SCUOLA DOTTORALE EDEMOM

XXVI CICLO

# Tecniche di intelligenza artificiale per l'ottimizzazione energetica di una microgrid


Candidato

Federica Mangiatordi

Matricola 14564

Docente Guida

Prof. Fabio Leccese

Coordinatore

Prof. Giuseppe Schirripa Spagnolo


Tesi presentata all'Universita degli Studi di Roma TRE
in parziale adempimento dei requisiti necessari per conseguire
il titolo di Dottore di Ricerca

Aprile 2014

Tesi discussa il 13 Maggio 2014
di fronte a una commissione esaminatrice composta da:

Prof. Ernesto Limiti (presidente)

Prof. Alberto Geri

Prof. Gennaro Conte

---

**Tecniche di intelligenza artificiale per l'ottimizzazione energetica di una micro-grid**

Tesi di dottorato. Università degli Studi di Roma TRE

© 2014 Federica Mangiatordi. Tutti i diritti riservati

Questa tesi è stata composta con LaTeX .

Versione: 30 aprile 2014

*Ai miei genitori*

# Ringraziamenti

*Desidero ringraziare tutte le persone che hanno reso possibile la realizzazione di questo lavoro di tesi. Primi fra tutti il Professore Paolo Del Vecchio, tutore dei primi due anni del dottorato di Ricerca, che ha investito la sua conoscenza per guidarmi costantemente in questi anni fornendomi preziosi suggerimenti.*
*Ringrazio inoltre tutti i docenti della Scuola Dottorale EDEMOM e in particolare i Professori Schirripa, Conte e Leccese per i preziosi suggerimenti critici, utili a migliorare questo lavoro di tesi.*
*Un affettuoso ringraziamento va poi all'Ingegner Licia Capodiferro della Fondazione Ugo Bordoni per avermi trasmesso, negli anni di lavoro assieme, la metodologia e gli strumenti di lavoro per affrontare tematiche di ricerca sempre nuove e diverse.*
*Infine desidero ringraziare i miei genitori per avermi sempre sostenuto ed insegnato il valore della conoscenza e del coraggio, inteso come audacia di muoversi avanti per ricercare ed osare realizzare ciò che alcuni ritengono impossibile.*

# Sommario

La crescita continua della domanda di energia a livello mondiale e la progressiva diminuzione delle risorse energetiche tradizionali hanno spinto la comunità internazionale ad concentrare i propri interessi di ricerca sulle tecnologie e metodologie per migliorare l'efficienza energetica e la sostenibibilità ambientale.
In questo contesto gli algoritmi di intelligenza artificiale applicati alle tecnologie microgrids rappresentano l'elemento più innovativo per favorire il decentramento energetico e ottimizzare l'efficienza dei sistemi di generazione e distribuzione locale dell'energia.
L'adozione di tecniche di intelligenza computazionale e di metodologie di profilazione automatica degli utenti finali consente di motivare il cambiamento comportamentale degli utenti utilizzando adeguati incentivi economici. Inoltre la realizzazione di unità di gestione e controllo, fisicamente vicine alle risorse energetiche distribuite (DER) consente di realizzare efficacemente il bilanciamento tra la produzione e il consumo di energia. D'altra parte i sistemi di intelligenza artificiale sono facilmente implementabili con tecnologie software distribuite e architetture SOA. Questo facilita la diffusione di questi sistemi grazie al superamento dei problemi di complessità computazionale e abilita l'implementazione distribuita delle operazioni di controllo su distretti energetici di dimensione variabile. Il risultato è un incremento della responsività, sicurezza, affidabilità dell'intero sistema elettrico, nonché la minimizzazione delle perdite connesse alla distribuzione dell'energia generata da centrali remote a vantaggio di una maggiore sostenibilità ambientale.

# Indice

**Sommario** **vii**

**Elenco dei simboli** **xix**

**1 Introduzione** **1**

1.1 Scenario di riferimento . . . . . 1

1.2 Definizione di Microgrid . . . . . 5

1.3 DC Migrogrids . . . . . 7

1.4 Tipologie di microgrids . . . . . 9

1.5 Gestione e controllo di una microgrid . . . . . 12

1.5.1 Sistemi di intelligenza artificiale per la *gestione energetica* . 14

1.6 Obiettivi e organizzazione della tesi . . . . . 22

**2 Tecniche euristiche di Ottimizzazione Multiobiettivo** **25**

2.1 L'ottimizzazione multi-obiettivo . . . . . 25

2.2 Formalismo matematico di un MOP . . . . . 27

2.3 Ottimalità di Pareto . . . . . 30

2.4 Algoritmi Evolutivi . . . . . 32

2.5 Struttura di base degli algoritmi genetici . . . . . 35

2.5.1 Popolazione Iniziale . . . . . 36

2.5.2 Funzione di fitness . . . . . 37

2.5.3 Operatore di selezione . . . . . 41

2.5.4 Operatore di crossover . . . . . 46

2.5.5 Operatore di mutazione . . . . . 47

**3 Gestione del carico elettrico nella *nano-grid* di una abitazione 49**

3.1 Definizione del problema . . . . . 49

3.2 Modello della *smart home* . . . . . 51

3.3 PSO per la pianificazione energetica ottimale . . . . . 54

3.4 Verifica del sistema proposto . . . . . 59

**4 Ottimizzazione del carico elettrico in una microgrid residenziale 69**

4.1 Modello e finalità del sistema di gestione . . . . . 69

4.2 Formalizzazione del problema di pianificazione energetica . . . . . 72

4.3 Implementazione dell'algoritmo di ottimizzazione . . . . . 75

4.4 Simulazione del sistema di gestione energetica . . . . . 78

**5 Gestione della domanda basata sulla profilazione degli utenti 85**

5.1 Il mercato elettrico per le microreti . . . . . 85

5.1.1 Attori del mercato energetico . . . . . 86

5.1.2 Strategie di mercato per la gestione della domanda . . . . . 88

5.2 Tariffazione *real time* e gestione della domanda . . . . . 90

5.3 Profilazione dinamica dei *pattern* di consumo elettrico . . . . . 93

5.3.1 Clustering e algoritmo K-means . . . . . 96

5.4 Pianificazione dei consumi residenziali basata sulla profilazione dinamica tramite MPSO . . . . . 98

5.4.1 Algoritmo MPSO . . . . . 101

5.5 Verifica della strategia di gestione energetica basata sulla profilazione degli utenti . . . . . 104

**6 Conclusioni 113**

**A Altri studi sulle tecniche computazionali artificiali 115**

A.1 *Support Vector Machine* per il Clustering dei video storici sportivi . 115

A.2 Sistema di preselezione delle sequenze di training per le SVM di metadatazione automatica dei video . . . . . 117

A.3 Valutazione oggettiva della qualità delle immagini tramite un indice di similarità strutturale equalizzato . . . . . 120

A.4 Algoritmo di Inpainting automatico basata su una predizione ai minimi quadrati dei bordi . . . . . 125

**Pubblicazioni** **129**

**Bibliografia** **131**

# Elenco delle figure


1.1 Capacità di generazione delle Microgrid nel II trimestre 2013 ([1]) . . 2

1.2 Capacità di generazione delle microgrid nei diversi segmenti di mercato([2]) . . . . . 3

1.3 Capacità di generazione delle microgrid militari USA ([2]) . . . . . 4

1.4 Configurazione tipica di una microgrid che include carichi e DER ([10]) 6

1.5 architettura di una microrete in continua ([31]) . . . . . 8

1.6 architettura di una tipica *feeder microgrid [40]* . . . . . 11

1.7 Strutturazione gerarchica del sistema di gestione di una microrete [60] 13

1.8 Logica del controllore locale della microgrid ([77]) . . . . . 15

1.9 Architettura del sistema di reti neurali proposto da Reddy ([77]) per la gestione degli scambi energetici tra un insieme di microgrids . . . 16

1.10 Logica di controllo del EMS per le microreti MG-1 e MG-2 con capacità di generazione $P_{G_{11}}, P_{G_{12}}$ e di carico $P_{L_{11}}, P_{L_{12}}$ in Reddy ([77]) 16

1.11 Struttura del sistema di gestione energetica MIEM proposto da Chaoachi [78] . . . . . 17

1.12 Sistema di gestione energetica multiagente proposto da Lagorse [81] 21

2.1 Mappatura delle variabili di decisione nello spazio obiettivo . . . . . 29

2.2 Componenti fondamentali di un algoritmo evolutivo . . . . . 34

2.3 Schema di principio di un algoritmo evolutivo . . . . . 36

2.4 Tecniche di crossover . . . . . 47

3.1 Sistema automatico di gestione energetica di una unità residenziale . 52

3.2 Possibile profilo di consumo energetico per una attività, per $\Delta t = 15 minuti$ . . . . . 53
3.3 Possibile profilo di carico elettrico aggregato per k=6 attività e $\Delta t = 15 minuti$ . . . . . 55
3.4 Variazione della posizione degli individui del PSO nello spazio delle soluzioni . . . . . 58
3.5 Potenza generata dal sistema di generazione fotovoltaico nel mese di Aprile . . . . . 60
3.6 Profilo di carico $P0$ nel caso in cui l'unità abitativa non disponga di un $HEMS$ . . . . . 65
3.7 Profilo di carico ottimale $P1$ ottenuto nel caso in cui il sistema $HEMS$ pianifichi i tasks di tabella 3.4 con un PAR=2,89. . . . . 66
3.8 Profilo di carico ottimale $P2$ ottenuto nel caso in cui il sistema $HEMS$ pianifichi i tasks di tabella 3.4; PAR=2,67. . . . . 66
3.9 Profilo di carico ottimale $P3$ ottenuto nel caso in cui il sistema $HEMS$ pianifichi i tasks di tabella 3.4; PAR=2,67. . . . . 67
3.10 Confronto degli andamenti dei profili di carico netti $P0$, $P1$, $P2$ per l'unità residenziale che richiede i tasks di tabella 3.4 . . . . . 67
3.11 Profilo di carico ottimale $P4$ ottenuto nel caso in cui il sistema $HEMS$ pianifichi i tasks di tabella 3.4 in presenza di un sistema di generazione fotovoltaico; PAR=2,67 . . . . . 68

4.1 Percentuali di consumo dell'energia elettrica nell'UE-27 nel 2010 [126]. 70
4.2 Area residenziale servita da microgrid con sistema di gestione energetica 71
4.3 Curva di Costo dinamico . . . . . 79
4.4 Profilo di carico dell'utente U1, in assenza di un sistema di gestione energetica EMS . . . . . 80
4.5 Profilo di carico dell'utente U2, in assenza di un sistema di gestione energetica EMS . . . . . 80
4.6 Profilo di carico dell'utente U3, in assenza di un sistema di gestione energetica EMS . . . . . 81

4.7 Profilo di carico dell'utente U4, in assenza di un sistema di gestione energetica EMS . . . . . 81
4.8 Profilo di carico $P_0$ di una microgrid con 4 utenti, in assenza di un sistema di gestione energetica EMS; PAR=3.013 . . . . . 82
4.9 Uno dei Profili di carico $P_1$ di carico ottimali ottenuti dall'EMS per una microgrid con 4 utenti; PAR=1.87 . . . . . 82
4.10 Uno dei Profili di carico $P_2$ di carico ottimali ottenuti dall'EMS per una microgrid con 4 utenti; PAR=2.12 . . . . . 83
4.11 Uno dei Profili di carico $P_3$ di carico ottimali ottenuti dall'EMS per una microgrid con 4 utenti; PAR=1.9 . . . . . 83

5.1 Scambi informativi tra i soggetti del mercato elettrico al dettaglio [127] 88
5.2 Architettura per la profilazione dei pattern di consumo elettrico e la tariffazione *real time* . . . . . 92
5.3 Possibile andamento della tariffa oraria $CoE(t)$ . . . . . 106
5.4 Clustering rispetto al parametro di flessibilità temporale. . . . . 106
5.5 Classificazione dei profili contenuti nel cluster $\mathcal{P}_{\mathcal{NTA}}$ rispetto alla domanda energetica. . . . . 108
5.6 Classificazione dei profili nel cluster $\mathcal{P}_{\mathcal{HTA}}$ rispetto alla domanda energetica . . . . . 109
5.7 Classificazione dei profili nel cluster $\mathcal{P}_{\mathcal{LTA}}$ rispetto alla domanda energetica . . . . . 110

A.1 Prestazioni del sistema di SVM in termini di percentuale di key frames classificati correttamente e in modo errato in funzione della classe semantica di appartenenza per i videoin bianco e nero delle Olimpiadi di Roma degli anni 60 . . . . . 119
A.2 Scatter-plot dell' ESSIM rispetto al DMOS per le immagini del LIVE DBR2 . . . . . 123
A.3 Scatter-plot dell' ESSIM rispetto al DMOS per le immagini del TID2008 124
A.4 Regione da restaurare e i suoi bordi sfinati ricostruiti . . . . . 127
A.5 Immagine *Monarch* danneggiata . . . . . 128

A.6 Immagine *Monarch* restaurata . . . . . 128

# Elenco dei simboli

| | |
|---|---|
| **ACL** | **A**lternating **C**urrent **L**oad |
| **AC** | **A**lternating **C**urrent |
| **AMI** | **A**dvanced **M**etering **I**nfrastructure |
| **AMR** | **A**utomated **M**eter **R**eading |
| **ATS** | **A**utomatic **T**ransfer **S**witch |
| **BESS** | **B**attery **E**nergy **S**torage **S**ystem |
| **CHPC** | **C**ombined **H**eat **P**ower and **C**ooling |
| **CHP** | **C**ombined **H**eat and **P**ower |
| **DCI** | **D**ynamically **C**ontrolled **I**nverter |
| **DC** | **D**irect **C**urrent **L**oad |
| **DC** | **D**irect **C**urrent |
| **DER** | **D**istributed **E**nergy **R**esource |
| **DG** | **D**istributed **G**eneration |
| **DOE** | U.S. **D**epartment **O**f **E**nergy |
| **DP** | **D**ynamic **P**rogramming |
| **DSM** | **D**emand **S**ide **M**anagement |
| **DSO** | **D**istributed **S**ystem **O**perator |

| | |
|---|---|
| **DS** | **D**istributed **S**torage |
| **EA** | **E**volutionary **A**lgorithm |
| **EMO** | **E**volutionary **M**ultiobjective **O**ptimization |
| **EMS** | **E**nergy **M**anagement **S**ystem |
| **EPS** | **E**lectric **P**ower **S**ystem |
| **ESCO** | **E**nergy **S**ervice **CO**mpany |
| **GTO** | **G**ate **T**urn-**O**ff thyristor |
| **GUI** | **G**raphical **U**ser **I**nterface |
| **HCPS** | **H**ome electric **C**onsumption **P**lanning **S**ystem |
| **HEMS** | **H**ome **E**nergy **M**anagement **S**ystem |
| **HES** | **H**ybrid **E**nergy **S**ystem |
| **IMD** | **I**mplantable **M**icroelectronic **D**evice |
| **IWA** | **I**inertia **W**eights **A**pproach |
| **LP** | **L**inear **P**rogramming |
| **MAS** | **M**ulti-**A**gent **S**ystem |
| **MEG** | **M**icrogrid **E**xchange **G**roup |
| **MET** | **M**icrogrid **E**nabling **T**echnologies |
| **MOP** | **M**ultiobjective **O**ptimization **P**roblem |
| **MPPT** | **M**aximum **P**ower **P**oint **T**racking |
| **MPSO** | **M**ultiobjective **P**article **S**warm **O**ptimization |
| **NLP** | **N**on **L**inear **P**rogramming |
| **NSGA** | **N**on-dominated **S**orting **G**enetic **A**lgorithm |

| | |
|---|---|
| **PAES** | **P**areto-**A**rchived **E**volutionary **A**lgorithm |
| **PCC** | **P**oint of **C**ommon **C**oupling |
| **PFC** | **P**ower **F**actor **C**orrection |
| **PSO** | **P**article **S**warm **O**ptimization |
| **PV** | **P**hoto**V**oltaic |
| **SCADA** | **S**upervisory **C**ontrol and **D**ata **A**cquisition |
| **SCR** | **S**ilicon **C**ontrolled **R**ectifier |
| **SPEA** | **S**trength **P**areto **E**volutionary **A**lgorithm |
| **VSC** | **V**oltage **S**ource **C**onverter |

# Capitolo 1

# Introduzione

## 1.1 Scenario di riferimento

Nel corso dell'ultimo decennio è stato avviato un progressivo processo di trasformazione della rete elettrica per fronteggiare la crescente domanda di energia, migliorare l'efficienza e limitare il riscaldamento globale causato dai gas serra. L'ecosistema elettrico ha iniziato ad evolversi verso le cosiddette reti intelligenti (*smart grid*) ovvero un complesso sistema cibernetico-fisico, che coniuga le tradizionali tecnologie di produzione dell'elettricità con sistemi di generazione distribuiti, le reti di sensori, le reti di dati e i sistemi di intelligenza artificiale per gestire in modo flessibile e tempestivo le risorse energetiche disponibili e il carico elettrico della rete.
Una parte integrante di questo cambiamento è costituito dalle microreti (*Microgrids*) che rappresentano l'elemento più innovativo delle smart grids per l'impatto tecnico, economico e sociale sull'attuale rete elettrica, come affermato in un recente rapporto della Pike Research [1]. Il rapporto sottolinea che le microgrid raggiungeranno nei prossimi cinque anni la piena espansione facendo passare la loro capacità di generazione a livello mondiale dai 764 MW del 2012 ai 3978 MW nel 2018 per un valore complessivo di 12,7 bilioni di dollari.
I fattori che stanno promuovendo la diffusione delle microgrids sono molteplici:

- la diminuzione progressiva dei costi dei sistemi di generazione distribuita da fonti rinnovabili (in primis solare fotovoltaico, microeolico), divenuti competitivi con quelli della fornitura elettrica tradizionale;

- la crescita dei prezzi dell'elettricità a seguito di : un continuo aumento della domanda di energia primaria da parte dei paesi in via di sviluppo, la progressiva diminuzione dei combustibili fossili e la non completa liberalizzazione del mercato elettrico;
- l'attenzione dei governi e dell'opinione pubblica occidentale verso i problemi di inquinamento ambientale che si esplica in severe restrizioni sui sistemi tradizionali di generazione di elettricità;
- la necessità di aumentare la affidabilità dei sistemi di alimentazione delle infrastrutture critiche per il benessere e la sicurezza pubblica in caso di attentati o eventi naturali catastrofici che interrompano la la fornitura elettrica principale;
- l'intensa attività di ricerca e sviluppo nelle tecnologie MET (*Microgrid Enabling Technologies*) che sta attirando notevoli investimenti economici da parte delle principali compagnie e società del settore energetico.

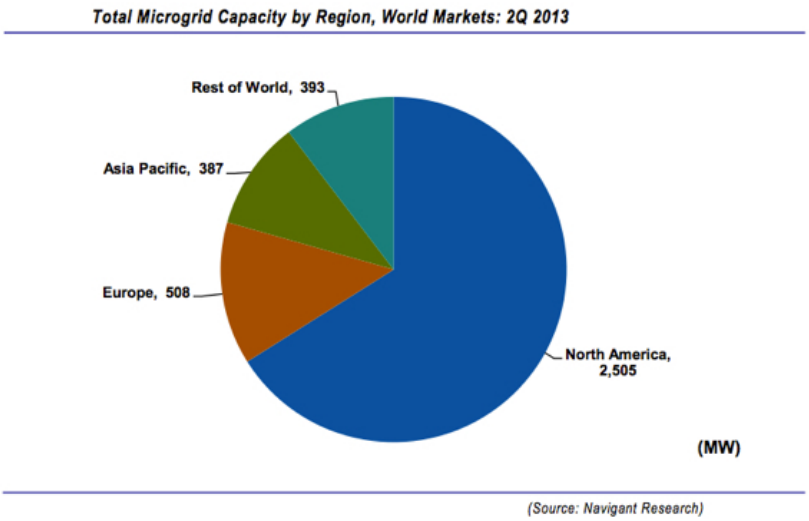



**Figura 1.1.** Capacità di generazione delle Microgrid nel II trimestre 2013 ([1])

L'origine delle prime microgrid risale ad alcuni decenni fa nei grandi centri medici e universitari americani dove le microreti sono state realizzate attorno a grandi impianti di cogenerazione per erogare energia ai campus soprattutto nei casi di interruzione del servizio elettrico principale. Per molti anni queste micro infrastrutture energetiche hanno rappresentato delle soluzioni di nicchia.

L'interesse verso le microreti mostrato di recente da alcuni governi (europei ed americani) e lo sviluppo di avanzate tecnologie di generazione elettrica meno inquinanti (il fotovoltaico, l'eolico, i nuovi sistemi elettrici cogenerativi CHP, CHPC, microturbine a gas, motori Stirling, cicli Rankine a fluido organico, cicli combinati gas-vapore, celle a combustibile) ha portato a un nuova affermazione delle microgrids, ritenute la soluzione tecnologica per il miglioramento dell'affidabilità energetica, dell'efficienza e della sostenibilità ambientale in quanto sistemi locali, facilmente controllabili, più sicuri e democratici.

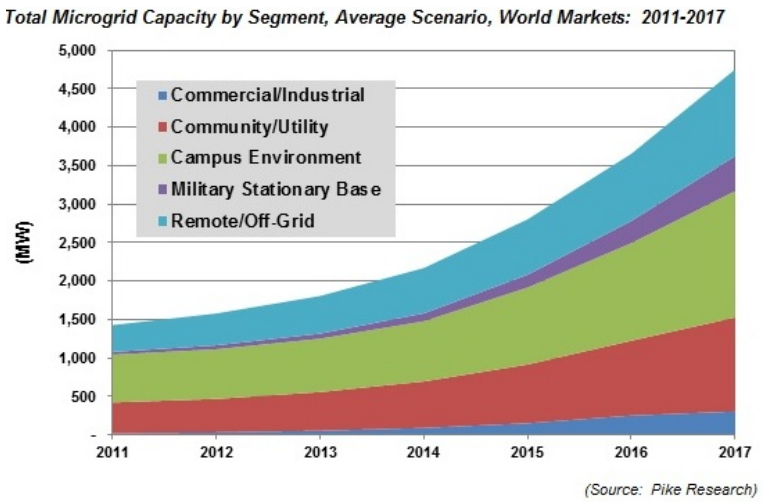



**Figura 1.2.** Capacità di generazione delle microgrid nei diversi segmenti di mercato([2])

Il settore che attualmente sta guidando maggiormente lo sviluppo delle microgrids è quello militare americano. Il Dipartimento della Difesa (DOD) americano, infatti, sta attivamente promuovendo l'installazione di microreti quale strumento per la sicurezza energetica nazionale. Secondo gli studi del DOD le microgrids consentiranno nei prossimi anni di ridurre la dipendenza dai combustibili fossili che provengono, in molti casi, da stati ostili agli interessi occidentali. Le microreti migliorano, inoltre, l'integrazione nelle reti elettriche delle fonti di produzione fotovoltaica ed eolica permettendo l'alimentazione delle basi militari a prescindere dagli eventi che si verificano sulla rete principale. Lo studio della Navigant Research [2] afferma che la capacità di generazione installata dalle microreti del Dipartimento di difesa americano raddoppierà entro il 2018 rispetto al valore del 2012 raggiungendo i 54,8

MW per le basi militari di stanza.

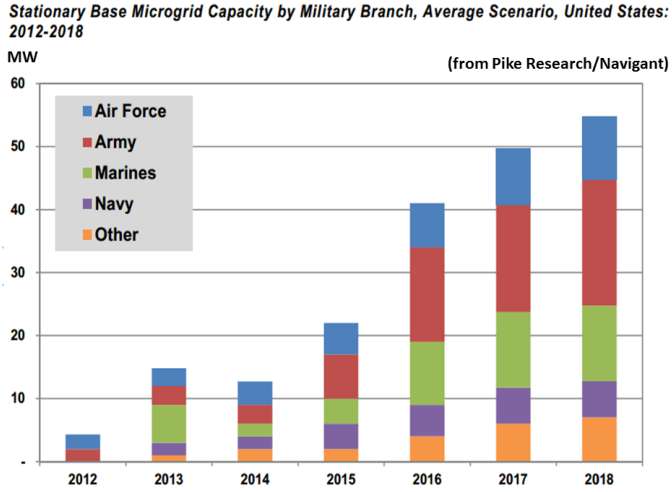



**Figura 1.3.** Capacità di generazione delle microgrid militari USA ([2])

Gli obiettivi di efficientamento energetico, differenziazione delle tecnologie di generazione, minimizzazione dei costi di gestione e miglioramento della sicurezza, conseguibili grazie ad una pervasiva diffusione di microreti, richiedono l'impiego di evoluti e tempestivi sistemi di controllo del carico elettrico su ridotte scale temporali e di sistemi di previsione della capacità elettrica generata dalle fonti rinnovabili [3]. Questi sistemi di controllo devono essere posti il piu vicino possibile alle DER da gestire per aumentare la responsività della rete, ridurre le perdite di informazioni, decentralizzare il controllo e minimizzare le possibilità di sabotaggio dovute agli attacchi informatici.

La necessità di disporre di sistemi di controllo delle DER che siano capillari e delocalizzati è resa ancora più urgente dalla progressiva diffusione dei mezzi di trasporto elettrici, che entro il 2020 passeranno dalle attuali 150 mila unità a 2,3 milioni come ipotizza il recente studio *Full Electric Vehicles* di ABI Research [4]. Le batterie dei veicoli elettrici rappresentano per la rete elettrica dei carichi aggiuntivi che devono essere adeguatamente controllate e gestita all'interno della microrete per garantirne il funzionamento ottimale ed evitare sovraccarichi ed improvvisi blackouts [5–8].

In questo contesto si sviluppa il lavoro di studio di questa tesi, che affronta la problematica di sviluppare un sistema artificiale scalabile in grado di gestire in modo

efficiente e dinamico le richieste energetiche in una microrete rispetto alle risorse disponibili, i costi e le esigenze di confort degli utenti.
Nel seguito di questo capitolo vengono presentate le caratteristiche delle microreti, un quadro dei diversi approcci alla gestione e controllo di una microrete e gli obiettivi di questo lavoro di studio.

## 1.2 Definizione di Microgrid

Una microrete (*microgrid*) è stata definita dal *Microgrid Exchange Group* del *U.S. Department of Energy* come un insieme interconnesso di carichi e di ricorse energetiche distribuite (generatori distribuiti di energia, accumulatori) che operano in modo coordinato per costituire un sistema geograficamente definito e controllabile rispetto alla rete elettrica principale [9]. Tale sistema, a seconda della capacità di generazione installata, può essere collegato o isolato dalla rete elettrica delle aziende fornitrici di energia (*utility-main grid*) per operare in modo connesso (*connected mode*) o ad isola (*island mode* o *autonomous mode*).
Le microreti collegate alla *main grid* erogano energia in parallelo ad essa e commutano nella modalità autonoma quando rilevano disturbi o malfunzionamenti della rete principale che rischiano di compromettere il fattore di PQR (*Power Quality and Reliability*) per i carichi critici. L'infrastruttura di tali microgrid comprende una serie di switch automatici (*intelligent SCR-based Static Transfer Switch*, ATS, *circuit breakers*) per sconnettere velocemente la microrete (o alcune sue sezioni) dalla rete principale e per connetterla in modo esclusivo alle DER e agli UPS disponibili.
La rapida riconfigurazione della topologia di rete consente alle Microgrid di gestire la qualità del servizio in maniera eterogenea e flessibile in funzione delle particolari condizioni di carico della microrete, della classe di priorità degli utenti utilizzatori (residenziali, commerciali, industriali) e delle particolari esigenze di PQR . Al contrario le reti degli operatori pubblici sono obbligate a garantire per tutti gli utenti utilizzatori un servizio universale e omogeneo definito dalle specifiche tecniche delle Autorità di regolamentazione nazionali (l'AEEG per l'Italia). In questo ruolo di interfaccia tra *main grid* e cliente finale, le microgrid migliorano l'affidabilità e la qualità della fornitura elettrica per i carichi critici riducendo al tempo stesso i costi

tariffari per i carichi non critici che non devono più pagare il surplus dovuto ad un elevato PQR.

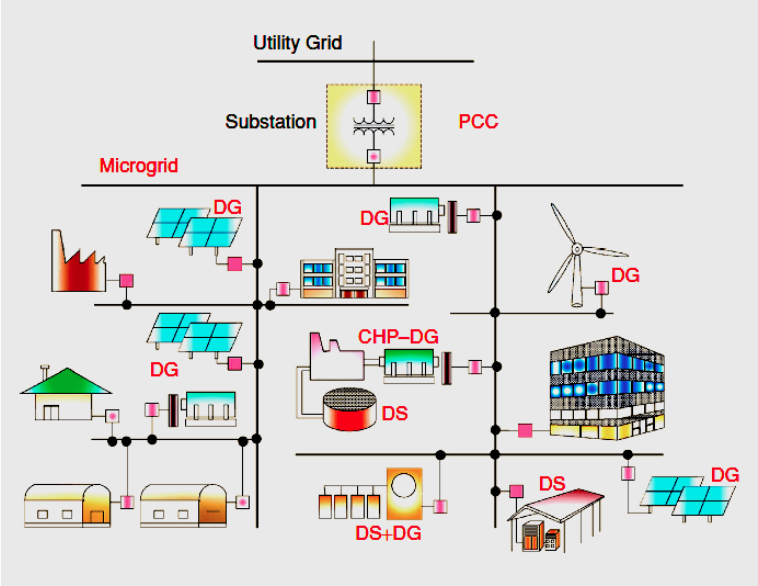



**Figura 1.4.** Configurazione tipica di una microgrid che include carichi e DER ([10])

Nel caso di funzionamento *connected mode* la microgrid è di norma situata a valle di una sottostazione della rete di distribuzione del gestore del servizio elettrico principale ed il punto di connessione è denominato *Point of Common Coupling* [10]. Il PCC, disposto in prossimità delle cabine elettriche di interconnessione a bassa tensione, comprende il complesso di interruttori, trasformatori e convertitori statici responsabili della commutazione da *connected mode* a *island mode* e si interfaccia con il sistema di controllo e gestione della microgrid.
Nel caso di funzionamento in *island mode* la microgrid non presenta un PCC ma è dotata di una struttura di controllo che deve bilanciare il carico energetico con la produzione locale di energia scollegando di volta in volta i carichi a priorità più bassa e traslando temporalmente le richieste dei carichi programmabili. Di conseguenza a seconda delle tipologie di clienti e della estensione geografica della microgrid, l'infrastruttura può includere:

- avanzati sistemi di gestione e controllo della domanda;
- reti di sensori per il monitoraggio dei parametri ambientali (temperatura,

intensità luminosa);

- tecnologie di automazione all'interno degli edifici;
- sistemi di comunicazione per lo scambio informativo con i fornitori tradizionali di energia elettrica;
- inverter dinamici per un flusso di potenza bidirezionale tra le fonti di generazione distribuite e la rete elettrica primaria;
- interruttori programmabili per connettere e disconnettere gli utilizzatori e sagomare opportunamente il profilo di carico elettrico della microgriglia.

## 1.3 DC Migrogrids

Le microreti in continua (*DC microgrids*) rappresentano il fronte piu avanzato nel panorama di sviluppo dei sistemi elettrici delocalizzati e decentralizzati, in quanto si prospettano come soluzione al problema delle perdite energetiche dovute alle conversioni AC-DC e DC-AC-DC nell'erogazione di energia a *data-center*, edifici pubblici e commerciali, abitazioni [11–18] secondo l'attuale paradigma di distribuzione.

La rete elettrica tradizionale fornisce potenza dalle centrali di produzione ai consumatori in corrente alternata, utilizzando linee di trasmissione ad alta tensione e linee di distribuzione a media e bassa tensione. D'altra parte la maggior parte dei dispositivi elettrici in uso nelle abitazioni (personal computer, sistemi home cinema, impianti Hi-FI, console per videogiochi, telefoni,fotocamere,ecc), i sistemi di illuminazione a led, i sistemi di sorveglianza, gli apparati e i sistemi di comunicazione, nonché i motori *brushless* in c.c. della trazione elettrica e i motori elettrici a velocità regolabile (*variable speed drives*) delle applicazioni di automazione e robotica industriale, necessitano di una alimentazione in continua. Questo richiede la trasformazione della corrente alternata erogata dalla rete in corrente continua tramite circuiti raddrizzatori e adattatori DC-DC con conseguenti perdite energetiche [19]. Va osservato, inoltre, che molti sistemi di generazione distribuita (fotovoltaico, celle a combustibile, output degli alternatori ad alta frequenza delle micro turbine e turbine eoliche) hanno interfacce di uscita in DC e che vengono connessi a degli

inverter per poter immettere in rete o distribuire negli impianti elettrici tradizionali la corrente prodotta.

L' energia delle fonti DER, convertita in AC, subisce una seconda trasformazione in DC per alimentare molti dei dispositivi elettronici presenti negli edifici commerciali e residenziali. Secondo un recente studio della Navigant Research [20] le perdite provocate dalle conversioni AC-DC e DC-AC-DC, unite alle regolazioni del voltaggio, ammontano fino al 30% in alcuni sistemi.

Nelle DC microgrid l'utilizzo di rettificatori ad alta efficienza [21–24] a valle della connessione (*Point of Common Coupling*) con la rete principale e l'adozione di convertitori DC-DC a diverso voltaggio per l'alimentazione delle apparecchiature elettroniche consente la riduzione delle perdite di conversione dal 30% a meno del 10%. Inoltre, la disponibilità di *boost converter DC-DC* a stato solido con efficienza superiore al 90% [25–29] permette di distribuire direttamente l'energia generata in DC dai pannelli fotovoltaici e dalle celle a combustibile eliminando completamente le perdite connesse alla duplice conversione DC-AC-DC [30–34].

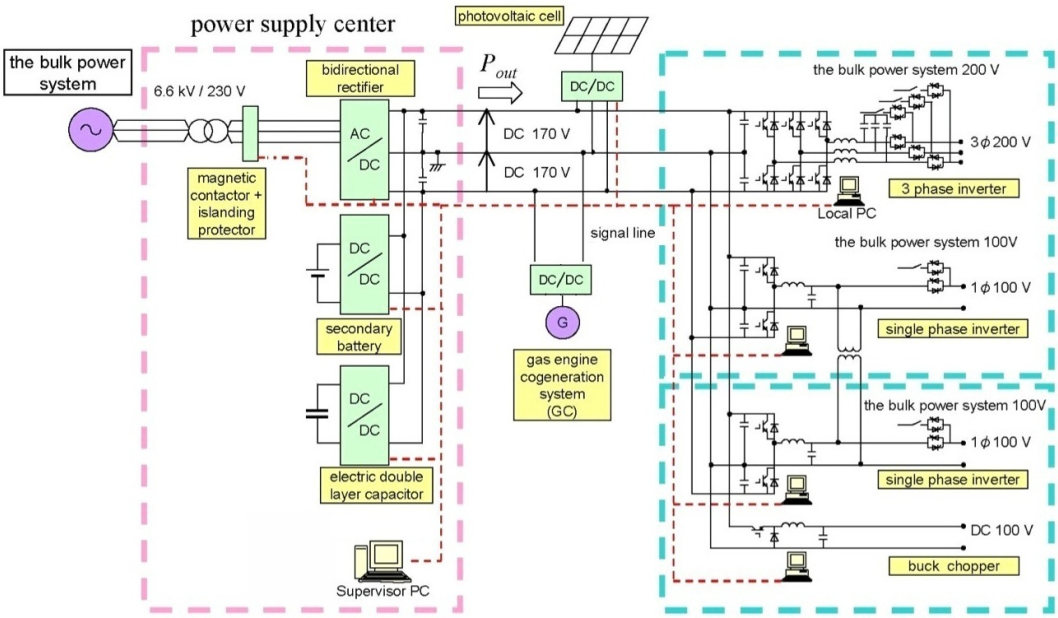



**Figura 1.5.** architettura di una microrete in continua ([31])

La distribuzione a bassa tensione in DC presenta ulteriori vantaggi quali:

- la possibilità di trasmettere una potenza superiore di quella trasmissibile in

alternata a parità di sezione e di livello di isolamento dei conduttori impiegati;

- l'assenza dell'effetto pelle e delle reattanze di linea;
- la semplificazione realizzativa degli impianti di rete per effetto di un numero minore di conduttori;
- maggiore stabilità e assenza di dispositivi di controllo e aggancio della frequenza.

In definitiva l'avvento di efficienti dispositivi di potenza a semiconduttore, la diffusione dell'elettronica di consumo e la rapida affermazione di sistemi di generazione distribuita come il solare fotovoltaico stanno portando a rivedere il modello di microreti in AC a vantaggio di microgrid in DC e di infrastrutture ibride AC/DC [35–38].

## 1.4 Tipologie di microgrids

Le microgrids possono essere inquadrate nel contesto sociale e civile riferendosi al concetto di **distretto energetico** inteso come insediamento di tipo residenziale o industriale, localizzato territorialmente, che richiede la fornitura di energia (elettrica e/o termica) per l'erogazione di una molteplicità di servizi ai suoi utenti. L'infrastruttura della microgrids di un distretto energetico si differenzia dalle reti ordinarie per la distribuzione ed utilizzazione dell'energia per l'approccio integrato che viene adottato nella progettazione di ogni suo elemento (generatori localizzati, interruttori, sensori, sistemi di protezione delle sezioni in c.c. e c.a, cablaggi, dispositivi di controllo e di interfaccia con gli utenti). Tale approccio considera la microrete un'entità unica rispetto alla rete elettrica principale da gestire e controllare attraverso una rete dati e un'architettura di elaborazione delle informazioni proprietaria.
Altro elemento caratteristico delle microgrid è l'eterogeneità del vettore energetico che può comprendere sistemi di generazione elettrica e termica strettamente correlati tra loro (sistemi di cogenerazione e trigenerazione) ad elevato rendimento.

Con riferimento al concetto di distretto energetico, inteso come entità fisica di

estensione non prestabilita a priori ma dai confini definiti, è possibile definire la microrete rispetto a tre distinti livelli di scala:

- livello della singola utenza abitativa o del singolo edificio commerciale, riferito solitamente come *nanogrids* per gli edifici energeticamente sostenibili ovvero per gli *smart building*;
- livello residenziale comprendente un numero limitato di utenze abitative e/o commerciali, riferito comunemente come *smart microgrid*;
- livello di area geografica caratterizzato da un numero di utenze elevato organizzate in più smart microreti e smart building interconnessi tra loro a formare una *smart grid*.

A livello infrastrutturale le architetture delle microgrids vengono differenziate sulla base della loro:

- struttura topologica che può essere radiale o magliata;
- numero e natura dei sistemi di generazione e dei dispositivi di accumulo eventualmente presenti;
- tipologia dei carichi (elettrici e termici) e dei rispettivi parametri di controllo.

Questi parametri vengono utilizzati in[39] per distinguere ulteriormente le microreti in:

- infrastrutture a servizio di edifici e complessi industriali, residenziali o ospedalieri con carichi inferiori a ai 2MW (denominate *single facility microgrids*); queste microreti presentano sistemi di generazione dell'energia e dispositivi di controllo della frequenza e dei livelli di tensione capaci di garantire una elevata qualità e continuità della fornitura elettrica soprattutto nel passaggio dalla modalità *grid-connected* a quella *island*;
- infrastrutture che alimentano agglomerati di edifici (campus biomedici, campus universitari, basi militari), con carichi compresi tra 2 e 5 MW (denominate *multiple facility microgrids*);

- insiemi di microgrids di tipo *single facility* o *multiple facility microgrids* connesse secondo una topologia che vede ogni microrete gestire carico, generazione e accumulo all'interno di un ramo (*feeder*) per potenze comprese tra i 5 e 20 MW (denominate *feeder microgrids*); le *feeder microgrids* sono generalmente sotto il controllo di aziende private, municipalizzate o cooperative e consentono di migliorare la qualità e la disponibilità di energia su scala locale isolando i diversi *feeder* della microrete dalla *main grid* in presenza di disturbi;

- infrastrutture che gestiscono produzione e carico di unità connesse ad una sottostazione di una rete elettrica principale per potenze complessive superiori ai 20MW( *substation microgrids*); queste microreti possono includere le precedenti tipologie e vengono progettate con gli stessi criteri delle *feeder microgrids*.

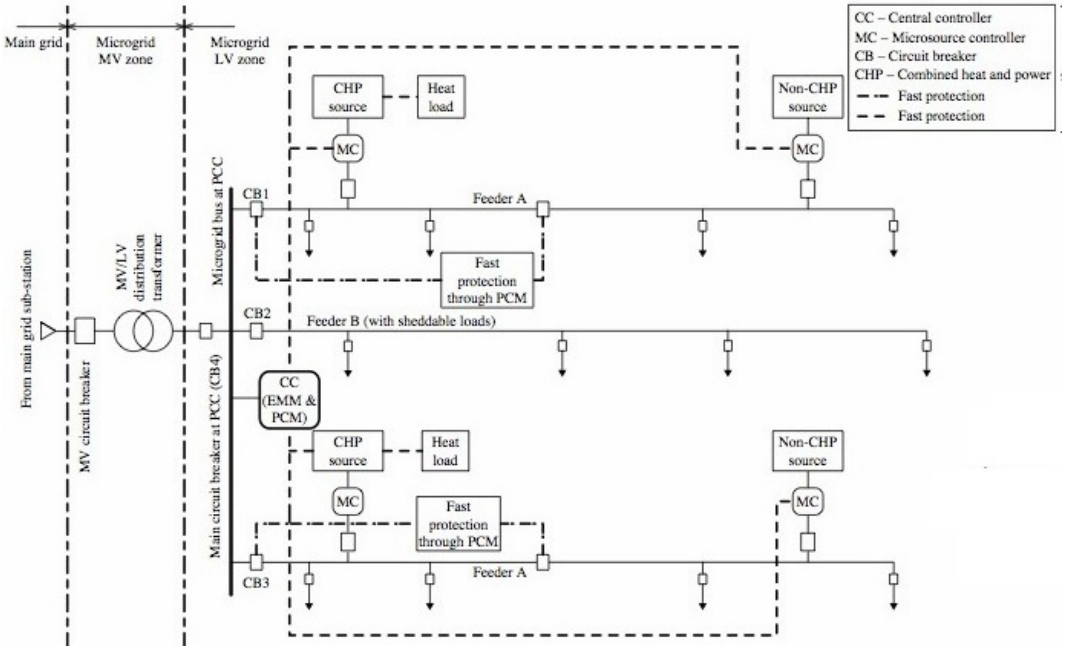



**Figura 1.6.** architettura di una tipica *feeder microgrid [40]*

Ciascuna delle precedenti topologie di rete presenta specifici requisiti di progettazione per quanto concerne i sistemi localizzati di produzione di potenza e gli apparati di controllo e gestione dei flussi energetici. Ogni tipologia richiede un livello di astrazione distinto per la rappresentazione del suo modello, ad esempio per una single facility microgrid non è essenziale rappresentare le perdite di rete mentre per

una *multiple facility microgrids* può essere diventare importante rappresentare le perdite ohmiche e le numerose non linearità introdotte dagli apparati elettrici.
La topologia radiale è la struttura più diffusa di microgrid a livello di rete di distribuzione in BT; in questo caso i feeder ( che ospitano diversi tipi di carico, dispositivi di accumulo e/o generatori) vengono connessi ad una stazione di Bassa Tensione dotata di un trasformatore in grado di gestire potenze comprese tra qualche kVA a 1 MVA. Ciascun *feeder* è poi dotato di circuiti di protezione in corrente, interruttori automatici [41, 42] per isolarlo in caso di sovraccarichi e comportamenti elettrici anomali.

## 1.5 Gestione e controllo di una microgrid

Nelle microreti l'uso di interfacce elettroniche di potenza [43–47] per interconnettere i diversi componenti (DG, DS, DCL, ACL) alla infrastruttura abilita l'ottimizzazione digitale nella gestione e distribuzione dell'energia [48–53]. Inoltre, l'implementazione di protocolli di comunicazione wireless e Internet sui dispositivi domestici e gli smart meter rende possibile la partecipazione informata degli utenti al mercato elettrico e la definizione in tempo reale di strategie di tariffazione dinamica per favorire il bilanciamento tra produzione e domanda [54–58].
In letteratura il problema del controllo e della gestione energetica all'interno di una microrete viene affrontato da diverse prospettive che inquadrano le funzionalità e gli obiettivi secondo una struttura gerarchica dedotta dallo standard ANSI/ISA-95 [38, 59, 60].
Le funzioni svolte da ciascun livello possono sono sintetizzate come segue:

- *il livello 0* (o *inner control loop*) si occupa della regolazione dei livelli di tensione e di corrente nella connessione dei sistemi DG e DS alla rete tramite convertitori con circuiti di *feedback* di tipo lineare e non lineare [61–63];

- *il livello 1* (o *primary control*) gestisce le variazione di potenziale e/o di frequenza lungo le linee dovute all'assorbimento di potenza attiva per i sistemi DC ovvero di potenza attiva e reattiva nei sistemi AC; può includere i circuiti ( power/voltage drop control circuits, power/frequency drop control circuits)

responsabili della stabilizzazione e sincronizzazione dei parametri di rete nella transizione da *connected mode* a *island mode* [64–66];

- *il livello 2* (o *secondary control*) è responsabile del monitoraggio della tensione e frequenza nella microrete e della segnalazione per disconnettere/connettere la microgrid alla rete principale; solitamente è gestito dal controllore della microgriglia MGCC (*microgrid central controller* che invia i segnali di sincronizzazione ai circuiti di *power/voltage drop control* e *power/frequency drop control* del livello primario [67–69];

- il livello 3 (o *tertiary control*) razionalizza il flusso energetico tra la microgrid e la rete principale e tra gli elementi costituenti la microrete in funzione di prefissati obiettivi economici, tecnici ed ambientali e delle condizioni del mercato elettrico[52, 70–81]; a questo livello sono di norma implementati i metodi e i programmi di gestione della domanda (*demand management*) che tentano di modificare l'entità del consumo elettrico nel tempo per il miglioramento del *welfare* sociale e la massimizzazione dei benefici per i consumatori e/o i gestori della rete.

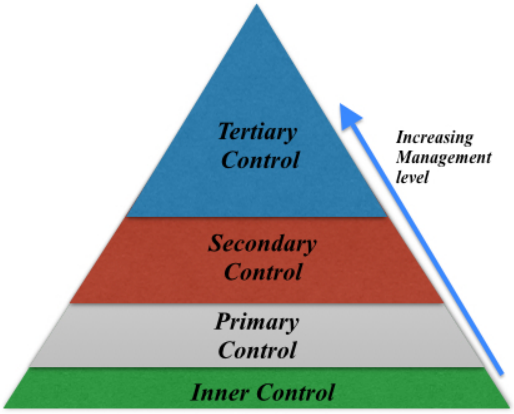



**Figura 1.7.** Strutturazione gerarchica del sistema di gestione di una microrete [60]

### 1.5.1 Sistemi di intelligenza artificiale per la *gestione energetica*

Recentemente sono stati presentati diversi lavori scientifici inerenti la definizione di sistemi e tecniche *di intelligenza artificiale* per la gestione ottimale degli scambi di energia in una microrete [75–81]. Una parte predominante di questi studi si è concentrata sui sistemi di gestione automatica della domanda che stanno divenendo, per i gestori delle microreti, una delle risorse preminenti cui affidarsi per mantenere l'affidabilità delle loro infrastrutture, rispettare le normative ambientali e fronteggiare la pressione economica di un mercato elettrico liberalizzato.
Nel seguito vengono presentati alcuni dei lavori più recenti utili a delineare il contesto scentifico in cui collocare il presente lavoro di tesi.

In [76] G.Celli sviluppa un *EMS* (*energy management system*) basato sull'utilizzo di una rete neurale stratificata *feed-forward multi-perceptron* ad un solo strato nascosto che prevede su base oraria l'energia prodotta dai diversi sistemi di generazione distribuita e minimizza il costo energetico complessivo. La rete determinando quale debba essere il dispacciamento ottimale per l'energia prodotta dai vari generatori all'interno della rete. Gli ingressi della rete neurale sono costituiti dalle capacità di potenza nominale dei generatori, il prezzo di vendita e di acquisto dell'energia (*Italian Power EXchange data*), le condizioni meteorologiche, il carico elettrico e termico. Assumendo l'asse temporale segmentato in intervalli di ugual durata, la rete neurale fornisce come output la potenza che deve essere prodotta da ciascuna sorgente di energia rinnovabile e il valore di una variabile booleana che stabilisce se la microrete deve acquistare o vendere energia in un determinato intervallo temporale.

Lo studio di Celli è ripreso da Jaganmohan Reddy in [77] che utilizza le funzionalità di una architettura distribuita di reti neurali *multi-layer feed forward* per prevedere sia il carico che la disponibilità di risorse energetiche di un insieme interconnesso di microreti in diversi tipi di scenario (giornaliero, stagionale, annuale). I predittori MLFFNN adoperano i dati di consumo elettrico, temperatura, irradianza e velocità del vento rilevati dai dispositivi di monitoraggio delle microreti.

Le stime su base oraria di temperatura, domanda elettrica, generazione elettrica fotovoltaica ed eolica di ogni area geografica alimentata da una microrete sono utilizzate da un sistema di gestione energetica globale (EMS) per pianificare l'accumulo

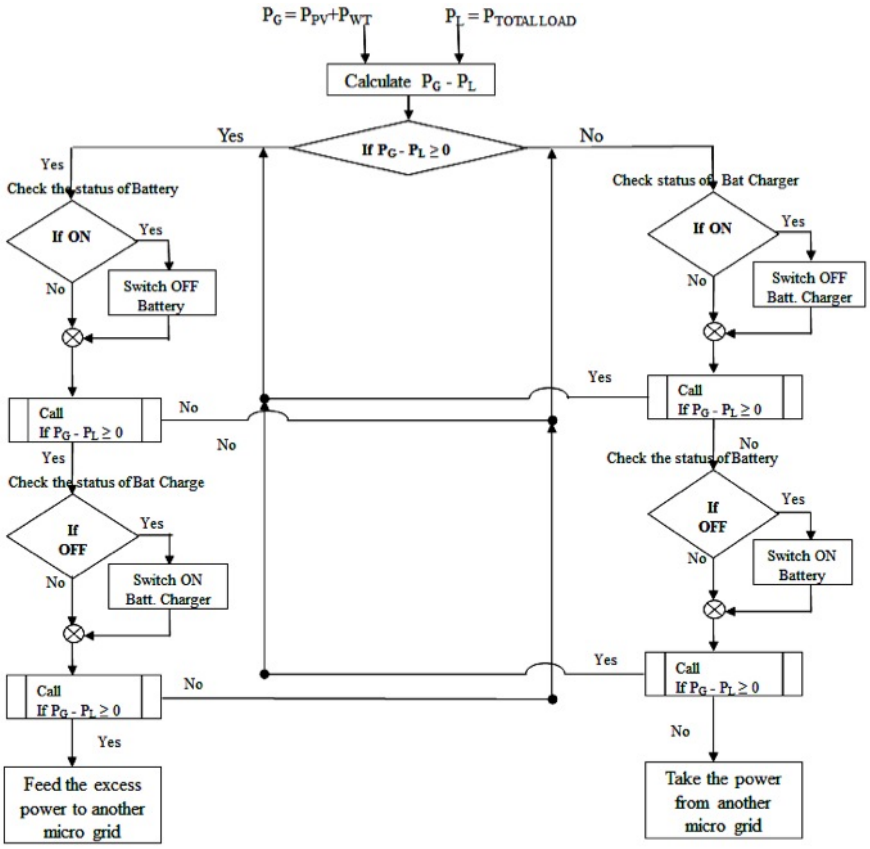



**Figura 1.8.** Logica del controllore locale della microgrid ([77])

e le transizioni di energia elettrica tra microgrid vicine e/o la rete principale. Nel sistema di Reddy ogni microrete dispone di:

- un predittore intelligente (*Intelligent Predictor*) costituito da 4 reti neurali MLFFNN;
- una rete di sensori per il monitoraggio dei dati in tempo reale (*Reat Time monitoring Data*);
- un controllore locale della microrete che verifica le condizioni di bilanciamento, sovrapproduzione o deficit di potenza per decidere se importare o esportare energia dalle microreti vicine.

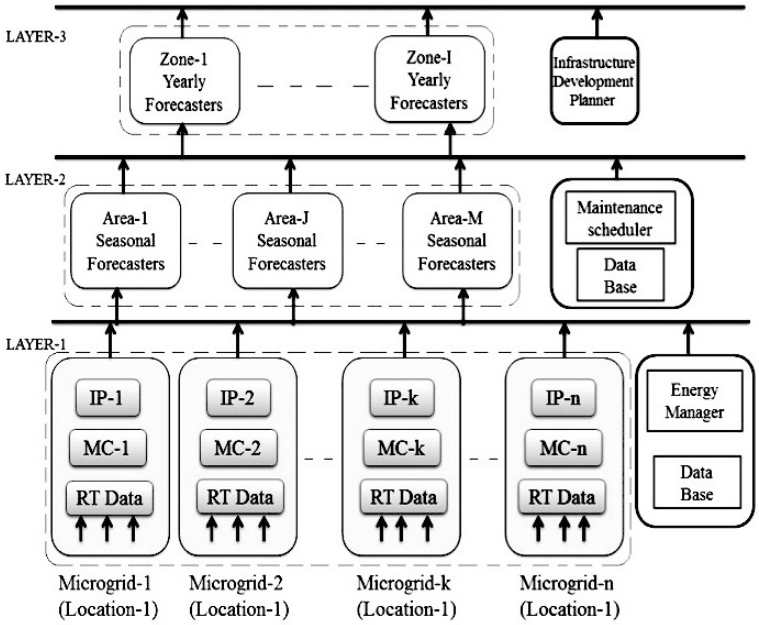



**Figura 1.9.** Architettura del sistema di reti neurali proposto da Reddy ([77]) per la gestione degli scambi energetici tra un insieme di microgrids

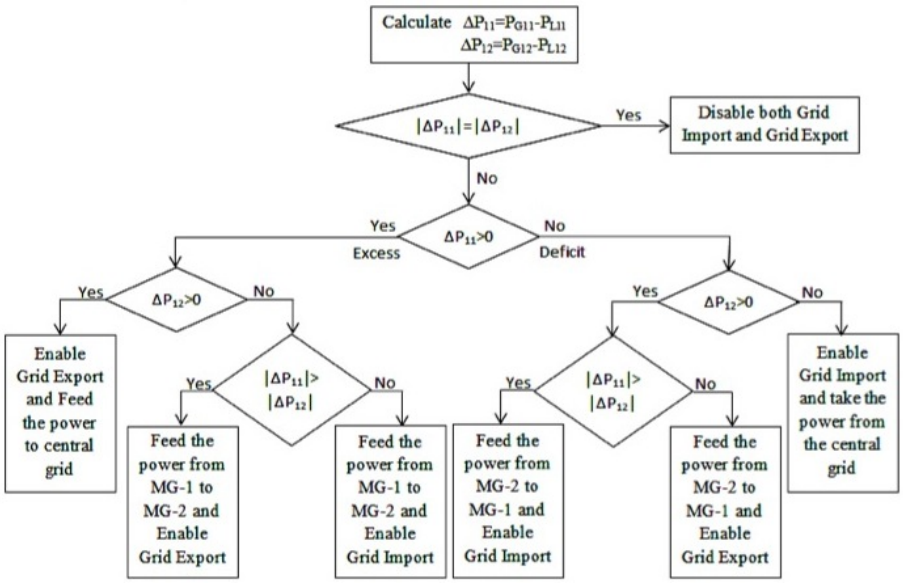



**Figura 1.10.** Logica di controllo del EMS per le microreti MG-1 e MG-2 con capacità di generazione $P_{G_{11}}, P_{G_{12}}$ e di carico $P_{L_{11}}, P_{L_{12}}$ in Reddy ([77])

Un approccio diverso è quello seguito da Chaoachi in [78], che propone un sistema di ottimizzazione energetica multiobiettivo MIEM basato sulla soluzione di un problema di programmazione lineare per minimizzare i costi operativi e l'impatto ambientale della microrete salvaguardando il valore atteso del ciclo di vita dei dispositivi di accumulo. L'elemento chiave del sistema MIEM (schematizzato in Fig.1.11) è la stima del carico elettrico e dell'energia rinnovabile prodotta nelle 24 ore da celle a combustibile (*fuel cells*), microturbine (*single-shaft microturbine*) e pannelli fotovoltaici attraverso un *framework* eterogeneo di reti neurali (*neural network ensemble*).

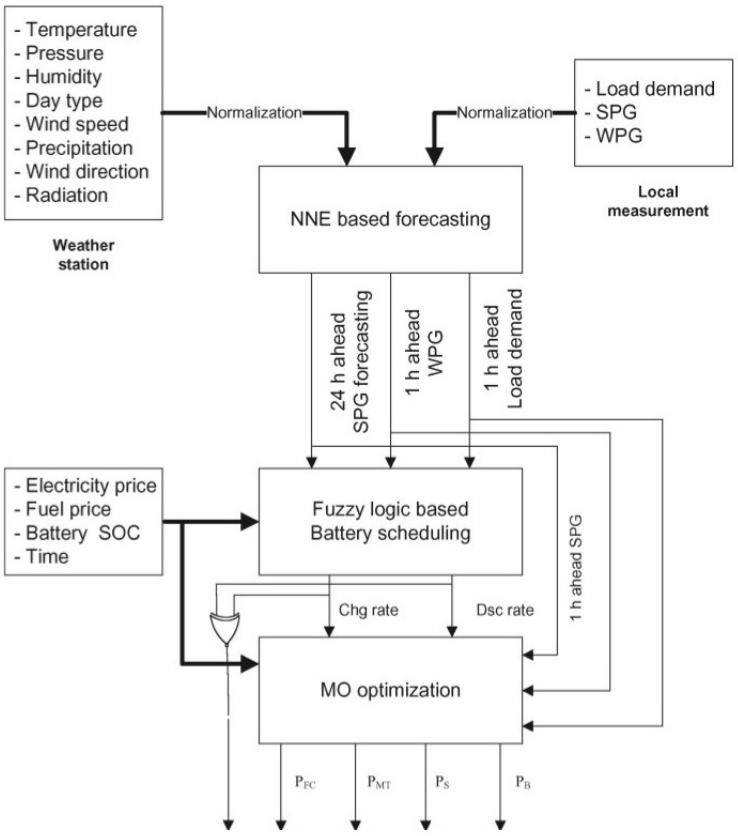



**Figura 1.11.** Struttura del sistema di gestione energetica MIEM proposto da Chaoachi [78]

I parametri del sistema neurale vengono settati tramite uno metodo di apprendimento a correlazione negativa che aggrega le uscite di tre diversi sistemi di predizione neurale (MLPNN, RBFNN, RNN). Il sistema di gestione energetica della microrete

presuppone la temporizzazione delle fasi di carica e di scarica di dispositivi al piombo-acido attraverso un sistema fuzzy che decide il tasso di carica e/o scarica in funzione del SOC, del prezzo dell'energia, della stima della potenza generata dalla sorgente fotovoltaica ed eolica. L'output del MIEM è il vettore delle potenze $\mathbf{P} = [P_1, P_2, ..., P_N]$ che devono essere generate dalle DER della microrete per bilanciare il carico (eq.1.1) e minimizzare i due funzionali in (1.2) e (1.3) che rappresentano rispettivamente il costo e l'entità delle emissioni di gas inquinanti ($NO_x$, $CO_2$, $SO_2$).

$$\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M} P_i + P_{PV} + P_{batt} + P_B - L - P_S = 0 \tag{1.1}$$

$$f_1(\mathbf{P}) = \sum_{i=1}^{K} FC_i \cdot P_i + P_b \cdot P_B + M_i \cdot P_i - P_s \cdot P_S \tag{1.2}$$

$$f_2(\mathbf{P}) = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M} EF_{ij} \cdot P_i + GEF \cdot P_B - \big(GEF - MGEF\big) \cdot P_S \tag{1.3}$$

Il lavoro di Q.Deng [79] analizza il problematica del dispacciamento ottimale in una microrete composta da microturbine eoliche, pannelli fotovoltaici e sistemi di cogenerazione e la formalizza come un problema di ottimizzazione multiobiettivo da risolvere tramite un algoritmo genetico. Le funzioni obiettivo rappresentano il costo economico e l'impatto ambientale nel soddisfacimento della domanda di energia elettrica e termica nell'ipotesi che la microgrid operi in *connected mode*.
Il sistema EMS si prefige di determinare lo schema di dispacciamento delle risorse distribuite sugli intervalli $\Delta T$ di una finestra temporale di $24h$, ovvero le potenze elettriche $P_i$ che le DER devono rendere disponibili per ciascun intervallo $\Delta T$.
Nel funzionale del costo economico, espresso dalla (1.4), sono trascurate le spese di mantenimento dei pannelli fotovoltaici e delle microturbine eoliche mentre si considerano i costi di esercizio e mantenimento delle celle a combustibile e delle turbine, rispettivamente $C_{FC}$, $OM_{FC}$, $C_{MT}$, $OM_{MT}$. La funzione di costo include anche le spese per l'acquisto di elettricità ($BC$) e i ricavi derivanti dalla vendita

dell'energia elettrica ($SE$) al gestore della rete principale a tariffe comunicate giornalmente tramite la rete dati bidirezionale.

$$\begin{aligned} C(P) &= \sum_T (C_{FC} + C_{MT} + OM_{MT} + OM_{MT} + BC - SE) \\ C_{FC} &= C_{nl} \sum_j \frac{P_j}{\eta_i} * \frac{1}{LHV} \\ C_{MT} &= C_{nl} \sum_r \frac{P_r}{\eta_i} * \frac{1}{LHV} \end{aligned} \tag{1.4}$$

Nella (1.4) $C_{nl}$ è il prezzo del gas mentre LHV il potere calorifero del combustibile e $\eta_i$ l'efficienza della cella a combustibile o della microturbina. Lo studio di Q.Deng considera i costi di mantenimento $OM_{MT}$ e $OM_{FC}$ proporzionali alla potenza generata, mentre assume che l'impatto ambientale della microrete sia valutabile tramite la funzione di costo (1.5), in cui $\alpha_i$,$\beta_i$,$\gamma_i$ e $theta_i$ sono parametri noti,specifici delle microturbine e delle celle a combustibile adottate.

$$E(P) = \sum_{i=1}^{N} 10^2(\alpha_i + \beta_i P_i + \gamma_i P_i^2) + \delta_i exp(\theta_i P_i) \tag{1.5}$$

L'algoritmo genetico, che utilizza le tecniche del ranking basato sul concetto di*Pareto dominanza* e il meccanismo del *nitching* per individuare il fronte di Pareto mantenendo la diversità tra gli individui della popolazione, consente di determinare per le diverse DER le condizioni di funzionamento ottimali ($P_i$) che minimizzano i due funzionali di costo (1.4) e (1.5).

Lo studio di Samadi [80] presenta un sistema di gestione del carico elettrico residenziale che incoraggia gli utenti a spostare nel tempo i propri consumi tramite una strategia di tariffazione dinamica intelligente (*smart pricing*) che combina la politica di tariffazione RTP con quella IBR. La strategia RTP (*real time pricing*) fissa il prezzo dell'elettricità in modo da riflettere le fluttuazioni del costo all'ingrosso dell'energia elettrica, pertanto la tariffa per il consumatore sarà più elevata in corrispondenza delle ore di picco della domanda di carico della rete. La strategia IBR (*inclining block rates*) cerca di contrastare la concentrazione dei consumi nelle fasce orarie di minor prezzo innalzando la tariffa applicata al consumatore quando il suo consumo supera una determinata soglia per una certa fascia oraria. Nel lavoro

di Samadi la combinazione delle due strategie di tariffazione è espressa tramite una funzione di prezzo orario $\lambda_t$ che tiene conto del consumo totale di potenza $l_t$ dell'unità residenziale nell'unità di tempo come indicato dalla (1.6):

$$\lambda_t(l_t) = \begin{cases} m_t & \text{se} \quad 0 \leq l_t \leq b_t \\ n_t & \text{se} \quad l_t > b_t \end{cases} \tag{1.6}$$

con $m_t$, $n_t$ e $b_t$ parametri predeterminati dal gestore della rete. Il sistema di gestione e controllo del carico, presente in ogni unità residenziale, riceve le richieste di consumo di elettricità da parte dei dispositivi dell'utente e ne pianifica l'esecuzione in modo da minimizzare la fattura energetica pagata dall'utente. Nel processo di decisione vengono tenute in conto le caratteristiche di funzionamento del dispositivo, quali la possibilità di rinviare nel tempo l'inizio della sua attività e/o la possibilità di sospendere più volte l'esecuzione del suo compito e completarlo negli intervalli di tempo successivi.

In [81] Lagorse considera il problema del controllo di una microrete ibrida composta da celle fotovoltaiche, celle a combustibile, carichi generici e un super capacitore e propone un sistema di gestione del flusso di energia basato sulla tecnologia multiagente. La microrete in questo caso non presenta un sistema di controllo globale ma è modellata come un insieme di entità indipendenti che interagiscono tra loro in modo collaborativo e competitivo perseguendo ognuno degli obiettivi parziali. Ciascun agente ha una logica di funzionamento basata su uno specifico modello fuzzy e non comunica direttamente con gli altri agenti ma scambia informazioni sull'ambiente circostante utilizzando il principio della *blackboard*. Ogni agente ha pertanto i permessi di accesso in scrittura ad una memoria condivisa che può essere letta da tutti gli altri agenti per prendere le decisioni riguardo gli scambi energetici secondo le specifiche regole fuzzy della risorsa modellata. Ad esempio l'agente che gestisce le celle fotovoltaiche è progettato per consentire la massima erogazione di potenza tramite l'esecuzione di un algoritmo MPPT.

Invece il funzionamento dell'agente che controlla i dispositivi di accumulo rispetta le seguenti regole:

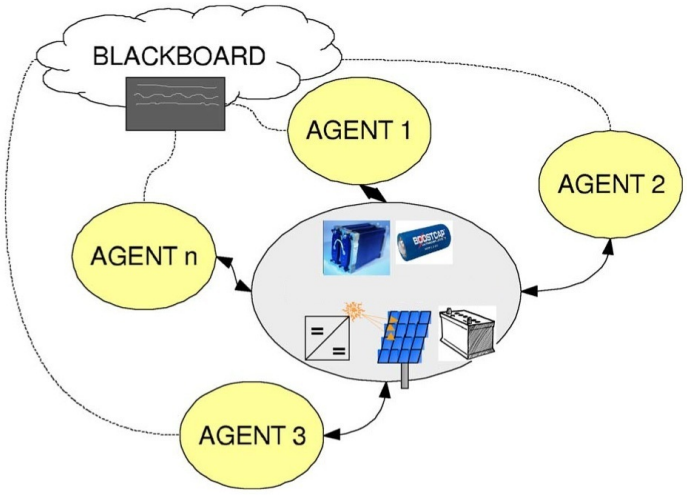



**Figura 1.12.** Sistema di gestione energetica multiagente proposto da Lagorse [81]

- carica la batteria quando è presente energia disponibile, ovvero rivelata una tensione elevata sulla linea di interconnessione;
- scarica la batteria quando il suo stato di carica è elevato e viene rilevata una tensione bassa sulla linea di interconnessine;
- protegge il dispositivo da profondi stati di scarica
- tiene conto tramite il meccanismo della *blackboard* dello stato di carica degli altri dispositivi di accumulo scambiando con i loro agenti informazioni sulla potenza massima accumulata e sul loro stato di funzionamento (batteria danneggiata o in fase di ricarica);
- acquisisce informazioni sulla potenza prodotta e sulla potenza necessaria per soddisfare il carico per valutare la quantità massima di potenza che può essere prelevata in fase di ricarica $MAX_{Charge}$ definita dalla (1.7) con $W_i \in \{0, 1\}$.

$$MAX_{Charge} = \frac{P_{max}}{\sum_i^n P_{max_i} * W_i} * (P_{prod} - P_{cons}) \tag{1.7}$$

Per quanto riguarda l'agente che coordina le celle a combustibile questo attiva il funzionamento della cella solo quando l'energia erogata dai pannelli fotovoltaici e dai dispositivi di storage non è sufficiente a soddisfare le necessità energetiche della microrete. In [81] l'agente della cella a combustibile valuta la quantità

$(P_{prod} + P_{acc} - P_{load})$ e se questa è negativa attiva la cella in modo che eroghi esattamente la quantità necessaria al raggiungimento del bilanciamento energetico ovvero $P_{FC=}P_{prod} + P_{acc} - P_{load}$. La cella continuerà a funzionare fino a quando risulterà positivo il fabbisogno energetico per il successivo arco di dieci ore espresso dalla condizione $EN = \int_{h-24}^{h-14} P_{cons} - P_{prod} \geq 0$.

## 1.6 Obiettivi e organizzazione della tesi

Il presente lavoro di tesi analizza la tematica della gestione degli scambi energetici in una microgriglia dal lato utente andando a studiare le tecniche algoritmiche che sono necessarie allo sviluppo di un sistema automatico in grado di contemperare insieme sia le esigenze degli utilizzatori dell'energia elettrica che quelle del gestore della microgriglia.
Il presupposto è la possibilità di incrementare l'efficienza e l'affidabilità della microgrid, a parità di carico elettrico giornaliero e di quantità di energia prodotta dalle sorgenti rinnovabili, attraverso il modellamento ottimale del profilo di carico della microrete. Questo è ottenuto tramite lo spostamento delle attività non interrompibili dai periodi ad alto consumo energetico a quelli a basso consumo e l'individuazione della sequenza ottimale di attivazioni successive per gli apparati che svolgono compiti temporalmente interrompibili.
Al fine di ottenere un sistema modulare e scalabile il problema è stato analizzato su tre diversi livelli di risoluzione: quello di una singola unità abitativa, quello di un'area residenziale e quello di una regione geografica.
L'obiettivo è stato ottenere un sistema di controllo della domanda nella microgrid che fosse automatico,veloce e flessibile rispetto alle esigenze degli utenti e del gestore. Le strategie di controllo individuate si basano sulle tecniche di intelligenza computazionale per la soluzione di problemi NP complessi e si prefiggono diversi obiettivi:

- la minimizzazione dei costi connessi alla capacità di generazione della microgriglia attraverso la riduzione del peak-to-average-ratio della curva di carico;

- la riduzione della fattura energetica pagata dagli utenti nel caso di costo dell'energia variabile durante la giornata tutelando le sue esigenze di confort;
- l'utilizzazione ottimale dell'energia da fonti rinnovabili.

Il lavoro ha poi considerato le modifiche da apportare al sistema di gestione della microgriglia per incentivare gli utenti ad assumere comportamenti energeticamente virtuosi qualora si disponga di informazioni sul profilo di consumo degli utenti appartenenti alle aree residenziali del distretto servito dalla micogrid. A tale fine si è previsto di includere nel sistema di gestione della microgriglia un sistema di classificazione automatica dei profili energetici degli utenti che modula i costi dell'energia per ciascun utente in funzione delle caratteristiche del suo profilo.

La struttura della tesi è stata organizzata in modo da presentare:

- nel Capitolo 1 una analisi dello scenario di riferimento in cui si collocare questo lavoro e una analisi dei metodi sviluppati in letteratura per trattare la stessa tematica;
- nel Capitolo 2 una sintesi delle tecniche di ottimizzazione multiobiettivo che sono state studiate ed implementate in questi anni di dottorato per affrontare il problema dell'efficientamento energetico di una microgrid;
- nel Capitolo 3 lo sviluppo del sistema per la gestione energetica della nano-grid di una unità abitativa;
- nel Capitolo 4 lo sviluppo del sistema centralizzato per l'ottimizzazione del carico di una microgrid di un'area residenziale;
- nel Capitolo 5 un sistema di gestione della domanda che include una tariffazione dinamica basata anche sulla profilazione dei pattern di consumo degli utenti residenziali.

Infine in appendice sono brevemente sintetizzati altri lavori di studio svolti durante il periodo di dottorato che hanno riguardato l'utilizzo di metodologie e tecniche automatiche artificiali per il clustering delle immagini e dei video, la valutazione oggettiva della qualità delle immagini e l'inpainting.

# Capitolo 2

# Tecniche euristiche di Ottimizzazione Multiobiettivo

## 2.1 L'ottimizzazione multi-obiettivo

La maggior parte delle discipline che modellano sistemi fisici tratti dal mondo reale deve risolvere problemi con molteplici obiettivi e criteri di valutazione. Questo ha motivato la comunità scientifica a sviluppare algoritmi di ottimizzazione multi-obiettivo che permettessero di giungere alle soluzioni in modo efficace e con il minimo onere computazionale.

I problemi di ottimizzazione multi-obiettivo consistono in una serie di funzioni obiettivo che occorre minimizzare o massimizzare contemporaneamente in presenza di vincoli e condizioni al contorno. La determinazione della soluzione diventa particolarmente complessa quando gli obiettivi non sono commensurabili tra loro e/o sono addirittura in conflitto.

La natura *multicriteria* di questi problemi di ottimizzazione rende pertanto necessario ridefinire il concetto di ottimalità di una soluzione dando origine al concetto di *ottimo secondo Pareto* (ottimo paretiano). A differenza dell'ottimizzazione a singolo obiettivo, i problemi multi-obiettivo non sono caratterizzati da un'unica soluzione migliore (*ottimo globale*) ma da un insieme di soluzioni ottimali che corrispondono ai possibili *trade-off* tra i diversi criteri del problema multi-obiettivo indagato.

La finalità degli algoritmi di ottimizzazione multiobiettivo è esattamente quella di

individuare tutte queste soluzioni di *trade-off* in modo da offrire ai progettisti dei sistemi la possibilità di esplorare e valutare diverse scelte ottimali (*set ottimale di Pareto*).

Ogni soluzione del set ottimale di Pareto ha la caratteristica di non essere dominata da nessuna altra soluzione del problema in esame, ovvero nello spazio di ricerca delle funzioni obiettivo nessun altra soluzione è completamente migliore di quella di Pareto. Ad esempio in un problema di ottimizzazione della sagoma di un oggetto, le diverse soluzioni ottimali di Pareto corrispondono a configurazioni della struttura che hanno uguale forma fisica ma diverse proprietà.

La soluzione dei problemi di ottimizzazione multi-obiettivo può essere svolta in diversi modi. Il più semplice è quello di costruire una singola funzione *meta-obiettivo* come somma ponderata dei singoli obiettivi e adottare i metodi classici di ottimizzazione (*dynamic programming, linear programming, non linear programming*) per determinare la soluzione ottima [82, 83].

Questo approccio non è accettabile quando si hanno obiettivi contrapposti e risulta limitato dalla difficoltà di scegliere in modo adeguato il valore dei pesi. L'ottimizzazione della funzione meta-obiettivo con i metodi tradizionali (DP,LP,NLP) ha inoltre come esito una singola soluzione ottimale sul fronte di Pareto. Questa soluzione dipende dalla scelta dei pesi, per cui per trovare il set ottimale di Pareto occorre reiterare il procedimento numerose volte esplorando tutti i possibili valori dei pesi. Tale metodologia è ovviamente poco praticabile, per tale ragione gli algoritmi di ottimizzazione tradizionali vengono modificati in modo da apprendere il valore dei pesi da adottare nelle iterazioni successive dagli esiti delle iterazioni passate.

Il limite di questo procedimento è quello di non riuscire a determinare le soluzioni di Pareto che cadono in regioni non convesse o non connesse dello spazio delle funzioni obiettivo [84].

Un approccio differente alla soluzione dei problemi di ottimizzazione multi-obiettivo è quello fondato sulle tecniche meta-euristiche come l'intelligenza di gruppo (*swarm intelligence*) e gli algoritmi genetici (*evolutionary algorithm*) [85–88].

Gli algoritmi genetici vengono applicati con successo sia ai problemi mono-obiettivo che multi-obiettivo per la facilità con cui permettono di gestire le funzioni non lineari

e non-convesse che caratterizzano i modelli dei sistemi fisici tratti dal mondo reale. Rispetto alle tecniche di ottimizzazione classica gli algoritmi evolutivi hanno il vantaggio di usare un metodo stocastico di esplorazione dello spazio delle soluzioni delle funzioni obiettivo generando ad ogni iterazione una popolazione di soluzioni diversa. Inoltre ad ogni iterazione questi algoritmi forniscono una molteplicità di soluzioni non dominate, ovvero Pareto-ottimali [84].
La natura stocastica della logica di funzionamento degli algoritmi genetici permette di superare i problemi di ottimo locale delle funzioni obiettivo e di determinare le soluzioni di Pareto in qualunque punto dello spazio di ricerca, comprese le regioni non connesse.
In letteratura sono stati proposti diversi algoritmi genetici con il fine di ottenere soluzioni ottimali ben distribuite su tutto il fronte di Pareto, tra questi i metodi che hanno avuto maggiore successo sono le tecniche che implementano il meccanismo dell'elitismo quali il SPEA [89], il PAES [90] e NSGA-II [91].
Tra le tecniche di *swarm intelligence*, l'algoritmo del Particle Swarm [92] si è affermato per la sua capacità di risolvere efficientemente ed efficacemente numerosi problemi di ottimizzazione a singolo obiettivo. L'elevata velocità di convergenza del PSO, dovuta alla sua capacità di ricerca locale e globale, ha spinto i ricercatori ad estendere questa tecnica ai problemi di ottimizzazione multiobiettivo come risulta dalle numerose applicazioni dell'ottimizzazione multi-obiettivo basate sul PSO (MOPSO) [93, 94].
Nel seguito di questo capitolo viene prima introdotto il formalismo matematico per trattare un MOP, successivamente sono presentate le metodologie euristiche impiegate in questo lavoro di tesi per risolvere il problema dell'ottimizzazione energetica in una microgrids.

## 2.2 Formalismo matematico di un MOP

La definizione matematica formale di un problema multi-obiettivo (MOP) è importante per fornire una descrizione dei diversi algoritmi di ricerca delle soluzioni ottimali.
Il problema di ottimizzazione multi-obiettivo può essere definito [85] come il problema

di trovare "*un vettore di variabili di decisione che soddisfi i vincoli e ottimizza una funzione vettoriale i cui elementi rappresentano le funzioni obiettivo.*"
Queste funzioni costituiscono una descrizione matematica dei criteri di valutazione delle prestazioni che di solito sono in conflitto tra loro. Quindi, il termine 'ottimizzare' significa *trovare una soluzione che dia per tutte le funzioni obiettivo valori accettabili per il decisore.*

Le variabili di decisione rappresentano le grandezze di cui occorre scegliere i valori ottimali in un problema di ottimizzazione. Queste vengono indicate come $x_j$, per $j = 1, 2, ..., n$ e definiscono il *vettore di decisione* $\mathbf{x}$.

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ . \\ . \\ x_n \end{pmatrix} \tag{2.1}$$

I problemi di ottimizzazione presentano solitamente dei vincoli imposti dalle particolari caratteristiche dell'ambiente e dalle risorse disponibili. Questi vincoli limitano il sottospazio delle soluzioni che possono essere ritenute accettabili e descrivono le dipendenze tra le variabili decisionali e i parametri del problema di ottimizzazione esaminato. Essi vengono formalmente espressi tramite disuguaglianze e/o uguaglianze matematiche come:

$$g_i(\mathbf{x}) \leq 0 \quad i = 1, ..., m \tag{2.2}$$

$$h_j(\mathbf{x}) = 0 \quad j = 1, ..., p \tag{2.3}$$

Il numero di vincoli di uguaglianza $p$, deve essere sempre minore al numero di variabili di decisione $n$, altrimenti il problema di ottimizzazione risulta sovravincolato e non rimangono gradi di libertà per l'ottimizzazione. Il numero di gradi di libertà in un MOP è $(n - p)$.

La 'qualità' di una soluzione di un MOP è valutata facendo riferimento a criteri specifici (detti *obiettivi*) del problema multi-obiettivo, che sono espressi come funzioni

delle variabili di decisione (*funzioni obiettivo*).

Le funzioni obiettivo di un MOP sono espresse da una *tupla* $\{f_1(\mathbf{x})\ ,f_2(\mathbf{x})\}$, ..., $f_k(\mathbf{x})$, dove k è il numero degli obiettivi da conseguire.

La mappatura della *tupla* di $n$ variabili di decisione nella *tupla* delle $k$ funzioni obiettivo definisce un vettore di funzioni $\mathbf{F}(\mathbf{x})$ espresso dalla (2.4).

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} f_1(\mathbf{x}) \\ f_2(\mathbf{x}) \\ . \\ . \\ f_k(\mathbf{x}) \end{pmatrix} \tag{2.4}$$

Ne consegue che in un MOP vengono definiti due spazi euclidei: quello *n-dimensionale* generato dalle variabili di decisione $\mathbf{x}$ (*spazio di decisione*) e quello *k-dimensionale* generato dai vettori $\mathbf{F}(\mathbf{x})$ (*spazio obiettivo*). Lo *spazio di decisione* $\Omega \in \mathcal{R}^n$ è mappato in un sottospazio $\Lambda \in \mathcal{R}^k$ dalle funzioni $f_k(\mathbf{x})$.

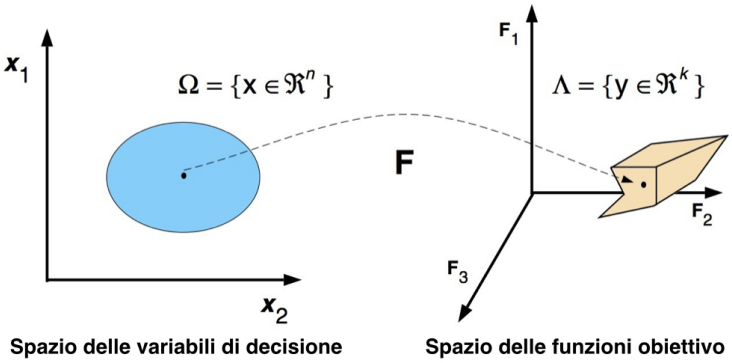



**Figura 2.1.** Mappatura delle variabili di decisione nello spazio obiettivo

Nei MOP che modellano sistemi reali può accadere che alcuni criteri siano contrastanti tra loro, altri siano commensurabili (cioè valutabili nella stessa unità di misura) ed altri non-commensurabili (ovvero valutabili con unità di misura diverse). Si rende pertanto necessario porre un ordinamento nello *spazio obiettivo* per poter procedere alla ottimizzazione con tecniche euristiche.[1]

[1]La determinazione dell'ottimo globale di un MOP è un problema NP-completo, ovvero un problema di decisione per il quale non è determinato un algoritmo risolutivo in un tempo polinomiale [95].

Un problema di ottimizzazione multiobiettivo può essere definito formalmente nel seguente modo:

**Definizione 1.** *Un MOP consiste nella minimizzazione (o la massimizzazione) di* $\mathbf{F}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \ldots, f_k(\mathbf{x}))$ *con i vincoli* $g_i(\mathbf{x}) \leq 0$, $\{1, \ldots, m\}$, *e* $h_j(\mathbf{x}) = 0$, $\{1, \ldots, p\}$, *per* $\mathbf{x} \in \Omega$. *Una soluzione di un MOP minimizza (o massimizza) le componenti del vettore* $\mathbf{F}(\mathbf{x})$ *dove* $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \ldots, x_n)$ *è il vettore delle variabili di decisione appartenente allo spazio* $\Omega$. *Le espressioni* $g_i(\mathbf{x}) \leq 0$ *e* $h_j(\mathbf{x}) = 0$, *rappresentano i vincoli che devono essere verificati mentre si minimizza (o massimizza)* $\mathbf{F}(\mathbf{x})$ *ed* $\Omega$ *rappresenta l'insieme di tutti i valori* $\mathbf{x}$ *ammissibili per la valutazione di* $\mathbf{F}(\mathbf{x})$.

Occorre osservare che nella soluzione di un MOP solitamente è necessario affrontare due problematiche: *la ricerca* di tutte le possibili soluzioni ottimali e il *decision making*, ovvero la selezione della migliore soluzione all'interno dell'insieme Pareto-ottimale. Il processo di *decision making* viene svolto operando un bilanciamento dei vari obiettivi in funzione delle priorità date dall'utente che ha formulato il MOP.

## 2.3 Ottimalità di Pareto

La molteplicità delle funzioni obiettivo richiede una revisione della nozione di '*ottimalità*' in quanto lo scopo che ci si prefige nel risolvere un MOP è individuare delle '*buone*' soluzioni di trade-off piuttosto che una singola soluzione come nell'ottimizzazione globale.
Questo insieme di soluzioni è calcolato attraverso la teoria dell'ottimalità di Pareto. La nozione di '*ottimale*' proposta da Edgeworth e generalizzata da Pareto [96], viene presentata di seguito.

**Definizione 2.** *Una vettore* $\mathbf{u} = (u_1, u_2, \ldots, u_k)$ è dominato *da un altro vettore* $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \ldots, v_k)$ *(e si indica con la notazione* $\mathbf{u} \preceq \mathbf{v}$*) se e solo se* $\forall i \in \{1, \ldots, k\}$, $u_i \leq v_i$ *e* $\exists i \in \{1, \ldots, k\}$ *:* $u_i < v_i$.

**Definizione 3.** *Una soluzione* $\mathbf{x} \in \Omega$ *si dice* Pareto Ottimale *nello spazio di decisione* $\Omega$ *se e solo se non esiste nessun* $\mathbf{x}' \in \Omega$ *per il quale* $\mathbf{v} = \mathbf{F}(\mathbf{x}') = (f_1(\mathbf{x}'), f_2(\mathbf{x}'), \ldots, f_k(\mathbf{x}'))^T$ *domina* $\mathbf{u} = \mathbf{F}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \ldots, f_k(\mathbf{x}))^T$.

La definizione di ottimalità di Pareto implica che se un vettore $\mathbf{x}$ è *Pareto-ottimale* allora non esiste un altro vettore che dia luogo al miglioramento delle prestazioni rispetto a un certo criterio $f_{h_1}(\mathbf{x})$ senza causare simultaneamente il peggioramento delle prestazioni rispetto ad un altro criterio $f_{h_2}(\mathbf{x})$. In altre parole le soluzioni *Pareto-ottimali* all'interno dello spazio decisionale sono quelle le cui funzioni obiettivo non possono essere simultaneamente migliorate. Queste soluzioni sono denominate anche soluzioni *non-inferiori*, *efficienti* o *ammissibili* e sono rappresentate complessivamente dall'insieme *Pareto-Ottimale* $\mathcal{P}^*$.

**Definizione 4.** *Per un MOP,* $\mathbf{F}(\mathbf{x})$*, l'*insieme Pareto-Ottimale*,* $\mathcal{P}^*$*, è definito come:*

$$\mathcal{P}^* := \{\mathbf{x} \in \Omega \mid \neg\exists \mathbf{x}' \in \Omega \quad \mathbf{F}(\mathbf{x}') \preceq \mathbf{F}(\mathbf{x})\} \tag{2.5}$$

**Definizione 5.** *Un vettore* $\mathbf{x}^* \in \Omega$ *è* strettamente Pareto-ottimale *se non si ha alcun* $\mathbf{x} \in \Omega$*, con* $\mathbf{x} \in \Omega \neq \mathbf{x}^* \in \Omega$ *tale che* $f_i(\mathbf{x}) \leq f_i(\mathbf{x}^*)$ *per i=1,...,k.*

**Definizione 6.** *Un vettore* $\mathbf{x}^* \in \Omega$ *è* debolmente Pareto-ottimale *se non si ha alcun* $\mathbf{x} \in \Omega$ *tale che* $f_i(\mathbf{x}) < f_i(\mathbf{x}^*)$ *per i=1,...,k.*

I vettori delle funzioni obiettivo corrispondenti alle soluzioni Pareto-ottimali sono detti *non dominati* e costituiscono il *fronte di Pareto* $\mathcal{PF}^*$ nello spazio obiettivo.

**Definizione 7.** *Per un problema multiobiettivo,* $\mathbf{F}(\mathbf{x})$*, con insieme Pareto-Ottimale* $\mathcal{P}^*$*, il* Fronte di Pareto $\mathcal{PF}^*$ *è definito come:*

$$\mathcal{PF}^* := \{\mathbf{u} = \mathbf{F}(\mathbf{x}) \mid \quad \mathbf{x} \in \mathcal{P}^*\}. \tag{2.6}$$

Per un assegnato problema multiobiettivo il fronte di Pareto $\mathcal{PF}^*$ generato dall'insieme Pareto-ottimale dei vettori di decisione $\mathcal{P}^*$ è fissato e non si modifica, pertanto $\mathcal{P}^*$ rappresenta le migliori soluzioni disponibili del dato MOP.
In generale non è facile determinare l'espressione analitica della superficie k-dimensionale che rappresenta il $\mathcal{PF}^*$. Nella maggior parte dei casi per disegnare il fronte di Pareto

si considerano molte soluzioni in $\Omega$, si calcolano i corrispondenti vettori obiettivo $\mathbf{F}(\in \mathbf{\Omega})$ e si determinano quelli *non dominati* che appartengono a $\mathcal{PF}^*$.

Gli algoritmi di ottimizzazione multi-obiettivo devono fornire delle soluzioni che convergono all'insieme ottimale di Pareto e garantire la diversità dei vettori *non dominati* sul fronte di Pareto.

## 2.4 Algoritmi Evolutivi

Nell'intelligenza artificiale gli algoritmi evolutivi identificano quelle tecniche di ottimizzazione stocastiche che adottano i modelli computazionali ispirati ai processi dell'evoluzione naturale: la selezione, la riproduzione, la sopravvivenza del soggetto più forte [97]. L'evoluzione naturale può essere considerata, infatti, un processo di ottimizzazione che tende a migliorare la capacità di sopravvivenza di un sistema biologico in un ambiente competitivo soggetto a continue mutazioni.
Secondo la teoria di Darwin, in un mondo con risorse limitate ciascuno individuo compete con gli altri per la sopravvivenza. Gli individui con le caratteristiche *migliori* rispetto all'ambiente hanno maggiori probabilità di sopravvivere e di riprodursi.
Le caratteristiche *migliori* vengono in tal modo trasmesse alle generazioni successive, e col tempo tendono a divenire *dominanti* tra gli individui della popolazione.
Durante il processo di generazione di un nuovo individuo, si possono verificare alcuni eventi aleatori che modificano in modo casuale le caratteristiche dell'individuo rispetto a quelle dei suoi genitori. Se le *nuove* caratteristiche migliorano la capacità del soggetto di adattarsi al suo ambiente, allora le sue probabilità di sopravvivenza e quindi di riproduzione tenderanno ad aumentare determinando la trasmissione delle *nuove* caratteristiche alle generazioni successive.
Nei processi biologici le caratteristiche dell'individuo sono il risultato di una specifica combinazione di cromosomi, che costituiscono il genotipo (*genoma*) dell'individuo. I cromosomi, a loro volta, sono una combinazione di geni che costituiscono l'unità elementare dell'ereditarietà [98].
Una popolazione può essere definita come un particolare *insieme di genomi*, ovvero di individui.

Gli algoritmi evolutivi si distinguono in: algoritmi genetici, programmazione genetica, strategie evolutive e programmazione evolutiva; tra questi si sono affermati essenzialmente i primi due in campo scientifico.

Gli algoritmi genetici sono stati sviluppati astraendo dai principi dell'evoluzione biologica inizialmente da John Holland e Jong (1975) [99, 100]; successivamente David Goldemberg (1989) [101] ne ha formulato le basi teoriche. Negli algoritmi genetici una popolazione di individui rappresenta un insieme di potenziali soluzioni del problema di ottimizzazione da risolvere. Ogni individuo (soluzione) è una istanza di una stringa di variabili che codifica le variabili di decisione del MOP e rappresenta il suo *genoma*. Per un problema di ottimizzazione *n-dimensionale* il genoma $\bar{\gamma}$ comprende $n_z$ variabili, $\gamma_i$ e può essere espresso come:

$$\bar{\gamma} = \left[\gamma_1, \gamma_2, \ldots, \gamma_{n_z}\right]^T \tag{2.7}$$

Le caratteristiche della soluzione del MOP (ovvero dell'individuo) dipendono dai valori assunti dai *cromosomi* $\gamma_i$ della soluzione considerata. Ogni cromosoma è costituito da un insieme di *geni* $\{\zeta_r^i\}$ che sono l'unità fondamentale di un genoma. L'insieme di tutti i *geni* codifica il valore del genoma ovvero il suo genotipo.
In un algoritmo evolutivo si distinguono, pertanto, due classi di informazione: il *genotipo* e il *fenotipo*. Il *genotipo* rappresenta la composizione genetica della soluzione, ovvero quali specifici valori dei cromosomi (variabili $\gamma_i$) possiede. Il *fenotipo* rappresenta il comportamento assunto dall'individuo in uno specifico ambiente, ovvero quali caratteristiche possiede la particolare soluzione del MOP rispetto agli obiettivi.
La relazione che lega il genotipo al fenotipo è solitamente complessa, si parla di [97]:

- *pleiotropia* quando una modifica casuale dei geni causa una variazione inaspettata del fenotipo;
- *poligenia* quando più geni interagiscono per causare una specifica variazione del fenotipo.

Un passo fondamentale nel progetto di un EA per un problema di ottimizzazione $n$-dimensionale è la scelta appropriata dei cromosomi e della loro codifica. Infatti

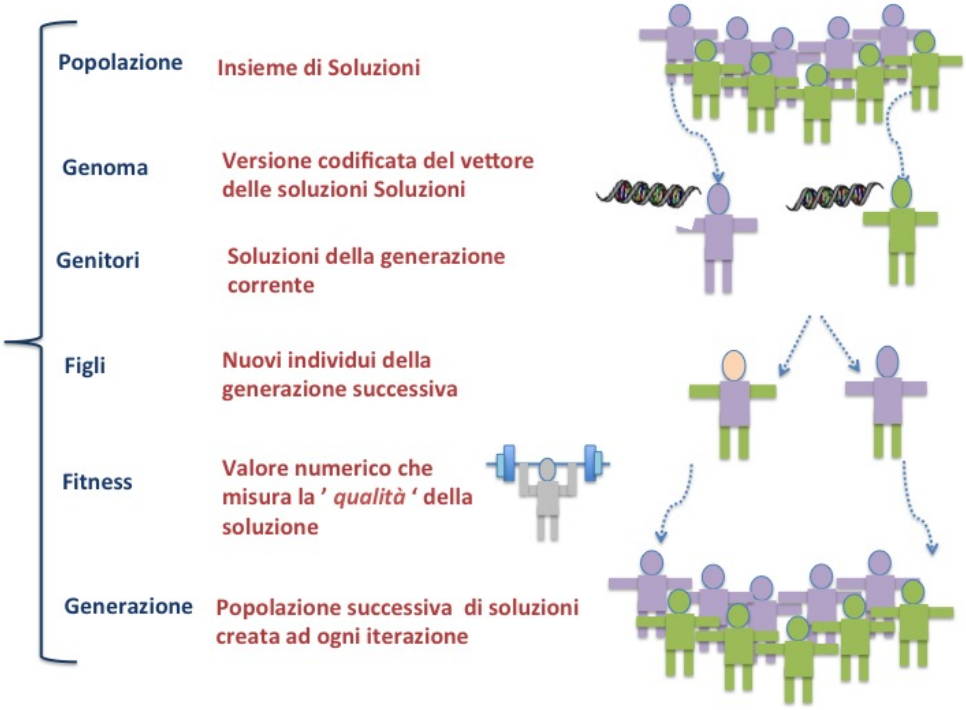



**Figura 2.2.** Componenti fondamentali di un algoritmo evolutivo

la complessità e l'efficienza della capacità di ricerca dell'EA dipendono fortemente dallo schema di rappresentazione dei cromosomi, ovvero dal legame esistente tra i geni e le variabili di decisione del MOP.

Gli algoritmi evolutivi presentano notevoli vantaggi rispetto alle tecniche classiche di ottimizzazione, tra questi i principali sono:

- l'ottimizzazione di problemi a singolo obiettivo o multiobiettivo di variabili sia continue che discrete;
- l'esplorazione multipla e simultanea dello spazio di ricerca con un ampio campionamento delle superfici *obiettivo*;
- l'ottimizzazione rispetto a un numero elevato di variabili di più funzioni di costo estremamente complesse, anche non derivabili;
- la determinazione di una serie di soluzioni Pareto-ottimali e non di una singola soluzione ottimale del MOP;

- il funzionamento con dati sia sperimentali che generati da processi numerici;
- la possibilità di codificare le variabili di decisione e di eseguire l'ottimizzazione sulle variabili codificate;
- l'implementazione e il processamento parallelo

## 2.5 Struttura di base degli algoritmi genetici

Un algoritmo genetico determina le soluzioni ottimali del MOP attraverso iterazioni successive. Proprio come avviene in natura, ad ogni iterazione ( generazione) vengono computate nuove soluzioni (individui) con una 'qualità' (*fitness*) progressivamente crescente utilizzando tre operatori mutuati dai fenomeni evolutivi: il *crossover* (la riproduzione), la *mutazione* e la *selezione*.
Il processo evolutivo di un algoritmo multi-obiettivo genetico prevede sempre le fasi schematizzate in Figura 2.3 e di seguito sintetizzate:

- si origina una popolazione iniziale di individui ognuno caratterizzato da un genoma casuale $\bar{\gamma} \in \mathcal{G}$ (fase1);
- si calcolano per ogni individuo i valori delle funzioni obiettivo, che consentono di determinare la *qualità* della soluzione computata, ovvero i valori della sua *fitness* (fase2);
- si determina un ordinamento degli individui sulla base della *fitness*; successivamente si attua un procedimento di selezione con lo scopo di eliminare le soluzioni con una basso valore della *fitness* e costruire un insieme di individui destinati alla generazione dei nuovi individui della popolazione (*mating pool* $\mathcal{M}$). Il *mating pool* $\mathcal{M}$ deve contenere solo gli individui con una fitness elevata (fase3);
- si esegue il processo riproduttivo per ottenere nuovi individui da quelli inseriti nel *mating pool* modificando o combinando i geni del genotipo $\bar{\gamma}$ degli individui $\in \mathcal{M}$ (fase4);

- se il criterio di arresto non è verificato il procedimento evolutivo viene ripetuto partendo nuovamente dalla fase2 (fase5);

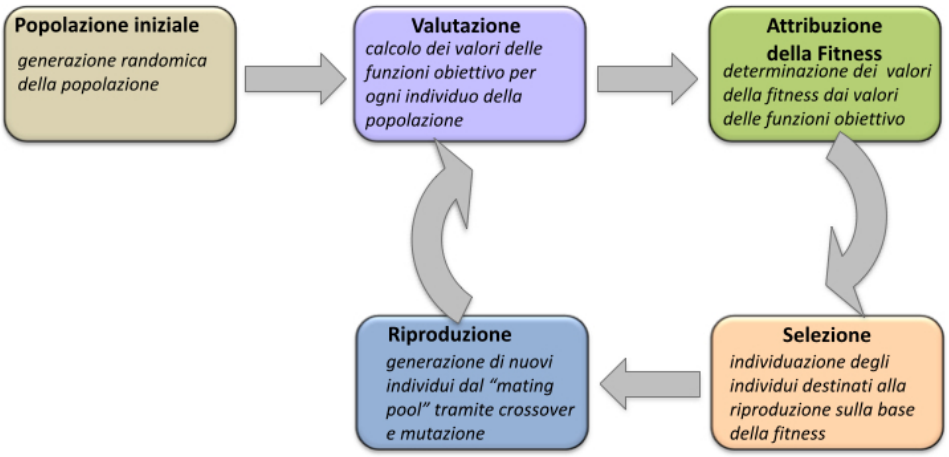



**Figura 2.3.** Schema di principio di un algoritmo evolutivo

### 2.5.1 Popolazione Iniziale

Il processo iterativo degli algoritmi stocastici di tipo genetico presuppongono l'esistenza di una popolazione iniziale $\mathcal{P}_{\mathcal{O}}$ di $\mathcal{N}_{\mathcal{I}}$ individui ovvero un insieme iniziale di soluzioni del problema di ottimizzazione.

Ad ogni iterazione gli EA aggiornano tale popolazione di soluzioni tramite i meccanismi di *selezione*, *crossover* e *mutazione* mantenendo inalterato il numero di individui. Ne deriva che il primo passo per risolvere un problema di ottimizzazione con un algoritmo genetico è la generazione della popolazione iniziale.

Il metodo di creazione della popolazione iniziale $\mathcal{P}_{\mathcal{O}}$, tipicamente adottato in letteratura, è quello della assegnazione casuale dei valori dei geni dei cromosomi degli individui all'interno del dominio ammesso, ovvero nel rispetto di tutte le condizioni di vincolo del MOP.

La scelta casuale garantisce che la popolazione iniziale sia una rappresentazione uniforme dell'intero spazio di ricerca delle soluzioni.

La dimensione della popolazione iniziale $\mathcal{N}_{\mathcal{I}}$ condiziona sia la capacità computazionale che la capacità di esplorazione delle possibili soluzioni ottimali. Un numero elevato di individui migliora la diversificazione della popolazione e la capacità di

esplorazione dello spazio di ricerca, tuttavia incrementa, ad ogni iterazione, l'onere computazionale necessario alla determinazione della generazione successiva.
Riguardo al tempo complessivamente richiesto per l'esecuzione di un EA, si può osservare che un numero elevato di individui incrementa il tempo di calcolo per ciascuna iterazione ma generalmente diminuisce il numero di iterazioni necessarie all'individuazione delle soluzioni che bene approssimino il fronte di Pareto.
Una popolazione iniziale troppo piccola rappresenta solitamente una piccola regione dello spazio di ricerca, conseguentemente risulta basso il tempo di calcolo per generazione ma può richiedere un incremento del tasso di mutazione per esplorare lo spazio di ricerca e un numero elevato di iterazioni per la convergenza dell'EA.

### 2.5.2 Funzione di fitness

In un EA la funzione di fitness viene introdotta, in accordo al modello darwiniano per quantificare la capacità di un individuo di sopravvivere e riprodursi nel proprio ambiente. Solo gli individui con il *migliore fenotipo* hanno la possibilità di sopravvivere e di avere degli eredi.
La funzione di fitness misura, pertanto, quanto sia buona la soluzione rappresentata dal genoma di un individuo e mappa l'insieme dei cromosomi in uno spazio scalare $\mathcal{R}$, come espresso dalla (2.8)

$$\psi \colon \Gamma^{n_z} \longrightarrow \mathcal{R} \tag{2.8}$$

dove $\Gamma$ rappresenta il tipo di dato dei *cromosomi* $\gamma_i$ del genoma $\bar{\gamma}$.
Nei problemi di ottimizzazione a singolo obiettivo la funzione di fitness dipende dalla funzione obiettivo e in molti casi coincide con essa. Nei problemi multi-obiettivo la funzione di fitness è distinta dalle funzioni obiettivo ed è possibile definire a parità di obiettivi $f_i(\mathbf{x})$ diverse funzioni di fitness.
In generale la rappresentazione del genoma $\bar{\gamma}$ differisce dalla rappresentazione delle variabili di decisione $x_i$ che determinano i valori delle funzioni obiettivo, e la funzione di fitness dipende dal vettore (2.1) dei valori $f_i(\mathbf{x})$. La funzione di fitness è espressa formalmente dalla (2.9),

$$\psi \colon \Gamma^{n_z} \xrightarrow{\phi} \Omega \xrightarrow{F} \mathcal{R}^k \xrightarrow{\Upsilon} \mathcal{R} \tag{2.9}$$

dove $\Omega$ rappresenta lo spazio di ricerca per il vettore delle funzioni obiettivo, $\phi$ la funzione di decodifica del genoma, $F$ le funzioni obiettivo e $\Upsilon$ la funzione di ridimensionamento.
La funzione di fitness fornisce una misura assoluta della qualità della soluzione, ma in alcuni casi ( algoritmi coevolutivi) è utilizzata una misura relativa quantificando le prestazioni della fitness di un individuo rispetto agli altri individui.

La definizione specifica della funzione di fitness dipende dalla particolare tipologia del problema di ottimizzazione. Nei problemi di ottimizzazione non vincolati a singolo obiettivo per i quali $\Omega$ coincide con $\Gamma^{n_z}$, solitamente la funzione di *fitness* coincide con la funzione obiettivo.

Nei problemi di ottimizzazione multiobiettivo non vincolati, spesso la funzione di fitness è ottenuta dalla *scalarizzazione* dei valori delle funzioni obiettivo, ovvero dell'aggregazione lineare dei valori obiettivo $f_i(\mathbf{x})$ :

$$\psi = \sum_{i=1}^{k} w_i f_i(\mathbf{x}) \tag{2.10}$$

dove $w_i \geq 0$ con $i = 0, \ldots, k$ sono coefficienti che tengono conto dell'importanza delle $k$ funzioni obiettivo.

Nei problemi di ottimizzazione multiobiettivo vincolati la funzione di fitness viene in molti casi calcolata come somma ponderata delle componenti del vettore delle funzioni obiettivo e del valore di una funzione di penalità $SVC$ che tiene conto del soddisfacimento dei vincoli, eq.(2.13). La funzione di penalità è spesso definita [102] come:

$$SVC(\mathbf{x}, t) = (\gamma \times t)^{\alpha} \sum_{v=1}^{m+p} p_v(\mathbf{x}, t)^{\beta} \tag{2.11}$$

dove

$$p_v(\mathbf{x}, t) = \begin{cases} \max\{0, g_i(\mathbf{x})^{\alpha}\} & se \quad i \in [1, 2, \ldots, m] \\ \mid h_j(\mathbf{x}) \mid^{\alpha} & se \quad j \in [1, 2, \ldots, p] \end{cases} \tag{2.12}$$

con $\alpha$, $\beta$ e $\gamma$ costanti positive. Nella eq. (2.11) $t$ è l'indice di iterazione, per cui più è lunga la ricerca e più aumenta la penalità. Una scelta comunemente adottata per

i parametri è $\alpha = \beta = 2$ e $\gamma = 0.5$

$$\psi(\mathbf{x}, t) = \sum_{i=1}^{k} w_i f_i(\mathbf{x}, t) + \lambda \cdot SVC \tag{2.13}$$

Un approccio alternativo per il calcolo della fitness dei MOP è quello introdotto da Goldberg [103] e basato sul concetto di ottimalità di Pareto. L'obiettivo è quello introdurre una classificazione (*ranking*) delle soluzioni della popolazione corrente attraverso una procedura iterativa.
Inizialmente si identificano gli individui non dominati all'interno della popolazione e si assegna ad essi un certo valore del *rank* $r_s$. Successivamente, si separano gli individui con rank $r_s$ dalla popolazione e si rieffettua il *ranking* della popolazione rimanente. Il procedimento viene iterato più volte fino a classificare tutti gli individui della popolazione.
Il valore del rank può essere assegnato in più modi:

- calcolando il numero di individui da cui un certo individuo è dominato +1 (*dominance ranking*), ovvero $rank(\bar{\gamma_u}) = 1 + p_{s_u}$,con $p_{s_u}$ numero di individui che dominano $\bar{\gamma_u}$;

- determinando il numero di individui dominati da un certo individuo (*dominance count*) ovvero $rank(\bar{\gamma_u}) = p_{i_u}$, con $p_{i_u}$ numero di individui dominati da $\bar{\gamma_u}$.

Per assegnare la fitness sulla base del ranking esistono varie tecniche. Alcuni approcci usano il valore del *dominance rank*, altri quello del *dominance count*.
In [104] dopo aver proceduto al *dominance ranking* della popolazione il valore della fitness viene computato in due passi :

- si assegna ad ogni individuo $\bar{\gamma}_u$ un valore iniziale di fitness $\psi_0(\bar{\gamma}_u)$ ottenuto dall'interpolazione del rank ( con una funzione lineare o esponenziale) a partire dal valore assunto per l'individuo migliore (non dominato) fino al valore assunto per l'individuo peggiore;

- si effettua la media dei valori di fitness $\psi_0(\bar{\gamma})$ per gli individui nella stessa classe di ranking in modo che la fitness globale di tutta la popolazione rimanga costante e gli individui di una stessa classe di ranking vengano selezionati con la stessa frequenza.

In [105] la fitness di ogni individuo è un valore che dipende dalla profondità di dominanza e dalla densità di affollamento all'interno del sottoinsieme dei vicini; tale valore si ricava eseguendo i seguenti passi:

- si identificano dapprima gli individui non dominanti nella popolazione corrente per costruire il fronte a rank 1;
- si assegna a tutti gli individui del fronte uno stesso valore fittizio di fitness $\psi_{i_0}$;
- si calcola per gli individui del fronte il valore della funzione di *sharing* espressa dalla (2.14)

$$Sh(d_{i,j}) \begin{cases} 1 - \left(\frac{d_{i,j}}{\sigma_{sh}}\right)^{\alpha} & se \quad d_{i,j} \leq \sigma_{sh} \\ 0 \quad se \quad d_{i,j} > \sigma_{sh} \end{cases} \tag{2.14}$$

  dove $\bar{\gamma_i}$ e $\bar{\gamma_j}$ sono due individui sullo stesso fronte, $d_{i,j}$ la distanza tra i due fenotipi, $\sigma_{sh}$ un parametro che misura la massima distanza ammessa per considerare due individui vicini nello spazio obiettivo;
- si modifica il valore iniziale della fitness degli individui del fronte ponendola pari al valore(2.15), com $m$ numero di individui sul fronte;

$$\psi_i = \frac{\psi_{i_0}}{\sum_{j=1}^{m} Sh(d_{i,j})} \tag{2.15}$$

- si separano gli elementi del fronte dalla popolazione e si reitera il procedimento sugli individui rimanenti della popolazione avendo cura di scegliere come valore iniziale della funzione di fitness del nuovo fronte di individui non dominanti un valore che sia inferiore al valore minimo di *shared fitness* del fronte precedente.

Un metodo ulteriore di determinazione della fitness è quello proposto in [106] in cui si prende in considerazione sia il numero di individui dominati (*dominance count*) che il valore del *dominace rank*.

### 2.5.3 Operatore di selezione

La selezione è uno dei principali operatori degli algoritmi evolutivi ed è correlata al principio darwiniano di sopravvivenza del più *adatto* all'ambiente. Il suo obiettivo è valutare l'informazione contenuta nel genoma di un soggetto della popolazione per individuare le *migliori* soluzioni per lo specifico problema di ottimizzazione.

In un algoritmo genetico l'operatore di selezione è impiegato nelle fasi di:

- **individuazione della nuova popolazione** quando al termine di ciascuna iterazione viene scelto il nuovo insieme $\mathcal{P}_{k+1} \subset \Omega$ di soluzioni del MOP che rappresenterà la popolazione della generazione successiva; gli individui della nuova popolazione possono essere selezionati solo dall'*insieme dei figli* $\mathcal{O}$ o dall'insieme costituito dai genitori e dai figli $\mathcal{M} \cup \mathcal{O}$ per garantire che gli individui migliori sopravvivano nella generazione successiva.

- **riproduzione** quando occorre generare nuovi individui attraverso l'applicazione degli operatori di *crossover* e *mutazione*; per quanto concerne il *crossover* gli individui con la *fitness migliore* devono avere opportunità di riproduzione maggiori così da ottenere una *prole* con il patrimonio genetico delle soluzioni *migliori*. Con riferimento alla mutazione la strategia di selezione deve focalizzarsi sugli individui più emphdeboli per verificare che i tratti genetici introdotti incrementino le loro probabilità di sopravvivenza nell'ambiente.

L'importanza dell'operatore di selezione negli algoritmi evolutivi è dovuta alla sua indipendenza dalla struttura dello spazio di ricerca. Infatti, a differenza di quanto accade per l'operatore di riproduzione e di mutazione, l'indipendenza della strategia di selezione dal legame tra funzione di fitness e funzioni obiettivo e l'indipendenza dal tipo di codifica dei cromosomi consente sempre di trasferire l'operatore di selezione da un algoritmo evolutivo $\mathcal{A}$ ad un altro $\mathcal{B}$ .

L'impatto di tale operatore sulla convergenza del procedimento evolutivo di ottimizzazione è descritto tramite il concetto di *pressione evolutiva* (*selective pressure*). La pressione evolutiva mette in relazione la capacità dell'operatore di selezione di focalizzare gli individui migliori con il tempo richiesto per produrre una popolazione uniforme (*tempo di takeover*) [107]. La *selective pressure* misura infatti la velocità

che la soluzione migliore impiega a diffondersi nell'intera popolazione.
Il concetto di *tempo di takeover* è espresso formalmente dalla seguente definizione:

**Definizione 8.** *Se si indica con* $\mathcal{P}(0)$*, la popolazione iniziale di* $n_s$ *individui e con* $\hat{a} \in \mathcal{P}(0)$ *un suo individuo migliore, allora considerato il predicato* $\iota\Big(\mathcal{P}(t)\Big) = \Big(a_1(t) = a_2(t) = \cdots = a_{N_s}(t) = \hat{a}\Big)$ *si definisce* tempo di takeover $\tau^*$ *dell'operatore di selezione* $s : \Omega \longrightarrow \Omega$ *la quantità*

$$\tau^* = \min\{t \in N \mid \iota\Big(s^t(\mathcal{P})(t)\Big) = vero\} \tag{2.16}$$

L'assunto su cui si fonda il concetto di *tempo di takeover* è che se tutti gli individui hanno la medesima probabilità di essere selezionati allora il tempo $\tau^*$ diviene infinito; quindi piccoli tempi di takeover corrispondono a pressioni evolutive elevate.

E' importante osservare che un operatore di selezione con una pressione evolutiva troppo elevata diminuisce rapidamente la diversità tra gli individui della popolazione portando l'algoritmo a convergere prematuramente verso soluzioni subottime. Una pressione evolutiva elevata si riflette in una limitata capacità di esplorazione dello spazio delle soluzioni.

Per poter controllare facilmente il processo di ricerca delle soluzioni ottimali tramite la variazione dei parametri dell'operatore di selezione, occorre che la definizione dell'operatore consenta di:

- prevedere facilmente l'impatto dei parametri di controllo sulla pressione evolutiva;
- limitare ad un solo parametro di controllo la dipendenza della pressione evolutiva ;
- ottenere un intervallo di valori della pressione evolutiva il più esteso possibile al variare del parametro di controllo.

In letteratura sono proposti diversi operatori di selezione, di questi i più noti sono: la selezione random, la selezione proporzionale, la selezione per torneo *tournament*

*selection*, la selezione basata sul rank, la selezione a torneo di Boltzman, la selezione per elitismo.

### Selezione Random

La strategia di selezione più semplice è quello randomica, ovvero quella in cui tutti gli individui hanno la stessa probabilità (pari a $1 \setminus n_s$, con $n_s$ dimensione della popolazione) di essere scelti per la riproduzione. In questo caso particolare non viene utilizzata nessuna informazione riguardante la *fitness* e gli individui con le peggiori caratteristiche genetiche hanno la stessa probabilità di sopravvivere degli individui migliori. Il risultato è che la pressione selettiva di questo operatore è la più bassa tra tutti gli operatori di selezione.

### Selezione proporzionale

Il metodo di selezione proporzionale è stato introdotto da Holland [99] assegnando una probabilità di selezione degli individui $p_i$ dipendente dai valori della funzione di fitness :

$$p_i = \frac{\psi_s\left(\bar{\gamma_i}\right)}{\sum\limits_{j=1}^{\mathcal{N}_\mathcal{I}} \psi_s\left(\bar{\gamma_j}\right)} \tag{2.17}$$

done $\mathcal{N}_\mathcal{I}$ è il numero dei individui della popolazione e $\psi_s\left(\gamma_j\right)$ è il valore della fitness scalato opportunamente per rappresentare un numero positivo.
Nei problemi di minimizzazione alcune tipiche modalità di scalatura della fitness sono le seguenti:

- $\psi_s(\bar{\gamma_i}) = \psi_{max} - \psi(\bar{\gamma_i})$ dove $\psi_{max}$ è il valore massimo non scalato della fitness $\psi\left(\bar{\gamma_j}\right)$ dell'individuo; quando $\psi_{max}$ non è disponibile, si utilizza al suo posto il massimo valore della fitness osservato fino a quel momento, ovvero $\psi_{max_t}$ ;
- $\psi_s(\bar{\gamma_i}) = \dfrac{1}{(1 + \psi(\bar{\gamma_i}) - \psi_{min_t})}$ dove $\psi_{min_t}$ è il valore minimo della fitness osservato fino a quel momento; in questo caso il valore scalato della fitness è sempre compreso in $(0, 1]$.

Nei problemi di massimizzazione solitamente si assume come valore scalato della fitness $\psi_s(\bar{\gamma_i}) = \dfrac{1}{(1 + \psi_{max_t} - \psi(\bar{\gamma_i}))}$ ; tale valore è sempre compreso in $(0, 1)$. Due tecniche di campionamento comunemente adottate nella selezione proporzionale sono la *roulette wheel* e lo *stochasting universal sampling*

### Selezione a torneo

Nella selezione a torneo (*tournament selection*) si sceglie in modo casuale un gruppo di $N_{ts}$ individui dalla popolazione con $N_{ts} \leq \mathcal{N}_{\mathcal{I}}$ , si confrontano le prestazioni di questi $N_{ts}$ individui e si determina come risultato quello migliore tra essi. Nel caso dell'operazione di *crossover* con due genitori l'operazione di *tournament selection* è eseguita due volte, una per ciascun genitore. Assumendo una valore $N_{ts}$ non troppo grande rispetto alla dimensione $\mathcal{N}_{\mathcal{I}}$ della popolazione, si impedisce all'individuo migliore di dominare le generazioni successive, ovvero si ottiene una bassa pressione selettiva. Valori troppo piccoli di $N_{ts}$ fanno aumentare la probabilità che siano selezionati gli individui con i genomi non ottimali. La selezione a torneo sebbene utilizzi l'informazione di *fitness* per scegliere l'individuo migliore del gruppo, presenta una pressione selettiva inferiore a quella della selezione proporzionale, in quanto gli elementi del gruppo vengono scelti dalla popolazione in modo randomico.

### Selezione basata sul rank

Nella selezione basata sul *rank* la probabilità che un individuo sia scelto è una funzione del suo rank e non del valore assoluto della sua fitness. L'operazione di ranking misura infatti la qualità di un genotipo rispetto a quella degli altri genotipi e prescinde dalla tipologia dello spazio di ricerca. Nel caso di ranking lineare la probabilità di selezione è espressa dalla (2.18), dove $\hat{\lambda}$ è il numero dei figli dell'individuo migliore e $\tilde{\lambda}$ quello dell'individuo peggiore con $1 \leq \hat{\lambda} \leq 2$ e $\tilde{\lambda} = 2 - \hat{\lambda}$

$$p_i(\bar{\gamma_i}) = \frac{\tilde{\lambda} + (rank(\bar{\gamma_i}) / (n_s - 1)) \cdot (\hat{\lambda} - \tilde{\lambda})}{n_s} \tag{2.18}$$

Questa tecnica previene la convergenza troppo rapida dell'algoritmo genetico e presenta una pressione selettiva uniformemente scalata sugli individui della popolazione in base al loro rank. Se si opta invece per un *ranking* non lineare la probabilità di

selezione è definita dalla 2.19, dove $\beta$ è una costante di normalizzazione.

$$p_i = \frac{1 - e^{-rank(\bar{\gamma_i})}}{\beta} \tag{2.19}$$

### Selezione a torneo di Bolzman

Il metodo di selezione a torneo di Bolzman è stato sviluppato da Goldberg per creare un meccanismo che mantenesse stabili i sottogruppi di individui che presentano valori della funzione obiettivo simili[103]. Il metodo si basa sui principi termodinamici del *simulated annealing* e funziona eseguendo una competizione tra coppie di individui le cui funzioni obiettivo differiscono tra loro per un certo valore di soglia.

Per selezionare un individuo, tre individui candidati $\bar{\gamma_1}$, $\bar{\gamma_2}$, $\bar{\gamma_3}$ vengono sottoposti a due competizioni: una competizione tra $\bar{\gamma_2}$, $\bar{\gamma_3}$ e successivamente una competizione tra $\bar{\gamma_1}$ e il vincitore $\bar{\gamma}_w \in \bar{\gamma_2}, \bar{\gamma_3}\}$. In accordo alla distribuzione di Boltzmann del simulated annealing la probabilità di selezione di $\bar{\gamma_2}$ rispetto ad $\bar{\gamma_3}$ è data da

$$\acute{p} = \frac{e^{-\frac{f(\bar{\gamma_3})}{T}}}{e^{-\frac{f(\bar{\gamma_3})}{T}} + e^{-\frac{f(\bar{\gamma_2})}{T}}} \tag{2.20}$$

e la probabilità che $\bar{\gamma_1}$ sia selezionato rispetto a $\bar{\gamma_w} \in \{\bar{\gamma_2}, \bar{\gamma_3}\}$ è

$$p = \frac{e^{-\frac{f(\bar{\gamma_1})}{T}}}{e^{-\frac{f(\bar{\gamma_w})}{T}} + e^{-\frac{f(\bar{\gamma_1})}{T}}} \tag{2.21}$$

Il parametro $T$ ha il ruolo della temperatura nei sistemi fisici modellati dal simulated annealing e controlla la probabilità che l'individuo con le caratteristiche peggiori vinca la competizione. La graduale riduzione del parametro $T$ è un elemento critico per questo metodo, infatti valori inizialmente grandi di $T$ assicurano che tutti gli individui abbiano la stessa probabilità di essere selezionati. Quando $T$ diviene più piccolo al crescere delle iterazioni la selezione si focalizza sugli individui migliori.

### Elitismo

L'elitismo si riferisce al processo che assicurare ai migliori individui della popolazione di sopravvivere e passare alla generazione successiva, conseguentemente la selezione per elitismo consiste nello scegliere gli individui $\bar{\gamma_i}$ della popolazione corrente $\mathcal{P}$

che presentano un valore della fitness superiore a una certa soglia (impostata come parametro di configurazione). Gli individui con i cromosomi migliori sono copiati nell'insieme $\mathcal{P}^{t+1}$ che andrà a costituire la popolazione della generazione successiva e non subiscono mutazioni. Gli individui rimanenti sono selezionati con una delle tecniche precedentemente menzionate. L'elitismo può far crescere rapidamente le convergenza degli algoritmi genetici perchè evita la perdita delle *migliori* soluzioni trovate, tuttavia maggiore è il numero di individui che riescono a sopravvivere passando alla generazione successiva e minore è la diversità delle caratteristiche presentate dalla nuova generazione.

### 2.5.4 Operatore di crossover

L'operatore di *crossover* ricombina i genomi degli individui presenti nel *mating pool* per creare il patrimonio genetico degli individui della nuova popolazione.
Le diverse modalità di ricombinazione dei geni danno origine a tre categorie di operatori di crossover in funzione del numero di individui (*genitori*) da cui si originano quelli nuovi (*figli*); si parla di operatori di tipologia:

- asessuata, se un figlio è creato dal genoma di un solo genitore;
- sessuata se due individui sono utilizzati per dare origine ad uno o due figli;
- a multi-ricombinazione se uno o piu figli sono creati da più di due genitori.

Negli operatori di *crossover* di tipo sessuato si selezionano in modo casuale due individui dal *mating pool* e si ricombina il loro patrimonio genetico con una probabilità $p_c$ detta *probabilità di crossover o rate di crossover*; precisamente viene generato un numero casuale $r \in (0, 1)$ e se $p_c \geq r$ i genomi dei due genitori vengono ricombinati, in caso contrario i due *figli* saranno la copia esatta dei genitori. Il valore del *rate* di crossover può essere determinato sperimentalmente oppure teoricamente in base ai principi del teorema 'Schema' ([108, 109]). Nella implementazione del crossover va evitato che lo stesso individuo sia scelto come rappresentante di entrambi i genitori per effetto della selezione probabilistica; se questo avvenisse i nuovi individui sarebbero la copia conforme del genitore.

In letteratura vengono descritti diversi metodi di ricombinazione dei cromosomi,

alcuni dei quali sono specifici del particolare problema analizzato. Esistono tuttavia delle tecniche di ricombinazione del patrimonio genetico dei genitori che prescindono dalla natura del problema di ottimizzazione. Tali metodi possono sempre essere applicati come prima opzione per molti dei problemi di ottimizzazione.

Le tecniche più diffuse sono quelle del *k-point crossover* e del *uniform order-based crossover*. Nel *k-point crossover* si fissano uno o piu punti nel cromosoma e si scambiano tra i due genitori le sottosequenze di geni compresi tra questi punti.
Nel metodo *uniform order-based crossover* [110, 111] si generano i figli scambiando tra i due genitori ogni gene con una probabilità $p_e$ detta *probabilità di swapping*; solitamente si assume $p_e = 0.5$.

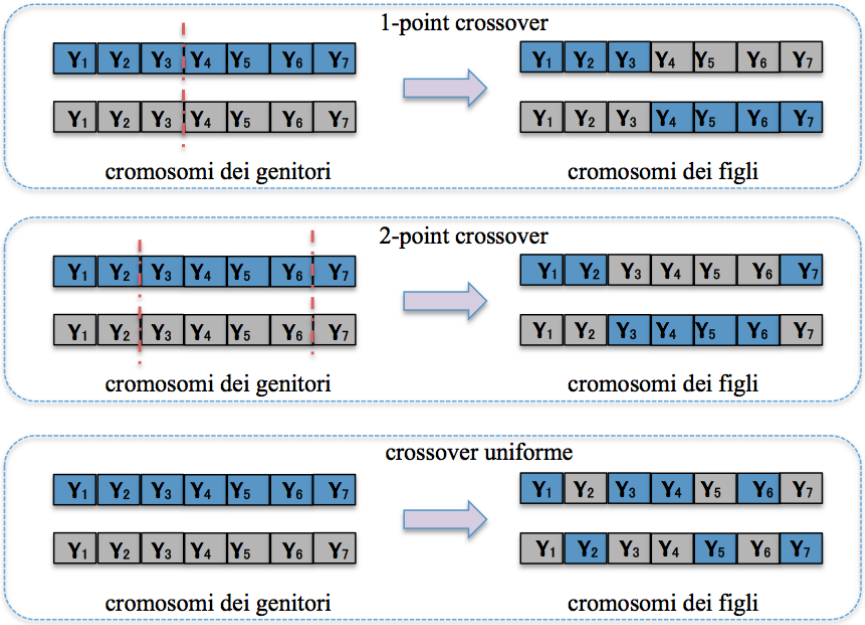



**Figura 2.4.** Tecniche di crossover

### 2.5.5 Operatore di mutazione

L'operatore di mutazione è adottato negli algoritmi genetici per aggiungere diversità alle caratteristiche della popolazione introducendo nuovi geni nei cromosomi degli individui. Questo operatore è solitamente utilizzato a sostegno del crossover per garantire che l'intera gamma di alleli sia accessibile in una data posizione di ciascun cromosoma. Si può infatti verificare il caso che lo stesso gene sia presente

nello stesso punto del cromosoma di entrambi i genitori, per cui anche la prole ottenuta tramite il *k-point crossover* avrà tale gene nel suo codice genetico. Questo si traduce in una limitazione nell'esplorazione dello spazio di ricerca. L'operatore di mutazione è progettato per superare questo problema garantendo così la ricerca delle soluzioni ottimali del MOP nell'intero spazio delle variabili di decisione.
Negli algoritmi GA una tecnica di mutazione spesso utilizzata è quella che varia ogni gene dei cromosomi della prole con una certa probabilità $p_m \in [0, 1]$ (*probabilità di mutazione*). Ne segue che se $n_z$ è il numero di geni di un individuo $\gamma_i$ la sua probabilità di mutazione è $\left[1 - (1 - p_m)^{n_z}\right]$; altri operatori di mutazione specifici delle problematiche trattate sono sviluppati in letteratura.

# Capitolo 3

# Gestione del carico elettrico nella *nano-grid* di una abitazione

## 3.1 Definizione del problema

La comparsa nell'ecosistema elettrico di sistemi di generazione distribuita e di microreti ha portato la comunità scientifica a interessarsi alle modalità di interazione tra abitazioni *intelligenti* e rete elettrica per la gestione del carico e la riduzione dei costi [112–119].

L'interoperabilità tra *smart meter* e dispositivi elettrici intelligenti, nonché lo scambio dati bidirezionale tra la rete di distribuzione elettrica principale e l'*edificio intelligente*, offre la possibilità di ottimizzare i consumi elettrici del singolo utente e di migliorare l'efficienza e la sostenibilità ambientale dell'intera infrastruttura elettrica. Infatti, il soddisfacimento della domanda energetica di un distretto con $N$ utenti richiede il dimensionamento della capacità di generazione della rete e dei relativi sistemi di distribuzione sul valore di picco del carico elettrico piuttosto che sul valor medio. Questo si riflette in costi di manutenzione elevati e sottoutilizzazione delle risorse quando risulta elevato il rapporto tra il valore di picco del carico elettrico e il

corrispettivo valor medio (*peak-to-average-ratio*), ovvero quando il $PAR >> 1$.

$$PAR = \frac{L_{peak}}{L_{avg}} = \frac{\max\limits_{t \in T} L(t)}{\frac{1}{T} \int_T L\,(t)\,dt} \tag{3.1}$$

Nella (3.1) $L\,(t)$ rappresenta la curva del carico elettrico nell'arco temporale T.

I gestori delle infrastrutture elettriche cercano di ovviare a questo poblema adottando strategie di controllo del consumo energetico dal lato utente, che sono riferite in letteratura come tecniche di *Demand Side Management* ($DSM$) [120,121]. Sono stati definiti diversi tipi di programmi di $DSM$, tutti finalizzati a migliorare l'utilizzo delle risorse energetiche disponibili; tra questi vanno menzionati:

- i programmi di *emergency demand response* che prevedono l'invio di segnalazioni sugli intervalli temporali in cui è previsto un picco del carico elettrico e l'introduzione di incentivi economici per gli utenti che conterranno i loro consumi in tali fasce;

- i metodi di *direct load control* che prevedono la gestione da remoto dei consumi energetici di alcuni processi e dispositivi dell'utente sulla base di un accordo preventivo tra il consumatore ed il gestore;

- i metodi di tariffazione intelligente (*smart pricing*) in cui il prezzo dell'elettricità pagato dall'utente viene modificato in modo dinamico a seconda della fascia temporale considerata (*time-of-use pricing*), del costo di produzione e della domanda complessiva di energia (*real-time pricing*), ovvero del superamento di un valore di soglia $\bar{L}_p(t)$ (*critical-peak pricing*) tipico per ogni fascia temporale.

Molti dei metodi di DSM analizzano il problema esclusivamente dalla prospettiva del gestore della rete, tuttavia la progressiva diffusione di piccoli impianti solari o eolici che sfruttano risorse rinnovabili ecosostenibili per produrre energia elettrica destinata all'uso domestico, ha indotto a considerare in questo lavoro di tesi sistemi di gestione efficiente dell'energia collocati nelle unità residenziali che operino nell'ottica del consumatore.

Questo motiva la scelta di considerare come presupposto iniziale di questo lavoro di ricerca lo sviluppo di un sistema automatico di pianificazione dei consumi in una

nano-grid che alimenta una *smart home*, o più in generale uno *smart building*.
La finalità principale di tale sistema è modificare il profilo di carico dell'abitazione a parità di domanda elettrica giornaliera, pianificando in modo ottimale le richieste energetiche dei diversi dispositivi elettrici in modo da uniformare il carico in ogni intervallo temporale riducendo il PAR. Il sistema deve prevedere sia il caso di :

- assenza di fonti di energia alternative a quella del *provider* elettrico principale;
- disponibilità di un impianto di generazione da fonti rinnovabili (nello specifico fotovoltaico) dimensionato essenzialmente per soddisfare il fabisogno dell'abitazione; si è assunto che la nano-grid non disponga di dispositivi di storage, in quanto l'attuale disciplina italiana non li ha completamente regolamentati per i *sistemi efficienti di utenza* che immettono in rete.

## 3.2 Modello della *smart home*

Per formalizzare il problema della gestione dei consumi energetici si ipotizza che ciascuna unità abitativa intelligente sia alimentata attraverso una nano-grid, connessa alla rete elettrica principale e dotata di un proprio sistema di gestione, pianificazione e controllo dei carichi. Si assume che il sistema di gestione [indicato con l'acronimo *HEMS* in Fig. (3.1)] disponga di:

- una rete dati per acquisire informazioni
  - sullo stato meteorologico (tasso di insolazione e/o velocità del vento stimati) dal Web,
  - sull'andamento del prezzo orario dell'elettricità definito dal gestore della rete principale;
- una interfaccia grafica (*GUI*) per consentire all'utente di specificare il tipo di attività che i dispositivi elettrici devono svolgere e i parametri caratteristici di eventuali sistemi di generazione distribuita connessi alla nano-grid;
- un database per memorizzare le caratteristiche di ogni apparato elettrico e le relative tipologie di consumo energetico;

- una rete di sensori wireless per monitorare in tempo reale i consumi dei dispositivi elettrici e mantenere aggiornate le informazioni presenti nel database.

Il sistema *HEMS* di *demand side management* della microrete pianifica le attività che richiedono potenza elettrica a partire dai profili di consumo presenti nel database e dalle specifiche imposte dall'utente sull'intervallo temporale di operabilità di ciascun dispositivo elettrico. Questo intervallo definisce la finestra temporale entro cui l'elettrodomestico deve necessariamente eseguire il compito e condiziona la capacità del sistema *HEMS* di modulare il profilo di carico della microrete. Il caso ottimale è quello in cui l'intervallo di operabilità è di 24 h (massima flessibilità di ricollocare l'attività sull'asse dei tempi), mentre il caso peggiore è quello di intervallo di operabilità uguale a quello di funzionamento, ovvero coincidente con la durata temporale dell'attività (nessuna possibilità di spostare l'attività in un successivo periodo tempo).

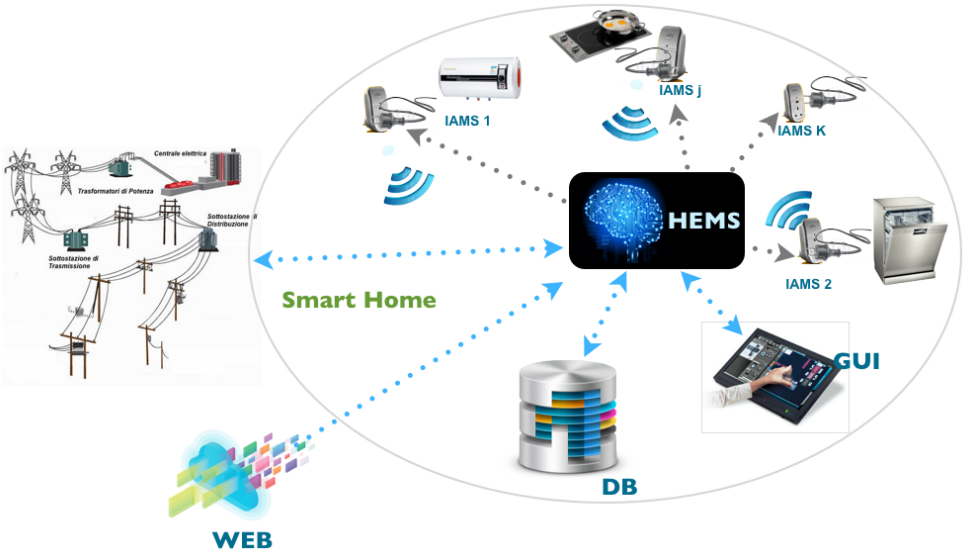



**Figura 3.1.** Sistema automatico di gestione energetica di una unità residenziale

Assumendo di indicare con $t_s$ il primo istante possibile per avviare un task e con $t_f$ l'istante entro cui concludere il task, l'intervallo di operabilità viene rappresentato con il vettore $[t_s, t_f]$. Il sistema *HEMS* in base all'estensione dell'intervallo di operabilità rispetto a quello di funzionamento identifica due tipologie di compiti elettrici:

- attività *traslabili* sull'asse temporale, per le quali la durata temporale $d$ dell'attività soddisfa sempre la condizione $d < (t_f - t_s)$;
- attività istantanee, non traslabili, per le quali la durata dell'attività verifica l'uguaglianza $d = (t_f - t_s)$;

Le attività dei dispositivi elettrici il cui azionamento può essere differito nel tempo sono ulteriormente distinte in due categorie:

- compiti non interrompibili che una volta avviati non possono essere interrotti, quali esempio i programmi di lavaggio della lavabiancheria o della lavastoviglie;
- compiti interrompibili ovvero compiti eseguibili in più fasi temporali non necessariamente consecutive, quali esempio la carica della batteria dei veicoli elettrici o il boiler dell'acqua.

Ciascuna attività non interrompibile (*task*) $TS_{j_0}$ è caratterizzata da un profilo di consumo energetico prestabilito che nell'ipotesi di segmentare l'asse dei tempi in slot temporali $\Delta t_h = \Delta t$, con $h \in \mathbb{N}$, può essere modellato come una successione nota di valori $\left\{x_h^{TS_{j_0}}\right\}$ che rappresentano l'energia richiesta in ogni intervallo temporale $\Delta t_h$ per eseguire $TS_{j_0}$.

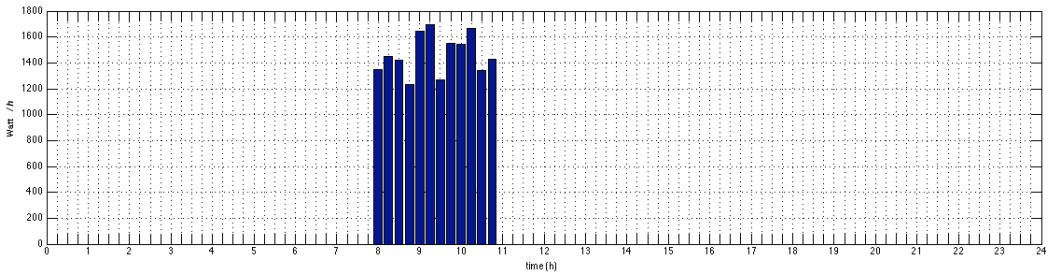



**Figura 3.2.** Possibile profilo di consumo energetico per una attività, per $\Delta t = 15 minuti$

L'energia necessaria per completare l'attività $TS_{j_0}$ è ottenuta dalla (3.2), con la condizione (3.3) per le attività non interrompibili di durata $d_{j_0}$.

$$E^{TS_{j_0}} = \sum_{h=1}^{T} x_h^{TS_{j_0}} \tag{3.2}$$

$$x_h^{TS_{j_0}} = 0 \quad per \quad \Delta t_h \notin \left[t_{0j}, (t_{0j_0} + d_{j_0})\right] \tag{3.3}$$

Nella (3.2) $T$ rappresenta il numero di intervalli temporali $\Delta t_h$ compresi nell'arco temporale di $24h$ per il quale si effettua la pianificazione energetica. Si ipotizza, inoltre, di discretizzare gli istante di avvio $t_{0j_0}$ delle attività in modo che coincidano sempre con l'estremo inferiore degli intervalli $\Delta t_h$ che li contengono.

Le attività interrompibili $TP_{j_1}$ sono caratterizzate unicamente dal valore complessivo dell'energia richiesta per eseguirle $E_{max}^{TP_{j_1}}$, mentre il loro profilo di consumo nel tempo $\{u_{p,h}^{TP_{j_1}}\}$ viene programmato dal *HEMS* con le condizioni (3.4) e (3.5).

$$\sum_{\Delta t_h \in [t_{sj_1}, t_{fj_1}]} u_{p,h}^{TP_{j_1}} = E_{max}^{TP_{j_1}} \tag{3.4}$$

$$u_{p,h}^{TP_{j_1}} \in \{0, E_c^{TP_{j_1}}\} \quad \Delta t_h \in [t_{sj_1}, t_{fj_1}] \tag{3.5}$$

Se si indica con $\{TS_{j_0}, \quad j_0 = 1..K_s\}$ l'insieme dei task non interrompibili da svolgere nell'arco di una giornata, e con $\{TP_{j_1}, \quad j_1 = 1..K_p\}$ quello dei task interrompibili, il carico elettrico aggregato per *time slot* $\Delta t_h$ dell'unità abitativa sarà esprimibile come:

$$L_h \triangleq \sum_{j_0=1}^{K_s} x_h^{TS_{j_0}} + \sum_{j_1=1}^{K_p} u_{p,h}^{TP_{j_1}} \tag{3.6}$$

Al variare degli istanti di avvio $t_{0j_0}$ e dei profili $u_{p,h}^{TP_{j_1}}$ dei task interrompibili il profilo del carico aggregato viene sagomato, modificando il *PAR* della nano-grid; ovviamente per non penalizzare eccessivamente il confort dell'utente della *smart home* il $t_{0j_0}$ potrà essere traslato solo rispettando i vincoli $t_{0j_0} \geq t_{sj_0}$ e $t_{0j_0} \leq (t_{fj_0} - d_{j_0})$

Poste queste premesse il problema della gestione dei consumi energetici di una unità residenziale dotate di una nanogrid intelligente può essere formulato come il problema della individuazione degli istanti ottimali di avvio $t_{0j_0} \in [t_{sj_0}, t_{fj_0}]$ e delle successioni $\{u_{p,h}^{TP_{j_1}}\}$ che, tenuto conto della eventuale presenza di sistemi di generazione distribuita, riducono il *PAR* della domanda energetica dell'unità abitativa intelligente, ovvero della corrispondente nano-grid.

## 3.3 PSO per la pianificazione energetica ottimale

La determinazione del profilo di carico ottimo costituisce un problema di allocazione ottima delle risorse energetiche che non può essere trattato con algoritmi determini-

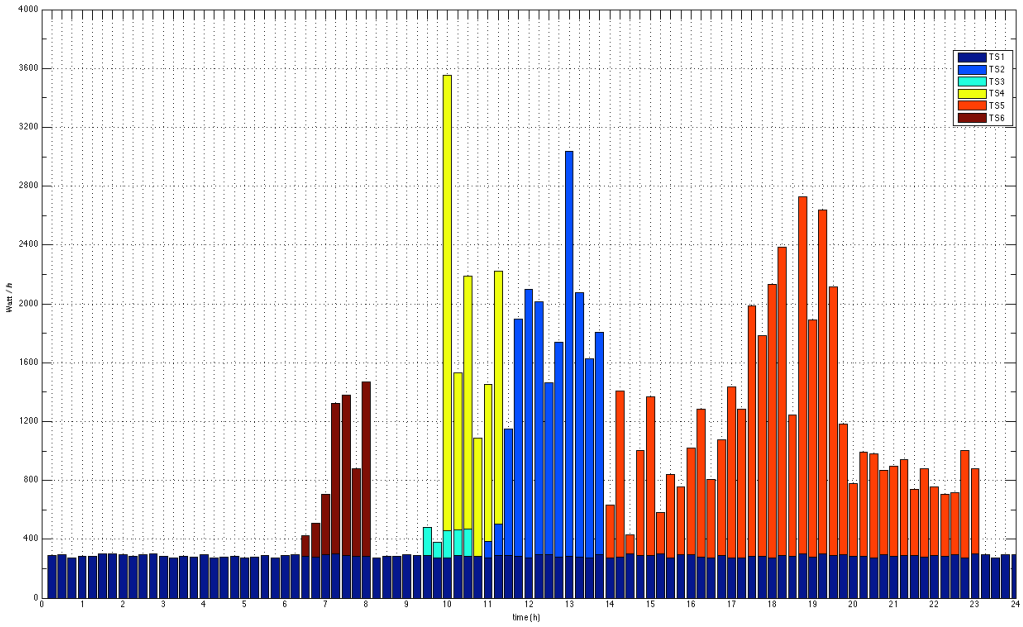



**Figura 3.3.** Possibile profilo di carico elettrico aggregato per k=6 attività e $\Delta t = 15 minuti$

stici all'aumentare del numero dei parametri in gioco [122]. L'allocazione efficiente delle risorse risulta infatti un problema di tipo non deterministico polinomiale (NP) completo. Questa motivazione ha suggerito l'adozione di un algoritmo di tipo euristico per determinare i valori ottimali di $\{t_{0j_0}, j_0 = 1..K_s\}$ e $\{u_{p,h}^{TP_{j_1}}\}$ che portano alla riduzione del $L_{peak} \triangleq \max_{\Delta t_h \in T} L_h$. Nello specifico il sistema *HEMS* adotta la tecnica dell'ottimizzazione stocastica *particle swarm*.

Con riferimento alla gestione di $K_s$ task non interrompibili e di $K_p$ task interrompibili ciascuna particella dello *swarm* rappresenta un possibile profilo di carico compatibile con le specifiche definite dall'utente sui tempi e modalità di esecuzione di ciascuna attività $TS_{j_0}$ e $TP_{j_1}$. Ogni possibile profilo $\bar{\mathbf{P}}^{\mathbf{i}}$ è associato ad un insieme di $(K_P + 1)$ vettori che identificano una posizione nello spazio delle soluzioni come descritto dalle espressioni (3.7).

Si può osservare che spesso i task interrompibili sono caratterizzati da un assorbimento di potenza uniforme in ogni sottointervallo di funzionamento, pertanto i vettori $\mathbf{u}^{TP_{j_1}}$ sono esprimibili come il prodotto di una costante $E_c^{TP_{j_1}}$ per un vettore binario $\left[b_{h_1}^{TP_{j_1}}, ..., b_{(h_1+n_{TP_{j_1}}-1)}^{TP_{j_1}}\right]$ contenente $dh_{TPj_1} = E_{max}^{TP_{j_1}} / E_c^{TP_{j_1}}$ valori non nulli su $n_{TP_{j_1}}$ intervalli $\Delta t_h = \Delta t$ contenuti in $\left[t_{sj_1}, t_{fj_1}\right]$. Ne deriva che per eseguire

un task interrompibile $TP_{j_1}$ occorre determinare $dh_{TPj_1}$ istanti di inizio distinti $\{t_{0,r}^{TPj_1}, 1 \leq r \leq dh_{TPj_1}\}$ nella finestra temporale $[t_{sj_1}, t_{fj_1}]$; Ognuno di questi istanti di inizio $t_{0,r}^{TPj_1}$ coincide con l'estremo inferiore dell' intervallo $\Delta t_h$, in cui viene consumata la quantità di energia $E_c^{TP_{j_1}}$.

$$\begin{aligned}
&\bar{\mathbf{P}}^{\mathbf{i}} = \left[\mathbf{s_0}, \mathbf{u}^{TP_1}, ..., \mathbf{u}^{TP_{K_P}}\right] \\
&\mathbf{s_0} = [t_{01}, \ldots, t_{0K_s}] \\
&\mathbf{u}^{TP_{j_1}} = E_c^{TP_{j_1}} \left[b_{h_1}^{TP_{j_1}}, ..., b_{(h_1+n_{TP_{j_1}}-1)}^{TP_{j_1}}\right] \\
&\Delta t_{h_1+n} \in [t_{sj_1}, t_{fj_1}] \quad per \quad n = 0, .., n_{TP_{j_1}-1}
\end{aligned} \tag{3.7}$$

Il profilo $\bar{\mathbf{P}}^{\mathbf{i}}$ è quindi associabile ad $m = K_s + \sum_{j_1}^{K_P} dh_{TPj_1}$ istanti di inizio espressi dalla (3.8).

$$\begin{aligned}
&\bar{\mathbf{P}}^{\mathbf{i}} = \left[\mathbf{s_0}, \mathbf{s}_{TP_1}, ..., \mathbf{s}_{TP_{K_P}}\right] \\
&\mathbf{s_0} = [t_{01}, \ldots, t_{0K_s}] \\
&\mathbf{s}_{TP_{j_1}} = \left[t_{0,1}^{TP_{j_1}}, ..., t_{0,dh_{TP_{j_1}}}^{TP_{j_1}}\right] \\
&t_{0,r}^{TP_{j_1}} \in [t_{sj_1}, t_{fj_1}] \\
&t_{0,s}^{TP_{j_1}} \neq t_{0,r}^{TP_{j_1}} \quad per \quad r \neq s, \quad 1 \leq r, s \leq dh_{TPj_1}
\end{aligned} \tag{3.8}$$

Osservando che un profilo di carico ideale sarebbe quello uniforme su tutto l'arco temporale, una condizione per la minimizzazione del $PAR$ è quella ottenibile dalla riduzione dello scarto tra picco del carico energetico aggregato per *time slot* ed carico medio netto per time slot; questo suggerisce di assumere come funzione di *fitness* l'espressione

$$f(\bar{\mathbf{P}}^{\mathbf{i}}) = \max_{\Delta t_h}\{\left(L_h - G_h - \tilde{L}_{avg}\right) \cdot mask_h\} \tag{3.9}$$

$$mask_h = \left(L_h - G_h - \tilde{L}_{avg}\right) \geq 0 \tag{3.10}$$

dove $\tilde{L}_{avg} \triangleq \frac{1}{T} \sum_{\Delta t_h} \left(L_h - G_h\right)$ rappresenta il carico medio netto per time slot e $\{G_h\}$ è l'energia prodotta dai sistemi di generazione distribuita per time slot.

Per riuscire a coprire lo spazio di ricerca nel modo più uniforme possibile, inizialmente le $\mathcal{N}$ particelle dello sciame vengono collocate in modo casuale nello

spazio multidimensionale delle soluzioni rispettando i vincoli sugli intervalli di funzionamento ammessi. Questa scelta è dettata dal fatto che la capacità del PSO di esplorare efficientemente lo spazio delle soluzioni dipende fortemente dalla modalità di inizializzazione delle posizioni iniziali degli $\mathcal{N}$ individui.
Questo suggerisce l'adozione della espressione (3.11) per generare le posizioni iniziali degli $\mathcal{N}$ individui dello sciame,

$$P_r^i = P_{min,r}^i + rand_r \cdot (P_{max,r}^i - P_{min,r}^i) \tag{3.11}$$

dove $P_{min,r}^i$ e con $S_{max,r}^i$ indicano rispettivamente gli estremi minimo e massimo del componente $r$-esima del vettore posizione e $rand_r$ un valore uniformemente distribuito in $(0, 1)$. Viene così determinato un primo insieme di possibili profili di carico: uno per ogni particella.
Ad ogni iterazione dell'algoritmo le particelle si spostano nello spazio m-dimensionale con l'obiettivo di individuare la posizione che minimizza la funzione di fitness.
Il movimento di ogni particella è condizionato dal risultato raggiunto dagli altri individui dello stormo in modo da rispecchiare l'attitudine di ogni individuo ad emulare il comportamento dei soggetti che hanno avuto maggior successo. Ogni profilo di carico viene di conseguenza modificato in modo che la posizione della corrispondente particella $\bar{\mathbf{P}}^{\mathbf{i}}$ vari con una velocità che rifletta sia i risultati che l'i-esimo individuo ha raggiunto nelle iterazioni precedenti (*componente cognitiva*), sia i risultati trovati dagli altri individui del gruppo (*componente sociale*).

La variazione della posizione $\bar{\mathbf{P}}^{\mathbf{i}}$ viene sintetizzata matematicamente dalle equazioni (3.12) e (3.13).
Con riferimento alla funzione di fitness la componente cognitiva è legata alla migliore posizione $\bar{\mathbf{P}}^{\mathbf{i}}_{\mathbf{lbest}}$ trovata dalla particella nel corso della sua evoluzione ed è modellata dal termine $c_1 \cdot rand_{1,r} \cdot (P^i{}_{lbest,r} - P_r^i)$ per tener conto della tendenza della particella a rioccupare la posizione (etichettata *local best*) da cui ha tratto il maggior profitto. La componente sociale è invece descritta come $c_2 \cdot rand_{2,r} \cdot (P^i{}_{gbest,r} - P_r^i)$ dove $\bar{\mathbf{P}}^{\mathbf{i}}_{gbest}$ è la migliore posizione trovata dallo sciame.
In sintesi la ricerca della posizione ottima da parte degli $\mathcal{N}$ individui è regolata nella

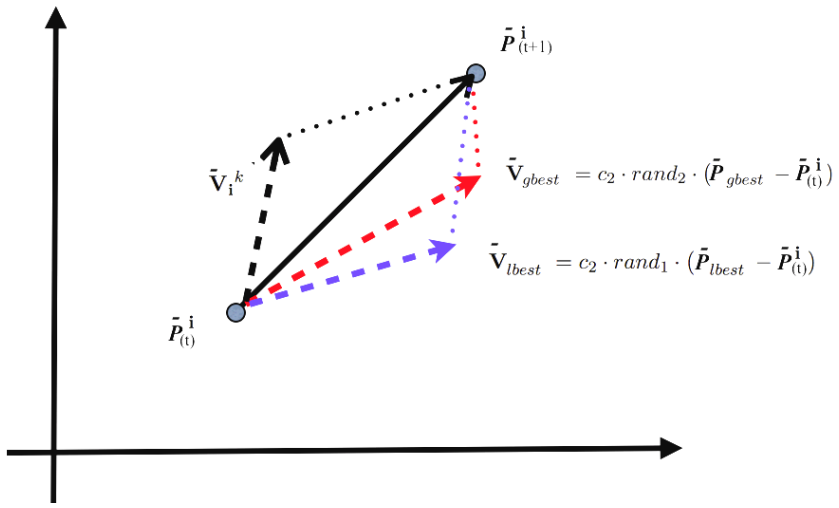



**Figura 3.4.** Variazione della posizione degli individui del PSO nello spazio delle soluzioni

$r$-esima dimensione dalle seguenti espressioni:

$$\begin{aligned} V_r^i(t+1) = \quad & \omega \cdot V_r^i(t) + c_1 \cdot rand_{1,r} \cdot [P^i_{lbest,r}(t) - P^i_r(t)] + \\ & + c_2 \cdot rand_{2,r} \cdot [P^i_{gbest,r} - P^i_r(t)] \end{aligned} \tag{3.12}$$

$$P_r^i(t+1) = \quad P_r^i(t) + V_r^i(t+1) \tag{3.13}$$

Il parametro $\omega$ rappresenta l'inerzia della particella a cambiare posizione, mentre $c_1$ e $c_2$ sono dei coefficienti di accelerazione che regolano la velocità verso il *local best* e il *global best* ovvero l'importanza della *componente cognitiva* rispetto a quella *sociale* nell'esplorazione dello spazio di ricerca; $rand_{1,r}$ $rand_{2,r}$ sono delle determinazioni di variabili aleatorie uniformemente distribuite tra (0,1).

In accordo agli studi di Shi ed Eberhart [123, 124] si è seguito l'approccio $IWA$ (*inertia weights approach*) per definire il valore dei parametri nella (3.12) adatti a risolvere il problema della pianificazione energetica ottimale, conseguentemente l'esplorazione dello spazio delle soluzioni è stata condotta assumendo i valori : $\omega = \omega_{max} - \dfrac{(\omega_{max} - \omega_{min})}{Niter_{max}} \cdot Niter$, $c_1 = c_2 = 2.0$, con $\omega_{max} = 0.9$ e $\omega_{min} = 0.4$.

## 3.4 Verifica del sistema proposto

Il sistema di pianificazione dei consumi energetici del *HEMS* è stato testato su una piattaforma di simulazione implementata in C++ con una interfaccia grafica web-based verso l'utente e un database NoSQL di possibili *tasks elettrici* che l'utente di una abitazione tradizionale potrebbe eseguire nell'arco di una giornata. Il database contiene per ogni elettrodomestico diversi tipi di task che si differenziano, sia per durata che per energia complessivamente richiesta.
Nel database i campi associati ad ogni task specificano le sue caratteristiche di interrompibilità e traslabilità temporale, l'intervallo di operabilità, la durata e il profilo di consumo energetico dei task non interrompibili, l'energia necessaria per eseguire i task interrompibili.
Nelle tabelle (3.1) e (3.2) sono indicati i consumi delle attività non interrompibili considerate nelle simulazioni; per quanto concerne i *task* non interrompibili il campo durata specifica l'ampiezza dell'intervallo di funzionamento per ogni task; la possibilità di avere più valori della durata associati alla stessa tipologia di attività consente di diversificare ulteriormente il tipo di *task* che l'utente può richiedere ad uno stesso dispositivo; ad esempio è possibile avere un task di tipologia Lavabiancheria-3 con consumo di 1700 watt/h e durata 1h:30 ma anche un task di durata 2h:30 con la medesima tipologia e consumo orario.
In tabella (3.3) sono invece indicati i task interrompibili presi in considerazione nelle prove di verifica del sistema di pianificazione proposto; nello specifico si sono considerate le attività dei dispositivi di ricarica delle batterie dei veicoli elettrici (EV Home Charger). Si è fatto riferimento ad una stazione di ricarica conforme al Modo 2 della Norma Internazionale IEC 61851-1, utilizzata per la ricarica di una batteria di 24 kWh; a seconda della corrente di ricarica selezionata dall'utente e della percentuale di ricarica voluta saranno necessari tempi di ricarica effettivi distinti.

Nel caso in cui l'utente disponga di un sistema di generazione distribuita, si è ipotizzato che questo sia di natura fotovoltaica e che nell'unità abitativa sia installato un impianto da $3kW_p$ con una produzione elettrica media giornaliera su base annua di 11.3 $kWh$ (dati forniti dall'applicativo web per la stima della produzione fotovoltaica associato al Photovoltaic Geographical Information System (PVGIS)

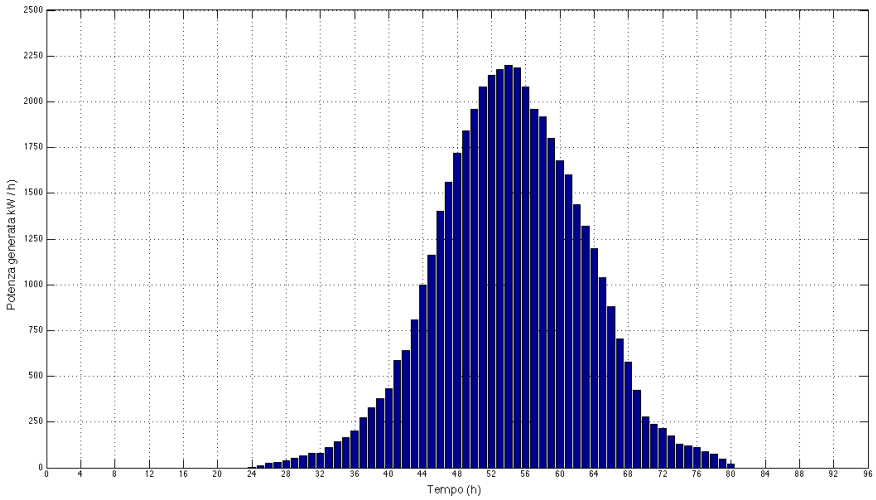



**Figura 3.5.** Potenza generata dal sistema di generazione fotovoltaico nel mese di Aprile

database [125]). In figura (3.5) è riportato uno dei possibili andamenti della potenza generata da un impianto fotovoltaico per il mese di aprile.
Nelle simulazioni si è assunto che il profilo di consumo energetico dei task non interrompibili fosse uniforme su tutto l'intervallo di funzionamento, inoltre si ipotizzato che ogni utente esegua al più due task interrompibili ed un numero massimo di task non inferiore a 5 e non superiore a 14.

Il profilo di carico netto per la nano-grid dell'unità residenziale, derivato eseguendo i task secondo la pianificazione computata dall'$HEMS$, è stato posto a confronto con quelli ricavati in due distinte situazioni operative:

- la prima ipotizza che gli apparati elettrici svolgano il loro *tasks* non appena possibile; questo significa assumere l'istante di inizio dell'attività coincidente con l'estremo inferiore dell'intervallo di funzionamento specificato dall'utente; tale situazione corrisponde al caso in cui sia assente un sistema automatico intelligente di gestione e pianificazione delle attività all'interno della abitazione;

- la seconda ipotizza che i dispositivi elettrici diano avvio ai loro compiti a partire dagli istanti specificati dall'utente. Questo caso modella la situazione in cui le attività sono programmate senza valutare l'impatto ambientale ma tenendo conto solo dei bisogni dell'utente.

**Tabella 3.1.** Task elettrici non interrompibili

| Tipologia Task | Power(W/h) | Durata(h:m) |
|---|---|---|
| Lavabiancheria-P1 | 1.900 | 2:30 |
| Lavabiancheria-P2 | 1.400 | 1:00, 1:30, 2:30 |
| Lavabiancheria-P3 | 1.700 | 1:30, 3:00 |
| Lavastoviglie-P1 | 1400 | 2:00 |
| Lavastoviglie-P2 | 1800 | 3:00 |
| Lavastoviglie-P3 | 1600 | 2:00 |
| Lavastoviglie-P4 | 1100 | 1:00, 2:00 |
| Asciugabiancheria-P1 | 2700 | 0:30, 1:00, 2:00, 2:30 |
| Asciugabiancheria-P2 | 2200 | 0:30, 1:00, 2:00, 2:30 |
| Aria-Condizionata-P1 | 800 | 1:00, 2:00, 3:00, 4:00 |
| Aria-Condizionata-P2 | 600 | 1:00, 2:00, 3:00, 4:00 |
| Riscaldamento-P1 | 2100 | 1:00, 2:00, 3:00, 4:00 |
| Riscaldamento-P2 | 2500 | 1:00, 2:00, 3:00, 4:00 |
| Forno-elettrico-P1 | 2250 | 0:30, 0:45, 1, 1:15, 1:30, 2:00 |
| Forno-elettrico-P2 | 3000 | 0:30, 0:45, 1, 1:15, 1:30, 2:00 |
| Forno elettrico-P3 | 2.500 | 0:30, 0:45, 1, 1:15, 1:30, 2:00 |
| Grill | 1000 | 0:15, 0:30, 0:45, 1:00 |
| Piano-Cottura-P1 | 5000 | 0:15, 0:30, 0:45, 1:00, 1:15, 1:30, 1:45,2:00, 2:15,2:30 |
| Piano-Cottura-P2 | 1500 | 0:15, 0:30, 0:45, 1:00, 1:15, 1:30, 1:45,2:00, 2:15,2:30 |
| Piano-Cottura-P3 | 2000 | 0:15, 0:30, 0:45, 1:00, 1:15, 1:30, 1:45,2:00, 2:15,2:30 |
| Piano-Cottura-P4 | 1800 | 0:15, 0:30, 0:45, 1:00, 1:15, 1:30, 1:45,2:00, 2:15,2:30 |
| Tosaerba-P1 | 280 | 0:30, 1:00, 2:00, 3:00, 4:00 |
| Tosaerba-P2 | 450 | 0:30, 1:00, 2:00, 3:00, 4:00 |
| Tosaerba-P3 | 1300 | 0:30, 1:00, 2:00, 3:00, 4:00 |
| Aspirapolvere | 1200 | 0:30, 1:00, 1:30, 2:00 |

**Tabella 3.2.** Task elettrici non interrompibili

| **Tipologia Task** | **Power(W/h)** | **Durata(h:m)** |
|---|---|---|
| Frigocombinato-1 | 40 | 24:00 |
| Frigocombinato-2 | 60 | 24:00 |
| Ferro-da-stiro-1 | 1300 | 0:15,0:30,1:00,1:30,2:00 |
| Ferro-da-stiro-2 | 1000 | 0:15,0:30,1:00,1:30,2:00 |
| Congelatore-1 | 45 | 24:00 |
| Aria-Condizionata-P1 | 800 | 1:00, 2:00, 3:00, 4:00 |
| Aria-Condizionata-P2 | 600 | 1:00, 2:00, 3:00, 4:00 |
| Tostapane | 1000 | 0.25 |
| Segreteria telefonica | 5 | 24 |
| Frullatore | 150 | 0:15 |
| Friggitrice-1 | 2000 | 0:15, 0:30, 0:45 |
| Friggitrice-2 | 1600 | 0:15, 0:30, 0:45 |
| illuminazione-interna-1 | 150 | 1:00, 2:00, 3:00, 4:00, 5:00, 6:00 |
| illuminazione-interna-2 | 350 | 1:00, 2:00, 3:00, 4:00, 5:00, 6:00 |
| illuminazione-interna-3 | 720 | 1:00, 2:00, 3:00, 4:00, 5:00, 6:00 |
| Televisore-1 | 80 | 1:00,2:00,3:00;4:00,5:00,6:00 |
| Televisore-2 | 40 | 1:00,2:00,3:00;4:00,5:00,6:00 |

**Tabella 3.3.** Consumi dei Task elettrici interrompibili

| **Tipologia di Task** | **Energia assorbita (kW)** | **Tempo di ricarica effettivo (h:m)** | **Percentuale di carica (kW)** | **Corrente (A)** |
|---|---|---|---|---|
| Home-Charger-1 | 4,830 | 1:30 | 20% | 15 |
| Home-Charger-2 | 9,660 | 2:45 | 40% | 15 |
| Home-Charger-3 | 14,490 | 4:15 | 60% | 15 |
| Home-Charger-4 | 19,320 | 5:30 | 80% | 15 |
| Home-Charger-5 | 24,00 | 7:00 | 100% | 15 |
| Home-Charger-6 | 4,830 | 1:45 | 20% | 12 |
| Home-Charger-7 | 9,660 | 3:30 | 40% | 12 |
| Home-Charger-8 | 14,490 | 5:15 | 60% | 12 |
| Home-Charger-9 | 19,320 | 7:00 | 80% | 12 |
| Home-Charger-10 | 24,00 | 8:45 | 100% | 12 |
| Home-Charger-11 | 4,8 | 2:15 | 20% | 9 |
| Home-Charger-12 | 9,6 | 4:45 | 40% | 9 |
| Home-Charger-13 | 14,4 | 7:00 | 60% | 9 |
| Home-Charger-14 | 19,2 | 9:15 | 80% | 9 |
| Home-Charger-15 | 24 | 11:45 | 100% | 9 |
| Home-Charger-16 | 4,8 | 3:30 | 20% | 6 |
| Home-Charger-17 | 9,6 | 7:00 | 40% | 6 |
| Home-Charger-18 | 14,4 | 10:30 | 60% | 6 |
| Home-Charger-19 | 19,2 | 14:00 | 80% | 6 |
| Home-Charger-20 | 24 | 17:30 | 100% | 6 |

Nelle figure 3.7, 3.8 e3.9 sono presentati i risultati ottenuti nel caso in cui l'utente chieda di eseguire i 14 task elencati in tabella 3.4; di questi 13 sono non temporalmente interrompibili ed 1 è interrompibile; inoltre 6 task di questi task non sono temporalmente traslabili perchè la loro durata coincide con l'intervallo di operabilità richiesto: TS1,TS2,TS4,TS8,TS12, TS13.
Nel caso in cui non fosse operata alcuna pianificazione ottimale il profilo di carico netto avrebbe l'andamento riportato in figura 3.6 con un $PAR = 4,36$, mentre nel caso in cui l'HEMS effettui la pianificazione si ottengono miglioramenti significativi del $PAR$ dell'ordine del 30% almeno .
E' necessario osservare che il sistema si fonda su un approccio euristico pertanto richiedendo all'EMS di effettuare la pianificazione più volte possono aversi risultati leggermente differenti. Nello specifico di questo esempio si è ottenuto un miglioramento del $PAR$ del 33% per la pianificazione P1 e del 38% per la pianificazione P2. Si noti inoltre come sia possibile avere più profili con lo stesso valore del carico di picco [si veda il caso delle figure (3.9) e (3.8)].
La capacità di miglioramento è ovviamente connessa all'ampiezza dell'intervallo di operabilità di ogni task rispetto alla sua durata. Questo suggerisce di usare questo parametro come uno degli indici per valutare il profilo di comportamento energetico dell'utente, come esaminato nel capitolo 5. Una seconda considerazione da fare è connessa ai costi associati alle diverse pianificazioni ottimali: nel caso di tariffazione flat i diversi profili ottimali sono equivalenti, diverso è invece il caso in cui venga adottata una tariffazione dinamica. Per tener conto del costo orario dell'energia nella pianificazione delle attività occorre riformulare il problema di ottimizzazione includendo tra gli obiettivi anche la spesa per l'approvvigionamento energetico sostenuta dall'utente; questo porta ad estendere le capacità computazionali dell'EMS affinché determini le soluzioni di un problema di ottimizzazione multiobiettivo .
Nel caso in cui l'unità abitativa sia dotata di una sorgente di distribuzione fotovoltaica il sistema EMS ne tiene conto andando a minimizzare il profilo di carico netto. In questo caso il semplice criterio di abbassamento del picco è condizione necessaria ma non sufficiente per l'utilizzo ottimale dell'energia generata localmente, come si evince dai grafici degli andamenti ottenuti in figura (3.11) e (3.8).

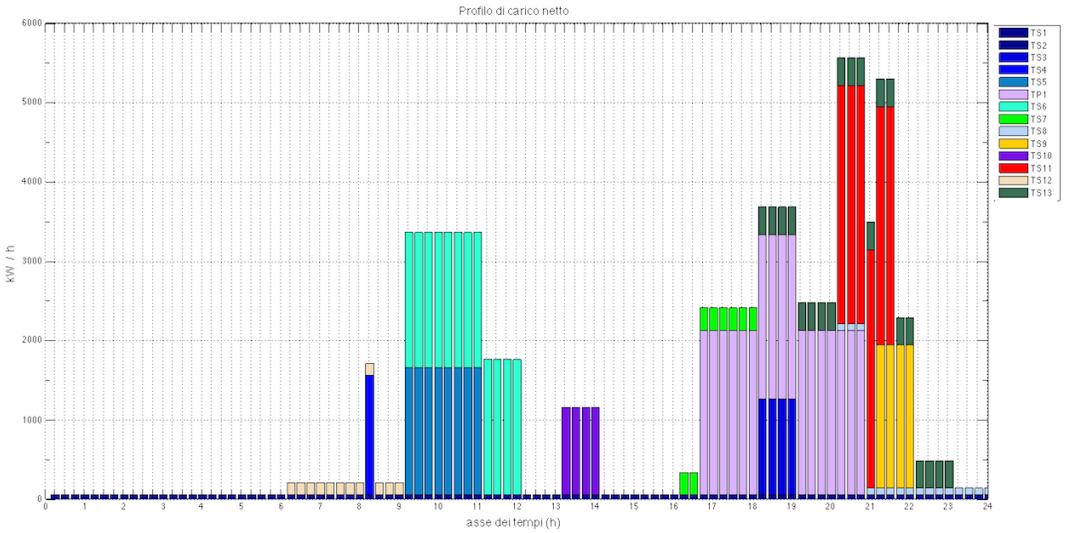



**Figura 3.6.** Profilo di carico $P0$ nel caso in cui l'unità abitativa non disponga di un $HEMS$

**Tabella 3.4.** Attività richieste dall'utente dell'unità residenziale

| **Task** | **Tipologia** | **Potenza richiesta**(watt) | **durata (h:m)** | **Intervallo di operabilità** |
|---|---|---|---|---|
| TS1 | Frigocombinato-1 | 40 | 24:00 | 0 ÷ 24 |
| TS2 | Congelatore | 45 | 24:00 | 0 ÷ 24 |
| TS3 | Aspirapolvere | 1200 | 1:00 | 18:00÷24:00 |
| TS4 | Piano-Cottura-P2 | 1500 | 0:15 | 8:00÷8:15 |
| TS5 | Lavastoviglie-P3 | 1600 | 2:00 | 7:00÷19:00 |
| TS6 | Lavabiancheria-P3 | 1.700 | 3:00 | 6:00÷16:00 |
| TS7 | Tosaerba-P1 | 280 | 2:00 | 15:00÷20:00 |
| TS8 | Televisore-1 | 80 | 4:00 | 20:00÷24:00 |
| TP1 | Home-Charger-12 | 2070 | 4:45 | 16:00÷8:00 |
| TS9 | Piano-Cottura-P4 | 1800 | 1:00 | 18:00÷22:00 |
| TS10 | Lavastoviglie-P4 | 1100 | 1:00 | 9:00÷17:00 |
| TS11 | Forno-elettrico-P2 | 3000 | 1:30 | 18:00÷23:00 |
| TS12 | illuminazione-interna-1 | 150 | 3:00 | 6:00÷9:00 |
| TS13 | illuminazione-interna-2 | 350 | 5:00 | 18:00÷23:00 |

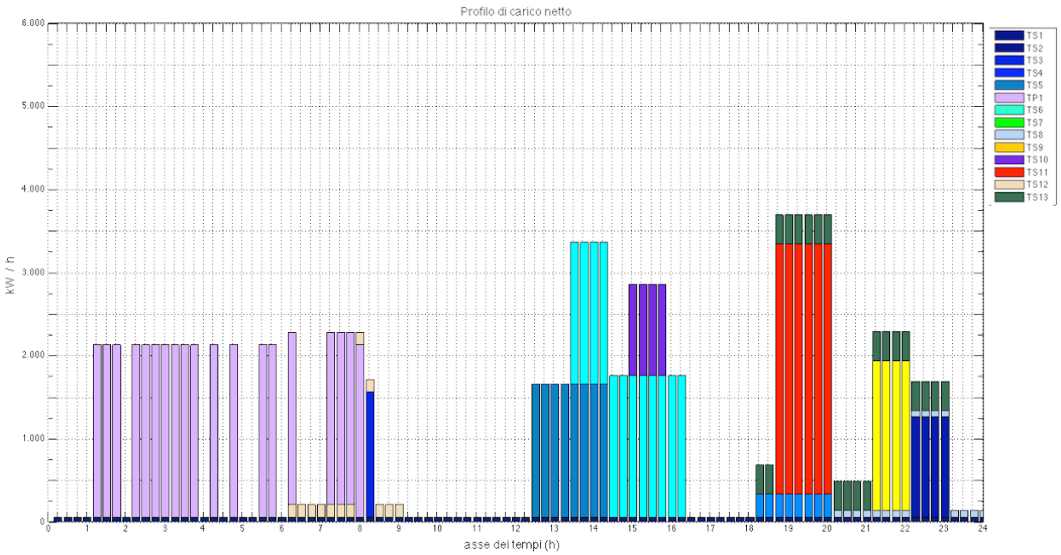



**Figura 3.7.** Profilo di carico ottimale $P1$ ottenuto nel caso in cui il sistema $HEMS$ pianifichi i tasks di tabella 3.4 con un PAR=2,89.

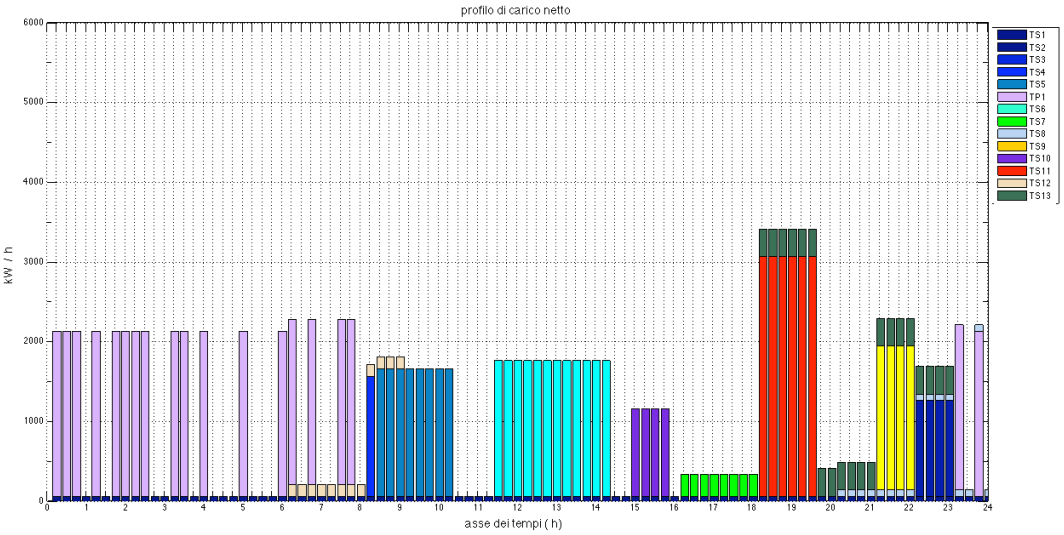



**Figura 3.8.** Profilo di carico ottimale $P2$ ottenuto nel caso in cui il sistema $HEMS$ pianifichi i tasks di tabella 3.4; PAR=2,67.

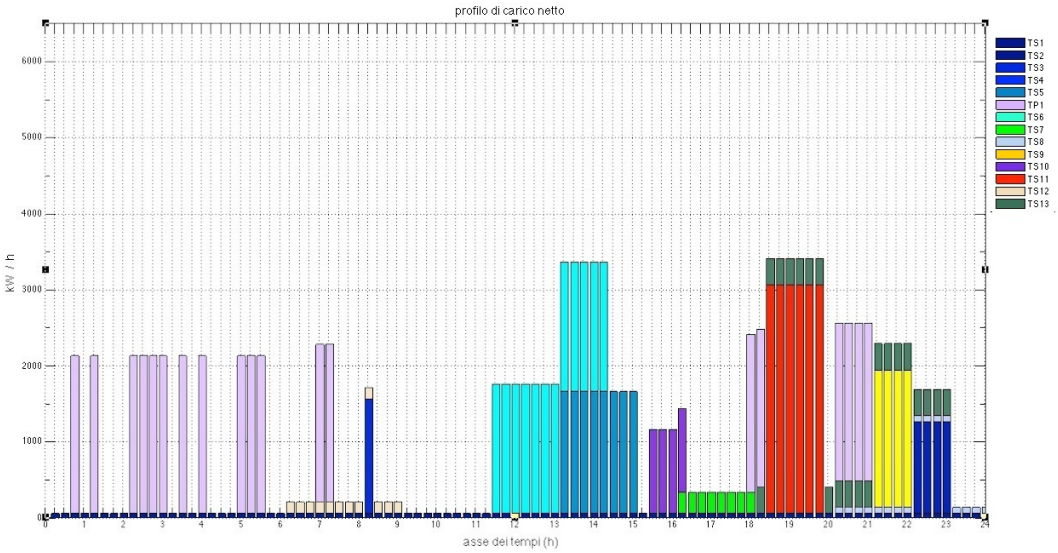



**Figura 3.9.** Profilo di carico ottimale $P3$ ottenuto nel caso in cui il sistema $HEMS$ pianifichi i tasks di tabella 3.4; PAR=2,67.

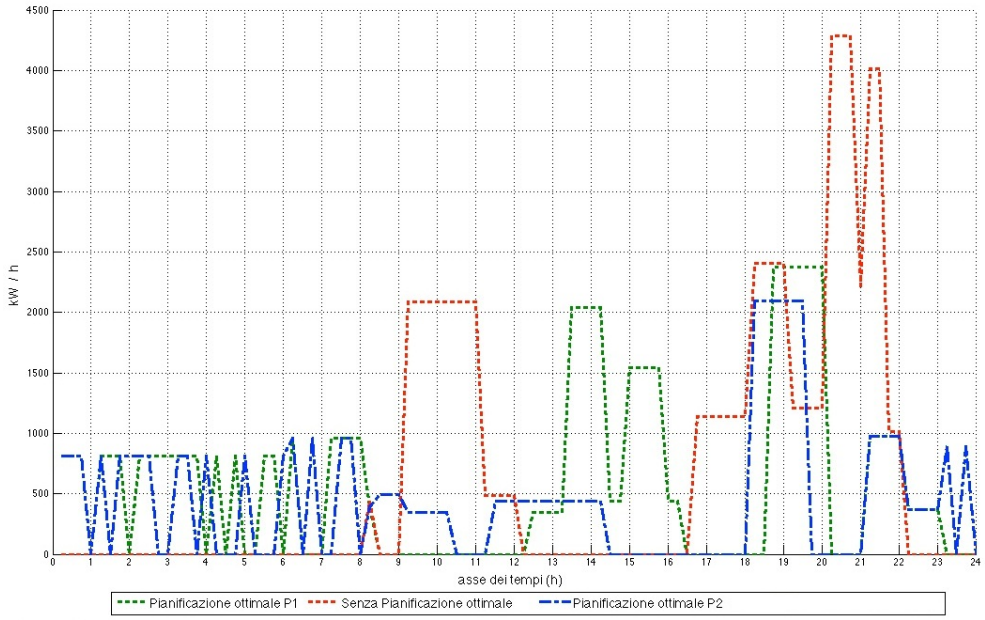



**Figura 3.10.** Confronto degli andamenti dei profili di carico netti $P0$, $P1$, $P2$ per l'unità residenziale che richiede i tasks di tabella 3.4

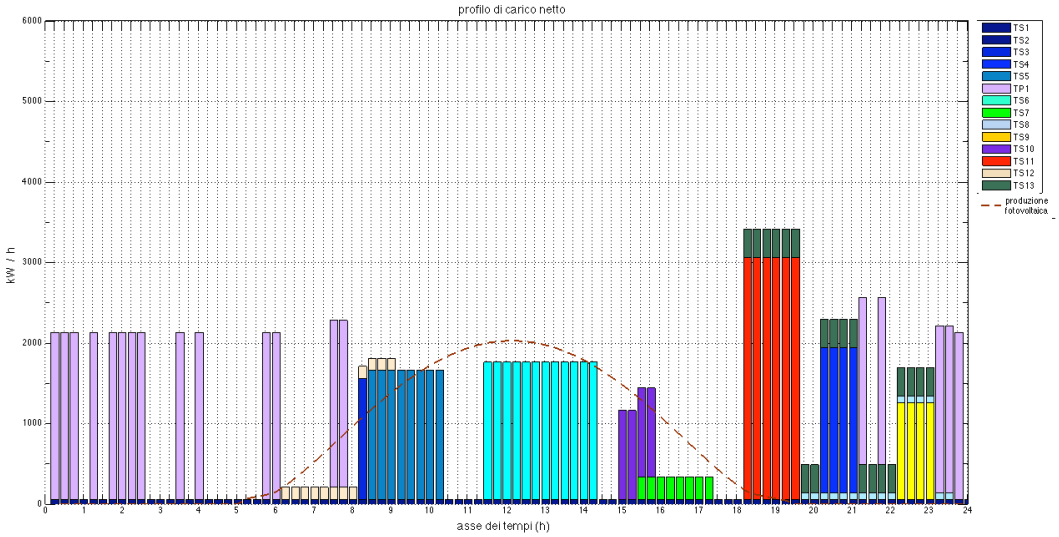



**Figura 3.11.** Profilo di carico ottimale $P4$ ottenuto nel caso in cui il sistema $HEMS$ pianifichi i tasks di tabella 3.4 in presenza di un sistema di generazione fotovoltaico; PAR=2,67

# Capitolo 4

# Ottimizzazione del carico elettrico in una microgrid residenziale

## 4.1 Modello e finalità del sistema di gestione

I recenti studi della Comunità Europea sull'entità dei consumi finali di energia elettrica [126] evidenziano come il settore residenziale costituisca il secondo consumatore in ordine di importanza dopo quello industriale. Questo dato conferma l'andamento crescente della domanda di energia elettrica delle aree residenziali dell'UE-27 e motiva il ricorso a strategie di riduzione e razionalizzazione dei consumi tramite l'impiego di dispositivi efficienti e l'adozione di sistemi di pianificazione e ottimizzazione del carico elettrico all'interno delle unità abitative e commerciali. Lo sviluppo e l'utilizzo di sistemi di controllo locali del carico e della generazione distribuita stabilizza il funzionamento della microrete. Inoltre i sistemi di gestione della domanda lato utente consentono di alterare i pattern di consumo degli utenti e di produrre specifiche variazioni nella curva di carico della microrete in accordo agli obiettivi prefissati.

In questo capitolo viene presentato un sistema automatico di ottimizzazione del carico elettrico per una area con $\mathcal{N}_{\mathcal{U}}$ abitazioni alimentate tramite una microgrid

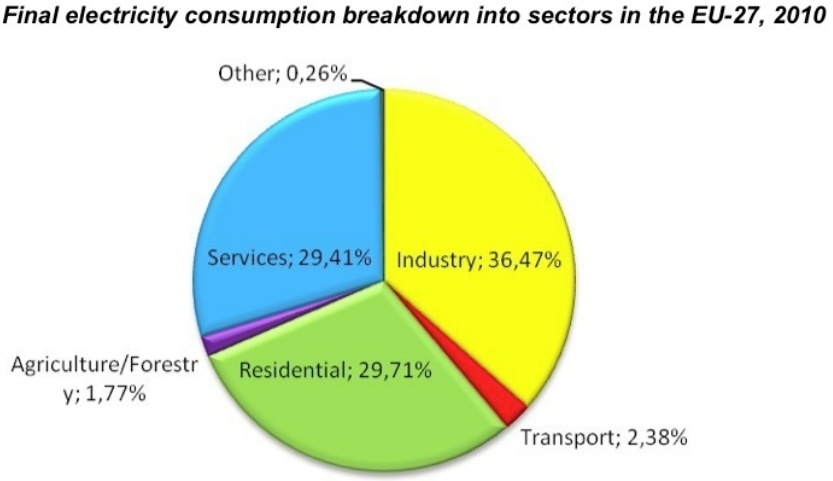



**Figura 4.1.** Percentuali di consumo dell'energia elettrica nell'UE-27 nel 2010 [126].

connessa alla rete di distribuzione elettrica principale e dotata di $\mathcal{N}_{\mathcal{G}}$ sistemi di generazione distribuita.

Ciascuna abitazione è equipaggiata con un dispositivo di pianificazione dei consumi elettrici (denominato *HCPS*) che interagisce con l'utente tramite una *GUI* e con il sistema automatico di gestione energetica della microgrid (denominato *EMS*). L'utente tramite l'interfaccia grafica definisce l'insieme di attività energetiche che intende eseguire nelle ventiquattro ore successive specificando eventualmente le fasce temporali entro cui devono essere obbligatoriamente svolte.

Ogni attività, se di tipo non interrompibile, è caratterizzata da un profilo di consumo energetico che è memorizzato nel database locale cui è connesso il sistema domestico di pianificazione dei consumi energetici.

Si assume che i dispositivi elettrici all'interno di ciascuna abitazione siano connessi alla rete di alimentazione tramite interruttori intelligenti che possono azionare i dispositivi in accordo alla pianificazione temporale inviata dal *HCPS* con un'opportuna segnalazione nella banda ISM (eventualmente la wireless LAN domestica). Tale pianificazione ottimale è definita dal sistema *EMS* che tiene conto delle esigenze di tutti gli utenti della microgrid residenziale.

Per mantenere aggiornate le informazioni nel database dei profili energetici si ipotizza che gli interruttori intelligenti implementino anche una funzionalità di monitoraggio

dei consumi dei dispositivi elettronici quando viene attivata l'esecuzione dei tasks programmati. I dati acquisiti vengono trasmessi in modo crittografato al dispositivo *HCPS* che provvederà eventualmente ad aggiornare i record corrispettivi nel database locale.

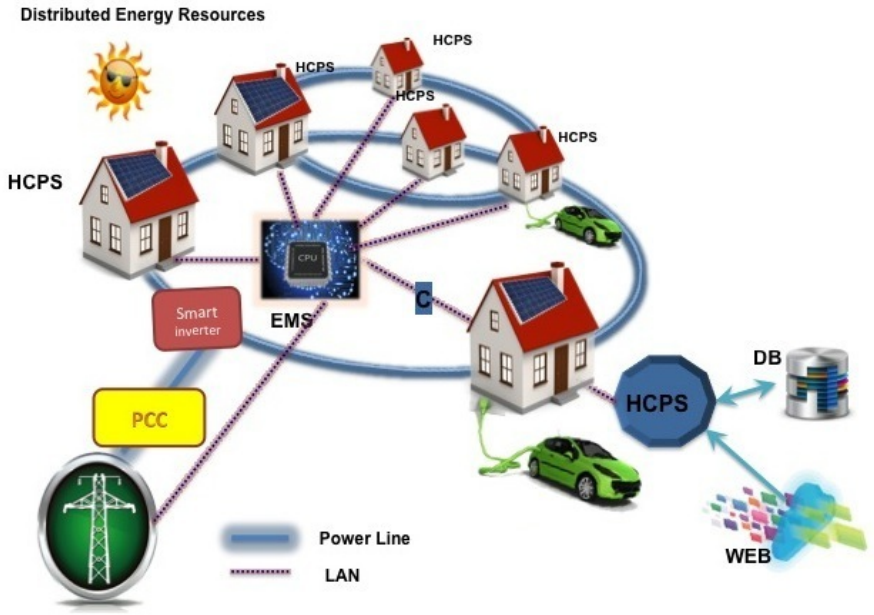



**Figura 4.2.** Area residenziale servita da microgrid con sistema di gestione energetica

Il sistema EMS di gestione energetica della microgriglia acquisisce tutte le informazioni relative ai task da svolgere nell'arco della giornata dagli $\mathcal{N}_{\mathcal{U}}$ dispositivi di pianificazione *HCPS* installati nelle unità abitative e determina la pianificazione energetica ottimale (ovvero gli istanti di avvio dei task traslabili temporalmente e i profili energetici dei task interrompibili) che garantisce la minimizzazione del *peak to average ratio* del profilo di carico elettrico della microgrid, la riduzione dei costi pagati dagli utenti, lo sfruttamento dell'energia localmente prodotta e il minimo impatto sul confort abitativo degli utenti.

Per ciascuna attività da svolgere viene offerta all'utente la possibilità di specificare al EMS quale è l'indice di importanza (*molto importante* o *trascurabile*) dei requisiti di confort e di costo selezionando opportune flag sull'interfaccia grafica dell'applicativo di programmazione dei consumi domestici del *HCPS*. Queste informazioni permettono al sistema di gestione energetica della microgriglia di modulare il profilo di carico

della rete in modo flessibile rispetto alle molteplici esigenze degli utenti dell'area residenziale.

## 4.2 Formalizzazione del problema di pianificazione energetica

Il sistema *EMS* di gestione energetica lato utente della microgrid individua in modo automatico la pianificazione ottimale dei consumi elettrici di $\mathcal{N}_{\mathcal{U}}$ abitazioni risolvendo un problema di ottimizzazione energetica multiobiettivo a partire:

- dalle richieste di esecuzione dei task elettrici, con i relativi vincoli temporali, collezionate dagli *HCPS* domestici;
- dalle quantità di energia elettrica localmente prodotta dai $\mathcal{N}_{\mathcal{G}}$ sistemi di generazione distribuita; nel caso di impianti eolici e/o fotovoltaici si utilizzano delle stime delle quantità di energia, ottenute tenendo conto dei dati sulle condizioni metereologiche ricavati dal Web;
- dai prezzi orari dell'energia elettrica comunicati giornalmente dal gestore della rete elettrica principale cui è connessa la microgrid.

Le funzioni obiettivo del problema di ottimizzazione contemperano sia le esigenze del gestore della microgrid sia quelle degli utenti in quanto rappresentano una misura del *peak to average ratio*, dei costi pagati dagli utenti e della riduzione del *confort* abitativo mediamente percepito dagli utenti quando i task vengono avviati in un istanti diversi da quelli che avevano inizialmente richiesto.
Per giungere alla definizione matematica delle tre funzioni obiettivo occorre premettere alcune notazioni.
Si assume che l'asse temporale sia diviso in $T$ intervalli uguali $\Delta t_h = \Delta t$ e si denotano con:

- $\{TS^i_{j0}\}_{j0=1...K_{s_i}}$ l'insieme delle attività non interrompibili e traslabili temporalmente dell'$i$-esima abitazione, caratterizzate dai profili di consumo energetico $\{x_h^{TS^i_{j0}}\}_{h=1,..T}$ con $x_h^{TS^i_{j0}} = 0$ se $\Delta t_h$ non appartiene all'intervallo

$[t_{0j_0,i}, (t_{0j_0,i} + d_{j_0,i})]$ di esecuzione dell'attività individuato dal *EMS*; l'intervallo di esecuzione $[t_{0j_0,i}, (t_{0j_0,i} + d_{j_0,i})]$ è sempre contenuto nell'intervallo di operabilità $[t_{sj_0,i}, t_{fj_0,i}]$ di $TS^i_{j_0}$ definito dall'utente tramite l'*HCPS*;

- $\{TP^i_{j_1}\}_{j_1=1...K_{p_i}}$ l'insieme delle attività interrompibili dell'$i$-esima abitazione caratterizzate dai profili energetici $\{u_h^{TP^i_{j_1}}\}_{j_1=1...K_{p_i}}$ definiti dal *EMS* con la condizione

$$E_{tot}^{TP^i_{j_1}} = \sum_{h=h_1}^{h_1+n_{TP_{j_1}}} u_h^{TP^i_{j_1}} \tag{4.1}$$

$$u_h^{TP^i_{j_1}} = E_c^{TP^i_{j_1}} \cdot b_h^{TP^i_{j_1}} \tag{4.2}$$

con $b_h^{TP^i_{j_1}}$ variabile binaria e $n_{TP_{j_1}}$ numero di intervalli $\Delta t$ contenuti nell'intervallo di operabilità $[t_{sj_1,i}, t_{fj_1,i}]$ specificato dall'utente tramite l'*HCPS*;

- $\{g^r_h\}_{h=1,..,T}$ andamento l'energia prodotta per intervallo dalla *r-esimo* sistema distribuito di generazione di energia distribuita nell'arco temporale di durata $T \cdot \Delta t$.

Ne consegue che il carico elettrico totale netto $\tilde{L}_{t_h}$ nell'intervallo $\Delta t_h$ è calcolabile tramite l' espressione (4.3),

$$\tilde{L}_{t_h} = L_{t_h} - G_h \tag{4.3}$$

dove $L_{t_h}$ è la domanda complessiva di energia per intervallo $\Delta t_h$ dovuta a tutte le unità abitative e $G_h$ l'energia generata per $\Delta t_h$ nella microrete.

$$L_{t_h} = \sum_{i=1}^{\mathcal{N}_\mathcal{U}} \Big[ \sum_{j_0=1}^{K_{s_i}} x_h^{TS^i_{j_0}} + \sum_{j_1=1}^{K_{p_i}} u_h^{TP^i_{j_1}} \Big] \tag{4.4}$$

$$G_h = \sum_{r=1}^{\mathcal{N}_\mathcal{G}} g^r_h \tag{4.5}$$

Il carico medio totale per *time slot* $L_{t_{avg}}$ è definito dalla (4.6); il carico medio totale netto per *time slot* $\tilde{L}_{t_{avg}}$ è definito dalla (4.7) e non dipende dalle modalità di pianificazione delle diverse attività ma solo dall'energia complessiva consumata e prodotta rispettivamente da tutti i *task elettrici* e dai sistemi di generazione distribuita.

$$L_{t_{avg}} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^{\mathcal{N}_\mathcal{U}} \Big[ \sum_{j_0=1}^{K_{s_i}} E^{TS^i_{j0}} + \sum_{j_1=1}^{K_{p_i}} E^{TP^i_{j_1}} \Big] \tag{4.6}$$

$$\begin{aligned}\tilde{L}_{t_{avg}} &= \frac{1}{T}\cdot\sum_{h=1}^{T} L_{t_h} = \frac{1}{T}\cdot\sum_{h=1}^{T}[L_h - G_h] \\ &= \frac{1}{T}\sum_{i=1}^{\mathcal{N}_{\mathcal{U}}}\Big[\sum_{j_0=1}^{K_{s_i}} E^{TS^i_{j0}} + \sum_{j_1=1}^{K_{p_i}} E^{TP^i_{j_1}}\Big] + \frac{1}{T}\sum_{r=1}^{\mathcal{N}_{\mathcal{G}}} E_{g_r} \\ &= L_{t_{avg}} + \frac{1}{T}\sum_{r=1}^{\mathcal{N}_{\mathcal{G}}} E_{g_r}\end{aligned} \tag{4.7}$$

dove l'energia del singolo task non interrompibile è data dalla (4.8) e l'energia prodotta complessivamente dalla *r-esima* fonte rinnovabile è data dalla (4.9).

$$E^{TS^i_{j0}} = \sum_{j_0=1}^{K_{s_i}} x_h^{TS^i_{j0}} \tag{4.8}$$

$$E_{g_r} = \sum_{h=1}^{T} g_h^r \tag{4.9}$$

Se ne deduce che la funzione obiettivo espressa dalla (4.10) è una misura del *peak to average ratio* $\left(PAR = \max L_{t_h} \diagdown L_{t_{avg}}\right)$ della microgrid residenziale.

$$f_1 = \max_{h\in\{1,\dots,T\}} (L_h - G_h) \tag{4.10}$$

Nell'ipotesi che siano trascurabili le spese di esercizio dei sistemi di generazione distribuita della microrete (eolico e fotovoltaico), il costo pagato complessivamente dagli utenti delle unità abitative è descritto dalla (4.11), dove $CoE_h$ rappresenta il prezzo orario di vendita dell'elettricità al kW fornito dal gestore della rete elettrica principale periodicamente.

$$COE_t = \sum_{h=1}^{T} CoE_h \cdot (L_h - G_h) \tag{4.11}$$

D'altra parte ogni utente può specificare per ogni task la rilevanza o meno del rispettivo costo energetico, pertanto si assume come seconda funzione obiettivo del problema di ottimizzazione quella definita dalla (4.12),

$$f_2 = \sum_{h=1}^{T} CoE_h \cdot \sum_{i=1}^{\mathcal{N}_{\mathcal{U}}}\Big[\sum_{j_0=1}^{K_{s_i}} (x_h^{TS^i_{j0}} \cdot \delta^i_{j0}) + \sum_{j_1=1}^{K_{p_i}} (u_h^{TP^i_{j_1}} \cdot \delta^i_{j_1})\Big] \tag{4.12}$$

dove $\delta^i_{j0}$ e $\delta^i_{j_1}$ sono variabili binarie non nulle solo se sulla interfaccia del *HCPS* l'utente ha specificato che il costo rispettivamente del task $TS^i_{j0}$ e $TP^i_{j0}$ sono per lui

di importanza rilevante.

Il dispositivo di pianificazione dei consumi domestici *HCPS* consente all'utente di specificare per le attività $TS^i_{j_0}$ non interrompibili :

- la finestra temporale $[t_s^{TS^i_{j_0}}, t_f^{TS^i_{j_0}}]$ entro cui eseguire $TS^i_{j_0}$,
- la durata $d^{TS^i_{j_0}}$ di $TS^i_{j_0}$,
- l'istante preferito $t_{p_0}^{TS^i_{j_0}}$ di avvio, con $t_{p_0}^{TS^i_{j_0}} \in [t_s^{TS^i_{j_0}}, (t_f^{TS^i_{j_0}} - d^{TS^i_{j_0}})]$.

Questo suggerisce che una misura dell'indice di soddisfazione dell'utente per il task $TS^i_{j_0}$ è rappresentata dallo scostamento normalizzato tra l'istante $t_{p_0}^{TS^i_{j_0}}$ e quello effettivamente calcolato dal sistema di pianificazione $t_0^{TS^i_{j_0}}$, ovvero la quantità indicata dalla (4.13).

$$\tau_{j_0,i} = \frac{\mid t_{p_0}^{TS^i_{j_0}} - t_0^{TS^i_{j_0}} \mid}{\max\left[\mid t_f^{TS^i_{j_0}} - t_0^{TS^i_{j_0}} - d^{TS^i_{j_0}} \mid, \mid t_0^{TS^i_{j_0}} - t_s^{TS^i_{j_0}} \mid\right]} \tag{4.13}$$

L'utente altresì può richiedere all'EMS di trascurare il valore dello scostamento $\tau_{j_0,i}$ nel calcolo del suo indice di confort spuntando sulla interfaccia grafica del *HCPS* una opportuna *flag*.

Tali considerazioni portano ad assumere come terza funzione obiettivo del problema di ottimizzazione la funzione definita dalla espressione (4.14),

$$f_3 = \frac{1}{\mathcal{N}_\mathcal{U}} \sum_{i=1}^{\mathcal{N}_\mathcal{U}} \frac{1}{K_{s_i}} \sum_{j_0=1}^{K_{s_i}} \tau_{j_0,i} \cdot \delta^c_{j_0,i} \tag{4.14}$$

dove la variabile binaria $\delta^c_{j_0,i}$ assume valore 1 oppure 0 a seconda che $t_0^{TS^i_{j_0}}$ sia stato specificato o meno per il task $TS^i_{j_0}$.

## 4.3 Implementazione dell'algoritmo di ottimizzazione

La soluzione al problema della pianificazione ottimale dei consumi di un'area residenziale è determinata dal sistema EMS utilizzando un algoritmo di tipo genetico. Gli algoritmi evolutivi, infatti, si sono affermati come la strategia piu efficace per esplorare lo spazio delle soluzioni nei problemi di ottimizzazione multi-obiettivo alla

ricerca dei fronti ottimali di Pareto, di cui forniscono una buona approssimazione. Nello specifico in questo lavoro di tesi si è assunto che ciascuno degli $\mathcal{N}_{\mathcal{I}}$ individui, che compongono la popolazione $\mathcal{P}$ dell'algoritmo genetico, rappresenti un possibile profilo di carico della microgrid $\{L_{t_h}\}$. Il genoma dell'individuo $\bar{\gamma}$ sarà costituito da $\mathcal{N}_{\mathcal{G}}$ cromosomi, ciascuno dei quali associato ad una unità abitativa della microrete. Ogni cromosoma $\gamma^i$ si compone di $n_{\gamma_i} = K_{p_i} + 1$ geni, come espresso dalle relazioni (4.15). Gli alleli $\zeta_r^i$ dei geni rappresentano rispettivamente :

- i $K_{s_i}$ istanti di avvio $t_0^{TS_{j_0}^i}$ dei task non interrompibili dell'i-esima abitazione;
- i $K_{p_i}$ vettori binari che possono essere associati a ciascun task interrompibile $TP_{j_1}^i$ dell'i-esima abitazione.

$$\begin{aligned}
\bar{\gamma} &= \left(\gamma^{\mathbf{1}}, \gamma^{\mathbf{2}}, ..., \gamma^{\mathcal{N}_{\mathcal{G}}}\right) \\
\gamma^{\mathbf{i}} &= [\zeta_0^i, \zeta_1^i, \ldots, \zeta_{K_{p_i}}^i] \\
\zeta_0^i &= \left[t_0^{TS_1^i}, t_0^{TS_2^i}, ..., t_0^{TS_{K_{s_i}}^i}\right] \\
\zeta_{j1}^i &= \left[b_{h_1}^{TP_{j_1^i}}, ..., b_{h_1+n_{TP_{j_1}}}^{TP_{j_1^i}}\right]
\end{aligned} \tag{4.15}$$

Gli individui della popolazione iniziale $\mathcal{P}_0$ vengono creati in modo randomico, ovvero generando in modo casuale i valori degli alleli $\zeta_r^i$ dei geni e controllando che questi rispettino i vincoli sulla appartenenza degli istanti iniziali agli intervalli di operabilità dei rispettivi tasks.

Ogni individuo della popolazione è associato ad un *rank* sulla base del concetto di dominanza di Pareto, ovvero si confrontano gli individui tra di loro e si determina il numero di soggetti della popolazione che dominano l'individuo in esame +1 (*dominance ranking*). Ne segue che gli individui non dominati avranno *rank* pari a 1.

Per quanto concerne la funzione di fitness, la non commensurabilità degli obiettivi (4.10), (4.12), (4.14) del MOP per la gestione degli scambi energetici in una microgrid motiva l'adozione di un approccio *Pareto-based* per la sua determinazione; in particolare si assume che la fitness di una soluzione sia inversamente proporzionale alla somma del rank piu uno.

Per caratterizzare gli individui con lo stesso rank, ovvero appartenenti allo stesso

fronte, si assegna ad ogni individuo anche un indice di affollamento $d_c$ . Questo indice è dato dalla somma delle distanze normalizzate tra gli individui più vicini a quello in esame in ogni dimensione dello spazio obiettivo.
Ad ogni iterazione si determina la fitness degli individui della popolazione corrente$\mathcal{P}(t)$ e si costruisce il sottoinsieme $\mathcal{M}$ degli individui destinati alla riproduzione adottando il meccanismo della (*tournament selection*). Se due individui hanno la stessa fitness si sceglie quello con distanza $d_c$ maggiore. Si originano $\mathcal{N}_K$ nuovi individui della popolazione attraverso il crossover e la mutazione; si considera l'insieme aggregato formato dalla popolazione corrente $\mathcal{P}$ e dall'insieme $\mathcal{Q}$ dei figli e si effettua l'ordinamento di questo insieme sulla base del rank degli individui individuando i fronti a rank $1, 2, ..r_p$. Tutti gli individui a rank 1 sono passati alla generazione successiva $\mathcal{P}(t+1)$; se non è stato raggiunto la cardinalità $\mathcal{N}_\mathcal{I}$ per $\mathcal{P}(t+1)$ si completa l'insieme considerando gli individui a rank 2, ed eventualmente quelli a rank decrescente.
Per generare l'insieme $\mathcal{Q}$ dei figli si scelgono randomicamente due genitori dall'insieme $\mathcal{M}$ e si combinano i loro geni come di seguito specificato. Siano $\bar{\gamma_A}$ e $\bar{\gamma_B}$ i due genitori, per ogni coppia di geni ${\gamma^i}_A = [\zeta^i_{0A}, {\zeta_{1A}}^i, \ldots, \zeta^i_{K_{p_i}A}]$ e ${\gamma^i}_B = [\zeta^i_{0B}, {\zeta_{1B}}^i, \ldots, \zeta^i_{K_{p_i}B}]$, per $i = 1..\mathcal{N}_\mathcal{U}$ si effettua:

- il crossover tra $\zeta^i_{0A}$ e $\zeta^i_{0B}$ secondo una maschera binaria generata randomicamente di $K_{S_i}$ elementi binari che porta a scambiare i valori degli alleli tra i due genitori in corrispondenza degli 1 per ottenere i corrispondenti vettori dei due figli;

- si effettua uno shift circolare di $r$ posizioni di ciascun vettore binario $\zeta^i_{j_1A}$ e $\zeta^i_{j_1B}$ e si seleziona randomicamente uno dei due per creare il corrispondente vettore dei figli.

Sull'insieme $\mathcal{Q}$ dei figli così ottenuto si applica l'operatore di mutazione su ogni gene. Si assume che la probabilità di mutazione $p_x$ di ciascun gene diminuisca con il crescere del numero di iterazioni.

## 4.4 Simulazione del sistema di gestione energetica

La validazione dell'efficacia dell' algoritmo di pianificazione energetica proposto è stata condotta su una piattaforma di simulazione implementata in C++. L'algoritmo di scheduling viene lanciato tramite un'interfaccia web, producendo in uscita dei file di dati raw che rappresentano le successioni dei diversi profili ottimali della curva di carico netto $\{\tilde{L_h}, h = 1, .., T\}$.
La piattaforma utilizza un database NoSql in cui vengono memorizzate :

- le informazioni sulla tipologia di tasks che l'utente può richiedere per ogni abitazione;
- l'insieme di attività che viene richiesto per ogni specifica unità abitativa della microgrid;
- il numero di utenti della microgrid

Le attività che ogni utente può richiedere sono quelle riportate nelle tabelle (3.1), (3.2) e (3.3). L'interfaccia della piattaforma permette di settare il numero massimo di evoluzioni che l'algoritmo genetico deve eseguire.
Nel caso di una microgrid residenziale formata da solo 4 utenti, che eseguono tutti attività non interrompibili e con profili non schedulati indicati in Fig.(4.4), (4.5), (4.6),(4.7) , eseguendo i tasks secondo la pianificazione del EMS si ottiene mediamente una riduzione del PAR del 32%, ed una riduzione dei costi di circa il 10,8% nel caso in cui si assuma la curva di tariffazione dinamica indicata in Fig.(4.3).
Dopo 300 iterazioni dell'algoritmo genetico si ottengono per la microgrid le curve di profilo di carico indicate in fig. (4.9), (4.10), (4.11).
Dai risultati sperimentali si osserva che il PAR si riduce nel caso migliore (profilo $P1$) del 37% e nel caso peggiore (profilo $P2$ del 29%); per quanto concerne il costo il profilo $P1$ è quello che presenta la minore riduzione percentuale rispetto al caso non schedulato ( circa 9%) mentre $P2$ è quello con un valore del funzionale di confort più elevato. Questo è in accordo con il fatto che i tre profili sono tutte soluzioni non dominate sul fronte approssimato di Pareto.
Ripetendo questa stessa simulazione con una tariffazione di tipo bioraria ( fascia F1

dalle 19:00 alle 8:00 e fascia F2 dalle 8:00 alle 19:00) e tariffe differenti per meno del 5% ( per la fascia economica F1 si è assunto il valore 0.161672 euro /kWh) si osserva mediamente una riduzione del PAR del 30% mentre nei casi migliori la riduzione di costo è di qualche punto percentuale 1,8%. Nel fare questo confronto si è assunto che la curva di costo dinamica e quella bioraria sottendano la stessa area.

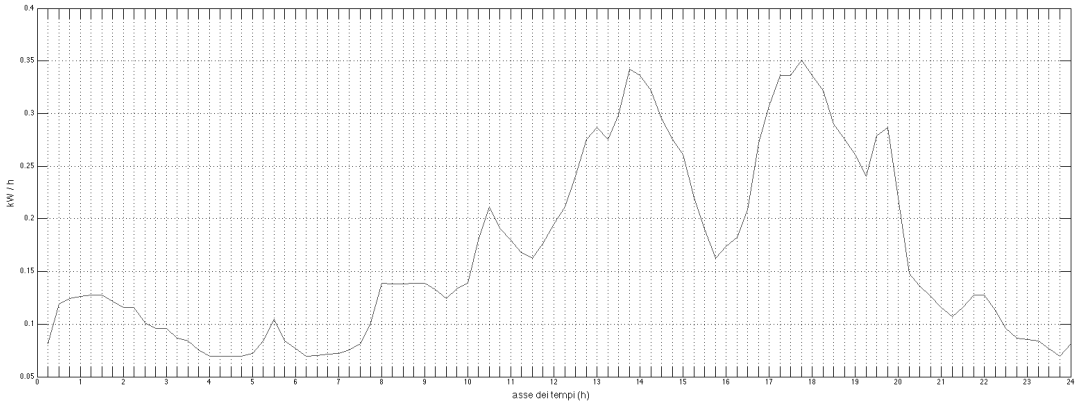



**Figura 4.3.** Curva di Costo dinamico

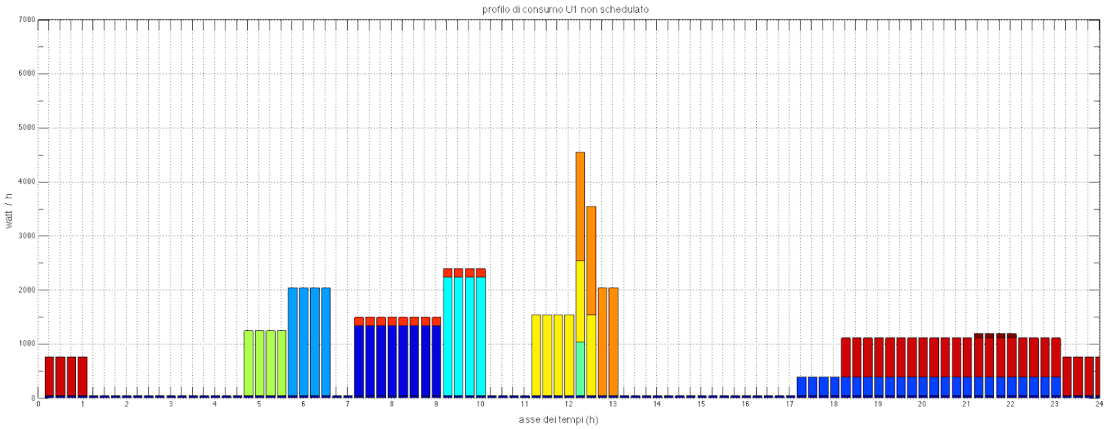



**Figura 4.4.** Profilo di carico dell'utente U1, in assenza di un sistema di gestione energetica EMS

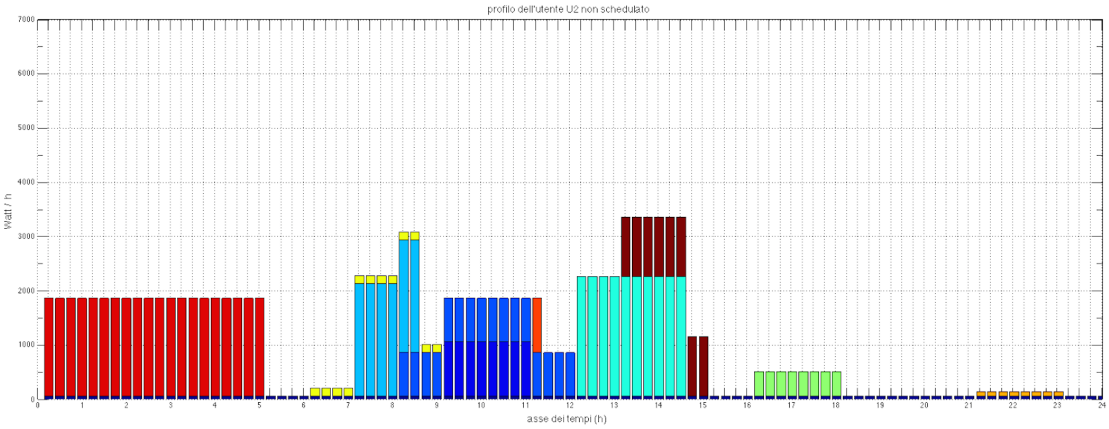



**Figura 4.5.** Profilo di carico dell'utente U2, in assenza di un sistema di gestione energetica EMS

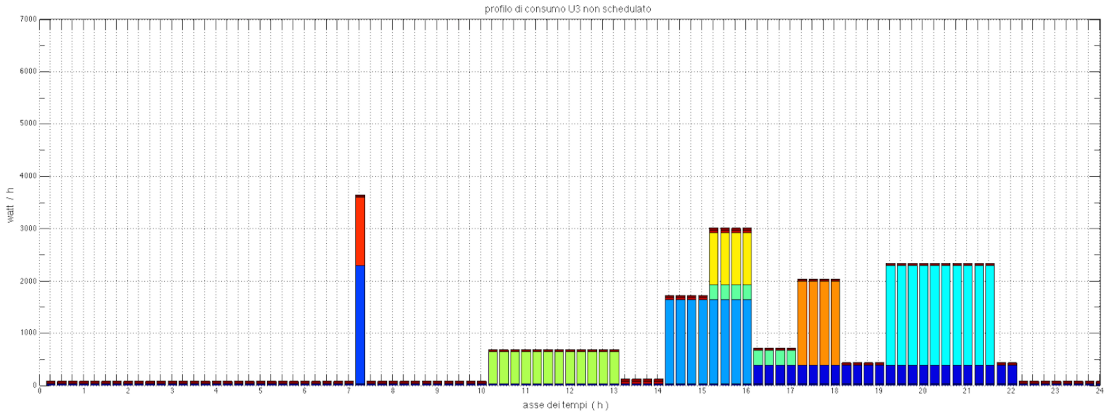



**Figura 4.6.** Profilo di carico dell'utente U3, in assenza di un sistema di gestione energetica EMS

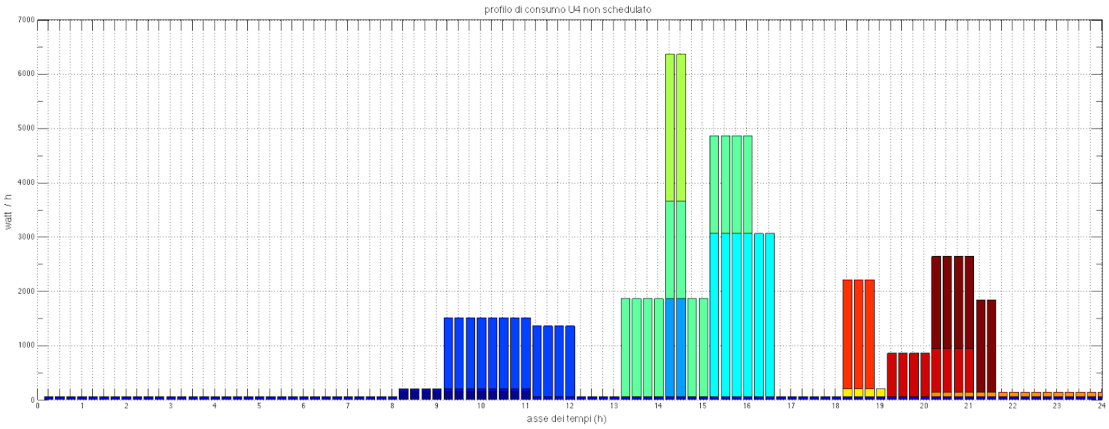



**Figura 4.7.** Profilo di carico dell'utente U4, in assenza di un sistema di gestione energetica EMS

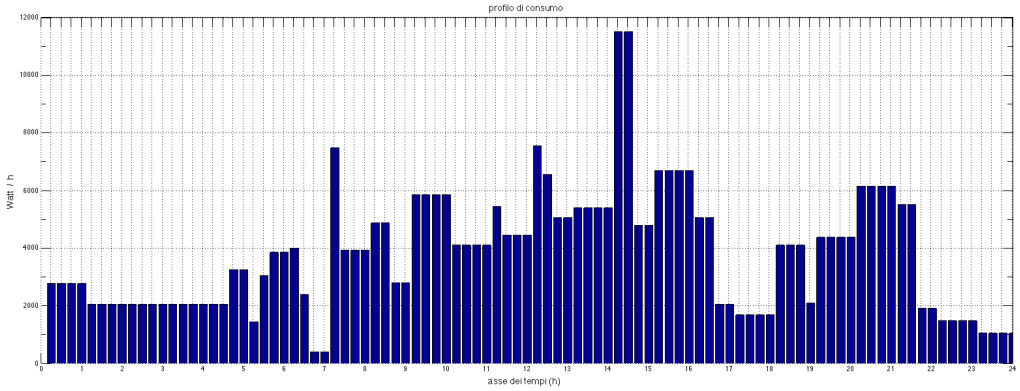



**Figura 4.8.** Profilo di carico $P_0$ di una microgrid con 4 utenti, in assenza di un sistema di gestione energetica EMS; PAR=3.013

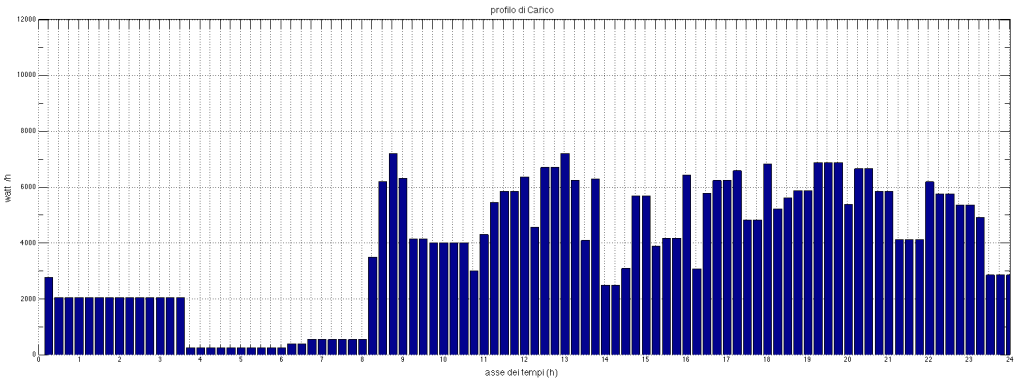



**Figura 4.9.** Uno dei Profili di carico $P_1$ di carico ottimali ottenuti dall'EMS per una microgrid con 4 utenti; PAR=1.87

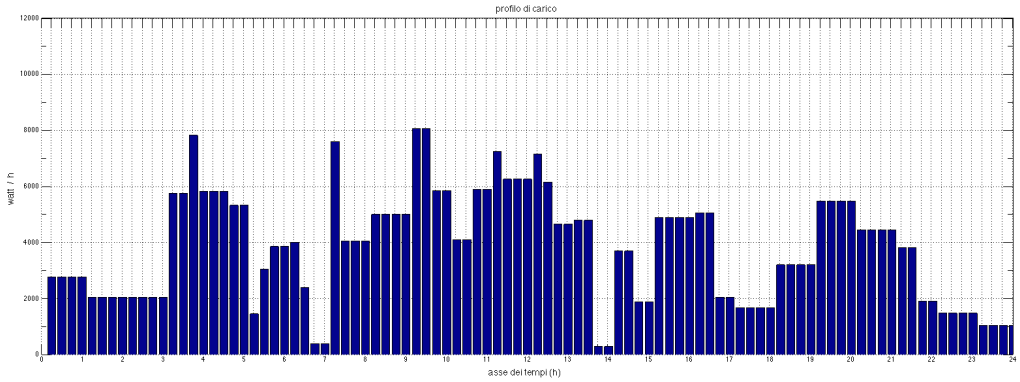



**Figura 4.10.** Uno dei Profili di carico $P_2$ di carico ottimali ottenuti dall'EMS per una microgrid con 4 utenti; PAR=2.12

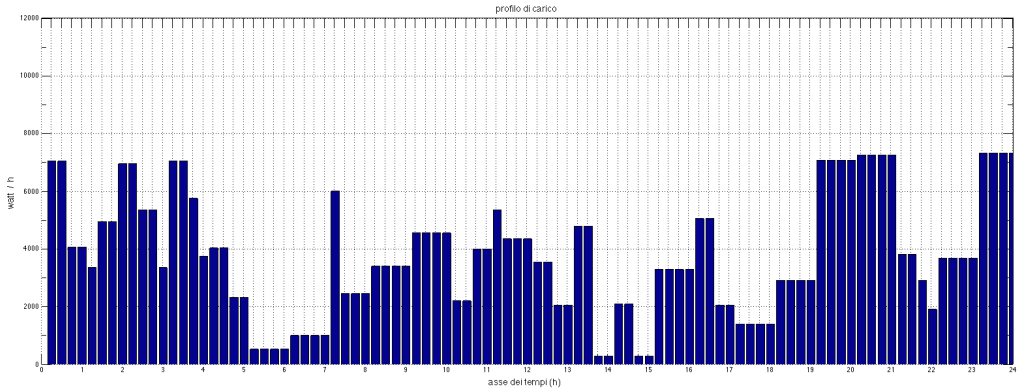



**Figura 4.11.** Uno dei Profili di carico $P_3$ di carico ottimali ottenuti dall'EMS per una microgrid con 4 utenti; PAR=1.9

# Capitolo 5

# Gestione della domanda basata sulla profilazione degli utenti

## 5.1 Il mercato elettrico per le microreti

Le Microgrids sono tenute ad operare all'interno di mercati energetici che sono strutturati secondo diversi tipi di modelli, da quelli completamente regolamentati dalle Authority nazionali a quelli totalmente liberalizzati.
Un aspetto rilevante in questi mercati è il rapporto tra le attività *liberalizzate* di produzione e vendita dell'energia e le attività *regolamentate* di trasporto e distribuzione dell'elettricità. Lo scenario comprende sia aziende di pubblico servizio che integrano verticalmente le attività di produzione, trasporto, distribuzione e vendita, sia aziende che gestiscono separatamente in modo proprietario solo alcune di queste attività, come accade attualmente in Europa. Ne deriva che gli attori del mercato energetico non sono determinati in modo univoco ma vengono definiti in funzione del modello di mercato esaminato, soprattutto per quanto riguarda la distribuzione capillare dell'energia elettrica.

A seconda del contesto operativo si possono distinguere per il vettore energetico '*elettricità*' essenzialmente due tipologie di mercato: quello all'ingrosso e quello al dettaglio. Questi due mercati operano interagendo tra loro secondo una molteplicità di transazioni bilaterali. La rete di trasmissione generalmente interconnette diversi produttori e importatori nazionali e transnazionali di energia che danno origine con

le loro contrattazioni ad un mercato all'ingrosso estremamente competitivo; per quanto concerne il mercato della distribuzione al dettaglio in molti paesi è stata raggiunta una condizione di concorrenza tra vari operatori del servizio elettrico che consente agli utenti finali di scegliere il proprio fornitore in base ai diversi prezzi di vendita e alle condizioni contrattuali applicate.

Le microgrid a causa delle loro dimensioni ridotte non possono partecipare direttamente al mercato elettrico all'ingrosso, ma entrano nel mercato al dettaglio sia come parte del portafoglio di commercializzazione delle grandi compagnie di fornitura elettrica, che come soggetto indipendente di servizi energetici a livello di rete di distribuzione. Infatti il controllo diretto delle risorse energetiche distribuite da parte dei proprietari e il libero mercato nel settore al dettaglio richiedono accanto ad un adeguato contesto normativo anche l'adozione dell'infrastruttura '*microgrid* ' con un avanzato sistema ICT per supportare il funzionamento del mercato (smart meter e sistemi di interazione standardizzata tra venditori al dettaglio e operatori di distribuzione).

### 5.1.1 Attori del mercato energetico

Quanto esposto implica che i principali attori del mercato energetico per le microgrid sono i seguenti:

- il *consumatore*, costituito da una famiglia o una piccola e media impresa, che sottoscrive un contratto con una società di vendita dell'energia (il contratto include solitamente le tasse relative all'utilizzo della rete di distribuzione);
- il *fornitore del servizio elettrico* (ESCO) che rappresenta la compagnia con cui interagiscono i clienti per acquistare energia elettrica ed eventualmente altri servizi energetici; l'elettricità erogata dal fornitore viene acquistata da diverse fonti sia del mercato all'ingrosso (grandi aziende di produzione elettrica) che del mercato al dettaglio ( proprietari degli impianti di generazione distribuita); in un contesto di liberalizzazione del mercato energetico il fornitore decide i prezzi dell'elettricità per i consumatori finali; tali prezzi possono variare in funzione del tempo e dell'area geografica;

- il *proprietario/gestore* delle unità di generazione distribuita (DG) che immette la sua produzione elettrica nella rete avvalendosi di condizioni di dispacciamento prioritario e ricevendo in molti casi incentivi sulle tariffe di riacquisto (*feed-in tariff*); alternativamente il proprietario delle unità DG può sottoscrivere un contratto di vendita con le società che erogano energia agli utenti finali (ESCO) pagando gli oneri di utilizzo della rete di distribuzione; in ogni caso le unità di DG sono sempre dotate di sistemi di monitoraggio e di controllo;

- il *prosumer* che rappresenta il caso di un consumatore che ha installato nei suoi locali un piccolo sistema di generazione distribuita; la produzione locale può coprire in parte o in tutto il consumo del proprietario, e l'eccedenza può essere ceduta alla rete elettrica principale; in alcuni casi il prosumer può decidere di vendere tutta la produzione locale al provider del servizio elettrico principale in cambio di tariffe di riacquisto favorevoli;

- il *il regolatore del mercato elettrico* che rappresenta un organismo indipendente responsabile per il funzionamento aperto, equo e trasparente del mercato; il regolatore favorisce l'accesso aperto ed omogeneo alla rete sul territorio nazionale e definisce i criteri del sistema tariffario a tutela dell'efficienza del servizio elettrico e degli interessi degli utenti consumatori;

- l'*operatore della microgrid* che è responsabile del funzionamento, della manutenzione e dello sviluppo della rete di distribuzione che costituisce la microrete; a seconda del modello di business l'operatore della microgrid può coincidere con l'operatore della rete di distribuzione (DSO) oppure essere un soggetto indipendente che opera localmente per conto dei clienti della microrete;

- il *gestore del sistema di distribuzione* (DSO) che è il responsabile della gestione, manutenzione e sviluppo della rete di distribuzione in una determinata zona geografica; normalmente gestisce le reti di distribuzione ad alta, media e bassa tensione ed è tenuto a trasportare energia elettrica ai consumatori e ad assorbire l'energia prodotta dai sistemi di generazione distribuita in quanto attuatore di un pubblico servizio regolamentato dalla Authority; nell'ambito di un ecosistema di reti intelligenti e di sistemi avanzati per la gestione flessibile

della domanda il DSO costituisce il supporto neutrale che permette la fornitura di servizi elettrici innovativi da parte di diversi operatori (ESCO), il suo ruolo come operatore di misurazione è d'altra parte fondamentale per consentire l'erogazione di vari servizi energetici su base competitiva.

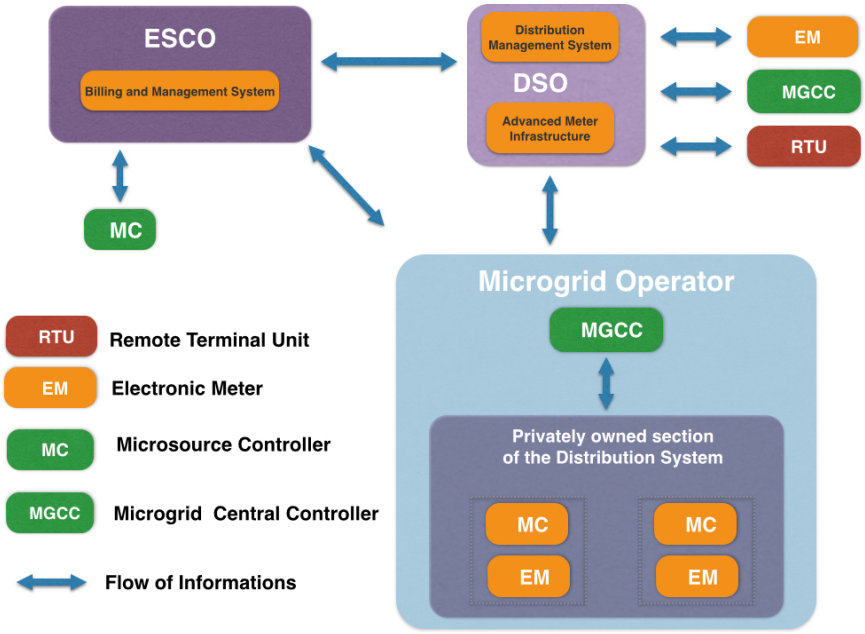



**Figura 5.1.** Scambi informativi tra i soggetti del mercato elettrico al dettaglio [127]

### 5.1.2 Strategie di mercato per la gestione della domanda

Nel contesto della microgenerazione diffusa i consumatori, i proprietari di sistemi di generazione distribuita e i prosumer sono denominati *clienti* della microrete mentre i fornitori del servizio elettrico (*ESCO*) sono i soggetti che maggiormente si avvalgono della partecipazione al mercato energetico locale dei sistemi di generazione distribuita resi disponibili dalle microgrid. D'altra parte nel mercato al dettaglio le microgrid rappresentano non solo dei soggetti autonomi ma costituiscono anche una parte delle attività commerciali del portafoglio di un ESCO in quanto sono la soluzione infrastrutturale per ridurre i costi e l'impatto ambientale di un gruppo di edifici o di un complesso edilizio.

Le ESCO definiscono specifici pacchetti di commercializzazione dell'energia

verso gli utilizzatori finali della microrete sulla base delle interazioni tra il mercato all'ingrosso ed il mercato al dettaglio. Tali pacchetti possono prevedere, in alcuni casi, degli incentivi economici per gli utenti che decidono di aderire ai programmi di controllo della domanda (*incentive-based demand response*).
Ne deriva che la partecipazione al mercato dell'energia delle microgrid può essere analizzata da due ottiche distinte:

- dal lato dell'operatore del servizio elettrico in termini di capacità di generazione e di domanda elettrica netta;
- dal lato degli utenti e del gestore della microrete in termini di costi e benefici ambientali per l'erogazione e affidabilità del servizio.

Da queste due prospettive scaturiscono approcci diversi alla gestione della domanda a seconda delle modalità con cui vengono indotte le variazioni del carico degli utilizzatori finali.
I programmi detti *incentive-based demand response*, normalmente promossi dalle società di vendita al dettaglio (ESCO) e dagli operatori della rete di distribuzione (DSO), offrono incentivi economici ai clienti in cambio della riduzione del carico. Queste agevolazioni economiche sono distinte dalle tariffe al dettaglio dell'energia elettrica ( fisse o variabili temporalmente) alle quali si sommano. Le agevolazioni economiche vengono concesse se il carico dell'utente si riduce della quantità richiesta dall'operatore (ESCO/DSO). In alcuni casi è previsto il controllo diretto da parte del fornitore del servizio elettrico su alcuni dispositivi e apparati elettrici delle abitazioni degli utenti.
I programmi denominati *price-based*, operati dal gestore della microgrid in collaborazione con l'ESCO cercano di promuovere comportamenti di utilizzo efficiente delle risorse energetiche da parte degli utenti tramite la modulazione delle tariffe energetiche che essi devono pagare. Si distinguono tecniche di *real time pricing*, *critical-peak pricing* e *time of use rates*. L'obiettivo di queste strategie di gestione della domanda è sagomare la curva di carico limitando i consumi nelle ore di picco ed aumentando quelli nelle ore di bassa domanda. Lo spostamento del carico consente di ridurre il peak-to-average ratio della domanda elettrica complessiva e di compensare

la volatilità sia della produzione da fonti rinnovabili che dei prezzi di generazione dell'elettricità.

## 5.2 Tariffazione *real time* e gestione della domanda

Nel mercato energetico il prezzo all'ingrosso dell'elettricità è soggetto a consistenti variazioni orarie e raggiunge i suoi valori massimi in corrispondenza delle ore di picco del carico elettrico a causa dei maggiori costi di generazione.
Queste fluttuazioni sono riflesse solo in parte dalle tariffe al dettaglio in quanto il prezzo dell'energia per gli utilizzatori finali è fisso su estese fasce temporali della giornata [128,129]. In Italia, ad esempio, diversi operatori offrono ai clienti domestici uno schema di tariffazione di tipo monorario o biorario a seconda della tipologia di contratto da essi sottoscritta.

L'adozione di tariffe *flat* scorrela il consumo energetico dall'intervallo temporale in cui è effettuato e si traduce in una concentrazione della domanda elettrica delle aree residenziali proprio nelle ore di punta con riflessi negativi sul mercato elettrico e sull'affidabilità dell'infrastruttura elettrica. Idealmente il gestore della rete vorrebbe un consumo elettrico equamente distribuito tra tutte le ore del giorno per una gestione efficiente della domanda e della risposta.

Diversi studi [130–133] hanno dimostrato l'utilità di sistemi di tariffazione in tempo reale (*real-time pricing*) per incoraggiare gli utenti ad assumere abitudini di consumo energeticamente virtuose come, ad esempio, lo spostamento delle attività elettriche più impegnative dalle ore di punta a quelle di minor carico della rete.
Uno schema di tariffazione in tempo reale, se progettato correttamente, può attivare tali comportamenti e determinare contemporaneamente il conseguimento di molteplici obiettivi: la riduzione della fattura energetica dell'utente, l'appiattimento della curva di carico elettrico, l'incremento dell'affidabilità della rete, la riduzione dei costi di produzione per le ESCO e/o gli operatori delle microgrids a seguito di una minore capacità di generazione. D'altra parte avere dei costi di generazione più bassi comporta ulteriori vantaggi economici per l'utente in quanto le tariffe di vendita dell'elettricità sono legate ai costi di produzione dalle norme dell'Authority del mercato.

I vantaggi offerti dagli schemi di tariffazione *real-time* possono essere goduti appieno dagli utenti solo se dispongono di tecnologie *intelligenti* di gestione dei consumi domestici [134]. I sistemi artificiali per il controllo e la gestione energetica delle unità residenziali devono essere in grado di interagire con il fornitore del servizio elettrico (ESCO) per rispondere alle variazioni nel tempo delle tariffe dell'energia elettrica tramite una pianificazione ottimale delle attività e l'utilizzo dell'energia prodotta dalle fonti rinnovabili. Infatti la mancanza di sistemi di gestione energetica automatici rende difficile per gli utenti programmare manualmente il funzionamento ottimale dei propri dispositivi elettrici, sebbene essi possano reperire via internet le informazioni sulle tariffe orarie dell'elettricità. Gli utenti, poi, non hanno tempo per monitorare costantemente i prezzi e possono non disporre delle conoscenze adatte per individuare la pianificazione ottimale dei task elettrici.
Queste circostanze hanno motivano, in questo lavoro di tesi, lo studio di tecniche di intelligenza artificiale per il controllo del profilo di carico degli utenti residenziali in un mercato al dettaglio con tariffazione in tempo reale.

Occorre osservare, d'altra parte, che la conoscenza dettagliata sui profili di carico dell'utente finale può facilitare la determinazione di opzioni tariffarie specifiche per i diversi tipi di consumatore. A tale scopo l'analisi delle caratteristiche e la profilazione automatica dei pattern di consumo è apparso lo strumento più adatto.
In questa parte del lavoro di tesi si propone un sistema di controllo centralizzato in grado di pianificare la domanda di energia elettrica di una zona residenziale, tenendo conto sia della variabilità dei costi di produzione dell'energia sia delle caratteristiche del profilo di consumo degli utenti. Il comportamento energetico dell'utente è analizzato e profilato dinamicamente sulla base delle attività svolte durante i giorni precedenti e di quelle previste per il giorno corrente. A seconda dell'entità dei consumi energetici giornalieri e dello spostamento temporale ammesso delle attività non interrompibili, si associa periodicamente all'utente un determinato profilo energetico e si definiscono gli eventuali incentivi o penalizzazioni economiche cui ha diritto.
Il costo al dettaglio dell'elettricità per ogni tipologia di profilo è ovviamente funzione dei costi di generazione e ne riflette la variabilità nel tempo. Questa modalità di

tariffazione segue l'approccio degli schemi tariffari *inclining block rates* coniugandoli con quelli *real time pricing* [135–137] introducendo un ulteriore parametro di dinamicità legato al profilo dell'utente. L'obiettivo è quello di incrementare l'efficienza della microrete promuovendo comportamenti di consumo elettrico virtuosi tramite una differenziazione delle tariffe pagate dagli utenti.

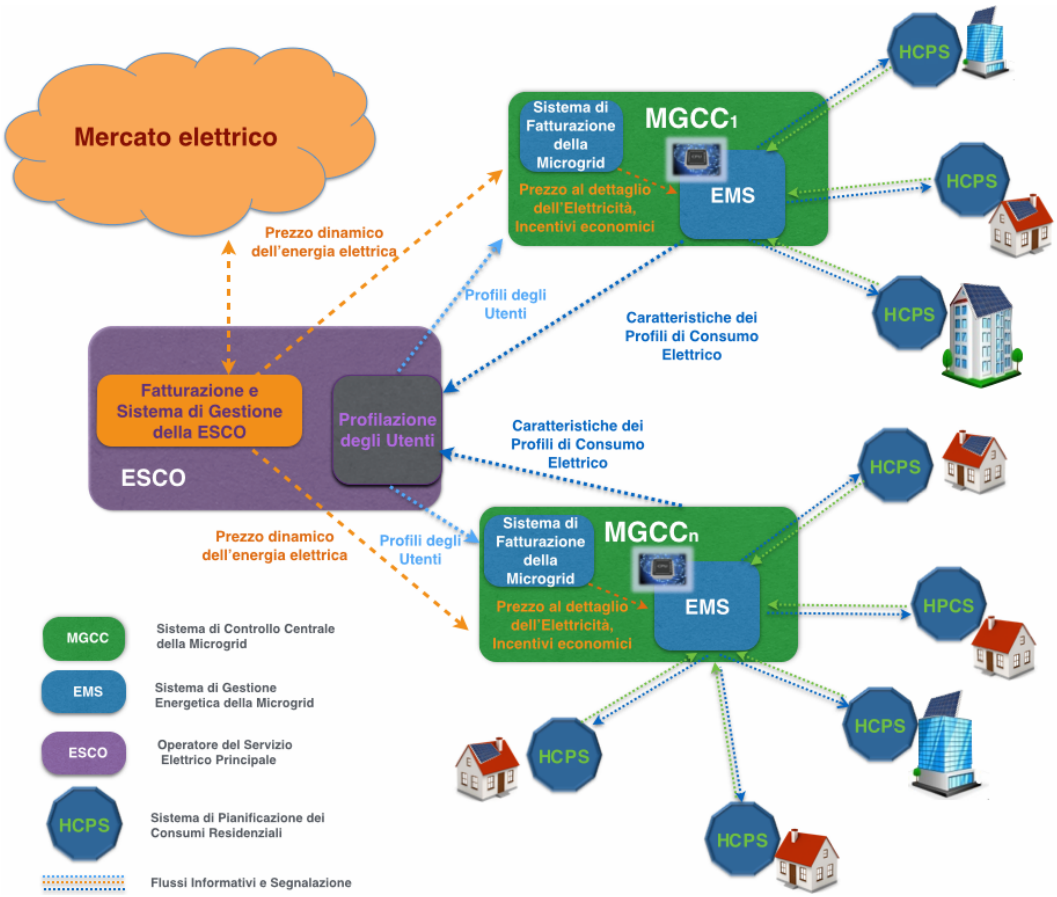



**Figura 5.2.** Architettura per la profilazione dei pattern di consumo elettrico e la tariffazione *real time*

L'implementazione di questo sistema di gestione della domanda energetica con tariffazione basata sulla profilazione degli utenti presuppone lo scambio informativo bidirezionale tra il sistema di controllo centrale della microgrid (MGCC) e il fornitore del servizio elettrico principale (ESCO) per:

- l'individuazione della classe di profilo di ciascun utente sulla base della sua domanda elettrica complessiva e della traslabilità temporale media delle attività

elettriche negli ultimi $m + 1$ giorni, incluso quello corrente;

- l'acquisizione, per una data are geografica, della curva giornaliera dei prezzi di vendita al dettaglio dell'elettricità in funzione dei costi di produzione sostenuti dall'ESCO;

- la modulazione della tariffa al kWh effettivamente pagata da ciascun consumatore della microgrid con incentivi e/o penalità economiche dipendenti dalla classe del suo profilo.

Successivamente alla determinazione delle tariffe dinamiche per ciascuna classe di utenti, il sistema di gestione dell'energia della microrete pianifica in modo ottimale le attività giornaliere traslandole sull'asse dei tempi per diminuire il *peak-to-average ratio* e la fattura energetica degli utenti della microgrid tramite la soluzione di un problema di ottimizzazione multi-obiettivo con un algoritmo MPSO.

## 5.3 Profilazione dinamica dei *pattern* di consumo elettrico

Nel sistema di gestione energetica proposto, la classificazione dei profili di consumo viene operata dall'ESCO utilizzando i dati aggregati sui consumi e sulla scalabilità temporale delle attività elettriche degli utenti. Queste informazioni sono inviate al sistema di profilazione dell'ESCO dai sistemi di controllo delle microgrids presenti nell'area geografica servita dal fornitore principale del servizio elettrico.

Le caratteristiche (*features*) del profilo elettrico dell'utente, considerate per la classificazione, sono quelle che condizionano la gestione energetica della microrete e risultano invarianti rispetto al particolare andamento della sua domanda di consumo, ovvero:

- la quantità di energia complessivamente richiesta nell'arco temporale $T$ su cui si effettua la pianificazione delle attività elettriche dell'utente;

- l'ampiezza degli intervalli di operabilità delle attività richieste dagli utenti rispetto alla durata delle attività stesse e dell'energia necessaria ad eseguirle.

Il pattern di consumo dell'utente è quindi descritto da due grandezze aggregate, denominate rispettivamente *flessibilità temporale* ( *temporal availability*) e *domanda energetica giornaliera* (*daily energy demand*).

Per definire matematicamente questi parametri occorre richiamare il formalismo adottato nel precedente capitolo per descrivere le attività dell'utente.

Sia $\{TS^i_{j0}\}_{j0=1...K_{s_i}}$ l'insieme delle attività non interrompibili e traslabili temporalmente dell'$i$-esimo utente di una microgrid e sia $\{TP^i_{j1}\}_{j1=1...K_{P_i}}$ il corrispondente insieme di attività interrompibili. Ogni attività $TS^i_{j0}$ ha una durata predefinita $d_{j0,i}$, un consumo complessivo $E^{TS^i_{j0}}$ e un intervallo di operabilità $[t_{sj0,i}, t_{fj0,i}]$ definito dall'utente tramite l'$HCPS$; analogamente ogni attività interrompibile $TP^i_{j1}$ è caratterizzata da un consumo complessivo $E^{TP^i_{j1}}$.

Ne segue che:

- la *flessibilità temporale* nell'intervallo $T$ dell'utente $i$-esimo è definita come:

$$A_i = \frac{1}{K^i_s} \sum_{j0=1}^{K^i_s} \left( \frac{t_{fj0,i} - t_{sj0,i} - d_{j0,i}}{t_{fj0,i} - t_{sj0,i}} \right) \cdot \frac{E^{TS^i_{j0}}}{ED^S_i} \tag{5.1}$$

  con $ED^S_i = \sum_{j0=1}^{K^i_s} E^{TS^i_{j0}}$;

- la *domanda energetica giornaliera* è esprimibile come:

$$ED_i = \sum_{j0=1}^{K^i_s} E^{TS^i_{j0}} + \sum_{j1=1}^{K^i_P} E^{TP^i_{j1}} = ED^S_i + ED^P_i \tag{5.2}$$

Il sistema di gestione $EMS$ del controllore centrale della microgrid acquisisce dagli $HCPS$ le informazioni sulle attività richieste dagli utenti e calcola i relativi parametri $ED_i$ e $A_i$ con frequenza $1/T$, memorizzandone il valore in un database locale.

Il comportamento di consumo dell'utente su $m$ giorni consecutivi viene quindi caratterizzato tramite due vettori di attributi $\overline{A_i}$ e $\overline{ED_i}$ che collezionano i valori di flessibilità temporale e di domanda energetica negli ultimi $m$ giorni;

$$\overline{A_i} = \left[ A^0_i, A^{-1}_i, A^{-2}_i, .., A^{-(m-1)}_i \right] \tag{5.3}$$

$$\overline{ED_i} = \left[ ED^0_i, ED^{-1}_i, ED^{-2}_i, .., ED^{-(m-1)}_i \right] \tag{5.4}$$

I vettori $\overline{A_i}$ e $\overline{ED_i}$ di tutti gli utenti della microgrid sono inviati periodicamente (ogni $m * T$) dal sistema $EMS$ al sistema di profilazione della ESCO perchè venga classificato il comportamento energetico degli utenti tramite un processo di raggruppamento divisivo in due fasi basato sull'algoritmo K-means. Le due fasi del procedimento di clusterizzazione, che precede la classificazione, sono motivate dalla non commensurabilità e non confrontabilità degli attributi $\overline{A_i}$ e $\overline{ED_i}$.
Il sistema di profilazione dell'ESCO (*User Profiler*) effettua il *clustering* degli utenti operando in modo disgiunto sugli spazi $m$-dimensionali delle due categorie di *features*, precisamente:

- si effettua dapprima la divisione in $N_A$ gruppi disgiunti degli utenti considerando esclusivamente la *feature* di flessibilità temporale $\overline{A_i}$ con l'algoritmo K-means; i *cluster* $\mathcal{P}_{\mathcal{A}_k}$ , $k = 1, 2, ..N_A$, così ottenuti vengono ordinati rispetto al valore decrescente del loro centroide e gli utenti in essi contenuti sono etichettati con un valore del rango $r_a$ che va da 0 (per il cluster con centroide più alto) a $(N_A - 1)$ (per il cluster con centroide più piccolo);

- gli utenti di ciascun cluster $\mathcal{P}_{\mathcal{A}_k}$ vengono ulteriormente raggruppati in $N_D$ gruppi disgiunti $\mathcal{P}_{\mathcal{D}_h}$ $h = 1, 2, ..N_D$, considerando la *features* di domanda energetica con l'algoritmo K-means; i cluster sono ordinati rispetto al valore crescente del loro centroide; agli utenti presenti in ognuno di questi cluster viene assegnato un ulteriore parametro di rango $r_d$ che va da 0 (per il cluster con centroide più piccolo) a $(N_D - 1)$ (per il cluster con centroide più grande).

La procedura di profilazione descritta individua $N_A x N_D$ classi di profilo disgiunte che risultano etichettate da una coppia di indici $(r_a, r_d)$; tutti gli utenti della stessa classe di profilo presenteranno la medesima coppia di etichette $(r_a, r_d)$.
Il $MGCC$ della microrete riceve dall'ESCO il file dei profili, assieme al prezzo dinamico dell'energia; queste classi di profilo sono utilizzate dal Sistema di fatturazione della microgrid per individuare una matrice di incentivi/penalità economiche da applicare ad ogni profilo in conformità ad un approccio tariffario di tipo *inclining block rates*. Tale approccio mira a offrire tariffe al kWh basse ai clienti con consumi contenuti ed con attività ad alta scalabilità temporale nell'ottica di favorire il bilanciamento

tra domanda ed offerta di elettricità; le aliquote tariffarie vengono aumentate al superamento di determinate soglie di consumo energetico e/o di scarsa flessibilità temporale, ovvero al crescere della somma dei ranghi associati ai profili.
Il meccanismo di profilazione specificato è modulabile sia rispetto al numero complessivo di classi profilo che alla frequenza di aggiornamento degli stessi; inoltre abilita l'ESCO a condizionare le tariffe pagate dall'utente di una data microgrid inviando al $MGCC$ una propria matrice di incentivi economici da sommare a quella definita dall'operatore della microgrid.

### 5.3.1 Clustering e algoritmo K-means

Il clustering è un insieme di algoritmi di analisi multivariata dei dati che nasce dalla necessità di operare una classificazione degli elementi di un insieme (nel caso specifico quello dei profili di consumo degli utenti) in assenza di informazioni a priori sulla distribuzione di probabilità che li ha originati.
Il clustering ha l'obiettivo di isolare gruppi di elementi con attributi (*features*) omogenei, pertanto presuppone l'introduzione di una metrica nello spazio degli elementi e la valutazione di una distanza tra due elementi.
Si identificano in letteratura principalmente due approcci alla clusterizzazione [138–140]:

- *botton-up*, in cui si assume che tutti gli elementi inizialmente rappresentino dei cluster distinti che vengono progressivamente uniti assieme dall'algoritmo fino ad ottenere un numero prefissato di cluster;

- *top-down*, in cui si assume che tutti gli elementi siano inizialmente contenuti in un unico insieme che viene poi suddiviso in tanti cluster di cardinalità inferiore fino ad ottenere il numero prefissato.

Si parla di *hard clustering* o *clustering esclusivo* se ogni elemento può appartenere ad un solo gruppo, viceversa si parla di *soft clustering* quando è contenuto in più cluster con gradi di appartenenza diversi.
In questo lavoro di tesi la necessità di associare ad ogni classe di profilo dii consumo un incentivo/penalizzazione economica ha portato a scegliere una tecnica di cluste-

rizzazione di tipo esclusivo.

L'algoritmo K-means è un metodo di clusterizzazione di tipo partitivo in quanto per definire l'appartenenza di un elemento ad un cluster viene utilizzata la distanza da un suo punto rappresentativo detto centroide. Ne segue che l'algoritmo K-means cerca di identificare la migliore partizione di un insieme $\mathcal{P}$ di $\mathcal{N}_{\mathcal{I}}$ elementi in $K$ cluster $\{\mathcal{P}_i,\ i = 1, 2, ..k\}$, tale da minimizzare la distanza tra gli elementi di uno stesso cluster e il loro rappresentante (centroide). Il partizionamento è ottenuto minimizzando la funzione obiettivo espressa dalla (5.5), dove si è indicato con $C_i$ il centroide del cluster $\mathcal{P}_i$ e con $d(e_j, C_i)$, $\mathbf{e}_j \in \mathcal{P}$,il criterio di distanza scelto.

$$f = \sum_{i=1}^{K} \sum_{e_j \in \mathcal{P}_i} d(e_j, C_i) \tag{5.5}$$

$$\mathcal{P} = \cup_i \mathcal{P}_i \tag{5.6}$$

$$\mathcal{P}_i \cap \mathcal{P}_m = \{\oslash\} \quad i \neq m \tag{5.7}$$

In questo lavoro di tesi il raggruppamento dei vettori delle *features* $\overline{A_i}$ e $\overline{ED_i}$ è stato effettuato assumendo come criterio di distanza quello euclideo.
La versione base dell'algoritmo che porta alla soluzione consta dei seguenti passi:

- si selezionano in modo casuale $K$ elementi da utilizzare come centroidi del cluster (*passo 0*);
- si assegna ciascun elemento $e_j \in \mathcal{P}$ al centroide più vicino in base al al criterio di distanza adottato ovvero risolvendo $\min_{C_i} d(e_j, Ci)$ (*passo 1*);
- si aggiornano i centroidi mediando i valori delle caratteristiche su tutti gli elementi appartenenti allo stesso cluster (*passo 2*);
- si ripete il processo dal *passo 1* fino a quando non è verificata la condizione di terminazione, costituita dal fatto che i centroidi rimangono costanti in due passi successivi ovvero dal fatto che gli elementi appartenenti ad uno stesso cluster rimangono gli stessi.

L'algoritmo converge rapidamente se si effettua una scelta iniziale dei centroidi ragionevole; per tale ragione occorre reiterare piu volte il partizionamento, partendo da una scelta casuale dei centroidi iniziali.
Occorre osservare, infine, che in letteratura sono state proposte diverse varianti dell'algoritmo base con ottimizzazioni sia sequenziali che parallele [141–143], in particolare per insiemi di dati di grandi dimensioni si può utilizzare l'implementazione K-means con il framework open-source Hadoop basato sul paradigma MapReduce che sfrutta la capacità di un cluster di unità di elaborazione.
In questo lavoro di tesi la clusterizzazione degli utenti basata sulle features dei pattern di consumo è stata effettuata in Matlab utilizzando le funzioni predefinite della libreria *Statistcs Toolbox*.

## 5.4 Pianificazione dei consumi residenziali basata sulla profilazione dinamica tramite MPSO

La pianificazione dei consumi degli utenti della microgrid viene operata dal sistema di gestione energetica (EMS) integrato nel sistema di controllo centrale della Microgrid dopo aver acquisito le classi di profilo energetico degli $\mathcal{N}_{\mathcal{U}}$ utenti, e la curva di costo orario dell'energia elettrica dal ESCO.
Gli obiettivi della pianificazione sono la riduzione del *peak to average ratio* e dei costi economici sostenuti dagli utenti tenendo conto anche dello sfruttamento ottimale dell'energia localmente prodotta dalle fonti rinnovabili presenti nella microgrid residenziale.
La determinazione della pianificazione ottimale delle attività è tradotta in un problema di ottimizzazione multiobiettivo che può essere formalizzato in modo analogo a quanto visto nella sezione ( 4.2).
Per l'utente i-esimo si indicherà con $\{TS^i_{j_0}\}_{j_0=1\ldots K_{s_i}}$ l'insieme delle attività non interrompibili e traslabili temporalmente e con $\{TP^i_{j_1}\}_{j_1=1\ldots K_{p_i}}$ l'insieme delle attività interrompibili.

Le $\{TS^i_{j_0}\}_{j_0=1\ldots K_{s_i}}$ hanno dei profili di consumo energetico noti $\{x_h^{TS^i_{j_0}}\}_{h=1,..T}$ con $x_h^{TS^i_{j_0}} = 0$ per $\Delta t_h \notin [t_{0j_0,i}, (t_{0j_0,i} + d_{j_0,i})]$ e $[t_{0j_0,i}, (t_{0j_0,i} + d_{j_0,i})] \subseteqq [t_{sj_0,i}, t_{fj_0,i}]$. Per

tali attività l'EMS deve individuare l'istante di avvio ottimale $t_{0j_0,i} \in [t_{sj_0,i}, t_{fj_0,i}]$. Le $\{TP^i_{j_1}\}_{j_1=1...K_{p_i}}$ hanno un consumo di energia $E_{tot}^{TP^i_{j_1}}$ definito dall'utente tramite *HCPS*. Per questo tipo di attività l'EMS deve individuare la modalità di consumo $\{u_h^{TP^i_{j_1}}\}$ con $\Delta t_h \in [t_{sj_1,i}, t_{fj_1,i}]$ tale che $E_{tot}^{TP^i_{j_1}} = \sum_{\Delta t_h} u_h^{TP^i_{j_1}}$.

Ogni utente avrà una classe di profilo che corrisponde ad una tariffa oraria per l'elettricità acquistata pari a

$$CoE_{p^i}(t) = CoE(t) \cdot (1 \pm \delta_{p_i}) \tag{5.8}$$

dove $\delta_{p_i}$ è l'incentivo per la classe di profilo dell'utente e $CoE(t)$ la tariffa al kW fissata dall'ESCO.

Si assume che $CoE(t)$ abbia valori costanti in ciascun intervallo temporale $\Delta t_h$, ovvero $CoE_{p^i}(t) = \{CoE_{p^i}(\Delta t_h), h = 1, ..T\}$.

La domanda elettrica per time slot dell'utente i-esimo sarà esprimibile come:

$$L_h^i = \Big[\sum_{j_0=1}^{K_{s_i}} x_h^{TS^i_{j_0}} + \sum_{j_1=1}^{K_{p_i}} u_h^{TP^i_{j_1}}\Big] \tag{5.9}$$

mentre il carico totale per time slot è dato dalla (5.10).

$$L_{t_h} = \sum_{i=1}^{\mathcal{N}_\mathcal{U}} L_h^i \tag{5.10}$$

Per l'operatore della microrete il carico netto totale per time slot presentato all'ESCO è espresso dalla (5.11), dove $\{g_h^r\}_{h=1,..,T}$ è l'energia prodotta dalla $r$-esima fonte di energia rinnovabile della microrete.

$$\tilde{L}_{t_h} = \sum_{i=1}^{\mathcal{N}_\mathcal{U}} L_h^i - G_h \tag{5.11}$$

$$G_h = \sum_{r=1}^{\mathcal{N}_\mathcal{G}} g_h^r \tag{5.12}$$

Ne segue che una misura del carico di picco netto della microgrid è espresso dalla funzione (5.13), da cui si si deriva la prima funzione obiettivo del problema di pianificazione ottimale definita dalla (5.14).

$$\tilde{L}_{peak} = \max_{h \in \{1,...,T\}} \tilde{L}_{t_h} \tag{5.13}$$

$$f_1 = \min \tilde{L}_{peak} \tag{5.14}$$

Per definire la seconda funzione obiettivo del problema di ottimizzazione risolto dall'EMS della microgrid residenziale, occorre osservare che la fattura pagata dall'utente $i-esimo$ può essere espressa come:

$$f_1^i = \sum_{\Delta t_h} CoE_{p^i}(\Delta t_h) \cdot L_h^i \cdot \Big[1 - \frac{1}{L_{t_h}} \cdot \sum_{r=1}^{\mathcal{N}_\mathcal{G}} g_h^r\Big] \tag{5.15}$$

Nel formulare la (5.15) si è assunto che:

- tutta l'energia prodotta dai sistemi di generazione distribuita sia di tipo rinnovabile (fotovoltaico, eolico) con costi di mantenimento degli impianti trascurabili;
- l'energia rinnovabile non venga accumulata ma sia tutta immessa nella rete di distribuzione della microgrid;
- la quota parte di energia rinnovabile utilizzata dall'utente *i-esimo* nell'intervallo $\Delta t_h$ sia espressa come $\frac{L_h^i}{L_{t_h}} \cdot \sum_{r=1}^{\mathcal{N}_\mathcal{G}} g_h^r$

D'altra parte, ogni utente può indicare l'importanza o meno del costo energetico per ogni task $TS_{j_0}^i$ e/o $TP_{j_1}^i$ tramite le variabili binarie $\delta_{j_0}^i$ e/o $\delta_{j_1}^i$ associate a relative flag sull'interfaccia del $HCPS$. Queste variabili assumono il valore 1 solo se l'utente *i-esimo* considera il costo economico un fattore importante per l'attività $TS_{j_0}^i$ e/o $TP_{j_1}^i$.

Tale considerazione porta a definire come seconda funzione obiettivo del problema di pianificazione quella espressa dalla (5.16).

$$f_2 = \min \sum_{\Delta t_h, i} \Big[CoE_{p^i}(\Delta t_h) \cdot \Big(1 - \frac{1}{L_h} \cdot \sum_{r=1}^{\mathcal{N}_\mathcal{G}} g_h^r\Big) \cdot \hat{L}_h^i\Big] \tag{5.16}$$

$$\hat{L}_h^i = \Big[\sum_{j_0=1}^{K_{s_i}} x_h^{TS_{j_0}^i} \delta_{j_0}^i + \sum_{j_1=1}^{K_{p_i}} u_h^{TP_{j_1}^i} \delta_{j_1}^i\Big] \tag{5.17}$$

Il sistema di *Energy Managemet* del $MGCC$ esegue un algoritmo euristico di ottimizzazione multi-obiettivo *particle swarm* (MPSO) per pianificare le attività in modo da minimizzare il carico di picco netto e ridurre la spesa energetica sui task specificati dall'utente [obiettivi sintetizzati rispettivamente dalla (5.14) e (5.16)].

La scelta di una tecnica euristica MPSO rispetto a quella genetica, vista nel quarto

capitolo, è stata motivata dalla minore complessità computazionale e dalla maggiore velocità di convergenza del PSO rispetto agli algoritmi evolutivi.

### 5.4.1 Algoritmo MPSO

Le tecniche di ottimizzazione euristica MPSO sono relativamente recenti [144–151] e si ispirano, come l'algoritmo di ottimizzazione a singolo obiettivo PSO, alla coreografia di spostamenti degli uccelli di uno stormo alla ricerca di cibo.
Ogni individuo dello stormo si muove in uno spazio multidimensionale definito dalle variabili di decisione del problema di ottimizzazione. Per la pianificazione energetica tali variabili sono gli istanti di avvio $t_{0j_0,i}$ delle attività non interrompibili con il vincolo (5.18) e l'entità di utilizzo dell'energia elettrica per le attività interrompibili $\{u_h^{TP^i_{j_1}}\}$ con il vincolo (5.19).

$$t_{0j_0,i} \in \left[t_{sj_0,i}, t_{fj_0,i} - d_{j_0 i}\right] \tag{5.18}$$

$$E_{tot}^{TP^i_{j_1}} = \sum_{\Delta t_h} u_h^{TP^i_{j_1}} = E_c^{TP^i_{K_{p_i}}} \sum_{h=h_1}^{h_1+n_{TP^i_{j_1}}} b_h^{TP^i_{j_1}} \tag{5.19}$$

Ne deriva che ciascun individuo *k-esimo* è caratterizzato da una posizione $\bar{\mathbf{P}}^{\mathbf{k}}$, espressa matematicamente dalla (5.20), e da una velocità $\bar{\mathbf{V}}^{\mathbf{k}}$ che rappresenta il tasso di variazione della posizione corrente.

$$\bar{\mathbf{P}}^{\mathbf{k}} = \left(\mathbf{x_{1_k}}, \mathbf{x_{2_k}}, ..., \mathbf{x}_{\mathcal{N}_{\mathcal{U}\mathbf{k}}}\right) \tag{5.20}$$

$$\begin{aligned}
\mathbf{x_{i_k}} = \Big[ & t_0^{TS^i_1}, t_0^{TS^i_2}, t_0^{TS^i_3} ....., t_0^{TS^i_{K_{s_i}}}, \\
& \mathbf{u}^{TP^i_1}, ..., \mathbf{u}^{TP^i_{K_{p_i}}} \Big] \\
& \mathbf{u}^{TP^i_1} = E_c^{TP^i_1} \left[ b_{h_1}^{TP^i_1}, ..., b_{(h_1+n^i_1-1)}^{TP^i_1} \right] \\
..... & \\
& \mathbf{u}^{TP^i_{K_{p_i}}} = E_c^{TP^i_{K_{p_i}}} \left[ b_{h_1}^{TP^i_{K_{p_i}}}, ..., b_{(h_1+n^i_{K_{p_i}}-1)}^{TP^i_{K_{p_i}}} \right]
\end{aligned} \tag{5.21}$$

L'esplorazione dello spazio delle variabili di decisione per la selezione e valutazione delle soluzione ottimali è guidata dall'esperienza di volo del singolo individuo e dall'esperienza dell'intero stormo tramite le espressioni (5.22) e (5.23) che sintetizzano

la variazione della componente *d-esima* del vettore posizione $\bar{\mathbf{P}}^k$.

$$\bar{\mathbf{P}}_d^k(t+1) = \bar{\mathbf{P}}_d^k(t) + \bar{\mathbf{V}}_d^k(t+1) \tag{5.22}$$

$$\begin{aligned}\bar{\mathbf{V}}_d^k(t+1) = \omega \cdot \bar{\mathbf{V}}_j^k(t) + c_1 \cdot rand_1[\bar{\mathbf{P}}_{dbest}^k(t) - \bar{\mathbf{P}}_d^k(t)] + \\ + c_2 \cdot rand_2[\bar{\mathbf{R}}_d^h(t) - \bar{\mathbf{P}}_d^k(t)]\end{aligned} \tag{5.23}$$

Nella (5.23) $\bar{\mathbf{P}}_{best}^k(t)$ rappresenta la migliore posizione raggiunta dall'individuo k-esimo (*local best*), ed $\bar{\mathbf{R}}^h(t)$ è la posizione dell'individuo *leader del gruppo* ovvero dell'individuo che guida il movimento dell'intero stormo (*global best position*).

Il PSO multiobiettivo presenta alcune differenze sostanziali rispetto a quello a singolo obiettivo in quanto non si dispone di una specifica funzione di *fitness* per la scelta della *personal best position* e della *global best position.* Nella definizione dei criteri di selezione della $\bar{\mathbf{P}}_{best}^k$ e della $\bar{\mathbf{R}}^h$ occorre:

- evitare che le particelle convergano tutte su un unico punto del fronte di Pareto selezionando il *leader* del gruppo in modo da guidare ad ogni iterazione gli individui su piu parti del fronte di Pareto;
- mantenere la diversità delle soluzioni assicurando che esse siano distribuite nel modo più uniforme possibile lungo tutto il fronte che approssima quello di Pareto.

Diversi approcci sono stati proposti in letteratura: alcuni di questi valutano per ciascuna particella solo un obiettivo per volta e poi combinano le informazioni provenienti dai diversi obiettivi per guidare la ricerca su più punti del fronte di Pareto[144–146]; altri utilizzano un ranking delle posizioni sulla base del criterio di *Pareto dominanza* memorizzando le soluzioni migliori (non dominanti) in un archivio esterno da cui viene selezionato il *leader* dello stormo [147, 149, 151].

In questo lavoro di tesi è stata adottata la una versione modificata della tecnica MPSO proposta da Coello [149]. L'idea di base è la memorizzazione delle soluzioni non dominanti in un archivio esterno su cui viene definita una struttura dinamica ad ipercubi.
I passi dell'algoritmo MPSO implementato possono essere così sintetizzati:

- si inizializzano le posizioni $\bar{\mathbf{P}}^k$ degli individui della popolazione in modo casuale nello spazio di ricerca, ponendo a zero le rispettive velocità $\bar{\mathbf{V}}^k$; l'archivio esterno $G_{store}$ delle soluzioni non dominate è inizialmente vuoto e le $\bar{\mathbf{P}}^k_{best}$ coincidono con le $\bar{\mathbf{P}}^k$ (*fase-0*);

- si determina la posizione degli individui della popolazione corrente nello spazio obiettivo valutando le funzioni obiettivo $f_i(\bar{\mathbf{P}}^k(t))$ , $i = 1, ..P$, con $P$ numero degli obiettivi; successivamente si identificano le coordinate di tutti gli ipercubi dello spazio obiettivo.
  A tale scopo si valuta il valore massimo $[f_{max_i} = \max\{f_i\}]$ e minimo $[f_{min_i} = \min\{f_i\}]$ di ciascuna funzione e si divide lo spazio esplorato nella dimensione *i-esima* in $M$ parti ottenendo $M^P$ ipercubi;
  Ad ogni iterazione del MPSO gli estremi minimo e massimo dello spazio di ricerca vengono aggiornati considerando le posizioni della popolazione corrente e quelle contenute nell'archivio esterno $G_{store}$ (*fase-1*);

- si individuano le posizioni non dominanti presenti nell'insieme costituito dalle posizioni correnti dello stormo e da quelle dell'archivio $G_{store}$; tali posizioni non dominanti vengono inserite in $G_{store}$ dopo aver cancellato da esso le eventuali posizioni dominate da quelle correnti.
  Ogni posizione non dominata viene identificata nello spazio obiettivo con un insieme di coordinate che indicizzano l'ipercubo che la contiene;
  ad esempio nel caso del problema di pianificazione ottimale in esame con funzioni obiettivo (5.14) e (5.16), per M=8, si ottengono $2^8$ ipercubi di coordinate $(r, c)$ con $0 \leq r \leq (2^8 - 1)$, $0 \leq c \leq (2^8 - 1)$.
  Ogni ipercubo non vuoto viene contrassegnato con un indice che misura la densità di individui non dominati in esso contenuti. Se l'archivio esterno $G_{store}(t)$ ha raggiunto la sua dimensione massima, per inserire le nuove posizioni non dominate si devono eliminare dall'archivio alcune soluzioni presenti; la scelta di quali posizioni eliminare viene fatta casualmente tra quelle contenute negli ipercubi a maggiore densità (*fase-2*);

- si aggiornano le migliori posizioni locali $\bar{\mathbf{P}}^k_{best}$ degli individui dello stormo sulla

base dei valori delle funzioni obiettivo assumendo come criterio di scelta quello di dominanza secondo Pareto; ne segue che se la posizione corrente $\bar{\mathbf{P}}^k(t)$ domina la $\bar{\mathbf{P}}^k_{best}(t-1)$, allora si assume $\bar{\mathbf{P}}^k_{best}(t) = \bar{\mathbf{P}}^k(t)$; Se $\bar{\mathbf{P}}^k_{best}(t-1)$ e $\bar{\mathbf{P}}^k$ risultano non dominanti l'una rispetto all'altra se ne seleziona in modo casuale una per elegerla a migliore posizione locale $\bar{\mathbf{P}}^k_{best}(t)$ (*fase-3*);

- si modificano le posizioni degli individui dello stormo tramite le equazioni (5.22) e (5.23) assumendo come posizione $\bar{\mathbf{R}}^h$ un elemento del $G_{store}$ con un meccanismo a *roulette* in cui la probabilità di selezione di un elemento dell'archivio è inversamente proporzionale alla sua densità; nel caso in cui le variabili di decisione assumano valori superiori a quelli ammessi, esse vengono scalate sui valori di frontiera dopo aver invertito il valore della loro velocità; per le componenti $\mathbf{u}^{TP^i_{j_1}} = \left[u^{TP^i_{j_1}}_{h_1}, ..., u^{TP^i_{j_1}}_{(h_1+n^i_1-1)}\right]$ le (5.23) e (5.22) vanno riferite all'intero sottovettore, inoltre è sempre necessario operare una scalatura per assicurare che il (5.19) sia rispettato dopo aver posto a zero le componenti del sottovettore che assumono valore negativo (*fase-4*);

- si reitera il procedimento dalla *fase-1* fino a raggiungere il numero massimo di iterazioni.

## 5.5 Verifica della strategia di gestione energetica basata sulla profilazione degli utenti

Le prestazioni del sistema di gestione energetica della microgrid, con funzionalità per la profilazione dei pattern di consumo degli utenti, sono state testate su una piattaforma di simulazione implementata in C++ assumendo di considerare una microgrid con 35 unità abitative. In ogni unità abitativa l'utente programma giornalmente da 10 a 15 task elettrici che sono scelti randomicamente tra quelli presenti nel database associato alla piattaforma. I task (interrompibili e non interrompibili) da selezionare sono quelli presentati nelle tabelle 3.1 e 3.3; Si è assunto che ogni utente non possa avere più di 2 task interrompibili e che la probabilità di avere un task interrompibile su $\mathcal{N}_{\mathcal{U}}$ sia del 10%.

Per profilare i pattern di consumo si sono considerati i dati di flessibilità temporale

e di domanda energetica relativi a 2 giorni consecutivi. Questo significa che l'$EMS$ trasmette al profiler i vettori $\bar{ED}_i = \left[ED_i^0, ED_i^{-1}\right]$ e $\bar{A}_i = \left[A_i^0, A_i^{-1}\right]$ per ogni utente della rete. Questi dati vengono utilizzati per individuare 9 classi di profilo da associare ad altrettanti valori degli incentivi economici $\delta_p$ operando in due fasi consecutive.

Nella prima fase si utilizzano solo i dati di flessibilità temporale per segmentare con l'algoritmo K-means l'insieme dei profili in tre classi etichettate con gli acronimi $HTA$, $NTA$ e $LTA$ ad indicare rispettivamente la classe dei profili ad alta, media e bassa flessibilità temporale.

Nella seconda fase i profili contenuti in ognuno dei tre cluster $\{\mathcal{P}_{\mathcal{HTA}}, \mathcal{P}_{\mathcal{NTA}}, \mathcal{P}_{\mathcal{LTA}}\}$ vengono classificati in tre gruppi rispetto al dato di domanda energetica, ottenendo le sottoclassi etichettate con gli acronimi HED,NED,LED.

Nelle figure (5.4), (5.5), (5.6), (5.7) sono presentati i risultati ottenuti in una delle simulazioni.

A seguito della profilazione degli utenti, l'$EMS$ effettua la pianificazione ottimale delle attività attraverso l'algoritmo MPSO, utilizzando per gli utenti di ciascuna classe una tariffa che dipende dal loro profilo e dalla tariffa oraria specificata $CoE(t)$ dall'ESCO [$CoE_{\mathcal{P}_i}(t) = CoE(t) \cdot (1 \pm \delta_{p_i})$ ].

I valori degli incentivi per le diverse classi sono quelli indicati nelle tabelle (5.5), (5.6), (5.7), mentre per la tariffa oraria si è assunto l'andamento indicato in figura 5.3. Effettuando le simulazioni per una microgrid di 35 utenti con tasks selezionati randomicamente tra quelli delle tabelle (3.1), (3.2) e(3.3) (con il vincolo di avere meno del 10% di task interrompibili) si è ottenuto mediamente una riduzione del PAR del 18% e una diminuzione complessiva della spesa energetica su tutta la microrete di poco inferiore al 7% nel caso di tariffazione dinamica del tipo indicato in Fig.(5.3).

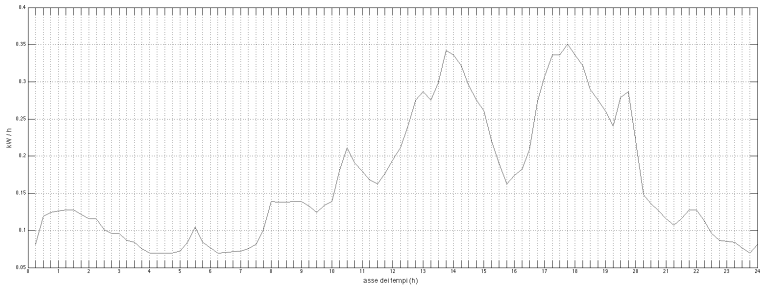



**Figura 5.3.** Possibile andamento della tariffa oraria $CoE(t)$

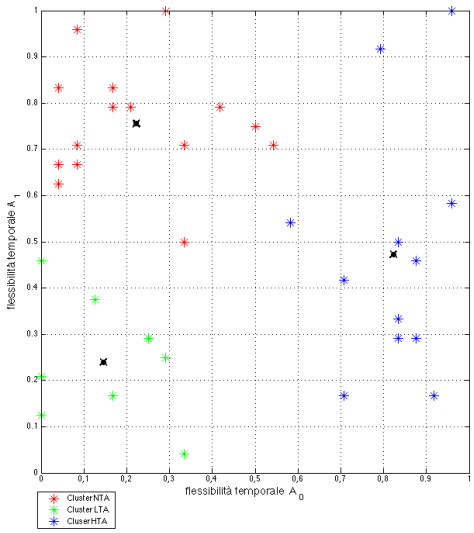



**Figura 5.4.** Clustering rispetto al parametro di flessibilità temporale.

**Tabella 5.1.** Composizione dei cluster dei profili rispetto alla flessibilità temporale in una delle simulazioni

| $\mathcal{P}_{\mathcal{NTA}}$ | $\mathcal{P}_{\mathcal{HTA}}$ | $\mathcal{P}_{\mathcal{LTA}}$ |
|---|---|---|
| U1 | U3 | U5 |
| U2 | U6 | U10 |
| U4 | U7 | U12 |
| U8 | U11 | U19 |
| U9 | U16 | U20 |
| U13 | U22 | U23 |
| U14 | U25 | U31 |
| U15 | U27 | U32 |
| U17 | U28 | |
| U18 | U30 | |
| U21 | U34 | |
| U24 | U33 | |
| U26 | | |
| U29 | | |
| U35 | | |

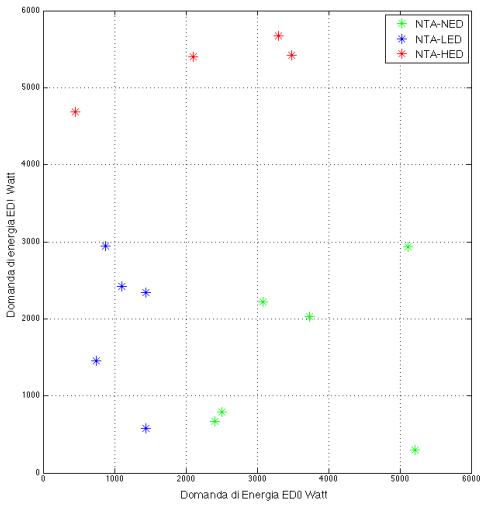



**Figura 5.5.** Classificazione dei profili contenuti nel cluster $\mathcal{P}_{\mathcal{NTA}}$ rispetto alla domanda energetica.

**Tabella 5.2.** Composizione delle classi dei profili contenuti nel cluster $\mathcal{P}_{\mathcal{NTA}}$ dopo la classificazione rispetto alla domanda energetica

| $\mathcal{P}_{\mathcal{NTA}-\mathcal{HED}}$ | $\mathcal{P}_{\mathcal{NTA}-\mathcal{NED}}$ | $\mathcal{P}_{\mathcal{NTA}-\mathcal{LED}}$ |
|---|---|---|
| U1 | U8 | U2 |
| U9 | U17 | U4 |
| U13 | U21 | U14 |
| U15 | U24 | U18 |
| | U35 | U29 |
| | U26 | |

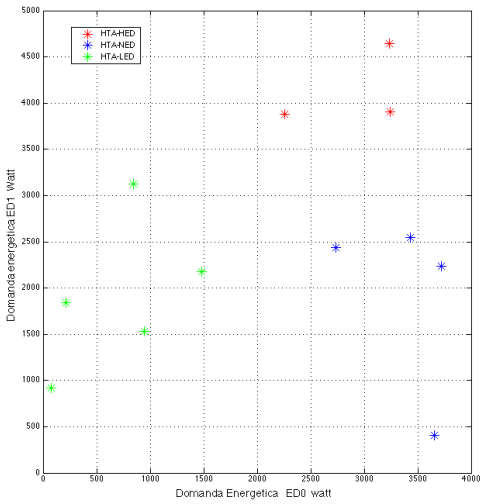



**Figura 5.6.** Classificazione dei profili nel cluster $\mathcal{P}_{\mathcal{HTA}}$ rispetto alla domanda energetica

**Tabella 5.3.** Composizione delle classi dei profili contenuti nel cluster $\mathcal{P}_{\mathcal{NTA}}$ dopo la classificazione rispetto alla domanda energetica

| $\mathcal{P}_{\mathcal{HTA-LED}}$ | $\mathcal{P}_{\mathcal{HTA-NED}}$ | $\mathcal{P}_{\mathcal{HTA-HED}}$ |
|---|---|---|
| U3 | U6 | U11 |
| U7 | U16 | U28 |
| U22 | U34 | U33 |
| U25 | | |
| U27 | | |
| U30 | | |

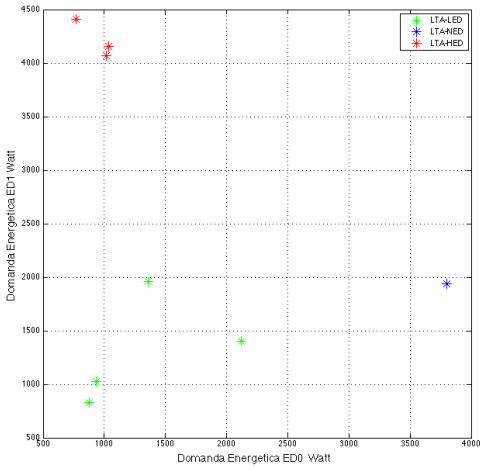



**Figura 5.7.** Classificazione dei profili nel cluster $\mathcal{P}_{\mathcal{LTA}}$ rispetto alla domanda energetica

**Tabella 5.4.** Composizione delle classi dei profili contenuti nel cluster $\mathcal{P}_{\mathcal{LTA}}$ dopo la classificazione rispetto alla domanda energetica

| $\mathcal{P}_{\mathcal{LTA}-\mathcal{LED}}$ | $\mathcal{P}_{\mathcal{LTA}-\mathcal{NED}}$ | $\mathcal{P}_{\mathcal{LTA}-\mathcal{HED}}$ |
|---|---|---|
| U5 | U6 | U10 |
| U12 | U23 | U20 |
| U19 | | U31 |
| U32 | | |

**Tabella 5.5.** Parametri $\delta_p$ per i profili a media flessibilità temporale

| NTA-LED | NTA-NED | NTA-HED |
|---|---|---|
| -0.2 | 0.0 | 0.2 |

**Tabella 5.6.** Parametri $\delta_p$ per i profili ad alta flessibilità temporale

| HTA-LED | HTA-NED | HTA-HED |
|---|---|---|
| -0.3 | -0.2 | 0.1 |

**Tabella 5.7.** Parametri $\delta_p$ per i profili a bassa flessibilità temporale

| LTA-LED | LTA-NED | LTA-HED |
|---|---|---|
| 0.1 | 0.2 | 0.3 |

# Capitolo 6

# Conclusioni

Nell'attuale ecosistema elettrico le microgrids, corredate di sistemi automatici intelligenti per la gestione e il controllo della domanda di energia, costituiscono l'elemento più innovativo che anticipa l'evoluzione della rete elettrica verso le smart grids.
La sinergia tra tradizionali sistemi di generazione di energia elettrica e avanzati sistemi di intelligenza artificiale consente sia di minimizzare i costi complessivi di produzione che di migliorare l'efficienza di tutto il sistema modulando la qualità del servizio sui fabbisogni specifici degli utenti.
Il gestore della microrete tramite tecnologie software distribuite e adeguate reti di sensori è in grado di prevedere e monitorare costantemente gli andamenti della domanda elettrica per individuare le politiche tariffarie e le strategie di comunicazione piu adatte a garantire la qualità del servizio energetico e la sostenibilità ambientale.
L'utilizzo di una tariffazione dinamica e di incentivi economici modulabili sui profili energetici dei consumatori consente di orientare le abitudini di consumo verso comportamenti efficienti e di tradurre in un linguaggio facilmente comprensibile agli utenti le questioni tecniche di sicurezza e mantenimento della qualità del servizio.
Per aumentare la consapevolezza degli utenti finali sul loro consumo energetico e impatto ambientale ed incrementare i vantaggi offerti dalla generazione distribuita da fonti rinnovabili è stato proposto un sistema di gestione energetica per le aree residenziali in grado di ottimizzare l'utilizzo delle risorse disponibili attraverso la pianificazione ottimale delle attività che utilizzano energia elettrica.
L'elemento costitutivo, che garantisce l'efficacia di questo sistema, è il componente

software che implementa gli algoritmi di intelligenza computazionale necessari a risolvere rapidamente il problema di ottimizzazione NP complesso della pianificazione delle attività di tutti gli utenti della microgrid.
L'utilizzo delle tecnologie dell'informazione web-based consente di superare i problemi connessi alla mancata disponibilità di sufficienti risorse computazionali nei luoghi di consumo e generazione dell'energia e permette di implementare un controllo parametrizzato in modo diverso su vari distretti energetici con consistenti miglioramenti nella sostenibilità economica e ambientale globale.

# Appendice A

# Altri studi sulle tecniche computazionali artificiali

Le tecniche di intelligenza artificiale sono impiegate in diversi domini applicativi: robotica, sistemi di alimentazione elettrica, elettronica industriale, processamento dei segnali e delle immagini. In particolare nel corso di questi anni di dottorato si è posta attenzione anche allo sviluppo di tecniche di intelligenza artificiale per il *clustering* automatico delle immagini e dei video, la valutazione oggettiva della qualità delle immagini e l'*inpainting*.

## A.1 *Support Vector Machine* per il Clustering dei video storici sportivi

La classificazione automatica delle immagini rappresenta un importante ramo di ricerca dell'Intelligenza artificiale in quanto affronta il problema della metadatazione automatica dei contenuti di grandi archivi multimediali non strutturati per facilitare la navigazione ed il recupero di immagini e video. Con riferimento a tale ambito nel corso del dottorato è stato esaminato, accanto al tema energetico, anche il problema dello sviluppo di un sistema per la classificazione semantica e l'annotazione automatica dei video in bianco e nero di contenuto sportivo[1] [152]. Il sistema prevede

[1] Il sistema è stato impiegato per la pre-annotazione dei video delle Olimpiadi del 1960 messi a disposizione da RAI e Teche RAI ai fini del progetto Intelligent Retrieval Multimedia Artchives

tre nuclei fondamentali di processamento che effettuano:

- la selezione dei *keyframes* rappresentativi del video sulla base di misure di similarità tra quadri (*frames*) consecutivi [153];
- l'estrazione dei vettori delle caratteristiche strutturali e morfologiche di basso livello (*low-level features*) di ogni *key frames*[154–157];
- la classificazione dei key frames sulla base dei vettori rappresentativi delle *features* tramite Support Vector Machine con *kernel* di tipo polinomiale e RBF e l'annotazione conseguente dei video.

I vettori delle caratteristiche strutturali di basso livello sintetizzano le informazioni di luminanza, bordi e tessiture di ciascun *key frame* e vengono calcolati tramite l'analisi a multirisoluzione della componente di luminanza dei quadri video (l'unica disponibile per i video in bianco e nero) nel dominio delle wavelet circolari armoniche di *Laguerre-Gauss* espresse dalla (A.1).

$$l_k^{(n)}(\rho,\vartheta;\sigma) = (-1)^k 2^{\frac{(|n|+1)}{2}} \pi^{\frac{|n|}{2}} \left[\frac{k!}{(|n|+k)!}\right]^{\frac{1}{2}} \left(\frac{\rho}{\sigma}\right)^{|n|} L_k^{(n)}\left(2\pi\frac{\rho}{\sigma^2}^2\right) e^{-\pi\left(\frac{\rho}{\sigma}\right)^2} e^{-jn\vartheta} \tag{A.1}$$

La *feature* di luminanza è rappresentata da un vettore di $3N$ elementi che sono le statistiche del primo, secondo e terzo ordine (valor medio, varianza e *skewness*) degli $N$ blocchi non sovrapposti in cui viene decomposto il *key frame*. La *feature* dei bordi è descritta dall'istogramma delle direzioni dei bordi principali del *key frame*, che si ricavano dal *key frame* mascherando il suo piano dei coefficienti wavelet di LG ad alta risoluzione di ordine $n = 1, k = 0$ con la mappa dello *Zero Crossing* del Laplaciano del *key frame* stesso. La rappresentazione della *feature* tessiture è ottenuta dal *key frame* calcolando i piani $LG_{10}(i,j;\sigma)$ e $LG_{30}(i,j;\sigma)$ dei coefficienti wavelet LG a bassa, media ed alta risoluzione per $n = 3, k = 0$ e $n = 1, k = 0$ e computando il vettore dei parametri $\alpha$ e $\beta$ che caratterizzano le distribuzioni Gaussiane Generalizzate (GGD)( definite dalla (A.2) che della parte reale ed immaginaria dei coefficienti LG.

$$GGD(x;\alpha,\beta) = \frac{\beta}{2\alpha\cdot\Gamma\left(\frac{1}{\beta}\right)} \cdot e^{-\left(\frac{|x|}{\alpha}\right)^{\beta}} \tag{A.2}$$

I tre vettori delle caratteristiche di basso livello sono utilizzati dal sistema di classificazione basato su SVM per dedurre quale concetto semantico tra quelli di tipo sportivo ( nuoto, atletica,basket, pugilato, calcio, scherma) può essere associato al key frames.

## A.2 Sistema di preselezione delle sequenze di training per le SVM di metadatazione automatica dei video

Nel processo di digitalizzazione e segmentazione temporale dei video di carattere storico memorizzati su pellicole, nastri BETACAM o BVU, possono essere presenti quadri privi di contenuto semantico (*black frame*) o caratterizzati da pattern costanti (*monoscope o test card*) che sono completamente scorrelati con il contenuto del video da cui sono stati estratti. Questi quadri costituiscono dei *frames* di rumore per la procedura di apprendimento automatico (*training*) dei classificatori semantici in quanto vengono mappati dalle funzioni Kernel delle *Support Vector Machine* non lineari in punti dello spazio delle caratteristiche che inducono la selezione di un iperpiano di classificazione non ottimale, con conseguenti errori e perdita di accuratezza del classificatore. Per migliorare l'efficienza del processo di clustering e metadatazione automatica dei video di carattere storico è necessario rimuovere dalle sequenze video di training e validazione del sistema di SVM di clustering dei video storici tutti i frames di rumore. Questa esigenza ha portato a sviluppare un sistema intelligente [158] capace di selezionare da una sequenza di video di training solo i key frames effettivamente utili per l'apprendimento automatico delle SVM impiegate per la classificazione dei video.
L'algoritmo implementato dal sistema di preselezione automatica delle sequenze di training è costituito da sette fasi:

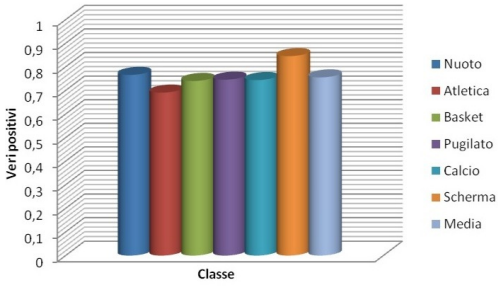
- si determinano i vettori dei parametri caratteristici per le features *tessitura*, *bordi*, *luminanza* di ciascun frame di rumore;

- si ordina l'intero dataset dei quadri di training in base al suo grado di similarità con il frame di rumore considerando i vettori caratteristici delle features

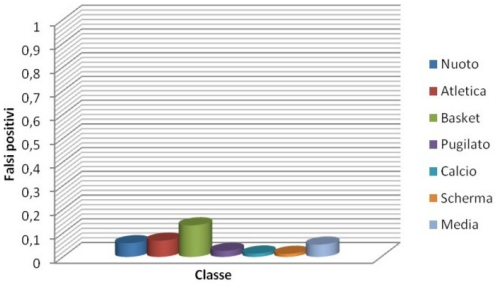
(luminanza, bordi, tessiture) uno alla volta; i primi $N$ *key frames* per ciascun ordinamento costituiranno l'insieme $\mathcal{S}_i$ ;

- si compongono gli insiemi $\mathcal{S}_i$ di N frames ciascuno in modo da costituire un nuovo insieme $\mathcal{S}$ di presunti quadri di rumore eliminando quelli ridondanti;
- si effettua la divisione dell'insieme $\mathcal{S}$ in insiemi di cluster di *frames* simili prendendo in considerazione le features una alla volta; successivamente si costruisce la matrice delle probabilità $\mathbf{P}$ il cui generico elemento in posizione $(r, c)$ indica la probabilità con cui i frames *r-esimo* e *c-esimo* sono inseriti nello stesso cluster considerando features diverse;
- si effettua una sogliatura della matrice P ( $p(r, c) \geq th$) determinando una matrice binaria che si può considerare rappresentativa di un grafo di nodi parzialmente connesso;
- si esplora la matrice del grafo con l'algoritmo *breadth first search (BFS)* per individuare i suoi sottografi parzialmente connessi;
- si rimuovono dal dataset di training i *key frames* identificati dai nodi di questi sottografi così da ottenere un dataset di addestramento privo di key frames di rumore.

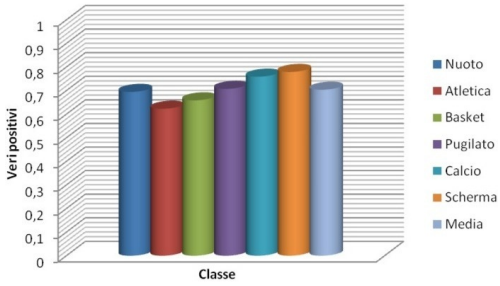
Il sistema automatico di preselezione è stato validato filtrando i *frames* di rumore dalle sequenze di training del sistema di *support vector machines* adottate per la classificazione e metadatazione dei video delle Olimpiadi di Roma degli anni '60 relativamente ai concetti semantici: nuoto atletica, basket, pugilato,calcio e scherma). Nella definizione degli insiemi di sequenze video di addestramento e validazione si è perseguito l'obiettivo dell'omogeneità temporale per ciascuna categoria semantica, ovvero stesso numero di video di durata simile per ogni concetto semantico da identificare.
Le prestazioni sono state valutate in termini di key frames classificati correttamente (veri positivi), e *key frames* classificati in modo errato (falsi positivi).



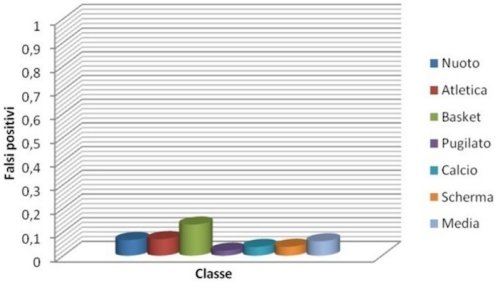

**(a)** *percentuali di classificazione corretta dei key frames dopo il training delle SVM con il data set privo di rumore*




**(b)** *percentuali di classificazione errata dei key frames dopo il training delle SVM con il data set privo di rumore*




**(c)** *percentuali di key frame classificati in modo corretto dopo il training delle SVM con il data set rumoroso*




**(d)** *percentuali di key frame classificati in modo errato dopo il training delle SVM con il data set rumoroso*

**Figura A.1.** Prestazioni del sistema di SVM in termini di percentuale di key frames classificati correttamente e in modo errato in funzione della classe semantica di appartenenza per i videoin bianco e nero delle Olimpiadi di Roma degli anni 60

## A.3 Valutazione oggettiva della qualità delle immagini tramite un indice di similarità strutturale equalizzato

La valutazione automatica della qualità dell'immagine è essenziale per molte applicazioni quali il monitoraggio in tempo reale della trasmissione video, il controllo della qualità dei contenuti multimediali presenti negli archivi digitali, l'ottimizzazione delle tecniche di *imaging*, l'analisi comparativa di sistemi ed apparecchi per l'acquisizione delle immagini, la compressione, il restauro, la valorizzazione, il watermarking. Negli ultimi anni numerosi lavori scientifici sono stati dedicati alla definizione di metriche che fossero ben correlate con la valutazione soggettiva della qualità dell'immagine. Queste metriche spaziano da quelle basate su semplici misure di errore ( MSE e PSNR), a quelle basate su modelli sofisticati del sistema visivo umano. Un approccio metodologico diverso è quello successo che fondato sul criterio di somiglianza strutturale tra le immagini. Tale approccio presuppone che la perdita di qualità *soggettiva* di una immagine sia altamente correlata con l'alterazione del contrasto e delle strutture originariamente rappresentate nell'immagine (bordi, tessiture) [159–161].

Assegnata l'immagine di test $i(n_1, n_2)$ e l'immagine di riferimento $\tilde{i}(n_1, n_2)$ la qualità oggettiva è valutata a partire dall'insieme di informazioni strutturali contenute in $K$ *patch* di dimensione $m_1$ x $m_2$. Per estrarre queste informazioni si analizzano le mappe dei coefficienti di Laguerre-Gauss di ordine angolare 1 e ordine radiale 0 $y(n_1, n_2)$ e $\hat{y}(n_1, n_2)$ ottenute dalla convoluzione delle immagini di test e di riferimento con la funzione di Laguerre-Gauss (LG) definita dalla (A.3).

$$h(n_1, n_2) = -\frac{1}{a\sqrt{\pi}} e^{-\frac{n_1^2 + n_2^2}{2a^2}} \sqrt{\frac{n_1^2 + n_2^2}{2a^2}} \cdot e^{j \arctan\left(\frac{n_2}{n_1}\right)} \tag{A.3}$$

$$y(n_1, n_2) = y_1(n_1, n_2) + j y_2(n_1, n_2) = i(n_1, n_2) * h(n_1, n_2) \tag{A.4}$$

$$\tilde{y}(n_1, n_2) = \tilde{y}_1(n_1, n_2) + j \tilde{y}_2(n_1, n_2) = i(n_1, n_2) * h(n_1, n_2) \tag{A.5}$$

La parte reale e quella immaginaria dei coefficienti di LG $y(n_1, n_2)$ e $\tilde{y}(n_1, n_2)$ hanno il contenuto informativo delle componenti orizzontali e verticali del gradiente associato alle immagini di test e di riferimento.

Per la *patch* $h$-esima l'indice di qualità viene calcolato a partire dalla misura della similarità strutturale definita dalla (A.6)

$$LG\text{-}SSIM_h = \frac{2\sigma_h^{'}\tilde{\sigma}_h^{'} + C_2}{\sigma_h^{'2} + \tilde{\sigma}_h^{'2} + C_2} \cdot \frac{\rho_h^{'} + C_3}{\sigma_h^{'}\tilde{\sigma}_h^{'} + C_3} \tag{A.6}$$

dove $\sigma_h^{'}$ e $\tilde{\sigma_h}^{'}$ sono le deviazioni standard rispettivamente delle mappe dei gradienti $\mathcal{I}_1^{'}$ e $\tilde{\mathcal{I}}_1^{'}$ e $\rho^{'}$ è la covarianza tra $\mathcal{I}_1^{'}$ e $\tilde{\mathcal{I}}_1^{'}$.

$$\mathcal{I}_1^{'}(n_1, n_2) = \mid Re\{y(n_1, n_2)\} \mid + \mid Im\{y(n_1, n_2)\} \mid \tag{A.7}$$

$$\tilde{\mathcal{I}}_1^{'}(n_1, n_2) = \mid Re\{\tilde{y}(n_1, n_2)\} \mid + \mid Im\{\tilde{y}(n_1, n_2)\} \mid \tag{A.8}$$

L'indice di qualità complessivo *LG-SSIM* è ottenuto mediando i valori dell'indice di similarità delle singole *patch*.

$$LG\text{-}SSIM = \frac{1}{K}\sum_{h=1}^{K} LG\text{-}SSIM_h \tag{A.9}$$

L'indice *LG-SSIM* presenta una sensibilità variabile per i differenti tipi di distorsione (blur, jpeg, jpeg2000, noise, fast-fading ), per questo è necessario introdurre una metrica ausiliaria che misuri la correlazione mutua tra le mappa dei gradienti dell'immagine di test e di quella di riferimento indicando il tipo di distorsione. Questa metrica ausiliaria viene calcolata considerando per la singola patch la quantità

$$g_k = \frac{1}{\tilde{\sigma}_h^2 + C_4} Re\{\sum_{m_1}\sum_{m_2} y_1(n_1, n_2)\tilde{y}_1(n_1, n_2)w(n_1, n_2)^2\} \tag{A.10}$$

con $C_4$ piccola costante non nulla di regolarizzazione e $w(n_1, n_2)$ finestra di troncamento gaussiana che isola il contenuto informativo di ciascuna patch modellando il comportamento del sistema visivo umano . La metrica $g_k$ misura la degradazione dei gradienti ma è poco sensibile al rumore additivo indipendente.

Basandosi sulla diversità di questa metrica ausiliaria rispetto a quella di base LG-SSIM, si definisce un indice categorico come segue:

$$CI = \frac{\sum_{h=1}^{K} g_h \cdot p_h}{\sum_{h=1}^{K} p_h} \tag{A.11}$$

dove $p_k$ è un peso introdotto per minimizzare l'influenza delle patch con un SNR basso [162].

$$p_k = \sum_{m_1} \sum_{m_2} \mid \tilde{y}_1(m_1, m_2) \mid \cdot w(m_1, m_2) \tag{A.12}$$

L'equalizzazione dell'indice di similarità strutturale è ottenuta combinando le statistiche *LG-SSIM* e $CI$ in una espressione polinomiale come indicato dalla (A.13).

$$\textit{E-SSIM} = \sum_{i=0}^{Q} \sum_{l=0}^{Q-i} \beta_{il} (\textit{LG-SSIM})^i (CI)^l \tag{A.13}$$

Fissato l'ordine polinomiale, i parametri $\beta_{il}$ sono determinati imponendo l'uguaglianza del *E-SSIM* con il MOS di un ridotto insieme di immagini campione, per le quali è noto il valore empirico dell'indice di qualità soggettivo, tramite una minimizzazione ai minimi quadrati.

L'accuratezza e la consistenza dell'indice E-SSIM sono state verificati sui data base di riferimento citati in letteratura [163, 164].

L'accuratezza e monotonicità dell'indice *E-SSIM* è stata misurata tramite i valori del SROCC e RMSE, mettendoli a confronto con quelli di altri indici di qualità disponibili in letteratura.

In Fig.A.2 e Fig.A.4 i risultati ottenuti per l'archivio di immagini LIVE-DBR2 (LIVE Image Quality Assessment Database Release 2) e TID2008 (Tampere Image Dataset 2008) con un rango del polinomio pari a 4, considerando per gli altri indici i valori disponibili in letteratura.

**Tabella A.1.** SROCC e RMSE per il LIVE-DBR2 dell'E-SSIM rispetto ad altri indici

| **Indice** | **SROCC** | **RMSE** |
|---|---|---|
| PSNR | 0.9092 | 8.1096 |
| VIF | 0.9559 | 6.6406 |
| SSIM | 0.9250 | 7.9653 |
| 4-G-SSIM | 0.9626 | 5.5310 |
| 4-MS-SSIM | 0.9593 | 7.6319 |
| 4-MS-G-SSIM | 0.9626 | 6.8220 |
| **E-SSIM** | **0.9644** | **4.9908** |

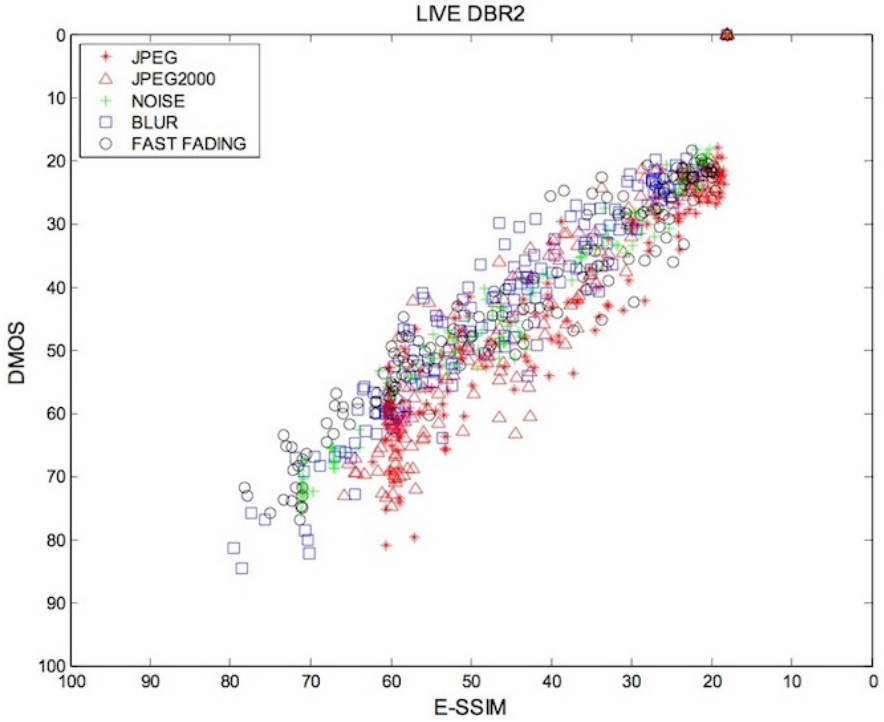



**Figura A.2.** Scatter-plot dell' ESSIM rispetto al DMOS per le immagini del LIVE DBR2

**Tabella A.2.** SROCC per l'archivio TID2008 dell'indice E-SSIM rispetto ad altri indici

| **Indice** | **SROCC** |
|---|---|
| PSNR | 0.5245 |
| VIF | 0.7496 |
| SSIM | 0.8081 |
| VSNR | 0.7046 |
| VIFP | 0.6546 |
| **E-SSIM** | **0.8376** |

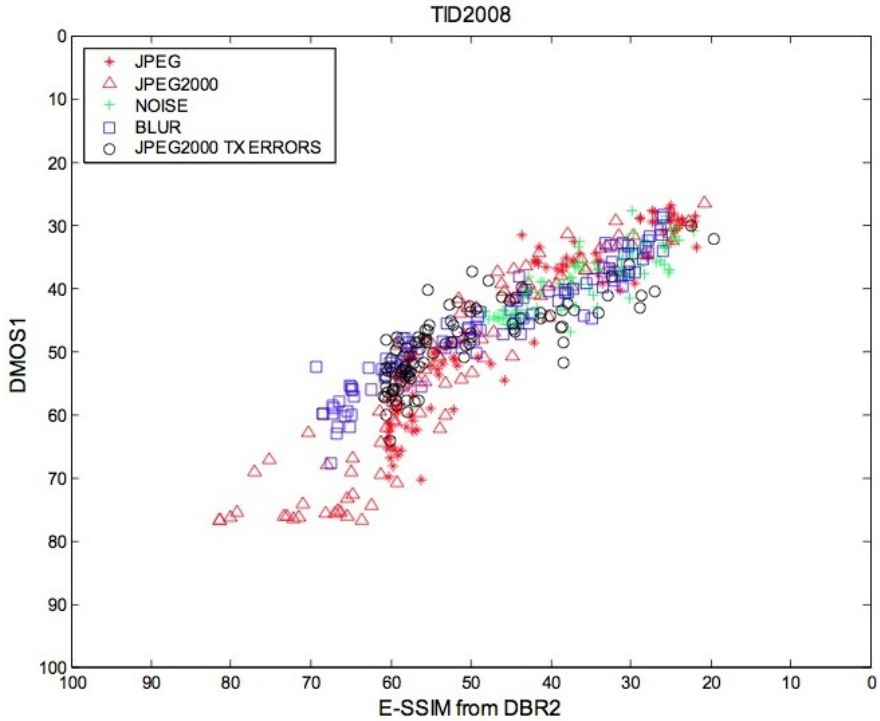



**Figura A.3.** Scatter-plot dell' ESSIM rispetto al DMOS per le immagini del TID2008

## A.4 Algoritmo di Inpainting automatico basata su una predizione ai minimi quadrati dei bordi

La necessità di ristrutturare un numero crescente di vecchi film e fotografie, nonché l'esigenza di prevedere in anticipo il risultato del restauro di quadri ed affreschi, motiva la ricerca di algoritmi per la ricostruzione automatica delle zone danneggiate e deteriorate di un'immagine.
Le tecniche automatiche di inpainting digitale mirano a ricostruire le porzioni mancanti dell'immagine sfruttando il contenuto informativo delle zone circostanti in modo che un utente che non ha familiarità con l'originale possa notare differenze.
Il restauro di un dipinto è tradizionalmente effettuato da un artista che opera su una singola area per volta propagando manualmente nella regione danneggiata contorni e colori della zona esterna per ricostruire gli oggetti e le figure corrotte. L'inpainting digitale tenta di replicare tale procedimento restaurando in modo automatico più regioni danneggiate contemporaneamente.
Con riferimento a tale tematica, nel corso degli anni di dottorato, è stato sviluppato un algoritmo di inpainting [165] che tiene conto dei processi cognitivi della percezione visiva umana per ripristinare i contenuti danneggiati di un'immagine attraverso l'integrazione delle informazioni desunte dalle mappe dei bordi delle regioni circostanti quella corrotta. Infatti gli studi sulla psicofisica e fisiologia della visione umana hanno rilevato che il sistema visivo umano è più sensibile alle variazioni locali del livello di intensità luminosa, piuttosto che al valore intrinseco della luminanza; di conseguenza la qualità di una immagine ricostruita dipende strettamente dalla nitidezza dei dettagli e dei bordi principali nelle aree restaurate.
Occorre osservare che il gradiente di un'immagine contiene esattamente informazioni sulle variazioni locali dei livelli di intensità luminosa, quindi rappresenta i bordi presenti in un'immagine. Questo suggerisce la possibilità di ricostruire le zone danneggiate di un'immagine mediante l'integrazione di una stima del gradiente delle regioni corrotte.

La tecnica di inpainting sviluppata ha come passo fondamentale la stima dell'informazione strutturale (ovvero bordi principali e tessiture) delle aree deteriorate

dell'immagine. Infatti i bordi principali formano il contorno di un oggetto e ne delimitano la forma rispetto allo sfondo, mentre i bordi più fini e le tessiture ne costituiscono i dettagli presenti sulla superficie.

Per rilevare i cambiamenti nel livello di intensità luminosa su diversi livelli di scala si affronta il problema del recupero e della stima dei bordi nel dominio wavelet multirisoluzione di Laguerre Gauss (LG) [154].
Nello specifico la caratterizzazione dei differenti tipi di bordo è operata applicando a diverse scale $s = 2^i\sigma_0$ l'operatore LG di ordine radiale 0 ed ordine angolare 1 definito nel dominio trasformato di Fourier $(\xi, \eta)$ dalla (A.14).
Filtrando l'immagine con tale operatore si estraggono le mappe dei coefficienti wavelet di Laguerre Gauss $I_{i,10}$ che costituiscono le mappe dei bordi a diverse risoluzioni.

$$\begin{aligned} H(\rho,\varphi) &= j2\pi\rho \cdot \frac{s}{2} e^{-\left(\pi s\rho\right)^2} \cdot e^{-j\varphi} \\ \rho &= \sqrt{\xi^2+\eta^2} \\ \varphi &= atan\frac{\eta}{\xi} \end{aligned} \tag{A.14}$$

La parte reale e quella immaginaria della (A.14) costituiscono, infatti, le componenti della trasformata di Fourier dell'operatore gradiente con finestratura gaussiana definito dalla (A.16)

$$\nabla g_0(x,y,s) = \left\{ \frac{\partial}{\partial x} g_0(x,y) + j\frac{\partial}{\partial y} g_0(x,y) \right\} = \tag{A.15}$$

$$= -\frac{2x}{s^2} \cdot \frac{1}{\pi s^2} \cdot e^{-\frac{x^2+y^2}{s^2}} - j\frac{2y}{s^2} \cdot \frac{1}{\pi s^2} \cdot e^{-\frac{x^2+y^2}{s^2}}$$

$$g_0(x,y,s) = \frac{1}{\pi \cdot s^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{s^2}} \tag{A.16}$$

Per una un'immagine danneggiata $i_d(x,y)$ l'algoritmo di inpainting determina innanzitutto le mappe dei bordi ad alta, media e bassa risoluzione variando l'indice diadico di scala $i = 0, 1, 2$. Il modulo di $I_{i,10}$ misura l'intensità del bordo, mentre la fase di $I_{i,10}$ ne stima la direzione. La ricostruzione della struttura nella zona danneggiata è effettuata andando a individuare le linee dei bordi ad un solo pixel (sfinati) $EL_i$ che si attestano sulla frontiera $\delta\Omega$ della regione corrotta. La costruzione delle mappe dei bordi sfinati è effettuata seguendo l'approccio di Marr-Hildreth [166], ovvero calcolando la mappa binaria degli attraversamenti per lo zero del laplaciano

dell'immagine (*zero-crossing*) e ponendola in *and* logico con i piani wavelet LG $I_{i,10}$. Le linee $EL_i$ che si attestano sulla frontiera $\delta\Omega$ vengono propagate all'interno

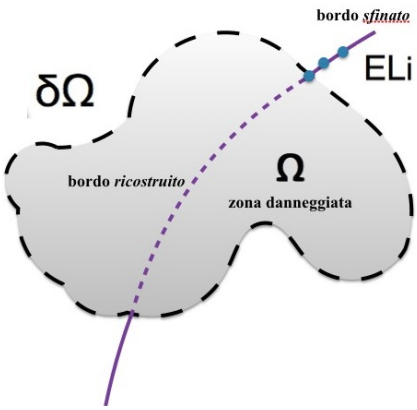



**Figura A.4.** Regione da restaurare e i suoi bordi sfinati ricostruiti

dell'area in accordo al principio della continuità della direzione tracciando il miglior cerchio approssimante che passa per tre punti di $EL_i$ prossimi alla frontiera. Per individuare il cerchio approssimante, ovvero il suo centro $\mathbf{z} = [z_1, z_2]^T$ e il suo raggio $r$, si segue il metodo di Gander Golub che va a risolvere il problema di fitting non lineare ai minimi quadrati definito dalla (A.17),dove $\mathbf{x}_h$ sono punti del bordo sfinato per cui passa il cerchio.

$$\min\{\sum_h d_h(u)^2\} \tag{A.17}$$

$$(d_h(u))^2 = (\|\mathbf{z} - \mathbf{x_h}\| - r)^2 \tag{A.18}$$

$$\mathbf{z} = [z_1, z_2]$$

L'intensità del bordo stimato nella regione danneggiata è ottenuta decrescendo linearmente il valore dell'intensità del bordo sfinato del punto che si attesta sulla frontiera. La mappa stimata dei bordi sfinati $G_s(x, y)$ nella regione $\Omega$ può essere assunta come una approssimazione del gradiente $G(x, y)$ dell'immagine. Ne deriva che si possono calcolare i valori approssimati $\tilde{I}(x, y)$ dell'intensità dell'immagine in $\Omega$ come soluzione del problema di minimizzazione espresso dalla (A.19).

$$\min\left\{\int_\Omega \|\nabla\tilde{I}(x, y) - G_s(x, y)\|^2 \quad d\Omega\right\} \tag{A.19}$$

Per non introdurre artefatti nell'immagine è necessario imporre che il gradiente stimato sia un campo conservativo , ovvero $\frac{\partial}{\partial x \partial y} G_s(x,y) = \frac{\partial}{\partial x \partial y} G_s(x,y)$ ; questo permette di risolvere la (A.19) nel dominio trasformato di Fourier con il metodo di Frankot-Chellappa [167] tramite la (A.20).

$$\tilde{I}(\xi,\eta) = \frac{a_x(\xi)^* \cdot G_{sx}(\xi,\eta) \star a_x(\eta)^* \cdot G_{sy}(\xi,\eta)}{\mid a_x(\xi) \mid^2 + \mid a_x(\eta) \mid^2} \tag{A.20}$$

$$a_x(\xi) = \sqrt{-1}\sin(\xi)$$

$$a_y(\eta) = \sqrt{-1}\sin(\eta)$$

**Figura A.5.** Immagine *Monarch* danneggiata

**Figura A.6.** Immagine *Monarch* restaurata

# Pubblicazioni

[I] E.Pallotti, E. and F.Mangiatordi, *Smart grid cyber security requirements*, Environment and Electrical Engineering (EEEIC), 2011 10th International Conference on, DOI:10.1109/EEEIC.2011.5874822, May 2011.

[II] L. Capodiferro, F. Mangiatordi, E. Di Claudio, and G. Jacovitti, *Equalized structural similarity index for image quality assessment* in Image and Signal Processing and Analysis (ISPA), 2011 7th International Symposium on, pp. 420– 424, Sept 2011, ISSN:1845-5921

[III] E. Pallotti, L. Capodiferro, F. Mangiatordi, P. Sità, *Smooth image inpainting by least square oriented edge prediction*, SPIE Proceedings Vol. 8295 Image Processing: Algorithms and Systems X, DOI:10.1117/12.908297, March 2012.

[IV] L.Capodiferro, L.Costantini, F.Mangiatordi, E.Pallotti, *SVM for historical sport video classification*, Communications Control and Signal Processing (ISCCSP), 2012 5th International Symposium on, DOI:10.1109/ISCCSP.2012.6217817, May 2012.

[V] F.Mangiatordi, E.Pallotti, P.Del Vecchio, F.Leccese, *Power consumption scheduling for residential buildings*, Environment and Electrical Engineering (EEEIC), 2012 11th International Conference on, DOI:10.1109/EEEIC.2012.6221508, May 2012.

[VI] L.Costantini, F.Mangiatordi, E.Pallotti, P.Sita, *CHIP - Cultural heritage image processing tool*, Communications Control and Signal Processing (ISCCSP), 2012 5th International Symposium on, DOI:10.1109/ISCCSP.2012.6217820, May 2012.

[VII] L.Capodiferro, L.Costantini,F.Mangiatordi, E.Pallotti, *Data pre-processing to improve SVM video classification*, Content-Based Multimedia Indexing (CBMI), 2012 10th International Workshop on, DOI:10.1109/CBMI.2012.6269801, June 2012.

[VIII] F. Mangiatordi, M. Fasano, and P. Del Vecchio, *GA strategies for optimal planning of daily energy consumptions and user satisfaction in buildings*, Environment and Electrical Engineering (EEEIC), 2013 12th International Conference on, pp. 440–444, DOI:10.1109/EEEIC.2013.6549556, May 2013.

[IX] F. Mangiatordi, E. Pallotti, P. Del Vecchio and Capodiferro, L. *Residential consumption scheduling based on dynamic user profiling*, in Proceedings of the International Congress on Energy Efficiency and Energy-Related Materials, ENEFM'13, 9-12 October 2013. Springer Proceedings in Physics, Vol.155, Chapter No.:11, Springer International Publishing, Book ISBN:978-3-319-05520-6, DOI:10.1007/978-3-319-05521-3_11, 31 May 2014 to appear.

[X] F. Mangiatordi, E. Pallotti, P. Del Vecchio, *A Non Cooperative Game Theoretic Approach for Energy Management in MV grid*, Environment and Electrical Engineering (EEEIC), 2013 12th International Conference on, pp. 266–271, DOI:10.1109/EEEIC-2.2013.6737920

# Bibliografia


[1] P. Asmus, A. Lauderbaugh, and M. Lawrence, "Microgrid Deployment Tracker 2Q13," tech. rep., Navigant Research, 2 Q 2013.

[2] P. Asmus and M. Lawrence, "Microgrids Commercial\Industrial, Community\Utility, Campus\Institutional,Military, Remote, Grid-Tied Utility Distribution, and Direct Current Microgrids: Global Market Analysis and Forecasts," tech. rep., Navigant Research, 4Q 2013.

[3] N. Hatziargyriou, H. Asano, R. Iravani, and C. Marnay, "Microgrids," *Power and Energy Magazine, IEEE*, vol. 5, no. 4, pp. 78–94, 2007.

[4] "Full electric vehicle," Technology Analysis Q4 2013 AN-1564, ABI Research.

[5] M. Takagi, Y. Iwafune, H. Yamamoto, K. Yamaji, K. Okano, R. Hiwatari, and T. Ikeya, "Energy storage of pv using batteries of battery-switch stations," in *Industrial Electronics (ISIE), 2010 IEEE International Symposium on*, pp. 3413–3419, 2010.

[6] Y. Miao, Q. Jiang, and Y. Cao, "Battery switch station modeling and its economic evaluation in microgrid," in *Power and Energy Society General Meeting, 2012 IEEE*, pp. 1–7, 2012.

[7] T. Kim and H. Poor, "Scheduling power consumption with price uncertainty," *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 2, no. 3, pp. 519–527, 2011.

[8] S. Jiang, W. Wang, H. Jin, and D. Xu, "Power management strategy for microgrid with energy storage system," in *IECON 2011 - 37th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, pp. 1524–1529, 2011.

[9] "Doe microgrid workshop report," Report 06-03, The U.S. Department of Energy (DOE) Office of Electricity Delivery and Energy Reliability, August 30-31,2011.

[10] F. Katiraei, R. Iravani, N. Hatziargyriou, and A. Dimeas, "Microgrids management," *Power and Energy Magazine, IEEE*, vol. 6, no. 3, pp. 54–65, 2008.

[11] P. Nuutinen, T. Kaipia, P. Peltoniemi, A. Lana, A. Pinomaa, P. Salonen, J. Partanen, J. Lohjala, and M. Matikainen, "Experiences from use of an lvdc system in public electricity distribution," in *Electricity Distribution (CIRED 2013), 22nd International Conference and Exhibition on*, pp. 1–4, 2013.

[12] K. Shenai and K. Shah, "Smart dc micro-grid for efficient utilization of distributed renewable energy," in *Energytech, 2011 IEEE*, pp. 1–6, 2011.

[13] M. Sarker, B. Asare-Bediako, J. Slootweg, W. Kling, and B. Alipuria, "Dc micro-grid with distributed generation for rural electrification," in *Universities Power Engineering Conference (UPEC), 2012 47th International*, pp. 1–6, 2012.

[14] B. Patterson, "Dc, come home: Dc microgrids and the birth of the enernet," *Power and Energy Magazine, IEEE*, vol. 10, no. 6, pp. 60–69, 2012.

[15] L. Xu and D. Chen, "Control and operation of a dc microgrid with variable generation and energy storage," *Power Delivery, IEEE Transactions on*, vol. 26, no. 4, pp. 2513–2522, 2011.

[16] H. Kakigano, Y. Miura, T. Ise, T. Momose, and H. Hayakawa, "Fundamental characteristics of dc microgrid for residential houses with cogeneration system in each house," in *Power and Energy Society General Meeting - Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, 2008 IEEE*, pp. 1–8, 2008.

[17] "Dc power production, delivery and utilizationr." EPRI White Paper, May 2006.

[18] M. Baran and N. Mahajan, "Dc distribution for industrial systems: opportunities and challenges," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 39, no. 6, pp. 1596–1601, 2003.

[19] H. Kakigano, M. Nomura, and T. Ise, "Loss evaluation of dc distribution for residential houses compared with ac system," in *Power Electronics Conference (IPEC), 2010 International*, pp. 480–486, 2010.

[20] P. Asmus and M. Lawrence, "Direct Current Distribution, NetworksRemote and Grid-Tied Systems for Data Center Microgrids, Telecom\Village Power, Commercial Buildings, and Military Applications: Global Market Analysis and Forecasts," tech. rep., Navigant Research, 2Q 2013.

[21] Y.-W. Cho, J.-M. Kwon, and B.-H. Kwon, "Single power-conversion ac-dc converter with high power factor and high efficiency," 2013.

[22] H. Qian, J.-S. Lai, J. Zhang, and W. Yu, "High-efficiency bidirectional ac-dc converter for energy storage systems," in *Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), 2010 IEEE*, pp. 3224–3229, 2010.

[23] M. Takahashi, K. Nishijima, M. Nagao, T. Sato, and T. Nabeshima, "A high efficiency high power density ac-dc converter with holdup time extension capability," in *Telecommunications Energy Conference (INTELEC), 2011 IEEE 33rd International*, 2011.

[24] R. Radzuan, M. Raop, M. Salleh, M. Hamzah, and R. Zawawi, "The designs of low power ac-dc converter for power electronics system applications," in *Computer Applications and Industrial Electronics (ISCAIE), 2012 IEEE Symposium on*, pp. 113–117, 2012.

[25] N. Lujara, J. Van Wyk, and P. Materu, "Power electronic loss models of dc-dc converters in photovoltaic applications," in *Industrial Electronics, 1998. Proceedings. ISIE '98. IEEE International Symposium on*, vol. 1, pp. 35–39 vol.1, 1998.

[26] R. Sharma and H. Gao, "A new dc-dc converter for fuel cell powered distributed residential power generation systems," in *Applied Power Electronics Conference and Exposition, 2006. APEC '06. Twenty-First Annual IEEE*, pp. 5 pp.–, 2006.

[27] S. Malo and R. Grino, "Output voltage regulation of a high-efficiency high step-up dc-dc power converter," in *Industrial Electronics, 2007. ISIE 2007. IEEE International Symposium on*, pp. 854–859, 2007.

[28] Z. Wang and H. Li, "An integrated three-port bidirectional dc-dc converter for pv application on a dc distribution system," *Power Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 28, no. 10, pp. 4612–4624, 2013.

[29] A. and X. Yu, "A high step-up three-port dc;dc converter for stand-alone pv/battery power systems," *Power Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 28, no. 11, pp. 5049–5062, 2013.

[30] Y. Ito, Y. Zhongqing, and H. Akagi, "Dc microgrid based distribution power generation system," in *Power Electronics and Motion Control Conference, 2004. IPEMC 2004. The 4th International*, vol. 3, pp. 1740–1745 Vol.3, 2004.

[31] H. Kakigano, Y. Miura, T. Ise, and R. Uchida, "Dc micro-grid for super high quality distribution; system configuration and control of distributed generations and energy storage devices;," in *Power Electronics Specialists Conference, 2006. PESC 06. 37th IEEE*, pp. 1–7, 2006.

[32] S. K. Ghai, Z. Charbiwala, S. Mylavarapu, D. P. Seetharamakrishnan, and R. Kunnath, "Dc picogrids: A case for local energy storage for uninterrupted power to dc appliances," in *Proceedings of the Fourth International Conference on Future Energy Systems*, e-Energy '13, (New York, NY, USA), pp. 27–38, ACM, 2013.

[33] H. Kakigano, Y. Miura, T. Ise, J. Van Roy, and J. Driesen, "Basic sensitivity analysis of conversion losses in a dc microgrid," in *Renewable Energy Research and Applications (ICRERA), 2012 International Conference on*, pp. 1–6, 2012.

[34] T. Hakala, P. Jarventausta, and T. Lahdeaho, "The utilization potential of lvdc distribution," in *Electricity Distribution (CIRED 2013), 22nd International Conference and Exhibition on*, pp. 1–4, 2013.

[35] D. Becker and B. J. Sonnenberg, "Dc microgrids in buildings and data centers," in *Telecommunications Energy Conference (INTELEC), 2011 IEEE 33rd International*, pp. 1–7, 2011.

[36] D. Salomonsson, L. Soder, and A. Sannino, "An adaptive control system for a dc microgrid for data centers," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 44, no. 6, pp. 1910–1917, 2008.

[37] H. Kakigano, Y. Miura, and T. Ise, "Configuration and control of a dc microgrid for residential houses," in *Transmission Distribution Conference Exposition: Asia and Pacific, 2009*, pp. 1–4, 2009.

[38] P. C. Loh, D. Li, Y. K. Chai, and F. Blaabjerg, "Hybrid ac - dc microgrids with energy storages and progressive energy flow tuning," *Power Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 28, no. 4, pp. 1533–1543, 2013.

[39] "Final Report Microgrids Research Assessment for the US Department of Energy's Office of Electricity Delivery and Energy Reliability and the California Energy Commission's Public Interest Energy Research Program," tech. rep., Navigant Consulting, May 2006.

[40] S. Chowdhury and P. Crossley, *Microgrids and active distribution networks*. IET renewable energy series, Stevenage: The Institution of Engineering and Technology, 2009.

[41] S. Chowdhury, S. Chowdhury, and P. Crossley, "Islanding protection of active distribution networks with renewable distributed generators: A comprehensive survey," *Electric Power Systems Research*, vol. 79, no. 6, pp. 984–992, 2009.

[42] R. H. Lasseter, "Microgrids and distributed generation," *Journal of Energy Engineering*, vol. 133, no. 3, pp. 144–149, 2007.

[43] M. Rashid, *Power Electronics: Circuits,Devices & Applications.* Pearson Education, 2013.

[44] A. Chakraborty, "Advancements in power electronics and drives in interface with growing renewable energy resources," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 15, no. 4, pp. 1816 – 1827, 2011.

[45] B. Kroposki, C. Pink, R. DeBlasio, H. Thomas, M. Simoes, and P. Sen, "Benefits of power electronic interfaces for distributed energy systems," in *Power Engineering Society General Meeting, 2006. IEEE*, pp. 8 pp.–, 2006.

[46] R. Majumder, A. Ghosh, G. Ledwich, and F. Zare, "Power management and power flow control with back-to-back converters in a utility connected microgrid," *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 25, no. 2, pp. 821–834, 2010.

[47] M. Shahabi, M.-R. Haghifam, M. Mohamadian, and S. Nabavi-Niaki, "Microgrid dynamic performance improvement using a doubly fed induction wind generator," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 24, no. 1, pp. 137–145, 2009.

[48] R. Palma-Behnke, C. Benavides, E. Aranda, J. Llanos, and D. Saez, "Energy management system for a renewable based microgrid with a demand side management mechanism," in *Computational Intelligence Applications In Smart Grid (CIASG), 2011 IEEE Symposium on*, pp. 1–8, 2011.

[49] M. Fazeli, G. Asher, C. Klumpner, L. Yao, and M. Bazargan, "Novel integration of wind generator-energy storage systems within microgrids," *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 3, no. 2, pp. 728–737, 2012.

[50] P. Basak, S. Chowdhury, S. Chowdhury, and S. Halder, "Automated demand side management (adsm) strategy of microgrid," in *Power System Technology (POWERCON), 2012 IEEE International Conference on*, pp. 1–6, 2012.

[51] M. N. Ullah, A. Mahmood, S. Razzaq, M. Ilahi, R. D. Khan, and N. Javaid, "A survey of different residential energy consumption controlling tech-

niques for autonomous dsm in future smart grid communications," *CoRR*, vol. abs/1306.1134, 2013.

[52] A. Tsikalakis and N. Hatziargyriou, "Centralized control for optimizing microgrids operation," in *Power and Energy Society General Meeting, 2011 IEEE*, pp. 1–8, July 2011.

[53] C. Wu, H. Mohsenian-Rad, J. Huang, and A. Wang, "Demand side management for wind power integration in microgrid using dynamic potential game theory," in *GLOBECOM Workshops (GC Wkshps), 2011 IEEE*, pp. 1199–1204, Dec 2011.

[54] A. Bagherian and S. M. M. Tafreshi, "A developed energy management system for a microgrid in the competitive electricity market," in *PowerTech, 2009 IEEE Bucharest*, pp. 1–6, 2009.

[55] H. Goudarzi, S. Hatami, and M. Pedram, "Demand-side load scheduling incentivized by dynamic energy prices," in *Smart Grid Communications (SmartGridComm), 2011 IEEE International Conference on*, pp. 351–356, 2011.

[56] Z. Baharlouei, M. Hashemi, H. Narimani, and H. Mohsenian-Rad, "Achieving optimality and fairness in autonomous demand response: Benchmarks and billing mechanisms," *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 4, no. 2, pp. 968–975, 2013.

[57] P. Yi, X. Dong, A. Iwayemi, C. Zhou, and S. Li, "Real-time opportunistic scheduling for residential demand response," *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 4, no. 1, pp. 227–234, 2013.

[58] N. Gatsis and G. Giannakis, "Cooperative multi-residence demand response scheduling," in *Information Sciences and Systems (CISS), 2011 45th Annual Conference on*, pp. 1–6, March 2011.

[59] J. Guerrero, J. Vasquez, and R. Teodorescu, "Hierarchical control of droop-controlled dc and ac microgrids -a general approach towards standardization,"

in *Industrial Electronics, 2009. IECON '09. 35th Annual Conference of IEEE*, pp. 4305–4310, 2009.

[60] J. J. Justo, F. Mwasilu, J. Lee, and J.-W. Jung, "Ac-microgrids versus dc-microgrids with distributed energy resources: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 24, no. 0, pp. 387 – 405, 2013.

[61] X. Liu, P. Wang, and P. C. Loh, "A hybrid ac/dc microgrid and its coordination control," *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 2, no. 2, pp. 278–286, 2011.

[62] S. Xu, J. Wang, and J. Xu, "A current decoupling parallel control strategy of single-phase inverter with voltage and current dual closed-loop feedback," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 60, no. 4, pp. 1306–1313, 2013.

[63] R. Zamora and A. K. Srivastava, "Controls for microgrids with storage: Review, challenges, and research needs," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 14, no. 7, pp. 2009 – 2018, 2010.

[64] J. Arai, K. Iba, T. Funabashi, Y. Nakanishi, K. Koyanagi, and R. Yokoyama, "Power electronics and its applications to renewable energy in japan," *Circuits and Systems Magazine, IEEE*, vol. 8, no. 3, pp. 52–66, 2008.

[65] W. Yao, M. Chen, J. Matas, J. Guerrero, and Z. ming Qian, "Design and analysis of the droop control method for parallel inverters considering the impact of the complex impedance on the power sharing," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 58, no. 2, pp. 576–588, 2011.

[66] J. Guerrero, M. Chandorkar, T. Lee, and P. Loh, "Advanced control architectures for intelligent microgrids-part i: Decentralized and hierarchical control," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 60, no. 4, pp. 1254–1262, 2013.

[67] T. Ustun, C. Ozansoy, and A. Zayegh, "Implementation of dijkstra's algorithm in a dynamic microgrid for relay hierarchy detection," in *Smart Grid*

*Communications (SmartGridComm), 2011 IEEE International Conference on*, pp. 481–486, 2011.

[68] C. Cho, J.-H. Jeon, J.-Y. Kim, S. Kwon, K. Park, and S. Kim, "Active synchronizing control of a microgrid," *Power Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 26, no. 12, pp. 3707–3719, 2011.

[69] A. D. Ali Bidram, Frank L. Lewis and Z. Qu, "Frequency control of electric power microgrids using distributed cooperative control of multi-agent systems," in *Cyber Technology in Automation Control and Intelligent Systems , 2013 IEEE 3rd Annual International Conference on*, pp. 223–228, 2013.

[70] J. Guerrero, J. Vasquez, J. Matas, M. Castilla, and L. de Vicuna, "Control strategy for flexible microgrid based on parallel line-interactive ups systems," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 56, no. 3, pp. 726–736, 2009.

[71] S. Pourmousavi, M. Nehrir, C. Colson, and C. Wang, "Real-time energy management of a stand-alone hybrid wind-microturbine energy system using particle swarm optimization," *Sustainable Energy, IEEE Transactions on*, vol. 1, no. 3, pp. 193–201, 2010.

[72] R. Balog, W. Weaver, and P. Krein, "The load as an energy asset in a distributed dc smartgrid architecture," *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 3, no. 1, pp. 253–260, 2012.

[73] S. Chen and H. Gooi, "Jump and shift method for multi-objective optimization," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 58, no. 10, pp. 4538–4548, 2011.

[74] R. Belkacemi and A. Feliachi, "Multi-agent design for power distribution system reconfiguration based on the artificial immune system algorithm," in *Circuits and Systems (ISCAS), Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on*, pp. 3461–3464, 2010.

[75] F. Mohamed and H. Koivo, "Microgrid online management and balancing using multiobjective optimization," in *Power Tech, 2007 IEEE Lausanne*, pp. 639–644, 2007.

[76] G. Celli, F. Pilo, G. Pisano, and G. G. Soma, "Optimal participation of a microgrid to the energy market with an intelligent ems," in *Power Engineering Conference, 2005. IPEC 2005. The 7th International*, pp. 663–668 Vol. 2, 2005.

[77] Y. Jaganmohan Reddy, Y. V. Pavan Kumar, V. Sunil Kumar, and K. Padma Raju, "Distributed anns in a layered architecture for energy management and maintenance scheduling of renewable energy hps microgrids," in *Advances in Power Conversion and Energy Technologies (APCET), 2012 International Conference on*, pp. 1–6, 2012.

[78] A. Chaouachi, R. Kamel, R. Andoulsi, and K. Nagasaka, "Multiobjective intelligent energy management for a microgrid," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 60, no. 4, pp. 1688–1699, 2013.

[79] Q. Deng, X. Gao, H. Zhou, and W. Hu, "System modeling and optimization of microgrid using genetic algorithm," in *Intelligent Control and Information Processing (ICICIP), 2011 2nd International Conference on*, vol. 1, pp. 540–544, 2011.

[80] P. Samadi, H. Mohsenian-Rad, V. Wong, and R. Schober, "Tackling the load uncertainty challenges for energy consumption scheduling in smart grid," *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 4, no. 2, pp. 1007–1016, 2013.

[81] J. Lagorse, M. Simoes, and A. Miraoui, "A multiagent fuzzy-logic-based energy management of hybrid systems," *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 45, no. 6, pp. 2123–2129, 2009.

[82] G. B. Dantzig, *Linear programming and extensions.* Princeton Univ. Press, Aug. 1998.

[83] B. Chachuat, "Nonlinear and Dynamic Optimization: From Theory to Practice." 2007.

[84] K. Deb and D. Kalyanmoy, *Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms.* Wiley, 1 ed., June 2001.

[85] C. A. Coello, D. A. V. Veldhuizen, and G. B.Lamont, *Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems.* Springer, 2007.

[86] K. Deb, "Multi-objective genetic algorithms: Problem difficulties and construction of test problems," *Evol. Comput.*, vol. 7, pp. 205–230, Sept. 1999.

[87] J. D. Schaffer, "Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms," in *Proceedings of the 1st International Conference on Genetic Algorithms*, (Hillsdale, NJ, USA), pp. 93–100, L. Erlbaum Associates Inc., 1985.

[88] K. Deb and D. E. Goldberg, "An investigation of niche and species formation in genetic function optimization," in *Proceedings of the 3rd International Conference on Genetic Algorithms*, (San Francisco, CA, USA), pp. 42–50, Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1989.

[89] E. Zitzler and L. Thiele, "Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength pareto approach," *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 3, no. 4, pp. 257–271, 1999.

[90] J. Knowles and D. Corne, "The pareto archived evolution strategy: a new baseline algorithm for pareto multiobjective optimisation," in *Evolutionary Computation, 1999. CEC 99. Proceedings of the 1999 Congress on*, vol. 1, pp. –105 Vol. 1, 1999.

[91] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii," *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, 2002.

[92] J. Kennedy and R. C. Eberhart, *Swarm Intelligence.* San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2001.

[93] Z. Chao, Z. Guo-an, and Z. Hui, "Extended individual memory based multi-objective particle swarm optimization," in *Future Computer and Communication (ICFCC), 2010 2nd International Conference on*, vol. 2, pp. 390–394, 2010.

[94] X. Hu, R. Eberhart, and Y. Shi, "Particle swarm with extended memory for multiobjective optimization," in *Swarm Intelligence Symposium, 2003. SIS '03. Proceedings of the 2003 IEEE*, pp. 193–197, 2003.

[95] T. H. Cormen, C. Stein, R. L. Rivest, and C. E. Leiserson, *Introduction to Algorithms.* McGraw-Hill Higher Education, 2nd ed., 2001.

[96] I. C. Parmee, "Poor-definition, uncertainty, and human factors - satisfying multiple objectives in real-world decision-making environments," in *Proceedings of the First International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, EMO '01, (London, UK, UK), pp. 52–66, Springer-Verlag, 2001.

[97] A. P. Engelbrecht, *Computational Intelligence: An Introduction.* Wiley Publishing, 2nd ed., 2007.

[98] R. L. Haupt and S. E. Haupt, *Practical Genetic Algorithms.* New York, NY, USA: John Wiley & Sons, Inc., 1998.

[99] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems.* Ann Arbor, MI: University of Michigan Press, 1975. second edition, 1992.

[100] K. A. De Jong, *An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems.* PhD thesis, Ann Arbor, MI, USA, 1975. AAI7609381.

[101] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning.* Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1st ed., 1989.

[102] J. Joines and C. Houck, "On the use of non-stationary penalty functions to solve nonlinear constrained optimization problems with ga's," in *Evolutionary Computation, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence., Proceedings of the First IEEE Conference on*, pp. 579–584 vol.2, 1994.

[103] D. E. Goldberg, "A note on boltzmann tournament selection for genetic algorithms and population-oriented simulated annealing," in *Complex Systems*, pp. 4:445–460, 1990.

[104] C. Fonseca and P. Fleming, "Multiobjective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms. i. a unified formulation," *Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, IEEE Transactions on*, vol. 28, no. 1, pp. 26–37, 1998.

[105] N. Srinivas and K. Deb, "Muiltiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms," *Evol. Comput.*, vol. 2, pp. 221–248, Sept. 1994.

[106] E. Zitzler, M. Laumanns, and L. Thiele, "Spea2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm," tech. rep., 2001.

[107] T. Back, "Selective pressure in evolutionary algorithms: a characterization of selection mechanisms," in *Evolutionary Computation, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence., Proceedings of the First IEEE Conference on*, pp. 57–62 vol.1, 1994.

[108] D. E. Goldberg, *The Design of Innovation: Lessons from and for Competent Genetic Algorithms.* Norwell, MA, USA: Kluwer Academic Publishers, 2002.

[109] D. E. Goldberg and K. Sastry, "A practical schema theorem for genetic algorithm design and tuning," in *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference, 328–335. (Also IlliGAL*, pp. 328–335, 2001.

[110] V. M. Spears and K. A. D. Jong, "On the virtues of parameterized uniform crossover," in *In Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 230–236, 1991.

[111] G. Syswerda, "Uniform crossover in genetic algorithms," in *Proceedings of the 3rd International Conference on Genetic Algorithms*, (San Francisco, CA, USA), pp. 2–9, Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1989.

[112] A. Conejo, J. Morales, and L. Baringo, "Real-time demand response model," *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 1, pp. 236–242, Dec 2010.

[113] S. Bu and F. Yu, "A game-theoretical scheme in the smart grid with demand-side management: Towards a smart cyber-physical power infrastructure," *Emerging Topics in Computing, IEEE Transactions on*, vol. 1, pp. 22–32, June 2013.

[114] H. Nunna and S. Doolla, "Demand response in smart distribution system with multiple microgrids," *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 3, pp. 1641–1649, Dec 2012.

[115] S. Bu, F. Yu, and P. Liu, "Dynamic pricing for demand-side management in the smart grid," in *Online Conference on Green Communications (GreenCom), 2011 IEEE*, pp. 47–51, Sept 2011.

[116] Q. Zhu, P. Sauer, and T. Basar, "Value of demand response in the smart grid," in *Power and Energy Conference at Illinois (PECI), 2013 IEEE*, pp. 76–82, Feb 2013.

[117] G. Larsen, N. van Foreest, and J. Scherpen, "Distributed control of the power supply-demand balance," *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 4, pp. 828–836, June 2013.

[118] K. M. Tsui and S. Chan, "Demand response optimization for smart home scheduling under real-time pricing," *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 3, pp. 1812–1821, Dec 2012.

[119] S. Shao, M. Pipattanasomporn, and S. Rahman, "An approach for demand response to alleviate power system stress conditions," in *Power and Energy Society General Meeting, 2011 IEEE*, pp. 1–7, July 2011.

[120] P. Palensky and D. Dietrich, "Demand Side Management: Demand Response, Intelligent Energy Systems, and Smart Loads," *Industrial Informatics, IEEE Transactions on*, vol. 7, pp. 381–388, Aug 2011.

[121] H. Aalami, G.-R. Yousefi, and M. Moghadam, "Demand Response Model Considering EDRP and TOU Programs," in *Transmission and Distribution Conference and Exposition, 2008.IEEE/PES*, pp. 1–6, April 2008.

[122] T. Ibaraki and N. Katoh, *Resource Allocation Problems: Algorithmic Approaches.* Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1988.

[123] Y. Shi and R. Eberhart, "A modified particle swarm optimizer," in *Evolutionary Computation Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence., The 1998 IEEE International Conference on*, pp. 69–73, May 1998.

[124] R. Eberhart and Y. Shi, "Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization," in *Evolutionary Computation, 2000. Proceedings of the 2000 Congress on*, vol. 1, pp. 84–88 vol.1, 2000.

[125] "http://re.jrc.ec.europa.eu/pvgis/apps4/pvest.php?lang=en&map=europe."

[126] P. Bertoldi, B. Hirl, and N. Labanca, "Energy Efficiency Status Report 2012 - Electricity Consumption and Efficiency Trends in the EU-27," Tech. Rep. EUR 25405 EN, Joint Research Centre Institute for Energy and Transport, 2012.

[127] N. Hatziargyriou, *Microgrids Architectures and Control.* Wiley-IEEE, Wiley, 2014.

[128] K. Spees and L. B. Lave, "Demand Response and Electricity Market Efficiency," *The Electricity Journal*, vol. 20, pp. 69–85, April 2007.

[129] H. Allcott, "Real time pricing and electricity markets," 2008.

[130] K. Herter, "Residential implementation of critical-peak pricing of electricity," *Energy Policy*, vol. 35, pp. 2121–2130, April 2007.

[131] W. Choi, A. Sen, and A. White, "Response of industrial customers to hourly pricing in Ontario's deregulated electricity market," *Journal of Regulatory Economics*, vol. 40, pp. 303–323, December 2011.

[132] A.-H. Mohsenian-Rad and A. Leon-Garcia, "Optimal residential load control with price prediction in real-time electricity pricing environments," *Smart Grid, IEEE Transactions on*, vol. 1, pp. 120–133, Sept 2010.

[133] S. Borenstein, "The long-run efficiency of real-time electricity pricing.," *Energy Journal*, vol. 26, no. 3, 2005.

[134] M. A. Piette, G. Ghatikar, S. Kiliccote, D. S. Watson, E. Koch, and D. Hennage, "Design and operation of an open, interoperable automated demand response infrastructure for commercial buildings," *Journal of Computing Science and Information Engineering*, vol. 9, no. 2, 2009.

[135] D. Ren, H. Li, and Y. Ji, "Home energy management system for the residential load control based on the price prediction," in *Online Conference on Green Communications (GreenCom), 2011 IEEE*, pp. 1–6, Sept 2011.

[136] B. S. and M. R., "The end-users as starting point for designing dynamic pricing approaches to change household energy consumption behaviours. Report for Netbeheer Nederland, Project group Smart Grids (Pg SG).," tech. rep., DuneWorks onderzoek & consultancy voor duurzaamheid, March 2013.

[137] H. Khomami and M. Javidi, "An efficient home energy management system for automated residential demand response," in *Environment and Electrical Engineering (EEEIC), 2013 13th International Conference on*, pp. 307–312, Nov 2013.

[138] R. Xu and D. Wunsch, *Clustering.* Wiley-IEEE Press, 2009.

[139] I. H. Witten and E. Frank, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, Second Edition (Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems).* San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2005.

[140] J. Han, *Data Mining: Concepts and Techniques.* San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2005.

[141] S. Na, L. Xumin, and G. Yong, "Research on k-means clustering algorithm an improved k-means clustering algorithm," in *Intelligent Information Technology and Security Informatics (IITSI), 2010 Third International Symposium on*, pp. 63–67, April 2010.

[142] P. Srimani, S. Mahesh, and S. A. Bhyratae, "Improvement of traditional k-means algorithm through the regulation of distance metric parameters," in *Intelligent Systems and Control (ISCO), 2013 7th International Conference on*, pp. 393–398, Jan 2013.

[143] J. Wu, *Advances in K-means Clustering: A Data Mining Thinking.* Springer Publishing Company, Incorporated, 2012.

[144] K. E. Parsopoulos and M. N. Vrahatis, "Recent approaches to global optimization problems through particle swarm optimization," *Natural Computing*, vol. 1, pp. 235–306, 2002.

[145] K. E. Parsopoulos and M. N. Vrahatis, "Particle swarm optimization method in multiobjective problems," in *Proceedings of the 2002 ACM Symposium on Applied Computing*, SAC '02, (New York, NY, USA), pp. 603–607, ACM, 2002.

[146] M. Mahfouf, M.-Y. Chen, and D. Linkens, "Adaptive weighted particle swarm optimisation for multi-objective optimal design of alloy steels," 2004.

[147] X. Li, "A non-dominated sorting particle swarm optimizer for multiobjective optimization," in *Proceedings of the 2003 International Conference on Genetic and Evolutionary Computation: PartI*, GECCO 03, (Berlin, Heidelberg), pp. 37–48, Springer-Verlag, 2003.

[148] C. A. Coello Coello and M. Lechuga, "Mopso: a proposal for multiple objective particle swarm optimization," in *Evolutionary Computation, 2002. CEC '02. Proceedings of the 2002 Congress on*, vol. 2, pp. 1051–1056, 2002.

[149] C. Coello, G. Pulido, and M. Lechuga, "Handling multiple objectives with particle swarm optimization," *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 8, pp. 256–279, June 2004.

[150] A. E. Olsson, *Particle Swarm Optimization: Theory, Techniques and Applications.* Commack, NY, USA: Nova Science Publishers, Inc., 2010.

[151] G. Zhang, M. Mahfouf, G. Panoutsos, and S. Wang, "A multi-objective particle swarm optimization algorithm with a dynamic hypercube archive, mutation

and population competition," in *Evolutionary Computation (CEC), 2012 IEEE Congress on*, pp. 1–7, June 2012.

[152] L. Capodiferro, L. Costantini, F. Mangiatordi, and E. Pallotti, "Svm for historical sport video classification," in *Communications Control and Signal Processing (ISCCSP), 2012 5th International Symposium on*, pp. 1–4, May 2012.

[153] G. Liu and J. Zhao, "Key frame extraction from mpeg video stream," in *Information Processing (ISIP), 2010 Third International Symposium on*, pp. 423–427, Oct 2010.

[154] G. Jacovitti and A. Neri, "Multiresolution circular harmonic decomposition," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 48, pp. 3242–3247, Nov 2000.

[155] L. Capodiferro, E. D. Di Claudio, G. Jacovitti, and F. Mangiatordi, "Application of local fisher information analysis to salient points extraction," in *Proceedings of the Fifth IASTED International Conference on Signal Processing, Pattern Recognition and Applications*, SPPRA '08, (Anaheim, CA, USA), pp. 13–17, ACTA Press, 2008.

[156] L. Capodiferro, E. Di Claudio, G. Jacovitti, and F. Mangiatordi, "Eye detection based on the polynomial hermite expansion," in *Image Processing, 2008. ICIP 2008. 15th IEEE International Conference on*, pp. 37–40, Oct 2008.

[157] E. D. Di Claudio, G. Jacovitti, and A. Laurenti, "Maximum likelihood orientation estimation of 1-d patterns in laguerre-gauss subspaces," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 19, pp. 1113–1125, May 2010.

[158] L. Capodiferro, L. Costantini, F. Mangiatordi, and E. Pallotti, "Data preprocessing to improve svm video classification," in *Content-Based Multimedia Indexing (CBMI), 2012 10th International Workshop on*, pp. 1–4, June 2012.

[159] G.-H. Chen, C.-L. Yang, and S.-L. Xie, "Gradient-based structural similarity for image quality assessment," in *Image Processing, 2006 IEEE International Conference on*, pp. 2929–2932, Oct 2006.

[160] C. Li and A. C. Bovik, "Content-partitioned structural similarity index for image quality assessment.," *Sig. Proc.: Image Comm.*, vol. 25, no. 7, pp. 517–526, 2010.

[161] L. Capodiferro, E. D. Di Claudio, G. Jacovitti, and F. Mangiatordi, "Structure oriented image quality assessment based on multiple statistics," in *Proceedings of the Fifth International Workshop on on Video Processing and Quality Metrics for Consumer Electronics VPQM-10*, pp. 5 available at http://enpub.fulton.asu.edu/resp/vpqm/vpqm10/Proceedings–VPQM2010/vpqm–p57.pdf, 2010.

[162] L. Capodiferro, F. Mangiatordi, E. Di Claudio, and G. Jacovitti, "Equalized structural similarity index for image quality assessment," in *Image and Signal Processing and Analysis (ISPA), 2011 7th International Symposium on*, pp. 420–424, Sept 2011.

[163] N. Ponomarenko, V. Lukin, A. Zelensky, K. Egiazarian, M. Carli, and F. Battisti, "Tid2008-a database for evaluation of full-reference visual quality assessment metrics," *Advances of Modern Radioelectronics*, vol. 10, no. 4, pp. 30–45, 2009.

[164] H. Sheikh, M. Sabir, and A. Bovik, "A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 15, pp. 3440–3451, Nov 2006.

[165] E. Pallotti, L. Capodiferro, F. Mangiatordi, and P. Sità, "Smooth image inpainting by least square oriented edge prediction," in *Proc. SPIE*, vol. 8295, pp. 82950H–82950H–8, 2012.

[166] D. Marr and E. Hildreth, "Theory of edge detection," *Proceedings of the Royal Society of London Series B*, vol. 207, pp. 187–217, 1980.

[167] R. T. Frankot and R. Chellappa, "A method for enforcing integrability in shape from shading algorithms," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 10, pp. 439–451, July 1988.