napolitano, Giuseppe Peter Vanoli, Weather-data-based control of space heating operation via multi-objective optimization: Application to Italian residential buildings, Applied Thermal Engineering, Volume 163, 2019, 114384, ISSN 1359-4311, https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2019.114384.

40) V. Gnielinski, Capitolo Gb, VDI-Heat atlas, VDI Verlag, 1993.