

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA
FACOLTÀ DI INGEGNERIA



Finito di scrivere il giorno 5 marzo 2010 utilizzando L^AT_EX 2_ε

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA
FACOLTÀ DI INGEGNERIA

—
DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'INFORMAZIONE

—
TESI DI LAUREA SPECIALISTICA IN INGEGNERIA
DELL'AUTOMAZIONE

ALGORITMI EVOLUTIVI PER LA
GESTIONE OTTIMALE DI
IMPIANTI HVAC

RELATORE: CH.MO PROF. ING. ALESSANDRO BEGHI

CORRELATORE: MIRCO RAMPAZZO

LAUREANDO: GIOVANNI COSI

ANNO ACCADEMICO 2009-2010

a Ida, la mia super-nonna...

“ Se avessi avuto della pietra pomice avrei fatto di meglio...”

VINCENT VEGA - PULP FICTION, 1994

Indice

Sommario	XI
Motivazioni	XV
1 Sistemi HVAC	1
1.1 Componenti principali	1
1.2 Il ciclo frigorifero	8
1.2.1 Compressori	10
2 Sistemi multi-chiller	15
2.1 Impianti di refrigerazione ad acqua	16
2.2 Regolazione dei gruppi frigoriferi	17
2.2.1 Logiche di controllo locale	19
2.3 Gestione di gruppi frigoriferi in parallelo	23
2.3.1 Supervisione: coordinamento intelligente	26
2.3.2 Considerazioni sul comfort	29
3 Algoritmi evolutivi e ottimizzazione	33
3.1 Introduzione all'ottimizzazione	33
3.1.1 Metodo di discesa	37
3.2 L'ottimizzazione vincolata	38
3.2.1 Il metodo di Lagrange	40
3.2.2 I metodi euristici	44
3.3 Gli algoritmi Evolutivi	47
3.3.1 ES: Evolutive Strategy	50
3.3.2 GA: Genetic Algorithm	52

3.3.3	PSO: Particle Swarm Optimization	60
3.4	Gestione dei vincoli con algoritmi evolutivi	64
3.4.1	Mantenimento dell'ammissibilità	65
3.4.2	Funzioni penalità	66
3.4.3	Ricerca di soluzioni ammissibili	68
3.4.4	Metodi ibridi	70
4	Modello dell'impianto	71
4.1	Modellizzazione matematica	73
4.1.1	Bypass e collettore	74
4.1.2	Serbatoio	77
4.1.3	Chiller e carico	79
5	Progetto di supervisori per sistemi multi-chiller	81
5.1	Gestione ottimale dei chiller	81
5.1.1	OCL problem	84
5.1.2	OCS problem	85
5.2	Analisi energetica del gruppo frigorifero	86
5.3	Formulazione del problema	89
5.3.1	Problema vincolato	90
5.3.2	Metodo dei moltiplicatori di Lagrange	91
5.4	Formulazione non vincolata	92
5.5	Struttura del supervisore	94
5.5.1	Stimatore del carico	96
5.5.2	Genetic Supervisor	98
5.5.3	PSO Supervisor	104
6	Simulazioni e risultati	109
6.1	L'ambiente di simulazione	109
6.1.1	GUI: simulation toolbox	115
6.2	Test e risultati	117
6.2.1	Stagione estiva	117
6.2.2	Stagione invernale	120
	Conclusioni	127

A	Stimatore asintotico dello stato	129
B	Approfondimenti sugli algoritmi genetici	131
B.1	Rappresentazione della popolazione e inizializzazione	131
B.2	Scaling della funzione fitness	132
B.3	Terminazione dell'algoritmo	134
B.4	GATBX: Genetic Algorithm Toolbox	135
	Bibliografia	137

Sommario

In questa tesi si affronta il problema della supervisione di sistemi HVAC. Con la dicitura HVAC (*Heating, Ventilating and Air Conditioning*) si indicano quei sistemi usati sia per il condizionamento (nel senso del raffrescamento) degli ambienti, che per il riscaldamento, con particolare attenzione al trattamento dell'aria attraverso il controllo delle sue caratteristiche, e.g. l'umidità. Tali impianti sono utilizzati per la climatizzazione di vasti ambienti o edifici (ospedali, palazzine uffici, alberghi, complessi produttivi) e per questo si ha sempre a che fare con sistemi di medio-grandi dimensioni e capacità.

Sebbene le conoscenze in merito a questi impianti siano oramai ben diffuse e i principi termodinamici e fluidodinamici vengano usati nella loro progettazione ingegneristica, è soprattutto negli ultimi anni che le ricerche si stanno facendo più intense. Negli ultimi anni la legislazione di molti Paesi ha richiesto che determinati edifici siano dotati di particolari certificazioni che ne attestino le caratteristiche termiche/di climatizzazione, con grande attenzione al risparmio energetico.

Proprio in quest'ottica si inserisce il lavoro svolto in questa tesi, nella quale si approfondisce una tendenza che caratterizza la letteratura intorno a questo argomento. La gestione di sistemi di grandi dimensioni, caratterizzati da diversi componenti distinti, è spesso affidata ad un sistema di supervisione centralizzato al quale è richiesto un comportamento robusto ed efficiente. La formalizzazione di un supervisore che gestisca in modo ottimo un sistema HVAC è la difficile sfida intrapresa da diversi produttori presenti sul mercato. Considerando che spesso il medesimo risultato climatico è raggiungibile in diversi modi, sfruttando adeguatamente i componenti dell'impianto è chiaro come tale obiettivo non sia per nulla banale, soprattutto se il progetto del supervisore è basato su specifiche di ottimalità, efficienza, risparmio energetico e comfort.

In questa tesi si presenteranno due progetti di supervisore di impianti composti da più di un gruppo frigorifero. Questi macchinari, comunemente chiamati chiller, rappresentano i componenti più importanti nel bilancio energetico di un impianto HVAC, in quanto ad essi si attribuisce la parte più consistente del consumo elettrico. Una gestione intelligente dei chiller porta a un notevole risparmio energetico, e a notevoli benefici dal punto di vista del comfort termico degli occupanti.

Il lavoro sviluppato si inserisce in una collaborazione interdipartimentale tra il Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione e il Dipartimento di Ingegneria Meccanica dell'Università di Padova con la partecipazione industriale di Rhoss S.p.A. (Codroipo, UD). A partire dai lavori di Nicolettis [2], Bertinato [3] e Rampazzo [4], si sono sviluppati due progetti di supervisione basati su algoritmi evolutivi; in particolare si sono utilizzati gli algoritmi genetici e gli algoritmi basati su sciami di particelle per la ricerca delle soluzioni ai problemi di ottimizzazione che caratterizzano la gestione di questo tipo di impianti.

Nel primo capitolo della presente verranno presentati i componenti principali che compongono un sistema HVAC, una sorta di glossario per capire agilmente i termini usati nel seguito. Nel secondo capitolo si presenteranno i concetti relativi ai sistemi multi-chiller; si focalizzerà in particolare l'attenzione sui sistemi di controllo locale e le strategie comunemente usate per la regolazione dell'erogazione di potenza delle singole macchine. Infine si introdurrà il problema della gestione di sistemi multi-chiller, e quindi il concetto di supervisione e di ottimizzazione. Il terzo capitolo è dedicato a chiarire formalmente il problema dell'ottimizzazione: verranno definiti alcuni concetti basilari, e presentati metodi evolutivi per la risoluzione di problemi di ottimizzazione vincolata. Nel quarto capitolo si descriveranno i modelli matematici che caratterizzano i componenti principali dell'impianto studiato. Il quinto capitolo rappresenta la parte centrale di questa tesi. Tale capitolo è dedicato alla formalizzazione del problema di ottimizzazione nel caso particolare dei sistemi multi-chiller, e alla presentazione dei progetti di supervisore implementati per la risoluzione di tali problemi. In particolare si affronteranno i problemi comunemente noti come OCL e OCS problem. L'ultimo capitolo è dedicato alla presentazione dell'ambiente di sviluppo utilizzato per la simulazione del sistema, e dei risultati ottenuti attraverso i diversi test effettuati. L'ambiente

di sviluppo utilizzato è MATLAB™ con il *tool* SIMULINK® per le simulazioni dinamiche.

Motivazioni

Negli anni del bicentenario della nascita di Charles Darwin (1809-1882) e a centocinquanta anni di distanza dalla pubblicazione della sua opera *L'origine delle specie* (1859), le teorie evoluzionistiche supportate e corroborate dai più recenti studi genetici sono più che mai attuali. Eppure l'intero mondo scientifico si deve quotidianamente scontrare con un'opinione pubblica poco informata e disinteressata, spesso in balia di dannose polemiche circa la veridicità di tali teorie (come se l'appellativo 'teorie' ne sminuisse l'oggettività); polemiche alimentate da movimenti para-pseudo-mistici di stampo creazionistico omnipresenti in suolo statunitense, e sempre crescenti anche nel vecchio mondo.

Questi movimenti risultano tanto pericolosi quanto sono trasversali, poiché partendo dall'ignoranza e dal conservatorismo giungono fino agli ambienti più elevati, tanto che anche negli ultimi anni sono arrivati ad attaccare alcuni istituti educativi per la proposta didattica offerta, proponendo di sostituire o (nei casi migliori) affiancare allo studio dell'evoluzionismo, lo studio del *creazionismo*, o come viene chiamato dagli studiosi del settore, *disegno intelligente* (famoso il caso Kitzmiller, Pennsylvania: un giudice ha dovuto difendere in tribunale la scientificità e l'insegnamento delle teorie evoluzioniste, con una sentenza che afferma: *la circostanza che la teoria scientifica di Darwin sull'evoluzione sia imperfetta e che lasci ancora dei nodi irrisolti, non può essere usata come pretesto per inserire in un curriculum scolastico di una scuola pubblica, nel corso di biologia, "an untestable alternative Hypothesis grounded in religion (...) or to misrepresent well-established scientific propositions"*. 20 Dicembre 2005).

Tralasciando questi fatti, per fortuna sporadici, le teorie dell'evoluzione biologica continuano a rappresentare uno dei più importanti risultati della cono-

scienza umana e hanno permesso di fare luce su innumerevoli aspetti di diverse discipline tanto che persino l'odierna chimica viene ritenuta sterile se non rivista dal punto di vista evoluzionistico, ed è doloroso assistere all'ennesima resistenza nei confronti di scoperte così importanti e rivoluzionarie. In un momento della storia dell'uomo caratterizzato dalla globalizzazione, dall'eterogeneità delle ricchezze dei popoli, dai conflitti, dal consumo smodato, dall'inquinamento e dall'incremento demografico, le teorie evoluzionistiche dovrebbero infatti essere la linea guida per l'insegnamento di ogni materia, dalla storia allo studio delle lingue, dalla filosofia alla biologia, dall'informatica all'educazione civica, fino naturalmente alla teologia. E senza cadere in errori tipici dell'uomo (l'evoluzionismo sociale, economico), potrebbe portare ad una nuova visione del mondo e della vita, più rispettosa della natura, umile di fronte all'universo, educata e sensibile alle bellezze che quest'ultimo ci riserba.

Ecco quindi che questa tesi si inserisce in un percorso culturale personale iniziato qualche anno fa con la lettura de *'Il Gene Egoista'* (R.Dawkins, biologo-etologo inglese, professore universitario di zoologia all'università di Oxford), fatto di curiosità, ammirazione e sorpresa di fronte ai meccanismi fondamentali dell'evoluzione biologica, meccanismi profondamente compresi solo recentemente con le scoperte del DNA/RNA e della funzione dei geni.

La conoscenza del DNA infatti porta con se un nuovo punto di vista circa la biologia: il fatto che il DNA non sia altro che una sequenza finita di simboli discreti (G-A-T-C), e che questi in determinate configurazioni di n-unità codifichino per determinate proteine, i meccanismi di replicazione, di codifica, decodifica e mutazione, danno una connotazione decisamente ingegneristica al concetto di vita come informazione. Proprio a partire da questi presupposti nasce negli ultimi tre decenni un nuovo tipo di algoritmi, denominati *algoritmi evolutivi*. In particolare si può far riferimento ai così detti algoritmi genetici (AG), o agli algoritmi basati su sciami di particelle (PSO, ispirati per la verità al comportamento organizzato di gruppi di animali), tecniche di ricerca utilizzate per trovare delle soluzioni ottime o quasi-ottime a problemi di ottimizzazione. Questi sono dei metodi euristici che fanno riferimento al principio della selezione naturale, chiarito inizialmente da Charles Darwin, che regola l'evoluzione biologica. Gli algoritmi genetici in particolare mutuano la terminologia dalla genetica appunto e sono applicabili alla risoluzione di un'ampia

varietà di problemi di ottimizzazione non indicati per gli algoritmi classici, compresi quelli in cui la funzione obiettivo è discontinua, non derivabile, stocastica o fortemente non lineare. Nel particolare caso di supervisione di sistemi HVAC (*Heating, Ventilating, and Air Conditioning*) si fa riferimento ad un'ottimizzazione sia del comfort che di tipo energetico, aspetto importante in ogni applicazione umana volta al rispetto delle risorse e della natura che ci circonda.

Capitolo 1

Sistemi HVAC

I sistemi HVAC (*Heating, Ventilating and air conditioning*) sono degli insiemi di apparecchiature dedicate al condizionamento (in senso lato) dell'aria all'interno di determinate strutture e assumono un ruolo particolarmente importante dal punto di vista del consumo energetico nel caso di edifici di una certa dimensione. Riscaldamento, ventilazione e condizionamento dell'aria sono fattori strettamente correlati, che puntano al raggiungimento del comfort termico per gli occupanti, assicurando una qualità dell'aria accettabile e garantendo che i costi di installazione, operazione e manutenzione siano ragionevoli. Per quanto riguarda la classificazione degli impianti e altri approfondimenti relativi alla progettazione e alla messa in opera si rimanda a [5].

In questo primo capitolo si vogliono dare le basi per la comprensione del funzionamento di un impianto HVAC, descrivendone i componenti principali, con una particolare attenzione ai chiller, l'apparato protagonista in tali sistemi: si evidenzieranno i principi termodinamici che ne regolano il ciclo operativo, la struttura del sistema di controllo che attualmente caratterizza queste macchine e una prima formulazione del problema della supervisione di impianti multi-chiller.

1.1 Componenti principali

I sistemi HVAC sono costituiti da una vasta serie di apparecchiature con funzioni eterogenee. Si elencano i principali componenti che possono comporre

un sistema HVAC: non necessariamente un impianto li conterrà tutti; si vuole comunque dare una breve descrizione di ognuno - in particolare per quelli riguardanti il raffreddamento - anche per chiarire la terminologia usata nella presente.

Chiller Un chiller (refrigeratore) è una macchina che rimuove calore da un liquido attraverso un ciclo di compressione del vapore, o attraverso un ciclo di assorbimento del calore. Normalmente il liquido che viene raffreddato è semplicemente acqua, anche se possono essere presenti altre sostanze in percentuale variabile, come inibitori di corrosione o altri additivi.

Esistono tipologie diverse di chiller: alcuni sono "assemblabili" in loco, i.e. i vari componenti (compressore, radiatore, scambiatore, pompe) sono acquistati dall'installatore separatamente e poi montati in un locale appositamente adibito; altri (ultimamente i più usati) sono detti "monoblocco" cioè vengono venduti come un'unica macchina già assemblata (si veda figura 1.1). Una ulteriore classificazione può essere fatta sulla base della possibilità di installare la macchina all'esterno senza ulteriori protezioni contro le intemperie oppure se è necessario montarla all'interno. Sulla base della modalità di scambio di calore con l'ambiente esterno, i refrigeratori si distinguono in macchine a condensazione ad aria (attraverso dei sistemi di ventole il calore viene ceduto all'aria esterna) o ad acqua (condensazione remota) dove il calore viene estratto dall'acqua del circuito utenza per essere ceduta ad un secondo circuito a cui faranno capo delle torri di condensazione esterne. Generalmente i monoblocco sono da esterno a condensazione ad aria, mentre quelli da interno hanno la condensazione ad acqua con evaporatore separato.



Figura 1.1: (a) Refrigeratore d'acqua monoblocco da esterno, condensazione a aria, serie Rhoss TCAVBZ. (b) Refrigeratore d'acqua da interno, condensazione remota, serie Rhoss TCHVZ.

Ultimamente la maggior parte dei macchinari (soprattutto quelli monoblocco) hanno la possibilità di funzionare in modalità invernale cioè di riscaldare l'acqua del circuito idronico dell'utenza. Questo funzionamento è detto nel gergo tecnico "pompa di calore": per ottenere questa funzionalità è necessario ovviamente aggiungere una serie di apparati rispetto al chiller che funziona solo da refrigeratore. In particolare sono necessarie delle valvole per invertire il senso di circolazione del fluido compresso; anche gli scambiatori (lato acqua e lato aria per i sistemi monoblocco) devono essere progettati per avere particolari performance in entrambi i funzionamenti. Intuitivamente le efficienze raggiunte sono generalmente più basse se paragonate alle prestazioni ottenibili da due macchine ottimizzata per una sola modalità di funzionamento. Tuttavia, i prodotti recentemente sviluppati dai costruttori hanno delle caratteristiche sempre più spinte e si sta diffondendo la pratica di utilizzare i chiller in modalità pompa di calore quando le condizioni atmosferiche sono più miti e l'efficienza maggiore¹.

Condizionatori d'aria Un condizionatore d'aria è una macchina, un sistema o un meccanismo progettato per estrarre calore da una determinata area (o fornire calore ad una determinata area) usando un ciclo frigorifero. Le applicazioni più comuni di questi sistemi sono per riscaldamento e raffreddamento di edifici per ottenere un comfort adeguato oppure, ad esempio, per il semplice raffreddamento all'interno dei veicoli. Un impianto che, oltre al condizionamento, garantisce anche il controllo di riscaldamento e ventilazione, viene definito sistema HVAC.

Condotti d'aria I condotti d'areazione sono utilizzati per immettere o aspirare l'aria negli ambienti da climatizzare. La parte terminale dei condotti è costituita dai diffusori; particolare attenzione viene dedicata alla qualità dell'aria e alla sua velocità in quanto va a determinare la sensazione termica degli occupanti. Nei condotti o nelle parti terminali sono generalmente posizionati dei sistemi di filtraggio per rimuovere polveri, batteri e altri contenuti non desiderati nell'aria che viene immessa.

¹L'efficienza decresce sensibilmente quando la temperatura esterna scende sotto lo zero.

Pannelli radianti Sono sistemi di riscaldamento (ma recentemente utilizzati anche per il raffrescamento degli ambienti) che utilizzano il calore proveniente da tubazioni collocate dietro le superfici dell'ambiente da riscaldare.

Il calore viene principalmente fornito attraverso l'irraggiamento e non attraverso la convezione, come invece avviene con i termosifoni o i sistemi *fan-coil* usati nel riscaldamento tradizionale.

Si suddividono generalmente in tre categorie.

- Pannelli radianti a pavimento: utilizzati soprattutto nell'ambito residenziale (ma recentemente anche nei capannoni industriali) sono realizzati con un circuito idraulico (a chiocciola, a serpentina, a griglia) posizionato sotto il pavimento. Viene fatta scorrere acqua a temperatura bassa (relativamente ai sistemi a caloriferi): $30 - 40C$ con vantaggi in termini di benessere fisiologico degli occupanti e risparmio energetico. Per la refrigerazione viene fatta circolare acqua a circa $10C$ affiancando i pannelli da un sistema di deumidificazione per il controllo della condensa.
- Pannelli radianti a parete: sono principalmente utilizzati come integrazione ad altri sistemi di riscaldamento come quelli a pavimento. Questo generalmente per coprire le elevate dispersioni termiche degli ambienti ristrutturati; viene fatta passare all'interno del battiscopa una tubatura al cui interno scorre del liquido a temperatura più alta: l'aria che entra in contatto con il tubo si surriscalda e sale lungo le pareti riscaldandole.
- Pannelli radianti a soffitto: sono costituiti da moduli a tubi o nastri radianti; sono utilizzati soprattutto nei casi in cui vi sia la necessità di riscaldare ambienti molto estesi, come i capannoni industriali (con il vantaggio di non dover intervenire sul pavimento). Generalmente l'impianto è costituito da un bruciatore esterno collegato a una condotta che si snoda all'interno dell'edificio riscaldandolo mediante irraggiamento; a causa principalmente dei moti convettivi che si sviluppano sopra i pannelli, si hanno rendimenti minori rispetto ai sistemi a pavimento.

Pompe Le pompe sono dei dispositivi usati per mettere in circolo liquidi o gas. Normalmente si parla di pompa quando è un liquido ad essere spostato, mentre nel caso di gas si parla di compressore. Esistono diversi tipi di pompe,

che possono essere classificate in pompe volumetriche e pompe fluidodinamiche. Le prime sfruttano una variazione di volume in una camera per provocare un'aspirazione o una spinta sul fluido. Nelle seconde invece il movimento del fluido è prodotto da un momento indotto dal fluido stesso. Esempi di pompe volumetriche sono le pompe a stantuffo, a diaframma, a ingranaggi, a camera variabile, ecc. Per quanto riguarda le pompe fluidodinamiche, si possono citare le pompe centrifughe, le pompe lineari, le pompe magnetofluidodinamiche.

Scambiatori di calore Nelle applicazioni HVAC è esteso l'utilizzo degli scambiatori ossia degli apparecchi che permettono di trasferire in modo efficiente il calore da un fluido ad un altro in modo naturale (senza ciclo frigorifero) e senza nessun miscelamento tra i due fluidi coinvolti.

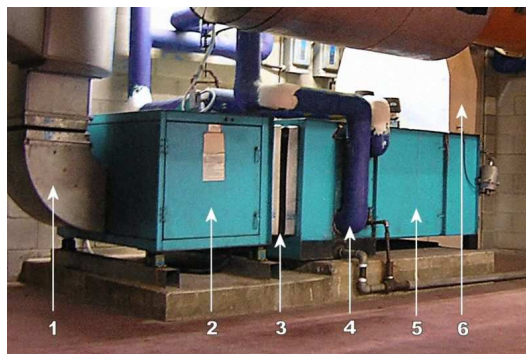
A seconda della geometria dello scambiatore, si possono definire (citando solo i casi principali):

- scambiatori a fascio tubiero, in cui uno dei fluidi passa all'interno di tubi, solitamente a sezione circolare, e l'altro all'esterno dei tubi stessi, in una camera (mantello) appositamente realizzata;
- scambiatori a piastre, in cui i due fluidi lambiscono i lati opposti di una lamiera, solitamente corrugata o piana con l'inserimento di turbolatori, in camere alternate e tra loro isolate.
- scambiatori a spirale (*coil*), in cui i due fluidi passano ai lati opposti di una lamiera, di solito liscia, in camere singole di grande lunghezza, avvolte a spirale per praticità.
- scambiatori a blocchi in cui i corpi circolano in fori cilindrici, solitamente disposti ortogonalmente nei due lati.
- scambiatori a pacco alettato, in cui uno dei fluidi passa all'interno di tubi, solitamente a sezione circolare, e l'altro (gassoso) attraverso il pacco alettato all'esterno dei tubi.

Sistemi di controllo per applicazioni HVAC Un sistema di controllo per applicazioni legate al condizionamento è costituito oggi da un apparato computerizzato (PLC, microcontrollore, pc industriale, scheda di calcolo

Figura 1.2: :

- (1) Condotto aria trattata.
- (2) Scomparto ventola.
- (3) Isolatori anti-vibrazioni.
- (4) Serpentina raffreddamento.
- (5) Scomparto filtri.
- (6) Condotto aria di ritorno.



dedicata) che controlla le condizioni climatiche all'interno degli edifici. In particolare sono necessari dei sistemi di comunicazione tra i sensori e gli eventuali altri sistemi di controllo di zona affinché il sistema centrale possa accedere ai parametri dell'intero impianto. Sulla base di queste misure opportuni algoritmi vanno a definire i *set-point* e gli stati di un certo numero di componenti costituenti l'impianto. La situazione ideale sarebbe quella in cui il sistema di supervisione controlla tutte le variabili d'impianto delegando ai controlli locali il minor numero di settaggi possibili. Tutto questo con l'ottica di poter incrementare le funzioni obiettivo preposte e minimizzare i costi complessivi.

Le unità di supervisione generalmente gestiscono e comunicano a distanza i parametri dell'impianto ma anche le situazioni anomale e gli allarmi.

Torri di raffreddamento Le torri di raffreddamento sono una tipologia di "raffreddatori evaporativi", utilizzate per raffreddare acqua o altri fluidi, portandoli ad una temperatura a bulbo umido vicina alla temperatura ambiente. In un sistema HVAC in modalità invernale le torri di raffreddamento hanno lo scopo di smaltire il calore che il chiller sottrae agli ambienti da climatizzare.

Unità di trattamento aria Le unità di trattamento aria (UTA o AHU in inglese) sono delle cabine metalliche di elevata sezione rettangolare (possono richiedere un locale tecnico intero per contenerle oppure sono installate *on the roof*) che contengono all'interno uno o più ventilatori, elementi per il raffreddamento (*coil*) e/o il riscaldamento (bruciatore o semplicemente serpentine percorse da acqua calda), filtri, limitatori di rumore e valvole. Il sistema è collegato ai condotti per la distribuzione dell'aria in determinate zone (e.g. un

piano di un edificio) con in genere un analogo sistema di aspirazione dell'aria esausta. Questa può essere impiegata per preriscaldare (preraffreddare) quella "pulita" prelevata dall'esterno in proporzioni variabili.

Nel caso di unità di trattamento aria di dimensioni ridotte si parla di unità terminali, costituite spesso solamente da un filtro per l'aria, una serpentina e una ventola. Questi semplici terminali vengono chiamati ventil-convettori o *fan-coil*.

I ventilatori possono operare a velocità fissa, offrire una determinata gamma di velocità predeterminate oppure possedere un azionamento a frequenza variabile che gli permetta di coprire un campo esteso di velocità.

Impianti di climatizzazione Solitamente la classificazione degli impianti di condizionamento viene fatta in relazione al fluido usato per rimuovere il calore dall'ambiente. Utilizzando tale criterio si possono distinguere:

Impianti a sola aria Negli impianti di questo tipo, l'aria viene immessa nelle singole stanze tramite un'apposita rete di distribuzione, che ha il compito di trasferire il caldo o il freddo che vengono prodotti in centrale.

Impianti a sola acqua Questa seconda categoria di impianti impiega come vettore, sia del caldo che del freddo, l'acqua, che viene opportunamente riscaldata o raffreddata in centrale e poi distribuita nei vari ambienti mediante pompe. Nei singoli ambienti sono poi presenti dei ventil-convettori (*fan-coil*) che permettono un'ulteriore regolazione della temperatura, oltre a quella già effettuata in centrale.

Impianti misti aria-acqua Negli impianti a sola acqua, durante il periodo invernale, si tenderà ad avere valori di umidità piuttosto bassi, mentre in estate i valori saranno strettamente legati ai carichi interni. La regolazione con impianti a sola acqua è molto limitata, perciò, quando è richiesto un controllo dell'umidità più accurato, si utilizzano impianti misti aria-acqua. In centrale l'aria viene prelevata dall'esterno e trattata in relazione alle condizioni interne desiderate, in particolare viene garantito il grado igrometrico voluto. L'aria pertanto si occupa di controllare l'umidità. Nei singoli ambienti invece vengono installati degli apparec-

chi alimentati con acqua calda o fredda aventi lo scopo di portare la temperatura al valore desiderato.

1.2 Il ciclo frigorifero

Il ciclo frigorifero è il processo che sta alla base delle applicazioni HVAC. In particolare per quello che riguarda il raffrescamento dell'aria e il riscaldamento mediante pompa di calore. Il ciclo frigorifero è un particolare ciclo termodinamico in grado di trasferire calore da un ambiente a bassa temperatura ad uno a temperatura superiore. Esistono due cicli termodinamici per ottenere tale risultato: quello a *compressione* e quello ad *assorbimento*: in quest'ultimo si sfrutta il calore di dissoluzione di un soluto in un solvente (generalmente acqua) che viene ciclicamente concentrato e diluito. Il ciclo ad assorbimento non consente il raggiungimento di temperature particolarmente basse; è molto impiegato nei casi in cui si disponga di calore di esubero (cogenerazione) o in mancanza di energia elettrica.

Dal secondo principio della termodinamica per trasferire calore tra due corpi è necessaria una differenza positiva di temperatura tra la sorgente ed il ricevitore: il flusso di calore passerà dalla sorgente calda verso un corpo/ambiente freddo. Per ovviare a questo ostacolo fisico, nel ciclo a compressione, grazie all'energia fornita da un compressore, la sorgente calda cede calore (a temperatura bassa) ad un fluido intermedio, che così cambia di stato evaporando, viene compresso e quindi cede calore al ricevitore (a temperatura alta) condensando. Si riesce così a raffreddare un corpo anche senza avere a disposizione ricevitori a temperatura più bassa. Questo ciclo termodinamico è usato nella stragrande maggioranza dei condizionatori domestici e nei sistemi HVAC di medio-grandi dimensioni, nei sistemi di conservazione delle derrate alimentari, nei camion con temperatura controllata, negli impianti chimici e di trasporto degli idrocarburi. In figura 1.3 è rappresentato uno schema di principio di un sistema che esplica il ciclo di compressione. Per descrivere sinteticamente il funzionamento del ciclo compiuto dal sistema termodinamico si faccia riferimento alle figure 1.3 e 1.4. Il fluido utilizzato in questi cicli è appositamente studiato per garantire elevata densità, (sia del gas che del liquido), elevata entalpia di evaporazione ed elevata capacità termica; il tutto per minimizzare il

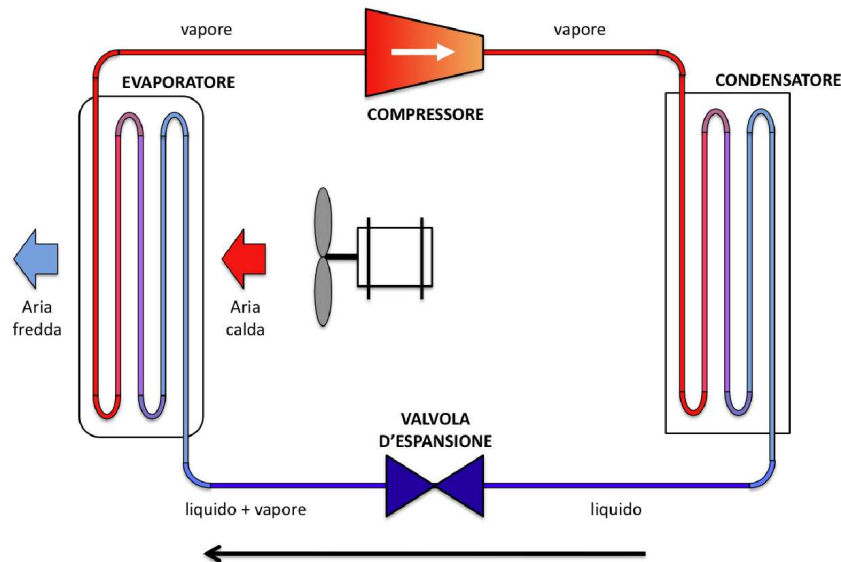


Figura 1.3: Schema di principio di un sistema refrigerante a compressione a singolo stadio

lavoro richiesto al compressore. Esistono una vasta gamma di fluidi utilizzabili: sono stati classificati con una apposita nomenclatura dall'ASHRAE (*American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers* in base alla composizione delle molecole ed altre caratteristiche salienti del gas).

Osservando la figura 1.4 nel tratto $1 \rightarrow 2$ il vapore del fluido frigorifero viene compresso ad entropia costante raggiungendo lo stato di vapore surriscaldato (a temperatura più elevata del punto di evaporazione). Nel tratto $2 \rightarrow 3 \rightarrow 4$ il vapore surriscaldato passa attraverso il condensatore che raffredda il vapore surriscaldato che poi viene condensato nello stato liquido in condizioni di pressione e temperatura costante. Nel tratto $4 \rightarrow 5$ il liquido refrigerante passa attraverso la valvola di espansione (valvola di laminazione termostatica) che ne abbassa bruscamente la pressione provocando una rapida evaporazione di una parte del gas (flash gas). La miscela di vapore e liquido che passa attraverso l'evaporatore assorbe calore dell'ambiente da climatizzare (sia che sia acqua o aria che attraversa l'evaporatore); in questo modo il fluido si riscalda per arrivare al punto 1 completando il ciclo termodinamico.

Il ciclo discusso sopra è basato sulla supposizione che il fluido refrigerante sia ideale e trascurando gli effetti dovuti all'attrito del gas che scorre nelle tubature, alle perdite di calore nei punti considerati adiabatici ecc. Per un'accurata

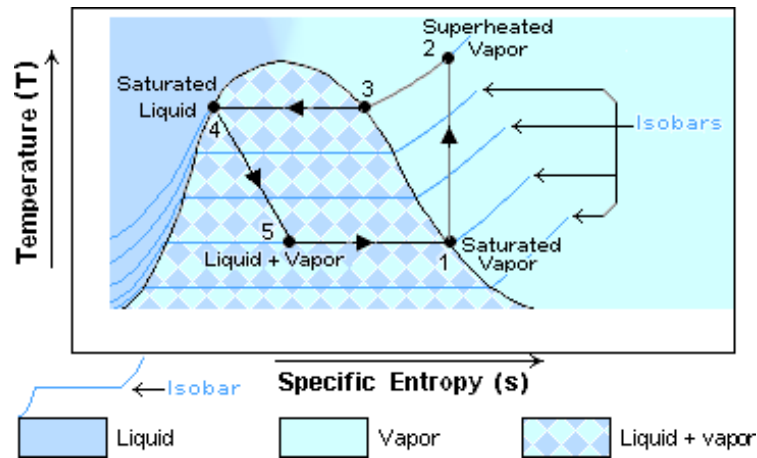


Figura 1.4: Ciclo termodinamico semplificato; curve pressione-entalpia, a temperatura costante ed a entropia costante.

analisi di questi effetti sul ciclo frigorifero si veda [6] e [7].

1.2.1 Compressori

L'elemento fondamentale nei sistemi HVAC sotto un'ottica del raffreddamento di un ambiente è sicuramente il chiller, di cui una descrizione generale è stata data in 1.1; appare chiaro che il componente principale di queste macchine sia il compressore: il compito di questo dispositivo pneumoforo è essenzialmente l'innalzamento della pressione del fluido refrigerante attraverso una riduzione (meccanica) del suo volume. Il compressore è usato (indipendentemente dall'applicazione per il ciclo termodinamico) quando per il fluido utilizzato vale, almeno approssimativamente, la legge dei gas perfetti². Si definisce rapporto di compressione il rapporto tra la pressione assoluta di mandata (uscita del compressore) e la pressione assoluta di ingresso (ritorno), in unità coerenti; è un numero puro, usualmente espresso in forma frazionaria.

I vari tipi di compressori possono essere classificati, in base al principio meccanico di funzionamento, secondo la figura 1.5. Nei compressori volumetrici il volume di gas che entra nella macchina è indipendente dalle condizioni di aspirazione e mandata; hanno in genere la caratteristica (che può essere un

² $P \cdot V = n \cdot R \cdot T$.

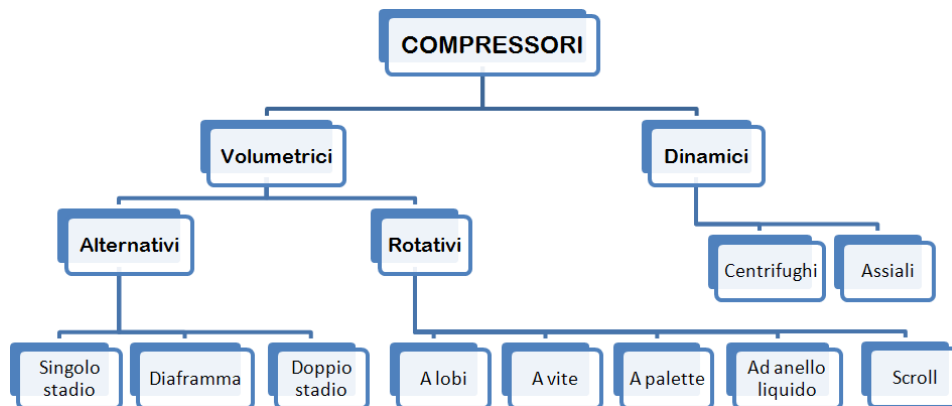


Figura 1.5: Classificazione dei compressori.

vantaggio o uno svantaggio) di avere portata direttamente proporzionale alla velocità di rotazione e rapporto di compressione indipendente da questo.

Diversamente dai volumetrici, nei compressori dinamici la compressione è ottenuta sfruttando l'energia cinetica impressa al gas da opportuni meccanismi (si sfrutta il principio della variazione del momento della quantità di moto). Sono macchine (turbomacchine) in cui lo scambio di energia con il fluido avviene grazie alla rotazione di una ruota (detta rotore o girante) calettata su un albero, munita alla periferia di pale ed alloggiata in una cassa (detta statore) che può essere anch'essa munita di pale. Anche se lo scambio di energia tra fluido e macchina avviene in un organo rotante il processo si può considerare stazionario.

Per una panoramica generale sulle varie tipologie di compressore si rimanda a [3]. Di seguito si descrivono brevemente il compressore a vite e il compressore scroll³.

Compressori a vite Nel compressore a vite viene utilizzata una o due viti a passo inverso e di diametro differente che si imboccano l'una sull'altra; in questo modo si crea una cavità che progressivamente si sposta dalla zona di aspirazione a quella di mandata, comprimendo il gas. Rispetto ai compressori alternativi hanno il vantaggio di una meccanica più sem-

³Si è scelto di descrivere solo queste due tipologie di compressore per la correlazione con le prove sperimentali effettuate, i cui risultati si possono trovare nell'ultimo capitolo: tutti i chiller (dei quali l'azienda RHOSS S.p.A. ha fornito i dati) sono dotati di compressore scroll o a vite.

plice – il moto è continuo – e quindi minori sollecitazioni meccaniche. Si possono ottenere rapporti elevati (3:1 - 4:1); il rendimento meccanico è superiore agli alternativi, e quindi per applicazioni medio-grandi sono preferibili a questi ultimi.



Figura 1.6: Rotori di un compressore a 2 viti.

Compressori *scroll* Usano due spirali una all'interno dell'altra: il movimento di una o entrambe permette di creare una cavità a volume variabile che comprime il gas. La spirale può avere diverse forme: involuta, di archimede o curve ibride. Spesso una delle due è fissa mentre l'altra orbita eccentricamente, senza ruotare: rispettivamente le spirali rossa e grigia di figura 1.7.

Questi dispositivi sono notoriamente più affidabili, silenziosi e versatili rispetto ai compressori convenzionali. Diversamente dal pistone/i degli alternativi, la spirale degli *scroll* può essere perfettamente controbilanciata per minimizzare le vibrazioni. Il flusso di gas in uscita dai compressori *scroll* è inoltre più uniforme delle macchine alternative o a lobi; generalmente nelle applicazioni di condizionamento sono sprovvisti di valvole⁴. Esistono diverse tecniche per l'utilizzo ai carichi parziali di questi dispositivi: *bypass* del gas refrigerante, azionamento elettrico a velocità variabile, stadi multipli con più compressori in sequenza. Ognuna di queste tecniche presenta degli inconvenienti dal punto di vista dell'efficienza ottenibile e/o costo di realizzazione per cui sono stati realizzati recentemente dei compressori *scroll* che garantiscono il funzionamento a capacità ridotta con un singolo stadio e permettendo di variare la capacità durante il funzionamento. Tra le tecniche usate si cita:

⁴Non è mai presente una valvola di aspirazione, eventualmente c'è quella di scarico.

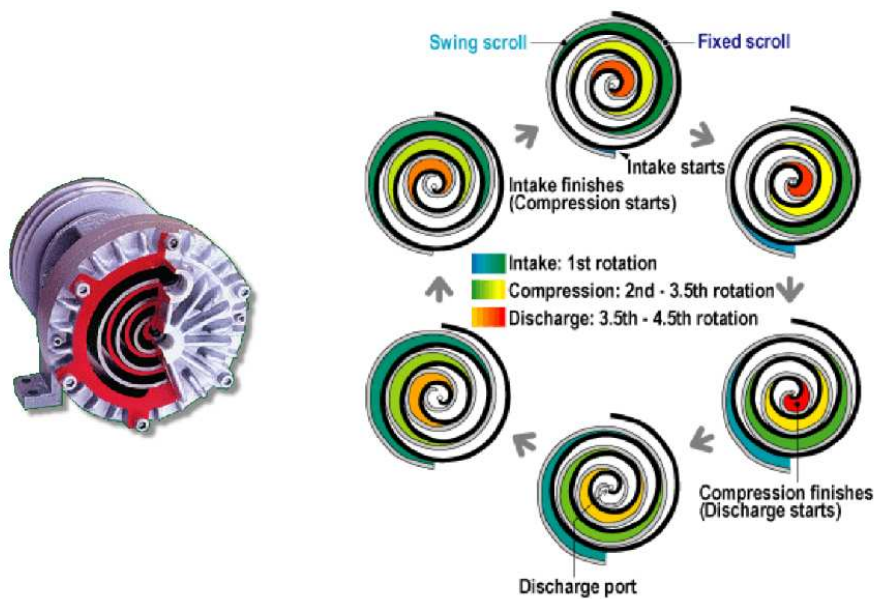


Figura 1.7: Spaccato di un compressore scroll e sequenza di funzionamento del ciclo di compressione.

- ritardo del punto di inizio della compressione (riduzione del fluido che viene compresso);
- interruzione ad intermittenza dello scarico: invece di fissare in modo permanente permanente le due spirali, esse possono muoversi separatamente ad intervalli periodici. L'azionamento continua comunque a farle girare: per quanto non siano più in grado di comprimere in gas durante tali intervalli, non viene compiuto lavoro ma anche il consumo è ridotto al minimo. Il compressore è "impegnato" per una frazione del periodo di controllo pari alla percentuale di carico richiesto; questi tipi di compressori vengono comunemente detti *digital scroll*: garantiscono prestazioni elevate anche per parzializzazioni spinte (fattore di carico del 10%), come dimostrato in [9].

Capitolo 2

Sistemi multi-chiller

Nelle installazioni di impianti HVAC di media e grande capacità, sono comuni i sistemi con più refrigeratori in parallelo piuttosto che i sistemi a singolo chiller (per la stessa ragione per cui molti aerei commerciali dispongono di più di un motore) e sono progettati con un compromesso tra costo e affidabilità. Chiller multipli vengono normalmente installati in configurazioni parallele in modo da risultare indipendenti tra di loro e assicurare una flessibilità operativa altrimenti difficile da ottenere; nello specifico si possono citare i seguenti vantaggi di una soluzione parallela rispetto ad una configurazione serie: possibilità di effettuare manutenzione di un chiller senza dover spegnere tutto l'impianto, riduzione delle correnti di spunto degli azionamenti (e dei compressori in modo particolare), riduzione dell'elettricità consumata in regime di carico parziale, possibilità per ciascun chiller di operare nel punto di massima efficienza.

Grandi strutture destinate a ospitare complessi istituzionali e sanitari sono solo alcuni degli eccellenti candidati per installazioni di questo tipo. L'interesse per il corretto dimensionamento dell'impianto in funzione delle specifiche richieste, e per una ottimale gestione del sistema installato è elevato: dal momento che le performance energetiche di gruppi di refrigeratori rappresentano una voce importante nel bilancio energetico ed economico di un edificio non residenziale, una buona gestione di questi impianti è sempre auspicabile, e relativamente ai prodotti in commercio, i margini di risparmio sembrano consistenti.

In questo capitolo si vogliono dare le basi per la comprensione delle soluzioni proposte nei capitoli successivi: si introdurrà l'argomento della regolazione

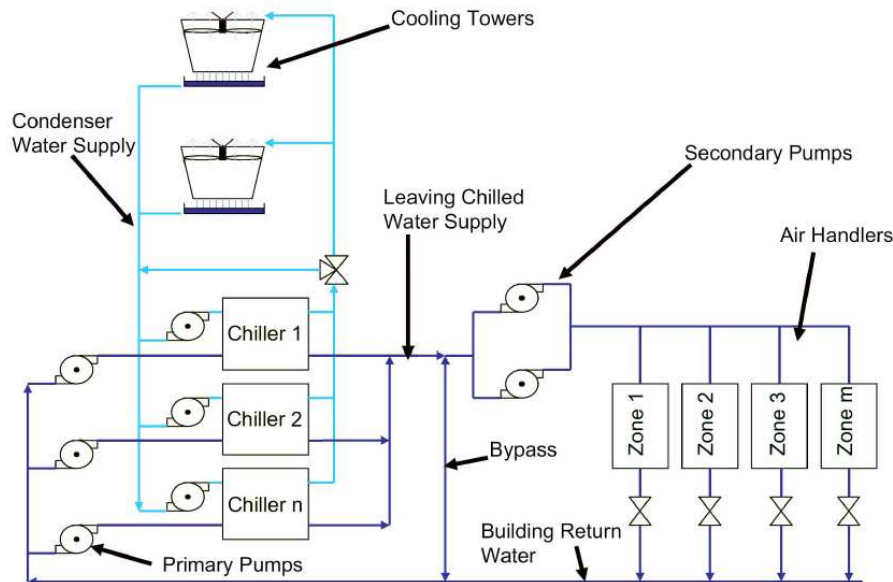


Figura 2.1: Sistema di chiller ad acqua

dei chiller, descrivendo la struttura multi-livello che attualmente caratterizza il controllo di queste macchine e approfondendo il concetto di supervisione. Successivamente si parlerà quindi di supervisione ottimale.

2.1 Impianti di refrigerazione ad acqua

Un impianto di refrigerazione basato sull'utilizzo di chiller ad acqua consiste nelle seguenti parti funzionali:

- i chiller che producono l'acqua refrigerata;
- la sezione dei carichi, generalmente rappresentata da batterie di raffreddamento che sottraggono il calore dall'ambiente (aria) e lo trasferiscono al liquido del circuito idraulico (acqua);
- il circuito idraulico appunto dotato di tubature, pompe e valvole che gestiscono il trasporto del fluido refrigerato

- un secondo circuito idraulico (tubature, pompe, valvole) che collega i chiller alle torri di raffreddamento per la condensazione (per gli impianti di refrigerazione ad acqua);
- infine tutti i sistemi di controllo relativi ai vari componenti.

Non verranno considerati in questa sede tutti quei dispositivi connessi alla distribuzione dell'aria negli ambienti (unità di trattamento dell'aria, condotti, relativi controlli). La figura 2.1 mostra uno schema semplificato di funzionamento di un impianto di chiller in parallelo, nel quale si possono identificare i componenti appena citati.

2.2 Regolazione dei gruppi frigoriferi

Le performance energetiche globali di un sistema multi-chiller sono difficilmente caratterizzabili poichè dipendono da numerosi fattori. La stessa capacità di regolazione e l'efficienza ai carichi parziali di un refrigeratore dipendono fortemente dal liquido refrigerante impiegato, dall'architettura del circuito frigorifero e dal tipo e dal numero di compressori utilizzati. Confronti diretti tra impianti diversi risultano quindi poco indicativi, e d'altra parte non è scopo di questa tesi presentare un'analisi di tutte le configurazioni possibili.

L'argomento della regolazione, sebbene sia abbastanza complesso, verrà trattato in questa sezione a partire dalla situazione più semplice, cioè quella della macchina singola, fino all'analisi della gestione di più chiller. La sua importanza è fondamentale per molti aspetti; primo fra tutti perchè dati due impianti simili, diverse tecniche di regolazione portano ad efficienze generali diversificate, sia dal punto di vista energetico che da quello legato al comfort permettendo analisi e confronti decisamente interessanti.

Per regolazione di un chiller si intende la gestione di quel processo che porta all'erogazione di un determinato quantitativo di potenza, ovvero al soddisfacimento di un certo carico frigorifero. Le grandezze osservabili che coinvolgono dinamicamente tale processo sono la portata, la temperatura di mandata e di ritorno dell'acqua che viene raffreddata dal chiller (oltre a quei parametri che caratterizzano l'impianto o l'ambiente): in molti casi impostare un riferimento costante per la temperatura di mandata è la scelta più indicata. In questi casi

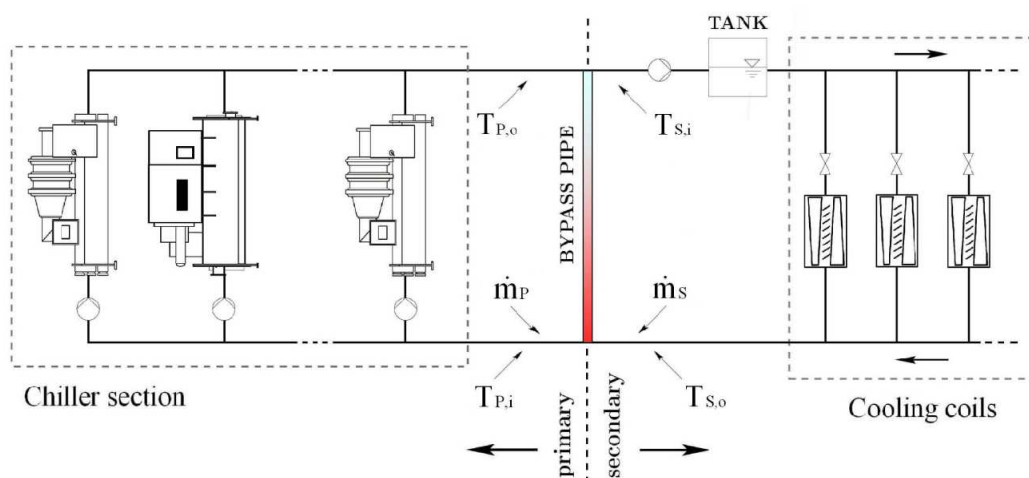


Figura 2.2: Sistema disaccoppiato: architettura primario-secondario.

il carico relativo del chiller viene controllato agendo sul flusso d'acqua relativo. Un'altra soluzione, invece, prevede di agire sul riferimento per la temperatura dell'acqua in mandata o di ritorno allo scopo di regolare il carico relativo, mantenendo il flusso d'acqua costante. A questa seconda modalità di controllo si farà riferimento da qui in poi; in figura 2.2 è mostrata la configurazione dei chiller dell'impianto che si andrà a considerare, dove si possono identificare due sezioni fondamentali. La sezione di produzione di energia, il *lato primario*, e la sezione rappresentata dal carico termico dell'edificio che si desidera raffreddare, il *lato secondario*.

La dinamica relativa alla portata delle due sezioni viene disaccoppiata grazie all'inserimento di un *bypass*, il cui funzionamento verrà chiarito nel capitolo 4. In particolare ci si preoccuperà di controllare i chiller, senza interessarsi di ciò che accade al lato secondario. Ciascun chiller è dotato di una pompa per la circolazione dell'acqua da refrigerare: essa viene attivata assieme al chiller. La capacità di raffreddamento di ciascuna macchina viene gestita dall'anello di controllo dedicato al fine di assicurare una certa precisione sulla temperatura dell'acqua in uscita da quella macchina (a portata costante). A tal proposito è necessario un approfondimento sulla logica di controllo locale della singola macchina refrigerante.

L'argomento della regolazione in apparenza semplice risulta complesso so-

stanzialmente per due motivi [8]:

- per comprendere la logica di regolazione di un gruppo frigorifero è fondamentale un approccio rigoroso che richiede informazioni non sempre note o disponibili;
- i numerosi costruttori utilizzano logiche differenti, sufficientemente diverse da generare confusione.

Si vuole comunque sottolineare come la conoscenza delle logiche di controllo sia determinante per ottenere dal gruppo frigorifero le prestazioni desiderate: esse sono il linguaggio attraverso il quale è possibile comunicare con la macchina.

2.2.1 Logiche di controllo locale

Tipicamente l'erogazione di potenza di un chiller a portata costante può essere regolata in due modi, ossia controllando la temperatura dell'acqua in ingresso al chiller o la temperatura d'uscita. In entrambi i casi è comunque implementata una regolazione a *relay*: quando la temperatura controllata raggiunge una determinata soglia superiore o inferiore il compressore viene rispettivamente acceso o spento. La differenza tra la soglia superiore e quella inferiore è definita differenziale e il suo valore influenza l'oscillazione della temperatura, e di conseguenza le accensioni del compressore.

Riassumendo sono quindi tre i parametri che influiscono sulla regolazione dei gruppi frigoriferi; essi sono il *set point* impostato e il suo *differenziale* (parametri interni) e il *salto termico* dell'acqua all'interno dello scambiatore, ovvero la differenza di temperatura dell'acqua tra ingresso e uscita. Mentre i parametri interni, rispettivamente T_{set} e DM (o DR a seconda che si regoli la mandata o il ritorno) sono propri della logica del microprocessore e impostabili, il salto termico ΔT è dipendente da tutto l'impianto¹, e in particolare dalla portata d'acqua all'interno dello scambiatore; esso può variare continuamente durante il funzionamento dell'impianto.

¹Tale grandezza dipende dall'impianto, ma una volta conosciuto si può implementare il controllo in modo da ottenere un differenziale adeguato alle prestazioni richieste. In altre parole si può impostare arbitrariamente anche il differenziale, ma la sua taratura è una procedura delicata poichè da esso dipende il corretto funzionamento della macchina [8].



Figura 2.3: Chiller generico con i valori di set point e *DM* impostabili.

Se l'accensione e lo spegnimento dei compressori è gestita con logica relay, nei chiller di medio-grandi dimensioni l'erogazione di potenza è modulabile fino al 20% di parzializzazione rispetto alla capacità nominale². La parzializzazione dell'erogazione di potenza può avvenire in modo continuo o discreto in funzione del tipo di compressore presente nel chiller. Tale scelta non è quindi arbitraria o dipendente dalla particolare logica di controllo che si vuole implementare. Un'eccezione a questa affermazione riguarda i compressori a vite, i quali permettono entrambe le modalità di regolazione³.

Quando si considerano le logiche di regolazione discrete si parla generalmente di *gradini* di parzializzazione, e il numero e il grado di parzializzazione di tali gradini dipendono esclusivamente dal modello di chiller utilizzato; per avere un'idea più precisa circa i gradini di parzializzazione si osservino i dati⁴ relativi a due macchine diverse. Il modello TCAE-4320, dotato di quattro compressori scroll (e due circuiti refrigeranti indipendenti) possiede quattro differenti gradini di capacità, definiti operativamente nel seguente modo:

1. quattro compressori accesi;
2. tre compressori accesi;

²Nelle macchine di media potenza tale limite inferiore si alza al 50% di parzializzazione.

³Non vi è sostanziale differenza prestazionale tra i due metodi, poichè l'organo che attua tale regolazione è lo stesso: la valvola a cassetto mette in comunicazione la camera di compressione con l'aspirazione, ricircolando così parte del refrigerante già parzialmente compresso.

⁴Dati forniti dall'azienda Rhoss S.p.A. - Codroipo (UD)

3. due compressori di due circuiti refrigeranti diversi;
4. un solo compressore acceso.

Il modello con due compressori a vite TCAV-2600 è invece caratterizzato da sei gradini di parzializzazione (in funzione delle quattro parzializzazioni discrete attuabili sul singolo compressore, 100%, 75%, 50% e 25% rispetto alla capacità nominale):

1. due compressori al 100%;
2. un compressore al 100% e uno al 75%;
3. un compressore al 100% e uno al 50%;
4. un solo compressore al 100%;
5. un solo compressore al 75%;
6. un solo compressore al 50%;

Si vuole chiarire inoltre il concetto di *modulazione*, anticipato precedentemente: mentre nella regolazione continua l'erogazione di potenza è esattamente⁵ quella desiderata in ogni istante, nel caso della regolazione discreta sarà l'erogazione dell'energia a coincidere esattamente con quella richiesta dall'impianto, non la potenza. Infatti il gruppo frigorifero, disponendo di un ristretto numero di configurazioni operative (i gradini discreti), dovrà modulare l'erogazione di potenza variando tra i gradini superiore e inferiore rispetto al valore desiderato.

Considerando quindi che l'avviamento di un compressore è sempre un evento traumatico, e che il tempo minimo assoluto di funzionamento per un compressore è di circa due minuti (per approfondimenti [8]), si nota chiaramente come una regolazione di tipo discreto debba essere ben implementata per limitare cali di efficienza, danni strutturali o comportamenti non desiderati.

In figura 2.4 è presentato un diagramma descrittivo del funzionamento a quattro gradini discreti di un generico chiller, nel quale è possibile osservare il comportamento delle temperature in gioco: si ha la temperatura d'ingresso

⁵Teoricamente

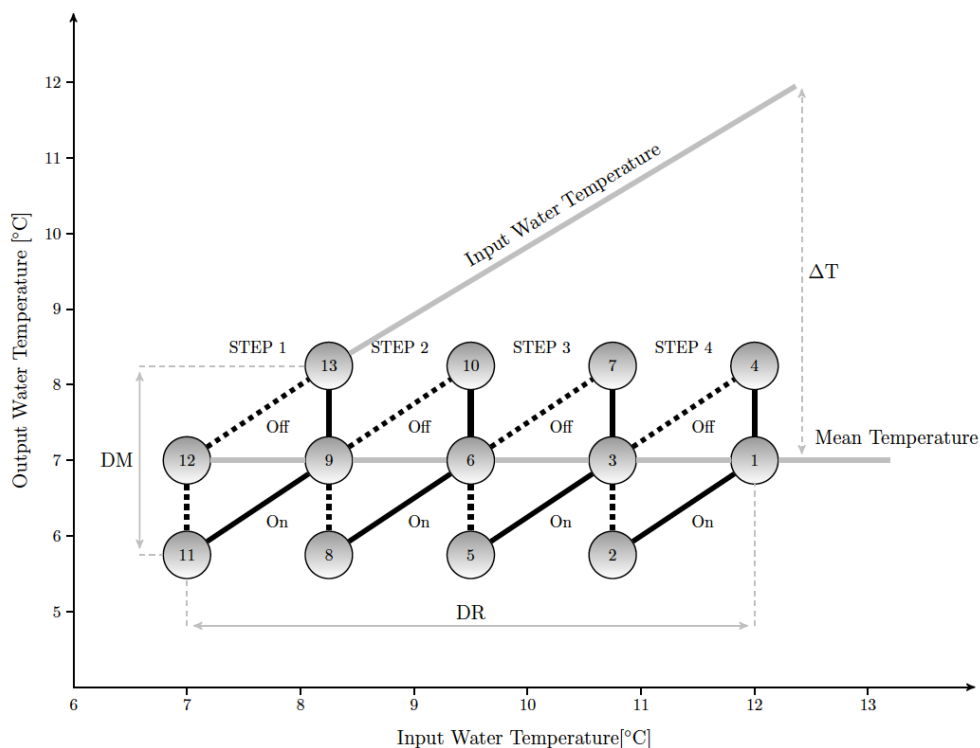


Figura 2.4: Diagramma di regolazione di un gruppo frigorifero con quattro gradini di parzializzazione (situazione ideale).

all'evaporatore nell'asse delle ascisse e la temperatura di uscita nell'asse delle ordinate.

Partendo dalla situazione nella quale la macchina lavora a pieno carico, con temperatura d'ingresso a 12°C, qualora il salto termico ΔT sia di 5°C, la temperatura di uscita è pari a 7°C (punto 1). Se il carico richiesto è inferiore alla potenza fornita dal gruppo frigorifero, diminuisce la temperatura d'ingresso all'evaporatore e di conseguenza anche quella di uscita. Quando la temperatura d'ingresso è pari a 10,75°C, la temperatura di uscita è pari a 5,75°C (punto 2) e si spegne il primo gradino di parzializzazione. La potenza si riduce di un quarto e di conseguenza, restando inalterata la portata d'acqua, si riduce anche il salto termico ΔT da 5°C a 3,75°C e la temperatura in uscita ritorna nuovamente a 7°C (punto 3).

Se la potenza erogata dal gruppo continua ad essere superiore a quella richiesta dall'impianto, la temperatura tende a diminuire nuovamente verso il punto 5, dove si disattiva un altro gradino, riducendo il salto termico a soli

2.5C (punto 6). Se invece la potenza fornita risulta insufficiente, la temperatura tende ad aumentare fino al raggiungimento del punto 4, dove si riattiva il gradino di parzializzazione e il salto termico ΔT torna a 5C.

Pertanto ogni gradinodi parzializzazione disegna quindi un quadrilatero lungo i cui lati si muovono le temperature di uscita in funzione delle temperature di ingresso: quando il rispettivo gradino è attivo (*step on*) le temperature si muovono lungo i lati continui, quando è disattivato (*step off*) si muovono lungo i lati tratteggiati. Mano a mano che il carico diminuisce i vari gradini si disattivano ed il punto di lavoro si sposta verso i quadrilateri più a sinistra.

Tali considerazioni valgono sia che si controlli la temperatura in mandata, che quella in ingresso. Ma mentre entrambe le strategie di controllo assicurano un mantenimento della temperatura in uscita costante in situazione di pieno carico, solo il controllo sulla mandata garantisce prestazioni buone anche ai carichi parziali, con una temperatura media costante. A questa situazione si farà riferimento nelle sezioni successive.

2.3 Gestione di gruppi frigoriferi in parallelo

I sistemi HVAC in generale vengono attualmente controllati su due macrolivelli (figura 2.5). Il livello più basso è costituito dai controllori locali (anelli di controllo) che per un determinato componente o grandezza, assicurano il mantenimento di un particolare set-point o l'inseguimento di un qualche riferimento.

Il livello alto si occupa invece di definire i set-point appena citati e le condizioni di funzionamento del sistema nella sua completezza: risulta evidente, visto la complessità e il numero di variabili in gioco in questi impianti, che diverse condizioni di funzionamento (punti di lavoro) permettono di raggiungere le medesime condizioni di comfort richieste. Una qualsiasi *strategia* definita per il coordinamento delle varie componenti fa parte del livello più alto di controllo.

La crescita continua dell'utilizzo degli impianti di condizionamento, anche nelle stagioni primaverile e autunnale, ha portato la ricerca a orientarsi verso soluzioni atte all'ottenimento dei parametri del sistema con particolare attenzione al consumo energetico dell'impianto. In particolare si osservi che i

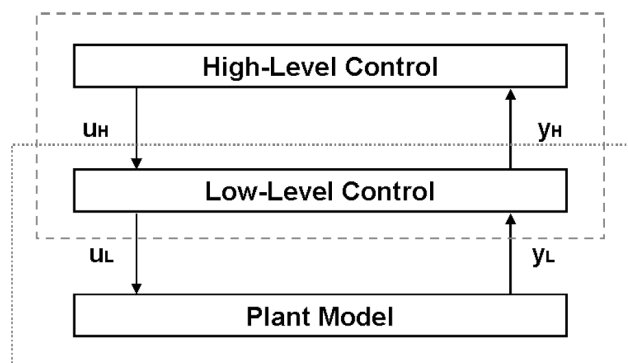


Figura 2.5: Struttura multi livello che caratterizza la regolazione dei sistemi HVAC.

componenti che comportano il maggiore contributo al consumo elettrico dei sistemi HVAC sono proprio i chiller. Queste macchine, come descritto nel capitolo 1, sono dotate di compressori per il fluido refrigerante azionati da motori elettrici di elevato consumo (viste le dimensioni e la potenza fornite da queste macchine di grossa capacità frigorifera); sono inoltre presenti pompe per la circolazione dell'acqua negli impianti con circuito ad acqua e di ventole per la condensazione del gas (o dell'acqua nelle macchine con circuito di condensazione ad acqua). Tutti questi sistemi sono azionati elettricamente: il consumo di impianti di grandi dimensioni come alberghi, ospedali, aziende può arrivare a qualche MegaWatt.

In quest'ottica, in un impianto con più gruppi frigoriferi la tecnica adottata per la regolazione risulta di fondamentale importanza. Chiarito il funzionamento delle logiche locali delle singole macchine nella sezione precedente, vi è quindi la necessità di definire una strategia che preveda una gestione sensata di più chiller: come è stato anticipato la configurazione parallelo offre numerosi vantaggi dal punto di vista impiantistico, e deve essere ricercata proprio una regolazione che riesca a valorizzare e sfruttare questi pregi.

La grandissima varietà di macchine presenti in commercio pone inoltre un'altra difficoltà poichè spesso è necessario implementare tecniche di regolazioni progettate ad hoc per il particolare impianto. Generalizzando si può comunque affermare che una delle prime cose di cui si deve occupare la regolazione di un parallelo di gruppi frigoriferi è la *sequenza d'inserimento* delle macchine. Comunemente viene usato un semplice approccio che prevede

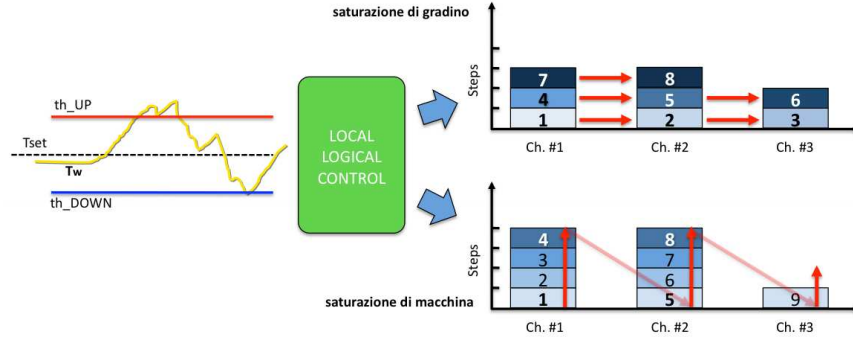


Figura 2.6: Due comuni strategie di regolazione. Esempio con 3 macchine a 4 gradini di parzializzazione.

l'accensione delle macchine in sequenza, in funzione della dinamica del carico richiesto dall'impianto, senza considerare alcuna misura di performance associata al risparmio energetico; per un gruppo di n chiller in parallelo, caratterizzati da m gradini di parzializzazione si possono distinguere le seguenti modalità d'inserimento:

1. *funzionamento simmetrico*: la regolazione del carico avviene parzializzando contemporaneamente tutte le macchine nella stessa percentuale;
2. *strategia a saturazione di macchina (MS)*: i chiller sono organizzati in un determinato ordine prestabilito $Ch_{1,j}, \dots, Ch_{i,j}, \dots, Ch_{n,j}$ con $1 \leq j \leq m$; se al generico istante t i chiller attivi $Ch_{1,m}, \dots, Ch_{i-1,m}, \dots, Ch_{i,s}$ non soddisfano il carico richiesto dall'impianto, viene attivato il gradino $Ch_{i,s+1}$. In questo modo solo l'ultima macchina accesa opera in parzializzazione di carico, mentre le altre lavorano a pieno carico;
3. *strategia a saturazione di gradino (SS)*: se al generico istante t i chiller operanti ai gradi di parzializzazione $Ch_{1,s}, \dots, Ch_{i,s}, Ch_{i+1,s-1}, \dots, Ch_{n,s-1}$ non soddisfano il carico richiesto dall'impianto, viene attivato il gradino $Ch_{i+1,s}$.

Tralasciano il primo approccio, in figura 2.6 sono schematizzate le due strategie (MS) ed (SS); come anticipato precedentemente per l'implementazione di queste tipologie di regolazione non si tiene conto delle particolari macchine presenti nell'impianto, l'ordine è definito a priori e verrà rispettato cercando di

soddisfare il carico. In particolare queste strategie si possono definire cieche nel senso che una volta implementate, l'attuazione è determinata solo dalle condizioni di carico: a stessi gradi di parzializzazione del carico, l'impianto sarà operativo sempre nella stessa configurazione di gradini e chiller attivi.

2.3.1 Supervisione: coordinamento intelligente

Definito il funzionamento delle singole macchine a livello locale, e preso atto delle possibili strategie implementabili, si vuole approfondire in questa sezione il concetto di supervisione. Il controllo a più livelli apre numerose strade alla ricerca di soluzioni ad hoc rispetto a strategie preconfezionate. Sempre in riferimento alla figura 2.5 si vuole definire un organo di regolazione dinamico e flessibile che oltre ad essere capace di adattarsi a situazioni operative diverse, riesca a operare in modo da ottenere efficienze elevate: la complessità dei sistemi HVAC, e nel caso particolare della regolazione di gruppi frigoriferi, fa sì che soluzioni ottimizzanti dal punto di vista dell'efficienza non siano facilmente intuibili. Questo componente viene comunemente definito supervisore, e sebbene esso venga impiegato a livelli anche più alti rispetto alla regolazione di sistemi HVAC (in molti edifici esiste un unico organo di supervisione che coordina le regolazioni elettriche in generale), in questa sede verrà descritto il suo funzionamento relativo alla regolazione di gruppi frigoriferi.

Il supervisore rappresenta quindi il sistema di controllo a livello più alto: esso ha il compito di stabilire le condizioni di lavoro ponendosi come obiettivo il rispetto delle condizioni di benessere degli occupanti (riferendosi al caso di sistemi ad uso residenziale, direzionale, ospedaliero ecc.) e possibilmente la riduzioni di alcuni fattori predeterminati come l'usura dell'impianto, il costo di realizzazione, il consumo energetico.

In realtà si potrebbe far rientrare anche le strategie descritte precedentemente, nell'argomento supervisione. Esse necessitano comunque di un componente che gestisca l'attivazione sincronizzata delle diverse macchine⁶, un

⁶Con l'eccezione della strategia simmetrica per la quale basta impostare il T_{set} di ogni singola macchina allo stesso valore, e lasciare il controllo ai rispettivi microprocessori locali; ovviamente anche in questo caso un sistema di supervisione aiuta, non fosse altro perchè un'unica sonda controlla la temperatura di set, eliminando gli inevitabili scostamenti di lettura tra le singole sonde delle varie unità.

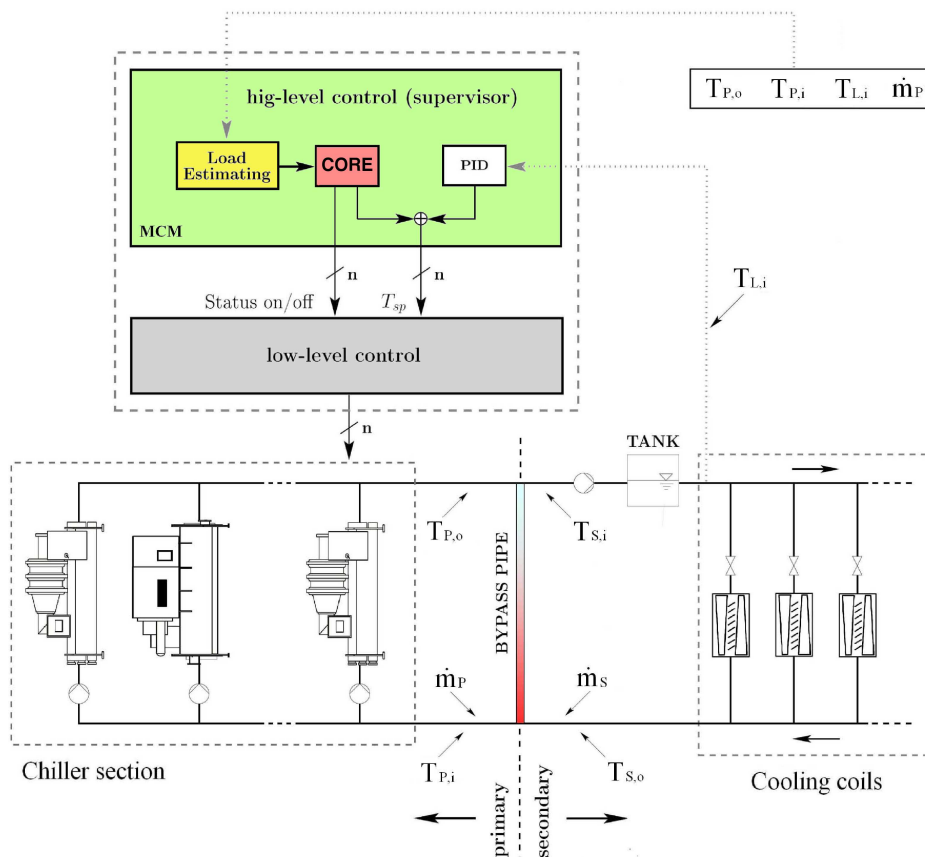


Figura 2.7: Parallelo di chiller coordinati da supervisore.

organo di supervisione attraverso il quale sia possibile gestire, tra le altre cose, le situazioni di malfunzionamento, di allarme o di manutenzione.

È già stato accenato il fatto che a causa delle numerose condizioni di funzionamento (punti di lavoro) di un sistema parallelo, il raggiungimento delle condizioni di comfort richieste è realizzabile in modi diversi. Dato un gruppo di n macchine, non necessariamente diverse, ci si chiede se sia possibile aumentare l'efficienza dell'intero impianto, o comunque ricercare situazioni più vantaggiose: si vogliono quindi rendere disponibili al supervisore tutte quelle informazioni sull'impianto necessarie ad un'organizzazione migliore ed ad una gestione multi-chiller intelligente (*multiple chiller management: MCM*). Queste informazioni sono molteplici, e sono qui elencate:

- descrizione completa dei chiller, tramite modelli di consumo elettrico ed

- erogazione di potenza che descrivono l'efficienza nelle varie configurazioni e punti di lavoro;
- informazioni sul carico richiesto, previsto o stimato;
 - preferenze per determinate strategie predefinite;
 - misure di tutte le grandezze in gioco, necessarie alla valutazione della dinamica dell'impianto;
 - informazioni meteorologiche, dirette o stimate che siano;
 - informazioni relative a eventuali guasti o malfunzionamenti.

In funzione del tipo di supervisore che si vuole implementare le tipologie di informazioni necessarie possono ovviamente variare.

Disponendo quindi dei dati relativi all'impianto si desidera implementare un supervisore che in funzione delle condizioni ambientali e impiantistiche, regoli la gestione delle macchine in modo ottimale, unendo al rispetto del vincolo sulle condizioni di comfort, un'efficienza ottima, e di conseguenza un consumo minimo.

Il problema della supervisione viene trattato come un problema di ottimizzazione vincolata, nel quale la funzione obiettivo da minimizzare è il consumo elettrico; diversi approcci sono proposti in letteratura da quella branca della matematica applicata che è l'ottimizzazione. Essi vanno da approcci teorico formali, nei quali sia ben definito il modello matematico descrivente la situazione in esame, a metodi euristici che ricercano la soluzione in modo "stocastico". Viene dedicato a tale argomento il capitolo successivo.

In questa tesi si presentano in particolare due versioni di supervisore nelle quali il cuore algoritmico è rappresentato da un approccio evolutivo. I due supervisori descritti nel capitolo 5 mantengono la medesima struttura di base e si differenziano esclusivamente per il metodo di ricerca della soluzione al problema di ottimo (il blocco "CORE" in figura 2.7). Entrambi sono caratterizzati dagli stessi ingressi (misure di temperature dell'acqua in mandata e in ritorno, e della temperatura dell'aria) e dalle medesime uscite (i set point da assegnare dinamicamente ai chiller); entrambi dispongono di uno stimatore del carico dell'impianto.

Supervisore genetico : la ricerca della condizione operativa ottima è affidata ad un algoritmo genetico, attraverso il quale una popolazione di possibili soluzioni viene fatta riprodurre ed evolvere. Il meccanismo è descritto nel capitolo successivo, ma per ora basti sapere che il metodo si rifà alla teoria dell'evoluzione, formalizzata a partire da C. Darwin, e che solo gli individui migliori (in termini del problema da risolvere) vengono selezionati per diventare genitori delle generazioni successive.

Supervisore particellare : in questa seconda versione il metodo di ricerca è ispirato agli studi dei movimenti di gruppi di animali organizzati in formazioni particolari, come branchi di pesci o stormi di volatili. Ogni individuo è rappresentato come una particella che "vola" nello spazio delle soluzioni insieme al suo sciame, e i comportamenti collettivi che emergono in fase di ricerca ben si prestano alla soluzione di problemi di ottimizzazione vincolata complicati e caratterizzati da forti irregolarità.

I risultati ottenuti da prove sperimentali su un impianto di n generici chiller in parallelo, provano l'efficienza di tali soluzioni, portando a performance migliori rispetto ad altre versioni di supervisione, sia dal punto di vista del comfort che dal punto di vista del risparmio energetico (quantificabile in decine di migliaia di euro annui). Le diverse prove effettuate sono descritte nel capitolo 6.

2.3.2 Considerazioni sul comfort

Come è già stato più volte accennato nelle precedenti sezioni, il problema della supervisione e dell'ottimizzazione di sistemi HVAC non si prefigge il solo scopo del risparmio energetico. Il benessere delle persone che occupano le zone controllate deve essere tenuto in grande considerazione, visto che esistono anche normative a riguardo che stabiliscono le condizioni dell'aria che devono essere rispettate. Inoltre, è ovvio che il benessere percepito da una persona influenza notevolmente la sua operatività, pertanto c'è l'interesse ad introdurre tutta una serie di vincoli che portino a garantire che le condizioni di lavoro siano ottimali.

Questi ulteriori vincoli devono essere introdotti nella procedura di ottimizzazione, allo scopo di giungere ad una soluzione che certamente minimizzi il

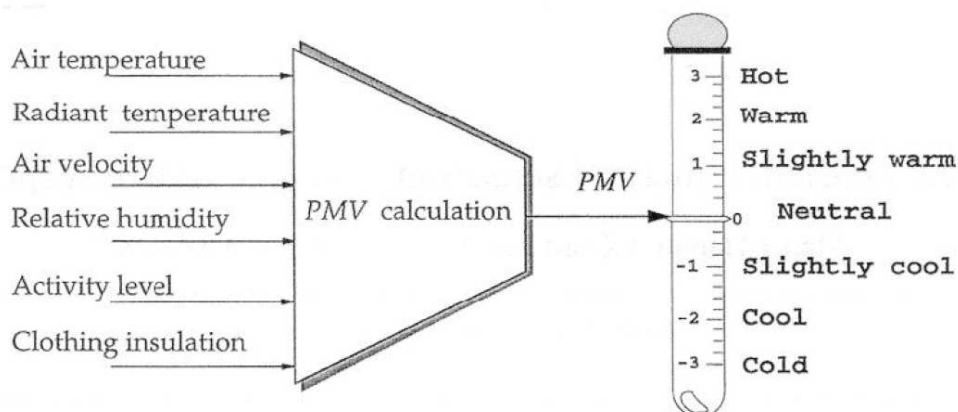


Figura 2.8: PVM e sensazione termica.

consumo energetico, ma che tenga anche conto del comfort degli occupanti. Questi due aspetti presentano anche una sorta di interdipendenza tra loro, in quanto gli accorgimenti per la garanzia del benessere delle persone portano, in molte situazioni, anche ad un risparmio energetico rispetto al caso in cui non se ne tenga conto.

Il comfort termico di un essere umano è risaputo non dipendere esclusivamente dalla temperatura dell'aria, ma anche da altri cinque parametri che sono:

- la temperatura media radiante;
- la velocità relativa dell'aria;
- l'umidità relativa dell'aria;
- l'attività fisica svolta all'interno del locale;
- la resistenza termica dei vestiti indossati

L'indice sicuramente più usato per la descrizione delle condizioni termiche di un ambiente interno è il *Predicted Mean Vote* (PMV, Cfr. Fanger, [10]), così come presentato nello Standard Internazionale ISO 7730 [11]. Si basa sulla teoria del trasferimento di calore a regime ed è stato calibrato utilizzando dei dati empirici raccolti in una serie di esperimenti su un gran numero di studenti statunitensi, effettuati in apposite camere a clima controllato. Questo indice

predice la sensazione termica che avrà una persona in determinate condizioni, associandola ad un indice che va da -3 a 3 , dove l'estremo inferiore rappresenta una sensazione di freddo, mentre l'estremo superiore è associato ad una sensazione di caldo. Le variabili d'ingresso sono proprio le grandezze citate precedentemente. Si faccia riferimento a [4] o [2] per chiarimenti formali.

Capitolo 3

Algoritmi evolutivi e ottimizzazione

In questo capitolo verrà trattato da un punto di vista generale il problema dell'ottimizzazione tramite metodi euristici; si darà maggiore attenzione a quei metodi che rientrano nella famiglia dei così detti algoritmi evolutivi (od evolutivisti). In particolar modo si studieranno i maccansimi alla base degli algoritmi genetici e degli algoritmi basati su sciame di particelle, cercando di mantenere un punto di vista il più generico possibile, lasciando ai capitoli successivi il compito di approfondire gli aspetti maggiormente legati al problema del controllo di sistemi HVAC.

Si vuole inoltre sottolineare il fatto che in questo capitolo non si troveranno approfondite analisi dei metodi di ottimizzazione classici: il confronto tra metodi di ottimizzazione diversi e nello specifico l'analisi delle differenze tra metodi evolutivi e non, esula dagli obiettivi di questa tesi, e anche in questo caso si rimanda ai capitoli successivi per chiarimenti circa l'implementazione di tali tecniche nel caso specifico dei sistemi di raffreddamento/riscaldamento.

3.1 Introduzione all'ottimizzazione

Il principio dell'ottimizzazione accompagna la vita fin dalla sua nascita e coinvolge numerosi aspetti del sistema naturale; a partire dagli organismi viventi più primitivi fino ai più complessi, passando per le numerose attività dell'esse-

re umano, l'ottimizzazione ha di fatto influenzato l'evoluzione, l'adattamento ambientale, il progresso delle civiltà e quello tecnologico.

Questa idea è diffusa più di quanto ci si possa aspettare, ed è insita nel genere umano sia dal punto di vista pratico che culturale: ottenere il migliore risultato con il minimo sforzo, minimizzare il tempo di esecuzione di una qualsiasi attività, massimizzare le scorte di un certo prodotto o i vantaggi derivanti da determinate situazioni, sono solo alcuni esempi che caratterizzano trasversalmente il comportamento umano e in particolare la ricerca scientifica.

Nella matematica applicata l'ottimizzazione è quella branca preposta allo studio dei metodi per la ricerca dei punti di massimo e di minimo di una funzione obiettivo che descriva in termini matematici un dato problema. Generalmente ci si riferisce a problemi di ottimizzazione legati a modelli esprimibili in termini di funzioni a più variabili, nei quali i punti di ottimo sono rappresentati dai migliori elementi di un insieme di possibili valori da assegnare alle variabili all'interno di un certo dominio di ricerca. Il caso più semplice potrebbe essere quello di voler minimizzare o massimizzare una funzione reale definita in un certo dominio come in figura 3.1, scegliendo valori reali o discreti in base alla formulazione del modello matematico; tuttavia la generalizzazione delle tecniche e della teoria intorno all'ottimizzazione coinvolge numerosi settori della matematica applicata e porta ad una formale classificazione dei problemi e delle relative soluzioni.

La teoria dell'ottimizzazione è nota e si rimanda ai numerosi testi e articoli presenti in letteratura per i relativi approfondimenti, pertanto si intende chiarire solo alcuni dei concetti e risultati basilari relativi all'ottimizzazione, nell'ottica di formalizzare il problema nelle sue caratteristiche più comuni; in particolare si vogliono descrivere solo quegli aspetti che hanno un effettivo impatto sull'implementazione dei metodi euristici qui presentati.

Sia quindi posto il problema dell'ottimizzazione di una funzione generalmente non lineare f di n variabili su un insieme X . La f prende il nome di *funzione obiettivo* (o *fitness*), l'insieme X *insieme* o *regione ammissibile* e ciascun punto $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in X$ costituisce una soluzione ammissibile. Il problema di *Programmazione Non Lineare* (PNL) consiste nel determinare un punto \mathbf{x}^* appartenente all'insieme X tale da rendere minima (o dualmente

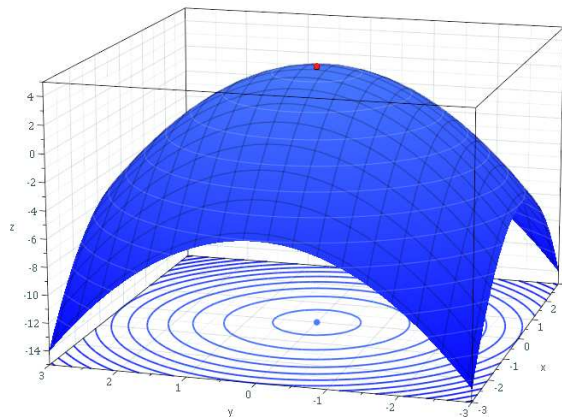


Figura 3.1: Massimo globale per una funzione parabolica a due variabili.

massima) la funzione f , e può indicarsi generalmente così:

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{x}) \\ \mathbf{x} \in X \end{aligned} \tag{3.1}$$

Si ha a che fare con problemi di *ottimizzazione non vincolata* quando l'insieme X coincide con tutto \mathbb{R}^n , o con problemi di *ottimizzazione vincolata* quando l'insieme X , non coincidendo con \mathbb{R}^n , viene specificato per mezzo di *vincoli*¹. Sono invece sempre valide le seguenti definizioni, che vengono qui presentate non per rigore matematico bensì per introdurre la principale difficoltà intorno all'utilizzo degli algoritmi euristici nei problemi di minimizzazione: il problema dell'esistenza di ottimi computabili e della convergenza.

Definizione 1 (Punto di minimo globale). *Un punto $\mathbf{x}^* \in X$ è punto di minimo globale di f su X se*

$$f(\mathbf{x}^*) \leq f(\mathbf{x}) \text{ per ogni } \mathbf{x}^* \in X.$$

¹In realtà spesso si preferisce caratterizzare l'insieme ammissibile come $X = \mathcal{F} \subseteq \mathcal{S} \subseteq \mathbb{R}^n$ dove lo spazio delle soluzioni ammissibili \mathcal{F} (*feasible region*) risulta ben distinto dallo spazio di ricerca \mathcal{S} (*search space*)

Definizione 2 (Punto di minimo locale). *Un punto $\mathbf{x}^* \in X$ é punto di minimo locale di f su X se esiste un intorno circolare $I(\mathbf{x}^*, \epsilon)$ di \mathbf{x}^* , avente raggio $\epsilon > 0$ tale che*

$$f(\mathbf{x}^*) \leq f(\mathbf{x}) \text{ per ogni } \mathbf{x} \in X \cap I(\mathbf{x}^*, \epsilon).$$

Un punto \mathbf{x}^* di minimo globale o locale si dice *stretto* se $f(\mathbf{x})$ é strettamente maggiore di $f(\mathbf{x}^*)$ per ogni $\mathbf{x} \neq \mathbf{x}^*$ in X o in $I(\mathbf{x}^*, \epsilon)$ rispettivamente. é banale il fatto che un punto di minimo globale é anche locale, mentre il viceversa può non essere vero. Si noti infine che valgono le duali definizioni di massimo locale e globale.

Un concetto che riveste una grande importanza nell'ottimizzazione é quello di *convessità* poiché porta con sé decisive connotazioni di regolarità, fondamentali per una soluzione analitica dei problemi.

Definizione 3 (Combinazione convessa). *Dati due punti $x_1, x_2 \in \mathbb{R}^n$ e considerato uno scalare $\lambda \in [0, 1]$, si dice combinazione convessa di x_1 e x_2 un qualunque punto ottenuto come*

$$\lambda x + (1 - \lambda)y$$

inoltre, al variare di λ tra 0 e 1, si ottiene il segmento (in \mathbb{R}^n) che unisce x_1 e x_2 .

Definizione 4 (Insieme convesso). *Un insieme $X \subset \mathbb{R}^n$ si dice convesso se, comunque presi due punti $x_1, x_2 \in X$, il segmento che li unisce é interamente contenuto in X .*

Definizione 5 (Funzione convessa). *Una funzione $f : X \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ con X convesso, si dice convessa se, presi comunque due punti $x_1, x_2 \in X$, si ha che per ogni scalare $\lambda \in [0, 1]$*

$$\lambda f(x_1) + (1 - \lambda)f(x_2) \geq (f(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2))$$

inoltre una funzione f tale che $-f$ é convessa, si dice concava.

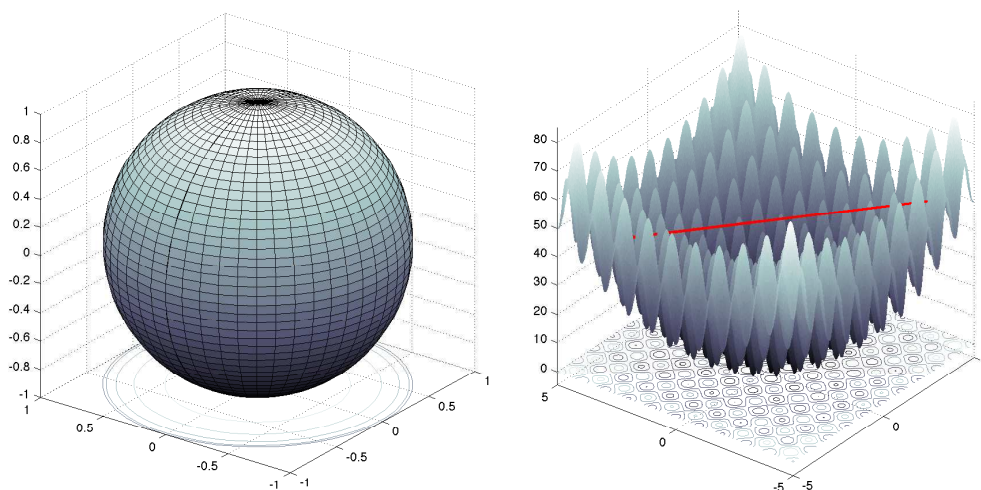


Figura 3.2: Esempi di insieme convesso a sinistra (la classica sfera), e di funzione non convessa (la funzione di Rastrigin) a destra.

Formalmente il problema PNL consiste nel determinare, se esiste, un punto di minimo globale, o, quando questo risultasse eccessivamente oneroso dal punto di vista risolutivo, almeno un punto di minimo locale; a seconda della forma della funzione obiettivo e della struttura dell'insieme ammissibile cambia sensibilmente la difficoltà del problema, e di conseguenza cambiano gli approcci risolutivi che vanno utilizzati.

3.1.1 Metodo di discesa

Nel caso più semplice di ottimizzazione non vincolata, è spesso possibile sfruttare alcune condizioni di ottimalità (che si traducono in condizioni di regolarità e derivabilità delle funzioni in gioco) per calcolare la soluzione ottima. Quando però la forma della funzione obiettivo e/o il numero di variabili sono tali da rendere di fatto impossibili i calcoli in forma chiusa è necessario progettare e utilizzare un algoritmo iterativo.

La struttura di fondo degli algoritmi di minimizzazione non vincolata è molto semplice. Si considera un punto iniziale $\mathbf{x}_0 \in \mathbb{R}^n$, e si calcolano i valori della funzione $f(\mathbf{x}_0)$ e del gradiente $\nabla f(\mathbf{x}_0)$. Se quest'ultimo è il vettore nullo si è già individuato un punto stazionario (un massimo o minimo). Altrimenti ci si

sposta da \mathbf{x}_0 alla ricerca di un punto $\mathbf{x}_{(1)}$ possibilmente migliore del precedente. Dal punto di vista algoritmico appare evidente la necessità di scegliere ad ogni generico passo k una direzione di discesa \mathbf{d}_k (o di salita), e lungo tale direzione insistere, muovendosi di un opportuno *passo* α_k , finché non si raggiunge un ottimo caratterizzato da un gradiente nullo; al generico passo k quindi, il nuovo punto $\mathbf{x}_{(k+1)}$ si ottiene banalmente come:

$$\mathbf{x}_{(k+1)} = \mathbf{x}_{(k)} + \alpha_k \mathbf{d}_k \quad (3.2)$$

In questo modo si ottiene una successione di punti $\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_{(1)}, \dots, \mathbf{x}_{(k)}, \dots$ della quale si può studiare la convergenza.

Ci si può riferire a tale schema con il termine di *metodo di discesa* (o di *salita*), e si possono distinguere diversi algoritmi² che si rifanno a questo modus operandi, differenziandoli in funzione dei criteri usati nella scelta dei parametri *direzione* \mathbf{d}_k e *passo* α_k .

Appare evidente anche sin da subito la possibilità da parte dell'algoritmo di computare una soluzione ottima solo localmente: dal punto di vista teorico, evitare queste situazioni rappresenta la sfida maggiore e solo con alcune condizioni di regolarità del problema (come la convessità) si può affermare l'equivalenza tra ottimi locali e ottimo globale.

3.2 L'ottimizzazione vincolata

Il tipico problema di ottimizzazione vincolata è il seguente

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{x}) \\ \mathbf{x} \in X \subset \mathbb{R}^n \end{aligned} \quad (3.3)$$

per il quale la caratterizzazione dell'insieme X è realizzata tramite vincoli specificati da una famiglia di equazioni $\{h_i(\mathbf{x}), i = 1, \dots, q\}$ e/o disequazioni

²Si citano a tal proposito l'algoritmo Backtracking, il metodo di Armijo, il metodo del gradiente e le varie versioni del metodo di Newton

$\{g_j(\mathbf{x}), j = 1, \dots, m\}$, portando alla classica forma:

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{x}) \\ \mathbf{h}(\mathbf{x}) = 0 \\ \mathbf{g}(\mathbf{x}) \geq 0 \end{aligned} \tag{3.4}$$

dove $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ e $\mathbf{g}(\mathbf{x})$ sono vettori di funzioni generalmente non lineari ciascuna di n variabili e dove X rappresenta al solito la regione delle soluzioni ammissibili.

Chiaramente un problema di questo tipo presenta maggiori difficoltà rispetto al caso non vincolato, poiché la stessa caratterizzazione delle soluzioni ottime risulta spesso non banale; i numerosi risultati teorici presenti in letteratura permettono l'utilizzo di metodi analitici che siano in grado di computare rapidamente la soluzione ottima solo in determinate condizioni di estrema regolarità del problema (funzione obiettivo e vincoli), mentre bisogna rivolgersi ad algoritmi decisamente complessi da un punto di vista pratico e implementativo quando si ha a che fare con situazioni meno standard.

I problemi PNL sono in genere poco trattabili, e la pressoché infinita varietà dei problemi porta ad una necessaria classificazione, almeno teorica, dei risultati presenti in letteratura; manca infatti un approccio globale, e dal momento che sia la funzione obiettivo f che le funzioni $h_i(\mathbf{x})$ e $g_j(\mathbf{x})$ dei vincoli sono arbitrarie³, tale classificazione si scontra con le esigenze reali.

Semplificando si può affermare che il gruppo di problemi PNL rappresenta la famiglia più generale, specificando che se si ha a che fare con funzioni obiettivo f lineari e con spazi ammissibili *politopi*⁴ il problema è un problema di *Programmazione Lineare* (PL), che può facilmente essere risolto con le ben note tecniche di soluzione della programmazione lineare.

³Con il termine *arbitrarie* si vuole sottolineare il fatto che il modello matematico viene costruito in funzione delle particolari specifiche del problema pratico che si vuole risolvere; se dal punto di vista teorico infatti, sono ben note le funzioni obiettivo da usarsi nell'analisi delle prestazioni di un particolare algoritmo, nella realtà si ha a che fare con funzioni e vincoli specifici e differenti da caso a caso e spesso difficilmente riconducibili a casistiche note. È necessario quindi attuare un compromesso tra la volontà di descrivere in modo approfondito il particolare problema reale e l'utilizzo di tecniche note per casi particolari.

⁴Un politopo d -dimensionale o d -politopo è l'analogo di un poligono nel piano ($d = 2$) e di un poliedro nello spazio ($d = 3$). I poligoni si possono quindi anche chiamare 2-politopi e i poliedri 3-politopi. Il termine politopo è stato coniato da Alicia Boole, la figlia di George Boole.

Sono molto studiati anche quei problemi caratterizzati da una funzione obiettivo di tipo polinomiale e quadratico, apprezzati anche negli ambienti dell'ingegneria applicata per interdisciplinarietà dei risultati utilizzati per esempio nella teoria dei sistemi col *controllo ottimo* [CITA]; si cerca spesso di ricondurre a questo tipo di situazioni diversi problemi dell'ottimizzazione vincolata.

Se la funzione obiettivo è convessa (problemi di minimizzazione), e la stessa serie di vincoli è convessa, allora il problema si dice convesso e metodi generici per l'ottimizzazione convessa possono essere usati, [12]

Sebbene siano diffusi approcci sofisticati, quali quelli basati sulla programmazione quadratica o sui lagrangiani aumentati, in molti casi si preferisce un approccio di tipo *sequenziale*, ossia si studia una successione di sottoproblemi non vincolati da risolvere singolarmente con i metodi dell'ottimizzazione non vincolata, in modo tale che le soluzioni ottime convergano a quella del problema vincolato; in ogni caso ci si rifà spesso allo studio dei gradienti e una generalizzata regolarità è sempre richiesta.

Come accennato nella parte introduttiva di questa sezione, le principali difficoltà che si incontrano con questo tipo di problemi sono la convergenza ad *ottimi locali* e il rispetto dei vincoli.

Una soluzione ammissibile $\mathbf{x} \in X$ è un ottimo locale della funzione obiettivo f (in un problema di minimizzazione) se soddisfa la definizione 2; il problema sta nel fatto che un ottimo locale, soddisfacendo i requisiti matematici sulle derivate delle funzioni in gioco, inganna tutti quei metodi basati sul gradiente. Essi garantiscono infatti la convergenza ad ottimi locali (ammissibili), ma non ad ottimi globali. Anche in questo caso la garanzia della convergenza ad ottimi globali è un risultato raro, e può essere prerogativa dell'algoritmo solo in determinate situazioni particolari.

3.2.1 Il metodo di Lagrange

Si dedica questa sezione alla descrizione di questo fondamentale metodo per il seguente motivo: il metodo di Lagrange è stato utilizzato in lavori precedenti per testare la bontà degli algoritmi evolutivi (nello specifico gli algoritmi genetici): è preso come metro di paragone nel particolare problema legato alla

supervisione di sistemi HVAC; tali confronti e i risultati si possono trovare in [3], [2] e in [4].

Il metodo dei moltiplicatori di Lagrange (così chiamati da Joseph Louis Lagrange), è uno dei metodi di base nel calcolo di massimi e minimi di una funzione di più variabili soggetta a uno o più vincoli. Questo approccio rientra in quella tipologia di algoritmi che si basano sulla riduzione del problema al caso non vincolato, come anticipato precedentemente: più precisamente esso riduce la ricerca dei punti stazionari, di una funzione vincolata in n variabili con q vincoli, a trovare i punti stazionari di una funzione non vincolata in $n + q$ variabili.

Si consideri un generico problema di minimizzazione vincolata di una funzione di due variabili a valori scalari

$$f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}, \quad x_1, x_2 \mapsto f(x_1, x_2); \quad (3.5)$$

per la seguente spiegazione si pone il semplice vincolo dato da equazione $g(x_1, x_2) = 0$, ma quanto verrà esposto può essere generalizzato anche ai casi di vincoli di disuguaglianza (e a problemi di massimizzazione).

Normalmente, nel caso generico non vincolato, per individuare un punto stazionario per la funzione $f(x_1, x_2)$, si pone $\frac{\partial f}{\partial x_1} = \frac{\partial f}{\partial x_2} = 0$ e si risolve l'equazione. Nel caso in cui ci siano dei vincoli che permettono alle variabili x_1, x_2 di assumere solo determinati valori, è evidente che questo procedimento non è più valido. Si vuole quindi trovare, all'interno dell'insieme di valori che soddisfano i vincoli, quelli che minimizzano la funzione f ; i vincoli possono essere riportati alla forma $g(x_1, x_2) = 0$.

Si supponga di muovere lungo la curva di livello $g(x_1, x_2) = 0$. In generale le curve di livello della funzione f e di g sono distinte, quindi la curva di livello per $g(x_1, x_2) = 0$ potrebbe passare attraverso le curve di livello di f . Questo significa che lungo la curva di livello per $g(x_1, x_2) = 0$ il valore di $f(x_1, x_2)$ potrebbe variare. Solo quando la curva di livello per $g(x_1, x_2) = 0$ tocca le curve di livello di f in modo tangente, il valore di f non aumenta né diminuisce: le curve di livello toccano ma non attraversano. In termini di equazioni, questo succede quando il vettore gradiente⁵ di f è perpendicolare

⁵Vettore che ha per componenti le derivate parziali prime.

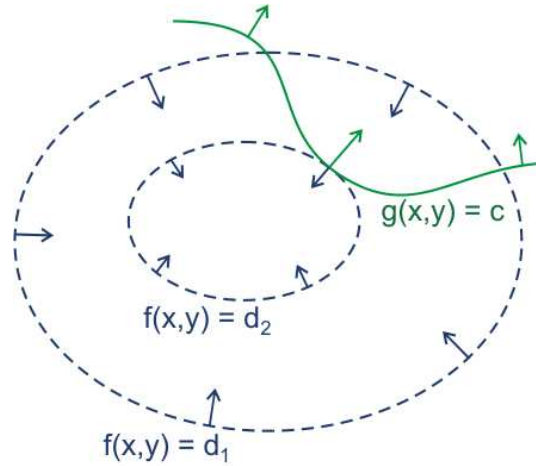


Figura 3.3: Interpretazione geometrica nel caso bidimensionale del metodo di Lagrange. In colore blu le linee di livello della funzione $f(\cdot)$; le frecce rappresentano il gradiente che in ogni punto è ortogonale alla linea di livello. In verde i punti $g(\cdot) = c$.

al vincolo (o ai vincoli), ovvero quando ∇f è una combinazione lineare delle componenti di ∇g . I due gradienti non sono uguali ma puntano nella stessa direzione (sono proporzionali):

$$\nabla f(x_1, x_2) = \lambda \nabla g(x_1, x_2). \quad (3.6)$$

λ è detto moltiplicatore di Lagrange, da Joseph Louis Lagrange. Dalla 3.6 si ottiene $\nabla f - \lambda \nabla g = 0$ o, introducendo una funzione $L(x_1, x_2, \lambda)$ denominata funzione Lagrangiana, la seguente espressione:

$$\nabla_x L(x_1, x_2, \lambda) = 0 \quad \text{con} \quad L(x_1, x_2, \lambda) = f(x_1, x_2) + \lambda g(x_1, x_2). \quad (3.7)$$

Operativamente si costruisce la funzione $L(x_1, x_2, \lambda)$ della (3.7), lasciando indicata la costante λ , si pongono a zero le derivate parziali rispetto a x e rispetto a y e si risolve il sistema: la soluzione che si ottiene rappresenta un minimo per la funzione $f(x_1, x_2)$. Rimane ancora l'incognita del moltiplicatore di Lagrange λ : sfruttando l'equazione di vincolo con il valore ottenuto per (x_1, x_2) , si ottiene un'equazione in funzione della sola variabile λ .

La generalizzazione nel caso con un numero arbitrario di variabili è immediata. Siano x_1, x_2, \dots, x_n le variabili e un insieme $g_j(x_1, \dots, x_n), j = 1, \dots, m$

di vincoli, la funzione Lagrangiana viene così costruita:

$$L(x_1, \dots, x_n) = f(x_1, \dots, x_n) + \sum_{j=1}^m \lambda_j g_j(x_1, \dots, x_n) \quad (3.8)$$

con m moltiplicatori di Lagrange. Si risolve il sistema di n equazioni:

$$\begin{cases} \frac{\partial L(\cdot)}{\partial x_1} = 0 \\ \vdots \\ \frac{\partial L(\cdot)}{\partial x_n} = 0 \end{cases} \quad (3.9)$$

per trovare i valori di x_i in funzione dei λ_j . Si sostituiscono infine le espressioni trovate nelle m equazioni di vincolo, per ricavare i valori relativi ai moltiplicatori di Lagrange.

In molti casi sono dati dei vincoli di disuguaglianza. In quest'ultimo caso il procedimento è sostanzialmente identico a quello presentato. Si supponga di voler minimizzare la funzione scalare a valori scalari $f(x)$, soggetta ai vincoli misti:

$$g(\mathbf{x}) = 0 \quad \text{e} \quad h(\mathbf{x}) \leq 0$$

La Lagrangiana diventa:

$$L(\mathbf{x}, \lambda, \mu) = f(\mathbf{x}) + \lambda g(\mathbf{x}) + \mu h(\mathbf{x}) \quad (3.10)$$

Si dimostra che, se \mathbf{x} è un punto di minimo locale per il problema di ottimizzazione vincolata, allora vale:

$$\nabla_x L(\mathbf{x}, \lambda, \mu) = 0 \quad (3.11)$$

$$\text{dove} \quad \mu \geq 0 \quad \text{e} \quad \mu_i h_i(\mathbf{x}) = 0 \quad (3.12)$$

Si vede quindi che ci sono due condizioni possibili: o il vincolo è attivo e quindi il valore della componente è al valore massimo ammissibile (zero in questo caso) con il relativo moltiplicatore non negativo, oppure il vincolo non è attivo e il valore del moltiplicatore di Lagrange è zero. Quest'ultima considerazione sta a significare che non tutti i vincoli sono attivi contemporaneamente, e quelli che

non sono attivi non hanno alcuna influenza sulla determinazione della soluzione ottima.

La maggiore complessità del caso in cui siano presenti dei vincoli di disuguaglianza sta nel fatto che è necessario, una volta ricavati i punti candidati ad essere punti di minimo valutando il gradiente della funzione Lagrangiana, analizzare le varie possibilità che si presentano, relative all'azione attiva o meno del vincolo. Una volta determinato se quest'ultimo va effettivamente ad influenzare la soluzione, si va ad utilizzare come in precedenza le equazioni di vincolo per determinare i valori delle ultime variabili incognite, ossia i valori dei moltiplicatori di Lagrange relativi ai vincoli di uguaglianza e ai vincoli di disuguaglianza.

Per risolvere problemi di minimizzazione vincolata, in cui è necessario ottenere un valore di minimo globale, è possibile sfruttare anche delle condizioni di sufficienza che sono state definite da Karush, Kuhn e Tucker (KKT). Questi ultimi affermano infatti che, nel caso in cui la funzione obiettivo $f(\mathbf{x})$ sia convessa, e se la regione ammissibile è anch'essa convessa (cioè lo sono tutte le funzioni di vincolo), un punto di minimo locale è anche di minimo globale. È evidente l'utilità di queste considerazioni, che assicurano che la soluzione trovata sia proprio l'ottimo globale cercato.

3.2.2 I metodi euristici

Spesso la determinazione della soluzione ottima di un problema di ottimizzazione può risultare troppo onerosa in termini di tempo di calcolo, e in un contesto industriale, legato per esempio a processi produttivi, controllistici o logistici, le specifiche sui tempi di esecuzione di un dato algoritmo sono molte volte più restrittive rispetto alle specifiche sull'ottimalità delle soluzioni trovate. Quando si ha a che fare con problemi di ottimizzazione reale infatti, tutti gli aspetti teorici legati alla rigida formulazione del problema, alla verifica delle condizioni necessarie all'utilizzo di metodi *esatti* e alla relativa validazione dei risultati ottenuti, vengono sacrificati in favore dell'efficienza con cui la soluzione viene calcolata; questo fatto essenzialmente è dovuto ad una serie di fattori [13]:

- molti dei parametri in gioco nelle applicazioni reali sono delle stime che

possono essere soggette ad errore, per cui non vale la pena di aspettare troppo tempo per avere una soluzione il cui valore (o la cui ammissibilità) é di valutazione incerta;

- spesso si é interessati ad avere una possibile soluzione per il problema in esame al fine di valutare velocemente degli scenari di lavoro (fase operativa);
- spesso si lavora in tempo reale, per cui si vuole avere una “buona” soluzione ammissibile in tempi molto ridotti (minuti o secondi di tempo di calcolo);
- a volte le applicazioni reali presentano molti vincoli di natura “difficile”, cioè difficilmente modellabili con modelli di programmazione lineare intera, per cui é impossibile pensare ad algoritmi esatti basati su formulazioni di PLI

Inoltre i metodi di ottimizzazione basati sull'*enumerazione* (*branch-and-bound* per problemi combinatori) o sull'*exhaustive-search* (*forza bruta* in generale) non forniscono alcuna informazione sul tempo necessario per il loro completamento; tra l'altro, gli algoritmi enumerativi non forniscono nessuna garanzia neanche relativamente alla possibilità di miglioramento della soluzione.

Tutti questi aspetti spiegano perché nelle applicazioni reali, sia molto diffuso il ricorso ad algoritmi approssimati o *euristici* (dal greco *heuriskein* = *scoprire*), ossia algoritmi che non garantiscono di ottenere la soluzione ottima, ma in generale sono in grado di fornire una “buona” soluzione ammissibile per il problema. Tra gli algoritmi euristici più usati si citano:

- gli algoritmi greedy;
- gli algoritmi di ricerca locale;
- Simulated Annealing;
- le numerose varianti di algoritmi evolutivi, tra cui:
 - Strategie Evolutive (ES);
 - Algoritmi Genetici (GA);

- Algoritmi basati su sciami di particelle (PSO);
- e gli algoritmi Tabu Search.

Si vuole sottolineare l'importanza di questo tipo di soluzioni, senza voler alimentare i dibattiti presenti in letteratura circa l'effettivo valore degli algoritmi euristici dal punto di vista accademico e teorico. L'approccio polemico all'argomento rischia di distogliere l'attenzione su alcune verità: innanzitutto sul fatto che per i motivi esposti precedentemente, spesso non vi è una valida alternativa all'utilizzo di metodi euristici.

In secondo luogo un approccio di tipo euristico potrebbe fornire risultati inaspettati in diversi settori della ricerca, che sarebbero in un secondo momento da analizzare e approfondire secondo i classici metodi teorici. Dopo tutto è nato prima l'uomo o la matematica?

Normalmente gli algoritmi euristici hanno una bassa complessità, ma in alcuni casi, per problemi di grandi dimensioni e struttura complessa, può essere necessario sviluppare algoritmi euristici sofisticati e di alta complessità. Inoltre è possibile che un algoritmo euristico non sia in grado di determinare nessuna soluzione ammissibile del problema, pur senza essere in grado di dimostrare che non ne esistono. Spesso comunque è sufficiente condizionarne il funzionamento perché questa situazione venga ampiamente evitata. La costruzione di algoritmi euristici efficaci richiede infatti un'attenta analisi del problema da risolvere volta ad individuarne la "struttura", ossia le caratteristiche specifiche utili, ed una buona conoscenza delle principali tecniche algoritmiche disponibili. Anche se ogni problema ha le sue caratteristiche specifiche, come è già stato detto più volte, esistono comunque un certo numero di tecniche generali che possono essere applicate, in modi diversi, a moltissimi problemi, producendo classi di algoritmi di ottimizzazione ben definite.

Tra queste tecniche la più sviluppata e analizzata in letteratura è proprio quella che si occupa di trovare la corretta formulazione del modello matematico che descrive il problema, in modo che un approccio di tipo euristico possa essere implementato. Dato infatti un problema di ottimizzazione vincolata, una ricerca non analitica della soluzione si scontra con l'obbligo di mantenimento della condizione sull'ammissibilità. L'analisi delle tecniche per gestire i vincoli in un approccio euristico è presentato nell'ultima sezione di questo capitolo.

3.3 Gli algoritmi Evolutivi

Osservando (e ammirando) gli esseri viventi e la vita naturale in generale, non si può rimanere indifferenti di fronte all'eccezionale complessità che la caratterizza. Dal mondo vegetale a quello animale quello che stupisce è come soluzioni tanto sofisticate possano essersi evolute autonomamente.

La teoria formulata inizialmente da Charles Darwin (e da Alfred Russel Wallace che arrivò alle medesime conclusioni nello stesso periodo), e in seguito perfezionata da numerosi altri naturalisti, biologi, etologi e recentemente genetisti, è in grado di spiegare in modo soddisfacente tali fenomeni biologici: la Teoria dell'Evolutione. In biologia, l'evoluzione è il fenomeno di cambiamento, attraverso successive generazioni, del patrimonio genetico delle specie (il *genotipo*) e conseguentemente della sua manifestazione somatica (il *fenotipo*) nel mondo fisico. Ha trovato un primo riscontro nelle leggi di Mendel sull'ereditarietà dei caratteri ma solamente con la scoperta del DNA si è potuto approfondire la conoscenza dei suoi meccanismi, che ne hanno ulteriormente confermato la veridicità e la *robustezza*.

Questa teoria, a distanza di 150 anni dalla sua nascita con la pubblicazione de '*L'origine delle specie*', risulta ancora moderna, attuale e, oggi come non mai, guida molti settori della ricerca rappresentandone un'importantissimo background conoscitivo e culturale. La definizione del concetto di evoluzione ha costituito una vera e propria rivoluzione nel pensiero scientifico in biologia, e attualmente anche in chimica; essa ha ispirato numerose teorie e modelli in altri settori della scienza, come l'informatica.

Al biomatematico Hans J. Bremermann⁶ va dato il credito di avere per primo riconosciuto nell'evoluzione biologica un processo di ottimizzazione. Bisogna comunque chiarire un importante aspetto, che spesso conduce a un comune errore concettuale: quello di considerare l'evoluzione biologica un processo di miglioramento o di indiscriminato aumento della complessità degli organismi, o più semplicemente di vedere nell'evoluzione la capacità di vincere la battaglia contro il processo della selezione naturale. Ciò che in realtà i

⁶Hans-Joachim Bremermann (1926–1996), nato in Germania, ottenne entrambe le cattedre in matematica e biofisica all'Università di Berkeley, in California nel 1966.

processi di mutazione e selezione⁷ producono *é* *adattamento all'habitat* e in tal senso, possono comportare anche perdita di caratteri e di funzionalità.

Quando si parla di evoluzione biologica come processo di ottimizzazione, ci si riferisce quindi ad un processo che possa essere descritto secondo un modello matematico o astratto, nel quale il valore da massimizzare risulta la sopravvivenza. In quest'ottica lo studio della teoria dell'evoluzione ha portato negli ultimi decenni (grazie anche allo sviluppo tecnologico) alla formulazione di metodi di tipo euristico per la risoluzione di problemi di ottimizzazione, ispirati ai meccanismi di mutazione, ricombinazione, e selezione.

Gli algoritmi evolutivi sono dunque delle tecniche informatiche ispirate dalla biologia che si basano su una metafora, illustrata schematicamente nella tabella 3.1: come un individuo di una popolazione di organismi deve essere adattato all'ambiente che lo circonda per sopravvivere e riprodursi, così una possibile soluzione deve essere adatta a risolvere il suo problema. Il problema

Biologia	Ottimizzazione
Evoluzione	Problem Solving
Ambiente	Problema da risolvere
Individuo	Soluzione ammissibile
Adattamento	Qualità della soluzione

Tabella 3.1: Schema della metafora alla base degli algoritmi evolutivi.

é l'ambiente in cui una soluzione vive, all'interno di una popolazione di altre possibili soluzioni; le soluzioni differiscono tra loro per qualità, cioè per costo o merito, che si riflettono nella valutazione della funzione obiettivo, così come gli individui di una popolazione di organismi differiscono tra di loro per grado di adattamento all'ambiente, chiamato dai biologi fitness. Se la selezione naturale permette a una popolazione di organismi di adattarsi all'ambiente che la circonda, sarà anche in grado, applicata a una popolazione di soluzioni a un problema, di far evolvere soluzioni sempre migliori ed eventualmente, con il tempo, (sub-)ottime.

⁷Ai due elementi citati (mutazione e selezione) va aggiunto un terzo ingrediente importantissimo per la comprensione della teoria dell'evoluzione: il tempo. L'enorme quantità di tempo necessaria ad apprezzare la dinamica dell'evoluzione é comparabile solamente con le ere geologiche, e non stupisce il fatto che sia stato proprio un ex-geologo come C. Darwin a formulare tale teoria.

In base a questa metafora, il modello computazionale prende in prestito dalla biologia alcuni concetti e i relativi termini: ogni soluzione é codificata in uno o più cromosomi; i geni che compongono i cromosomi codificano per pezzi di soluzione; lo scambio di materiale genetico tra due cromosomi si chiama crossover, mentre ci si riferisce alla perturbazione della codifica di una soluzione con il termine mutazione. Tutti questi aspetti verranno approfonditi nella sezione 3.3.2 relativa alla descrizione degli Algoritmi Genetici (GA) appunto.

Richiamando i concetti esposti nella sezione 3.2.2 relativa agli algoritmi euristici, si può riassumere quanto esposto finora: un algoritmo evolutivo é una tecnica stocastica di ottimizzazione che procede in modo iterativo, mantenendo una popolazione (che in questo contesto significa un multi-insieme, ovvero una collezione di elementi non necessariamente tutti distinti tra loro) di individui che rappresentano possibili soluzioni per il problema che deve essere risolto (il problema oggetto) e facendola evolvere mediante l'applicazione di un certo numero, di solito abbastanza ridotto, di *operatori stocastici*: riproduzione, mutazione, ricombinazione e selezione.

Riproduzione : il meccanismo che descrive la dinamica della produzione della progenie da parte di una generazione di genitori.

Mutazione: un qualsiasi operatore che perturbi casualmente una soluzione; in generale un operatore che modifichi il modo in cui lo spazio delle soluzioni viene sondato.

Ricombinazione (o incrocio): operatori che decompongono due o più individui distinti e quindi mescolano le loro parti costitutive per formare un certo numero di nuovi individui;

Selezione: il meccanismo che gestisce la scelta degli individui che rappresentano le soluzioni migliori all'interno della popolazione rispetto alla funzione fitness.

I principali vantaggi di queste strategie risiedono nella loro abilità di affrontare e risolvere euristicamente tutti i tipi di problemi, presentando strutture stabili e ben robuste se comparate ai tradizionali approcci matematici, i quali possono dare risposte veloci e affidabili a particolari problemi ma falliscono

con altri. Per problemi difficili, con molte variabili o caratterizzati da funzioni altamente non lineari e non differenziabili, i metodi classici soffrono tutti senza eccezioni; spesso essi richiedono vaste risorse computazionali. Al contrario gli algoritmi evolutivi attuano un buon compromesso tra ottimalità e tempi di calcolo e si prestano ad essere facilmente implementate in architetture parallele, con un aumento prestazionale considerevole.

3.3.1 ES: Evolutive Strategy

Le strategie evolutive affrontano l'ottimizzazione di una funzione obiettivo reale di variabili reali in uno spazio a n dimensioni. Per quanto riguarda il problema vincolato si rimanda alla sezione 3.4.

La rappresentazione utilizzata per le variabili indipendenti della funzione (la soluzione) è quella più diretta, cioè un vettore di numeri reali $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]'$. Oltre a codificare le variabili indipendenti, tuttavia, le strategie evolutive includono nell'individuo anche delle informazioni sulla distribuzione di probabilità da utilizzare per la loro perturbazione (operatore di mutazione): a seconda delle versioni, queste informazioni possono andare dalla semplice varianza σ , valida per tutte le variabili indipendenti, all'intera matrice di varianza e covarianza di una distribuzione normale congiunta; in altre parole, la dimensione di un individuo può andare da $n + 1$ a $n(n + 1)$ numeri reali.

Nelle prime semplici versioni di strategia evolutiva l'algoritmo implementato prevede l'evoluzione di un unico individuo (un gene), basando la ricerca della soluzione migliore esclusivamente sull'operatore di *mutazione*. Per un problema di minimizzazione della funzione obiettivo f , supponendo di partire da un generico punto iniziale \mathbf{x}_0 , il modo in cui agisce la mutazione è il seguente:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{x}_t + N(0, \sigma_t) & \text{se } f(\mathbf{x}_t + N(0, \sigma_t)) \leq f(\mathbf{x}_t) \\ \mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{x}_t & \text{altrimenti;} \end{cases} \quad (3.13)$$

dove \mathbf{x}_{t+1} non è altro che la futura progenie di soluzioni, derivante dalla generazione genitore \mathbf{x}_t . $N(0, \sigma_t)$ è un vettore di perturbazione Gaussiano a media nulla, specificato dal vettore delle deviazioni standard σ_t che controlla le intensità e le direzioni delle mutazioni. Questo meccanismo di mutazione permette all'algoritmo di far evolvere autonomamente anche i parametri della sua strate-

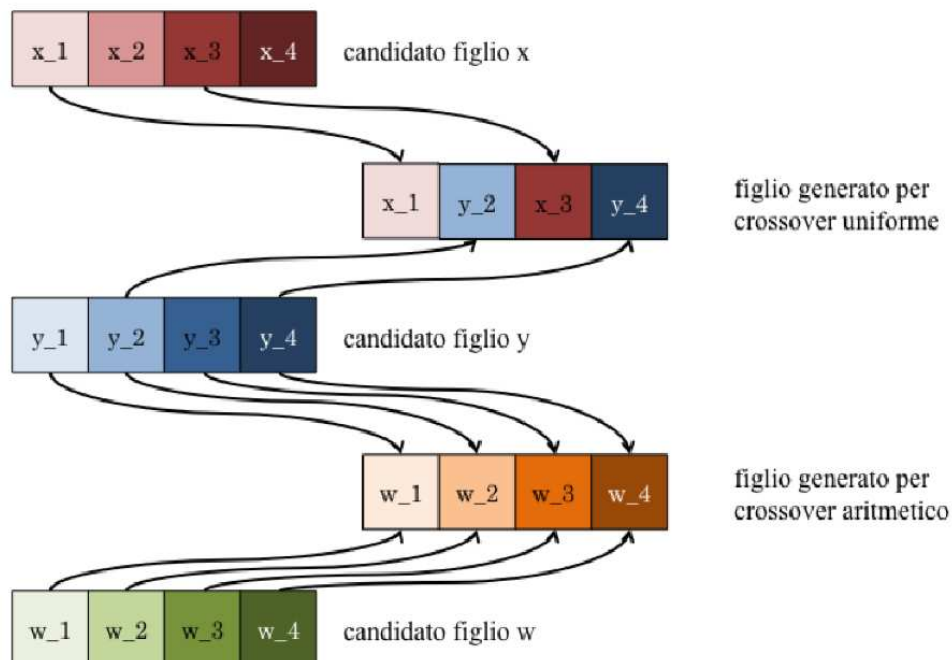


Figura 3.4: Differenze tra due modalità diverse di crossover: nel crossover uniforme ogni componente del figlio viene scelta da individui diversi con uguale probabilità. Nel crossover aritmetico ogni componente del figlio è una arbitraria combinazione delle componenti di individui diversi.

gia di ricerca mentre va in cerca della soluzione ottima: il processo che ne deriva, denominato *autoadattamento*, è uno degli aspetti più potenti e interessanti di questo tipo di algoritmo evolutivo.

Nelle versioni più avanzate di strategia evolutiva si introduce il concetto di *popolazione*: più individui vengono fatti evolvere in parallelo e in modo indipendente seguendo lo schema dinamico 3.13.

Ad ogni t -esima iterazione, nella generazione genitore, gli individui che evolvono sono solo quelli che migliorano il valore della funzione f e saranno i soli che collaboreranno alla produzione della progenie $t + 1$ -esima.

All'operatore di mutazione si può affiancare quindi un operatore di *ricombinazione*, in modo da generare figli le cui componenti possono essere prese da genitori diversi tra quelli che hanno figliato. Dati due genitori che hanno figliato $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]'$ e $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]'$, viene generato un figlio $\mathbf{z} = [z_1, z_2, \dots, z_n]'$ dove $z_i = x_i$ o $z_i = y_i$ con uguale probabilità per ogni componente (*crossover uniforme* o *discreto*).

Alternativamente si può pensare ad uno schema di combinazioni lineari tra le componenti di genitori diversi (*crossover aritmetico* o intermedio) come riassunto in figura 3.4.

Per i vari tipi di operatore di ricombinazione si rimanda ai testi [CITA]. Si fa notare che in questo caso la selezione è deterministica e funziona per troncamento, nel senso che vengono scartati tutti gli individui peggiori.

3.3.2 GA: Genetic Algorithm

Gli algoritmi genetici (AG) sono delle tecniche euristiche di ricerca che fanno riferimento al principio della selezione naturale di Charles Darwin, che regola l'evoluzione biologica; in particolare essi sfruttano la robustezza presente in natura: solo gli individui migliori sopravvivono e producono generazioni future. Questa connessione caratterizza in realtà tutti gli algoritmi evolutivi, ma è decisamente più dettagliata e profonda nel caso degli algoritmi genetici. Essi mutuano la terminologia dalla genetica, branca della biologia; sono applicabili alla risoluzione di un'ampia varietà di problemi di ottimizzazione non indicati per gli algoritmi classici, compresi quelli in cui la funzione obiettivo è discontinua, non derivabile, stocastica o fortemente non lineare.

I *Genetic Algorithm* agiscono su una popolazione di potenziali soluzioni, applicando il principio della sopravvivenza del più adatto, allo scopo di generare delle approssimazioni sempre più buone della soluzione ottima. Ad ogni generazione, un nuovo insieme di soluzioni viene prodotto mediante il processo di selezione degli individui in base al relativo livello di fitness e l'impiego degli operatori derivanti dalla genetica. Questo processo porta all'evoluzione verso popolazioni i cui individui si adattano meglio all'ambiente relativo al problema in esame rispetto agli individui dai quali sono stati procreati, come avviene nel processo di adattamento che si osserva in natura.

Gli individui sono codificati sotto forma di stringhe, o cromosomi, basandosi su di un determinato alfabeto che prende il nome di *genotipo* (il valore dei cromosomi), a cui corrisponde un unico valore nel dominio delle variabili decisionali (*fenotipo*). La forma di codifica più comune è quella binaria (alfabeto $\{0, 1\}$) anche se sono possibili numerose altre forme di rappresentazione, con alfabeti ternari, a valori interi, a valori reali, etc.

Ovviamente l'analisi di una semplice stringa non dà alcuna informazione sul problema che si sta cercando di risolvere. Solamente dopo aver effettuato la procedura di decodifica, avendo a disposizione i valori fenotipici corrispondenti al cromosoma in esame, è possibile assegnare un significato appropriato alla rappresentazione. Come si vedrà in seguito gli algoritmi andranno ad agire sulle rappresentazioni codificate e non sui valori veri delle variabili decisionali, a meno che ovviamente non si utilizzi una rappresentazione a valori reali.

Decodificata la rappresentazione dei cromosomi nel dominio delle variabili decisionali, è possibile stabilire la prestazione, o il fitness, di ciascun individuo in relazione al problema oggetto dell'ottimizzazione. Ciò viene fatto mediante un'opportuna funzione obiettivo che caratterizza la prestazione di ciascun individuo a seconda del problema da risolvere (si veda la sezione 3.4). In natura, ciò è paragonabile all'abilità di un individuo a sopravvivere e procreare nell'ambiente in cui vive. La funzione oggetto stabilisce quindi le basi del processo di selezione degli individui che si accoppiano durante la fase riproduttiva. Quando quest'ultima ha luogo, a ciascun individuo viene assegnato un valore di fitness associato al corrispondente valore assunto dalla funzione obiettivo. Questo indice di prestazione serve per indirizzare il processo di selezione verso gli individui migliori⁸, in quanto più alto è il valore di fitness, maggiore è la probabilità di essere selezionati (mentre gli individui con valori di fitness più bassi saranno destinati a scomparire durante l'evoluzione).

Una volta determinato il valore della funzione fitness associata a ciascun cromosoma, viene eseguita una serie di operazioni di ricombinazione allo scopo di ottenere una nuova generazione di individui. Un semplice algoritmo genetico è composto da tre operatori principali ripetuti ciclicamente: 1) Operatore di riproduzione; 2) Operatore di incrocio; 3) Operatore di mutazione.

Dopo che queste operazioni sono state effettuate e si ha a disposizione la nuova popolazione, vengono di nuovo calcolate la funzione obiettivo e relativa funzione fitness, in modo tale da poter continuare il processo di evoluzione

⁸Nella biologia si parla di *pressione evolutiva*: l'ambiente esterno e i sistemi ecologici che si vengono a creare danno la forma alle maglie della rete della selezione naturale. Gli individui, dal punto di vista evuzionistico, non cercano di sopravvivere, ma vengono graziati dalla selezione. Dal punto di vista matematico dell'ottimizzazione, la funzione obiettivo del problema originale viene modificata arbitrariamente in modo da imprimere una determinata pressione evolutiva alla dinamica della ricerca delle soluzioni. Il valore della funzione fitness che viene quindi a comporsi rappresenta il discriminante tra individuo adatto e non.

attraverso una sequenza di generazioni: la prestazione media degli individui nella popolazione tenderà così ad aumentare. Il ciclo iterativo dell'algoritmo è schematizzato in figura 3.5. L'algoritmo termina quando viene verificata la condizione di terminazione imposta in fase di inizializzazione, che può essere un limite sul numero massimo di generazioni, l'individuazione di un particolare punto nello spazio di ricerca o altro.

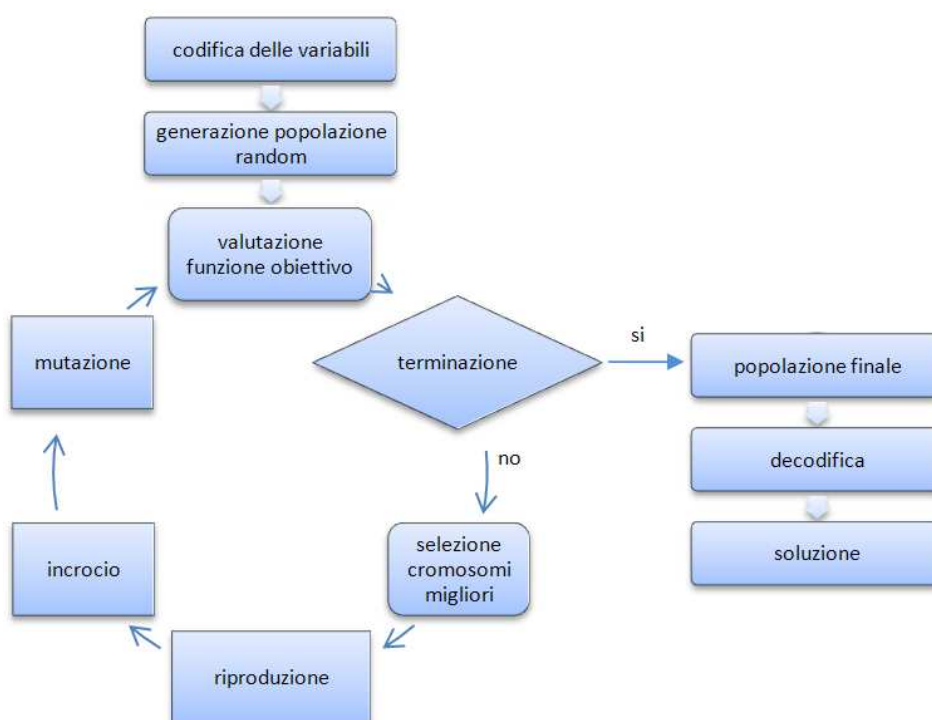


Figura 3.5: Diagramma di flusso di un generico algoritmo genetico di ottimizzazione.

Nel seguito si vuole dare una panoramica sulle differenze delle principali varianti di operatore, mentre come testo di riferimento si segnala l'opera di Goldberg [15], che presenta una descrizione approfondita degli algoritmi e delle loro applicazioni per la risoluzione di problemi di ottimizzazione. Per quanto riguarda invece la convergenza degli algoritmi, in [14] si consigliano alcuni valori da assegnare ai parametri in modo da effettuare un buon tuning dell'algoritmo.

Operatore di selezione e riproduzione

La selezione é il processo mediante il quale viene determinato il numero di volte in cui un individuo é scelto per la riproduzione e, quindi, va ad influenzare il numero di figli che tale individuo andrà a generare. Il processo di generazione della prole può essere suddiviso in due fasi:

1. Determinazione del numero di campioni attesi per un certo individuo (sulla base del relativo valore di fitness);
2. Conversione del numero di campioni attesi in un numero di figli (selezione degli individui che andranno a riprodursi).

Vengono ora elencati i principali metodi impiegati per effettuare questa selezione dei cromosomi. La prestazione di ciascuno di essi può essere valutata grazie a tre variabili: la tendenza, la propagazione e l'efficienza. La tendenza è definita come la differenza tra la probabilità di selezione effettiva e quella attesa di un individuo. Il valore ottimo è pari a zero e si ha quando la probabilità di selezione di un cromosoma è realmente pari al numero di campioni attesi. La propagazione è l'intervallo di valori che il numero di campioni attesi per un determinato individuo può assumere.

L'interesse nel valutare l'efficienza della procedura di selezione è dato dal fatto che si vuole mantenere la complessità degli algoritmi genetici più bassa possibile. È stato dimostrato che le fasi dell'algoritmo che non prevedono la selezione degli individui o la valutazione della funzione oggetto, hanno una complessità $O(L_{ind} \cdot N_{ind})$ o migliore, dove L_{ind} è la lunghezza di un cromosoma e N_{ind} è la dimensione della popolazione. La tendenza che si chiede ad una procedura di selezione deve essere quasi nulla, mantenendo il valore di propagazione più basso possibile e senza aumentare la complessità totale.

Per quanto riguarda i vari metodi di selezione, vengono analizzate le principali soluzioni:

Selezione mediante ruota di roulette Viene definito un intervallo $[0, Sum]$ calcolando la somma di tutti i valori di fitness degli individui costituenti la popolazione corrente (oppure la somma delle probabilità di selezione attese); ciascun individuo viene poi mappato in un intervallo, proporzionale al valore di fitness corrispondente, all'interno di $[0, Sum]$. Per effettuare la selezione

di un individuo, viene generato un numero casuale all'interno dell'intervallo ammissibile e viene scelto l'elemento corrispondente all'intervallo in cui cade il valore ottenuto. Si capisce pertanto che gli individui con fitness maggiore avranno maggiore probabilità di essere selezionati rispetto ad un elemento con fitness minore. Questo processo viene ripetuto finché non è stato generato il numero desiderato di figli; il metodo standard di selezione mediante ruota di roulette prende il nome di campionamento stocastico con sostituzione”.

Campionamento deterministico Si calcola la probabilità di selezione $f_i / \sum_i f_i$ e il numero previsto di individui per ogni stringa $n (f_i / \sum_i f_i)$. Ciascuna stringa ha un numero di campioni pari alla parte intera del numero calcolato mentre l'ordinamento della popolazione viene fatto in base alla parte frazionaria. Le stringhe richieste per completare la popolazione vengono prese da questa lista ordinata.

Campionamento universale stocastico In questo metodo non viene utilizzato un singolo puntatore come nella ruota di roulette. Vengono invece impiegati N puntatori equispaziati, dove N è il numero di selezioni richieste. La popolazione viene mescolata casualmente e viene estratto un numero *random* tra 0 e Sum/N ; gli altri puntatori vengono generati partendo dal valore estratto incrementandolo di una unità, selezionando gli individui corrispondenti alle posizioni ricavate. Per quanto riguarda la complessità la selezione mediante ruota di roulette è $O(N \log N)$, mentre per il campionamento stocastico universale è $O(N)$.

Esistono altri metodi implementabili per la selezione degli individui tra cui il "campionamento stocastico con resto" con e senza sostituzione e il "torneo stocastico": per i dettagli si rimanda al manuale [14].

Operatore di incrocio

Come succede in natura, i nuovi individui prodotti presentano delle informazioni genetiche provenienti da entrambi i genitori. La forma più semplice di incrocio è quella a singolo punto, che prevede l'accoppiamento causale delle

stringhe mediante la scelta di un indice sulla stringa e lo scambio delle cifre che si trovano oltre questo punto, per ciascuna coppia di stringhe.

Oltre a questo metodo sono possibili anche una serie di varianti che gestiscono diversamente lo scambio di cifre tra le stringhe. Nell'incrocio a punti multipli, vengono selezionati m punti di incrocio k_i , con $k_i \in \{1, 2, \dots, l-1\}$, dove l è la lunghezza delle stringhe. Questi punti vengono selezionati casualmente, senza ripetizioni e vengono disposti in ordine crescente. Fatto ciò, i bit compresi tra due punti successivi vengono scambiati tra i due genitori, allo scopo di produrre due nuovi figli come mostrato in figura 3.6. L'idea che porta

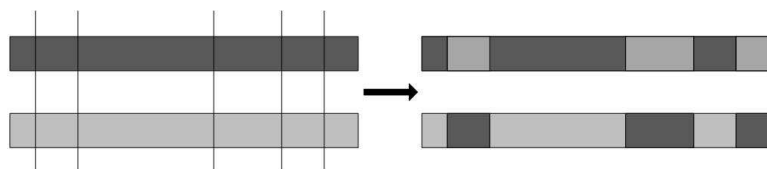


Fig. 3.6: Incrocio a punti multipli ($m=5$)

all'applicazione della tipologia di incrocio a punti multipli, è che le parti di cromosoma che contribuiscono all'ottenimento della prestazione migliore non sono necessariamente adiacenti. La caratteristica distruttiva di questa procedura favorisce una migliore esplorazione dello spazio di ricerca, evitando in tal modo una convergenza prematura dell'algoritmo verso individui con valori di fitness elevati. Esiste anche l'incrocio di tipo uniforme, descritto in dove una maschera (stringa di bit di lunghezza pari a quella dei cromosomi) generata casualmente viene usata per definire quale dei parenti deve contribuire, con il relativo bit, alla generazione del figlio. Per comprendere meglio l'utilizzo di questa maschera si consideri lo schema seguente:

Tutti gli operatori visti agiscono su codifiche binarie per le stringhe, ma esistono anche degli operatori che possono essere utilizzati nel caso di codifiche con valori reali oppure agendo sui valori veri e propri delle variabili decisionali. Due esempi sono la ricombinazione intermedia e la ricombinazione su linea.

Operatore di mutazione

Nell'evoluzione naturale la mutazione é un processo casuale dove un allele⁹ di un gene viene sostituito da un altro, producendo una nuova struttura genetica. Negli algoritmi genetici questo processo viene riprodotto fedelmente, nel senso che, stabilita una certa probabilità di mutazione, solitamente nell'intervallo $[0.001, 0.01]$, si vanno a modificare gli elementi che costituiscono i cromosomi. Questo operatore permette di esplorare delle zone dello spazio di ricerca che molto probabilmente, ricombinando semplicemente le informazioni disponibili, non verrebbero mai esaminate. Inoltre la mutazione produce anche l'effetto di recuperare del materiale genetico buono che é andato perso durante l'evoluzione.

Con la codifica binaria il processo di mutazione consiste semplicemente nella negazione del bit selezionato; visto che l'operatore viene applicato uniformemente su tutta la popolazione, ci possono anche essere dei casi in cui una stringa viene mutata in più d'un punto. Nel caso di codifiche più complesse rispetto a quella binaria, é consigliato definire dei tassi di mutazione elevati, in quanto ciò garantisce l'individuazione di soluzioni migliori.

Reinserimento

Una volta che la nuova popolazione é stata generata mediante gli operatori appena descritti, é necessario decidere le modalità di inserimento dei nuovi figli creati. Per prima cosa dev'essere valutata la funzione fitness dei nuovi individui. Successivamente, se il numero di nuovi individui che devono essere inseriti é pari alla dimensione della popolazione corrente, tutti gli elementi vengono sostituiti. Se invece si vuole inserire un numero inferiore di elementi oppure se il numero degli individui creati é maggiore della popolazione corrente, é necessario determinare un criterio per la selezione degli individui da inserire o per gli elementi da non sostituire nella popolazione corrente. Si capisce come la generazione di un numero di individui superiore alla dimensione della popolazione corrente non sia una soluzione ottima, in quanto porta ad uno spreco di risorse. Si avrà pertanto a che fare quasi esclusivamente con casi in cui si

⁹L'allele é responsabile della particolare modalità con cui si manifesta il carattere ereditario controllato dal gene a cui appartiene.

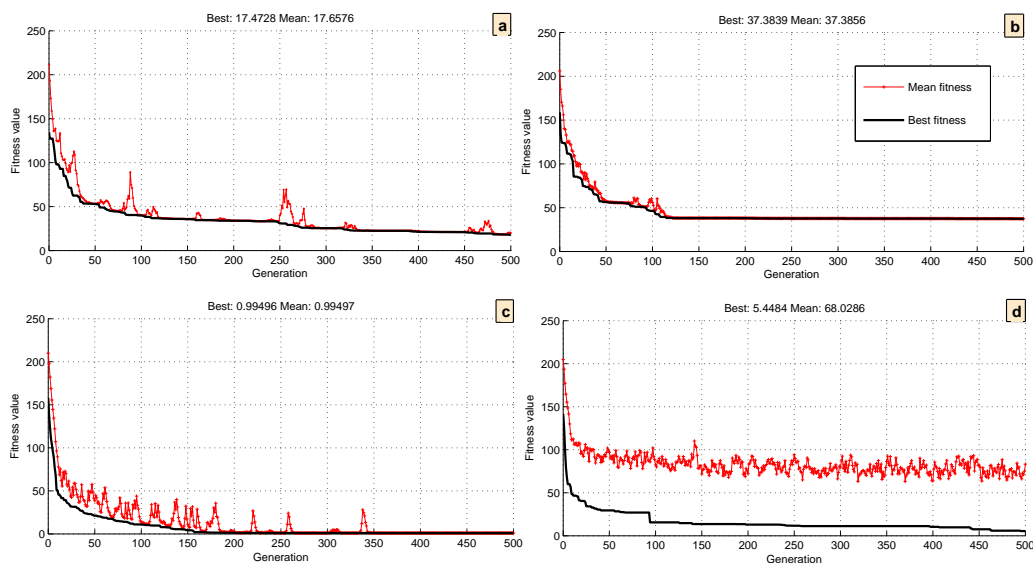


Figura 3.7: Minimizzazione della funzione di Rastrigin a 20 variabili: i primi tre grafici rappresentano la minimizzazione con un operatore di ricombinazione di tipo adattativo, l'ultimo con un crossover deterministico. a) 20 individui e 2 candidati alla riproduzione; b) 20 individui e 10 candidati alla riproduzione; c) 100 individui e 10 candidati alla riproduzione; d) 100 individui e 10 candidati alla riproduzione.

renderà necessario decidere quali individui andare a sostituire e quali lasciare invece invariati nella popolazione corrente. È stato dimostrato (Fogarty [16]) che la soluzione che prevede la sostituzione degli elementi che presentano valori di fitness più bassi, porta ad un'implementazione elitaria dell'algoritmo, in quanto viene garantita la sopravvivenza degli individui migliori. Nonostante questo però, la strategia migliore è quella che prevede la sostituzione degli individui più vecchi, come in realtà avviene in natura. In questo caso, infatti, un individuo sarà destinato prima o poi a sparire e la sua propagazione nelle generazioni successive avverrà solamente se il suo livello di fitness sarà adeguato.

È doveroso concludere questa sezione con alcune considerazioni. Come si è visto, un algoritmo genetico è caratterizzato da diversi operatori che agiscono in sequenza, e di questi operatori esistono numerose varianti implementabili. Se da un lato gli algoritmi genetici si prestano ad un adattamento al problema specifico, permettendo di creare algoritmi ad hoc per le specifiche richieste, dal-

l'altro una profonda conoscenza della struttura del problema è necessaria non appena si desidera una parametrizzazione corretta dell'algoritmo. Spesso un primo approccio all'utilizzo degli algoritmi genetici è esso stesso euristico, e un tuning ottimale dell'algoritmo risulta difficoltoso. Non potendo caratterizzare formalmente le soluzioni computate da una procedura di questo tipo, raramente si è in grado di prevedere la dinamica della convergenza alla soluzione, o sapere se è possibile ottenere miglioramenti significativi con l'implementazione di operatori differenti. In figura 3.7 si presentano i risultati di un problema di ottimizzazione della funzione di Rastrigin a 20 variabili, con diversi valori per la numerosità degli individui e per le percentuali di reinserimento.

Le analisi che si possono fare sono le seguenti: selezionare un minor numero di individui migliori, atti a procreare, velocizza la minimizzazione (ma rende più rigida la popolazione in problemi molto vincolati); il comportamento della popolazione in media risulta molto più omogeneo quando si implementa un crossover di tipo adattativo permettendo una ricerca locale generalmente più precisa. Un crossover di tipo deterministico aiuta l'esplorazione globale, mantenendo una maggiore diversità nel pool genetico degli individui, e causando una minimizzazione della funzione obiettivo a salti discreti. Ulteriori considerazioni sugli effetti della numerosità degli individui non vengono qui riportate.

3.3.3 PSO: Particle Swarm Optimization

Il comportamento collettivo di gruppi di animali è un fenomeno naturale da sempre molto affascinante. Particolarmente interessante dal punto di vista della ricerca scientifica è il caso di quelle aggregazioni di animali che si auto-organizzano in forme precise e dalle dinamiche complesse. Esempi di questi comportamenti sono gli sciami di insetti, gli stormi di volatili o i branchi di pesci. Mettendone in secondo piano l'estrema rilevanza nell'etologia e nella biologia evoluzionista, il comportamento collettivo è un concetto centrale in diversi studi della ricerca moderna in numerose discipline, dall'econometria alle scienze sociali, dalla teoria del controllo alle scienze informatiche.

Capire da quali presupposti emerga un comportamento collettivo (intelligente) rappresente attualmente un obiettivo trasversale e negli ultimi anni ha alimentato l'interesse verso quei metodi che prendono il nome algoritmi PSO ispirati

al comportamento di stormi di uccelli (letteralmente sciame di particelle: Particle Swarm Optimization); esse sono tecniche euristiche di ricerca che rientrano nella categoria degli algoritmi evolutivi.

Sebbene le regole dell'interazione degli individui all'interno dello sciame basate su metriche classiche (distanze, momenti, differenze di velocità) siano troppo generiche e insufficienti agli scopi della moderna ricerca, esse sono al centro degli algoritmi PSO fin dai tempi delle sue prime pubblicazioni (1995). L'idea di base è legata infatti al concetto che ogni individuo (una possibile soluzione nell'insieme di ricerca) di una popolazione sciame vada alla ricerca di una soluzione ottima ad un determinato problema di ottimizzazione, con una dinamica influenzata dalla memoria della propria posizione migliore (dal punto di vista della valutazione della funzione fitness), e della posizione migliore globale dello sciame. Oltre ad un comportamento individuale quello che emerge è un comportamento collettivo che ben si presta alla risoluzione di diversi problemi di ottimizzazione [CITA articoli a caso].

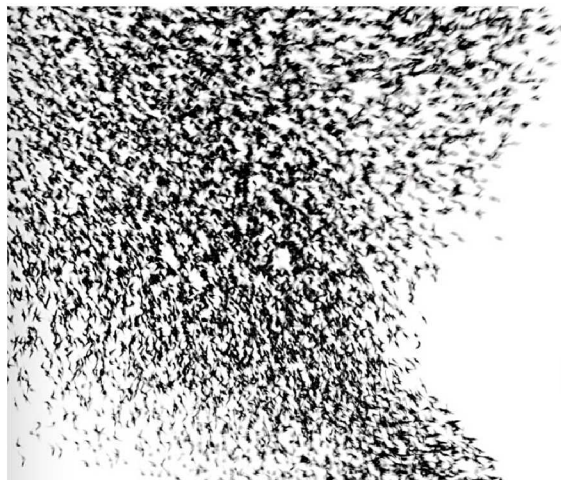


Figura 3.8: Un attacco di un predatore: attualmente la ricerca è indirizzata verso la formalizzazione di nuove metriche che spieghino in modo più completo l'emergere di determinati comportamenti collettivi negli stormi.

Reynolds [17] propose un modello comportamentale nel quale ogni agente segue tre semplici regole:

1. Separazione - ogni agente tenta di muoversi lontano dai propri vicini se questi sono troppo prossimi.

2. Allineamento - ogni agente si gira nella direzione mediata dei propri vicini.
3. Coesione - ogni agente cerca di muoversi verso il baricentro della configurazione dei propri vicini.

Dal punto di vista algoritmico, queste idee sono riprese nel modello che descrive la dinamica dell'individuo nella versione di metodo PSO più semplice e primitiva. Data una popolazione di particelle in uno spazio n -dimensionale, alla ricerca di una (sub-)ottima soluzione di un problema di ottimizzazione tipo (3.1), ogni individuo $\mathbf{x}(\mathbf{t}) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]'$ iterativamente si sposta nel modo seguente:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(\mathbf{t} + \mathbf{1}) &= \mathbf{x}(\mathbf{t}) + \mathbf{v}(\mathbf{t}) \\ \mathbf{v}(\mathbf{t} + \mathbf{1}) &= \mu \mathbf{v}(\mathbf{t}) + \rho_p(\mathbf{x}_{\mathbf{p},\text{best}} - \mathbf{x}(\mathbf{t})) + \rho_g(\mathbf{x}_{\mathbf{g},\text{best}} - \mathbf{x}(\mathbf{t})) \end{aligned} \quad (3.14)$$

dove il vettore $\mathbf{v}(\mathbf{t}) = [v_1(t), v_2(t), \dots, v_n(t)]'$ è il vettore velocità che viene aggiornato linearmente anch'esso in modo iterativo, influenzato da tra fattori distinti: dipende dalla velocità al passo precedente (inerzia), dalla personale migliore posizione del passato $\mathbf{x}_{\mathbf{p},\text{best}}$, e dalla miglior posizione globale $\mathbf{x}_{\mathbf{g},\text{best}}$. Quest'ultime vengono aggiornate non appena se ne trovano di migliori, in termini di valutazione della fitness del problema. μ è un coefficiente che pesa l'inerzia del sistema, mentre ρ_p e ρ_g sono coefficienti aleatori di distribuzione uniforme $U[0, 1]$ delle due componenti personale e globale rispettivamente. Si analizzano in modo più specifico le componenti di aggiornamento della velocità:

Velocità precedente $\mathbf{v}(\mathbf{t})$: agisce come memoria della precedente direzione di movimento (nell'immediato passato). Questo termine può essere visto come un momento che previene il cambio repentino di direzione della particella; per questo motivo questo termine è detto spesso il termine inerziale.

Componente cognitiva $\rho_p(\mathbf{x}_{\mathbf{p},\text{best}} - \mathbf{x}(\mathbf{t}))$: essa quantifica la dinamica della particella relativamente alle performance del passato (non immediato). In un certo senso rappresenta la memoria individuale della particella, e modella la tendenza degli individui di tornare indietro verso le proprie

posizioni migliori. Kennedy e Eberhart si riferiscono anche col termine *nostalgia* della particella [18].

Componente sociale $\rho_g(\mathbf{x}_{g,\text{best}} - \mathbf{x}(\mathbf{t}))$: essa quantifica la dinamica della particella relativamente alle performance delle particelle vicine (o di tutte le particelle dello sciame in generale); ogni particella tende a muoversi anche in direzione della migliore posizione dello sciame. In letteratura sono presenti diverse varianti, sempre ispirate ai comportamenti sociali osservati in natura. Dotando le particelle di un raggio di osservazione, per esempio, si prediligerà il formarsi di sotto gruppi dello sciame originale che potrebbe dar vita ad un virtuoso meccanismo di competizione.

Coefficiente inerzia μ : viene introdotto come meccanismo di controllo del processo di esplorazione globale e locale dello spazio. In questo senso tale parametro regola il tradeoff della ricerca da globale a locale: alti valori di inerzia alimentano la ricerca globale, valori sempre più bassi facilitano quella locale, fino a eliminare del tutto l'abilità di ricerca dell'individuo. Per $\mu = 1$ la velocità aumenta ad ogni iterazione portando all'instabilità il sistema (lo sciame diverge); per $\mu < 1$ le particelle decelerano finché la velocità non si annulla del tutto. Il problema del tuning del coefficiente inerziale è molto dibattuto in letteratura, e attualmente si preferisce sostituire alla versione statica, una versione dinamica di inerzia $\mu(t)$ caratterizzata da valori iniziali elevati (≈ 0.9) e da una dinamica asintoticamente stabile e tendente a valori bassi (≈ 0.4). In questo modo si favorisce una ricerca globale iniziale, e un'esplorazione locale più accurata nelle iterazioni finali.

Dato quindi una popolazione di particelle, si possono trovare le seguenti analogie tra operatori generici degli algoritmi evolutivi e operazioni degli algoritmi PSO: ogni particella rappresenta un individuo, cioè una possibile soluzione ad un problema arbitrario; l'operatore di mutazione può essere visto come il processo di perturbazione della posizione di ogni individuo tramite i coefficienti stocastici ρ_p e ρ_g ; l'operatore di ricombinazione viene invece individuato nel modo in cui il comportamento totale della particella emerge dalle tre componenti della velocità, sempre a causa dell'aleatorietà dei parametri in gioco.

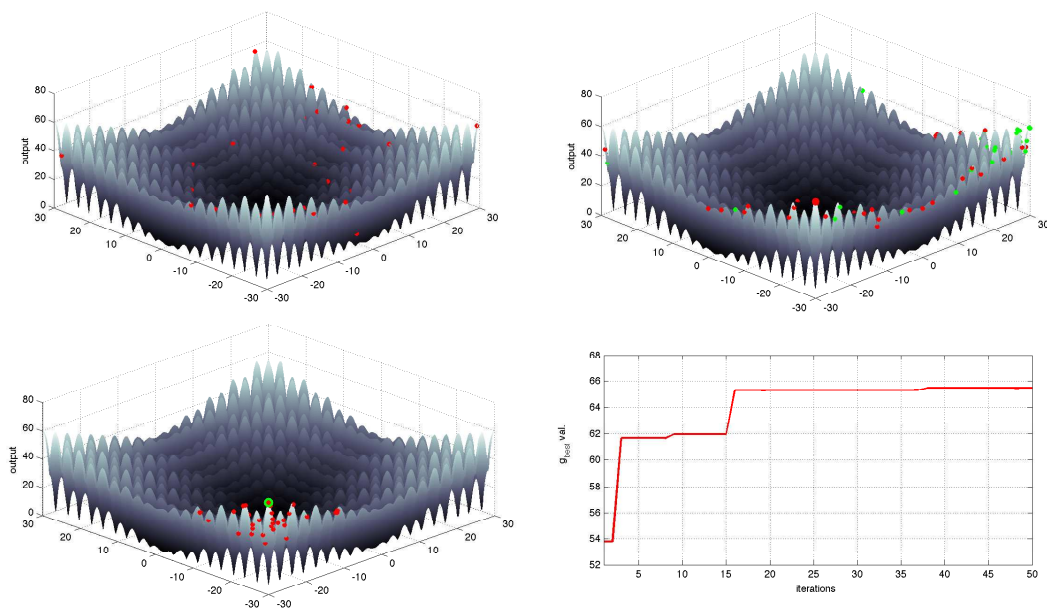


Figura 3.9: Sequenza di immagini che mostrano l'evoluzione di uno sciame di 50 particelle alla ricerca del massimo di una funzione di tipo *alpine*, caratterizzata da numerosi massimi (e minimi) locali. Nei tre successivi frame, la configurazione dello sciame in rosso alla prima, alla decima e all'ultima iterazione rispettivamente. Si notano in verde le migliori posizioni personali e globali, utilizzate dall'algoritmo per computare il vettore velocità.

Più semplicemente il processo di selezione è rappresentato dall'aggiornamento delle posizioni migliori, personali $\mathbf{x}_{p,best}$ e globali $\mathbf{x}_{g,best}$. L'algoritmo termina quando viene verificata la condizione di terminazione imposta in fase di inizializzazione, che può essere simile a quella imposta per altri algoritmi di tipo evolutivistico.

Per un'analisi qualitativa del funzionamento di un algoritmo PSO si riportano in figura 3.9 alcuni frame presi da un problema di massimizzazione di una funzione non convessa. Si noti la convergenza generale della particelle al massimo globale della funzione.

3.4 Gestione dei vincoli con algoritmi evolutivi

La formalità dei metodi teorici basati su modelli matematici ben definiti, permette di caratterizzare precisamente le soluzioni calcolate, sia dal punto di vista dell'ottimalità che dal punto di vista dell'ammissibilità. Come è stato ribadito più volte, questa caratteristica non è una prerogativa dei metodi evolutivi che

solitamente non hanno l'abilità di determinare con precisione il confine tra spazio ammissibile e non.

Da sempre infatti gli algoritmi evolutivi sono stati applicati a problemi di ottimizzazione non lineare, nel particolare caso di assenza di vincoli. Solo negli ultimi due decenni sono state proposte diverse tecniche di gestione dei vincoli (*constraint-handling methods*), in modo da poter adottare con successo strategie evolutive a questo tipo di problemi. Se ne vuole presentare in questa sezione una panoramica completa, rimandando alla letteratura per approfondimenti specifici. Torna utile raggruppare questi metodi in 4 categorie ben distinte:

1. metodi basati sul mantenimento dell'ammissibilità delle soluzioni (*pre-serving feasibility*),
2. metodi basati sulle funzioni di penalità (*penalty functions*),
3. metodi basati sulla ricerca di soluzioni ammissibili (*searching feasibility*),
4. metodi ibridi (*hybrid methods*).

3.4.1 Mantenimento dell'ammissibilità

L'algoritmo evolutivo viene implementato in modo che le soluzioni generate mantengano iterativamente la caratteristica di ammissibilità. Questo processo viene garantito dall'uso di particolari operatori specializzati o da strategie di ricerca particolari.

Uso di operatori specializzati

L'idea centrale di questo metodo è basata su operatori specifici che trasformano individui ammissibili in individui ancora ammissibili. Approcci di questo tipo presumono vincoli di tipo lineare esclusivamente, e uno stato iniziale (o una popolazione iniziale) ammissibile; le equazioni lineari vengono utilizzate per eliminare parte delle variabili, che vengono sostituite con combinazioni lineari delle rimanenti, mentre le disequazioni lineari vengono aggiornate adeguatamente.

Dato per esempio un individuo $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]'$, quando una particolare componente $x_i(t)$ viene mutata, il sistema ne determina prima il dominio corrente $dom(x_i(t))$ (funzione lineare) a il nuovo valore $x_i(t+1)$ viene preso da questo dominio (operatore di mutazione specializzato). Similmente un crossover aritmetico lineare che ricombini le componenti da individui diversi \mathbf{x} e \mathbf{y} ammissibili, per generare una componente della nuova soluzione in questo modo: $z_i = ax_i + (1-a)y_i$, produce sempre soluzioni ammissibili se lo spazio di ricerca è convesso. Si noti che la linearità dei vincoli implica la convessità della regione ammissibile, e appare subito evidente la principale debolezza di questo metodo.

Ricerca dei confini della regione ammissibile

Uno dei più recenti metodi sviluppati per il riconoscimento dei confini della regione ammissibile è quello delle *oscillazioni strategiche*, molto utilizzato nei problemi di ottimizzazione vincolata combinatoria; l'approccio si basa sull'identificazione di un livello critico che rappresenti il confine tra le due regioni. Si procede avvicinandosi al confine di ammissibilità con l'implementazione di penalità di tipo adattativo (si veda la sezione 3.4.2, e attraversarelo tramite il rilassamento o l'indurimento alternato dei vincoli adeguati. Tale metodo si comporta egregiamente in quei tipi di problema nei quali le soluzioni si trovano proprio sul confine o in prossimità di esso; è inoltre possibile un'implementazione tramite operatori specializzati.

3.4.2 Funzioni penalità

Rientrano in questa categoria tutti quei procedimenti per la gestione dei vincoli che prevedono una riscrittura della funzione obiettivo originale del problema $f(\mathbf{x})$, attraverso l'uso di funzioni penalità che penalizzano tutte le soluzioni non ammissibili $penalty(\mathbf{x})$. Richiamata la formulazione del problema vincolato (con $q + m$ vincoli) si attua la seguente trasformazione:

$$F(\mathbf{x}) = \begin{cases} f(\mathbf{x}) & \text{se } \mathbf{x} \in X \\ f(\mathbf{x}) + penalty(\mathbf{x}) & \text{altrimenti.} \end{cases} \quad (3.15)$$

Si parla quindi di funzione fitness $F(\mathbf{x})$ legata all'utilizzo di strategie evolutive, e di funzione obiettivo $f(\mathbf{x})$ del problema di partenza. Nella maggior parte dei casi si usa una serie di funzioni f_j con $j = \{1, 2, \dots, q + m\}$ per la costruzione della funzione penalità, nella quale la funzione f_j quantifica la violazione del j -esimo vincolo:

$$f_j(\mathbf{x}) = \begin{cases} \max\{0, h_j(\mathbf{x})\} & \text{se } 1 \leq j \leq q \\ |g_j(\mathbf{x})| & \text{se } q + 1 \leq j \leq q + m. \end{cases} \quad (3.16)$$

Esiste comunque una variegata sotto classificazione basata sul modo in cui la funzione penalità viene effettivamente implementata [19]. Se ne presentano solo alcuni.

Penalità statiche

Questo metodo assume che per ogni vincolo si stabiliscano una famiglia di l livelli di violazione, in modo da determinare dei coefficienti di penalità statici R_{ij} ($i = 1, 2, \dots, l$; $j = 1, 2, \dots, q + m$), e una funzione fitness del tipo:

$$F(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) + \sum_{j=1}^{q+m} R_{ij} f_j^2(\mathbf{x}) \quad (3.17)$$

La principale debolezza del metodo in questione è l'elevato numero di parametri in gioco, $(m + q)(2l + 1)$.

Penalità dinamiche

Per ridurre il numero di parametri rispetto al caso precedente si costruisce la funzione fitness nel seguente modo:

$$F(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) + (Ct)^\alpha \sum_{j=1}^{q+m} f_j^\beta(\mathbf{x}) \quad (3.18)$$

dove C , α e β sono costanti; invece che definire dei livelli di violazione, la penalità causata da soluzioni non ammissibili cresce all'aumentare delle iterazioni t secondo il termine $(Ct)^\alpha$.

Penalità adattative

Le funzioni di penalità di tipo adattativo sono un particolare caso di penalità dinamica, nella quale un termine evolve in funzione del processo di ricerca, non dipendendo strettamente dal numero di iterazioni. Ogni individuo viene valutato secondo la seguente formula:

$$F(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) + \lambda(t) \sum_{j=1}^{q+m} f_j^2(\mathbf{x}) \quad (3.19)$$

dove $\lambda(t)$ viene aggiornato ad ogni t -esima iterazione:

$$\lambda(t+1) = \begin{cases} \frac{1}{\beta_1} \lambda(t) & \text{se } \mathbf{x}_{\mathbf{g},\text{best}}(i) \in X, \forall t-k+1 \leq i \leq t \\ \beta_2 \lambda(t) & \text{se } \mathbf{x}_{\mathbf{g},\text{best}}(i) \notin X, \forall t-k+1 \leq i \leq t \\ \lambda(t) & \text{altrimenti;} \end{cases} \quad (3.20)$$

dove $\mathbf{x}_{\mathbf{g},\text{best}}(i)$ rappresenta l'individuo migliore (rispetto a $F(\mathbf{x})$) nella generazione i , $\beta_1, \beta_2 > 1$ and $\beta_1 \neq \beta_2$. In altre parole questa procedura diminuisce il valore del fattore $\lambda(t+1)$ alla generazione $t+1$, se tutti i migliori individui della ultime k generazioni erano ammissibili, mentre lo incrementa se tutti i migliori individui della ultime k generazioni non lo erano. Se nelle ultime k generazioni si sono trovati soluzioni ammissibili e non, allora il valore di $\lambda(t+1)$ rimane invariato. L'introduzione dei parametri β_1, β_2 e dell'orizzonte k permette una certa arbitrarietà nell'implementazione: si veda [1] per le diverse varianti di questo metodo.

3.4.3 Ricerca di soluzioni ammissibili

Si descrivono due metodi. Il primo affronta il problema vincolato in modo sequenziale, mantenendo attivo un solo vincolo alla volta e aspettando di generare una popolazione sufficientemente grande di soluzioni ammissibili. Il secondo metodo presentato si basa invece sul concetto di riparazione degli individui non ammissibili.

Memoria comportamentale

Questo metodo richiede un ordinamento prestabilito dei vincoli, e agisce nel seguente modo:

1. considera una popolazione casuale iniziale di individui (ammissibili o non);
2. imposta $j = 1$, dove j sarà il contatore dei vincoli;
3. fa evolvere la popolazione valutando gli individui tramite $F(\mathbf{x}) = f_j(\mathbf{x})$ fino a quando si raggiunge una certa percentuale di popolazione (una soglia arbitraria ϕ) ammissibile rispetto al vincolo j -esimo. Si noti che la funzione $f_j(\mathbf{x})$ è del tipo 3.16, della sezione 3.4.2 relativa alle funzioni penalità;
4. imposta $j = j + 1$;
5. si ripete il punto 3 relativamente al nuovo vincolo, e tutti gli individui che non rispettano il $1, 2, \dots, (j - 1)$ vincolo vengono eliminati dalla popolazione. Come al punto 3, non appena si raggiunge la soglia percentuale ϕ di popolazione che soddisfi il j -esimo vincolo, questa fase termina;
6. se $j < q + m$ ripetere gli ultimi due punti. Se $j = q + m$ ottimizzare il problema originale, con $F(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x})$, rifiutando gli individui non ammissibili (*death penalty*).

Riparazione di soluzioni inammissibili

L'idea centrale della riparazione degli individui non ammissibili è strettamente legata al concetto di co-evoluzione. Riprendendo il primo metodo esposto, si definisce X_l la regione di ammissibilità lineare, $X \subseteq X_l$ formata da tutti i punti che soddisfano i vincoli lineari: le equazioni lineari vengono utilizzate per eliminare parte delle variabili, che esse vengono sostituite con combinazioni lineari delle rimanenti, mentre le disequazioni lineari vengono aggiornate adeguatamente. L'ammissibilità relativa ai vincoli lineari viene quindi mantenuta durante l'evoluzione della popolazione grazie all'utilizzo di operatori specializzati.

Definito il parametro γ precisione del sistema, tutte le equazioni non lineari $h_j(\mathbf{x}) = 0$ ($i = 1, \dots, q$) vengono sostituite con la coppia di disequazioni

$$-\gamma \leq h_j(\mathbf{x}) \leq \gamma, \quad (3.21)$$

in modo da ottenere un problema nel quale i vincoli non lineari sono tutti espressi da disequazioni: tali vincoli restringono ulteriormente la regione ammissibile a $X \subseteq X_l$.

Si definiscono quindi due diverse popolazioni. La prima popolazione P_s consiste in individui atti alla ricerca, i così detti *cercatori*, che soddisfano solo i vincoli lineari, $P_s \subseteq X_l$. Un secondo gruppo $P_r \subseteq X$ consiste in individui chiamati *individui di riferimento*, che soddisfano tutti i vincoli originali del problema¹⁰: i punti $\mathbf{r} \in P_r$ essendo completamente ammissibili vengono valutati con la funzione obiettivo originale del problema $F(\mathbf{r}) = f(\mathbf{r})$. I punti $\mathbf{s} \in P_s$ sono invece "riparati" con l'aiuto dei punti di riferimento, e il processo di riparazione lavora come di seguito.

Dato $\mathbf{s} \in P_s$, se $\mathbf{s} \in X$ allora verrà valutato con $F(\mathbf{s}) = f(\mathbf{s})$ poichè già completamente ammissibile; altrimenti ($\mathbf{s} \notin X$) il sistema seleziona un individuo dal gruppo $\mathbf{r} \in P_r$ e genera una sequenza stocastica di individui $\mathbf{z} = a\mathbf{s} + (1-a)\mathbf{r}$ ¹¹, dove a è una variabile aleatoria presa dall'intervallo $(0, 1)$. Non appena si trova un individuo globalmente ammissibile se ne valuta la bontà con $F(\mathbf{z}) = f(\mathbf{z})$. Quindi se $f(\mathbf{z})$ risulta migliore di $f(\mathbf{r})$ allora l'individuo \mathbf{z} sostituirà l'individuo \mathbf{r} nel gruppo dei punti di riferimento. Inoltre sotto le stesse condizioni $f(\mathbf{z})$ sostituirà anche $f(\mathbf{s}) \in P_s$ con probabilità p_r . Eventualmente si può rendere asimmetrico il processo di aggiornamento: mentre si fa evolvere ad ogni iterazione la popolazione P_s , si aggiorna la popolazione P_r solo ogni k iterazioni.

3.4.4 Metodi ibridi

Rientrano in questa categoria tutti quei metodi che combinano le tecniche dell'informatica evolutiva con le procedure deterministiche delle tecniche classiche di ottimizzazione numerica.

¹⁰Si ricorda che i vincoli non lineari dati dalle equazioni sono stati trasformati con precisione arbitraria γ in vincoli di disequazioni.

¹¹Si noti che un qualsiasi individuo generato in questo modo appartiene almeno a X_l

Molte alternative vedono la combinazione di algoritmi basati sullo schema dei metodi di discesa, e tecniche evolutive per la scelta della direzione e del passo, con operatori specializzati per il mantenimento dei vincoli. Le pressochè infinite possibilità di implementazione di tecniche di questo tipo rendono superflua una classificazione formale, che verrà quindi tralasciata.

Capitolo 4

Modello dell'impianto

Questo capitolo é dedicato alla modellizzazione matematica dell'impianto, riproposto per comodità in figura 4.1. Si analizzeranno tutti quei componenti legati al comportamento dinamico del processo di raffreddamento, dal punto di vista energetico e termodinamico, lasciando al capitolo successivo l'analisi energetica dei gruppi frigoriferi. Si possono comunque individuare tre sezioni principali:

1. la sezione di produzione di energia: il parallelo di n chiller condensati ad aria per il raffreddamento dell'acqua.
2. La sezione idraulica: l'architettura primario-secondario é gestita da pompe dedicate al mantenimento di una portata costante al lato secondario (\dot{m}_S), attuando tramite un bypass il completo disaccoppiamento tra la sezione chiller e la sezione di distribuzione. Dal punto di vista impiantistico si hanno quindi due gruppi di pompe indipendenti, quelle relative all'azionamento dei chiller, e quelle del lato secondario. Il bypass compensa i continui cambi di pressione e portata che avvengono al lato primario, causati dalla modulazione delle accensioni delle macchine frigorifere.
3. La sezione dei carichi ovvero gli attuatori del secondario, rappresentata nello specifico da fan coil di cui si darà una modellizzazione soltanto di tipo energetico.

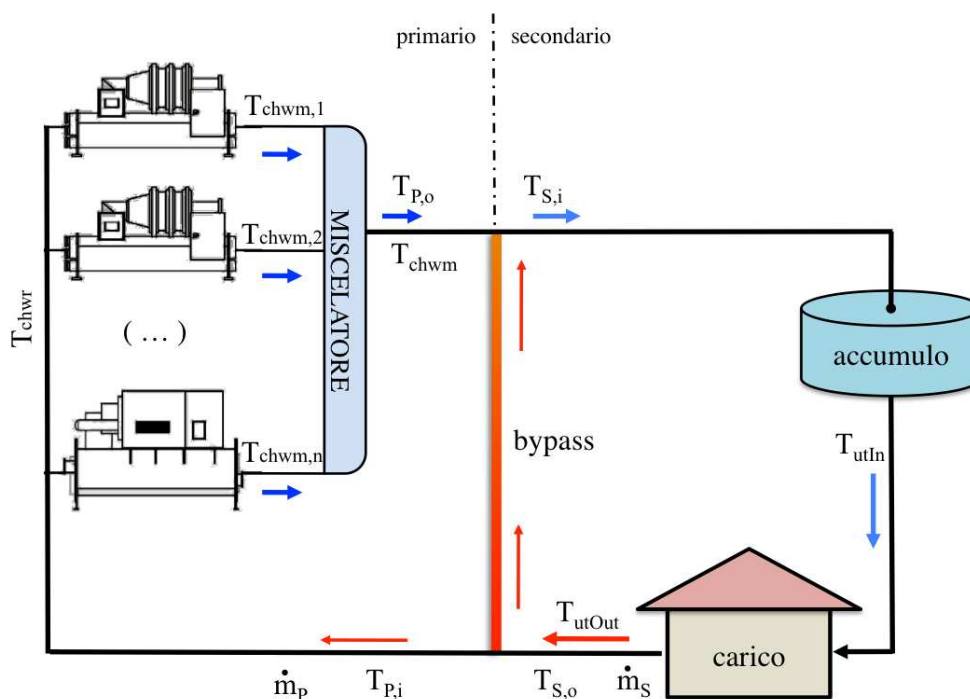


Figura 4.1: Sistema disaccoppiato: architettura primario-secondario.

simbolo	grandezza e unità di misura
c_p	calore specifico a pressione costante [$J/(kgK)$]
e	energia specifica [J/kg]
e_c	energia cinetica specifica [J/kg]
e_p	energia potenziale specifica [J/kg]
L	energia meccanica [J]
\dot{m}	portata [kg/s]
E	energia termica [J]
T	temperatura [C]
V	volume [m^3]
ρ	densità [kg/m^3]
τ	passo d'integrazione [s]
<i>Pedici</i>	
i	ingresso
o	uscita
k	indice del componente

Tabella 4.1: Alcuni dei simboli utilizzati nella modellizzazione

4.1 Modellizzazione matematica

Il comportamento dell'impianto può essere descritto modellizzando ogni singolo componente come un sistema a sé stante, dandone le equazioni necessarie al bilancio energetico e considerando come variabili di collegamento tra un componente e l'altro, la temperatura e la portata d'acqua: ogni componente è modellizzato come un sistema termodinamico aperto. Viene adottato questo approccio anche in previsione dei test da effettuare in ambiente simulativo, nel quale gli elementi dell'impianto verranno descritti come blocchi caratterizzati da una propria dinamica, da ingressi e da uscite. Più precisamente per il k -esimo blocco è necessario risolvere due problemi: la determinazione del flusso e della temperatura di uscita in funzione degli ingressi. Nella creazione del modello vengono fatte le seguenti ipotesi di idealità:

- Le proprietà termiche dell'acqua¹ sono considerate costanti.
- L'acqua è considerata incomprimibile.
- Non vi è contenuto d'acqua all'interno dei singoli blocchi.
- Il circuito idraulico è considerato adiabatico.

Indicando col pedice 'i' e 'o' le grandezze in ingresso e in uscita rispettivamente e omettendo la dipendenza dalla variabile temporale t , per quanto concerne il problema della portata si ha semplicemente:

$$\begin{aligned} \dot{m}_{k,i} - \dot{m}_{k,o} &= 0 \\ \dot{m}_{k,i} &= \dot{m}_{k,o} = \dot{m}_k . \end{aligned} \quad (4.1)$$

Invece il problema della determinazione della temperatura di uscita è legato alla risoluzione della seguente equazione di bilanciamento energetico:

$$\begin{aligned} \frac{dE_k}{d\tau} - \frac{L_k}{d\tau} &= -\dot{m}_{k,i}(c_p T_{k,i} + e_{p,k,i} + e_{c,k,i}) + \\ &+ \dot{m}_{k,o}(c_p T_{k,o} + e_{p,k,o} + e_{c,k,o}) + \\ &+ \frac{\partial}{\partial \tau} \int_0^{V_k} e \rho \, dv \end{aligned} \quad (4.2)$$

¹Si utilizza per brevità il termine "acqua" sebbene il liquido idronico sia composto anche da altri composti.

dove le varie grandezze sono riportate in tabella 4.1 con le relative unità di misura. In riferimento alla figura 4.1 si noti che la temperatura dell'acqua di ritorno ai chiller T_{chwr} è uguale per tutte le macchine ed è proprio la temperatura d'ingresso al lato primario $T_{P,i}$.

4.1.1 Bypass e collettore

Nell'impianto è usato un ramo di *bypass*: una tubatura che collega il ramo di mandata in uscita dai chiller con il ramo di ritorno che proviene dall'utenza. Si definisce circuito primario la sezione idraulica che comprende le macchine di raffreddamento mentre il circuito secondario è la sezione idraulica che comprende i sistemi di distribuzione (pompe, collettori) e le utenze. In relazione al rapporto delle portate d'acqua dei circuiti primario e secondario è possibile valutare qualitativamente e quantitativamente gli effetti dell'inserimento del *bypass*. Il *bypass*, detto anche ramo disaccoppiatore, permette in via generale di gestire le eccedenze o i deficit di flusso proveniente dai chiller in parallelo; in particolare, se al secondario viene richiesto – attraverso le pompe dei vari circuiti *fan-coil* – un flusso maggiore rispetto a quello fornito dai rami attivi sul primario, parte dell'acqua di ritorno dall'utenza è forzata attraverso la tubatura di *bypass* a tornare sul ramo di mandata. Viceversa, nel caso di flusso eccedente dai chiller, l'acqua di mandata è forzata attraverso la tubatura di *bypass* ad andare sul ramo di ritorno senza passare per il circuito dell'utenza.

Le condizioni analizzate contemplano i casi di flussi equilibrati o eventualmente la situazione con portata al secondario maggiore di quella al primario. Sia $\dot{m}_1 = \dot{m}_2 = \dots = \dot{m}_n = \dot{m}$ la portata degli n chiller²; come anticipato all'inizio del capitolo, si è imposto che la portata al secondario (lato utenza) sia costante³ e pari a $\dot{m}_S = \dot{m}_{ut} = n\dot{m}$. Al lato primario, quando un chiller è nello stato OFF anche la rispettiva pompa dedicata è spenta, quindi la portata sul circuito primario può assumere i seguenti valori: $\dot{m}_{tot} \in \{0, \dot{m}, 2\dot{m}, \dots, n\dot{m}\}$, rispettivamente quando sono accesi nessuno, uno, due, o n chiller. In conclusione, grazie alle ipotesi semplificative individuate, vale $\dot{m}_{tot} \leq \dot{m}_{ut}$.

²Generalmente chiller di capacità diversa hanno portate diverse.

³è un'ipotesi semplificativa perché non considera l'esclusione di qualche sezione della distribuzione lato utenza per mezzo di valvole di zona o valvole dei *fan-coil* stessi.

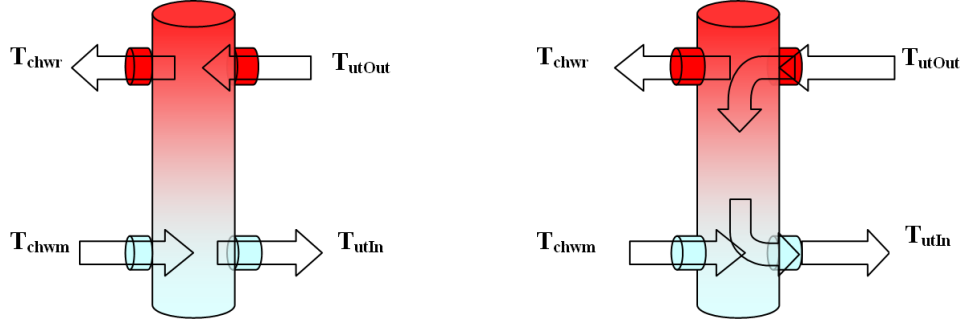


Figura 4.2: *Bypass* idraulico. (a) Portata primario uguale alla portata secondario. (b) portata al primario (lato sinistro) $\dot{m}_{tot} < \dot{m}_{ut}$ portata lato secondario (destra).

Nella condizione a sinistra di figura 4.2, posto il regime stazionario (tutte le macchine ON), supponendo che non vi siano dispersioni termiche verso l'ambiente, si ha (si omette per semplicità di notazione la dipendenza delle temperature dal tempo):

$$P_p = \dot{m}_{tot} c_p (T_{chwr} - T_{chwm}) = \dot{m}_{ut} c_p (T_{utOut} - T_{utIn}) = P_s, \quad (4.3)$$

dove con P_p e P_s si è indicata la potenza termica rispettivamente al lato primario e secondario. Da considerazioni non troppo restrittive sulla geometria del dispositivo, discusse in [8] e [20], si può assumere

$$T_{chwm} = T_{utIn} \quad (4.4)$$

e, considerando l'ipotesi di portate uguali, si ottiene dalla (4.3) che la temperatura dell'acqua che ritorna ai chiller è la stessa di ritorno dall'utenza.

$$T_{chwr} = T_{utOut}. \quad (4.5)$$

Quando invece almeno uno dei due chiller è nello stato OFF, si entra nella condizione a destra di figura 4.2: parte dell'acqua proveniente dall'utenza ritorna in mandata al carico. Rimanendo valide le rimanenti ipotesi fatte in precedenza, in questo caso si ha:

$$(T_{chwr} - T_{chwm})\dot{m}_{tot} = (T_{utOut} - T_{utIn})\dot{m}_{ut} \quad (4.6)$$

e, se sono rispettate le posizioni relative di mandata e ritorno tra primario e

secondario, considerando che il flusso proveniente dal ritorno del secondario é maggiore di quello di ritorno al primario,

$$T_{chwr} = T_{utOut} . \quad (4.7)$$

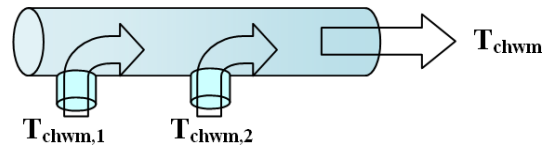
Combinando la (4.6) con la (4.7) si ottiene l'espressione (4.8) per la temperatura dell'acqua di mandata al circuito utenza (secondario) nota quella in uscita dai chiller e quella di ritorno dall'utenza.

$$T_{utIn} = T_{utOut} - \frac{\dot{m}_{tot}}{\dot{m}_{ut}} (T_{utOut} - T_{chwm}) \equiv T_{utOut} - \frac{\dot{m}_{tot}}{\dot{m}_{ut}} (T_{chwr} - T_{chwm}) \quad (4.8)$$

La seconda formulazione della (4.8) rende intuitivo il funzionamento del disaccoppiatore quando i flussi non sono equilibrati: la temperatura dell'acqua di mandata all'utenza é pari alla temperatura di quella di ritorno a cui é sottratta una parte, proporzionale al rapporto delle portate, del salto termico al circuito primario. La formulazione ottenuta nella (4.8) é valida anche nel caso di equilibrio delle portate poiché porge esattamente la (4.4).

In riferimento allo schema di principio di figura 4.1 si individuano nel circuito primario i nodi in cui l'acqua in uscita da ciascun chiller va a confluire sulla mandata del circuito stesso. Fisicamente il dispositivo che compie tale operazione é comunemente chiamato *collettore*: per l'impianto in questione é riportata la figura esemplificativa 4.3.

Figura 4.3: Collettore di mandata con due rami di ingresso dai chiller.



Posto il regime stazionario il caso più semplice di $n = 2$ chiller in parallelo, si impone che la potenza termica entrante nel collettore sia uguale a quella uscente

$$\dot{m}_1 c_p T_{chwm,1} + \dot{m}_2 c_p T_{chwm,2} = \dot{m}_{tot} c_p T_{chwm} , \quad (4.9)$$

da cui

$$T_{chwm} = \frac{\dot{m}_1 T_{chwm,1} + \dot{m}_2 T_{chwm,2}}{\dot{m}_{tot}} . \quad (4.10)$$

Ovviamente si suppone $\dot{m}_{tot} = \dot{m}_1 + \dot{m}_2$.

4.1.2 Serbatoio

Le funzioni del serbatoio sono molteplici. Innanzitutto la sua presenza è importante per motivi di sicurezza: il suo compito è quello di aumentare l'inerzia termica del sistema, al fine di abbassare la frequenza delle accensioni/spegnimenti dei compressori nonché evitare il fenomeno del pendolamento delle valvole nei *fan-coil*. In secondo luogo gli accumulatori sono utilizzati per questioni di tipo economico, poiché accumulando energia termica essi possono essere affiancati ai gruppi frigoriferi in fase di produzione di energia durante il picco di carico. Le configurazioni operative anche in questo caso sono molteplici (si rimanda al manuale ASHRAE [21] per chiarimenti su le possibili soluzioni), ma comunemente un accumulo termico viene installato per poter traslare temporalmente il picco di maggior carico, in modo da sfruttare una fascia oraria della giornata caratterizzata da condizioni climatiche e contrattuali migliori; inoltre l'utilizzo di questo componente permette un ridimensionamento dei gruppi frigoriferi, che non dovendo soddisfare da soli tutto il carico possono essere così di capacità e dimensioni inferiori. Si veda ad esempio la figura 4.4, nella quale il profilo di carico viene modificato grazie all'utilizzo di un accumulatore termico: nel

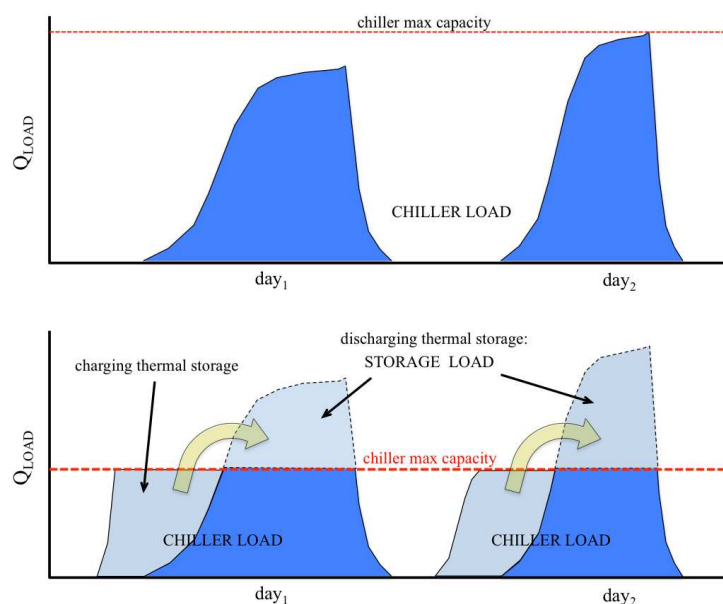


Figura 4.4: Esempio di come sia possibile modificare il profilo di carico con l'utilizzo di un accumulatore termico .

caso in esame è possibile spostare il picco di carico in modo da ottenere un carico più uniforme e poter utilizzare macchine di potenza inferiore. Si sottolinea il fatto che in commercio esistono numerose tipologie diverse di accumulatori, non solo ad acqua; si tratterà comunque solo il modello di serbatoio di liquido perchè interessati principalmente al suo comportamento "passa basso".

Per quanto concerne la modellizzazione di un serbatoio d'accumulo di liquido, in [22], nelle stesse ipotesi di idealità precedenti, si ricava l'equazione differenziale che descrive la parte termodinamica del blocco accumulatore

$$T_{a,o}(t + \tau_a) - \frac{f_a \rho V_a}{\dot{m}_a} \frac{dT_{a,o}(t + \tau_a)}{dt} = T_{a,i}(t) . \quad (4.11)$$

dove $T_{a,i}$ e $T_{a,o}$ sono temperatura di ingresso e d'uscita dell'accumulatore, V_a il volume di fluido idronico ivi contenuto. Nel ricavare la (4.11) il serbatoio è stato schematizzato in due sezioni separate connesse in serie: nella sezione d'ingresso si considera un completo miscelamento dell'acqua, in quella d'uscita si suppone una stratificazione (per effetto della diversa temperatura) del liquido. Il parametro f_a rappresenta la frazione del volume totale che definisce il punto di separazione delle due sezioni⁴; τ_a è la costante di tempo che caratterizza il ritardo intrinseco del sistema serbatoio. Ovviamente per la parte fluidodinamica del problema si impone che la portata in ingresso sia uguale a quella d'uscita e pari a \dot{m}_a .

Per ottenere la (4.11), in [22] si parte dall'equazione del bilancio dell'energia che, trascurando i termini potenziali e cinetici, porge, per la parte miscelata,

$$\dot{m}_a c_p (T_{a,i}(t) - T_{a,f}(t)) + f_a \rho V_a c_p \frac{dT_{a,f}(t)}{dt} = 0 . \quad (4.12)$$

Per la parte stratificata, considerando che in tale sezione non è contemplato il miscelamento, vale invece

$$T_{a,o}(t) = T_{a,f}(t - \tau_a) . \quad (4.13)$$

Combinando la (4.12) con la (4.13) si ottiene l'equazione (4.11). Trasformando

⁴ f_a viene calcolato con simulazioni tridimensionali ai valori finiti FVM.

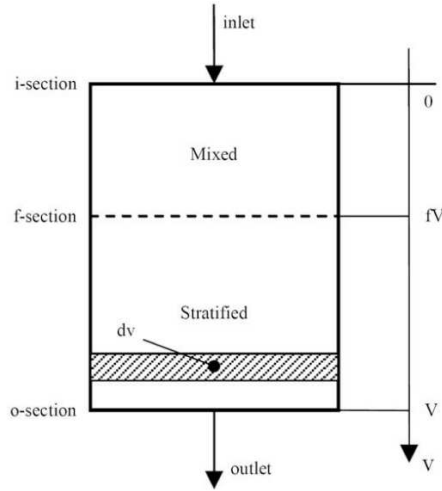


Figura 4.5: Modello del serbatoio con le sezioni di stratificazione e miscelamento.

con Laplace la (4.11) si ottiene la funzione di trasferimento dell'accumulatore

$$W_a(s) = \frac{T_{a,o}(s)}{T_{a,i}(s)} = \frac{e^{-s\tau_a}}{1 - s \frac{f_a \rho V_a}{\dot{m}_a}}. \quad (4.14)$$

4.1.3 Chiller e carico

Si consideri un blocco con un ingresso ed una uscita; sia che rappresenti un refrigeratore o un carico (a potenza istantanea assegnata), per il modello fluidodinamico vale ancora l'uguaglianza sulle portate di ingresso e d'uscita. Per la parte termo-dinamica, si indichi con il pedice k le grandezze di ingresso e d'uscita per trattare unitariamente sia il caso del chiller che quello del carico; trascurando il contenuto dell'acqua all'interno del blocco k -esimo, risultano

$$\dot{m}_k c_p (T_{k,i}(t) - T_{k,o}(t)) = \frac{dE_k}{dt} = Q_k, \quad (4.15)$$

dove compare la variazione dell'energia termica E del blocco. Nota quindi (per il chiller dalle curve di resa fornite dal costruttore; per il carico da tabelle orarie per un edificio campione) la potenza frigorifera sottratta (ceduta) dal chiller (carico/edificio) è possibile ricavare la temperatura d'uscita data quella d'ingresso al blocco.

Capitolo 5

Progetto di supervisor per sistemi multi-chiller

Questo capitolo rappresenta la parte centrale del lavoro svolto per questa tesi. Si affronteranno tutti gli aspetti che hanno portato all'implementazione dei due supervisor di tipo evolutivo: dalla formulazione teorica del problema, alla descrizione strutturale degli algoritmi creati per la supervisione, passando per l'analisi energetica dei gruppi frigoriferi da gestire.

5.1 Gestione ottimale dei chiller

Dato l'impianto in figura 2.7 se ne riassumono le caratteristiche fondamentali:

Gruppi frigoriferi: n_{ch} chiller in configurazione parallelo. Per la circolazione dell'acqua da refrigerare ciascun chiller è dotato di una pompa dedicata che viene attivata assieme al chiller.

Logica locale: la capacità di raffreddamento di ciascuna macchina viene gestita dall'anello di controllo dedicato al fine di assicurare una certa precisione sulla temperatura dell'acqua in uscita da quella macchina, con una regolazione a portata costante.

Architettura primario-secondario: la configurazione dell'impianto prevede una portata costante al lato secondario grazie all'inserimento del componente bypass.

Componenti vari: la temperatura dell'acqua di ritorno é la stessa per ogni macchina, l'acqua attraversa solo i chiller accesi. La temperatura dell'acqua in uscita dal lato primario é la risultante del processo di miscelazione a valle del parallelo dei chiller. A monte della sezione carichi é posto un serbatoio d'accumulo con effetto passa basso.

Supervisore: il sistema di supervisione, al quale é dedicato questo capitolo, giovandosi delle informazioni disponibili ottimizza il funzionamento del gruppo di n chiller, cercando di soddisfare il carico dell'impianto nel modo piú efficiente possibile.

Il problema della gestione ottimale di gruppi frigoriferi é di vivo interesse perché solo recentemente si sono diffusi sistemi caratterizzati da piú chiller, in grado di soddisfare carichi di raffreddamento importanti. Come descritto nei capitoli introduttivi un approccio comunemente usato é quello di accendere e spegnere i chiller sequenzialmente, seguendo i cambiamenti della domanda dell'utenza, senza considerare alcun tipo di misura delle prestazioni associate a risparmi di energia, mentre approcci piú sofisticati assumono ipotesi sull'impianto molto restrittive (macchine uguali, stessi gradi di parzializzazione, etc.). Recentemente sono stati proposti, in letteratura, diversi metodi per la ripartizione ottima del carico (OCL) e la sequenza ottima di accensioni/spegnimenti (OCS) da attuare sui chiller ([23] e [24]), ma la maggior parte di tali metodi ignorano la dinamica del sistema.

Con questa tesi si vuole approfondire una tendenza attuale, cioé quella di affidare ad un supervisore la gestione di sistemi multi-chiller in modo da risolvere il problema della gestione in modo ottimale. Le soluzioni di questo problema risultano sempre poco intuitive e difficilmente formalizzabili in un algoritmo che regoli meccanicamente l'erogazione di potenza delle singole macchine.

Per descrivere con piú precisione la situazione con cui si ha a che fare si supponga di disporre di due macchine differenti: una di grosse dimensioni (chiller A) e una di taglia piú piccola (chiller B). Si analizzi una strategia classica, basata esclusivamente sulla modulazione delle accensioni delle macchine in funzione del carico richiesto: se il carico di raffreddamento in una giornata non troppo calda é basso, le due macchine continueranno ad accendersi e spegnersi comportando dei consumi di energia elettrica molto elevati. Se invece si va a

far funzionare a pieno carico la macchina A e in funzionamento intermittente la macchina B con una opportuna logica di supervisione, l'efficienza ottenuta – sotto opportune ipotesi – sarà migliore di quella ottenuta senza ripartizione del carico. Appare evidente la difficoltà nella formalizzazione generalizzata di un tale regolatore. Questo che è stato presentato è un esempio di OCL (*Optimal Chiller Loading*) problem: la ricerca della ripartizione più conveniente dei carichi da assegnare alle macchine che compongono l'impianto. Per risolvere questo problema è indispensabile conoscere il consumo elettrico della macchina al variare delle condizioni di carico: solo in questo modo è possibile stabilire le condizioni migliori per ottenere le performance migliori.

Prima di proseguire è necessaria una breve descrizione delle grandezze di cui si discuterà nel seguito.

Il carico di raffreddamento richiesto in un particolare momento all'impianto è generalmente espresso nella forma frazionale adimensionale di frazione di carico (*Part Load Ratio*)

$$PLR = \frac{\text{carico di raffreddamento}}{\text{capacità di raffreddamento}} \Bigg|_{\text{punto di lavoro}} . \quad (5.1)$$

Il *PLR* verrà utilizzato nel corso della presente tesi, sia per indicare la frazione di carico complessiva dell'impianto (quindi a denominatore sarà usata la capacità di raffreddamento di progetto dell'intero impianto), sia per considerare la frazione di carico PLR_i in cui una singola macchina va ad operare (la capacità sarà quindi definita dalle caratteristiche nominali del chiller in analisi, tenuto conto delle condizioni operative).

Per ottenere la condizione operativa più vantaggiosa devono essere presi in considerazione i consumi delle singole unità e l'interazione tra le stesse. Agendo ad esempio su di un set-point si può abbassare il consumo di un chiller ma questo cambiamento potrebbe comportare un lavoro maggiore per il resto dell'impianto con conseguente perdita del vantaggio ottenuto (se non il peggioramento delle condizioni).

Per quanto riguarda la valutazione delle prestazioni della singola macchina frigorifera, si considera, nella stragrande maggioranza dei casi, l'indice di prestazione EER (*Energy Efficiency Ratio*) che indica l'efficienza elettrica di un climatizzatore mentre funziona in raffreddamento. Il COP invece (*Coeffi-*

cient Of Performance) indica l'efficienza elettrica di un climatizzatore mentre funziona in riscaldamento, o pompa calore. Essi sono il rapporto tra consumo elettrico e resa termica:

$$EER = \frac{\text{energia resa}}{\text{energia assorbita}} . \quad (5.2)$$

Nel seguito si farà riferimento alle macchine in funzione frigorifera, facendo notare che per il funzionamento in pompa calore le modifiche da effettuare ai modelli e alle relazioni matematiche che si presenteranno sono leggere.

5.1.1 OCL problem

Pratica comune negli impianti di medie-grandi dimensioni é quella di installare chiller della stessa taglia per le minori difficoltà nella gestione; tuttavia macchine di taglie diverse permetterebbero di ottimizzare i consumi a condizione di andare a caricare correttamente le macchine (ed eventualmente controllarne le accensioni) come nell'esempio precedentemente descritto: il fine della procedura di ottimizzazione sarà quindi quello di trovare le condizioni operative dei vari chiller (i PLR_i da assegnare) che massimizzano l' EER garantendo il soddisfacimento del carico di raffreddamento.

Per una data temperatura a bulbo umido¹ l' EER_i di un chiller é funzione del suo grado di parzializzazione PLR_i :

$$EER = f(PLR) . \quad (5.3)$$

Il problema OCL (*Optimal Chiller Loading*) é semplicemente un problema di ottimizzazione vincolata nel quale é richiesto di massimizzare la funzione obiettivo "efficienza" EER dell'impianto, determinando i valori di parzializzazione PLR_i da assegnare ai singoli chiller:

$$\arg \max_{PLR_i} \sum_i EER_i \quad (5.4)$$

¹La temperatura a cui si porta l'acqua in condizioni di equilibrio di scambio convettivo e di massa d'aria in moto turbolento completamente sviluppato.

soddisfacendo il vincolo sul carico richiesto dall'impianto Q_{LOAD} , che si può scrivere in forma di equazione:

$$\sum_i Q_i = Q_{LOAD} \quad (5.5)$$

dove Q_i con $i \in \{1, \dots, n_{ch}\}$ sono i carichi di raffreddamento prodotti dai singoli chiller.

5.1.2 OCS problem

Da un punto di vista operativo uno dei requisiti principali di un sistema multi-chiller é quello di evitare un eccessivo numero di cambi di *status* (on/off) delle macchine, in modo da limitare i transitori di accensione e di conseguenza l'usura meccanica dei componenti. Una strategia comunemente adottata é quella che permette l'accensione di un chiller addizionale esclusivamente nel caso in cui le unità già attive non siano sufficienti al soddisfacimento del carico richiesto; d'altra parte non appena sia possibile soddisfare tale carico con un numero inferiore di macchine si provvede allo spegnimento dei chiller in eccesso.

Anche in questo ambito vi è l'opportunità di ottimizzare il processo di selezione della combinazione di macchine da attivare: questa situazione può essere vista come un problema di allocazione dinamica delle risorse. Si consideri ad esempio una struttura commerciale, dotata di un sistema di climatizzazione con 15 macchine frigorifere di capacità differenti: esistono 2^{15} possibili combinazioni discrete, per ognuna delle quali é necessario determinare la ripartizione ottima dei carichi parziali (OCL), in modo da soddisfare efficientemente il carico richiesto.

La difficoltà del problema aumenta col numero di possibili combinazioni e potenzialmente potrebbe avere soluzioni ottime multiple: é importante determinare la combinazione ottima di chiller da mantenere attivi, in un arco di tempo maggiore rispetto al passo di supervisione, tali che possano comunque essere soddisfatti cambiamenti nelle richieste di carico (non troppo consistenti).

Definito un certo orizzonte temporale², il problema OCS (*Optimal Chiller Se-*

²La scelta dell'orizzonte temporale può essere arbitraria, e potrebbe essere in funzione per

quencing) é quindi quello di determinare quali chiller dovranno rimanere attivi, in modo che da soli riescano a soddisfare il futuro carico frigorifero. Il problema OCL dovrà quindi essere risolto solo sulla combinazione selezionata.

Questo é un problema di ottimizzazione vincolata nel quale si possono specificare vincoli per i singoli chiller circa il tempo minimo di funzionamento (*MUT*: minimal up time) o il tempo minimo di non-attività (*MDT*: minimal down time): in questo modo la combinazione selezionata sarà sufficientemente flessibile e garantirà un'adeguata modulazione delle accensioni.

5.2 Analisi energetica del gruppo frigorifero

La supervisione di sistemi multi-chiller richiede la conoscenza delle prestazioni energetiche delle macchine ai carichi parziali: si ricorda che il supervisore dovrà risolvere i problemi OCL e OCS in modo dinamico, rispondendo adeguatamente ai cambiamenti nelle richieste di carico e alle condizioni atmosferiche e compensando quelle dinamiche che influenzano le performance del sistema.

In letteratura sono date diverse formulazioni del consumo di potenza della macchina legate alla condizione di carico (PLR_i); in particolare si suppone di conoscere, attraverso una funzione polinomiale, la potenza in kW che la macchina assorbe quando sta producendo una certa quota parte della sua capacità frigorifera nominale:

$$kW_i = a_i + b_i PLR_i + c_i PLR_i^2 \quad (5.6)$$

dove i coefficienti a_i , b_i , c_i vengono ricavati mediante tecniche di regressione a partire da una campagna di misure su ciascuna macchina fatta funzionare a PLR assegnati e misurando con un wattmetro la potenza assorbita. Tale semplice formulazione verrà impiegata nella risoluzione del problema OCL tramite il metodo dei lagrangiani, ma per un'analisi energetica più approfondita é necessario determinare relazioni più precise, non dipendenti esclusivamente dalla parzializzazione rispetto a situazioni nominali.

Nell'ipotesi di impiegare refrigeratori condensati ad aria si esprimono il consumo di potenza elettrica $P_{e,i full}$ e la potenza frigorifera $P_{c,i full}$ a pieno

esempio delle previsioni meteorologiche e quindi delle stime di carico giornaliero previsto.

carico della i -esima macchina in funzione della temperatura esterna dell'aria T_{air} , della temperatura dell'acqua di ritorno T_{chwr} e della portata della massa d'acqua \dot{m}_w (tabella 5.1):

$$P_{e,i,full} = a_{e,i} + b_{e,i}T_{chwr} + c_{e,i}T_{air} + d_{e,i}\dot{m}_w; \quad (5.7)$$

$$P_{c,i,full} = a_{c,i} + b_{c,i}T_{chwr} + c_{c,i}T_{air} + d_{c,i}\dot{m}_w \quad (5.8)$$

dove i coefficienti a , b , c , d ed e provengono da comuni procedure di regressione su dati ottenuti da campagne di prove sperimentali³.

In realtà la potenza elettrica assorbita si ottiene moltiplicando l'espressione (5.7) per un coefficiente peggiorativo k_F che tiene conto dell'incremento nel consumo energetico legato al funzionamento discontinuo della macchina. Infatti, per effetto delle accensioni e spegnimenti del compressore, come spiegato in 2.2.1, le sovracorrenti dovute agli azionamenti vanno ad aumentare il consumo di corrente al decrescere del fattore di carico (i.e. all'aumentare del grado di parzializzazione). L'effettiva potenza assorbita sarà quindi:

$$P_{e,true} = P_e \cdot k_F, \quad (5.9)$$

dove:

$$k_F = \frac{C_{cyc} \cdot PLR_i + (1 - C_{cyc})}{PLR_i}. \quad (5.10)$$

dove C_{cyc} è detto coefficiente di funzionamento ad intermittenza.

Tuttavia recenti studi [4] hanno evidenziato i limiti di questo tipo di approssimazione. In questa sede si preferisce adottare l'approccio suggerito in [26]. Indicando col pedice 'R' le situazioni ai carichi parziali si hanno le seguenti relazioni:

$$EER_{i,full} = \frac{P_{c,i,full}}{P_{e,i,full}}, \quad PLR_i = \frac{P_{c,i,R}}{P_{c,i,full}}, \quad EER_{i,R} = \frac{P_{c,i,R}}{P_{e,i,R}}. \quad (5.11)$$

Relativamente all' i -esimo refrigeratore, l'influenza sull'efficienza del funzionamento a carico parziale viene considerata moltiplicando il rapporto $EER_{i,full}$

³Questi dati vengono generalmente forniti dai costruttori nei *data sheet* dei chiller.

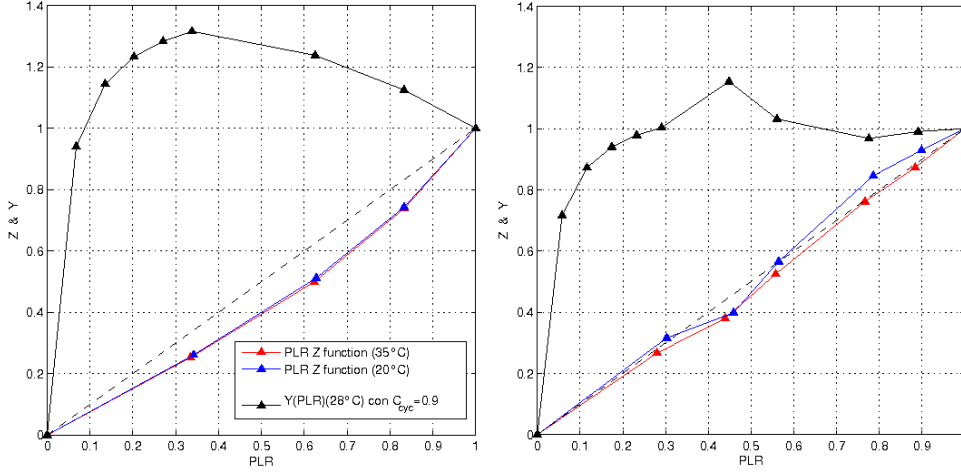


Figura 5.1: Esempi di curve Z e Y in funzione del PLR e della temperatura dell'aria relative a due chiller di proprietà Rhoss S.p.A.: il primo di tipo scroll a 4 gradini di parzializzazione e il secondo di tipo vite a 8 gradini di parzializzazione.

in condizioni a pieno carico, per un fattore di carico parziale Y_i , calcolato come una funzione di PLR_i e, nel caso in esame della temperatura dell'aria. Alle curve Y_i si affiancano le curve Z_i definite come il rapporto tra consumo elettrico della macchina in condizioni di carico parziale e quello a piena capacità. Nel dettaglio:

$$Y_i = \frac{EER_{iR}}{EER_{i_{full}}}, \quad Z_i = \frac{P_{e,iR}}{P_{e,i_{full}}}. \quad (5.12)$$

Riassumendo, per l' i -esimo refrigeratore, in condizioni di carico parziale, l'energia fornita ed il consumo di energia elettrica nell'intervallo di tempo $\Delta\tau$ si quantificano rispettivamente:

$$Q_{iR} = PLR_i P_{c,i_{full}} \Delta\tau, \quad E_{iR} = Z_i P_{e,i_{full}} \Delta\tau. \quad (5.13)$$

Si osservi che nota la temperatura dell'acqua in mandata, T_{chwm} , ed il differenziale di temperatura (differenza tra temperatura di mandata e di ritorno quando il carico è pari al valore di progetto) nominale ΔT_{Nom} è possibile determinare la temperatura dell'acqua di ritorno:

$$T_{chwr} = T_{chwm} + \Delta T_{NOM} \cdot PLR_{tot}, \quad (5.14)$$

dove con PLR_{tot} si indica la frazione di carico complessiva del sistema.

simbolo	grandezza e unità di misura
T_{chwm}	temperatura acqua in uscita dal chiller [°C]
T_{chwr}	temperatura acqua di ritorno [°C]
T_{air}	temperatura aria esterna (condensatore) [°C]
ΔT_{NOM}	differenziale nominale per la temperatura dell'acqua [°C]
\dot{m}_w	portata (volume) d'acqua attraverso il chiller [m^3/h]
PLR	Part Load Ratio [-]
P_e	potenza elettrica assorbita [KW]
P_c	capacità frigorifera nel punto di lavoro [KW]
$P_{c,NOM}$	capacità frigorifera nominale (di targa) [KW]
Q	carico (frigorifero) o energia erogata nell'arco di tempo ΔT [KWh]
E	energia elettrica consumata nell'arco di tempo ΔT [KWh]
Q_{LOAD}	carico (frigorifero) richiesto dall'edificio [KW]
k_F	coefficiente per il calcolo della P_e [-]
C_{cyc}	coefficiente funzionamento ad "intermittenza" [-]

Tabella 5.1: Simboli e notazioni usati

5.3 Formulazione del problema

Obiettivo del progetto é l'implementazione di un supervisore che sia in grado di risolvere simultaneamente il problema OCL e OCS, minimizzando il consumo elettrico globale e garantendo un determinato carico frigorifero. Compito del supervisore sar  quello di fornire all'impianto determinati input, in particolare per ogni chiller dovranno essere determinati:

- lo *status* della macchina: on o off;
- la frazione del carico totale PLR_i ;
- il set point della temperatura dell'acqua in mandata $T_{set,i}$;

Dovranno essere rispettati inoltre i vincoli sul limite di accensioni e spegnimenti consecutivi dei compressori. Una modulazione caratterizzata da una frequenza delle accensioni troppo elevata risulta dannosa e di fatto non implementabile per questioni di sicurezza. Il supervisore dovr  attuare queste scelte in funzione

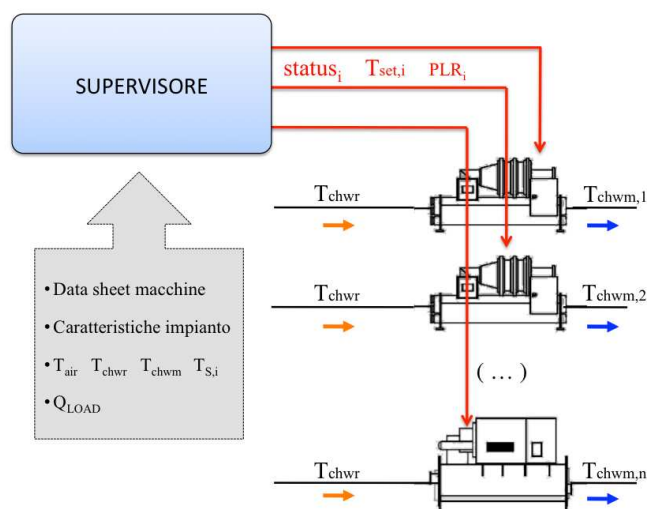


Figura 5.2: Schema esemplificativo della struttura supervisione-impianto.

delle informazioni relative alla richiesta di carico dell'impianto, al comportamento energetico delle macchine, e alle condizioni impiantistiche disponibili (figura 5.2).

5.3.1 Problema vincolato

Obiettivo globale dei problemi OCL e OCS é la massimizzazione dell'efficienza o, in altri termini, la minimizzazione del consumo elettrico soddisfacendo il carico richiesto. Il problema é un problema di ottimizzazione combinatoria non lineare e vincolata, con variabili sia discrete che continue e può essere formulato come segue:

$$\arg \min_{PLR_i, status_i} \sum_i E_{iR}(t) \quad (5.15)$$

soggetto ai vincoli energetici e "meccanici":

$$\sum_i Q_i(t) = Q_{LOAD}(t), \quad (5.16)$$

$$|PLR_i(t) - PLR_i(t - 1)| \leq \kappa_i, \quad i = 1, \dots, n_{ch}. \quad (5.17)$$

Dove in (5.15) e (5.16) E_i e Q_i sono l'energia elettrica consumata e l'energia frigorifera prodotta rispettivamente dell' i -esimo chiller, definite in (5.13); $Q_{LOAD}(t)$ é il carico istantaneo richiesto dall'impianto nell'intervallo di tempo di durata $\Delta\tau$. Il vincolo introdotto con (5.17) descrive il limite sulla differenza tra i valori di parzializzazione assegnati alla macchina in intervalli consecutivi, nell'ottica di produrre risultati omogenei tra un passo di supervisione e l'altro, ed evitare stress meccanici dovuti alla modulazioni delle accensioni: fondamentalmente esso evita che il carico di refrigerazione attribuito al singolo chiller vari troppo rapidamente tra un istante e l'altro.

5.3.2 Metodo dei moltiplicatori di Lagrange

Per dovere di completezza si descrive il metodo dei moltiplicatori di Lagrange poiché esso é stato utilizzato come confronto in una prima fase di test statici: le soluzioni fornite da questo metodo risultano infatti ottime e rappresentano quindi un buon *benchmark*. In [25] viene risolto il problema dell'OCL attraverso il metodo del Lagrangiano e in [2] viene calcolato il moltiplicatore di Lagrange

$$\lambda = \frac{2Q_{LOAD} + \sum_{i=1}^{n_{ch}} \frac{b_i}{c_i} CC_i}{\sum_{i=1}^{n_{ch}} \frac{CC_i^2}{c_i}}, \quad (5.18)$$

con Q_{LOAD} il carico complessivo richiesto dall'impianto CC_i la capacità del chiller i -esimo e i coefficienti b_i c_i della relazione (5.6). La soluzione del problema é data nella forma dei PLR da assegnare alle macchine inserendo il valore ottenuto nella (5.18)

$$PLR_i = \frac{\lambda CC_i - b_i}{2c_i}. \quad (5.19)$$

Si é visto in fase di analisi energetica dei chiller come sia necessaria una relazione più precisa per descrivere la potenza assorbita e generata. Utilizzando quindi il metodo dei moltiplicatori di Lagrange per la minimizzazione del consumo di potenza elettrica – vincolata al soddisfacimento del carico –, con la nuova formulazione delle potenze data in (5.7), (5.9) e (5.8), si ottiene la

funzione Lagrangiana (cfr. sezione 3.2.1)

$$L(PLR_i, \lambda) = \sum_{i=1}^{n_{ch}} k_{F,i} P_{e,i} + \lambda \left[Q_{LOAD} - \sum_{i=1}^{n_{ch}} PLR_i CC_i \right]. \quad (5.20)$$

Dalla (5.20) si ha che la soluzione del problema OCL é

$$PLR_i = \sqrt{\frac{(1 - C_{cyc,i}) P_{e,i}}{\lambda CC_i}} \quad (5.21)$$

$$\lambda = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_{ch}} \sqrt{(1 - C_{cyc,i}) P_{e,i} CC_i} \right)^2}{Q_{LOAD}^2} \quad (5.22)$$

Questo metodo fornisce una soluzione affidabile nel momento in cui la funzione nella (5.20) é differenziabile, cosa che non é sempre verificata. Inoltre é sempre necessario disporre di una descrizione analitica dell'andamento del consumo di potenza elettrica per poter calcolare la soluzione; non appena quest'ultima venga modificata é necessario, come é stato fatto passando dalla (5.19) alla (5.21), andare a ricalcolare le derivate parziali ed il moltiplicatore.

5.4 Formulazione non vincolata

I supervisor ideati e presentati nelle sezioni successive basano il processo di ottimizzazione del problema (5.15) su due approcci di tipo evolutivo (con algoritmi genetici e con algoritmi particellari). Uno dei principali vantaggi degli algoritmi presentati é la loro struttura parallela, caratterizzata dalla presenza di una moltitudine di candidate soluzioni dotate di una propria dinamica. Come é stato descritto in 3.3 questi metodi sono solitamente impiegati nella risoluzione di problemi difficili nei quali la funzione obiettivo risulta discontinua, non lineare, variabile nel tempo o comunque caratterizzata da numerosi ottimi locali.

L'applicazione dei metodi evolutivi a questo tipo di problemi può sollevare comunque problematiche ulteriori, relative alla necessaria fase preliminare di traduzione del problema di ottimizzazione vincolata in un problema, di fatto, non vincolato; in 3.4 si sono analizzate le diverse metodologie presenti in

letteratura di gestione dei vincoli con algoritmi evolutivi. In questa tesi si é utilizzato il metodo basato sulle *funzioni di penalità*.

Dalla funzione obiettivo del problema originale $f(PLR_i, status)$ (minimizzazione del consumo elettrico) si costruisce quindi una funzione fitness $F_{fitness}(\cdot)$ non lineare con penalità, nel quale vengono inseriti dei termini originali per la penalizzazione di quelle soluzioni che non soddisfano i vincoli (sul carico richiesto e sull'omogeneità delle dinamiche), e che di conseguenza non sono ammissibili:

$$\arg \min_{(PLR_i, status_i)} F_{fitness} \quad (5.23)$$

con:

$$\begin{aligned} F_{fitness} \triangleq & h_{obj} \left[\sum_i^{n_{ch}} E_{iR} \right]^{\nu_{obj}} + h_{err} \left[\left(\sum_i^{n_{ch}} Q_{iR} \right) - Q_{LOAD} \right]^{\nu_{err}} + \\ & + h_{reg} \left[\sum_i^{n_{ch}} \max(0, |PLR_i(t) - PLR_i(t-1)| - \kappa_i) \right]^{\nu_{reg}} \end{aligned} \quad (5.24)$$

dove il primo elemento (con i relativi coefficienti h_{obj} , ν_{obj}) é associato al problema di minimizzazione originale del consumo elettrico, il secondo (con h_{err} , ν_{err}) corrisponde al termine di penalità sul vincolo del carico, mentre l'ultimo termine (con h_{reg} , ν_{reg}) é associato al vincolo sulla regolarità.

L'utilizzo dei fattori moltiplicativi h nella (5.24) permette di dare pesi diversi alla minimizzazione del consumo di potenza elettrica piuttosto che al soddisfacimento del carico frigorifero richiesto dall'edificio o alla regolarità delle soluzioni.

In entrambe le versioni di supervisore presentate si utilizzerà la medesima funzione fitness; in [3] [4] si consiglia di inserire una penalità di tipo quadratico per il vincolo sul carico (generalizzando in [27], [28] e [29] si consiglia un termine quadratico per ogni vincolo di uguaglianza) impostando $\nu_{err} = 2$.

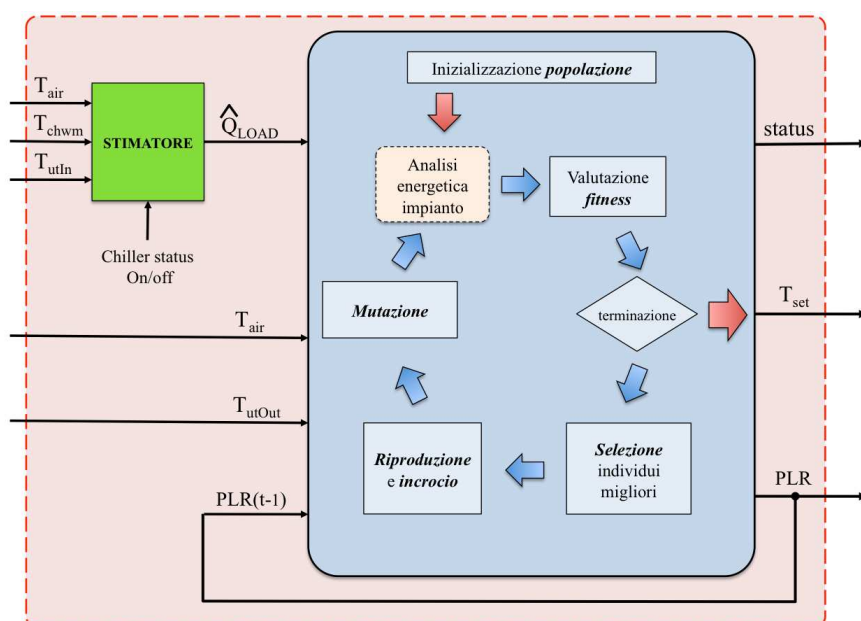


Figura 5.3: Struttura del generico supervisore implementato, con gli ingressi le uscite e le funzioni principali. Per la funzione di analisi energetica dell'impianto il supervisore accede ai data-sheet delle macchine.

5.5 Struttura del supervisore

I supervisori implementati sono caratterizzati da una struttura modulare, le cui componenti vengono richiamate iterativamente fino al raggiungimento della condizione di terminazione.

Una delle cose più interessanti dal punto di vista implementativo è il livello di astrazione che può essere adottato con un approccio evolutivo. Sebbene infatti il supervisore genetico e quello partecellare non condividano alcun meccanismo specifico per la ricerca della soluzione ottima, essi hanno la medesima struttura ciclica, composta dagli operatori già introdotti nel capitolo 3 : la determinazione di una popolazione iniziale casuale, la valutazione della funzione fitness, la scelta degli individui migliori, e la ciclica fase di evoluzione attraverso generazioni successive (tramite gli operatori di ricombinazione e mutazione). Questa struttura è descritta in figura 5.3.

La valutazione della funzione fitness richiede la conoscenza del comportamento energetico delle macchine frigorifere e come descritto nella sezione 5.2 questo avviene fornendo al supervisore:

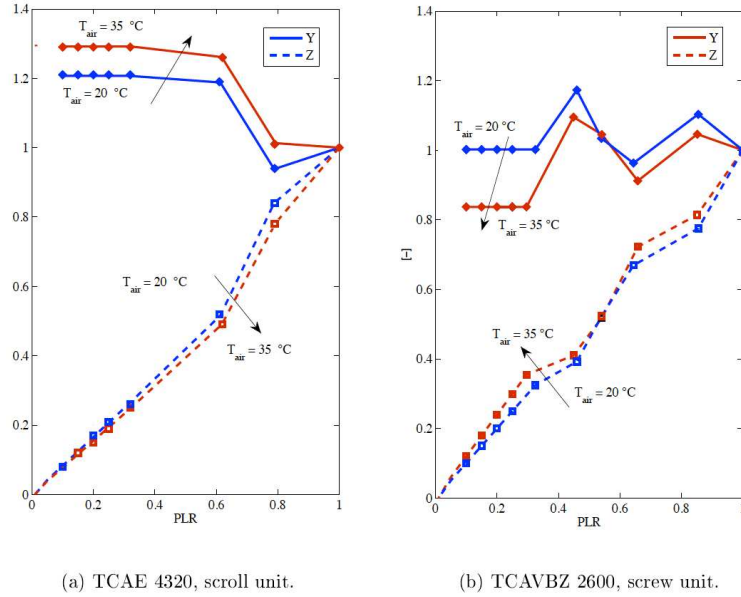


Figura 5.4: Interpolazione dei dati relativi alle funzioni Z e Y di due modelli forniti dalla Rhoss S.p.A.

- i dati sulle potenze nominali $P_{e,i,full}$ e $P_{c,i,full}$ delle macchine a pieno carico in determinate situazioni ambientali e fisiche ($T_{air,NOM}$, $T_{chwr,NOM}$, $T_{chwm,NOM}$, etc);
- i coefficienti a , b , c , d ed e della parte elettrica e frigorifera relativi a i possibili gradini di parzializzazione ammessi dalla macchina.

A partire da questi dati il supervisore é in grado di costruire le curve Z_i e Y_i , interpolando (per esempio linearmente) sia in funzione del PLR_i (continuo tra 0 e 1) che della temperatura dell'aria, come é mostrato in figura 5.4.

Un altro aspetto importante riguarda il periodo di supervisione $T_{supervisor}$. L'impianto possiede una dinamica propria contraddistinta da un'inerzia consistente, e l'anello di regolazione locale dei singoli chiller é solitamente caratterizzato da un tempo di campionamento nell'ordine di un minuto. Il sistema di supervisione interviene sull'impianto con una frequenza più bassa, con $T_{supervisor} = 10$ minuti. Inoltre, poiché le informazioni sul carico istantaneo dell'impianto nella realtà non sono solitamente disponibili, si affianca al supervisore uno stimatore del carico; quest'ultimo, in funzione di determinate

misure fisiche, fornisce al supervisore le informazioni necessarie alla gestione dell'intero sistema.

5.5.1 Stimatore del carico

Nel lato secondario del circuito idronico si suppone la presenza di un accumulatore a cui segue il blocco adibito a carico-utenza. Evidentemente al supervisore non é dato conoscere con esattezza quale sia il carico termico complessivo istantaneo al fine di poter risolvere l'OCL per distribuire opportunamente il carico ai chiller. Si vuole quindi studiare quale sia l'effetto di utilizzare una stima al posto del valore reale del carico: in particolare si modella il sistema in modo che il carico sia visto come un disturbo.

L'algoritmo per la stima del carico termico istantaneo é basato sull'assunzione che siano sempre disponibili le misure delle temperature dell'acqua in ingresso e in uscita (T_{chwr} e T_{chwm}) nonché della temperatura dell'acqua in ingresso alla sezione utenza (T_{utIn}) e la portata del circuito primario (\dot{m}_p). Viene quindi implementato un osservatore di Luenberger standard le cui stime saranno filtrate da un filtro passa-basso per attenuare le continue variazioni di stato dei compressori.

Sotto le consuete ipotesi termodinamiche, si ricava l'equazione che descrive il bilancio energetico:

$$\underbrace{\dot{m}_p c_p (T_{chwr}(t) - T_{chwm}(t))}_{\text{potenza chiller}} + \underbrace{\rho c_p V_{acc} \frac{dT_{utIn}(t)}{dt}}_{\text{potenza accumulata}} - \underbrace{Q_{LOAD}(t)}_{\text{carico}} = 0, \quad (5.25)$$

dove si é supposto (come fatto in precedenza) che il bypass sia un dispositivo adiabatico e che la quantità di liquido idronico contenuto al suo interno sia trascurabile: quest'ultimo non va considerato nel bilancio energetico dell'impianto complessivo. Si noti che la modellizzazione dell'accumulo é semplificata rispetto a quanto riportato in 4.1.2: si considera solamente la parte completamente miscelata del dispositivo, ignorando la sezione interessata dai fenomeni di stratificazione; anche il contenuto d'acqua del circuito primario viene trascurata mentre si concentra nell'accumulatore quello del secondario.

Poiché si presume che l'algoritmo di supervisione (con la parte dedicata alla stima del carico) avrà come hardware di supporto una scheda a microcon-

trollore o un pc industriale, si vuole passare fin d'ora all'equazione a tempo discreto che approssima l'equazione del bilancio del carico; discretizzando con Eulero⁴ la (5.25) si ottiene la seguente

$$Q_{LOAD}(n)T_s = \dot{m}_p c_p (T_{chwr}(n) - T_{chw m}(n)) T_s + \rho c_p V_{acc} (T_{utIn}(n+1) - T_{utIn}(n)), \quad (5.26)$$

con $n \in \mathbb{Z}(T_s)$, e dove con T_s è indicato il tempo di campionamento. Si suppone che il carico Q_{LOAD} sia lentamente variabile, in particolare lo si suppone costante durante il periodo di campionamento: la (5.26) può essere rappresentata quindi con un sistema Σ LTI di dimensione 2, i cui stati sono il carico termico e la temperatura dell'acqua che esce dall'accumulatore ed entra nel carico al secondario.

$$\begin{cases} Q_{LOAD}(n+1) = Q_{LOAD}(n) \\ T_{utIn}(n+1) = \frac{T_s}{\rho c_p V_{acc}} Q_e(n) + T_{utIn}(n) + \frac{\dot{m}_p T_s}{\rho V_{acc}} T_{chw m} - \frac{\dot{m}_p T_s}{\rho V_{acc}} T_{chwr} \end{cases} \quad (5.27)$$

Considerando come ingressi del sistema Σ le temperature $[T_{chw m} \ T_{chwr}]'$ e come uscita la T_{utIn} , si possono definire le matrici che descrivono Σ (secondo la rappresentazione compatta usata in [30]): $\Sigma(A, B, C, D)$, con

$$\begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \frac{T_s}{\rho c_p V_{acc}} & 1 \end{bmatrix} & B &= \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \frac{\dot{m}_p T_s}{\rho V_{acc}} & -\frac{\dot{m}_p T_s}{\rho V_{acc}} \end{bmatrix} \\ C &= \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} & D &= \begin{bmatrix} 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5.28)$$

Lo stimatore asintotico dello stato di ordine intero (si confronti con la (A.2) nell'appendice A) può a sua volta essere visto come un sistema LTI nella forma in spazio di stato $\hat{\Sigma}(F, G, H, J)$ con ingresso $u_{\hat{\Sigma}} = [T_{chws} \ T_{chwr} \ T_{utIn}]'$ (i.e. gli ingressi e l'uscita del sistema Σ); l'uscita è invece rappresentata dall'intero stato stimato $y_{\hat{\Sigma}} = [\hat{Q}_{LOAD} \ \hat{T}_{utIn}]'$. Le matrici dello stimatore risultano quindi

$$F = [A - LC] \quad G = [B \ L] \quad H = I_{2 \times 2} \quad J = O_{2 \times 3}. \quad (5.29)$$

⁴Metodo di risoluzione delle equazioni differenziali ordinarie di Eulero (in avanti): $\frac{dx(t)}{dt} \approx \frac{x_{n+1} - x_n}{T_s}$.

Per quanto concerne la matrice del guadagno di correzione L , in [3] e [4] vengono prese in considerazione diverse casistiche: la posizioni degli autovalori della matrice della dinamica dell'errore influenza ovviamente la velocità di stima a scapito però della reiezioni ai disturbi. Il calcolo di L , noti gli autovalori della matrice della dinamica dell'errore, è effettuato mediante il comando MATLABTM `place`. Quest'ultimo tuttavia implementa l'algoritmo [31] per l'allocazione degli autovalori di un sistema con retroazione dallo stato. In [30] si dimostra che l'allocazione degli autovalori per la stima dello stato è risolta dallo stesso algoritmo utilizzando in problema duale.⁵ Sempre nei lavori precedenti Rampazzo e Bertinato suggeriscono i valori di 0 e 0.1 per gli autovalori.

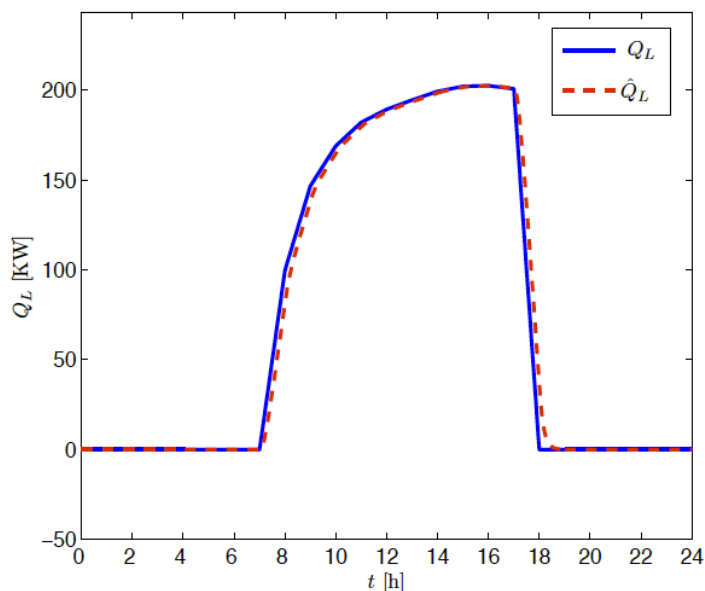


Figura 5.5: Esempio di stima del carico con autovalori in 0 e in 0.1.

5.5.2 Genetic Supervisor

Per la soluzione del problema di minimizzazione (5.23) per il quale è stata definita la funzione fitness (5.24) si implementa un metodo basato sugli algoritmi genetici. A tale scopo si utilizzano le funzioni MATLABTM del Genetic Algorithm Toolbox (GATBX) al quale è dedicata l'appendice B. Nel seguito si adotterà

⁵Il comando sarà della forma $L = \text{place}(A', C', [\text{eigh1} \text{eigh2}])'$.

una terminologia e si farà riferimento a funzionalità ampiamente descritte nel capitolo 3.

I problemi OCL e OCS vengono affrontati simultaneamente; il primo passo é la definizione dell'individuo della popolazione che si andrà a far evolvere. Ogni individuo, che rappresenta una possibile soluzione al problema, é quindi un insieme di valori delle variabili in gioco, codificati in un determinato alfabeto e organizzati in una struttura dati ben definita.

Le variabili che vanno codificate nel genotipo sono ovviamente i valori di PLR_i e i valori booleani degli *status*: a tale scopo si sceglie di utilizzare la codifica binaria. Si noti che é necessario introdurre le variabili di stato poiché, anche se ai PLR_i é consentito di assumere il valore nullo (equivalente allo spegnimento della macchina), quest'ultimo é un punto dello spazio delle variabili estremamente difficile da esplorare (come é stato evidenziato da Bertinato in [3]).

Come descritto in 3.4.2, gli AG vanno a minimizzare la funzione *fitness*: dalla funzione obiettivo descritta nella (5.24) si ricava con un *ranking* lineare la funzione *fitness* richiesta; in particolare si utilizza la funzione del GA *toolbox ranking* con i parametri di *default*: "selective pressure" pari a 2: questo comporta un fit pari a 2 per l'individuo più performante e pari a 0 per quello più scadente (con valore di funzione obiettivo più alto nella popolazione).

In MATLAB™ la popolazione di N_{ind} individui viene rappresentata per mezzo di una matrice di bit, nella quale ogni riga corrisponde ad un individuo ed ogni colonna rappresenta una certa variabile operativa. Tra i parametri che vengono forniti inizialmente all'AG vi é la precisione con cui vengono codificate le variabili operative: numero di bit associato ad ogni variabile. Si sceglie una rappresentazione binaria a 10 bit per ciascuna variabile continua, ossia ciascun valore di PLR . Altri parametri che devono essere forniti in fase di inizializzazione sono il numero massimo di generazioni, le probabilità di incrocio e mutazione.

$PLR_1^{(1)}$...	$PLR_1^{(10)}$	stato ₁	$PLR_2^{(1)}$...	$PLR_2^{(10)}$	stato ₂	$PLR_3^{(1)}$...	$PLR_3^{(10)}$	stato ₃
---------------	-----	----------------	--------------------	---------------	-----	----------------	--------------------	---------------	-----	----------------	--------------------

Figura 5.6: Cromosoma di un individuo codificante il fattore di carico e lo stato (ON/OFF) di 3 chiller in parallelo.

Una struttura dati propria del *toolbox* ha lo scopo di riassumere una se-

rie di informazioni relative alle variabili che verranno fatte evolvere durante l'algoritmo, in modo tale da permettere una decodifica più veloce delle stesse: la "matrice di decodifica". In particolare all'interno di questa matrice vengono riportati i seguenti elementi:

- Un vettore rappresentante la lunghezza di ciascuna sottostringa, nel caso in esame il numero di bit da assegnare al valore di PLR per ciascuna unità.
- Due vettori contenenti i limiti superiore ed inferiore per ciascuna variabile utilizzata.
- Un vettore binario che indica la modalità secondo la quale una stringa dev'essere decodificata: 0 per decodifica binaria standard, 1 per decodifica secondo il codice Gray.
- Un vettore che definisce se, per ciascuna sottostringa, dev'essere utilizzata una scala lineare oppure logaritmica.
- Due vettori binari che indicano semplicemente se gli estremi dell'intervallo ammissibile per ciascuna variabile possono essere assunti o meno.

Per quanto riguarda invece gli stati delle macchine si imposta il valore minimo a 0, il massimo a 1 e la precisione a 1: così facendo si "forza" l'algoritmo a gestire gli stati proprio come se fossero delle semplici variabili booleane. Ovviamente la scelta della modalità di codifica (gray o binaria) e della scala (lineare o logaritmica) sono del tutto indifferenti.

La matrice appena definita viene impiegata ogni qualvolta sia necessario passare dalla codifica binaria ai valori effettivamente assunti dalle variabili, ad esempio quando è necessario valutare la funzione obiettivo. L'implementazione di quest'ultima è la parte più importante dell'algoritmo, infatti si tratta dell'elemento che discrimina un algoritmo preposto alla risoluzione di un determinato problema da uno destinato ad un'altra procedura di ottimizzazione. Nel caso in esame viene implementata la funzione descritta nella (5.24) in una `function` separata rispetto all'algoritmo vero e proprio.

Passando ad un'analisi vera e propria dell'algoritmo implementato si segua il diagramma di flusso di figura 3.5

1. si utilizza la funzione `crtbp` per generare la popolazione iniziale casuale;
2. per ciascun individuo costituente questa popolazione si valuta la funzione fitness; questa fase é ovviamente preceduta dalla decodifica delle variabili (che corrisponde alla trasformazione genotipo \rightarrow fenotipo) tramite la funzione `bs2rv` per la decodifica da *binary sequenze* a *real value*.
3. Ha inizio il ciclo di evoluzione che verrà iterato finché non sarà stata raggiunta la condizione di terminazione: il massimo numero di generazioni. All'interno del ciclo evolutivo si assegna un valore di fitness a ciascun individuo, in base al relativo valore della funzione obiettivo calcolato.
4. La funzione `ranking` effettua un ordinamento lineare degli individui, assegnando dei valori di fitness compresi tra 0 e 2. Segue la fase di selezione: mediante la funzione `select` é possibile selezionare un certo numero di individui, stabilendo anche il metodo di selezione (se non diversamente specificato, si userà il metodo *Stochastic Universal Sampling* (SUS)); almeno inizialmente, si attua la sostituzione completa della vecchia popolazione con la nuova prole.
5. Dopo la selezione viene implementata la procedura di incrocio mediante la funzione `recombin` (con modalità "a punto singolo").
6. Infine per la mutazione si usa il comando `mut`.
7. Dopo che tutte gli operatori canonici degli AG sono stati applicati, é possibile valutare la funzione obiettivo e, attraverso la funzione `reins`, si inseriscono gli elementi nella popolazione corrente (salvo diversa indicazione vengono reinseriti i nuovi elementi in base al relativo valore di fitness).

Quando viene raggiunto il numero massimo di generazioni, si decodificano i valori assunti dalla popolazione finale, ricavando i valori reali delle variabili ed i relativi valori della funzione obiettivo. é immediato ora individuare l'elemento migliore, che viene preso come soluzione del problema. Si hanno a disposizione pertanto i valori di PLR^6 e status (ottimi o sub-ottimi) relativi ai chiller.

⁶Dai valori di PLR da assegnare alle macchine si ottengono i valori dei set point per le temperature.

Multi-fase

È noto in letteratura come gli algoritmi genetici convenzionali soffrano del problema dell'inizializzazione [32]. Per risolvere questo limite si riporta la soluzione adottata in [4] e [3], che consiste in una versione multi-fase dell'algoritmo genetico (MPGA).

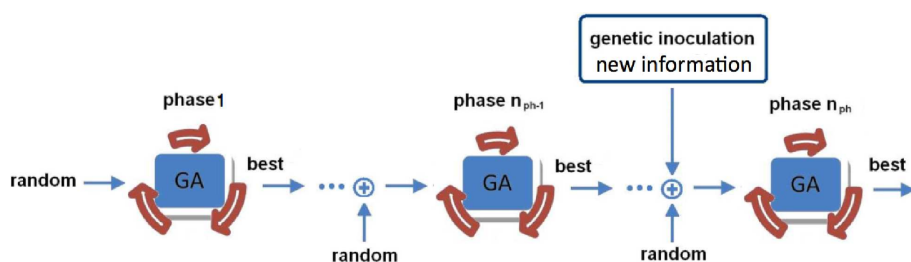


Figura 5.7: Sequenza delle n_{ph} fasi di un generico algoritmo genetico multi fase con inoculazione di nuovo materiale genetico.

Da un punto di vista implementativo è come se venissero messi in coda più algoritmi genetici di complessità (computazionale) minore rispetto ad una soluzione unica. In figura 5.7 è chiarita la struttura di un MPGA con il diagramma di flusso delle macro-operazioni che lo compone. Nei lavori precedenti è suggerita una soluzione che prevede la suddivisione del gruppo di iterazioni che costituiscono l'evoluzione della popolazione in più fasi con un nuovo metodo per l'inizializzazione di ciascuna fase: una porzione di individui è presa dalla soluzione della fase precedente, i rimanenti sono presi in modo casuale; ovviamente il numero di individui è lo stesso per tutte le fasi.

Più precisamente sia L , $0 \leq L \leq 1$ il coefficiente di *mixing*; ad ogni inizializzazione di fase viene presa una parte pari ad L di individui migliori dalla fase precedente: la popolazione iniziale per la fase corrente è data da un numero di

$L n_i$ migliori individui dalla fase precedente;

$(1 - L) n_i$ individui *random*;

con n_i la numerosità della popolazione di ogni fase e dove la prima fase è completamente random. Questo tipo di inizializzazioni permette di conservare il materiale genetico "buono" e allo stesso tempo di introdurre un grado di aleatorietà utile a esplorare ampi e vari spazi di soluzioni.

Tale approccio rende più flessibile e controllabile l'evoluzione, e dà la possibilità di poter intervenire, in corrispondenza di una nuova inizializzazione, suggerendo possibili soluzioni difficilmente ottenibili dall'evoluzione libera dell'AG. Nel caso in esame si vuole introdurre (o inoculare), durante l'inizializzazione dell'ultima fase⁷, alcuni genotipi relativi alla strategia classica a saturazione di gradino (SS) o di macchina (MS): per fare ciò è necessario tradurre il fenotipo corrispondente (cioè come la strategia agisce sul parallelo di n_{ch} chiller) in un adeguato genotipo e introdurre questo nuovo materiale genetico al posto del materiale genetico casuale che caratterizza le inizializzazioni delle fasi precedenti.

Questa tecnica può essere paragonata, nell'ambito della ricerca genetica per antonomasia, all'innesto in vitro di materiale genetico selezionato al fine di migliorare determinate caratteristiche di un individuo. Nel *Genetic Algorithm toolbox* [14] di MATLABTM non è prevista una funzione che trasformi un particolare fenotipo in un genotipo con caratteristiche di codifica compatibili con gli altri individui che compongono la generazione. Bertinato in [3] ha sviluppato la funzione `rv2bs` adibita a tale compito, a partire dalla funzione `bs2rv` utilizzata per la traduzione inversa.

L'inserimento del materiale genetico originale viene effettuato pesandone la quantità tramite un coefficiente di *mixing* denominato *inoculation* L_2 , $0 \leq L_2 \leq 1$. La popolazione dell'ultima fase sarà quindi composta:

$L n_i$ migliori individui dalla fase precedente;

$(1 - L) L_2 n_i$ individui uguali codificati con `rv2bs`, provenienti dal fenotipo relativo alla strategia SS;

$(1 - L) (1 - L_2) n_i$ individui *random*

In [?] Rampazzo prevede un'inoculazione ulteriore, nella quale oltre alla strategia SS viene considerata anche la MS. Si faccia invece riferimento al lavoro di Nicolettis e Berinato [2] [4] per l'analisi della sub-ottimalità delle soluzioni calcolate con questo approccio attraverso dei confronti col metodo dei lagrangiani, e una serie di prove statiche.

⁷È preferibile scegliere la fase finale affinché non si perda il materiale genetico nelle iterazioni intermedie.

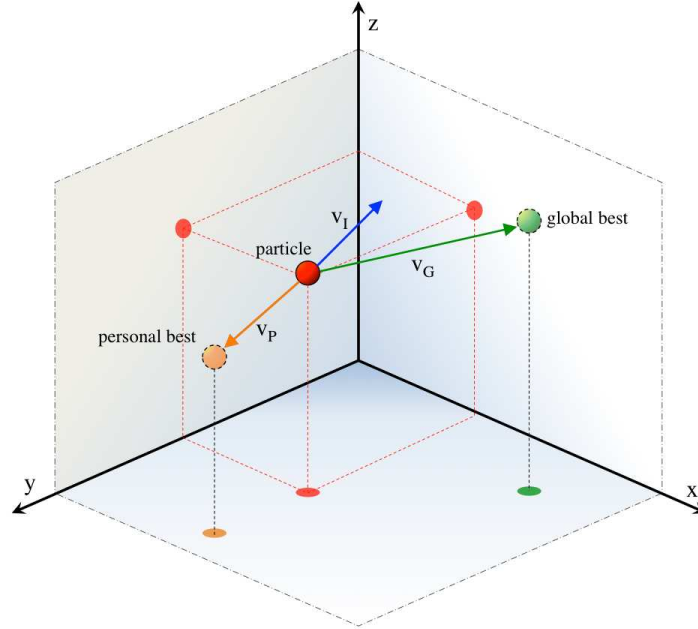


Figura 5.8: Rappresentazione di un individuo dello sciame (particella rossa), con le componenti della velocità inerziale, personale e globale, che vengono pesate aleatoriamente.

5.5.3 PSO Supervisor

Il secondo progetto di supervisore è basato sull'utilizzo di un algoritmo PSO per la soluzione del problema di minimizzazione (5.23), per il quale si utilizza la medesima funzione fitness del caso genetico.

Il funzionamento di un algoritmo basato su sciame di particelle è descritto nella sezione 3.3.3: ogni individuo (una candidata soluzione) è rappresentato da una particella libera di muoversi nello spazio di ricerca, con una dinamica descritta da:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(\mathbf{k} + 1) &= \mathbf{x}(\mathbf{k}) + \mathbf{v}(\mathbf{k}) \\ \mathbf{v}(\mathbf{k} + 1) &= \mu\mathbf{v}(\mathbf{k}) + \rho_p(\mathbf{x}_{p,best} - \mathbf{x}(\mathbf{k})) + \rho_g(\mathbf{x}_{g,best} - \mathbf{x}(\mathbf{k})) \end{aligned} \quad (5.30)$$

nel quale si individuano le tre componenti della velocità $\mathbf{v} = \mathbf{v}_I + \mathbf{v}_P + \mathbf{v}_G$, inerziale, personale e globale rispettivamente⁸. Nel caso in esame si considera la versione più semplice di algoritmo PSO, con un unico sciame, nel quale ogni

⁸Si ricordi che mentre le ultime due componenti sono pesate in modo casuale, la prima è caratterizzata da un coefficiente inerziale μ il cui valore diminuisce con l'avanzare delle iterazioni.

particella condivide le informazioni relative alla posizione globale migliore con tutti gli individui dello sciame .

Una particella nello spazio n_{ch} -dimensionale è definita, ad ogni iterazione di ricerca, attraverso le n_{ch} componenti della posizione $[PLR_1, PLR_2, \dots, PLR_{n_{ch}}]$ e le n_{ch} componenti della velocità $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_{n_{ch}}]$, risultanti dalla composizione aleatoria (5.30); in figura 5.8 si può osservare una generica particella in uno spazio 3-dimensionale, dove alle etichette PLR_i si sono sostituite le canoniche etichette cartesiane.

Anche in questo caso è necessario quindi definire una struttura dati che descriva in modo completo lo sciame di N_{ind} particelle. La figura 5.9 chiarisce il dimensionamento della matrice implementata a tale scopo; ogni individuo è definito oltre che dalla posizione e dalla velocità anche dalla posizione personale migliore pB e da quella globalmente migliore gB . La struttura dati è semplicemente una matrice $N_{ind} \times 4 \times n_{ch}$.

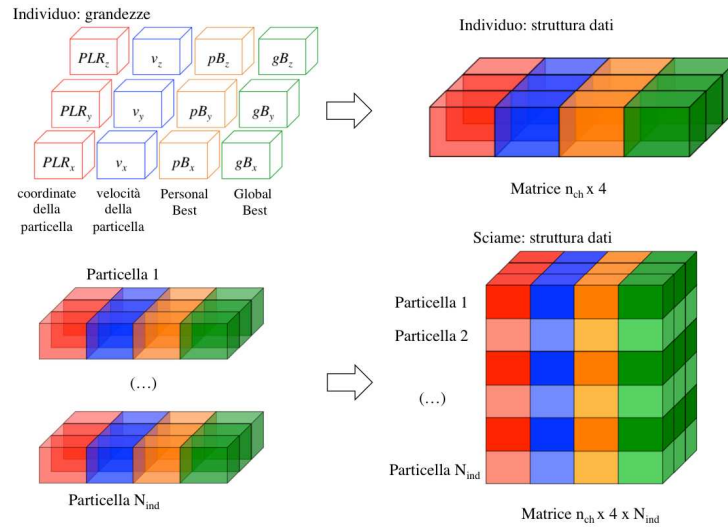


Figura 5.9: La struttura dati descrivente lo sciame usata dall'algoritmo PSO. Si noti come ogni individuo mantenga traccia della posizione globalmente migliore: in versioni più complesse di algoritmo PSO, ogni particella potrebbe per esempio aggiornare tale informazione esclusivamente in funzione della particelle vicine. In questo caso si avrebbero gB diverse.

Ad ogni periodo di supervisione il procedimento di ottimizzazione segue ciclicamente le seguenti fasi fino al raggiungimento della condizione di terminazione:

1. *INIZIALIZZAZIONE*: si genera una popolazione iniziale di N_{ind} particelle; l'operazione avviene in modo casuale, tranne che per quelle particelle che vengono posizionate arbitrariamente sui vertici dello spazio di ricerca. Questo per facilitare il processo di ricerca nei casi in cui la soluzione ottima è data da macchine tutte spente o accese a pieno carico in combinazioni particolari;
2. *SELEZIONE*: le posizioni delle particelle vengono valutate attraverso la funzione fitness (5.24), e le posizioni pB e gB vengono aggiornate di conseguenza;
3. *EVOLUZIONE*: ad ogni k -iterazione le particelle aggiornano la propria posizione secondo la (5.30); dal punto di vista algoritmico questa fase è l'equivalente alla fasi di ricombinazione e mutazione degli algoritmi genetici;
4. si eseguono gli ultimi due punti iterativamente fino al raggiungimento della condizione di terminazione (numero di iterazioni).
5. *TERMINAZIONE*: raggiunto un numero di iterazioni arbitrario l'algoritmo termina e la soluzione si ricava valutando le informazioni presenti in gB^9 :

La velocità

A livello algoritmico la velocità $\mathbf{v} = \mathbf{v}_I + \mathbf{v}_P + \mathbf{v}_G$ è implementata nel modo seguente:

$$\mathbf{v}(\mathbf{k} + \mathbf{1}) = \left[\mu(k)\mathbf{v}(\mathbf{k}) + V_a \left(\rho_p(\mathbf{x}_{p,best} - \mathbf{x}(\mathbf{k})) + \rho_g(\mathbf{x}_{g,best} - \mathbf{x}(\mathbf{k})) \right) \right] \frac{1}{V_b} \quad (5.31)$$

dove si sono introdotti alcuni parametri per facilitare il tuning dell'algoritmo: un coefficiente per le velocità "sociali" $V_a = 2$, e un coefficiente di smorzamento $V_b = 3 \div 100$. La semplice dinamica dell'inerzia $\mu(k)$ è invece la seguente:

$$\mu(k) = \mu - \frac{\mu(k-1)/2}{k_{max}} \quad (5.32)$$

⁹Dai valori di PLR da assegnare ai chiller si ottengono i valori dei set point per le temperature e gli stati delle macchine.

dove k_{max} è il numero massimo di iterazioni, $\mu = 1$ e $\mu(k)$ che diminuisce da ≈ 1 a ≈ 0.6 .

Multi-fase

Anche nel caso del supervisore particellare si presenta una versione multi-fase. Sebbene in letteratura siano presenti diverse variazioni sul tema multi-fase, nelle quali vengono introdotti i concetti di competizione, co-evoluzione, suddivisione in sotto-gruppi, la versione qui implementata è una semplificazione e richiama il procedimento adottato nel caso degli algoritmi genetici: non si fa altro che accodare più processi di ricerca tramite PSO con nuove inizializzazioni dello sciame alla fine di ogni fase, impostando il numero della fasi desiderato con il parametro n_{ph} .

Dal punto di vista implementativo si è introdotto un coefficiente di *mixing* L , che pesi la percentuale di individui che vanno mantenuti da una fase all'altra, rispetto a quelli che vanno re-inizializzati. In questo processo vengono sostituiti $(1 - L)N_{ind}$ dello sciame con individui casuali, senza generare un *ranking* come nel caso degli AG; ovviamente vengono passate al nuovo sciame le informazioni sulla posizione migliore globale gB . Eliminando solo gli individui peggiori dello sciame si attenuerebbero i benefici portati dall'architettura multi-fase (cioè quello dell'esplorazione di zone non contemplate dallo sciame originale).

All'approccio multi-fase si combina una nuova definizione della condione di terminazione: in funzione di n_{ph} infatti, il numero di iterazioni che caratterizzano la fase i -esima $N_{iterazioni,i}$ viene aumentato, di fase in fase, secondo una semplice logica:

$$N_{iterazioni,i} = N_{iterazioni,(i-1)} + i \cdot N_{add} \quad (5.33)$$

in modo da incentivare una precisione di ricerca locale sempre maggiore, fino alla terminazione del ciclo evolutivo. N_{add} è un parametro per l'impostazione della condizione di terminazione desiderata.

Utilizzo della soluzione

I metodi presentati (sia AG che PSO) possiedono una propria codifica dei dati e una propria gestione delle soluzioni che fanno evolvere. Entrambi comunque,

terminato il ciclo evolutivo, portano ad una soluzione in termini di PLR_i da assegnare e $status$ da imporre. Nel caso dell'algoritmo PSO si è notato una maggiore flessibilità anche nelle regioni più esterne dello spazio di ricerca; per questo motivo tale algoritmo computa esclusivamente i valori dei PLR_i trascurando gli $status$ i quali vengono derivati direttamente dalle parzializzazioni di carico ($PLR_i = 0$ allora $status_i = \text{off}$).

In entrambi gli algoritmi in funzione dei PLR_i calcolati si assegnano alle macchine i relativi set point per le temperature in mandata secondo la seguente relazione:

$$T_{set,i} = \hat{T}_{chwr} - PLR_i \Delta T, \quad (5.34)$$

con:

$$\hat{T}_{chwr} = T_{chwm} + \frac{\hat{Q}_{LOAD}}{Q_{MAX}} \Delta T, \quad (5.35)$$

dove ΔT è un differenziale fissato, \hat{Q}_{LOAD} è la stima del carico frigorifero richiesto e Q_{MAX} è la massima capacità frigorifera nominale dell'impianto.

Capitolo 6

Simulazioni e risultati

In questo capitolo verranno presentati i risultati ottenuti. I guadagni in termini di prestazioni, risparmio energetico e comfort sono evidenti, e sottolineano quanto sia importante un approccio al problema della gestione di impianti multi-chiller tramite supervisione.

I risultati provengono da una serie di simulazioni eseguite in ambiente MATLAB[™], in particolare tramite il tool SIMULINK[®]. La presentazione dei risultati verrà quindi preceduta da una breve descrizione dell'ambiente di sviluppo: verranno descritti gli schemi SIMULINK[®] implementati, il tool di simulazione sviluppato ad hoc, e le casistiche di impianti considerate in fase di raccolta dei dati.

6.1 L'ambiente di simulazione

Nei precedenti lavori [3] [4] sono presentate alcune simulazioni eseguite in ambiente MATLAB[™] per determinate configurazioni di impianti multi-chiller. In particolare Rampazzo presenta i risultati ottenuti tramite supervisione con AG di un impianto a sei chiller di tipo scroll, di un impianto a tre chiller di tipo vite e di un impianto misto, con una coppia di chiller vite e una coppia scroll. In tutti e tre i casi si è osservato un ottimo comportamento della gestione con il supervisore genetico rispetto alle classiche strategie (SS) e (MS), con evidenti risparmi dal punto di vista energetico.

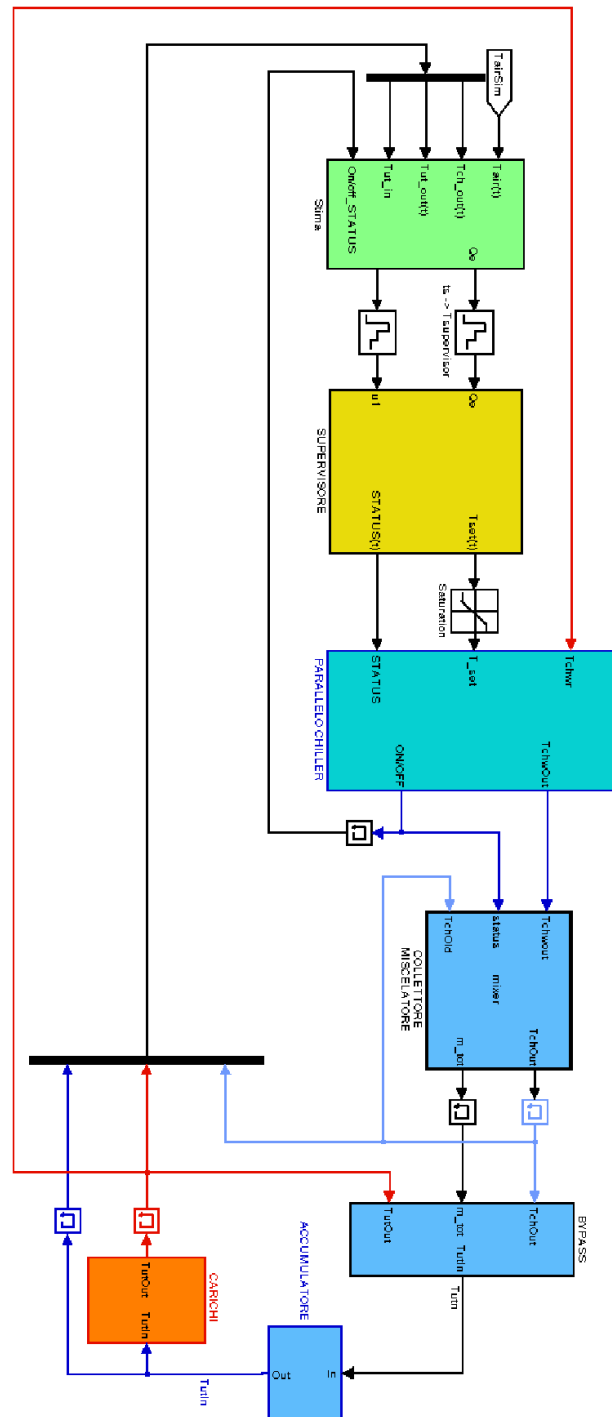


Figura 6.1: L'impianto completo implementato in ambiente SIMULINK®.

Una delle sfide di questa tesi è stata la generalizzazione dell'ambiente di sviluppo: infatti mentre per le prove precedentemente citate è stato necessario implementare un supervisore ad hoc per ogni configurazione d'impianto, in questo caso si è costruito un supervisore generalizzato, in modo che si potesse affrontare il problema della gestione multi-chiller indipendentemente dal numero e dalle tipologie di macchine disponibili. Nelle sezioni successive si presentano le parti principali utilizzate per la simulazione di impianti multi-chiller.

L'impianto

L'impianto creato in ambiente SIMULINK® è presentato in figura 6.1. Tale impianto possiede le note caratteristiche presentate nei capitoli precedenti: un'architettura primario-secondario (col bypass a discriminare le due sezioni), una sezione di produzione di energia termica (il blocco in *ciano*) composta da n_{ch} chiller in parallelo, la sezione dei carichi (in *arancione*), il blocco di supervisione adibito alla gestione delle macchine (in *giallo*), il miscelatore e il serbatoio d'accumulo. Ogni singolo blocco è caratterizzato dal proprio modello matematico (capitoli 4 e 5).

Tale sistema è generale, nel senso che per simulare una qualsiasi configurazione di chiller è sufficiente impostare il tipo di supervisione, il numero e la tipologia di macchine.

I chiller

La sezione chiller è composta da n_{ch} macchine in parallelo come è chiarito in figura 6.2; ogni blocco rappresenta un chiller generico (figura 6.3) caratterizzato dalla temperatura dell'acqua in ingresso T_{chwr} , dalle grandezze di controllo T_{set} e $status$ dalle temperature dell'acqua in mandata T_{chwm} e dalla temperatura dell'aria T_{air} (la portata $\dot{m}_{w,i}$ è costante). Rhoss S.p.A. ha fornito i dati relativi ad alcune macchine del proprio catalogo. In particolare si dispone delle descrizioni energetiche dei seguenti chiller:

- Chiller con compressore di tipo scroll:
 - TCAE 4200: 4 gradi di parzializzazione;
 - TCAE 4290: 4 gradi di parzializzazione;

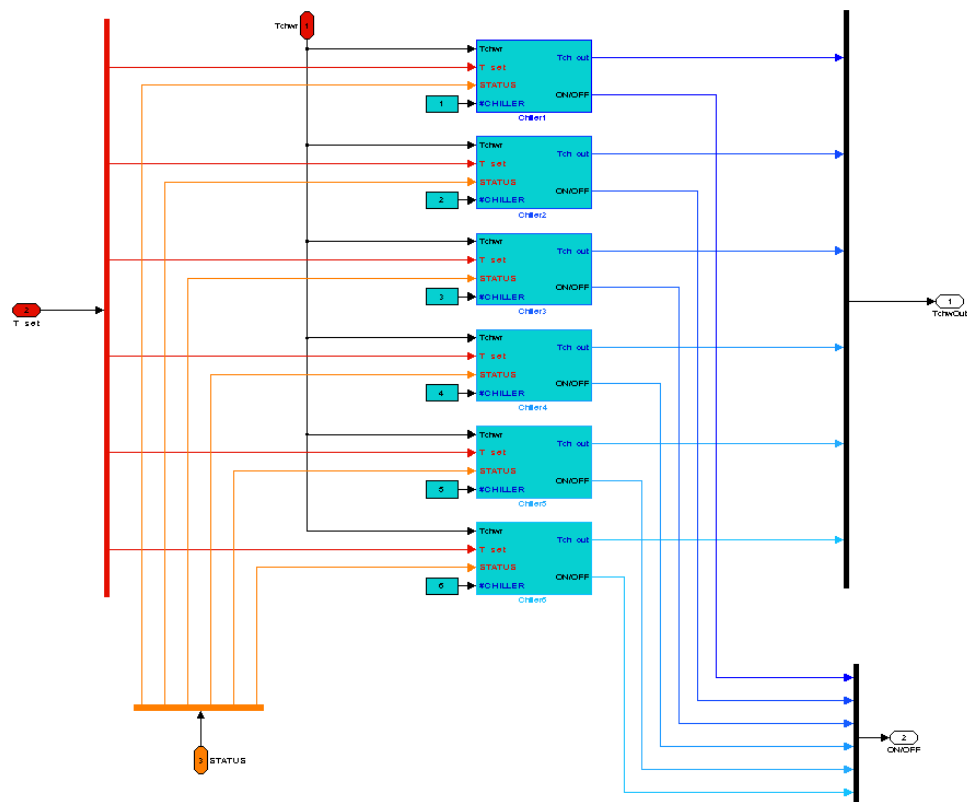


Figura 6.2: La sezione di produzione di energia. Il blocco del chiller i -esimo è generalizzato: è necessario impostare i parametri energetici per definire il modello di chiller che si desidera simulare.

- TCAE 4320: 4 gradi di parzializzazione;
- TCAE 6410: 6 gradi di parzializzazione;
- Chiller con compressore a vite:
 - TCAV 2400: 4 gradi di parzializzazione;
 - TCAV 2500: 4 gradi di parzializzazione;
 - TCAV 2600: 6 gradi di parzializzazione;
 - TCAV 2670: 6 gradi di parzializzazione;
 - TCAV 2810: 8 gradi di parzializzazione;

Mentre per i chiller in funzionamento a pompa calore sono stati forniti i dati seguenti:

- THAVBZ 2600: 6 gradi di parzializzazione;
- THAETY 4320: 4 gradi di parzializzazione;

Come descritto precedentemente, il comportamento energetico è completamente definito dai coefficienti delle potenze frigorifera ed elettrica a , b , c , d , e relative ai diversi gradi di parzializzazione in determinate situazioni nominali. Per quanto riguarda lo schema SIMULINK® 6.2 è sufficiente specificare i modelli con i quali si vuole simulare il comportamento del supervisore: i dati di tutti i chiller sono raccolti in un catalogo Excel e vengono automaticamente caricati in ambiente MATLAB™ tramite la codifica in un'opportuna struttura dati. Si rimanda ai lavori precedenti [4] [3] per la descrizione dei componenti relativi alla strategie classiche di controllo e delle relative implementazioni in MATLAB™.

I carichi richiesti dall'impianto

I dati sui carichi richiesti dall'impianto provengono da una serie di simulazioni eseguite con i software specializzati DESIGNBUILDER™ e ENERGYPLUS™ attraverso le quali si sono ottenuti i comportamenti energetici ora per ora di un particolare edificio di grandi dimensioni, nelle condizioni atmosferiche adeguate alla stagione prevista per i test.

Tali dati sono stati poi organizzati in tabelle in modo da poter utilizzare in SIMULINK® il blocco *Lookup*. Quest'ultimo permette di interpolare i dati di carico che sono campionati ora per ora per allinearli al tempo di campionamento del *solver* di SIMULINK® che necessariamente è più breve (nell'ordine del minuto). Per i dati relativi alle condizioni atmosferiche si è utilizzata la medesima procedura per la temperatura dell'aria. Uno step implementativo successivo sarà quello di sostituire il carico ottenuto da look-up table con dei sistemi fan-coil o pannelli radianti per avvicinarsi ad una simulazione sempre più completa e calzante gli impianti reali.

Il supervisore

Anche per quanto riguarda il supervisore, si è sviluppato un blocco SIMULINK® volto alla simulazione di più funzioni diverse: tramite comando è possibile impostare e inizializzare con i dovuti parametri il supervisore genetico

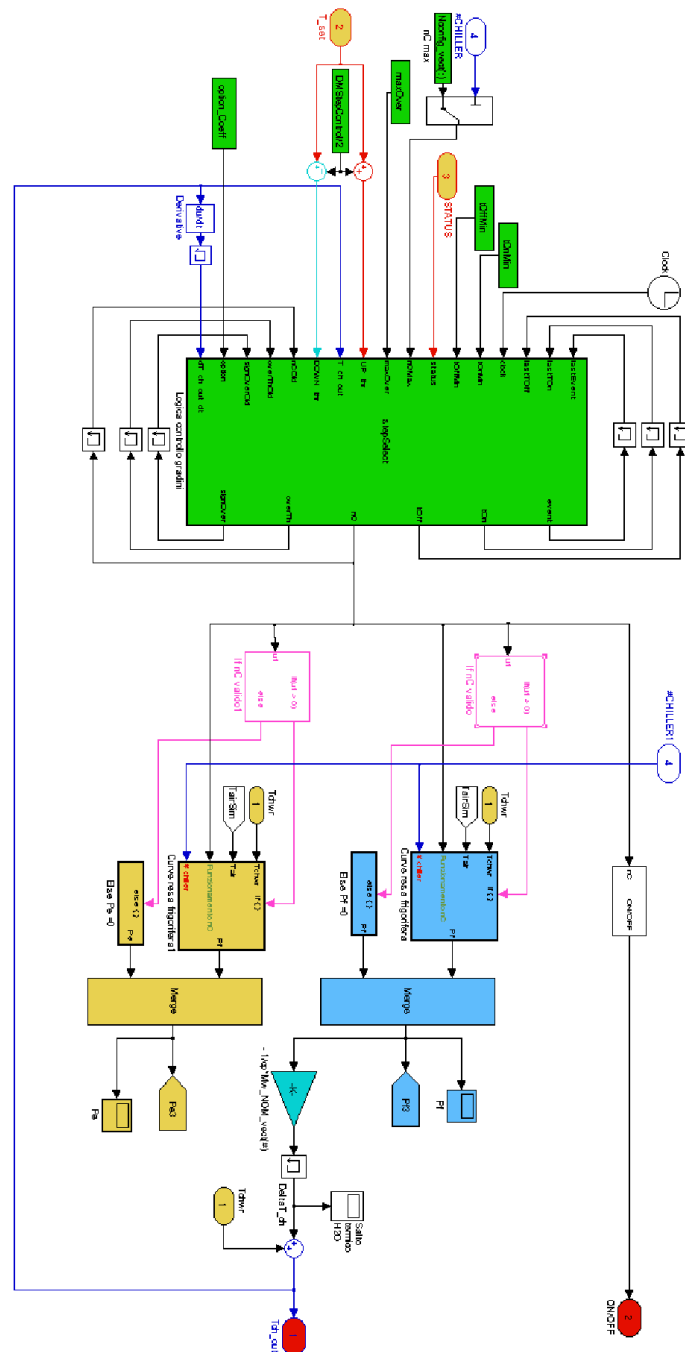


Figura 6.3: Modello generico di chiller. Si individuano la sezione relativa all'erogazione di potenza frigo (*azzurro*), quella relativa al consumo elettrico (*giallo*), e la sezione relativa al controllo locale del chiller (*verde*).

o quello particellare. La funzione obiettivo che si vuole minimizzare è quella descritta da (5.24), per la quale è sufficiente impostare i valori desiderati dei parametri h_{obj} , ν_{obj} , h_{err} , ν_{err} , h_{reg} e ν_{reg} . Essa viene utilizzata in entrambe le versioni di supervisore. Di seguito sono elencati i parametri più importanti da impostare per i due supervisori in fase di inizializzazione:

- Supervisore genetico:
 - N_{ind} : il numero di individui della popolazione;
 - N_{gen} : il numero di generazioni per ogni fase;
 - N_{ph} : il numero di fasi dell'algoritmo;
 - L , L_1 : i coefficienti di *mixing*;
 - κ : il parametro di regolarità;
 - e tutti i parametri relativi ai vari operatori genetici.

- Supervisore particellare:
 - N_{ind} : il numero di individui dello sciame;
 - N_{iter} : il numero di iterazioni della prima fase;
 - N_{ph} : il numero di fasi dell'algoritmo;
 - N_{add} : il coefficiente relativo all'incremento del numero di iterazioni;
 - L : il coefficiente di *mixing*;
 - V_b : il parametro di smorzamento delle velocità (*brake*);
 - C_{option} un coefficiente che permette di selezionare la strategia desiderata in fase di ricerca, relativamente alla gestione delle particelle che escono dallo spazio di ricerca (a saturazione, rimpiazzamento o barriera).

6.1.1 GUI: simulation toolbox

Con lo scopo di fornire uno strumento flessibile e completo è stata sviluppato sempre in ambiente MATLABTM un applicativo stand-alone per la simulazione di un generico impianto multi-chiller con supervisione particellare o genetica,

o con una regolazione di tipo classico (SS, MS) (figura 6.4).

Attraverso un'interfaccia grafica è possibile impostare tutti i parametri necessari all'inizializzazione dell'impianto (numero e tipologia di macchine), della funzione obiettivo del problema di ottimizzazione e del supervisore scelto. È inoltre possibile scegliere un determinato profilo di carico tra un set di carichi standard di diversi periodi dell'anno.

Scelta del profilo di carico

Parametri impiantistici

Scelta dei chiller. I dati vengono caricati dal catalogo della Rhoss S.p.A.

Scelta del tipo di supervisione (genetica o particolare), o del tipo di strategia classica di regolazione (SS, MS)

Parametrizzazione della strategia adottata

Figura 6.4: Tool applicativo per la simulazione, ogni parametro importante è impostabile.

6.2 Test e risultati

In questa sezione finale si presentano i risultati ottenuti simulando un impianto in diverse configurazioni operative. Una prima classificazione dei risultati è relativa al funzionamento dei chiller: la prima sezione è dedicata alle simulazioni delle macchine in funzione frigorifera, la seconda invece al funzionamento in pompa calore.

In entrambi i casi si confrontano i comportamenti dei supervisor progettati con i risultati ottenuti mediante le strategie classiche (SS, SM), evidenziando importanti miglioramenti dal punto di vista del risparmio energetico e del comfort. Inoltre il sistema regolato con supervisione risulta più stabile e performante sotto numerosi altri punti di vista, uno su tutti la dinamica delle temperature dell'acqua in mandata T_{chwm} .

6.2.1 Stagione estiva

La gestione tramite i supervisor progettati viene comparata con le classiche strategie di regolazione (MS) e (SS) attraverso simulazioni con impianti diversi, in un periodo estivo che comprende i mesi da Maggio a Settembre. I dati relativi ai carichi dell'impianto e alla temperatura dell'aria sono generati da programmi specializzati nella simulazione del comportamento termico di edifici generici. Il supervisore genetico è sprovvisto di inoculazione: i dati relativi a supervisione genetica con inoculazione si possono trovare in [4] e [3].

Caso 1: tre chiller scroll uguali. Il modello di chiller utilizzato è il TCAE 4320. Il fatto che i chiller abbiano tutti lo stesso comportamento energetico (stesse curve penalità Y e Z) favorisce le strategie (MS) e (SS): queste infatti sono state progettate proprio per questo tipo di situazioni, per le quali non è fondamentale un'analisi prestazionale delle macchine, per scegliere il punto di lavoro ottimale. Relativamente ai risultati riportati in tabella 6.1 si possono fare le seguenti osservazioni:

- L'impiego di entrambi i supervisor comporta un inseguimento del carico stimato corretto, con valori di deviazione standard decisamente più bassi rispetto alle strategie classiche. Di conseguenza si ottengono importanti benefici dal punto di vista del comfort.

- Sempre rispetto alle strategie classiche, ad un inseguimento del carico migliore si associa un carico frigorifero prodotto inferiore e, di conseguenza, un consumo elettrico decisamente più basso con evidenti risparmi economici.
- La gestione tramite supervisione permette una regolazione sulla temperatura dell'acqua in mandata molto precisa. Si riesce ad inseguire il carico in modo corretto pur mantenendo tale temperatura più costante rispetto a (MS) e (SS), con ulteriori benefici sul comfort.
- Le differenze tra l'energia frigorifera prodotta da una gestione con supervisore genetico e con supervisore particellare sono trascurabili, tuttavia quest'ultimo, a tutti i pregi elencati, aggiunge un indice di efficienza EER migliore (il risparmio energetico è considerevole, e il carico frigorifero proviene da una regolazione dei chiller più efficiente). Il problema di ottimizzazione viene risolto in tutti i suoi aspetti.

Caso 2: quattro chiller vite uguali. Il modello di chiller utilizzato è il TCAV 2810. In questa serie di prove viene confrontato il supervisore particellare con le strategie classiche; i dati relativi alle simulazioni sono riportati in tabella 6.2. Il carico richiesto dall'impianto è in questo caso maggiore rispetto alle prove precedenti, ma si possono fare le medesime osservazioni. Anche in questo caso il miglior inseguimento del carico porta a benefici sul comfort e ad un notevole risparmio energetico, pur mantenendo una temperatura dell'acqua più regolare. Inoltre questi risultati vengono ottenuti mantenendo un indice di efficienza EER migliore; si vuole sottolineare quest'ultimo risultato: il carico viene inseguito producendo la giusta quantità di energia frigorifera, attraverso una gestione più efficiente.

Caso 3: quattro chiller, due scroll diversi e due vite uguali. I modelli di chiller utilizzati sono il TCAE 4200, il TCAE 4320 e il TCAV 2810. Questa è una situazione rara nella realtà. Le strategie classiche vengono implementate infatti su impianti caratterizzati da macchine uguali: il diverso comportamento energetico delle macchine ai carichi parziali rende

difficile la gestione dei chiller in questi sistemi non dotati di supervisione. I risultati ottenuti sono simili ai risultati precedenti. I dati sono riportati in tabella 6.3. Per quanto riguarda il supervisore particellare si evidenzia un ottimo comportamento dal punto di vista dell'efficienza: anche in questo caso il processo di supervisione gestisce in maniera ottimale l'impianto, portando a risparmi energetici (sia in produzione che in consumo) e a efficienze decisamente migliori. Anche il supervisore genetico risulta adeguato al compito assegnatogli, mantenendo delle efficienze nella norma; il risparmio energetico è comunque evidente. Infine nelle figure 6.5, 6.6, 6.7 e 6.8 sono riportati gli andamenti dei carichi e della modulazione delle accensioni (carichi parziali) delle macchine in un giorno tipo (Luglio), rispettivamente con strategia classica (MS), (SS), con supervisore genetico e con supervisore particellare.

periodo:	Maggio	Giugno	Luglio	Agosto	Settembre	stagionale
Carico frigorifero richiesto [kWh]	30796	90106	147710	123310	58329	450250
Carico frigorifero MS [kWh]	37635	98019	161120	135540	66960	499280
Carico frigorifero SS [kWh]	34631	96612	161862	135518	62877	491501
Carico frigorifero AG [kWh]	30049	90802	149429	124592	58200	453072
Carico frigorifero PSO [kWh]	32479	93055	152990	128057	61265	467848
STD err_{load} MS [kW]	75	110	145	129	89	113
STD err_{load} SS [kW]	87	121	153	144	106	125
STD err_{load} AG [kW]	19	34	44	41	26	34
STD err_{load} PSO [kW]	21	28	32	30	26	28
STD err_{T_w} MS [°C]	0.2236	0.2840	0.3469	0.3264	0.2766	0.2953
STD err_{T_w} SS [°C]	0.2127	0.2907	0.3547	0.3349	0.2573	0.2951
STD err_{T_w} AG [°C]	0.0921	0.1262	0.1474	0.1347	0.1123	0.1250
STD err_{T_w} PSO [°C]	0.0750	0.0827	0.0837	0.0680	0.0853	0.0817
EER MS	3.4096	3.3647	3.2288	3.3375	3.3654	3.3157
EER SS	4.3527	3.7181	3.5045	3.7351	4.0079	3.7207
EER AG	4.0204	3.5787	3.3303	3.5339	3.8402	3.5361
EER PSO	4.6077	3.9686	3.6737	3.9754	4.3207	3.9470
$\Delta\%$ EER (AG - MS)	17.91	6.36	3.14	5.88	14.11	6.65
$\Delta\%$ EER (AG - SS)	-7.63	-3.75	-4.97	-5.38	-4.18	-4.96
$\Delta\%$ EER (PSO - MS)	35.14	17.95	13.78	19.11	28.38	19.03
$\Delta\%$ EER (PSO - SS)	5.86	6.74	4.83	6.43	7.81	6.08

Tabella 6.1: Performance mensili e stagionali. AG e PSO vs strategie classiche. Impianto con 3 chiller scroll.

periodo:	Maggio	Giugno	Luglio	Agosto	Settembre	stagionale
Carico frigorifero richiesto [kWh]	73910	235177	395993	299985	139989	1145057
Carico frigorifero MS [kWh]	92759	267968	450141	347324	172461	1330655
Carico frigorifero SS [kWh]	90519	263548	444956	339902	169654	1308581
Carico frigorifero PSO [kWh]	78306	246296	417848	321714	148963	1213129
STD err_{load} MS [kW]	210	337	425	366	266	330
STD err_{load} SS [kW]	221	346	446	384	280	345
STD err_{load} PSO [kW]	72	95	115	102	87	96
STD err_{Tw} MS [°C]	0.2244	0.3380	0.4200	0.3663	0.2770	0.3327
STD err_{Tw} SS [°C]	0.2273	0.3201	0.4087	0.3482	0.2823	0.3235
STD err_{Tw} PSO [°C]	0.0772	0.1004	0.1107	0.1123	0.1046	0.1055
EER MS	3.4663	3.3271	3.1761	3.2766	3.4218	3.2821
EER SS	3.4170	3.3788	3.2225	3.3542	3.4094	3.3241
EER PSO	3.5371	3.4129	3.2382	3.3737	3.4813	3.3559
$\Delta\%$ EER (PSO - MS)	2.04	2.58	1.95	2.96	1.74	2.25
$\Delta\%$ EER (PSO - SS)	3.51	1.01	0.49	0.58	2.11	0.96

Tabella 6.2: Performance mensili e stagionali. PSO vs strategie classiche. Impianto con 4 chiller vite.

periodo:	Maggio	Giugno	Luglio	Agosto	Settembre	stagionale
Carico frigorifero richiesto [kWh]	67752	196860	323140	270510	128320	986580
Carico frigorifero MS [kWh]	85017	218630	357980	303680	150810	1116100
Carico frigorifero SS [kWh]	82004	215990	357640	302470	147870	1106000
Carico frigorifero AG [kWh]	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	996200
Carico frigorifero PSO [kWh]	69526	202970	334000	282470	133190	1022200
STD err_{load} MS [kW]	164	250	320	276	205	249
STD err_{load} SS [kW]	173	255	317	285	210	254
STD err_{load} AG [kW]	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	93
STD err_{load} PSO [kW]	53	73	89	80	65	73
STD err_{Tw} MS [°C]	0.2593	0.3392	0.4075	0.3825	0.3049	0.3435
STD err_{Tw} SS [°C]	0.2339	0.3268	0.4164	0.3840	0.2973	0.3385
STD err_{Tw} AG [°C]	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	0.0958
STD err_{Tw} PSO [°C]	0.0904	0.0982	0.0907	0.0939	0.1043	0.0971
EER MS	3.4668	3.3213	3.1917	3.2825	3.4086	3.2897
EER SS	3.6656	3.4712	3.2110	3.4080	3.5656	3.4163
EER AG	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	3.3942
EER PSO	3.8634	3.5886	3.3939	3.5275	3.7222	3.5390
$\Delta\%$ EER (AG - MS)	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	3.18
$\Delta\%$ EER (AG - SS)	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	n.d.	-0.65
$\Delta\%$ EER (PSO - MS)	11.44	8.05	6.34	7.46	9.20	7.58
$\Delta\%$ EER (PSO - SS)	5.40	3.38	5.70	3.51	4.39	3.59

Tabella 6.3: Performance mensili e stagionali. AG e PSO vs strategie classiche. Impianto con macchine miste.

6.2.2 Stagione invernale

Si confrontano i due supervisor su di un impianto a 3 chiller (THAVBZ 2600 e due THAETY 4320 in funziona a pompa calore) in funzionamento a pompa calore con le strategie classiche di regolazione.

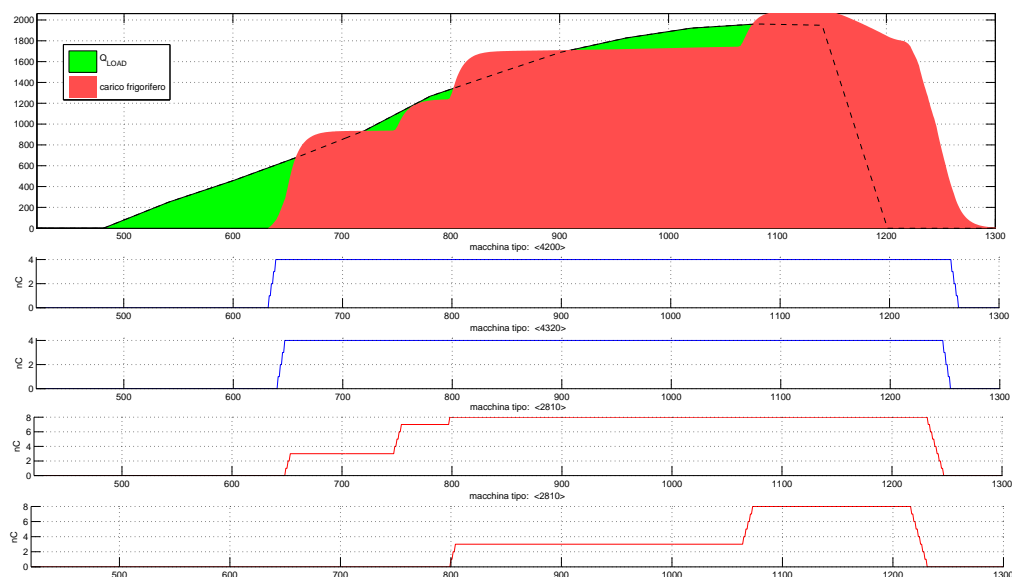


Figura 6.5: Strategia MS con 2 chiller scroll (TCAE 4200 e TCAE 4320) e 2 chiller vite uguali (TCAV 2810). Carico frigorifero e gradini di parzializzazione.

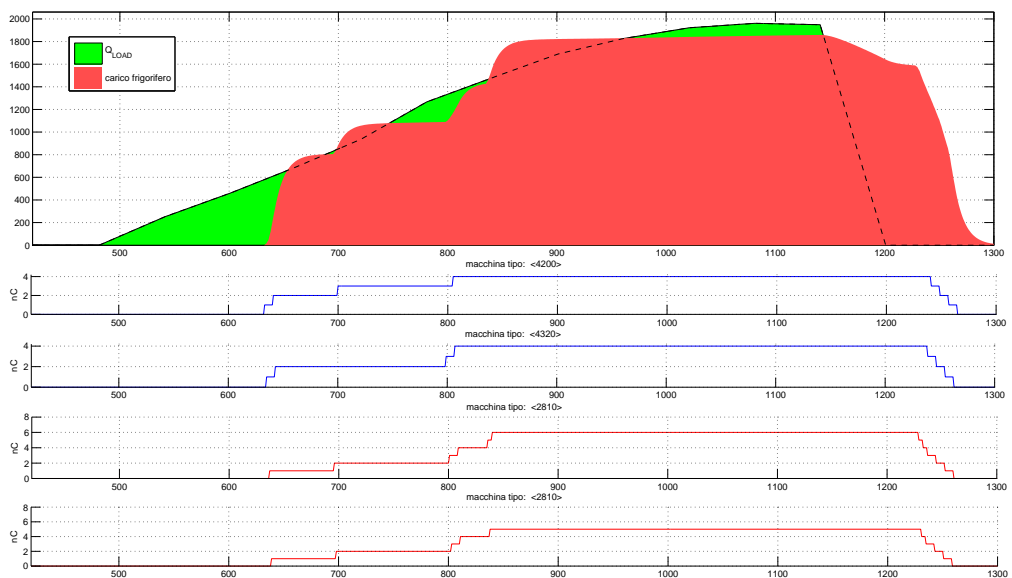


Figura 6.6: Strategia SS con 2 chiller scroll (TCAE 4200 e TCAE 4320) e 2 chiller vite uguali (TCAV 2810). Carico frigorifero e gradini di parzializzazione.

Per i carichi si sono usati i dati stagionali ottenuti tramite programmi specializzati nella simulazione del comportamento termico di edifici generici. In particolare si simula la stagione invernale dal mese di Ottobre al mese di Febbraio. In tabella 6.4 sono riportati i risultati delle simulazioni, mentre nelle

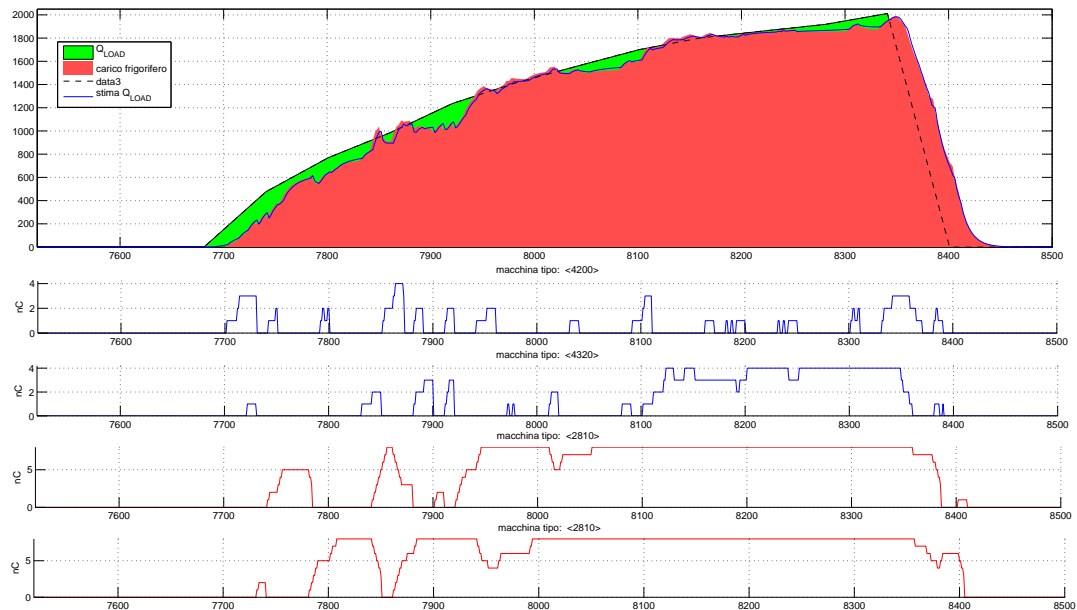


Figura 6.7: Supervisore genetico con 2 chiller scroll (TCAE 4200 e TCAE 4320) e 2 chiller vite uguali (TCAV 2810). Carico frigorifero e gradini di parzializzazione.

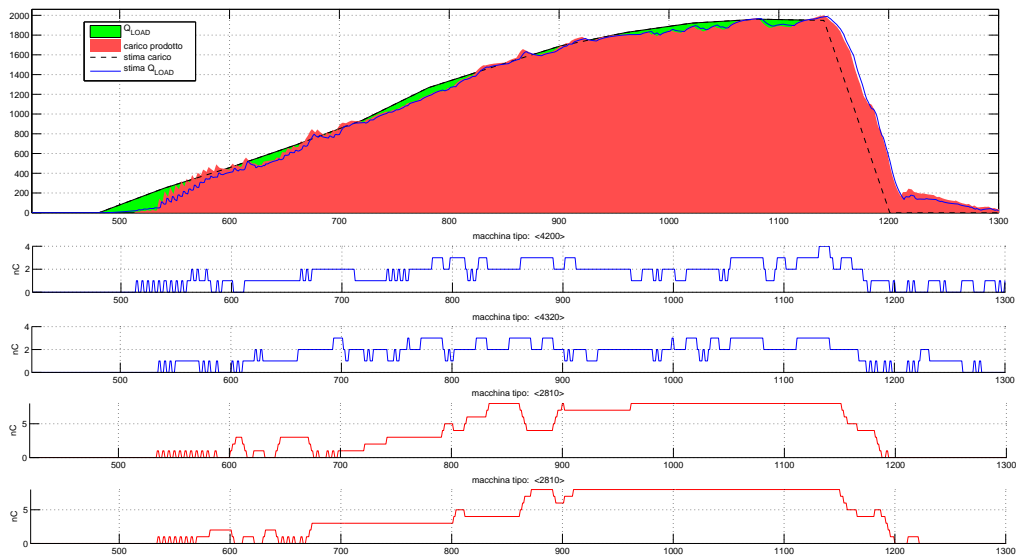


Figura 6.8: Supervisore particellare con 2 chiller scroll (TCAE 4200 e TCAE 4320) e 2 chiller vite uguali (TCAV 2810). Carico frigorifero e gradini di parzializzazione.

figure 6.9 e 6.10 sono proposti gli andamenti dei carichi nei quattro casi testati, in un periodo di 9 giorni invernali. Le osservazioni che si possono fare sono del tutto simili ai casi precedenti.

periodo:	stagionale
Carico richiesto [kWh]	548007
Carico MS [kWh]	580495
Carico SS [kWh]	581508
Carico AG [kWh]	533736
Carico PSO [kWh]	565201
STD err_{load} MS [kW]	187
STD err_{load} SS [kW]	195
STD err_{load} AG [kW]	60
STD err_{load} PSO [kW]	38
STD err_{T_w} MS [°C]	0.2955
STD err_{T_w} SS [°C]	0.2959
STD err_{T_w} AG [°C]	0.1542
STD err_{T_w} PSO [°C]	0.0900
EER MS	2.6476
EER SS	2.6808
EER AG	2.8085
EER PSO	2.7531
$\Delta\%$ EER (AG - MS)	6.08
$\Delta\%$ EER (AG - SS)	4.76
$\Delta\%$ EER (PSO - MS)	3.98
$\Delta\%$ EER (PSO - SS)	2.70

Tabella 6.4: Performance stagionali di un gruppo di 3 chiller in modalità popma calore. AG e PSO vs strategie classiche.

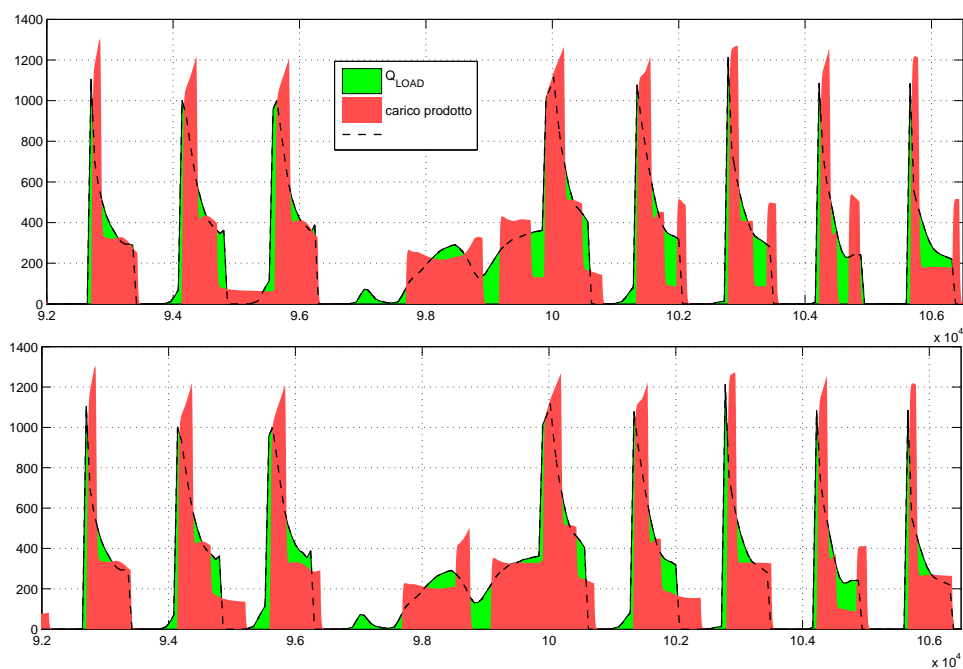


Figura 6.9: Strategie classiche (MS) e (SS) rispettivamente, su di un impianto con un THA-VBZ 2600 e due THAETY 4320 in funzionamento a pompa calore. Carichi di 9 giorni tipo.

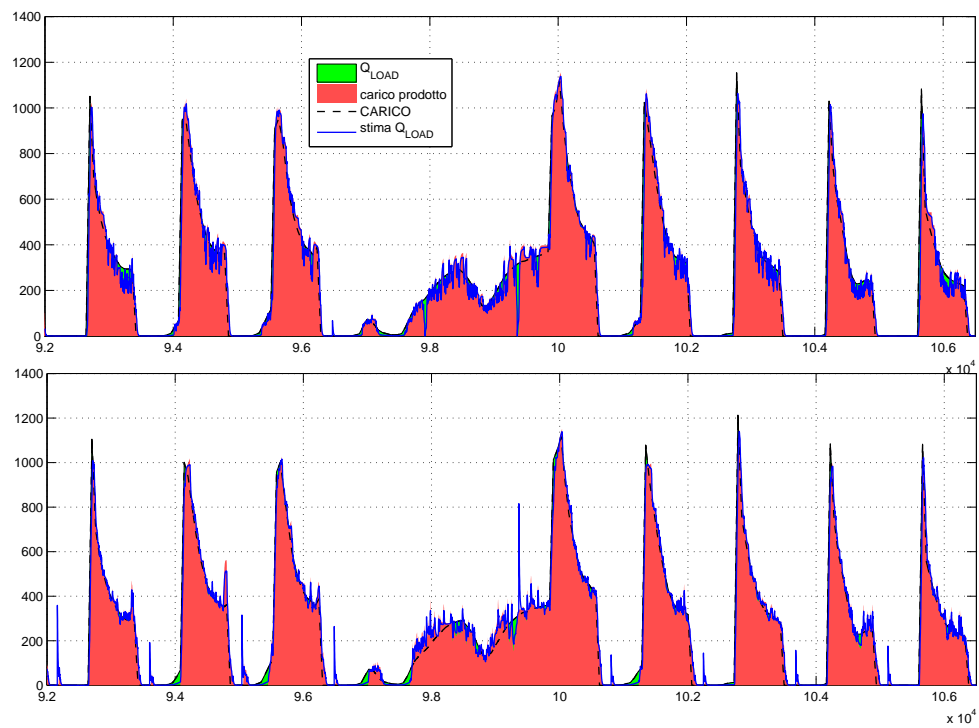


Figura 6.10: Supervisore genetico e particolare rispettivamente, su di un impianto con un THAVBZ 2600 e due THAETY 4320 in funzionamento a pompa calore. Carichi di 9 giorni tipo.

Conclusioni

In questa tesi si è trattato in modo approfondito il problema della gestione di impianti multi-chiller. In particolare si è chiarito il concetto di ottimizzazione di macchine frigorifere in configurazione parallelo.

Per ottenere performance ottime, in termini di riduzione dell'energia consumata, di inseguimento del carico richiesto dall'impianto e di mantenimento delle condizioni operative corrette, è necessario risolvere simultaneamente i problemi OCL e OCS. A tale fine è necessaria una conoscenza del comportamento energetico delle macchine che compongono l'impianto, e di informazioni sul carico da soddisfare.

Il problema è stato formalizzato in un problema di ottimizzazione combinatorio non lineare con vincoli. Gli approcci a tale problema sono stati di tipo evolutivo. Il cuore dei due supervisor progettati allo scopo di gestire un impianto multi-chiller, sono rispettivamente un algoritmo genetico multi-fase (MPGA) e un algoritmo basato su sciame di particelle (PSO). Tuttavia la struttura dei due supervisor risulta la medesima, e in entrambi i progetti si è implementato uno stimatore del carico (un osservatore di Luenberger).

I supervisor sono stati poi testati in ambiente simulativo MATLABTM tramite il tool SIMULINK[®] con ottimi risultati; in particolare in sistemi multi-chiller, caratterizzati da macchine di taglie e tipologie diverse, l'utilizzo di una supervisione porta numerosi vantaggi sia dal punto di vista del comfort che dal punto di vista energetico (il risparmio stagionale si può valutare in diverse migliaia di euro).

Le efficienze, soprattutto per quanto riguarda il supervisore particellare, si sono dimostrate sempre migliori rispetto alle note strategie (MS) e (SS). In entrambi i casi di supervisione si sono evidenziati i benefici circa il mantenimento di un valore più regolare da parte della temperatura dell'acqua in mandata (più

costante), e il soddisfacimento corretto del carico richiesto.

I metodi evolutivi utilizzati sono caratterizzati da una estrema versatilità. Si fa notare infatti che tale approccio può facilmente essere esteso a sistemi più complessi, comprendenti gli attuatori finali del lato secondario (fan coil, pannelli radianti etc.). Inoltre si accenna alla possibilità di utilizzare un sistema di accumulo energetico, in modo che sia possibile modificare arbitrariamente il profilo di carico richiesto dall'impianto utilizzando l'energia immagazzinata, per esempio, durante le ore notturne. Anche in questo caso una gestione ad alto livello tramite supervisione sembrerebbe necessaria.

Appendice A

Stimatore asintotico dello stato

Si riporta brevemente la costruzione e le considerazioni fondamentali che riguardano uno stimatore dello stato di ordine intero; per i dettagli si rimanda all'opera [30] di Fornasini e Marchesini.

Sia dato il modello di stato a tempo discreto del processo¹:

$$\begin{cases} x(k+1) = F x(k) + G u(k), & k \in \mathbb{Z}(T_s) \\ y(k) = H x(k). \end{cases} \quad (\text{A.1})$$

Supponendo di conoscere con precisione (ipotesi raramente soddisfatta) le matrici del processo si costruisce un sistema *copia* che prevede la correzione della stima attraverso la matrice L :

$$\begin{aligned} \hat{x}(k+1) &= F \hat{x}(k) + G u(k) + L(y(k) - \hat{y}(k)) \\ &= [F - LH] \hat{x}(k) + G u(k) + L y(k). \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

Si ha per l'errore di stima $e(k) = \hat{x}(k) - x(k)$:

$$\begin{aligned} e(k+1) &= \hat{x}(k+1) - x(k+1) \\ &= [F - LH] \hat{x}(k) - [F - LH] x(k) \\ &= [F - LH] e(k). \end{aligned} \quad (\text{A.3})$$

Il progetto di L tale da garantire che la matrice della dinamica dell'errore

¹Senza perdita di generalità si trascura il legame diretto (attraverso la matrice D) tra ingresso e uscita.

$F - LH$ abbia tutti gli autovalori $|\lambda[F - LH]| < 1$, costituisce lo stimatore asintotico dello stato. Si ha infatti che l'errore di stima converge: $\lim_{k \rightarrow \infty} e(k) = 0$. Lo stimatore è inoltre detto di ordine intero poiché ha dimensione pari a quella del sistema Σ . Lo schema di principio dello stimatore (indicato con $\hat{\Sigma}$) di un sistema Σ è riportato in figura A.1; la versione in catena aperta senza la matrice di correzione L (osservazione del solo ingresso) è impraticabile a causa dei disturbi che porterebbero l'allontanamento della stima dallo stato vero.

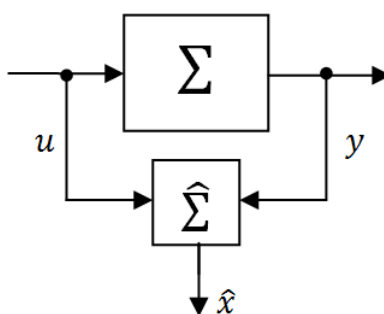


Figura A.1: Connessioni con il sistema da stimare: stimatore asintotico dello stato.

Appendice B

Approfondimenti sugli algoritmi genetici

Si vogliono approfondire in questa sezione alcune tecniche utilizzate nel toolbox di MATLAB™ utilizzato per risolvere attraverso gli algoritmi genetici il problema OCL. Il materiale é stato preso principalmente dal manuale del pacchetto: [14]. Si noti che la versione utilizzata del toolbox¹ é antecedente a quella installata nelle versioni 6.5 e seguenti di MATLAB™ : la recente versione (*Genetic Algorithm and Direct Search Toolbox* installata con l'ambiente MATLAB™ non é stata utilizzata poiché non permette un controllo diretto di tutti i parametri dell'algoritmo e delle iterazioni eseguite; inoltre richiede strutture dati particolarmente complesse.

B.1 Rappresentazione della popolazione e inizializzazione

Come é già stato sottolineato, gli algoritmi genetici lavorano su un insieme di potenziali soluzioni (popolazione) sotto forma di variabili codificate. Una popolazione é composta generalmente da un numero di individui che varia da 30 a 100, con possibili eccezioni nel caso di particolari problemi (e.g. quando il numero delle variabili é elevato).

¹*Download* gratuito e istruzioni per l'installazione:
<http://www.shef.ac.uk/acse/research/ecrg/gat.html>

Il metodo di rappresentazione utilizzato più comunemente è quello che codifica ciascuna variabile decisionale in una stringa binaria, concatenando successivamente queste stringhe tra loro allo scopo di formare un cromosoma. Per quanto riguarda la codifica vera e propria, sono stati dimostrati i vantaggi derivanti dall'utilizzo del codice Gray al posto della codifica binaria tradizionale, (la distanza di Hamming tra due codifiche adiacenti nel caso di impiego del codice Gray è costante). Caruana e Schaffer affermano, basandosi su dimostrazioni empiriche, che distanze di Hamming grandi nella rappresentazione di valori adiacenti, come nel caso della codifica binaria tradizionale, possono influenzare negativamente il processo di ricerca, al punto tale che l'algoritmo può non essere in grado di individuare in maniera efficiente il punto di minimo globale.

Sicuramente la codifica binaria è quella più ampiamente impiegata. Parallelamente a questa però sta crescendo l'interesse per rappresentazioni alternative, come ad esempio quelle che fanno uso di numeri interi o di numeri reali. Per alcune tipologie di problemi, infatti, la codifica binaria può essere fuorviante in quanto oscura la natura della ricerca; tuttavia quest'ultima mantiene un notevole parallelismo con quello che succede in natura con il DNA. Si osservi che la codifica a valori reali richiede una quantità inferiore di memoria, in quanto può essere utilizzata la rappresentazione a virgola mobile interna all'unità di calcolo, che presenta un'efficienza maggiore.

Dopo aver deciso quale codifica adottare, è necessario inizializzare l'algoritmo, ossia creare una popolazione iniziale. Solitamente questa fase viene realizzata utilizzando un generatore di numeri casuali che distribuisce uniformemente i valori relativi agli individui nell'intervallo desiderato. Ad esempio, considerando una popolazione binaria di N_{ind} individui i cui cromosomi sono composti da L_{ind} bit, saranno generati $N_{ind} \times L_{ind}$ numeri casuali uniformemente distribuiti all'interno dell'insieme $\{0, 1\}$.

B.2 Scaling della funzione fitness

Per regolare la competizione tra gli elementi e ottenere la prestazione desiderata si esegue, solitamente, uno scaling della funzione fitness. Questo accorgimento viene adottato principalmente per due motivi:

1. per evitare una convergenza prematura a causa dei, probabili, individui straordinari nella popolazione;
2. perché durante l'algoritmo si può avere una popolazione con fitness medio vicino all'ottimo ma gli elementi possono essere molto diversi tra loro. In questa situazione gli elementi medi e quelli migliori possono avere un numero simile di copie nelle generazioni future e ciò comporta che la sopravvivenza del migliore diventa casuale all'interno dell'insieme degli elementi mediocri.

La forma più semplice di scaling è quella che fa uso di una relazione lineare:

$$F'(x) = aF(x) + b, \quad (\text{B.1})$$

dove con $F'(x)$ si indica il valore di fitness scalato, a è un fattore di scala positivo (negativo) se si tratta un problema di massimizzazione (minimizzazione), b è un parametro di offset per la non negatività della funzione fitness risultante. Qualunque sia il valore scelto per i parametri presenti nella (B.1), si vuole che il fitness $F(x)$ e $F'(x)$ abbiano lo stesso valore medio, in modo che ciascun membro medio della popolazione contribuisca con un figlio alla creazione della generazione successiva. Allo scopo di controllare il numero di figli associati all'individuo con il valore di fitness "grezzo" più alto si introduce un'altra equazione di scaling

$$F'_{max}(x) = C_{mult} F_{avg}(x), \quad (\text{B.2})$$

dove C_{mult} è il numero di copie attese nella generazione successiva per l'individuo con il fitness più alto e $F_{avg}(x)$ è il valore medio del fitness non scalato.

Un'ulteriore tecnica per assicurare una corretta evoluzione dell'algoritmo genetico è quella di limitare la generazione, da parte di un individuo, di un numero eccessivo di figli per scongiurare la convergenza prematura. Il valore di fitness viene assegnato a ciascun individuo in base al rango dello stesso

all'interno della popolazione; dopo aver fissato F_{MAX} si definiscono

$$F_{min} = 2 - F_{MAX} \quad (B.3)$$

$$F_{inc} = 2 \frac{F_{MAX} - 1.0}{N_{ind}} \quad (B.4)$$

$$F_{low} = \frac{F_{inc}}{2}; \quad (B.5)$$

F_{min} é il limite inferiore, F_{inc} é la differenza tra i valori di fitness di due individui adiacenti e F_{low} é il numero atteso di figli, generati dall'individuo con il valore di fitness piú basso. La scelta di F_{MAX} cade tipicamente all'interno dell'intervallo [1.1, 2]. Il fitness di ciascun individuo può anche essere calcolato direttamente:

$$F(x_i) = 2 - F_{MAX} + 2(F_{MAX} - 1) \frac{x_i - 1}{N_{ind} - 1}$$

con x_i la posizione dell'individuo i -esimo nella popolazione ordinata.

B.3 Terminazione dell'algoritmo

Non é naturalmente possibile stabilire delle condizioni standard che vadano bene per qualsiasi applicazione e per qualsiasi tipologia di algoritmo. Inoltre, vista la natura di queste procedure di ottimizzazione, non é banale capire quando si é giunti ad una soluzione ottima ed é necessario fermarsi. Può accadere che il fitness relativo ad una determinata popolazione rimanga fisso ad un determinato valore per un certo numero di iterazioni senza che l'ottimo globale sia stato raggiunto.

Solitamente si decide di terminare l'algoritmo dopo un prefissato numero di generazioni; un altro criterio può essere quello di definire degli asintoti e di terminare l'algoritmo quando la soluzione si avvicina a tali valori predeterminati.

B.4 GATBX: Genetic Algorithm Toolbox

Di seguito l'elenco completo delle funzioni costituenti il pacchetto MATLAB™ GATBX, scaricabile gratuitamente da:

<http://www.shef.ac.uk/acse/research/ecrg/gat.html>

version 1.2 15-Apr-1994. Department of Automatic Control and System Engineering University of Sheeld, England. Figura B.1

bs2rv	BS2RV.m	Binary string to real vector
crtbase	CRTBASE.m	Create base vector
crtbp	CRTP.m	Create an initial population
crtrp	CRTRP.m	Create an initial Real-value Population
migrate	MIGRATE.m	Migration of individuals between subpopulations
mpga	MPGA.m	Multi population genetic algorithm
mut	MUT.m	Mutates each element with given probability
mutate	MUTATE.m	Mutation high-level function
mutbga	MUTBGA.m	Real-value mutation like Breeder Genetic Algorithm
objfun1	OBJFUN1.m	Objective function for De Jong's FUNction 1
objharv	OBJHARV.m	Objective function for HARVest problem
ranking	RANKING.m	Rank-based fitness assignment
recdis	RECDIS.m	Recombination discrete
recint	RECINT.m	Recombination extended intermediate
reclin	RECLIN.m	Recombination extended line
recmut	RECMUT.m	Line recombination with mutation features
recombin	RECOMBIN.m	Recombination high-level function
reins	REINS.m	Re-insertion of offspring in population replacing parents
resplot	RESPLOT.m	Result plotting
rws	RWS.m	Roulette Wheel Selection
scaling	SCALING.m	Linear fitness scaling
select	SELECT.m	Universal selection
sus	SUS.m	Stochastic Universal Sampling
xovdp	XOVDP.m	Crossover Double Point
xovdprs	XOVDPRS.m	Crossover Double-Point with Reduced Surrogate
xovmp	XOVMP.m	Multi-point crossover
xovsh	XOVSH.m	Crossover Shuffle
xovshrs	XOVSHRS.m	Crossover Shuffle with Reduced Surrogate
xovsp	XOVSP.m	Crossover Single-Point
xovsprs	XOVSPRS.m	Crossover Single-Point with Reduced Surrogate

Figura B.1: Elenco e breve spiegazione delle funzioni utilizzate nell'implementazione del supervisore genetico.

Bibliografia

- [1] Özgür Yeniay: *Elementi di climatizzazione e condizionamento dell'aria*, Mathematical and Computational Applications, Vol. 10, No. 1, pp. 45-56, (2005).
- [2] Andrea Nicolettis: *Metodi ed algoritmi per la supervisione di sistemi HVAC*, Tesi di laurea specialistica in Ingegneria dell'Automazione, Università degli Studi di Padova, Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione (2007).
- [3] Marco Bertinato: *Algoritmi genetici per l'ottimizzazione di sistemi di supervisione per impianti HVAC*, Tesi di laurea specialistica in Ingegneria dell'Automazione, Università degli Studi di Padova, Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione (2008).
- [4] Mirco Rampazzo: *Efficient Management of HVAC Systems*, Tesi di dottorato di ricerca in Ingegneria dell'Informazione, Università degli Studi di Padova, Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione (2010).
- [5] AERMEC: *Penalty function methods for constrained optimization with genetic algorithms*.
- [6] Turns, R. Stephen: *Thermodynamics: Concepts and Applications*, Cambridge University Press (2006).
- [7] Climaveneta Spa: *Il ciclo frigorifero*, www.climaveneta.it.
- [8] M. Vio, D. Danieli: *Le Centrali Frigorifere - Progettazione dei circuiti idraulici, installazione e gestione dei gruppi frigoriferi*, Editoriale Delfino, (2006).

-
- [9] Joppolo, Cesare Maria and Molinarili Luca: *Digital Scroll Compressors for Summer Air-conditioning: Performance Analysis of an Autonomous Air Conditioner and Comparisons with Fixed and Variable Speed Compressors*, Associazione Italiana Condizionamento dell'Aria Riscaldamento Refrigerazione. 46th International Congress AICARR on (2008).
- [10] P. O. Fanger: *Thermal Comfort, Analysis and Applications in Environmental Engineering*, McGraw-Hill, (1972).
- [11] International Standard ISO 7730: *Moderate thermal environments-determination of the PMV and PPD indices and specification of the conditions for thermal comfort*, ISO, Geneva, (1994).
- [12] Stephen Boyd, Lieven Vandenberghe: *Convex Optimization*, Cambridge University Press, (2004).
- [13] Michele Monaci: *Algoritmi Euristici*, Appunti delle lezioni, Dipartimento di Ingegneria dell'Automazione, Università di Padova, (2008).
- [14] A. Chipperfield, P. Fleming, H. Pohlheim, and C. Fonseca: *Genetic Algorithm Toolbox, For use with Matlab™*, Department of Automatic Control and Systems Engineering, University of Sheffield (1994)
- [15] D. E. Goldberg: *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*, Addison Wesley Company (January 1989)
- [16] T. C. Fogarty: *An incremental genetic algorithm for real-time learning*, Proc. 6th Int. Workshop on Machine Learning, pp. 416-419, (1989).
- [17] Craig W. Reynolds: *Flocks, herds, and schools: A distributed behavioral model*, ACM Computer Graphics, 21(4):25–34, (1987).
- [18] J. Kennedy, R.C. Eberhart, *Particle swarm optimization*, Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, IEEE Press, (1995), pp. 1942–1948.
- [19] Z. Michalewicz, M. Schoenauer: *Evolutionary algorithms for constrained parameter optimization problems*, Department of Computer Science, University of North Carolina and Ecole Polytechnique, Palaiseau, France.

-
- [20] D. Doninelli: *Quaderni Caleffi: I circuiti e terminali degli impianti di climatizzazione*, Quaderni Caleffi, Caleffi Idraulica.
- [21] ASHRAE: *HVAC Systems and Equipment - Thermal Storage*, 2008 ASHRAE Handbook, Cap. 50, (2008).
- [22] M. Albieri, A. Beghi, C. Bodo, L. Cecchinato, *A Simulation Environment for the Design of Advanced Chiller Control Systems*, Automation Science and Engineering, CASE 2007. IEEE International Conference on, p. 926-967, (2007).
- [23] Y.C. Chang, J.K. Lin, and M.H. Chuang, *Optimal chiller loading by genetic algorithm for reducing energy consumption*, Energy and Buildings, 37(2): 147-155, (2005).
- [24] Y.C. Chang, J.K. Lin, and M.H. Chuang, *Optimal chiller sequencing by branch and bound method for saving energy*, Energy Conversion and Management, 46: 2158-2172, (2005).
- [25] Y.C. Chang, H.C. Tu, *An effective method for reducing power consumption-optimal chiller load distribution*, Power System Technology, 2002. Proceedings. PowerCon 2002. International Conference on,(2): 1169-1172 (2002).
- [26] E. Bettanini, A. Gastaldello, and L. Schibuola, *Simplified models to simulate part load performances of air conditioning equipments*, In Eighth International IBPSA Conference Eindhoven, Metherlands, (2003).
- [27] G.A. Jayalakshmi, K. Srinivasan, and R. Rajaram, *Performance analysis of a multi-phase genetic algorithm in function optimization*, IE(I) Journal-CP, 85, (2004).
- [28] N. Saravanan and D.B. Fogel, *Evolving neurocontrollers using evolutionary programming*, Evolutionary Computation, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence., Proceedings of the First IEEE Conference on, 1:217-222, (1994).

- [29] Jong-Hwan Kim and Hyun Myung, *Evolutionary programming techniques for constrained optimization problems*, Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 1(2):129–140, (1997).
- [30] E. Fornasini and G. Marchesini, *Appunti di teoria dei sistemi*, Edizioni Libreria Progetto, Padova, (2003).
- [31] J. Kautsky and N.K. Nichols. *Robust pole assignment in linear state feedback*. p. 1129–1155, (1985).
- [32] Y.R. Tsoy, *The influence of population size and search time limit on genetic algorithm*, In Proc. 7th Korea-Russia International Symposium on Science and Technology KORUS, vol. 3, p. 181-187, 28 June 6 July 2003.

Ringraziamenti

È fatta. La tesi non è ancora del tutto ultimata, ma ho deciso di vivere ora il piacere di scrivere questa pagina, prima che diventi un dovere.

Scrivere i ringraziamenti è sicuramente l'impresa più ardua. Smanettare sei mesi con matlab è stato nulla in confronto. E non è solo per l'infinità di persone che sento di dover salutare con affetto, ma soprattutto per lo stile da adottare in una pagina del genere. Cercherò di fare le cose con ordine, ma sono sicuro che il risultato finale sarà caotico e poco comprensibile. Il mio primo ringraziamento va ai miei genitori. In questi anni da privilegiato non mi hanno fatto mancare nulla. L'aver potuto studiare senza nemmeno porsi il quesito se fosse giusto farlo, è stato il regalo più grande che abbia mai ricevuto. Ho sentito il Vostro affetto e la Vostra stima giorno dopo giorno, senza che mi fosse richiesto nulla in cambio, e spero che la condivisione con voi di questa grande gioia renda superflua qualsiasi altra parola di gratitudine.

Vi auguro di vivere altre felicità simili, perchè è merito anche vostro!

Non so come ringraziare tutte le persone che mi hanno seguito in questi mesi.

Comincerò con il manifestare l'orgoglio di aver studiato al Dei: ogni corso, ogni professore incontrato è stato un dono raro. Anche in questo caso mi reputo estremamente fortunato di aver potuto imparare da personaggi di tale carisma.

Primo su tutti voglio salutare il prof. Beghi. Senza il suo illuminante incontro non sarei mai diventato un automatico, ma si sa, la vita è fatta di incontri speciali. Un enorme grazie per l'entusiasmo con cui affronta il proprio ruolo, e il sostegno formale e informale che mi ha sempre dato.

Un grazie specialissimo va a Mirco. Vorrei usare di nuovo la parola entusiasmo, ma sarei ripetitivo. La tua costante presenza, professionale, puntuale, ma soprattutto amichevole ha rappresentato per me la luce in fondo al tunnel. Hai trasformato un lavoro (dai, la tesi è un lavoro) che poteva essere pesante e noioso, in una esperienza costruttiva, stimolante e soprattutto divertente; portare avanti il nostro progetto un passetto dopo l'altro è stata una delle soddisfazioni più grandi degli ultimi anni. Grazie. Un grande Grazie anche al prof. Cecchinato, senza la sua competenza e la sua disponibilità non sarei andato da nessuna parte.

Di amici da ringraziare ce ne sono tanti, anche se con questa tesi non c'entrano proprio un bel niente! Senza offendere nessuno voglio fare qui un ringraziamento allargato. Tutte le persone che mi hanno fatto sorridere, pensare, discutere, dubitare: ecco, voi siete il bagaglio più importante che mi porto sempre dietro. Senza di voi non sarei quello che sono oggi: "e chi sei?", direte. Nessuno, solo una persona estremamente normale, equilibrata e serena.

Cominciare ogni capoverso con Un grazie è estremamente frustrante. Bene anche qui me la sono cavata e ora che ho cominciato un nuovo capoverso in modo originale posso continuare. Tutto questo per ringraziare la mia nonna Ida: è da quando ho memoria che mi dici che avresti voluto vedere un nipote laurearsi! Forse è per questo che mi è sembrato tanto normale studiare all'università. Ti voglio ringraziare per i tuoi sorrisi e per la tua generosità.

Sei la nonna più in gamba del mondo. Grazie di esserci!

Voglio esprimere infine tutta la mia gratitudine a Francesca. Ultima, ma non meno importante (forse proprio perchè ultima sei la più importante) sei presente anche tu in questa pagina. La tua presenza è stata in questi mesi fondamentale. Sei sempre riuscita a tirarmi su nei momenti più bui (che gotico) e mi fai sempre capire cosa vuol dire farsi il culo. Il tuo esempio di umanità e gentilezza è prezioso e averti conosciuto è per me l'onore più grande. Spero che questo traguardo sia il punto di partenza per una nuova vita, molto più vicina alla tua. Grazie di cuore.