



Ricerca di Sistema elettrico

Analisi degli scenari per un modello decisionale di progettazione delle stazioni di ricarica rapida

Natascia Andrenacci, Antonino Genovese

ANALISI DELLA SENSITIVITÀ DEL MODELLO DECISIONALE DI SCELTA PER LE STAZIONI DI RICARICA RAPIDA

Natascia Andrenacci, Antonino Genovese (ENEA)

Settembre 2018

Report Ricerca di Sistema Elettrico

Accordo di Programma Ministero dello Sviluppo Economico - ENEA

Piano Annuale di Realizzazione 2017

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

Progetto: D7 – Mobilità elettrica sostenibile

Obiettivo: Scenari di mobilità elettrica

Responsabile del Progetto: Maria Pia Valentini

Si ringrazia per il prezioso aiuto fornito durante l'elaborazione dei risultati e la stesura del report l'Ing. Roberto Ragona.

Indice

SOMMARIO.....	4
1 INTRODUZIONE.....	5
2 CONTESTO DEL MODELLO.....	6
2.1 STRUTTURA DEL DATABASE E DEFINIZIONE DEL CAMPIONE	6
2.2 MODELLO FUZZY	8
2.3 MODELLO DI SIMULAZIONE AD EVENTI	12
3 CONFRONTO FRA DIVERSI SCENARI E POLITICHE DI DISTRIBUZIONE DEGLI UTENTI.....	14
3.1 MODELLI ANALIZZATI	14
3.2 CONFRONTO FRA 3 STAZIONI CON DIVERSA DISTRIBUZIONE DEI PUNTI DI RICARICA.....	15
3.2.1 <i>Utilizzo delle distanze stradali</i>	19
3.3 CASO IN CUI NON CI SIANO INFORMAZIONI SUI TEMPI DI ATTESA.....	23
3.4 DISTRIBUZIONE DELLA DOMANDA SU 2 STAZIONI	24
3.5 CONFRONTO DEL MODELLO USER-DRIVEN CON IL MODELLO PROVIDER-DRIVEN	27
3.6 FUZZY PROVIDER-DRIVEN	28
3.6.1 <i>Gestione delle attese</i>	30
3.7 PERDITE PER ECCESSIVA ATTESA.....	31
3.8 RICARICHE PARZIALI	31
4 CONCLUSIONI.....	33
5 APPENDICE: CONFRONTO CON IL MODELLO BASATO SULLA SIMULAZIONE CON TEMPO CONTINUO	34
6 APPENDICE: DIPENDENZA DALLA POSIZIONE DELLE STAZIONI.....	37
7 BIBLIOGRAFIA.....	37

Sommario

In questo rapporto verranno presentati i risultati di uno studio, inquadrato nell'accordo di Programma per la Ricerca di Sistema Elettrico (RdSE), che conclude le analisi avviate nelle precedenti annualità [1], [2], sulla sensitività degli strumenti proposti per la pianificazione e la gestione di stazioni di ricarica veloce in ambito urbano. Più propriamente, presenteremo un'analisi degli scenari, per la valutazione dell'impatto dei parametri sugli output del modello. Come già avvenuto nello studio precedente, saranno prese in considerazione tre posizioni, corrispondenti a delle stazioni di rifornimento per carburanti convenzionali. Questo perché, trattandosi di un'area altamente urbanizzata, la scelta per la collocazione delle colonnine di ricarica ricade su aree già attrezzate per la sosta di veicoli, quali parcheggi e stazioni di servizio. Nella presente annualità verrà eseguita un'analisi di sensitività sui diversi fattori che possono influenzare il livello di servizio e la convenienza dell'investimento.

Il livello di servizio di un dato scenario di infrastrutture di ricarica dipende da diversi fattori, quali il numero totale di punti di ricarica, la distribuzione degli stessi fra le stazioni, i criteri utilizzati per l'indirizzamento della clientela alle differenti stazioni.

Il ritorno economico dalle stazioni dipende da altri fattori, quali politiche di incentivi, presenza di generazione di energia da fonti rinnovabili e sistemi di accumulo, politiche di prezzi al consumo, oltre che dal numero di clienti serviti nel tempo. Nel presente lavoro, analizzeremo solo quest'ultimo aspetto, tralasciando tutte le considerazioni economiche che sono affrontate in altri lavori.

In questo lavoro, ci interesseremo dell'analisi della domanda e dell'offerta di punti di ricarica veloce in un'area urbana, modellando il problema con il tools di MatLab® SimEvents® e utilizzando per la simulazione del comportamento degli utenti il modello fuzzy introdotto nelle scorse annualità [1]. In questo modo, si potranno anche confrontare i risultati ottenuti con una simulazione nel dominio del tempo e nel dominio degli eventi.

Per la simulazione sono stati utilizzati dei dati che rappresentano l'andamento reale del traffico nella zona di interesse, raccolti utilizzando il metodo dei cosiddetti Floating Car Data (FCD). I dati sono geolocalizzati e contengono informazioni quali velocità, direzione di viaggio e informazioni temporali, che sono stati rilevati in maniera continua da dispositivi a bordo delle auto. Lo studio di questi dati permette di analizzare il flusso veicolare sia per avere informazioni sullo stato e sul livello di congestionamento del traffico in tempo reale, sia per realizzare previsioni sullo stato del traffico, sia per la realizzazione di servizi per l'utente.

1 Introduzione

La mobilità elettrica rappresenta un enorme potenziale per il raggiungimento degli obiettivi di riduzione delle emissioni di anidride carbonica, di aumento nell'efficienza energetica e di incremento di energia proveniente da fonti rinnovabili che l'Europa si è posta entro il 2020.

Negli ultimi tempi si è assistito ad una accelerazione nello sviluppo di soluzioni che rendano l'auto elettrica più fruibile per un sempre più largo numero di utenti. Molti di questi sforzi sono stati concentrati nello sviluppo e diffusione di punti di ricarica che siano in grado di ricaricare le batterie in tempi confrontabili con quelli di rifornimento delle auto a combustibili convenzionali [3]. In Italia, nonostante le difficoltà legate alla scarsa diffusione dell'auto elettrica e alla presenza di differenti standard per i connettori di ricarica, esistono già progetti per la collocazione di colonnine di ricarica Quick (con potenze fino a 22 kW), destinate alle aree cittadine, e Fast (fino a 50 kW) e Ultra Fast (fino a 150 kW) da installare sulle strade extraurbane [4]. Diventa quindi importante avere a disposizione degli strumenti che permettano la pianificazione della localizzazione delle strutture di ricarica. Nell'ambito della Ricerca di Sistema Elettrico sono già state proposte diversi approcci che permettono di analizzare la gestione della domanda di ricarica veloce in scenari urbani nell'ottica di elettrificazione dei veicoli privati [1],[2].

In questa annualità, verrà eseguita un'analisi degli scenari per i modelli proposti negli scorsi anni, nei quali la scelta della stazione di ricarica da parte degli utenti avveniva simulandone il comportamento sulla base di una logica fuzzy.

L'analisi di sensitività è un processo volto a determinare come variano i risultati forniti da un modello al variare di qualcuno dei suoi dati di input. Lo scopo è quello di capire quali siano i fattori influenti, quelli non influenti e determinare eventualmente il grado di influenza. Si può parlare in generale di analisi di scenari, ovvero delle possibili combinazioni di valori che possono assumere le variabili indipendenti e che danno luogo a determinati output, e di analisi "what-if" poiché si valutano i cambiamenti dovuti a variazione dei valori assunti dai parametri decisionali. Lo scopo dell'analisi di sensitività è quello di migliorare il processo decisionale, sia attraverso una valutazione della robustezza della decisione presa, sia attraverso l'individuazione dei fattori che più influenzano l'output e sui quali conviene concentrare l'attenzione quando si determinano gli input [5]. Il modo standard di svolgere un'analisi di sensitività è quello di far variare una variabile alla volta mantenendo le altre variabili costanti, al fine di determinare il peso che ciascuna variabile ha sull'output del modello. Nel seguito presenteremo un'analisi leggermente differente, nella quale vengono cambiati dei parametri costitutivi del modello, quali il numero di punti di ricarica in ciascuna stazione e la politica di distribuzioni degli utenti alla stazione. Mentre in alcuni casi sarebbe possibile attribuire un peso alla variabile (ad esempio, per il numero di punti di ricarica), molto più difficile diventa determinare il peso che ha sugli output la variazione delle politiche di servizio adottate, soprattutto per la complessità del sistema. In ogni caso, i risultati forniscono un'interessante panoramica sulla flessibilità e sull'analisi dei possibili scenari adottabili.

2 Contesto del modello

Come già accennato, il presente studio prende spunto dal modello introdotto in [1] e lo analizza con differenti tecniche, verificando anche la sensitività dei risultati rispetto a diversi parametri.

In questo paragrafo, saranno richiamati gli aspetti principali che caratterizzano il modello. Alla base dello studio c'è una raccolta di FCD fornita dalla società OctoTelematics. I dati vengono forniti da una strumentazione installata a bordo di autoveicoli privati che integra questi componenti: un ricevitore GPS, un sistema GSM/UMTS di trasmissione dati ad una centrale, un sensore triassiale accelerometrico, una RAM ed un processore. I dati raccolti, tra cui posizione, tempo, velocità e distanza percorsa, vengono inviati ogni 2 chilometri oppure ogni 30 secondi dal sistema di bordo ad una centrale di terra.

Per questo studio sono stati analizzati i dati relativi ad una specifica settimana del mese di Maggio del 2013. È stata adottata l'ipotesi di lavoro che l'utenza di veicolo elettrico in area di Roma oggetto del nostro studio sia rappresentata dal campione OctoTelematics analizzato. All'epoca, il campione OctoTelematics rappresentava circa il 6% del parco circolante nell'area urbana di Roma, quindi per adattare i risultati alla reale penetrazione delle auto elettriche, i risultati ottenuti dovranno essere opportunamente scalati.

2.1 *Struttura del database e definizione del campione*

I dati acquistati dalla compagnia OctoTelematics rappresentano una raccolta di informazioni sugli spostamenti compiuti dai veicoli quali: posizione, velocità, tempo, distanza percorsa. Il set di dati disponibili riguarda la città metropolitana di Roma e la sua provincia per i mesi di Maggio 2011 e Maggio 2013.

Il database contiene i dati dei viaggi di una numerosa flotta di veicoli privati, che rappresentano circa il 6% del parco vetture circolante in area romana all'epoca del rilevamento, acquisiti da un dispositivo GPS connesso via GSM ad un'unità di memorizzazione remota. Dai dati è stato possibile determinare il numero di viaggi effettuati nel periodo di osservazione, le distanze coperte, la distribuzione geografica dei punti di arrivo.

In Figura 1 viene presentato il dettaglio di un estratto del database, relativo ad un guidatore codificato col numero 330, che percorre in una certa data (colonna *timedate*) un viaggio/tragitto/traiettoria (i tre termini vengono utilizzati in maniera interscambiabile nel presente lavoro) con coordinate geografiche (colonne *latitudine* e *longitudine* espresse tramite numeri interi) fornite dal sistema GPS assieme alla misura di velocità (colonna *speed* espressa in km/h) presa all'incirca ogni due chilometri (colonna *distance* espressa in metri). Si possono notare i momenti iniziali di accensione (prima riga, velocità zero) e di spegnimento (penultima riga, velocità zero con percorso di 709 metri rispetto alla rilevazione precedente); l'ultima riga rappresenta l'inizio del viaggio successivo.

idterm integer	timedate timestamp without time	latitude integer	longitude integer	speed smallint	direction smallint	grade smallint	panel smallint	distance smallint
330	2011-05-10 10:16:02	41672379	12499607	0	0	1	0	0
330	2011-05-10 10:19:43	41685811	12490340	74	314	3	1	2075
330	2011-05-10 10:21:19	41697695	12470977	76	304	3	1	2095
330	2011-05-10 10:22:57	41710929	12455360	58	336	2	1	2037
330	2011-05-10 10:24:33	41725383	12440444	80	304	3	1	2091
330	2011-05-10 10:26:04	41741008	12431730	78	8	3	1	2026
330	2011-05-10 10:27:32	41757289	12436309	62	36	3	1	2044
330	2011-05-10 10:29:23	41774292	12444388	72	358	3	1	2113
330	2011-05-10 10:31:13	41791325	12451437	62	12	3	1	2009
330	2011-05-10 10:32:55	41808781	12457400	86	24	3	1	2017
330	2011-05-10 10:36:18	41825038	12468225	58	18	3	1	2056
330	2011-05-10 10:39:45	41842102	12475669	60	22	3	1	2050
330	2011-05-10 10:45:12	41852386	12476575	18	276	3	1	2001
330	2011-05-10 10:47:53	41854749	12476006	0	40	3	2	709
330	2011-05-10 11:20:52	41854671	12476024	0	0	1	0	0

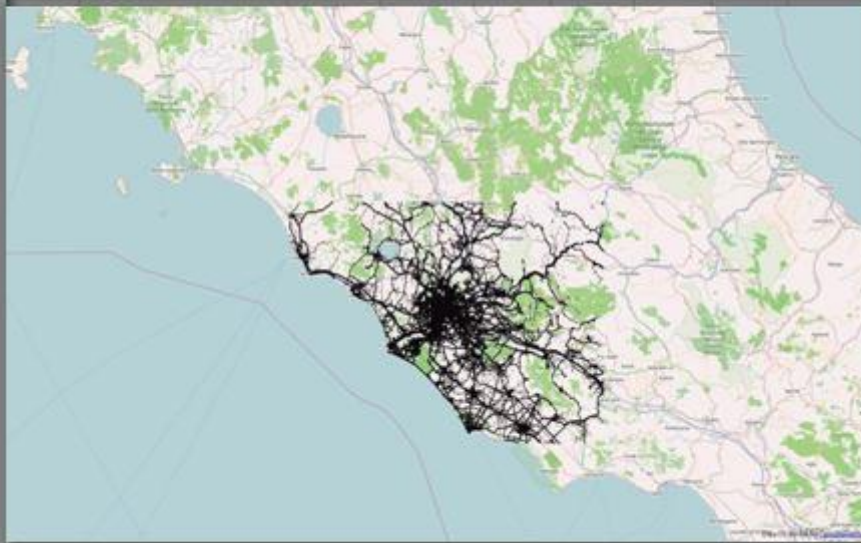


Figura 1: Dettaglio della composizione del database OctoTelematics

La zona di studio è scelta tra le aree urbane di Roma individuate sulla base di una precedente analisi di un processo di clustering dell'intera area urbana romana per la localizzazione di infrastrutture di ricarica [6]. In particolare, è stata scelta una zona con un massiccio afflusso giornaliero di utenti ricadente in un rettangolo delimitato dalle coordinate geografiche comprese nell'intervallo (41.835469, 41.801724) di latitudine e (12.425882, 12.468242) di longitudine

Il campione è stato formato identificando tutti i viaggi prevedevano una sosta in quest'area nella settimana 6-13 maggio 2013 e scegliendo fra questi quelli che avevano già effettuato un percorso compreso tra i 50 km ed i 140 km, qualunque fosse il punto spazio-temporale di partenza. Questi valori sono stati scelti in base alle percorrenze medie di un'auto elettrica di classe media, quale la Nissan Leaf. Le ragioni di questa scelta sono duplici: da una parte, è una macchina le cui caratteristiche si pongono a metà fra le auto elettriche di classe alta e quelli di classe più bassa, quindi può dare un'idea dell'andamento medio delle richieste. Dall'altra, per questa auto abbiamo anche i consumi reali ottenuti da misure sperimentali e quindi si possono fare analisi puntuali sulle richieste energetiche [2].

Il campione finale si compone di 3066 record, corrispondenti agli eventi di sosta. In Figura 2 è rappresentata la distribuzione spaziale dei punti di sosta nella zona di interessi, i cui i vertici a sono mostrati tramite segnaposti verdi con accanto le sigle UL, UR, LL, LR.

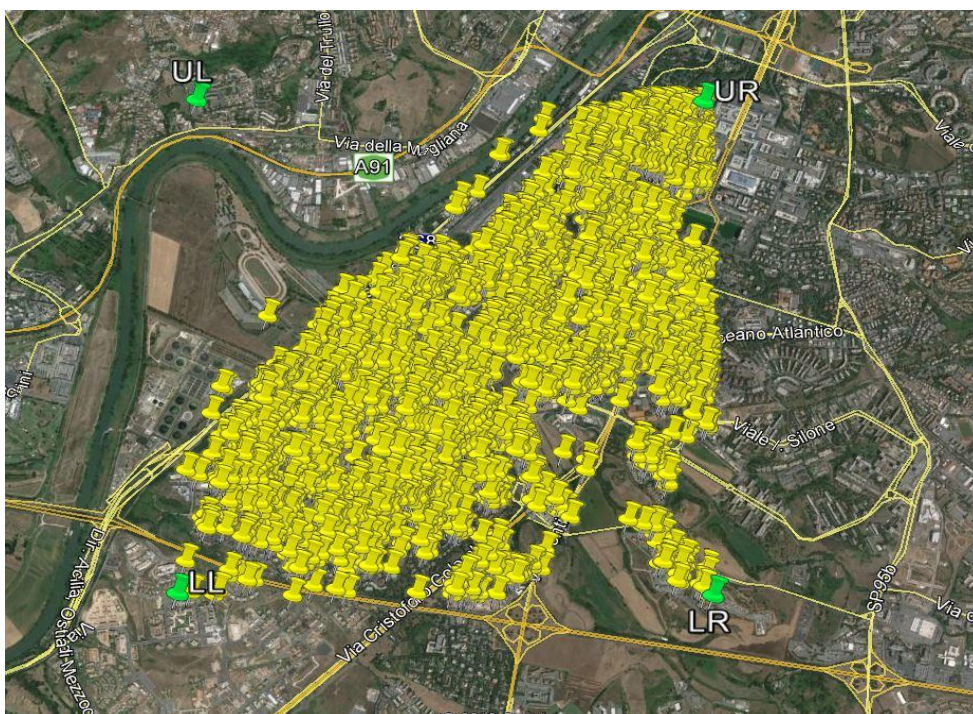


Figura 2: Rappresentazione dei 5.529 eventi di sosta nell’area di studio

2.2 Modello fuzzy

Nel presente lavoro viene utilizzato l’approccio della logica fuzzy per “mimare” le scelte degli utenti che debbano effettuare una ricarica. La logica fuzzy, introdotta nelle sue linee fondamentali da Lofti A. Zadeh [7]-[8], utilizza una logica multi-valore (multivalued logic), in contrapposizione alla logica binaria, per esprimere il grado di appartenenza di un dato elemento o insieme di elementi ad un dato insieme di qualità. Il grado di appartenenza si esprime attraverso la cosiddetta “membership function” (MF). In maniera più formale, un sistema logico fuzzy (Fuzzy Logic System, FLS) è composto da una o più MF e una serie di regole di tipo *if-then* opportunamente definite che agiscono su un dato insieme di input $x \in R^n$ per ottenere un insieme di output y . Queste variabili sono di tipo “crisp”, ovvero variabili numeriche con valore ben definito [9].

Lo schema di principio generale di un FLS è riportato in Figura 3.

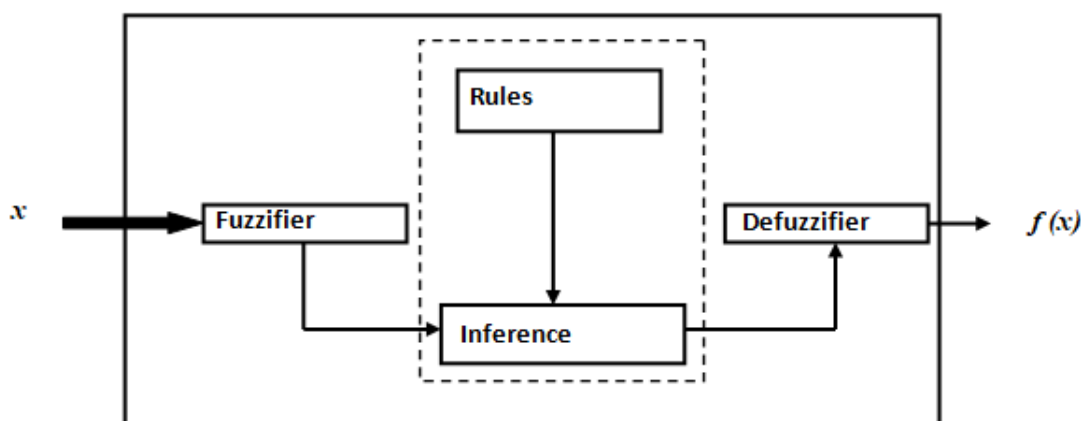


Figura 3: Schema generale di un sistema a logica fuzzy (FLS)

Esso contiene quattro componenti:

- un sistema di regole (Rules), ovvero una collezione di istruzioni *if-then* espresse in termini linguistici che stabiliscono il comportamento del sistema;

- un fuzzificatore (Fuzzifier), che mappa gli insiemi numerici esterni “crisp” x su insiemi fuzzy interni che rappresentano l’input delle regole fuzzy;
- un motore inferenziale (Inference Engine) che gestisce la combinazione delle regole che si applicano agli insiemi fuzzy;
- un defuzzificatore (Defuzzifier), che “trasforma” gli insiemi fuzzy in variabili “crisp” che rappresentano l’output.

Questa logica è stata utilizzata per implementare il modello di comportamento di un guidatore di auto elettrica che si trovi a dover decidere dove ricaricare fra le infrastrutture disponibili sulla base di determinate informazioni. In altre parole, il modello fuzzy assegna un punteggio di gradimento, espresso da un numero compreso fra zero e dieci, da parte di un utente verso le stazioni di ricarica sulla base di una serie di dati oggettivi e l’utente sceglierà quella per lui più attraente.

Nella scorsa annualità tra gli input del modello fuzzy (e quindi, fra gli elementi di cui il guidatore teneva conto per decidere se e dove ricaricare) c’era anche lo stato di carica (SOC) della batteria. Per semplificare la lettura dei risultati, in questo parametro non sarà considerato nel modello: si ipotizza che, al di sotto del 50% del SOC, i guidatori siano propensi a fare un rifornimento quando si fermano.

Il modello è stato sviluppato in ambiente Matlab, nel pacchetto dedicato alla logica fuzzy. Per chiarezza di esposizione, saranno illustrati di seguito le componenti del modello fuzzy, ovvero: set di variabili di ingresso, set di regole, membership functions.

A) Set di variabili di ingresso

Rifacendoci al lavoro precedente, e con l’ipotesi semplificativa sul SOC precedentemente illustrata, il set di variabili di ingresso è composto dalla coppia di valori {Tempo di attesa, Distanza}. Le variabili d’ingresso sono normalizzate nell’intervallo $0 \div 10$, con dipendenza lineare.

1. *Il Tempo di Attesa o Tempo di Coda*: è il tempo che intercorre fra l’inizio della sosta e l’inizio del rifornimento, ovvero il tempo necessario per potersi effettivamente collegare alla presa di potenza. Se tutti i punti di ricarica della stazione sono occupati al momento della richiesta, il tempo di attesa è quello necessario al disimpegno di qualche presa elettrica, ed è tanto più quanto è più alto l’affollamento.

Si ipotizza che l’utente abbia accesso a questa informazione prima di rifornirsi, e quindi che questa conoscenza contribuisca all’attribuzione del punteggio “di gradimento” della stazione stessa.

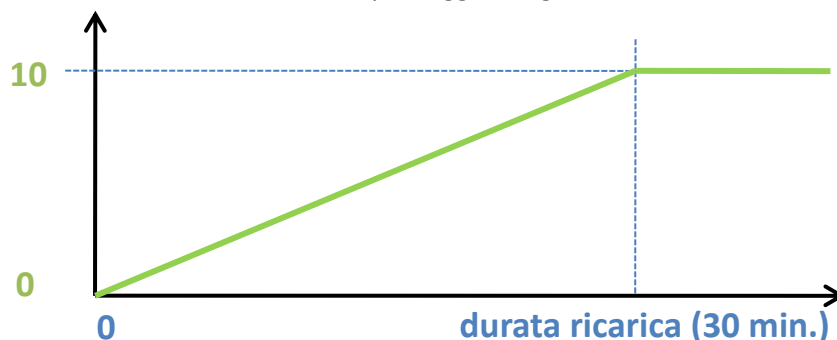


Figura 4: Profilo normalizzato per la variabile tempo di attesa o di coda

Il tempo di attesa è stato normalizzato in accordo alla Figura 4. Al di sopra dei 30 minuti, è attribuito il punteggio massimo (10 risulta in questo caso essere il punteggio più penalizzante), poiché è stato ipotizzato che questo sia il tempo massimo che si è disposti ad aspettare per effettuare una ricarica, la cui durata è normalmente assunta di essere 30 minuti (ricarica rapida).

2. *Distanza dell'utente dalla stazione di ricarica*: è la distanza tra la posizione attuale di sosta dell'utente che vuole ricaricare e la stazione di ricarica presa in considerazione. Abbiamo semplificato la valutazione di questa variabile, considerando la distanza in *linea d'aria*, ma è possibile utilizzare anche la distanza *stradale*, anche se questo comporta la considerazione della rete stradale della zona e il calcolo per ognuno dei 5.529 record della distanza con algoritmi di map-matching. Vedremo nel seguito il confronto fra i risultati ottenuti utilizzando una tipologia di distanza o l'altra.

La Figura 5 rappresenta il profilo normalizzato tra zero e dieci di questa variabile; la distanza massima è rappresentata dalla massima estensione della regione urbana che stiamo considerando e che quindi coincide con la diagonale del rettangolo considerato.

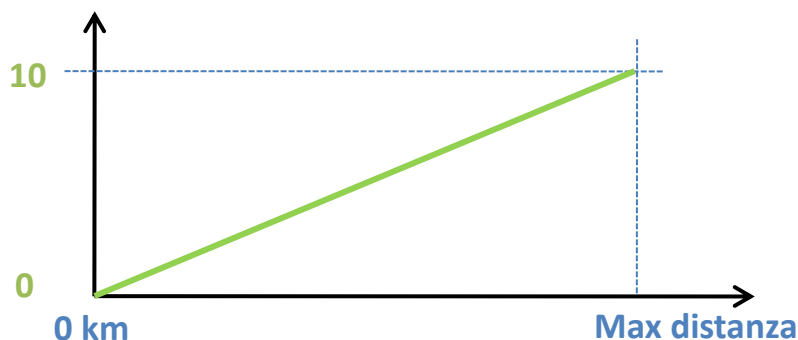


Figura 5: Profilo normalizzato per la variabile distanza dalla stazione di ricarica

Anche in questo caso, la normalizzazione scelta è quella lineare. Questa è la normalizzazione più semplice, anche se altri tipi sono possibili. In questo caso, non si è ritenuto necessario ricorrere a forme più complesse. Come si accennava in precedenza, le variabili che possono contribuire alla formazione del punteggio possono essere molteplici e possono essere facilmente incluse nel modello qualora si voglia tenerne conto per mimare il comportamento degli utenti.

B) Set di regole, membership functions (MF)

Di fondamentale importanza per lo sviluppo del modello fuzzy è la definizione del set di regole che agiscono sulle variabili linguistiche e la scelta delle MF.

Le MF rappresentano una modellazione delle variabili di ingresso la cui forma dipende dal progettista del modello e che contiene l'elemento conoscitivo del sistema da parte del progettista. Le regole rappresentano e riproducono la logica insita nel sistema che si vuole progettare.

Nel caso in esame, che rappresenta una semplificazione di quello presentato in [1], le regole si riducono ad un sola implicazione:

1. If (Distance is MF_d) and (Waiting-time is MF_{wt}) then (Score is MF_{out}).

La regola "and" corrisponde alla scelta del minimo fra i valori delle membership function.

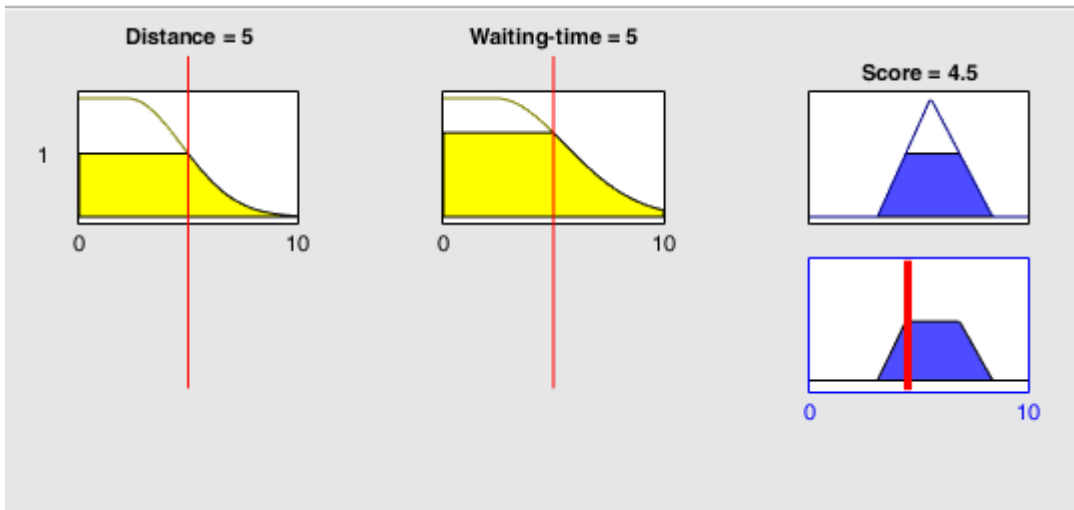


Figura 6: Le membership functions per il sistema fuzzy

Le MF sono riportate in Figura 6; la prima curva a destra riporta la MF per la distanza, la seconda quella per il tempo di attesa. Il punteggio è determinato sulla base della curva riportata sulla destra e della regola di defuzzificazione che in questo caso è di tipo SOM (smallest of maximum) ovvero il minimo fra i valori massimi dei punteggi ottenuti fra le diverse regole. Poiché nel nostro caso abbiamo una sola regola, il valore finale ottenuto dal defuzzificatore coincide con il punteggio della regola [5].

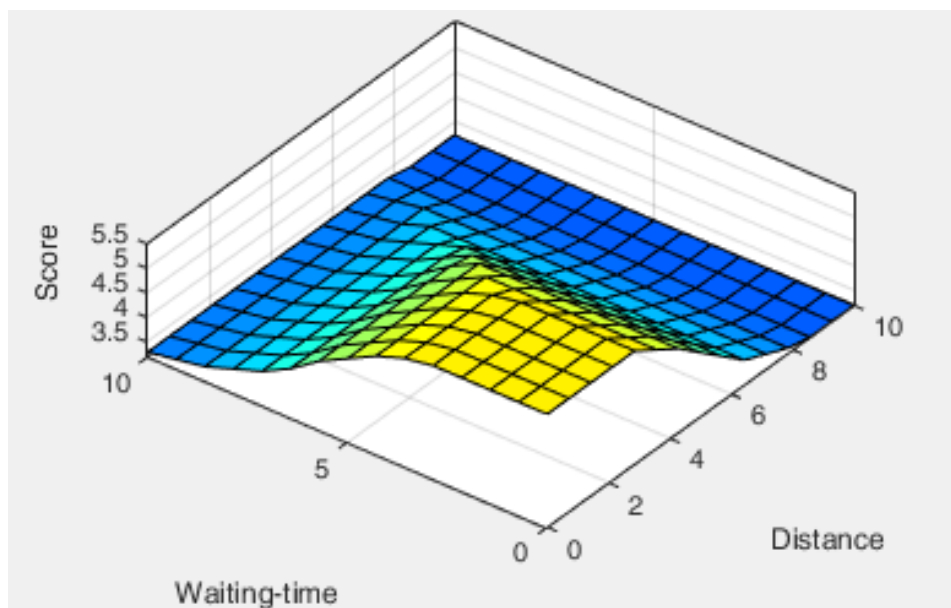


Figura 7: La corrispondenza (distanza, tempo di attesa) → punteggio

Nella Figura 7 è riportata la curva che rappresenta il punteggio in funzione della distanza e del tempo di attesa. La lettura è in questo caso piuttosto immediata: quando la distanza dalla stazione di ricarica tende ad essere piccola (≤ 4 nel suo range normalizzato) e contemporaneamente i tempi di attesa sono bassi (≤ 5 nel suo range normalizzato), il punteggio assegnato è alto. Altrimenti il punteggio assegnato è basso. Per valori alti della distanza, il punteggio tende a zero.

Questa procedura di attribuzione del punteggio è ripetuta per ciascun evento di sosta rispetto ad ogni stazione dell'area. Si ottiene quindi una matrice le cui righe sono gli eventi di sosta e le colonne rappresentano il punteggio relativo a ciascuna stazione di ricarica presente nell'area. Questa matrice è la base della rappresentazione adottata del processo decisionale dell'utente, che sceglie di rifornirsi alla stazione con il punteggio più alto.

2.3 Modello di simulazione ad eventi

Il modello proposto in questo lavoro si basa sulla simulazione di un ipotetico traffico di auto elettriche basato sui dati reali di traffico convenzionale e sul modello decisionale fuzzy. Per simulare il sistema, abbiamo usato il tool SimEvents® di MatLab®.

SimEvents® è uno strumento che permette di simulare modelli di sistemi basati su eventi discreti. Permette di effettuare, tra le altre cose, ricerche operative per decisioni relative alla previsione, alla pianificazione della capacità e alla gestione della supply chain.

Nella simulazione di sistemi basati sul tempo, gli aggiornamenti di stato si verificano in modo sincrono con il tempo. Invece, nei sistemi ad eventi discreti o sistemi basati su eventi, gli aggiornamenti di stato dipendono da accadimenti discreti asincroni chiamati *eventi*. Un evento è un'osservazione di un accadimento istantaneo che può cambiare una variabile di stato, un output e/o il verificarsi di altri eventi. Gli eventi possono corrispondere a cambiamenti nello stato di un'entità. È possibile, all'interno del software SimEvents®, creare azioni personalizzate che si verificano quando si verifica un evento per un'entità. Ogni evento può avere un'azione corrispondente ed è possibile scrivere azioni anche utilizzando il codice MATLAB® o le funzioni Simulink®.

La simulazione ad eventi si basa sulla produzione ed elaborazione di *entità*, che sono una rappresentazione astratta degli elementi discreti di interesse.

Esempi di entità sono i veicoli che arrivano a una stazione di servizio, pacchetti all'interno di una rete di comunicazione, aerei su una pista o treni all'interno di una segnalazione sistema. È possibile associare dei dati alle entità. Tali dati sono memorizzati in uno o più attributi di un'entità. Gli attributi vengono identificati da nomi e valori numerici. Questi ultimi possono essere letti o modificati durante la simulazione. Gli eventi asincroni corrispondono al movimento e alle variazioni degli attributi delle entità e aggiornano gli stati del sistema sottostante. Esempi di stati sono lunghezze di code o tempo di servizio per un'entità in un server.

Il sistema ad eventi può essere integrato con un sistema basato sul tempo, integrando il modello SimEvents® in Simulink® [11].

Nel nostro caso, gli eventi principali sono la richiesta di ricarica, che viene identificata con la sosta di un veicolo del nostro campione (che è stato già selezionato per contenere solo i veicoli candidabili alla ricarica). Questi eventi avviano la simulazione successiva. Le entità corrispondono ai veicoli che richiedono la carica e possiedono degli attributi che sono: i chilometri percorsi, la distanza dal punto di sosta a ciascuna delle stazioni, la potenza media che richiede la loro ricarica, stimata sulla base dei dati raccolti da ENEA sui consumi reali di una Nissan Leaf ed utilizzati nella scorsa annualità [2]. Le infrastrutture di ricarica sono rappresentate da server che possono servire N entità contemporaneamente, dove N rappresenta il numero di punti di ricarica di ogni infrastruttura. Le entità scelgono a quale server approvvigionarsi secondo il modello fuzzy presentato sopra. Il tempo di servizio è fissato in 30 minuti. La gestione delle code alla stazione è di tipo FIFO (first in - first out).

Un esempio di modello realizzato è riportato nella Figura 8. I blocchi in giallo rappresentano i sotto-sistemi che modellano le infrastrutture di ricarica. In alto a sinistra si trova il sistema di blocchi che genera le entità. Gli output del sistema sono molteplici, ed includono:

- Il numero di utenti serviti e in fila in ciascuna stazione nel tempo;
- La richiesta in potenza nel tempo;
- L'occupazione del singolo punto di ricarica nel tempo;
- I tempi di attesa alla stazione in funzione del tempo.

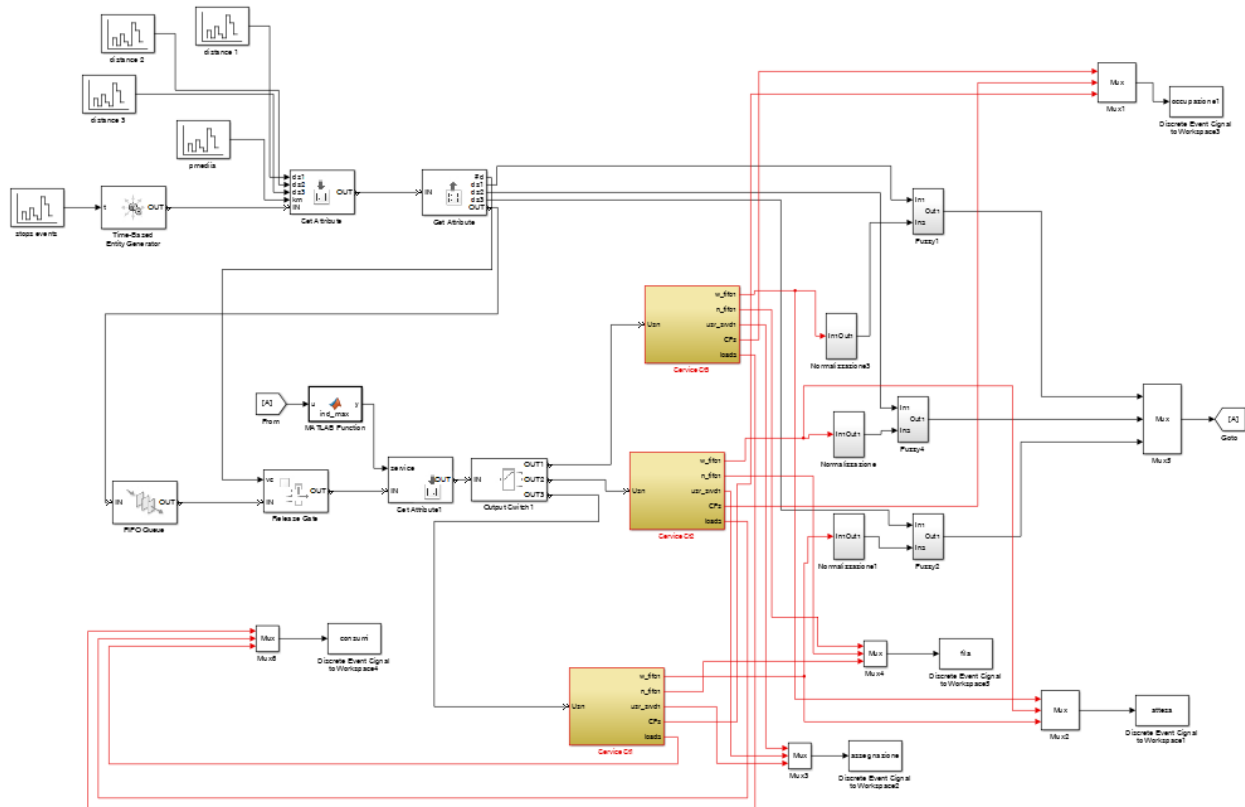


Figura 8: Esempio di modello per la simulazione del problema delle infrastrutture di ricarica.

Una differenza fondamentale tra la simulazione ad eventi e quella basata sul tempo è il calcolo dei tempi di attesa. Infatti in SimEvents®, il tempo di attesa per il blocco della coda FIFO e del server è calcolato come **tempo medio** di attesa. Poiché le uniche informazioni sui tempi sono questi, per ottenere il tempo di attesa da fornire all'utente si è utilizzato il tempo ottenuto come prodotto fra il numero di utenti nella coda di attesa per l'attesa media del servizio ($30\text{minuti}/\#PR$). Questo porta a risultati diversi da quelli ottenuti nel caso di simulazione con tempo continuo, dove i tempi di attesa erano istantanei (la discussione è approfondita nell'appendice 5). Anche per la stima della richiesta di potenza alle stazioni sono usati i valori medi della potenza richiesta in ricarica in funzione dello stato di carica della batteria.

3 Confronto fra diversi scenari e politiche di distribuzione degli utenti

In questo paragrafo, saranno introdotti i modelli SimEvents® utilizzati per lo studio del problema. Il carattere innovativo del presente lavoro consiste, oltre all’utilizzo di un tool di simulazione avanzato, nello studio della sensitività del problema rispetto ad un dato numero di parametri che lo caratterizzano, quali il numero di punti di ricarica, la loro distribuzione e, in una data misura, la scelta delle stazioni dove collocare i punti di ricarica.

Basandoci sul lavoro fatto in precedenza [1], le stazioni scelte per la collocazione delle colonnine di ricarica hanno le seguenti coordinate:

Stazione	Latitudine	Longitudine
Stazione 1	41819110	12437210
Stazione 2	41826670	12454710
Stazione 2	41809120	12445940

La collocazione è resa in modo più immediato nella rappresentazione grafica di Figura 9.

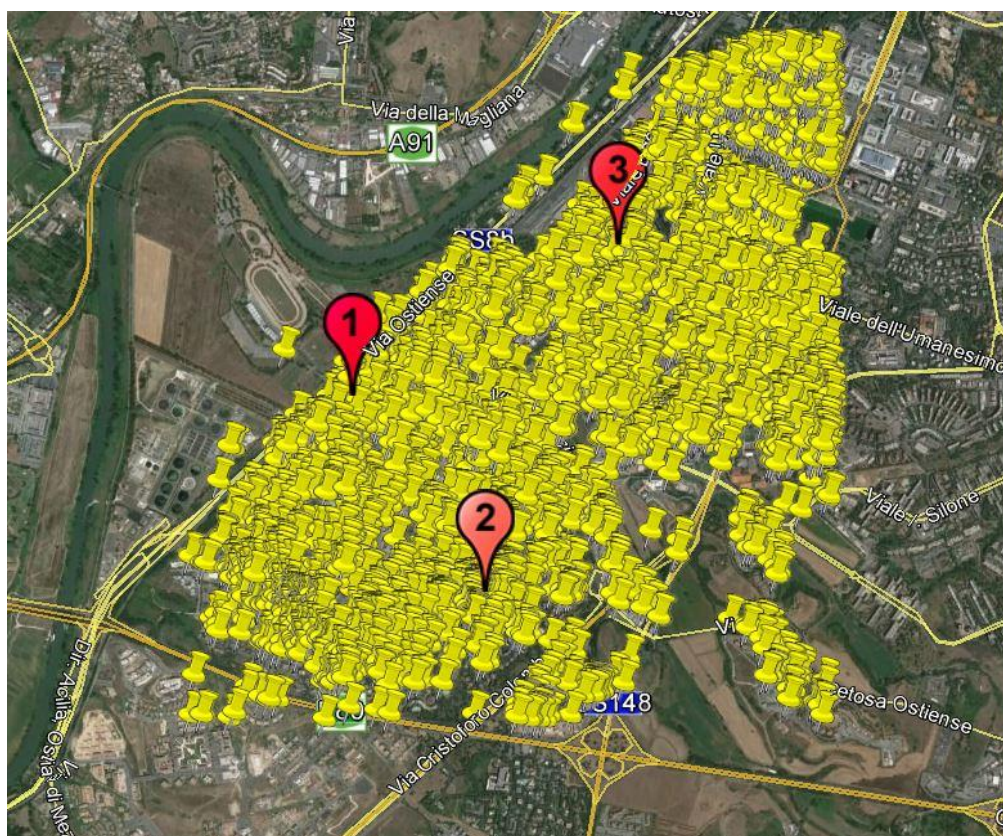


Figura 9: La posizione delle tre stazioni scelte.

In generale, la posizione delle stazioni di ricarica rappresenta una variabile di input molto importante. Tuttavia, nei casi reali, ci sono alcuni vincoli, ed esempio legati alla struttura del territorio o alla disposizione delle sottostazioni di potenza della rete elettrica, che non permettono di posizionare le stazioni nelle posizioni ottimali, ma in posizioni prossimali [12]. Il nostro modello analizza gli scenari a valle della scelta delle posizioni delle infrastrutture.

3.1 Modelli analizzati

Nel presente lavoro abbiamo analizzato diversi modelli, che sostanzialmente possono essere ricondotti a due tipologie fondamentali:

- Il modello user-driven, il cui schema è riportato in Figura 8 è la trasposizione in un approccio basato sugli eventi del modello utilizzato in [1]. Il guidatore che deve ricaricare ha a disposizione le

informazioni sulla distanza e sui tempi di attesa. Tuttavia, il modello fuzzy utilizzato per simulare il comportamento del guidatore non tiene conto del SOC, come invece succedeva in [1].

- Il modello provider-driven ha una diversa impostazione per quel che riguarda il modello della scelta della stazione: in questo caso, all'utente non viene fornita l'informazione sui tempi di attesa, ma solo sulla distanza delle stazioni di servizio, e viene indirizzato per la scelta della stazione dal gestore (che si suppone in regime di monopolio) in base al principio di minimizzazione dei carichi delle stazioni. Solo nel caso che più stazioni abbiano lo stesso punteggio, la scelta sarà effettuata dall'utente sulla base della minima distanza dalle stazioni di pari punteggio.

3.2 *Confronto fra 3 stazioni con diversa distribuzione dei punti di ricarica*

In questo paragrafo sarà analizzata l'influenza della distribuzione dei punti di ricarica (PR) sui risultati. Negli scenari analizzati, sia il numero complessivo di punti di ricarica che la collocazione e il numero delle stazioni di servizio rimangono invariati. Il modello preso in considerazione è Assegnazione.slx e le configurazioni per le stazioni di ricarica confrontate sono:

1. **Scenario 1:** Stazione 1 PR 10, Stazione 2 PR 10, Stazione 3 PR 20;
2. **Scenario 2:** Stazione 1 PR 10, Stazione 2 PR 20, Stazione 3 PR 10;
3. **Scenario 3:** Stazione 1 PR 20, Stazione 2 PR 10, Stazione 3 PR 10.

Per questi scenari sono state estratte le informazioni di interesse, quali il numero totale di utenti serviti nella settimana analizzata, riportati in Tabella 1.

Tabella 1: Numero totale di utenti serviti

Scenario	Stazione1	Stazione2	Stazione3
1. 1	2. 707	3. 1646	4. 713
2	671	1927	468
3	765	1649	652

Dall'analisi dei dati si nota che il numero più alto di utenti appartiene alla stazione 2 in tutti gli scenari, mentre varia di poco il numero totale di utenti assegnati alle stazioni 1 e 3, anche al variare del numero di punti di ricarica. Quindi, non necessariamente un maggior numero di stalli corrisponde ad un maggior numero di utenti serviti. Al contrario, se la stazione non è accuratamente scelta si rischia un sovradimensionamento inutile. La stazione 2 è quella la cui distanza media da tutti i punti di sosta è minore, e quindi tende ad essere premiata nel modello fuzzy. Di conseguenza, tende ad essere più affollata delle altre anche quando non ha molti PR disponibili.

Nelle Figura 10, Figura 11 e Figura 12, sono riportati i tempi di attesa a ciascuna delle tre stazioni nei tre differenti scenari. I tempi di attesa sono da intendersi come i tempi richiesti per essere serviti, quindi al netto del tempo di rifornimento.

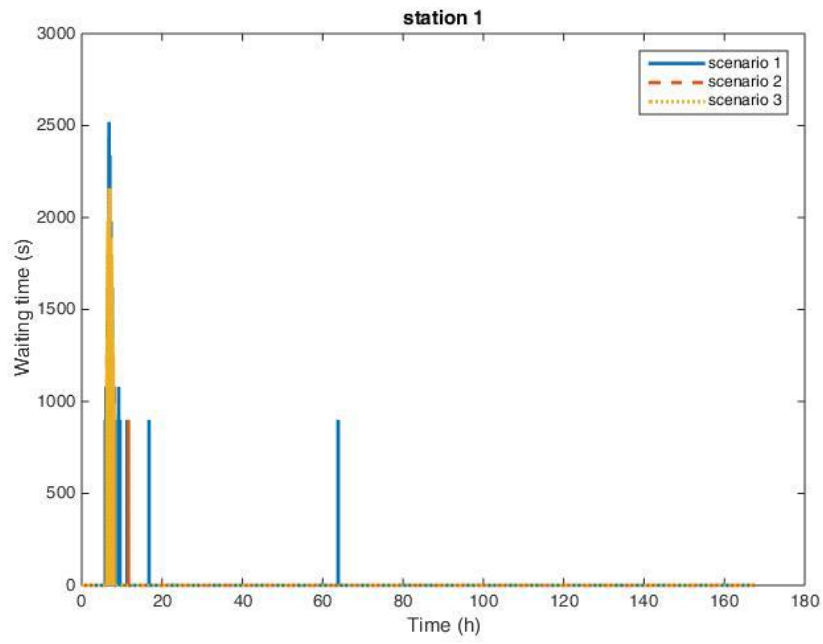


Figura 10: Tempi di attesa alla stazione 1 nei tre scenari

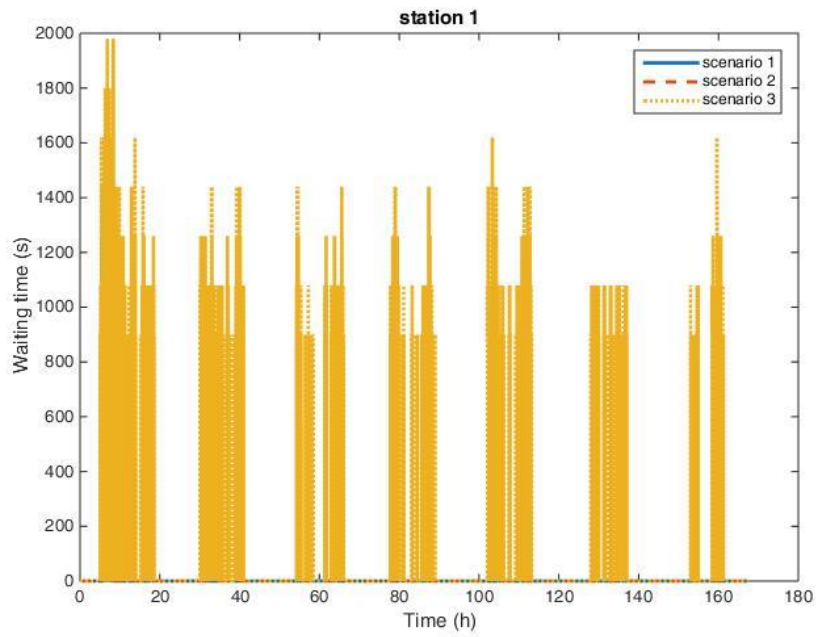


Figura 11: Tempi di attesa per la stazione 2

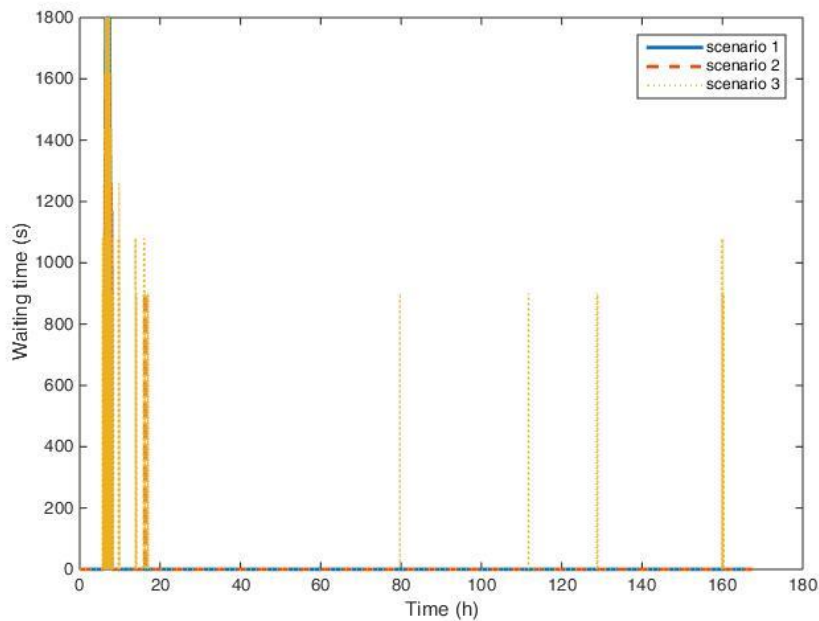


Figura 12: Tempi attesa per la stazione 3

I tempi di attesa più alti si registrano per la stazione 2 in tutti gli scenari proposti. Si vede anche che, scemato il primo picco di richieste, che è anche quello più importante in termini numerici, le stazioni 1 e 3 hanno tempi di attesa nulli. I tempi di attesa massimi alle stazioni nei tre scenari sono riportati nella tabella:

Tabella 2: Tempi di attesa massimi alle stazioni in secondi

Scenario	Stazione1	Stazione2	Stazione3
1	2520	1980	1800
2	2160	1800	1800
3	2160	1980	1800

In generale, per lo scenario 2 si nota un aumento del livello di servizio (diminuzione dei picchi di attesa), dovuto probabilmente al fatto che la stazione n. 2, che è quella su cui si dirotta maggiormente l'utenza in tutti i casi, è in questo scenario dotata del maggior numero di punti di ricarica.

Vediamo ora l'aspetto riguardante il numero di utenti assegnati alle singole stazioni nei diversi casi. Il numero di utenti comprende sia i veicoli in attesa che quelli che si stanno rifornendo. I risultato sono riportati nelle figure di seguito (Figura 13-Figura 15):

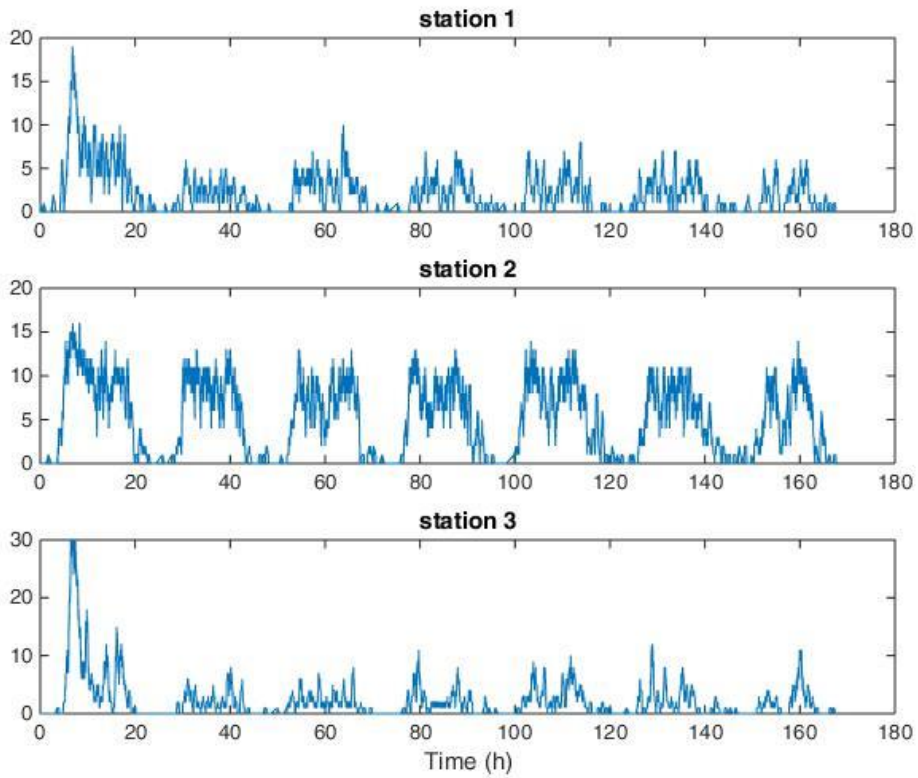


Figura 13: Confronto per l'affollamento delle stazioni nello scenario 1

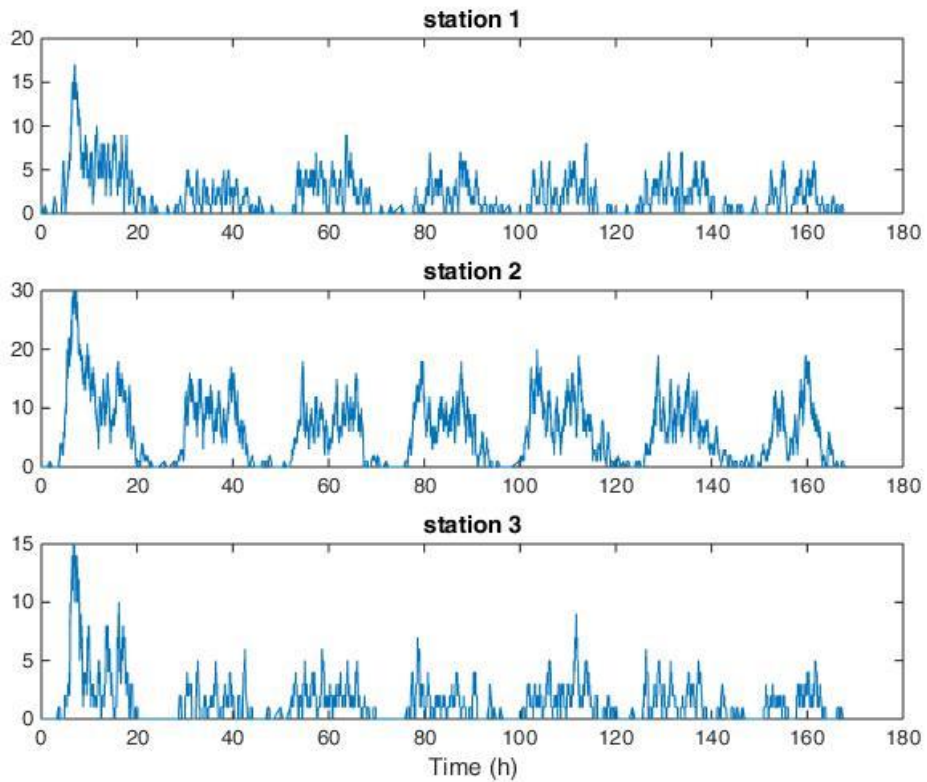


Figura 14: Confronto per l'affollamento delle stazioni nello scenario 2

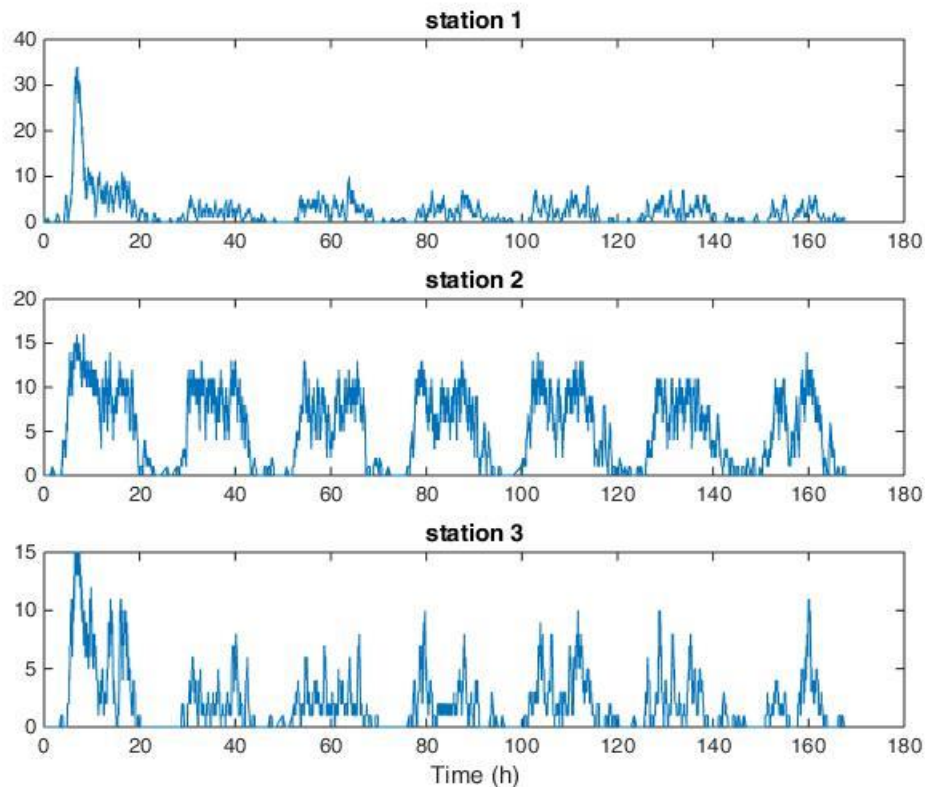


Figura 15: Confronto per l'affollamento delle stazioni nello scenario 3

La stazione 2 risulta essere una stazione la più affollata in tutti gli scenari, mentre le altre stazioni rimangono spesso sotto-utilizzate, specialmente quando vengono dimensionate con 20 stalli (punti di ricarica). Questo dipende in parte, come già detto, dalle regole del modello fuzzy utilizzato, che fanno prediligere la stazione più vicina, in parte dal fatto che i tempi di attesa utilizzati sono valori medi di attesa, quindi non rispecchiano perfettamente la situazione in tempo reale. Questo effetto si ripercuote sul fatto che l'informazione a disposizione dell'utente può non rispecchiare pienamente la situazione reale.

Confrontando i risultati ottenuti per i tempi di attesa e per la distribuzione di utenti, risulta che lo scenario 2 offre un migliore livello di servizio e contemporaneamente sfrutta al meglio gli stalli presenti in ciascuna stazione.

Nella Tabella 3 riportiamo i valori di potenza massima richiesta alle stazioni. Questo valore è stato calcolato sommando le *potenze medie* richieste dalle auto in ricarica e quindi differisce dal dato ottenuto nel precedente report [2].

Tabella 3: Picco massimo del consumo in potenza delle stazioni (kW)

Scenario	Stazione1	Stazione2	Stazione3
1	237	305	502
2	259	522	270
3	460	305	280

3.2.1 Utilizzo delle distanze stradali

Nel precedente paragrafo, per la determinazione della distanza fra punto di sosta e stazione è stata utilizzata la distanza aerea. In questo paragrafo, valutiamo cosa succede se si usano i valori delle distanze calcolati tenendo conto dei percorsi stradali più probabili. Per fare questo, occorre utilizzare un programma di map-matching, che ricostruisce il percorso sulla base delle rilevazioni effettuate dal GPS e dalla viabilità urbana. Usando queste distanze, la stazione che risulta mediamente più vicina ai punti di sosta risulta essere la numero 3, mentre utilizzando le distanze aere risultava essere la numero 2.

La simulazione precedente è stata ripetuta per questi nuovi valori delle distanze. Il numero totale di utenti serviti in ciascuna stazione per ciascuno scenario (Tabella 4) è notevolmente differente dal caso precedente (Tabella 1). Quella che in precedenza era la stazione più affollata (stazione 2) è ora quella meno frequentata.

Tabella 4: Numero totale di utenti serviti

Scenario	Stazione1	Stazione2	Stazione3
1	1101	399	1566
2	1169	511	1386
3	1289	396	1381

Anche i tempi di attesa massimi alle stazioni sono ovviamente mutati, e lo scenario più conveniente in termini di attesa massima risulta essere lo scenario 3 (Tabella 5). Confrontando con i risultati riportati nella Tabella 2, si può notare che per lo scenario migliore il tempo massimo di attesa per le tre stazioni migliora leggermente, passando da 2160 secondi (36 minuti) a 1980 secondi (33 minuti).

Tabella 5: Tempi di attesa massimi alle stazioni in secondi

Scenario	Stazione1	Stazione2	Stazione3
1	2160	1800	1800
2	2160	1800	1800
3	1980	1800	1800

Non ci sono invece variazioni per i picchi massimi di potenza richiesta alle stazioni (Tabella 6).

Tabella 6: Picco massimo del consumo in potenza delle stazioni (kW)

Scenario	Stazione1	Stazione2	Stazione3
1	286	264	499
2	248	463	288
3	470	257	296

Mentre i valori massimi della potenza di picco richiesta non variano in maniera sostanziale, cambia radicalmente la distribuzione degli utenti fra le stazioni, così come i tempi di attesa, come si può vedere dalle Figura 16 e Figura 17, dove sono state riportate le distribuzioni dei tempi di attesa e degli utenti, rispettivamente, per lo scenario 1.

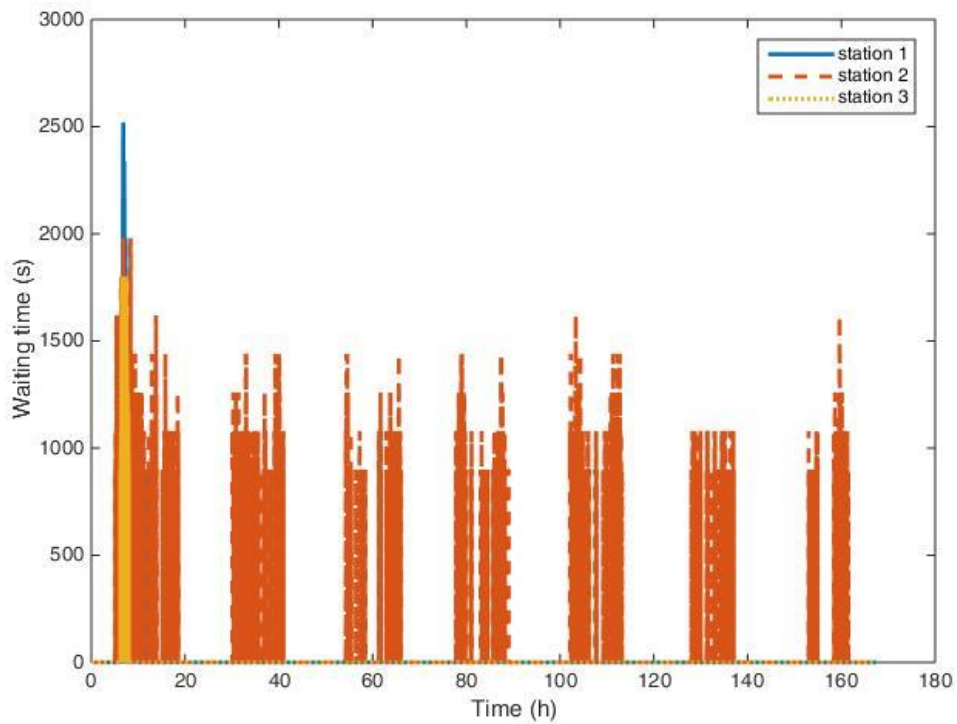
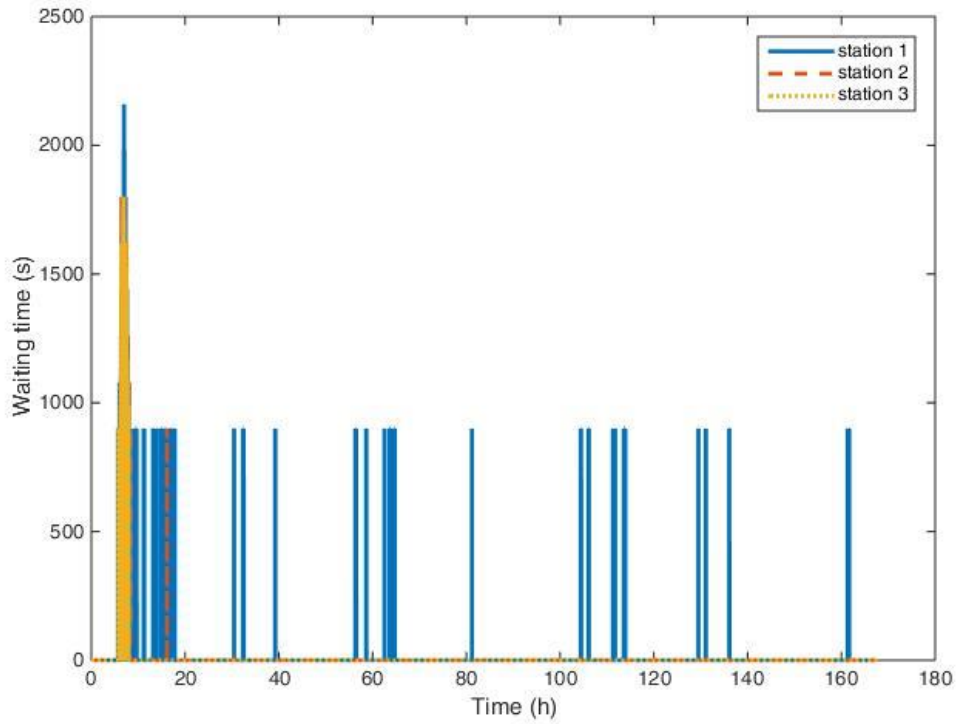


Figura 16: Tempi di attesa alle stazioni per lo scenario 1 utilizzando distanze reali (in alto) e distanze aeree (in basso).

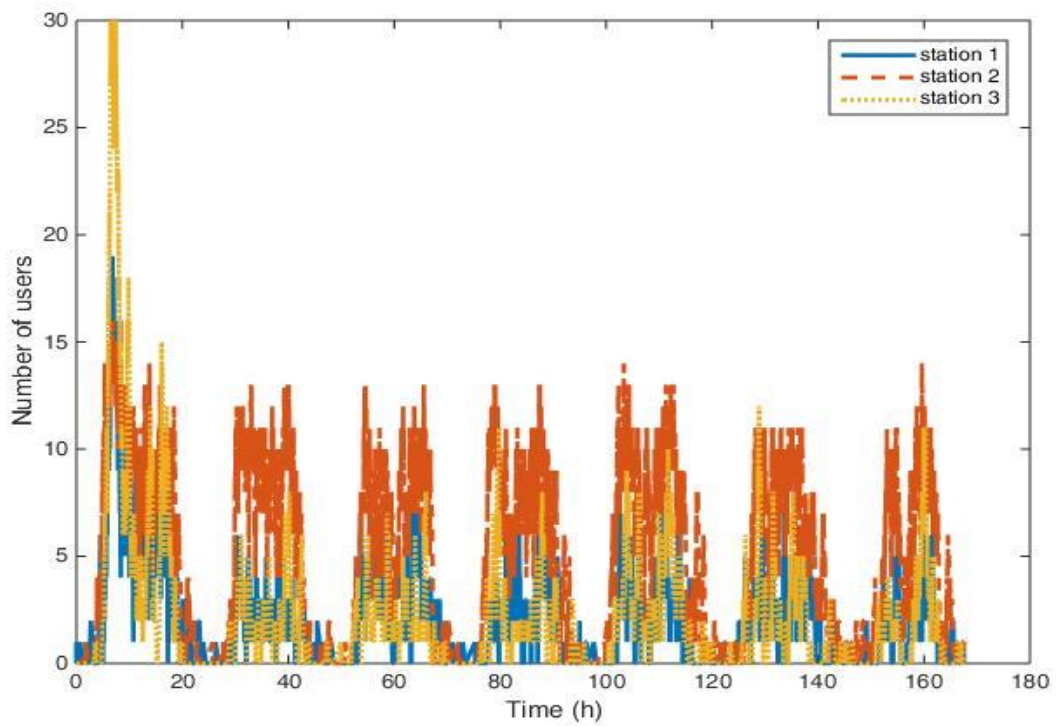
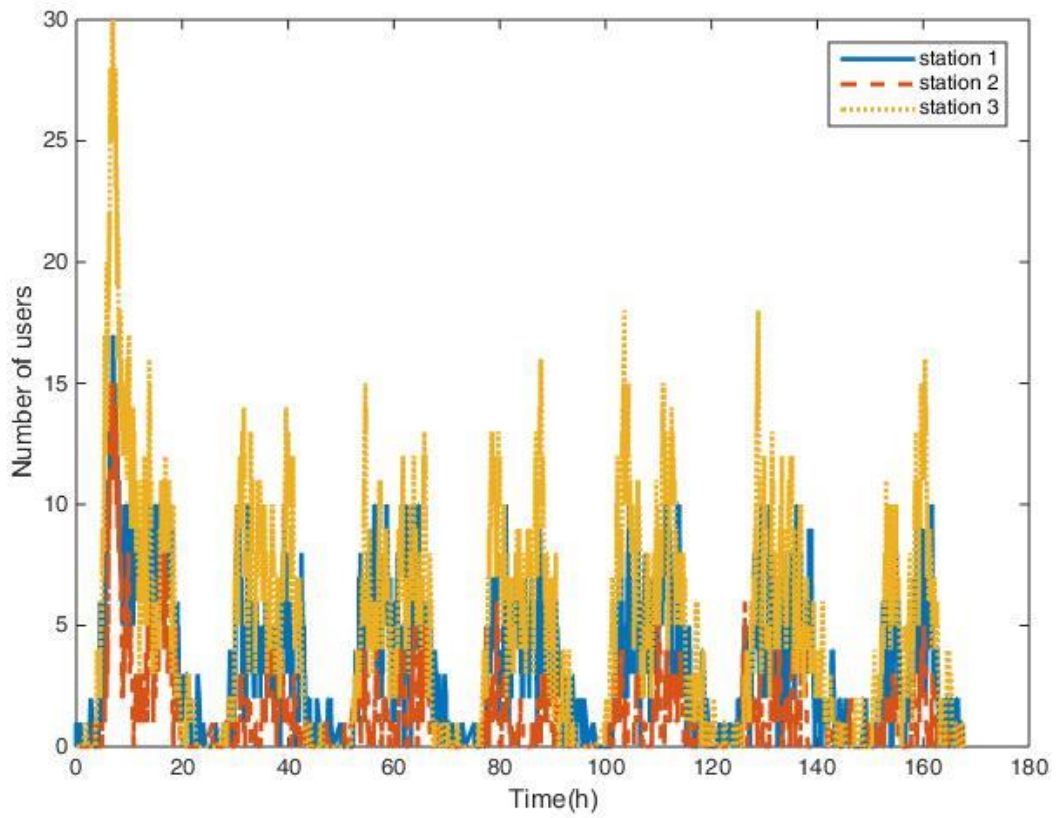


Figura 17: Distribuzione degli utenti per lo scenario 1 utilizzando distanze reali (in alto) e distanze aeree (in basso).

I risultati ottenuti per il caso in cui si utilizzano distanze reali o distanze aeree sono profondamente diversi. In una pianificazione reale, quindi, occorre inderogabilmente tenere conto delle distanze stradali se si vuole sfruttare al meglio la potenzialità dello strumento.

3.3 *Caso in cui non ci siano informazioni sui tempi di attesa*

Se l'informazione relativa ai tempi di attesa non viene fornita, la distribuzione degli utenti alle stazioni non dipende dalla distribuzione dei punti di ricarica (né dal loro numero), ma solo dalla dislocazione delle stazioni stesse, ovvero dalla distanza fra il punto di sosta e la stazione¹. Il modello fornisce quindi una situazione irrealistica, in cui sebbene gli utenti globalmente serviti nelle stazioni 1, 2 e 3 non differiscano molto dai casi precedenti in cui si aveva l'informazione completa (671, 1954, 445, rispettivamente), i tempi di attesa sono molto differenti, come si può vedere dalla Figura 18 e dalla Figura 19, che rappresentano i risultati per uno scenario qualsiasi fra quelli proposti (i risultati sono coincidenti per tutti gli scenari, come detto sopra):

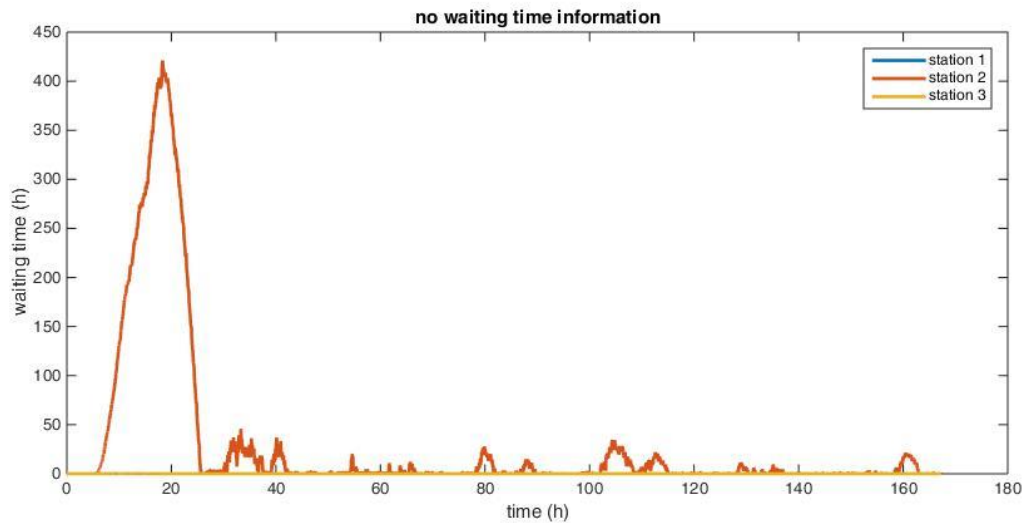


Figura 18: Tempi di attesa alle stazioni in assenza di informazione sugli stessi da parte degli utenti

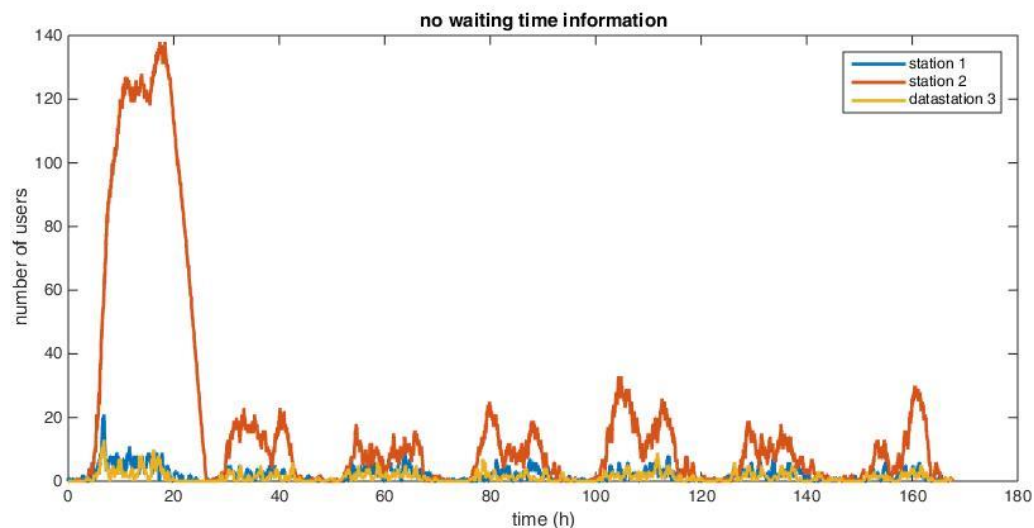


Figura 19: Distribuzione degli utenti fra le stazioni in assenza di informazione sui tempi di attesa.

I risultati ottenuti sono ovviamente irrealistici, tenendo conto che nessun utente sarebbe disposto a rifornirsi presso una stazione in cui sono già in fila 140 utenti! In maniera più plausibile, il buon senso indirizzerebbe un utente che si trovasse in questa situazione verso un'altra stazione, senza però sapere

¹ Qui e nel seguito, per omogeneità con i risultati ottenuti nelle precedenti annualità, sarà utilizzata la distanza aerea e non quella stradale. Per il valore di confronto dei risultati, l'utilizzo della distanza aerea non inficia lo studio, fermo restando la necessità di utilizzare le distanze stradali in una pianificazione reale.

quanta fila troverebbe. Il risultato è comunque interessante da un punto di vista qualitativo per dimostrare che l'accesso all'informazione permette di poter migliorare la distribuzione generale della domanda.

3.4 Distribuzione della domanda su 2 stazioni

Analizziamo ora il caso in cui siano state attivate solo 2 stazioni fra quelle individuate precedentemente. Il numero totale di punti di ricarica rimane invariato ed è equidistribuito (20+20=40).

Avremmo quindi i seguenti possibili scenari:

- a. Stazione 1 PR 20, stazione 2 PR 20;
- b. Stazione 1 PR 20, stazione 3 PR 20;
- c. Stazione 2 PR 20, stazione 3 PR 20.

Nella Tabella 7, è riportata il numero di utenti serviti dalle stazioni in ciascuno scenario possibile. In linea con i risultati riportati nel paragrafo 3.2, la stazione 2 risulta la più affollata, quando presente, mentre le stazioni 1 e 3 sono piuttosto equilibrate per quel che riguarda il numero totale di utenti serviti.

Tabella 7: Numero di utenti serviti con solo 2 stazioni attivate

Scenario	Stazione1	Stazione2	Stazione3
a	1040	2026	-
b	1321	-	1745
c	-	2006	1060

Un aspetto più interessante e significativo riguarda i tempi di attesa alle stazioni, il cui andamento temporale è riportato in Figura 20, mentre i valori massimi sono riassunti nella Tabella 8.

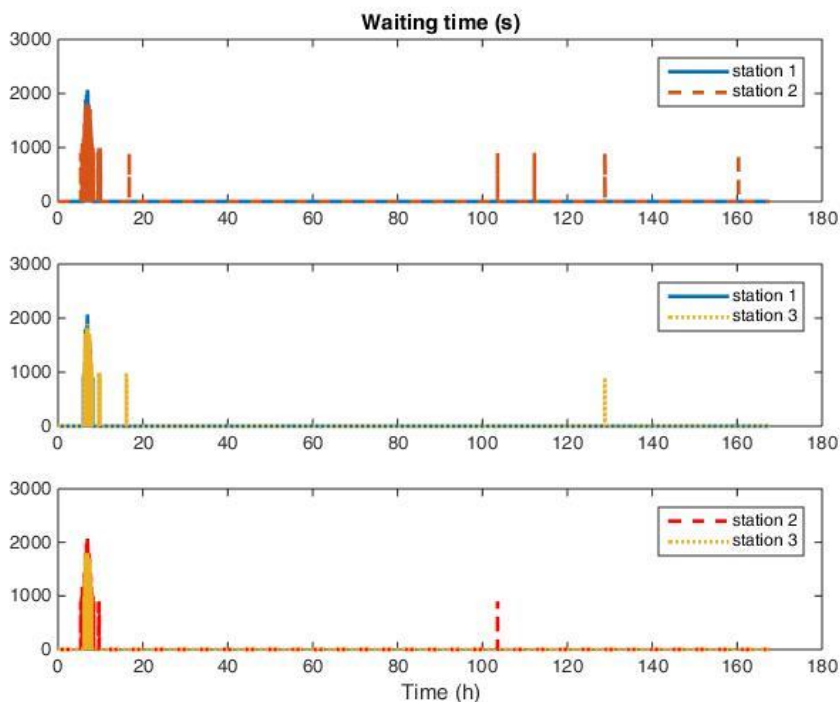


Figura 20: Tempi di attesa per gli scenari con due stazioni di ricarica

I tempi di ricarica sono confrontabili con quelli ottenuti nei casi con 3 stazioni ed un uguale numero di stelli, e risultano globalmente migliori rispetto agli scenari 1 e 2 del caso precedente. Questo è probabilmente dovuto ad una più equilibrata distribuzione spaziale fra queste due stazioni e le destinazioni degli automobilisti analizzati.

Tabella 8: tempi di attesa massimi (in secondi) con solo 2 stazioni attivate

Scenario	Stazione1	Stazione2	Stazione3
a	2070	1800	-
b	2070	-	1890
c	-	2070	1800

Nelle Figure Figura 21 - Figura 23 sono riportate le distribuzioni degli utenti fra le stazioni attivate. Si nota che, quando è presente la stazione 2, questa risulta essere più affollata per l'intero periodo, mentre c'è sostanziale equilibrio nelle distribuzioni degli utenti quando sono attivate le sole stazioni 1 e 3.

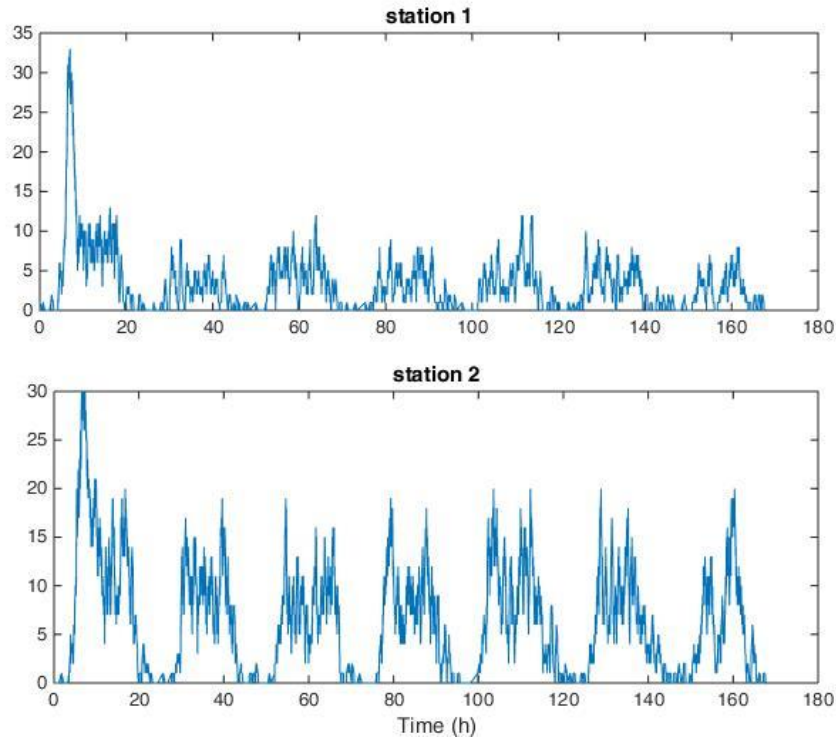


Figura 21: Distribuzione degli utenti fra le due stazioni 1 e 2

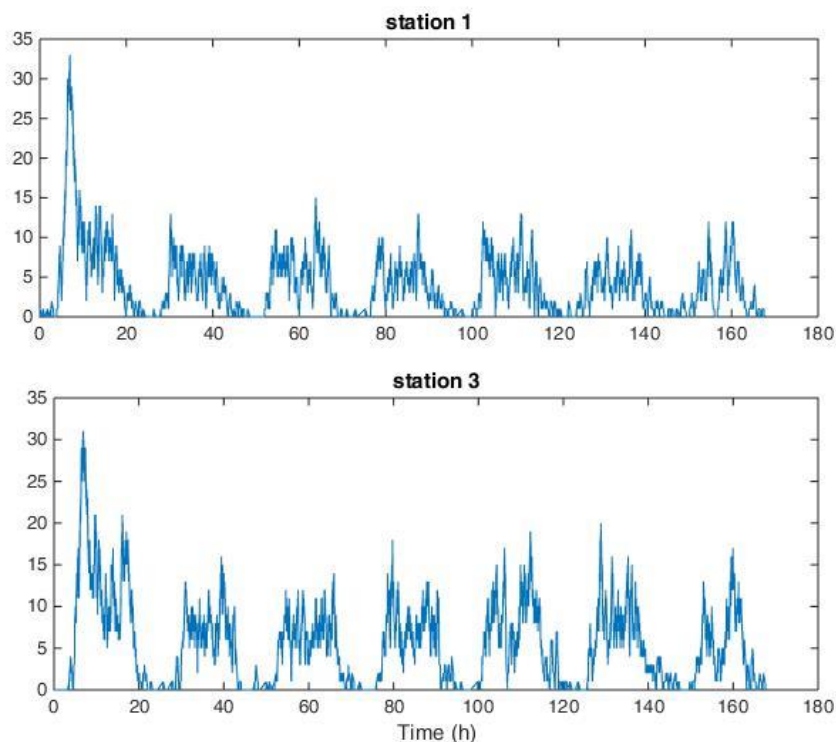


Figura 22: Distribuzione degli utenti fra le due stazioni 1 e 3

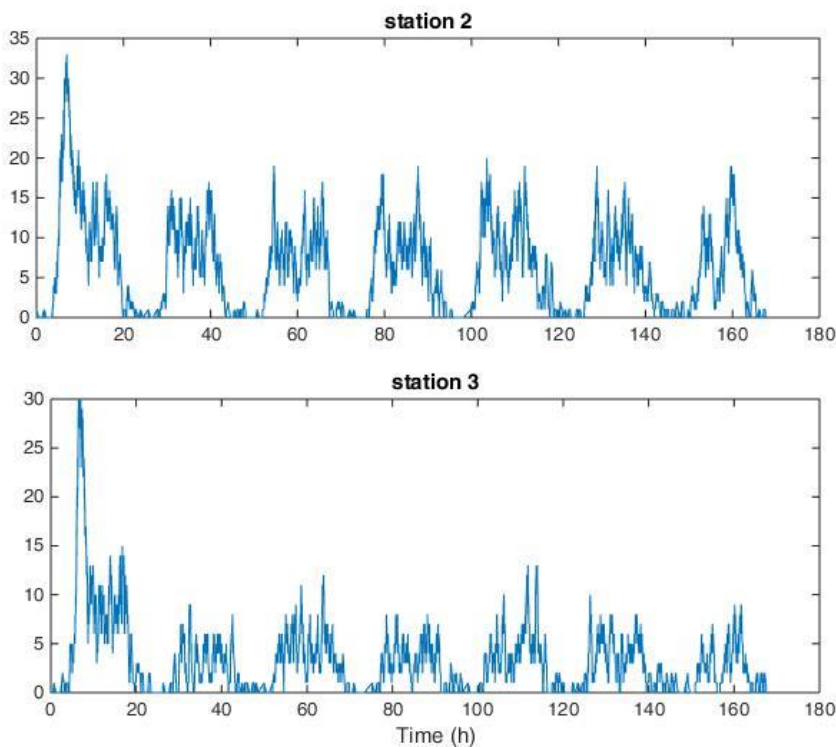


Figura 23: Distribuzione degli utenti fra le due stazioni 2 e 3

Questi risultati evidenziano l'importanza dell'ottimizzazione anche del numero e della distribuzione delle stazioni di ricarica da attivare. È inoltre interessante che due stazioni diano risultati migliori di tre stazioni con lo stesso numero di stalli, comunque distribuiti. Dal punto di vista dell'investitore, infatti, potrebbe essere più conveniente attivare due sole infrastrutture invece che tre.

3.5 Confronto del modello user-driven con il modello provider-driven

In questa sezione confronteremo i risultati illustrati precedentemente e ottenuti con il modello in cui la scelta della stazione è fatta dall'utente, mediante l'utilizzo della logica fuzzy per mimarne i comportamenti, e un approccio dove invece è il provider del servizio, che si ipotizza in regime di monopolio, ad indirizzare gli utenti alle proprie stazioni di ricarica in zona, in base al principio di minimizzazione del carico di potenza nella stazione. In particolare, si fissano dei livelli massimi di potenza che devono essere rispettati per ciascuna stazione. In base a questo vincolo, l'utente viene indirizzato ad una stazione piuttosto che ad un'altra. La potenza massima erogabile da una stazione è, in effetti, uno dei fattori fondamentali nella progettazione della stessa e può incidere notevolmente sui costi di installazione e su quelli di operazione.

L'unica informazione che l'utente ha sulle stazioni è la distanza da ciascuna di esse. In base a questa informazione, l'utente fa richiesta ad una stazione. Se la ricarica richiesta imponesse un carico di potenza maggiore di quello ammesso per la stazione, l'utente verrebbe convogliato alla stazione con il carico di potenza più basso.

Per illustrare le differenze fra i due approcci, abbiamo imposto come limiti di potenza 500 kW per la stazione con 20 stalli e 250 kW per le stazioni con 10 stalli. I valori di questi limiti sono piuttosto alti, ma hanno uno scopo puramente illustrativo per il modello. Infatti, con questa impostazione, imporre limiti più bassi non migliora i risultati, poiché dovendo comunque servire tutti i clienti e non prevedendo di allungare i tempi di attesa, i carichi rimarrebbero sostanzialmente invariati. Vedremo più avanti scenari in cui il provider può decidere di perdere parte dei clienti pur di mantenere la potenza massima entro certi limiti.

Tabella 9: numero totale di utenti serviti in ciascuna stazione con l'approccio provider-driven

Scenario	Stazione1	Stazione2	Stazione3
1	818	807	1441
2	820	1457	789
3	1469	816	781

Nonostante il dato cumulativo sulla distribuzione totale degli utenti mostri un maggiore equilibrio fra le stazioni rispetto al caso del modello user-driven (Tabella 9), con un numero maggiori di utenti serviti dalla stazione con più stalli e un numero sostanzialmente equivalente per quelle con meno stalli, i tempi di attesa massimi crescono notevolmente per tutti e tre gli scenari, arrivando a più di un'ora (Tabella 10).

Tabella 10: tempi di attesa massimi alle stazioni in secondi nello scenario provider-driven

Scenario	Stazione1	Stazione2	Stazione3
1	4500	3240	1620
2	4140	2610	1620
3	2790	4680	1080

I picchi di potenza richiesti si mantengono entro i livelli richiesti con buona approssimazione (Tabella 11), soprattutto per lo scenario 1. In particolare, per le stazioni con il numero più alto di punti di ricarica lo scarto con il valore massimo di picco ammesso diminuisce anche in maniera sostanziale rispetto al caso del modello user-driven, mentre il valore per le stazioni con 10 stalli rimane sostanzialmente invariato.

Tabella 11: picco massimo del consumo in potenza delle stazioni (kW) per lo scenario provider-driven

Scenario	Stazione1	Stazione2	Stazione3
1	253	241	473
2	238	460	247
3	474	232	243

Si può osservare che, nei diversi scenari, la stazione con più stalli ha sempre tempi di attesa massimi molto bassi, se confrontati con le altre stazioni, eccetto che per lo scenario 2. Possiamo ipotizzare che i vincoli sui consumi delle stazioni con meno stalli siano troppo deboli, permettendo quindi di dirottare su di esse troppi clienti. Se fissiamo il limite a 230 kW per 10 stalli ed analizziamo per esempio lo scenario 1, otteniamo i

risultati riportati in Tabella 12. I risultati sono globalmente un poco peggiorati per quanto riguarda i picchi di potenza rispetto al caso precedente, mentre i tempi di attesa sono più alti rispetto al caso precedente. Limiti di potenza troppo stringenti non portano quindi alcun vantaggio per questo modello.

Tabella 12: Valori di sintesi ottenuti imponendo il limite di 230 kW per la potenza assorbita nelle stazioni con 10 stalli

Scenario 1	Stazione1	Stazione2	Stazione3
Numero utenti	791	783	1492
Tempi attesa massimi (s)	3060	1080	2790
Peak power	250	256	490

3.6 Fuzzy provider-driven

I tempi di attesa ottenuti con il modello provider-driven non sono accettabili in situazioni reali. Per ovviare a questo problema, si è modificato questo modello introducendo nel processo di scelta della stazione da parte del gestore anche l'informazione dei tempi di attesa. In questo modo, si realizza un compromesso fra la necessità di contenere i picchi di potenza e offrire un livello di servizio accettabile, che rientra sempre negli scopi del gestore.

L'approccio proposto sfrutta il modello decisionale fuzzy già visto, applicato questa volta alla scelta del gestore e sarà indicato con il nome di fuzzy provider-driven (fpd). Il tempo di attesa, il carico di potenza della stazione e la distanza sono gli input ad un modello fuzzy che attribuisce un punteggio ad ogni stazione per la scelta finale. Come già illustrato in precedenza, questa scelta dipende fortemente da come si modellano le membership functions e le rules, ma il modello fuzzy può essere ottimizzato per fornire la risposta più adatta alle esigenze.

Per confronto, nella Tabella 13 riportiamo i risultati ottenuti per lo scenario 1 nel caso dell'approccio fdp. I valori di picco della potenza hanno degli scarti dell'ordine del 3% rispetto al caso precedente. Di contro, migliorano notevolmente i tempi di attesa, che sono confrontabili con il caso user-driven.

Tabella 13: Valori di sintesi ottenuti imponendo il limite di 230 kW per la potenza assorbita nelle stazioni con 10 stalli per l'approccio fdp

Scenario 1 - fdp	Stazione1	Stazione2	Stazione3
Numero utenti	902	805	1359
Tempi attesa massimi (s)	2520	1800	2070
Peak power (kW)	243	264	502

Nelle tabelle 14-16 riportiamo i dati di sintesi ottenuti con l'approccio fdp anche per gli altri scenari, confrontati con i risultati ottenuti utilizzando gli altri modelli. Il confronto è stato fatto con il modello che otteneva il risultato migliore, ovvero con l'approccio provider-driven per le potenze di picco e user-driven per i tempi di attesa. Come era prevedibile, ad un miglioramento rispetto al caso provider-driven per quanto riguarda i tempi massimi di attesa (vedi confronto fra Tabella 16 e Tabella 10) si riscontra un generale peggioramento per quanto riguarda il valore massimo di potenza erogata globalmente negli scenari proposti (Tabella 15), anche se per alcune stazioni può verificarsi un miglioramento. Per quanto riguarda i tempi di attesa (Tabella 16), essi sono piuttosto in linea con quelli ottenuti per il caso user-driven, fatto eccezione per lo scenario 2.

Tabella 14: numero totale di utenti serviti in ciascuna stazione con l'approccio fuzzy provider-driven

Scenario -fpd	Stazione1	Stazione2	Stazione3
1	902	805	1359
2	900	1800	668
3	1654	744	668

Tabella 15: picco massimo del consumo in potenza delle stazioni (kW) nello scenario fuzzy provider-driven e scostamento percentuale dal valore atteso per lo scenario provider-driven

Scenario	Stazione1	Stazione2	Stazione3
----------	-----------	-----------	-----------

	Peak power	Scarto	Peak power	Scarto	Peak power	Scarto
1	243	-4.12%	264	8.71%	502	5.78%
2	280	15.00%	514	10.51%	265	6.79%
3	484	2.07%	280	17.14%	293	17.06%

Tabella 16: tempi di attesa massimi alle stazioni in secondi nello scenario fuzzy provider-driven e scarto percentuale rispetto al caso user-driven

Scenario - fdp	Stazione1		Stazione2		Stazione3	
	Attesa (s)	Scarto	Attesa (s)	Scarto	Attesa (s)	Scarto
1	2520	0.00%	1800	-10.00%	2070	13.04%
2	1800	-20.00%	2250	20.00%	1620	-11.11%
3	2340	7.69%	1800	-10.00%	1800	0.00%

È da notare che i risultati dell'approccio provider-driven considerati sono quelli per il limite di 250 kW, che davano i risultati migliori, mentre nel caso fdp si è utilizzato il limite di 230 kW per i 10 stalli. Cambiare i valori limite della potenza di picco influenza ovviamente i risultati. Ad esempio, impostando come potenza di picco 450 kW per la stazione con 20 stalli, i picchi massimi si abbassano, ma aumentano i tempi di attesa massimi. Occorre quindi valutare un trade-off fra le due esigenze: quella del fornitore del servizio, che vuole contenere i costi di gestione, e quelli dell'utente che vuole tempi di attesa ragionevoli.

Con questo simulatore di scenario, il provider ha la possibilità di pianificare le stazioni di ricarica. Sebbene infatti il modello non è focalizzato sul problema della ricerca dell'ottimo, l'analisi dei dati permette di fare delle considerazioni di massima. Il gestore potrebbe, ad esempio, voler valutare la possibilità di variare il numero di punti di ricarica. Se si ipotizza uno:

Scenario 4: Staz.1 PR 10, staz.2 PR 16, staz.3 PR 10,

con potenza massima di 230 kW per le stazioni con 10 stalli e 370 kW per la stazione con 16 stalli, si ottengono i valori per i tempi di attesa e i picchi di potenza assorbita riportati in Tabella 17:

Tabella 17: Dati di sintesi per lo scenario 4 per l'approccio fuzzy provider-driven o user-driven

Scenario 4	Stazione1		Stazione2		Stazione3	
	fpd	ud	fpd	ud	fpd	ud
Peak power (kW)	285	278	421	434	280	273
Attesa massima (s)	2520	3960	3420	1912	1800	1800

In questo caso, si ha che il tempo massimo di attesa è maggiore rispetto agli scenari precedenti, come ci si poteva attendere data la diminuzione del numero degli stalli globalmente installati, mentre le potenze di picco risultano soddisfacenti rispetto ai livelli massimi impostati e il picco massimo risulta più basso rispetto al caso con più stalli (scenario 2). Per confronto, sono stati riportati i risultati che si otterrebbero con il modello user-driven. Si può notare come i picchi massimi di potenza richiesta siano migliori per il caso fdp per la stazione con 16 stalli e di poco peggiore per quelle con 10. Da rilevare invece che l'attesa massima dello scenario diminuisce (come visibile in Figura 24), anche se per la stazione 2 si ha un aumento del tempo di attesa. Questo trova riscontro nella distribuzione degli utenti nelle stazioni per i due approcci, che nel caso fdp risulta più equilibrata (Tabella 18).

Tabella 18: distribuzione degli utenti fra le stazioni per lo scenario 4

Scenario 4	Stazione1	Stazione2	Stazione3
ud	683	1887	496
fpd	965	1323	778

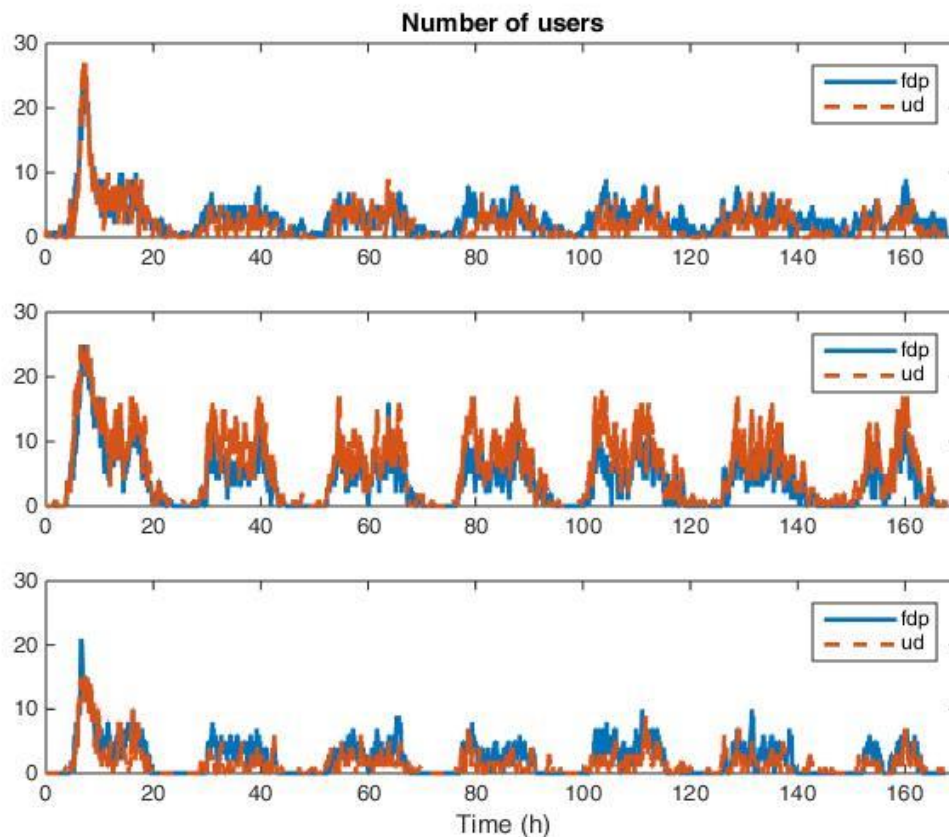


Figura 24: Confronto della distribuzione degli utenti nelle stazioni per l'approccio user-driven (ud) e fdp.

È da notare che, per il modello fdp, richieste troppo stringenti sulla potenza di picco massima, portano a risultati sempre più vicini a quelli ottenuti nel caso user-driven. Questo è dovuto al carattere intrinseco del modello fuzzy per fdp, per il quale oltre una certa soglia del valore della potenza il punteggio è determinato dai tempi di attesa e dalla distanza, e dal fatto che nel sistema simulato non si prevedono perdite per clienti non serviti.

3.6.1 Gestione delle attese

Analizziamo ora l'applicazione del modello fdp allo scenario 4 per verificare la possibilità del gestore di allungare i tempi di attesa dei clienti già assegnati alla stazione (e quindi, già in fila) al fine di non superare il limite massimo imposto per la potenza erogabile. I risultati ottenuti per questo scenario e modello sono riportati in Tabella 9: numero totale di utenti serviti in ciascuna stazione con l'approccio provider-driven.

Tabella 19: Risultati per lo scenario 4 quando si include la gestione delle attese.

Scenario 4 – fdp + attesa	Stazione1	Stazione2	Stazione3
Numero utenti	850	1518	698
Tempi attesa massimi (s)	4500	1800	1800
Peak power	241	397	247

Il tempo di attesa massimo è passato da 57 minuti a 75. Di contro, il picco massimo di potenza si è ridotto di circa del 15% e del 12% per le stazioni con 10 stalli, e del 6% quello della stazione con 16 stalli, riportandoli entro una tolleranza rispetto ai limiti imposti del 7% circa.

È da notare che i risultati sono stati ottenuti considerando i valori medi sia dei tempi di attesa che della potenza richiesta (che quindi nel modello viene ipotizzata costante per tutta la durata della ricarica). Nella

realtà, la potenza erogata varia nel tempo [2] e quindi, in questo caso, una simulazione nello spazio del tempo potrebbe fornire risultati più attendibili rispetto alla simulazione ad eventi. Non approfondiremo oltre questo aspetto, delegandolo ad un futuro sviluppo con diversi strumenti.

3.7 Perdite per eccessiva attesa

Finora abbiamo ipotizzato che tutti gli utenti del campione si rivolgero ad una stazione di servizio per una ricarica e, indipendentemente dal tempo di attesa, la completassero. Ipotizziamo ora, per lo scenario 4 dell'approccio fpd, che gli utenti decidano di non ricaricare o abbandonino la fila se il tempo di attesa supera una data soglia. In questo modo, il gestore può valutare l'entità della perdita di entrate a fronte di un minore consumo di potenza e/o di un minor numero di punti di ricarica nelle stazioni.

Se fissiamo il tempo di attesa massimo che gli utenti sono disposti ad aspettare in 10 minuti, abbiamo che il numero di utenti che rinunciano a ricaricare sono in totale 38, distribuiti fra le stazioni come riportato in Tabella 20. Il gestore perde quindi sulla settimana circa l'1,2% dei clienti. Di contro, i tempi di attesa massimi si riducono notevolmente rispetto al caso precedente. Anche le potenze di picco risultano inferiori al caso precedente.

Tabella 20: Dati di sintesi per lo scenario 4 per l'approccio fuzzy provider-driven o user-driven nel caso di utenti timed-out

Scenario 4	Stazione1		Stazione2		Stazione3	
	<i>fpd</i>	<i>ud</i>	<i>fpd</i>	<i>ud</i>	<i>fpd</i>	<i>ud</i>
Peak power (kW)	252	243	364	393	249	258
Attesa massima (s)	900	900	1012	900	900	900
Clienti persi	0	14	24	71	14	1

I risultati di questa simulazione sono riportati in Tabella 20, insieme a quelli ottenuti per il modello user-driven a cui sia stato applicato il vincolo di attesa massima di 10 minuti. Si può notare che il tempo di attesa massimo è di poco peggiore per il caso fpd. Anche le potenze di picco sono confrontabili nei due casi, con un leggero vantaggio per il modello fpd. Il poco scarto fra i valori di potenza di picco si può spiegare guardando il numero di clienti persi, che sono più del doppio nel secondo caso (86 clienti, il 2,8% del totale) rispetto al primo. Complessivamente, risulta una distribuzione più equilibrata dei clienti quando si adotta l'approccio che tiene conto dei picchi di potenza.

3.8 Ricariche parziali

In precedenza, abbiamo valutato i risultati ottenuti considerando la ricarica con tempo fissato a 30 minuti. In questa sezione, presenteremo i risultati per le ricariche parziali, comunemente indicati come "biberonaggi", che sono ricariche intese per raggiungere un livello "alto" del SOC. Quanto alto dipende da diversi fattori. Poiché con la ricarica rapida, anche in 30 minuti non si riesce a ricaricare un'auto al 100% del SOC [2], possiamo ipotizzare di fissare il valore finale del SOC dopo il biberonaggio al 75%. In questo modo si raggiunge un compromesso fra valore accettabile del SOC e tempi di ricarica contenuti. I tempi di ricarica dipendono ovviamente dal valore iniziale del SOC al momento della ricarica, come si può vedere dalla Figura 25 dove sono riportati i profili di ricarica veloce in funzione del SOC iniziale. Dalla figura si evince inoltre che 30 minuti di ricarica rapida non riescono a ricaricare la batteria al 100% del SOC. Le considerazioni su questo punto sono riportate nel report della scorsa annualità [2].

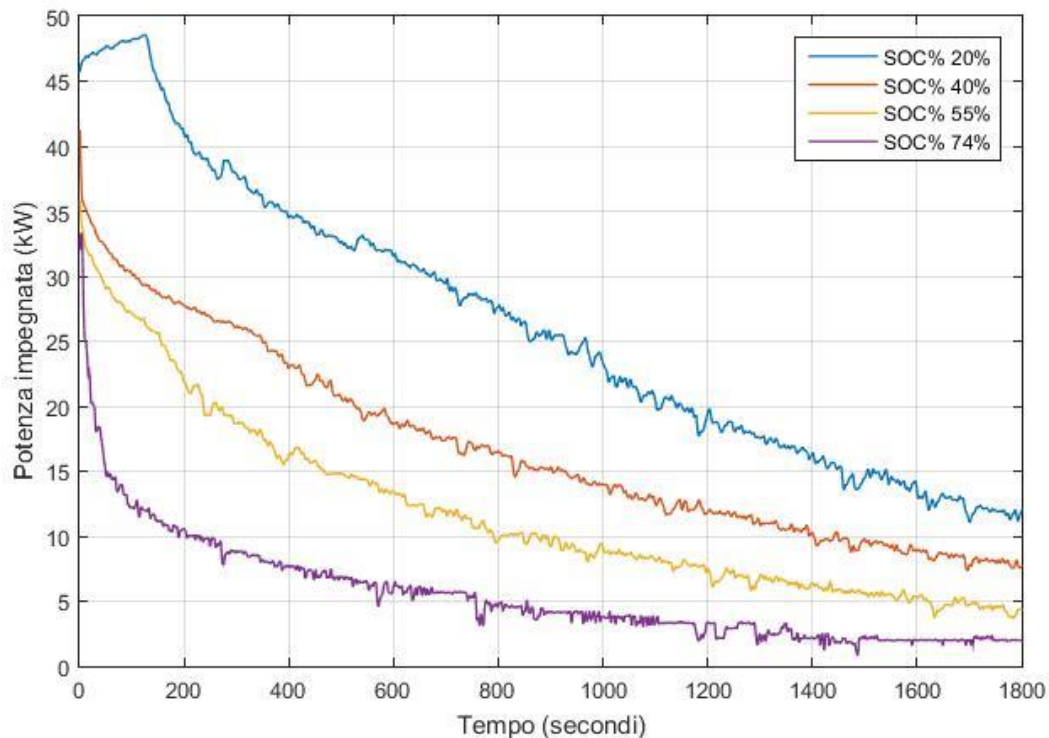


Figura 25: Profili di ricarica veloce in funzione del SOC iniziale [2]

Analizzando la curva dell'andamento del SOC durante una ricarica veloce in funzione del tempo, che dipende dal valore iniziale del SOC stesso (come si può vedere dalle figure Figura 26, Figura 27 Figura 28), si può estrapolare la durata della ricarica di biberonaggio al 75% in funzione del SOC iniziale.

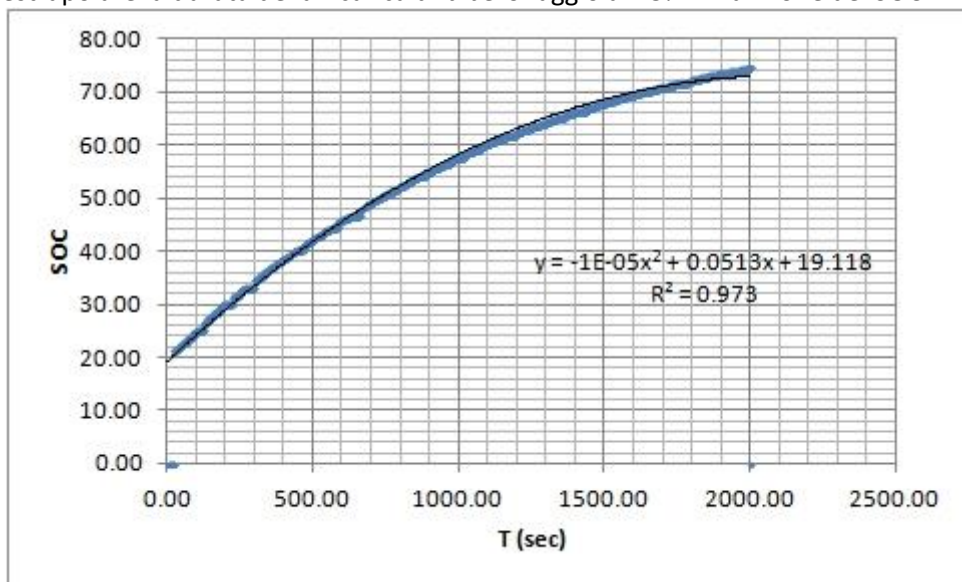


Figura 26: SOC in funzione del tempo per una ricarica a 55 kW e con SOC iniziale a 20%

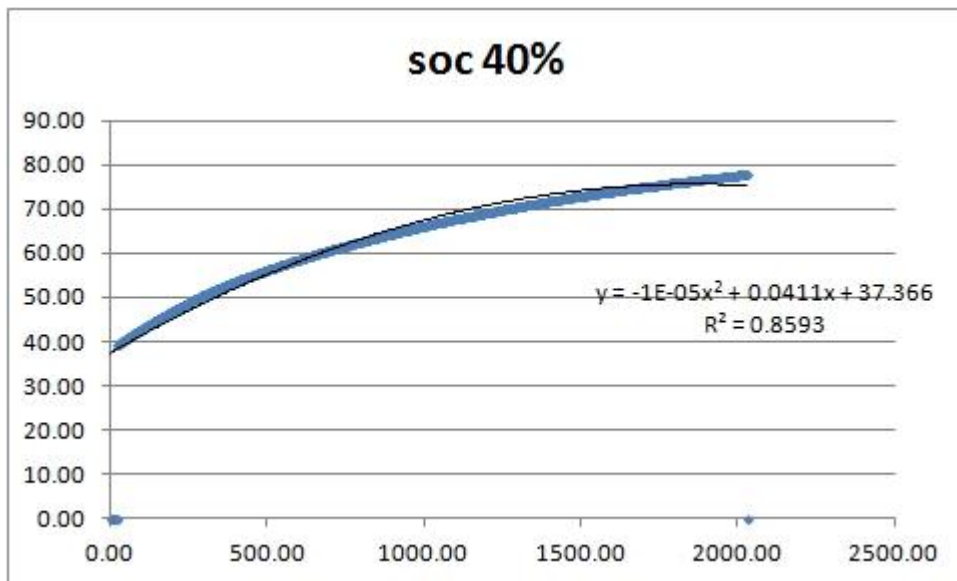


Figura 27: SOC in funzione del tempo per una ricarica a 55 kW e con SOC iniziale a 40%

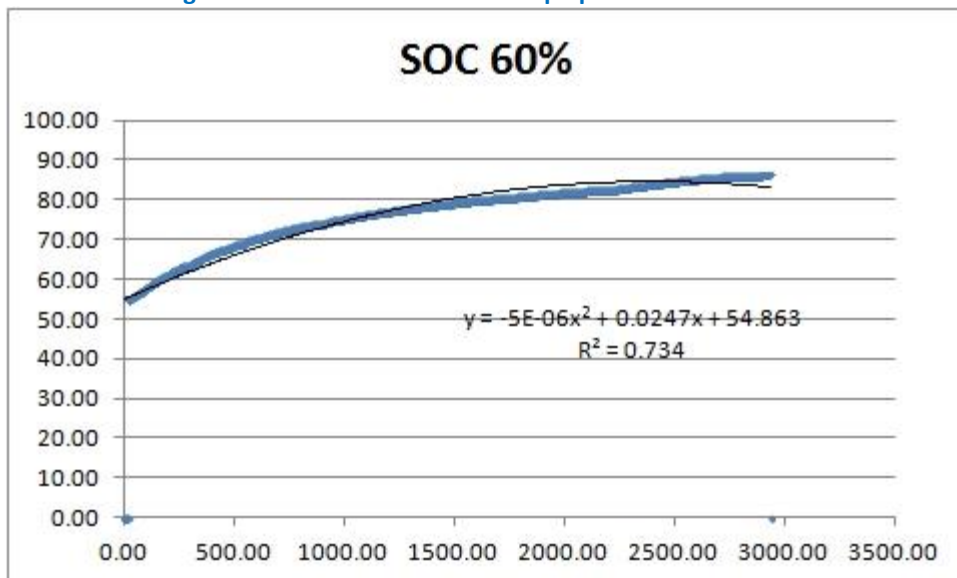


Figura 28: SOC in funzione del tempo per una ricarica a 55 kW e con SOC iniziale a 60%

Utilizzando come durata per il servizio di ricarica il tempo calcolato per raggiungere il 75% del SOC, otteniamo i risultati riportati in Tabella 21.

Tabella 21: Risultati di sintesi per lo scenario 4 nel caso di biberonaggio

Scenario 4	Stazione1	Stazione2	Stazione3
Numero utenti serviti	970	1238	841
Peak power (kW)	250	370	234
Attesa massima (s)	706	701	856
Clientsi persi	3	1	13

I valori di picco di potenza non variano sostanzialmente poiché sono stati usati gli stessi i valori medi utilizzati nel caso di ricariche fisse a 30 minuti. Infatti, nella maggior parte dei casi, la variazione della potenza risulta irrilevante. I tempi di attesa massimi si distribuiscono in maniera diversa rispetto al caso di ricariche di durata fissa, e subiscono anche una riduzione rispetto al caso precedente. In più, il numero di clienti persi per eccessiva attesa scende a 17, meno della metà del caso con ricariche di durata fissa.

4 Conclusioni

Il presente lavoro ha avuto come scopo l’analisi di sensitività dei modelli sviluppati nella scorsa annualità per la simulazione del comportamento degli utenti nella scelta di una stazione di ricarica sulla base di una logica fuzzy. I dati su cui si sono basate le simulazione sono dei FCD raccolti dalla società OctoTelematics e rappresentano un campione di guidatori di auto convenzionali, che si suppongano si convertano completamente alla mobilità elettrica.

Il modello è stato implementato per mezzo di una simulazione ad eventi, a differenza di quanto fatto precedentemente quando si è utilizzata una simulazione nel dominio del tempo.

L’analisi di sensitività è proceduta come un’analisi “what-if”, ovvero di scenari, nella quali sono state modificati a turno dei parametri del modello per osservarne le implicazioni sui risultati.

Inoltre, è stato proposto un nuovo modello decisionale, nella quale è il provider del servizio (in regime di monopolio) a scegliere in quale stazione l’utente debba eseguire il rifornimento. Sono stati confrontati i risultati per questo modello con quello in cui è l’utente a decidere e il modello in cui è il provider a decidere, tenendo conto della domanda di potenza alla stazione, dei tempi di attesa e della distanza dell’utente al momento della richiesta dalle stazioni, risulta essere il più efficiente in termini di livello di servizio.

È stato inoltre verificato lo scenario, assai plausibile, nel quale gli utenti possono decidere di rinunciare a ricaricare quando ci sia eccessiva attesa alle stazioni.

Un ulteriore ampliamento dello scenario ha incluso la possibilità di eseguire ricariche di biberonaggio, che hanno il vantaggio di ridurre notevolmente i tempi di attesa e di ricarica e al tempo stesso fornire una quantità di carica confrontabile con la ricarica fissata a 30 minuti.

I risultati riportati risultano molto interessanti poiché mostrano che le variabili in gioco influenzano fortemente gli scenari di output, anche se spesso la comprensione delle relazioni fra le grandezze in gioco non è immediata. Lo sviluppo auspicato sarebbe l’integrazione dell’approccio proposto in un modello di ottimizzazione in cui venga inclusa come variabile di output anche la posizione delle stazioni.

5 Appendice: Confronto con il modello basato sulla simulazione con tempo continuo

In questa appendice, analizzeremo le differenze che esistono tra i risultati di una simulazione a tempo continuo, come quella utilizzata nella scorsa annualità, e una simulazione ad eventi, presentata in questo report. Per fare questo, prendiamo in considerazione lo **Scenario 1**: Stazione 1 PR 10, Stazione 2 PR 10, Stazione 3 PR 20; introdotto in precedenza.

I risultati per i tempi di attesa sono riportati nella Figura 29. Come si può vedere dal confronto con il grafico riportato nel pannello più in basso della Figura 16, la distribuzione dei tempi di attesa è notevolmente differente, così come i valori dei tempi massimi di attesa.

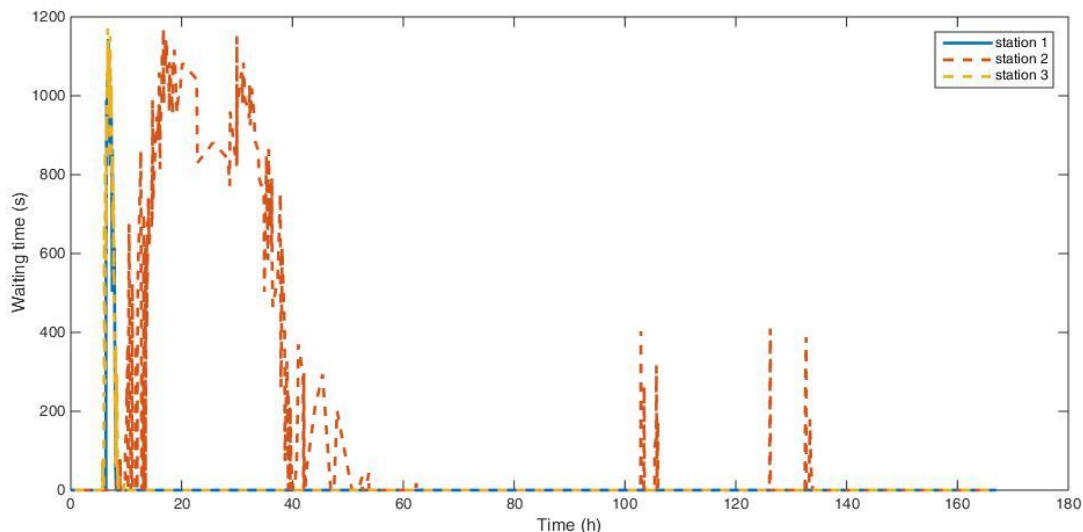


Figura 29: tempi di attesa per lo scenario 1 nel caso di simulazione nel tempo.

Ovviamente, anche la distribuzione degli utenti fra le stazioni risulta differente (Figura 30), ed effettivamente più equilibrata nello scenario a tempo continuo.

Tuttavia, la simulazione ad eventi presenta dei vantaggi, quali la maggiore flessibilità di programmazione e una gestione efficiente delle code, che la rende uno strumento adatto a questo tipo di problema. La soluzione potrebbe risiedere nella calcolo nel dominio del tempo dei tempi di attesa e delle curve di carico alle stazioni integrata con una simulazione ad eventi per la gestione dei clienti fra le diverse stazioni.

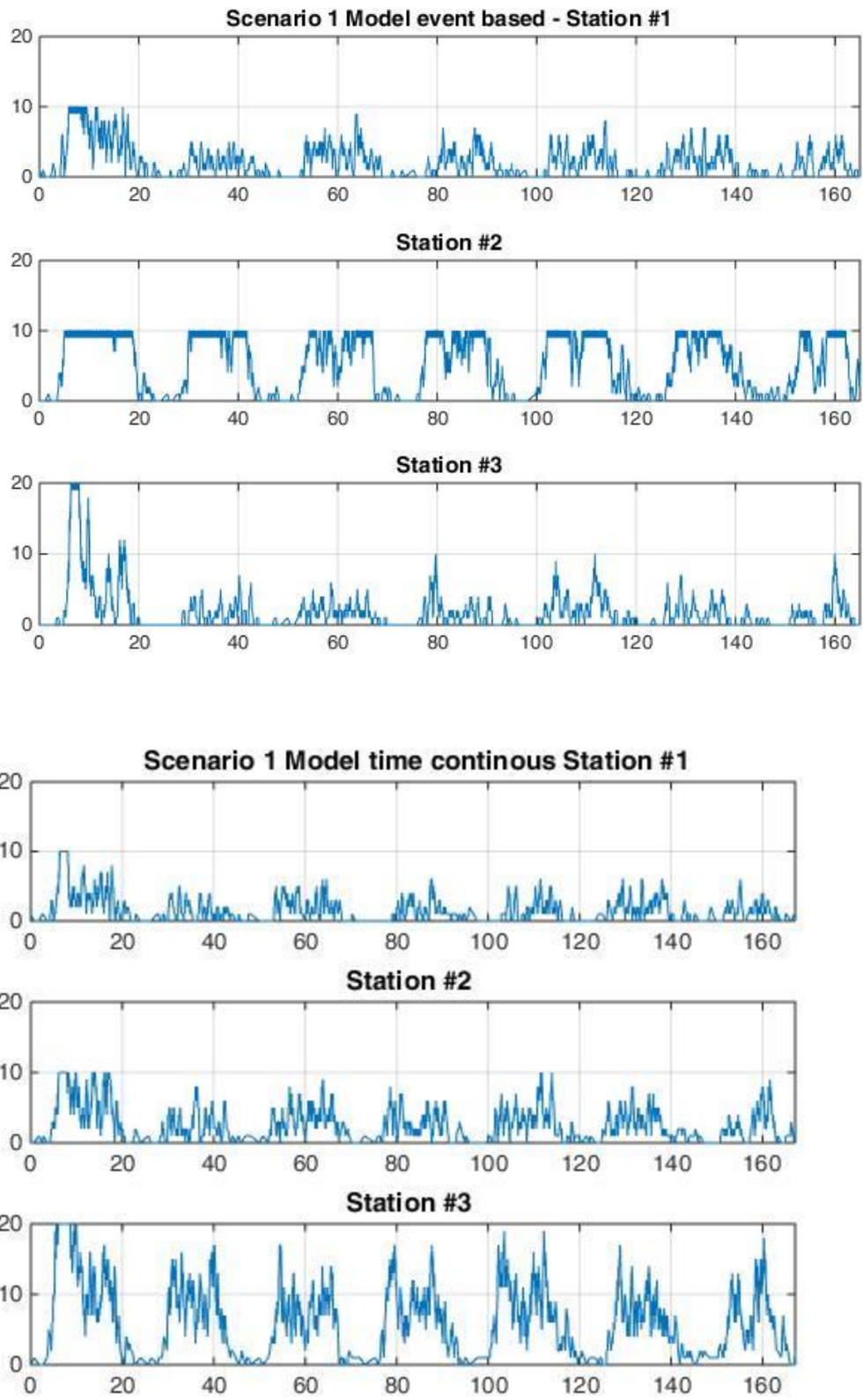


Figura 30: Confronto fra l'affollamento delle stazioni nel caso di simulazione basata su eventi (sopra) e sul tempo (sotto).

6 Appendice: Dipendenza dalla posizione delle stazioni

Nel presente lavoro ed in quelli precedenti, la posizione delle stazioni è stata ipotizzata prefissata ed invariabile. Questo perché, come accennato in precedenza, in un'area urbana limitata, come quella presa in considerazione, la collocazione di un'infrastruttura di ricarica deve rispettare dei vincoli di diverso tipo che ne impediscono la collocazione nella posizione "ottimale". Tuttavia, questa variabile rappresenta un fattore importante nella pianificazione delle infrastrutture di ricarica. Senza entrare nel dettaglio della determinazione della migliore posizione fra quelle possibili (ovvero, stazioni di servizio e parcheggi) nella zona considerata, esponiamo un'analisi di sensitività rispetto alla scelta della posizione, considerando il modello di simulazione Assegnazione.slx. Consideriamo altre due terne di infrastrutture di ricarica. Come variabile di ingresso consideriamo la distanza media (aerale) delle stazioni dai punti di sosta di tutti gli utenti per l'intera settimana, normalizzata da 1 a 10 secondo quanto fatto per il modello fuzzy (vedi pag. 10). Come variabili di uscita consideriamo il tempo massimo di attesa e il numero di utenti globalmente servito. Non abbiamo preso in considerazione la potenza richiesta alla stazione perché per il modello di simulazione utilizzato questo valore non cambia significativamente. Lo scenario analizzato è **Scenario 1**: Stazione 1 PR 10, Stazione 2 PR 10, Stazione 3 PR 20; per semplificare la lettura della tabella, riportiamo anche i risultati ottenuti in precedenza per le stazioni 1, 2 e 3.

Tabella 22: Dati si riepilogo per differenti scelte delle posizioni delle stazioni di ricarica

Stazione	Distanza media	Numero utenti	Tempo attesa max
Prima terna di stazioni			
1	3.6560	707	2520
2	2.5138	1646	1980
3	3.1828	713	1800
Seconda terna di stazioni			
1a	3.5895	1218	1980
2a	4.0984	719	1980
3a	2.5828	1129	1800
Terza terna di stazioni			
1b	2.7526	2049	2340
2b	2.7647	814	1980
3b	2.7505	169	1800

Dai risultati riportati in Tabella 22 risulta evidente una forte influenza della posizione delle infrastrutture di ricarica sui tempi di attesa e sulla distribuzione globale degli utenti. Tuttavia, risulta più difficile individuare quale sia la relazione fra le distanze medie e l'andamento delle due grandezze di output. L'argomento è di interesse per un ulteriore approfondimento.

7 Bibliografia

- [1] N. Andrenacci, A. Genovese, R. Ragona, "Sviluppo di un simulatore comportamentale per la valutazione dei livelli di servizio di una struttura di ricarica elettrica di zona", Settembre 2016, RSE-PAR 2015, http://www.enea.it/it/Ricerca_sviluppo/documenti/ricerca-di-sistema-elettrico/adp-mise-enea-2015-2017/mobilita-elettrica/rds_par2015-210.pdf
- [2] R. Ragona, A. Genovese, S. Orchi, N. Andrenacci, "Studio degli aspetti energetici ed economici di un sistema di stazioni di ricarica rapida", Settembre 2017, RSE-PAR 2016 (in pubblicazione)
- [3] http://automazione-plus.it/mobilita-elettrica-le-stazioni-di-ricarica-rapida-abb-ad-hannover-messe-2018_98676/
- [4] <https://www.qualenergia.it/articoli/monopolio-o-concorrenza-come-sta-nascendo-il-mercato-della-ricarica-per-lauto-elettrica-in-italia/>

- [5] Wagner, Harvey M. "Global Sensitivity Analysis." *Operations Research*, vol. 43, no. 6, 1995, pp. 948–969. JSTOR, JSTOR, www.jstor.org/stable/171637.
- [6] N. Andrenacci, V. Fabrizi, R. Ragona, G. Valenti, "Strumenti metodologici per la dislocazione ottimale ed il dimensionamento energetico delle stazioni di ricarica elettrica in ambito urbano", Settembre 2015, RSE-PAR 2014, http://www.enea.it/it/Ricerca_sviluppo/documenti/ricerca-di-sistema-elettrico/elettromobilita/2014/rds-par2014-107.pdf
- [7] Lofti A. Zadeh, "Fuzzy sets and systems". In: Fox J, editor. *System Theory*. Brooklyn, NY: Polytechnic Press, 1965: 29–39
- [8] Lofti A. Zadeh, "Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes". *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, 1973; 3: 28–44
- [9] http://www.bytecraft.com/downloads/Linguistic_Variables_Clear_Thinking_With_Fuzzy_Logic/Paper/LinguisticVariables.pdf
- [10] MathWorks, Fuzzy Logic Toolbox, ver. R2016a, <http://it.mathworks.com/help/fuzzy/>
- [11] MathWorks, SimEvents Toolbox, ver. R2018a <https://it.mathworks.com/help/simevents/index.html>
- [12] http://www.eurac.edu/en/research/technologies/renewableenergy/publications/Documents/2015_1027_Electromobility_EURACfinal.pdf