

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA  
FACOLTÀ DI INGEGNERIA  
CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA DELL'INFORMAZIONE

TESI TRIENNALE

---

# Analisi stocastica di un sistema di trasporto a veicoli elettrici

---

*Relatore:*  
Prof. Leonardo BADIA

*Studente:*  
Beatrice DA LIO

ANNO ACCADEMICO 2013-2014

24 Luglio 2014

## Sommario

In questa tesi si studia la qualità del servizio (QoS) di un sistema di trasporto a veicoli elettrici (EV) usando un modello stocastico basato su una catena di Markov a tempo discreto. Si considera che l'EV possa compiere tre azioni: muoversi, essere parcheggiato o ricaricare. Lo stato di carica (SoC) della batteria è rappresentato tramite un'opportuna quantizzazione verificata empiricamente. Le probabilità di transizione vengono definite in funzione di parametri reali, quali l'autonomia e il tempo di ricarica della batteria, il numero e la lunghezza delle tratte percorse, la velocità media del veicolo, la durata del giorno e il livello di elettrificazione dei parcheggi. La QoS è definita come la probabilità che, durante una giornata di commissioni, l'EV non resti senza carica e quindi riesca a completare tutte le tratte che aveva programmato. I risultati ottenuti dimostrano la possibilità di realizzare percorsi giornalieri più lunghi dell'autonomia della batteria, a condizione che siano disponibili punti di ricarica (non necessariamente di elevata potenza) nelle aree di parcheggio; punti che sono pienamente sfruttati dato che un veicolo è parcheggiato per la maggior parte della giornata.



# Indice

<b>1</b>	<b>Introduzione</b>	<b>5</b>
<b>2</b>	<b>Background</b>	<b>9</b>
2.1	Modelli stocastici per le reti . . . . .	9
2.2	Veicoli Elettrici . . . . .	10
<b>3</b>	<b>Modello</b>	<b>17</b>
3.1	Costruzione del modello . . . . .	17
3.1.1	Probabilità di transizione in funzione di parametri descrittivi del sistema . . . . .	19
3.2	Implementazione del modello . . . . .	21
3.3	Effetto di $\Delta t$ e di $N$ . . . . .	23
3.3.1	Scelta di valori opportuni per $N$ e $\Delta t$ . . . . .	24
<b>4</b>	<b>Valutazioni delle prestazioni</b>	<b>27</b>
4.1	Relazione tra autonomia e disponibilità dei punti di ricarica . . . . .	27
4.2	Frammentazione del percorso totale . . . . .	29
4.3	Relazione tra autonomia e variazione del percorso totale . . . . .	31
4.4	Effetto del tempo di ricarica e della velocità media . . . . .	34
<b>5</b>	<b>Conclusioni</b>	<b>37</b>



# Capitolo 1

## Introduzione

I motivi principali per cui è scattato l'interesse per i veicoli elettrici (EV) sono il livello di inquinamento, soprattutto legato alle emissioni di CO<sub>2</sub>, prodotto dai veicoli a combustione interna (IC) e l'elevata richiesta di petrolio. Dal protocollo di Kyoto del 1998 è cominciato uno sforzo globale generale per la riduzione di emissione di gas a effetto serra di cui il settore dei trasporti è uno dei maggiori colpevoli: negli Stati Uniti, per esempio, contribuisce per il 30% alla totalità di emissioni, e anche nel Regno Unito arriva a quota 22-25% [1], [2]. Nel 2009 l'Unione Europea ha definito una strategia di riduzione autonoma delle emissioni, formalizzata nella direttiva 2009/28/CE, nota anche come *Direttiva 20 20 20*. L'Europa si impegna così a diminuire del 20% il consumo di fonti primarie e le emissioni di gas climalteranti, e nel contempo ad aumentare del 20% l'utilizzo di energie rinnovabili entro il 2020.

Per diminuire la crescente richiesta di combustibile fossile e le emissioni di CO<sub>2</sub>, proporzionali alla continua crescita dell'utilizzo mondiale di autoveicoli, appare dunque necessaria la sostituzione del petrolio. È in questo contesto che si inseriscono gli EV: è stato dimostrato che possono costare solamente 1.2-1.9 centesimi al km, molto meno degli 8 centesimi al km dei veicoli IC, e al contempo produrre il 50% delle emissioni di CO<sub>2</sub> in meno [3].

Ciononostante, ci sono molteplici ostacoli a contrastare l'adozione degli EV. Gli utenti sono preoccupati dal prezzo e dalla praticità di questi veicoli, che dipende dalla limitata autonomia, dal tempo di ricarica elevato e dalla scarsa presenza di infrastrutture di ricarica nel territorio. Si è venuto a creare un circolo vizioso: lo scarso successo sul mercato limita il valore degli investimenti in infrastrutture pubbliche, fatto che aumenta il fenomeno noto come *range anxiety* e diminuisce la domanda dei consumatori [4].

Questo sentimento di inaffidabilità e di ansia è legato alla paura degli utenti che il veicolo non abbia carica sufficiente per arrivare a destinazione, che la batteria cioè si scarichi completamente durante un viaggio lasciando l'autista bloccato a metà strada. Questo fenomeno non solo scoraggia l'acquisto di EV, ma arriva a limitarne i benefici: i primi consumatori tendono infatti a considerare gli EV come un secondo veicolo, da utilizzare per fare tratti di strada minimi nonostante l'autonomia del veicolo sia sufficiente a coprire tratte anche più lunghe [5]. Per esempio [6], utenti scoraggiati dalla *range anxiety* potrebbero sentirsi costretti a pianificare viaggi non più lunghi di 145 km (90 miglia) pur avendo una batteria con autonomia di 160 km (100 miglia), in modo da assicurarsi i 15 km restanti

per coprire eventuali errori nel calcolo della lunghezza del percorso e del consumo della batteria.

Appare evidente che il problema maggiore è legato alla presenza di infrastrutture adeguate; numerosi studi negli ultimi anni hanno come scopo principale l'identificazione di algoritmi che ne permettano il posizionamento ottimo in funzione, per esempio, dell'andamento del traffico [4], [6], [7]. Un altro punto molto investigato, di conseguenza, è la modellazione del traffico e delle dinamiche della rete stradale [8].

Inoltre la pianificazione dei percorsi può essere ottimizzata con l'ausilio di sistemi di comunicazione con le infrastrutture, in modo che in ogni istante il veicolo conosca la disponibilità di punti di ricarica, la loro posizione e il percorso ottimo per raggiungerli tenuto anche conto del traffico. In questo caso l'autista è costantemente rassicurato sul fatto di poter completare il viaggio, e nel caso la carica sia insufficiente può pianificare una sosta. A questo aspetto è correlata anche la stima accurata dello stato di carica della batteria, e quindi dell'autonomia residua [9].

Non meno importanti sono gli studi sull'ottimizzazione delle batterie, in modo da aumentare l'autonomia, e quelli che invece riguardano l'impatto degli EV sulla rete elettrica già presente nel territorio. La richiesta di energia aumenterà, come ben si può immaginare, con la graduale adozione degli EV, e quindi alcuni studi si concentrano sulle modifiche da apportare alla rete preesistente e in quali punti [10].

È pertanto interessante studiare la probabilità con la quale un EV riesce a compiere una serie di tratte nel corso di una giornata, e quella opposta con cui resta senza energia nel mezzo di una tratta. Queste probabilità dipendono da altri parametri, come l'autonomia dell'EV ed il tempo di ricarica della batteria. Si definisce in questa tesi, allora, Qualità del Servizio (QoS) la probabilità che un EV non esaurisca del tutto la carica della batteria nel corso della giornata. In questa tesi, per le valutazioni si è utilizzato un modello a tempo discreto basato su una catena di Markov, implementato in Matlab. Una metodologia simile è stata utilizzata in [11], dove la catena di Markov è stata usata per simulare il comportamento di una flotta di EV allo scopo di investigare gli effetti di una perturbazione nello stato del traffico.

Si è poi analizzato, attraverso questo modello, l'andamento della QoS in funzione di vari parametri: autonomia e velocità del veicolo, frazione di parcheggi elettrificati, tempo di ricarica della batteria, numero e lunghezza delle tratte. Si è osservato che la QoS migliora con l'aumentare dell'autonomia, dell'elettrificazione e della frammentazione del percorso totale in un maggior numero di tratte (dividendo cioè il percorso in tratte più brevi). Invece, aumentando il percorso totale la QoS peggiora. Infine la QoS migliora con un tempo di ricarica minore ed una velocità media maggiore.

I successivi capitoli di questa tesi sono organizzati come segue. Nel Capitolo 2 sono introdotti i metodi matematici per l'analisi delle reti e sono discussi altri studi relativi all'analisi degli EV, dal punto di vista del problema della scarsa autonomia e della *range anxiety*, dell'impatto sulla rete elettrica, dell'ottimizzazione e della pianificazione delle posizioni delle infrastrutture di ricarica. Nel Capitolo 3 si descrive il modello utilizzato nella tesi, analizzando anche per quali valori dei parametri di discretizzazione temporale e della batteria si ottengono

risultati indipendenti dalla loro variazione. Nel Capitolo 4 si studia come varia la QoS in funzione dei parametri reali, e vengono presentati i risultati numerici. Infine nel Capitolo 5 si espongono le conclusioni, sottolineando i limiti del modello e discutendo i possibili sviluppi futuri della tesi.





# Capitolo 2

## Background

### 2.1 Modelli stocastici per le reti

Le catene di Markov e la teoria delle code sono utilizzate in diversi lavori che studiano le reti di telecomunicazioni. Questi modelli stocastici servono per trovare le proprietà stazionarie e fare un'analisi delle prestazioni delle reti in questione.

Un esempio, da questo punto di vista, sono gli studi sulle reti che sfruttano meccanismi ARQ SR, cioè Automatic Retransmission reQuest Selective Repeat; con questo algoritmo i pacchetti vengono trasmessi nel canale uno dopo l'altro da parte del trasmettitore. Il ricevitore, quando riceve un pacchetto corretto risponde con un segnale di ACK (acknowledgement) altrimenti con un NACK (not acknowledgement). Appena le risposte giungono al trasmettitore, questo: nel primo caso cancella dal buffer il pacchetto trasmesso correttamente e continua nell'ordine la trasmissione; nel secondo caso, decide che il prossimo pacchetto da inviare non è il successivo, ma quello trasmesso erroneamente.

Negli articoli [12], [13] e [14] si modella con una catena di Markov la rete di trasmissione. Gli stati in cui può trovarsi dipendono dallo stato del canale, dalla trasmissione di pacchetti e dal numero di pacchetti in coda al trasmettitore. Questo metodo consente di investigare statisticamente il ritardo, anche a seconda di vari parametri, come il tasso di arrivo dei pacchetti.

Questa tesi adotta metodologie simili, applicandole ad un problema diverso.

Studi, poi, come [15] e [16] estendono la metodologia di base della teoria delle code e delle catene di Markov (si utilizza un Markov Decision Process) applicandola al problema della generazione energetica per terminali radio. Si analizza l'effetto che le politiche di gestione della carica hanno sull'irreversibile degrado della batteria e si ricerca una politica di gestione ottima che permetta di allungare la vita della batteria.

In questo modello si considerano due code, una per generare il traffico di informazione e l'altra che rappresenta i pacchetti di carica accumulati sulla batteria. In questa tesi, la carica della batteria può essere vista in maniera simile.

Se gli studi sopra citati si riferiscono ad ambiti diversi da quelli di questa tesi, va anche menzionato [17] che applica questi metodi alle reti di comunicazioni fra veicoli. Si presenta un modello matematico basato su una catena di Markov per modellare il trasporto indiretto di informazione nel quale i veicoli funzionano da *carrier* dei pacchetti. Questa situazione è complicata dal fatto che alcuni

veicoli possono essere più lenti di altri. Il metodo proposto ottiene la statistica completa dei ritardi dei pacchetti (non solo la media).

Un'altra analogia tra le reti di comunicazioni e i sistemi di trasporto analizzati in questa tesi, riguarda i metodi che sono utilizzati per l'ottimizzazione, per esempio algoritmi genetici come in [18] (per le reti) e [7] (per i trasporti).

## 2.2 Veicoli Elettrici

La tesi ha preso particolare ispirazione da [7], uno studio nel quale si affronta il problema di diminuire la *range anxiety* quando il veicolo è utilizzato per fare tratte medio-brevi, con un percorso totale che però supera l'autonomia della batteria. L'articolo studia il posizionamento ottimo dei punti di ricarica.

Si distinguono tre tipi di punti di ricarica: Livello 1, adatto alla ricarica notturna in casa ed eventualmente durante le ore lavorative nel posto di lavoro; Livello 2, più veloce (il tempo di ricarica è di qualche ora) ma che richiede una modifica della rete; Livello 3, molto veloce (più o meno mezz'ora), che è un'implementazione ad alto voltaggio e grande potenza, che eroga corrente continua direttamente al pacco batterie del veicolo. Il costo, in termini economici, di quest'ultima tipologia è altissimo [7]. Infine, si assume che ogni veicolo abbia a disposizione a casa un punto di ricarica di Livello 1. Si utilizzano dati reali relativi alle abitudini di guida, raccolti attraverso GPS nell'area metropolitana di Seattle, WA, negli Stati Uniti, per un periodo di 18 mesi (da novembre 2004 ad aprile 2006), registrando l'attività di 275 volontari, per un totale di 445 veicoli. Lo studio considera i punti di arrivo di ogni tratta, la lunghezza delle tratte e il tempo di sosta tra una tratta e la successiva, per tenere traccia dello Stato di Carica (SoC) della batteria, data un'autonomia di 100 miglia. Definisce poi *Missed Trip* una tratta la cui lunghezza necessita una carica maggiore di quella restante nella batteria (da questo punto tutte le successive sono *Missed Trips* finché la carica non viene rigenerata), e *Missed Miles* la lunghezza, in miglia, delle corrispondenti *Missed Trips*.

Il punto fondamentale in [7] è, allora, minimizzare il numero di *Missed Miles* localizzando i punti ottimi dove installare punti di ricarica pubblici, tenendo conto del budget.

L'articolo utilizza un algoritmo genetico per trovare la soluzione ottima, senza considerare la possibile congestione ai punti di ricarica, utilizzando come insieme di candidati i punti di arrivo delle tratte trovati attraverso il sistema di GPS descritto sopra.

Se si assume solamente la presenza di un punto di ricarica di Livello 1 a casa, il risultato ottenuto è che solamente il 10% dei veicoli studiati riesce a compiere tutte le tratte programmate; il 41% ha bisogno di fare un adattamento di percorso per meno del 5% dei giorni di viaggio, il 21% necessita di adattare il viaggio tra il 5% e il 10% dei giorni, mentre il restante 28% richiede adattamenti per oltre il 10% dei giorni di viaggio. Se si aggiungono dei punti di ricarica pubblici è necessario tenere conto del budget economico totale: se questo è ristretto, sono preferibili molti punti di ricarica di Livello 1, mentre più aumenta il budget più si può aumentare il numero di punti di ricarica di Livello 2 e 3. I luoghi indicati come più convenienti sono nelle grandi città, per esempio nei luoghi di lavoro e nei parcheggi dei centri commerciali, e lungo le *interstate highways*. I primi soprattutto per punti di ricarica di Livello 1 e 2, i secondi per punti di Livello

3, necessari a coprire tratte più lunghe dell'autonomia della batteria.

Risultati simili sono ottenuti in [6] per veicoli con autonomia nominale di 120 km (75 miglia). Anche in questo articolo si considera la suddivisione dei punti di ricarica in Livello 1, 2 e 3 e, inoltre, si considerano due politiche di ricarica: *Timed*, nella quale per evitare di sovraccaricare la rete elettrica si restringe il periodo di ricarica, escludendo le ore di punta della domanda di energia, e *Opportunity*, che permette di ricaricare in qualunque momento.

L'articolo, utilizzando il simulatore per veicoli elettrici BLAST-V (Battery Lifetime Analysis and Simulation Tool for Vehicles), usa un approccio microscopico (viene simulato ciascuno dei percorsi) studiando, anche, il degrado della batteria in dieci anni. Lo studio dimostra che il punto di ricarica a casa è sufficiente che sia di Livello 1, con politica *Opportunity*; con questa scelta la batteria del veicolo si deteriora meno nel tempo e il servizio per l'utente è praticamente identico a quello che si avrebbe con un Livello 2.

Analizzando, poi, la presenza di punti di ricarica nei luoghi di lavoro (assumendo un Livello 1 *Opportunity* a casa), gli autori notano che la maggior parte dei veicoli non trae benefici significativi; questo avviene perché i giorni lavorativi solitamente coincidono con quelli in cui si fanno tragitti brevi, e la ricarica notturna a casa risulta allora sufficiente. Ciò non toglie che per alcuni veicoli ci sia un importante miglioramento: questi sono infatti i veicoli che per raggiungere il luogo di lavoro fanno molta strada (gli utenti sono pendolari). Si suggerisce allora di fornire un punto di ricarica di Livello 2 e tipo *Opportunity* nel luogo di lavoro specificatamente indirizzato ai dipendenti che abitano più distante.

Successivamente vengono studiati gli effetti di punti di ricarica nei luoghi pubblici, i quali devono essere di tipo *Opportunity*: in questo caso i punti di ricarica di Livello 2 sembrano essere la scelta migliore, incrementando significativamente l'utilizzo e le miglia percorse. La scelta di infrastrutture di Livello 3 apporta benefici di poco maggiori, negli scenari considerati (ma gli stessi autori indicano la necessità di investigare altri scenari).

Infine, si dimostra che la *range anxiety* impatta negativamente sulla qualità del servizio raggiungibile: nello scenario, per esempio, in cui sono presenti solamente i punti di ricarica di Livello 1 *Opportunity*, i conducenti con alta *range anxiety* utilizzano il 4%/8% di carica della batteria in meno rispetto a quelli con poca *range anxiety*. Infatti, i primi non sfruttano l'intera carica della batteria ma mantengono un margine di almeno 25 km (15 miglia), mentre i secondi mantengono un margine di soli 8 km (5 miglia).

Il problema considerato in [4] è, invece, quello di servire una flotta di 600 taxi nella città di Seul, in Corea del Sud, pianificando la posizione ottimale di 100 punti di ricarica in 22 siti diversi, in un'area vasta 603 km<sup>2</sup>. In questo caso i punti sono decisi ammettendo che il percorso dei taxi possa essere modificato fino al 20% di lunghezza per raggiungere i siti di ricarica. Questi sono, quindi, decisi in modo da ottimizzare il servizio complessivo dell'intera flotta, nei limiti delle deviazioni ammesse.

Mentre i primi due studi considerano un approccio microscopico-deterministico nell'analisi dei percorsi (si tratta di proprietari dei veicoli che fanno percorsi ben definiti), in questo studio invece si usa un approccio stocastico per rappresentare la domanda aleatoria dei clienti del servizio taxi.

Lavoro di importanza fondamentale per questa tesi è [11]: anche in questo articolo gli autori hanno scelto un approccio di tipo stocastico per modellare una flotta di 2000 veicoli. Lo scopo principale è dimostrare la validità di un modello basato su una catena di Markov a tempo discreto e mostrarne il potere predittivo. Per stimare le probabilità di transizione, gli autori si sono basati su dati reali provenienti dal test *SwitchEV* [19], svoltosi nel nord-est del Regno Unito. Nel test, ogni utente ha accesso a tre tipologie di punti di ricarica: nel posto di lavoro, a casa e pubblici.

La catena di Markov ha 9 stati per ognuno dei 24 intervalli in cui è suddivisa la giornata (ogni intervallo rappresenta allora un'ora diversa del giorno). In ogni intervallo di tempo, ogni veicolo può trovarsi in uno dei 9 stati, combinazione dello SoC della batteria, *High*, *Medium* o *Low*, e della situazione in cui si trova, *Drive*, *Park* o *Charge*. Si costruisce, allora, una matrice di transizione  $\mathbf{G}$ ,  $24 \times 24$ , dove ogni elemento è costituito a sua volta dalla matrice di transizione  $\mathbf{P}$ ,  $9 \times 9$ , all'intervallo  $t$ :

$$G_{t1 \rightarrow t2} = P^{t1}$$

e dove

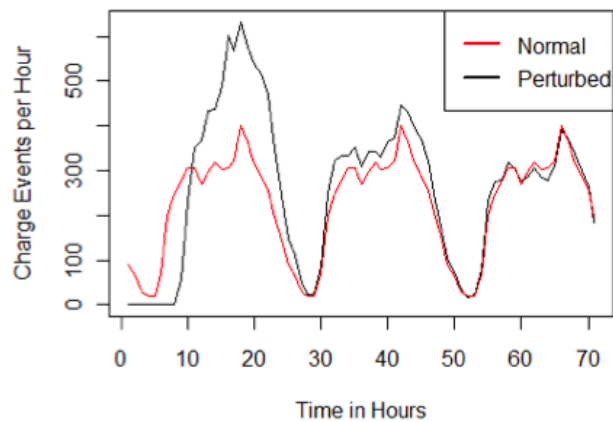
$$G_{t1 \rightarrow t2} = 0 \quad \forall t2 \neq \text{mod}_{24}(t1 + 1)$$

La scelta di utilizzare matrici diverse per ogni ora del giorno serve a modellare l'andamento ciclico giornaliero del traffico.

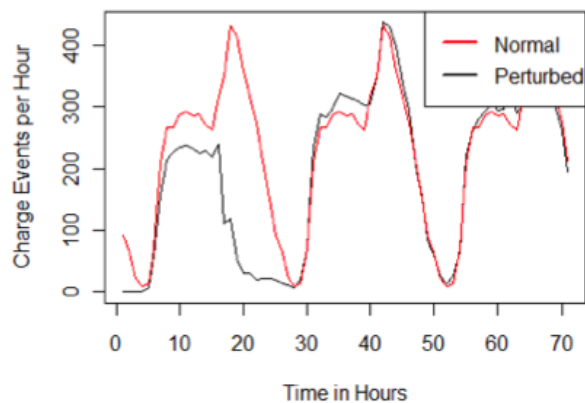
Simulando veicoli che abbiano accesso solamente a punti di ricarica a casa, si riscontra un picco nel numero di veicoli in carica verso le 20, con un forte calo nelle ore della mattina. Nel caso, invece, di veicoli che possano ricaricare solamente nel luogo di lavoro, si rileva una pronunciata tendenza a ricarica nella tarda mattinata, con graduale riduzione nel corso della giornata. La combinazione di questi risultati combacia con i dati raccolti in *SwitchEV*, confermando la catena di Markov come uno strumento adatto a modellare il comportamento di EV.

Successivamente, si studiano gli effetti sulle abitudini di ricarica ottenute di due perturbazioni particolari (si veda la figura 2.1). Come primo scenario, si simula una situazione di *black out* su larga scala; la simulazione comincia con i veicoli nello stato *Low-Park* alle 8 di mattina, quindi come dopo un *black-out* per cui gli EV non hanno avuto modo di caricare la batteria. Si nota che la popolazione di veicoli in ricarica cresce velocemente oltre il 60% del numero normale, ma già il giorno successivo si riscontra un'eccedenza di solo il 10%, che scompare il giorno seguente. Questo risultato combacia con quello atteso: i veicoli cercano il prima possibile di rigenerare la loro carica, e questo avviene durante il primo giorno, mentre la piccola eccedenza del secondo giorno rappresenta quella minoranza di veicoli non utilizzati il primo giorno. La seconda perturbazione, consiste nel simulare un'interruzione temporanea del servizio di ricarica per l'intera flotta: in questo caso i veicoli partono da uno stato *High*. Nella prima parte della giornata, quindi, il numero di veicoli in ricarica è minore del normale. Successivamente si impone il blocco di fornitura, tra le 18 e le 22: si vede che comporta un impatto relativamente piccolo già dal giorno seguente, fatto che indica che brevi restrizioni nel servizio di ricarica non comportano un effetto significativo. In entrambi gli scenari, allora, si vede che una perturbazione nello stato iniziale degli EV, che può avere anche una grande influenza iniziale, esaurisce il suo effetto velocemente.

Nelle conclusioni, gli autori suggeriscono l'opportunità di effettuare ulteriori



(a) *black out* fino alle 8, prima perturbazione



(b) interruzione del servizio dalle 18 alle 22, seconda perturbazione

Figura 2.1: Due scenari di perturbazione dello stato iniziale dei veicoli (tratto da [11])

analisi con granularità più fine.

Un approccio di tipo stocastico è utilizzato anche in [10], dove si studia l'effetto della domanda energetica degli EV sulla rete elettrica già esistente. In particolare, come caso di studio, si considera la rete dell'isola Flores, nell'arcipelago delle Azzorre, Portogallo, e si simulano due scenari: quando la flotta di veicoli è sostituita da EV per il 25% e quando lo è per il 50%. Analogamente a [11], si costruisce una catena di Markov a tempo discreto, per rappresentare lo stato in cui si trova il veicolo: *in movement*, *parked in a residential area*, *parked in a commercial area* e *parked in an industrial area*. Vengono distinte tre tipologie di parcheggio per riuscire ad identificare la potenza erogabile dalla rete. Anche in questo caso, la catena di Markov è periodicamente stazionaria, e le probabilità di transizione sono ripetute ciclicamente. Il periodo del ciclo è di una settimana, e al suo interno si possono trovare due sotto-cicli: il primo rappresenta una giornata lavorativa ed è quindi ripetuto 5 volte, il secondo una giornata festiva, ed è ripetuto 2 volte. Le simulazioni sono fatte combinando

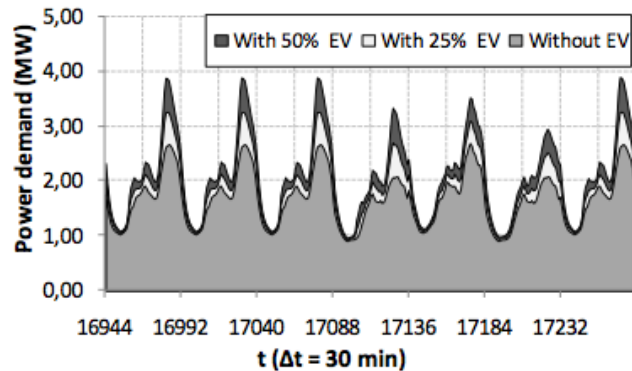


Figura 2.2: Richiesta di energia durante un ciclo, da lunedì a domenica (tratto da [10])

la catena di Markov, per prevedere la probabilità dello stato, con un metodo Monte Carlo, per prevedere la richiesta di energia. Dai risultati ottenuti si evince che la rete studiata è robusta; infatti risultano necessari degli investimenti per rinforzarla solo nel secondo scenario (50% di integrazione) mentre nel primo (25% di integrazione) la rete si dimostra adeguata. Interessanti sono anche i risultati che riguardano la perdita di energia, che, registrando una crescita del 30% nel primo caso e dell'80% nel secondo, dimostrano un aumento ben più che lineare rispetto alla percentuale di integrazione degli EV (si veda la figura 2.2).

Argomenti collaterali allo sviluppo della tesi, ma comunque degni di nota sono brevemente illustrati in questo paragrafo.

In [20], si considera il problema di bilanciare la domanda del servizio di ricarica all'interno di una rete di stazioni di servizio. L'obiettivo è ridurre la probabilità che si realizzino code eccessivamente lunghe in certe infrastrutture mentre altre sono sotto-utilizzate. È proposto un metodo stocastico per bilanciare il carico fra le code.

L'articolo [9] tratta, invece, lo SoC e il degrado della batteria, studiando i cicli di invecchiamento di una batteria agli ioni di litio 6Ah. Si propone poi un nuovo modello per ridurre l'influenza del degrado della batteria sull'accuratezza della stima dello SoC. I risultati presentati indicano che la capacità effettiva di una batteria agli ioni di litio ha una dipendenza regolare dai cicli di invecchiamento, e che questi possono essere misurati indirettamente attraverso il calcolo dei chilometri percorsi dal veicolo.

In [21] viene affrontato il problema di ottimizzare l'itinerario degli EV, tenendo in considerazione l'autonomia, la carica e il degrado della batteria. Si sviluppa una metodologia per pianificare gli itinerari e la ricarica per una flotta di EV, cercando di minimizzare il costo delle operazioni, costo che comprende sia il prezzo dell'energia sia il degrado della batteria. Si è riscontrato nei risultati ottenuti che programmare la ricarica e gli itinerari influenza la vita della batteria, e si è quindi trovato una schema che permette di allungarla.

Un altro studio che si occupa della ricerca di itinerari ottimi è [8], che diversamente da [21], utilizza un modello dinamico per rappresentare la rete stradale, basato su una catena di Markov. In questa rappresentazione, ogni stato indica

un tratto di strada che il veicolo percorre indicando anche il verso di percorrenza (dal punto A al punto B si trova nello stato AB, dal punto B al punto A nello stato BA). Questo modello è adattato e generalizzato allo scopo di rappresentare il consumo della carica della batteria di un EV all'interno di una rete stradale. Per illustrare l'efficacia dell'approccio proposto si utilizzano dati provenienti dal simulatore SUMO [22]. Interessanti sono gli esempi proposti di ottimizzazione dei percorsi, come *minimum energy routing*, dove si cerca non la strada più breve e veloce ma quella che comporta un minor consumo di energia dalla batteria; *minimum popularity routing*, per il quale si cerca di evitare le strade più affollate per minimizzare il rischio di incidenti e traffico; *mixed minimum energy/popularity routing*, che tiene conto di entrambi i casi precedenti, facendo una somma pesata per trovare un percorso ottimo; *socially aware optimal routing*, che a differenza dei precedenti non ricerca la soluzione ottima in ogni situazione, ma ricerca il comportamento ottimo per l'intero sistema veicoli-rete stradale (questo approccio richiede però la presenza di un'infrastruttura centralizzata che possa comunicare con i veicoli).

La tesi ha sviluppato un modello per rappresentare tutti gli stati in cui può trovarsi un EV, basandosi principalmente sull'idea presente in [11]: suddividere lo SoC in un certo numero di livelli per ogni situazione possibile (*Drive, Park e Charge*) per ottenere gli stati di una catena di Markov.

Si è scelto di studiare questo processo stocastico a tempo discreto utilizzando due matrici diverse, una per il giorno e una per la notte, per approssimare l'andamento diverso che il traffico ha a seconda dell'ora del giorno. Anche questa idea è stata suggerita da [11], che ha rappresentato la ciclicità con una matrice diversa per ogni ora del giorno, ma anche da [10], dove la ciclicità è di una settimana.

Un altro spunto molto interessante che si è cercato di integrare è quello di stimare la qualità del servizio (QoS) in base alle *Missed Miles*, le miglia cioè che un EV non riesce a percorrere a causa dello SoC insufficiente, idea presentata in [7].





# Capitolo 3

## Modello

### 3.1 Costruzione del modello

In questo modello si considera lo scenario di un veicolo elettrico (EV), o una popolazione di EV, che nell'arco di un giorno deve completare un certo numero di percorsi ritornando alla fine a casa. All'inizio della giornata (per esempio alle ore 8 del mattino) il veicolo inizia il suo servizio con la batteria che è stata completamente caricata durante la notte precedente. Durante la giornata, il veicolo si muove in una città in cui alcuni parcheggi sono dotati di punto di ricarica ed altri no. La notte il veicolo rientra a casa (se non è già rientrato). Si vuole studiare la possibilità di completare tutti i percorsi previsti (che nell'insieme possono superare l'autonomia della batteria) sfruttando il fatto che nel momento in cui il veicolo è fermo potrebbe avere a disposizione un punto di ricarica.

Questo modello si propone quindi di studiare la Qualità del Servizio (QoS), intesa come probabilità che il veicolo non esaurisca del tutto la carica durante una tratta e meglio definita più avanti, al variare di diverse ipotesi sulla lunghezza del percorso giornaliero ed il numero di tratte, l'autonomia della batteria e la frazione di parcheggi con punti di ricarica.

La catena di Markov usata in questo modello è discreta e ricalca il modello in [11]; ha  $3N + 3$  stati, ed è rappresentata nella figura 3.1.

L'automobile può fare tre azioni:

- *Drive*, cioè muoversi e consumare la batteria;
- *Park*, cioè rimanere ferma su un parcheggio;
- *Charge*, cioè rimanere ferma su un parcheggio con punto di ricarica e rigenerare la batteria.

La differenza col modello [11] sta nel non fissare il numero di livelli in cui è suddivisa la batteria; ci saranno perciò in generale  $N$  livelli omogenei, di cui il primo rappresenta la fascia di carica più alta mentre l' $N$ -esimo la più bassa.

A questo punto la catena di Markov risulta avere  $3N$  stati, ma ci sono ancora tre situazioni da rappresentare:



Si sceglie questa definizione per la QoS in analogia al concetto di *Missed Miles* in [7].

Le probabilità di transizione, come definite nella figura 3.1, dipendono da:

- $p_{\text{start}}$ , la probabilità che l'EV da uno qualunque degli stati *Charge* o *Park* passi al corrispondente stato *Drive*;
- $p_{\text{stop}}$ , la probabilità che l'EV da uno qualunque degli stati *Drive* passi al corrispondente stato *Charge* o *Park*;
- $p_{\text{home}}$ , la probabilità che l'EV da uno qualunque degli stati *Drive* passi nello stato *Home* (questo equivale ad assumere che il veicolo al posto che fermarsi in un parcheggio o in un punto di ricarica si ferma direttamente a casa);
- $f$ , frazione di parcheggi elettrificati;
- $p_c$ , la probabilità che la batteria dell'EV passi ad un livello inferiore (il modello trascura gli effetti di leakage delle batterie, e quindi questo avviene solo in corsa e non quando la macchina è parcheggiata);
- $p_{\text{charge}}$ , la probabilità che la batteria passi ad un livello superiore durante la ricarica.

**Alternanza Giorno-Notte.** Il traffico reale ha un andamento ciclico giornaliero con un massimo in corrispondenza delle ore di punta e un minimo notturno. Il sistema traffico è quindi un sistema tempo-variante (ciclico). Questo significa che le probabilità di transizione di stato dipendono, a rigore, dall'ora del giorno (come in [11]). In questo modello, volendo cogliere la variabilità del traffico, si costruiscono due distinte matrici di transizione: una valida per il giorno e una per la notte. Le probabilità di transizione sono costanti durante il giorno e la notte, ma diverse fra giorno e notte. In particolare la  $p_{\text{home}}$  è più elevata di notte per forzare i veicoli che ancora sono in circolazione a tornare a casa. Analogamente, la  $p_{\text{stop}}$  di notte viene azzerata, rappresentando il fatto che i veicoli non fanno altri percorsi eccetto quello per tornare a casa. Con questo artificio giorno-notte si approssima la variabilità del traffico giornaliero con due sistemi tempo-invarianti distinti.

### 3.1.1 Probabilità di transizione in funzione di parametri descrittivi del sistema

È possibile impostare il problema sotto un diverso punto di vista: i dati che vengono forniti non sono le probabilità sopra descritte, ma i parametri della tabella 3.1.

È possibile esprimere le probabilità di transizione in funzione dei parametri appena elencati facendo le seguenti considerazioni.

Per dedurre  $p_{\text{start}}$  si può fare questo ragionamento: in media, un EV percorre  $n$  tratte in una giornata di cui le prime  $n - 1$  rappresentano qualunque tipo di percorso mentre l' $n$ -esima rappresenta l'ultimo viaggio verso casa, dopo il quale l'EV resterà inutilizzato fino al giorno dopo. Durante la notte, invece, percorre

	simbolo	[unità di misura]
autonomia	$A$	[km]
tempo di ricarica	$T_{charge}$	[h]
lunghezza media delle tratte	$L$	[km]
numero medio di tratte	$n$	[-]
durata delle ore diurne	$H$	[h]
velocità media	$v$	[km/h]
intervallo di tempo discreto	$\Delta t$	[h]
numero di livelli della carica	$N$	[-]

Tabella 3.1: Parametri

un'unica tratta verso casa, indipendentemente dalla situazione in cui si trova a fine giornata.

Possiamo allora distinguere due tipi diversi di partenze: la prima è quella che avviene di giorno, per cui l'autista fa qualunque tipo di spostamento (compreso quello verso casa) e che, come descritto sopra, ha un valore atteso di  $n$ ; la seconda è quella che avviene di notte, il viaggio di ritorno, che ha valore atteso 1 (in realtà si può affermare che questo viaggio è unico ogni giorno, dato che si conclude nello stato *Home* dal quale i veicoli non escono).

Considerando il primo tipo di partenza, in un periodo di tempo lungo  $H$ , che rappresenta la giornata, un EV parte in media  $n$  volte. Per essere più precisi, un veicolo già in corsa non può partire nuovamente, quindi le  $n$  partenze avvengono solamente nel periodo di tempo in cui l'EV è fermo. Sia  $H^*$  questo periodo di tempo; allora vale la seguente relazione:

$$H^* = H - \frac{Ln}{v} = H \left( 1 - \frac{Ln}{Hv} \right) \quad (3.2)$$

Infatti, poiché  $Ln$  rappresenta la lunghezza del percorso totale,  $Ln/v$  rappresenta il tempo che ci mette il veicolo a percorrerlo a velocità media  $v$ .

Allora, in un periodo di durata  $\Delta t$ , partirà in media  $(n\Delta t)/H^*$  volte, così si ottiene:

$$p_{start} = \frac{n\Delta t}{H^*} \quad (3.3)$$

Per quanto riguarda la probabilità di partire durante la notte, è possibile utilizzare ancora la (3.3): infatti, possiamo assumere che di notte valga sempre  $n = 1$  e il parametro  $H^*$  definisce non tanto la durata della notte, quanto il tempo medio dopo il quale i veicoli rientrano a casa.

Passando alla probabilità di fermarsi, si nota che in generale, un veicolo si ferma in un parcheggio (elettrificato o meno) oppure a casa. Si possono allora considerare analogamente  $p_{stop}$  e  $p_{home}$ .

Per poter definire queste due probabilità, bisogna tener conto del fatto che un EV in questo modello deve compiere tratte di lunghezza media  $L$  percorse alla velocità media  $v$ . Quindi, la probabilità di fermarsi in generale dipenderà da quanti chilometri riesce a percorrere in media l'EV nel periodo di tempo  $\Delta t$  in rapporto ai chilometri totali da percorrere prima di fermarsi, ottenendo  $v\Delta t/L$ . A questo punto si deduce che, in media, su  $n$  tratte totali,  $n - 1$  si concludono

in un parcheggio mentre l' $n$ -esima a casa; perciò si scrivono:

$$p_{\text{stop}} = \frac{v\Delta t}{L} \frac{n-1}{n} \quad (3.4)$$

$$p_{\text{home}} = \frac{v\Delta t}{L} \frac{1}{n} \quad (3.5)$$

La probabilità di consumare un livello di carica, che è uguale sia durante il giorno sia durante la notte, si ricava analizzando il valore atteso dei chilometri percorsi dall'EV in un periodo di tempo  $\Delta t$  e l'autonomia di ogni livello  $A/N$  (si considerano livelli omogenei di carica). Intuitivamente, si spiega allora la seguente formula:

$$p_c = \frac{v\Delta t}{A/N} \quad (3.6)$$

Analogamente si spiega la probabilità di ricaricare un intero livello e quindi passare al successivo; per ricaricare ogni livello infatti ci vuole un tempo pari a  $T_{\text{charge}}/N$ . È sufficiente allora mettere in relazione il tempo  $\Delta t$  col tempo necessario a ricaricare per ottenere, appunto, la probabilità di aver ricaricato completamente il livello di carica:

$$p_{\text{charge}} = \frac{\Delta t}{T_{\text{charge}}/N} \quad (3.7)$$

## 3.2 Implementazione del modello

L'implementazione è stata fatta in Matlab (*release* R2014a, [23]), per realizzare una procedura che consenta di valutare le prestazioni.

**Matrice di transizione.** Come prima cosa è stata creata una funzione che permettesse di costruire la matrice di transizione  $M$ , che è una matrice quadrata, di dimensione  $(3N+3) \times (3N+3)$  nella quale l'elemento in posizione  $(i, j)$  rappresenta la probabilità di spostarsi in una unità di tempo dallo stato  $i$  allo stato  $j$ :

$$M(i, j) = P[X_n = j | X_{n-1} = i] \quad (3.8)$$

I parametri di input della funzione `matriceTransizione` sono quelli della tabella 3.1, mentre le probabilità  $p_{\text{start}}$ ,  $p_{\text{stop}}$ ,  $p_{\text{home}}$ ,  $p_c$  e  $p_{\text{charge}}$ , sono calcolate nella prima parte con le formule (3.3), (3.4), (3.5), (3.6) e (3.7).

Successivamente si procede con la creazione vera e propria della matrice, con il comando `M=sparse(3*N+3, 3*N+3)` che crea una matrice sparsa della dimensione adeguata; si è scelto di utilizzare matrici sparse (dato che la maggior parte degli elementi è nulla) perché possono avere dimensioni anche molto elevate ma utilizzando sempre poco spazio e permettono di fare operazioni in tempi relativamente brevi.

Si procede poi a riempire i vari  $M(i, j)$  come indicato nella figura 3.1.

Come si può notare, con questa funzione si possono creare sia la matrice di transizione per il giorno, sia quella per la notte; è sufficiente ricordare gli accorgimenti sui parametri  $n$  e  $H$  da fornire: di notte è sempre  $n = 1$  e  $H$  è tale che  $H^*$  indichi il tempo medio dopo il quale i veicoli devono essere rientrati a casa. In questa tesi si assumerà per la notte  $H^* = 1$  ora.

**Verifica della validità della matrice.** Successivamente, si è scelto di scrivere la funzione `sommaRighe` che restituisse come elementi di un vettore le somme degli elementi per righe di  $M$ ; essendo  $M$  una matrice di transizione ogni elemento del vettore restituito deve essere uguale a 1. Per la formula (3.8), si vede che tutti gli elementi della riga  $i$ -esima rappresentano le probabilità di passare dallo stato  $i$  a tutti gli altri, perciò:

$$\sum_{j=1}^{3N+3} M(i, j) = 1 \quad \forall j = 1, \dots, 3N + 3 \quad (3.9)$$

Lo scopo di questa funzione è un controllo interno per verificare che non ci siano errori.

**Evoluzione delle probabilità di stato.** La funzione `simula` ha come input il vettore  $p(0)$  e le matrici  $M_{\text{giorno}}$  e  $M_{\text{notte}}$  di cui si è ampiamente discusso, il numero di passi  $n_{\text{giorno}}$  e  $n_{\text{notte}}$  che definiscono la durata della simulazione e il parametro  $i$ ; questo deve essere un valore compreso tra 1 e  $3N + 3$  col quale si identifica lo stato della catena di Markov di cui si intende ottenere l'andamento. Quello che fa questa funzione è salvare ad ogni passo  $j$  il valore di  $p(j)[i]$ , cioè la probabilità che l'automobile si trovi nello stato  $i$  al passo  $j$ . Ciò si ottiene calcolando ad ogni passo il valore del vettore delle probabilità di stato. Dalla teoria, è noto che in generale per una catena di Markov con matrice di transizione  $M$ :

$$p(n) = p(0) M^n \quad (3.10)$$

La 3.10 viene riformulata in questa tesi in forma ricorsiva come:

$$p(n) = \begin{cases} p(n-1)M_{\text{giorno}}, & \text{se } 0 < n \leq n_{\text{giorno}} \\ p(n-1)M_{\text{notte}}, & \text{se } n_{\text{giorno}} < n \leq n_{\text{giorno}} + n_{\text{notte}} \end{cases} \quad (3.11)$$

Infatti, a causa dell'alternanza giorno-notte descritta, si considerano due matrici:  $M_{\text{giorno}}$  che viene utilizzata per calcolare il vettore  $p(n)$  dal primo passo all' $n_{\text{giorno}}$ -esimo. Per tutti gli  $n_{\text{notte}}$  passi successivi, invece, si utilizza la matrice  $M_{\text{notte}}$ .

Si salva la probabilità di interesse nella cella del vettore corrispondente a quel passo. Si ottiene così, e si restituisce, un vettore di dimensione  $n = n_{\text{giorno}} + n_{\text{notte}}$ , equivalente al numero di passi desiderati, i cui elementi rappresentano l'evoluzione della probabilità di raggiungere lo stato  $i$  prescelto.

**Qualità del servizio.** Infine, la funzione `QoS` dati come input i parametri della tabella 3.1, calcola e restituisce la probabilità che dopo 24 ore, dopo cioè che sia trascorso sia il giorno sia la notte, un veicolo non si trovi nello stato *Depleted*.

Questa funzione calcola in primo luogo le matrici  $M_{\text{giorno}}$  e  $M_{\text{notte}}$ ; successivamente ricava quanti sono i passi del giorno e quanti quelli della notte con le seguenti formule:

$$n_{\text{giorno}} = \left\lceil \frac{H}{\Delta t} \right\rceil \quad (3.12)$$

$$n_{\text{notte}} = \left\lceil \frac{24 - H}{\Delta t} \right\rceil \quad (3.13)$$

Il parametro  $H$  rappresenta infatti la durata del giorno, quindi, ovviamente, la durata della notte è  $24 - H$ . In seguito, calcola il vettore delle probabilità iniziali  $p(0)$  e chiama la funzione `simula` per lo stato  $3 * N + 1$ . Infine restituisce il complemento a 1 del valore ottenuto all'ultimo passo.

### 3.3 Effetto di $\Delta t$ e di $N$

Tra i parametri elencati prima,  $\Delta t$  e  $N$  sono parametri di modello, che non si riferiscono a nessuna caratteristica reale del sistema.

Infatti  $\Delta t$  rappresenta la discretizzazione temporale, mentre  $N$  rappresenta la discretizzazione della batteria.

Non è possibile assumere valori arbitrari per questi parametri. Infatti, poiché una probabilità per definizione deve avere un valore compreso tra zero ed uno,  $\Delta t$  e  $N$  devono soddisfare alcuni vincoli.

Si considera la probabilità complessiva di fermarsi,  $p_{\text{stop}} + p_{\text{home}}$ , ((3.4), (3.5)) e la probabilità di partire  $p_{\text{start}}$  ((3.3)) che devono essere minori o uguali a uno:

$$p_{\text{start}} = \frac{n\Delta t}{H^*} \leq 1 \quad \Rightarrow \quad \Delta t \leq \frac{H^*}{n} \quad (3.14)$$

$$p_{\text{stop}} + p_{\text{home}} = \frac{v\Delta t}{L} \leq 1 \quad \Rightarrow \quad \Delta t \leq \frac{L}{v} \quad (3.15)$$

La (3.14) mostra che  $\Delta t$  può essere al massimo uguale al tempo medio di ripartenza (al tempo cioè che il veicolo aspetta, una volta fermatosi, prima di ripartire); la (3.15) mostra che  $\Delta t$  al massimo può assumere il valore della durata media di una tratta. Quindi, in generale, si può scrivere:

$$\Delta t \leq \min \left\{ \frac{H^*}{n}, \frac{L}{v} \right\} \quad (3.16)$$

Dalle (3.6) e (3.7) si ricavano, invece, due vincoli per il prodotto  $\Delta t N$ :

$$p_c = \frac{v\Delta t}{A/N} \leq 1 \quad \Rightarrow \quad \Delta t N \leq \frac{A}{v} \quad (3.17)$$

$$p_{\text{charge}} = \frac{\Delta t}{T_{\text{charge}}/N} \leq 1 \quad \Rightarrow \quad \Delta t N \leq T_{\text{charge}} \quad (3.18)$$

La (3.17) dimostra che il numero di livelli della batteria e il passo temporale sono strettamente collegati e che il loro prodotto non può essere superiore al valore atteso del tempo di corsa di un EV che non si ferma mai a ricaricare. La (3.18) invece esplicita la dipendenza del prodotto  $\Delta t N$  dal tempo di ricarica totale della batteria.

Anche queste due equazioni possono essere riassunte con un'unica espressione:

$$\Delta t N \leq \min \left\{ \frac{A}{v}, T_{\text{charge}} \right\} \quad (3.19)$$

Poiché appunto si tratta di parametri di modello, sarebbe giusto aspettarsi i medesimi risultati al variare di  $\Delta t$  e  $N$  all'interno dei limiti descritti sopra. Però, questo modello introduce un'approssimazione, intrinseca nel concetto di catena di Markov: indifferentemente da quanto tempo l'EV passa in uno stato



le probabilità di transizione non cambiano. Per esempio, ciò comporta che in un modello così costruito vi sia una probabilità non nulla di esaurire la carica dopo soli  $N$  passi, cioè dopo un tempo pari a  $\Delta t N$ . Questo è un risultato che rispecchia la realtà solo se si soddisfa:

$$\Delta t N = \frac{A}{v} \quad (3.20)$$

Infatti,  $A/v$  rappresenta il tempo medio nel quale l'EV, partendo con la batteria completamente carica, riesce a correre senza mai fare soste, quindi per l'interpretazione data sopra al prodotto  $\Delta t N$  si spiega la (3.20).

Questa equazione è però ricavata dalla (3.17), per la quale rappresenta il limite superiore. Bisogna inoltre tener conto anche della (3.19): solamente se  $T_{\text{charge}} > A/v$  si riesce a realizzare la (3.20). In tutti gli altri casi, comunque ammissibili si ottiene allora una discrepanza del modello dalla realtà.

### 3.3.1 Scelta di valori opportuni per $N$ e $\Delta t$

Per analizzare l'influenza dei parametri  $N$  e  $\Delta t$  e scegliere dei valori opportuni, vengono considerate 3 famiglie di simulazioni, nelle quali il valore di  $N$  varia da 5 a 200 (si veda anche [24]). In ogni famiglia di simulazioni il prodotto  $N\Delta t$  è costante e vale rispettivamente 50 minuti, 25 minuti e 12.5 minuti.

Gli altri parametri della simulazione sono assunti costanti con valori plausibili (riportati in seguito) e che rappresentano il *caso di riferimento*. Si assumono:

- $A = 100$  km;
- $T_{\text{charge}} = 2$  h;
- $L = 25$  km;
- $n = 8$ ;
- $H = 12$  h;
- $v = 50$  km/h;
- $f = 0.5$ ;

Con questa scelta di parametri le condizioni (3.19) e (3.16) sono rispettate.

La figura 3.2 rappresenta la QoS in funzione del numero di livelli per le tre famiglie di simulazioni. All'aumentare del numero di livelli, la QoS converge ad un valore limite compreso tra 0.62 e 0.63.

In base a queste considerazioni si sceglie  $N = 100$ ; in corrispondenza a questo valore la QoS risulta essere:

- $QoS = 0.6282$  per  $N\Delta t = 5/6 = 50$  minuti;
- $QoS = 0.6234$  per  $N\Delta t = 5/12 = 25$  minuti;
- $QoS = 0.6211$  per  $N\Delta t = 5/24 = 12.5$  minuti;

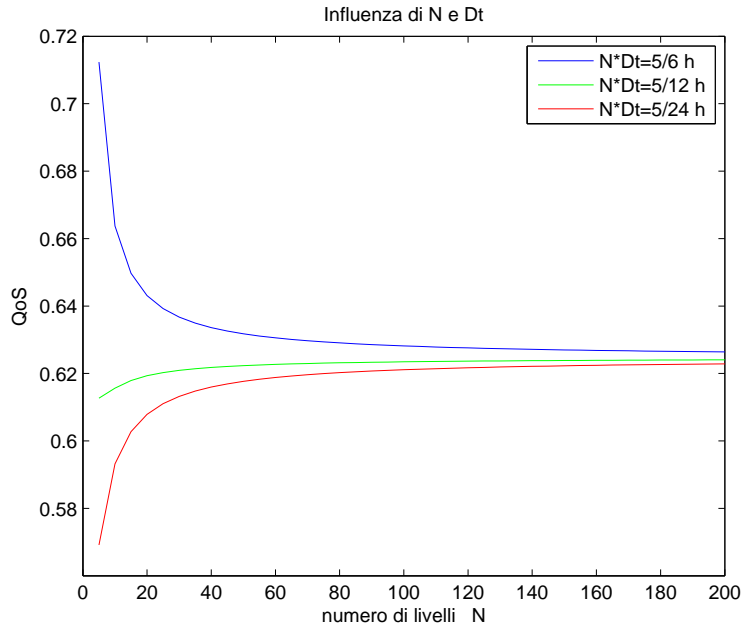


Figura 3.2: QoS al variare dei parametri di discretizzazione

Si sceglie quindi di usare per  $\Delta t$  il caso intermedio, che corrisponde a  $\Delta t = 15s$ .

La coppia  $N, \Delta t$  così scelta minimizza in pratica la sensibilità del modello ai parametri di discretizzazione, dati i parametri di simulazione del caso di riferimento.

La figura 3.3, infine, rappresenta l'evoluzione delle probabilità dello stato *Depleted* e dello stato *Home* durante la giornata, con le scelte appena fatte. Il giorno, le prime 12 ore, è a sinistra della linea verticale; la notte a destra.

Si può vedere che durante il giorno la probabilità dello stato *Depleted* aumenta circa linearmente. All'inizio della notte, i veicoli ancora in circolazione si muovono verso casa ma qualcuno finisce ancora in questo stato e la probabilità aumenta ancora un po'.

Per quanto riguarda la probabilità dello stato *Home* si vede che durante la giornata ha un andamento simile a quella dello stato *Depleted*, anche se più veloce; dopo 12 ore raggiunge una probabilità di circa 0.49. All'inizio della notte, però, l'andamento è diverso, con un balzo verso il valore finale. Ciò avviene perché, per come è stato costruito il modello, durante la notte il valore della  $p_{home}$  è maggiore di quello che si ha durante il giorno.

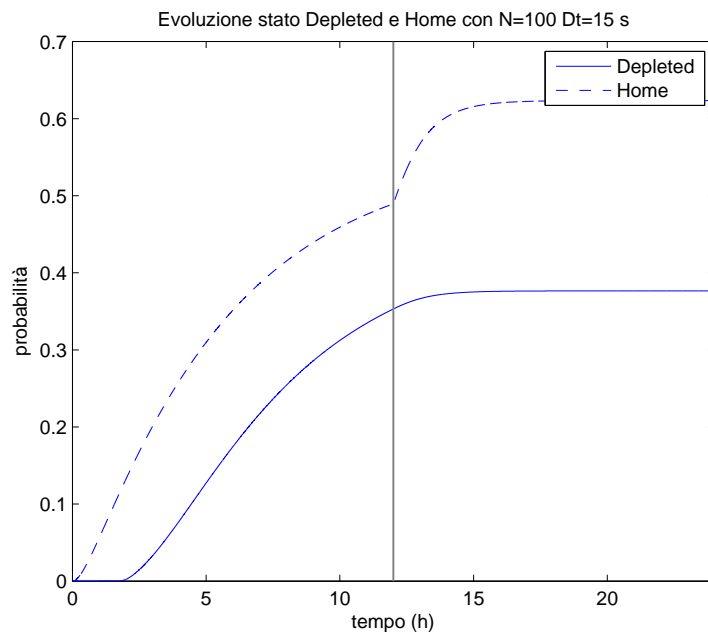


Figura 3.3: Probabilità dello stato Depleted e dello stato Home

## Capitolo 4

# Valutazioni delle prestazioni

In questo capitolo è stata analizzata la QoS in funzione dei vari parametri; i dati che in ogni scenario restano sempre invariati sono il numero di livelli e il passo di discretizzazione temporale, per i quali si assumono i valori seguenti:

- $N = 100$ ;
- $\Delta t = 15$  s.

Con questa scelta si diminuisce in modo accettabile la sensibilità del modello, rispecchiando con più precisione il modello tempo continuo con infiniti livelli.

### 4.1 Relazione tra autonomia e disponibilità dei punti di ricarica

Come prima cosa, si è scelto di investigare la QoS in funzione della disponibilità dei punti di ricarica e dell'autonomia del veicolo. La relazione tra questi parametri risulta molto importante, in quanto permette per esempio di ottimizzare il numero di parcheggi da elettrificare in base all'autonomia delle batterie, oppure di verificare la possibilità di ridurre la capacità delle batterie compensandola con maggiori punti di ricarica. Infatti le batterie sono l'elemento più costoso di questo tipo di veicoli, e l'aumento di punti di ricarica può consentire di ridurre le dimensioni a parità di qualità del servizio.

Come valori dei parametri si prendono quelli discussi sopra per il numero di livelli  $N$  e il passo temporale  $\Delta t$ , e quelli del *caso di riferimento* per tutti gli altri, esclusi l'autonomia  $A$  e l'elettificazione  $f$ .

Nella prima famiglia di simulazioni, si è interessati all'andamento della QoS in funzione del parametro  $f$ , che varia tra 0 e 1, per tre diversi valori di  $A$ : 80, 100 e 160 km. Si ottiene allora il grafico 4.1. Nella seconda famiglia di simulazioni, invece, si vuole ottenere l'andamento della QoS in funzione del parametro  $A$ , che varia tra 50 e 200 km, per tre valori di  $f$ : 0.1, 0.5 e 1. In questo caso si ottiene il grafico 4.2.

In entrambi i grafici è stata evidenziato con una linea orizzontale il valore della QoS pari a 0.7 assumendo convenzionalmente questo valore come *qualità*

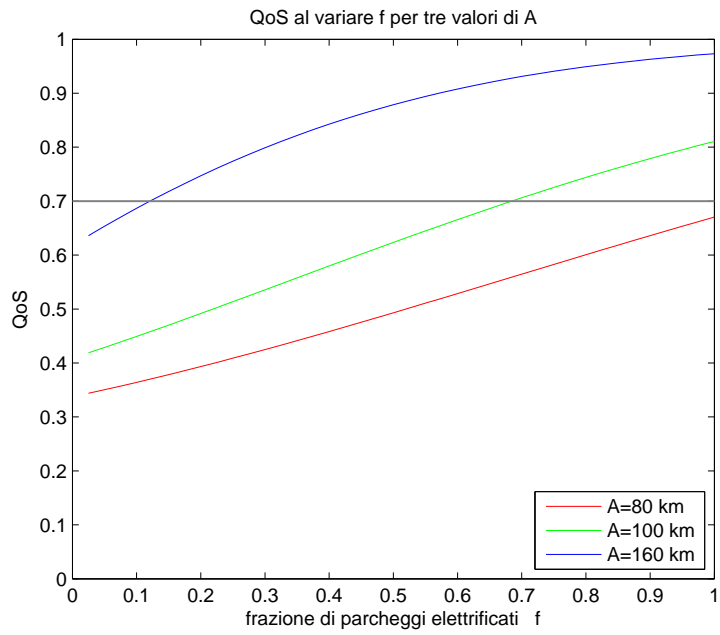


Figura 4.1: QoS al variare della frazione di parcheggi elettrificati dati tre valori dell'autonomia

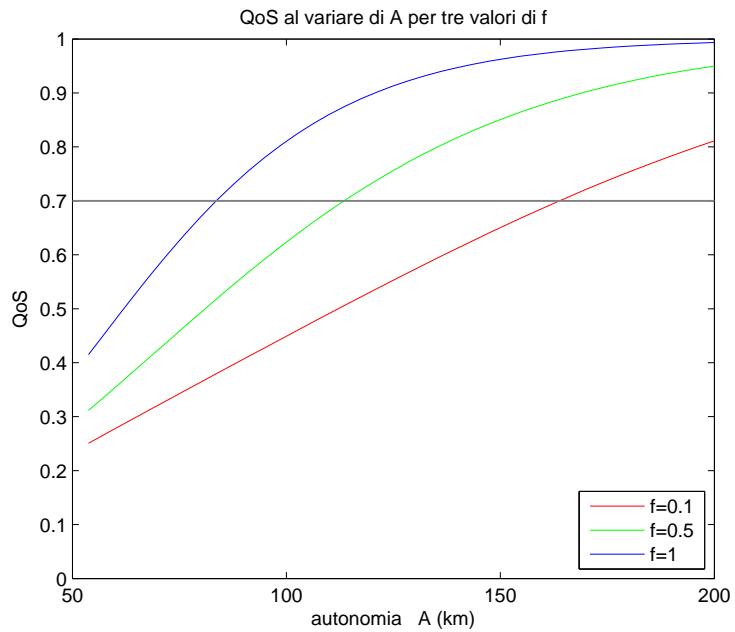


Figura 4.2: QoS al variare dell'autonomia dati tre valori di elettrificazione

*minima* del sistema. Si può notare, allora, che in certi casi la probabilità che gli EV riescano a completare il loro servizio senza soste aggiuntive, risulta superiore al valore della *qualità minima*. Questi casi sono considerati allora accettabili secondo la convenzione appena detta.

Ciò avviene, nel primo caso, per  $f > 0.68$  circa se  $A = 100$  km e per  $f > 0.12$  circa se  $A = 160$  km. Invece, se  $A = 80$  km non si raggiunge in nessuno caso la QoS desiderata. Un'elevata disponibilità di punti di ricarica consente comunque di ridurre le dimensioni della batteria.

Dal secondo grafico, data la frazione di parcheggi elettrificati, si può dedurre la dimensione ottima della batteria: se  $f = 0.1$  serve un'autonomia minima di circa 164 km, se  $f = 0.5$  è necessaria un'autonomia di circa 114 km, e infine se  $f = 1$  l'autonomia minima ammissibile è di circa 84 km.

## 4.2 Frammentazione del percorso totale

Nei seguenti due scenari si mantiene costante il prodotto  $Ln = 200$  km, che rappresenta il valore atteso del percorso totale dei veicoli. I parametri che cambiano sono la frazione di parcheggi elettrificati e il numero di tratte in cui il percorso totale è suddiviso. Nella prima famiglia di simulazioni si rappresenta la QoS in funzione di  $f$  per tre combinazioni della coppia  $(L,n)$ ; nella seconda si rappresenta la QoS in funzione di  $n$ , considerando  $L = 200/n$  km, dati tre valori di  $f$ .

Questa analisi è utile per studiare gli effetti di diversi comportamenti dei conducenti sulla QoS. I valori  $L = 25$  km e  $n = 8$  tratte del *caso di riferimento* sono dei valori indicativi, ma non per forza un automobilista che percorre 200 km al giorno li frammenta in 8 tratte: è analogamente valido che prenda l'autostrada e faccia quindi un numero inferiore di tratte; oppure che abbia moltissime commissioni da fare in città e faccia più tratte. È perciò interessante studiare cosa avviene in questi casi, in cui i valori si discostano da quelli nominali.

In 4.3 si grafica la prima famiglia di simulazioni. Come si può notare, la situazione con  $L = 50$  km e  $n = 4$  non soddisfa per nessun valore di  $f$  la *qualità minima*; questo succede perché il valore della lunghezza di una tratta è un valore medio e in 4 tratte la probabilità che almeno una superi l'autonomia della batteria è superiore a 0.3.

Gli altri due casi soddisfano il requisito sulla qualità per:

- $f > 0.68$  circa, se il percorso totale è diviso in 8 tratte da 25 km;
- $f > 0.41$  circa, se il percorso totale è diviso in 16 tratte da 12.5 km.

In generale si può affermare che un EV che ha necessità/possibilità di ricaricare durante la giornata è più adatto a servizi composti da percorsi brevi.

A questo proposito la figura 4.4 fornisce un punto di vista complementare, rappresentando la QoS in funzione del numero di tratte in cui il percorso totale è suddiviso.

Si vede che:

- per bassa elettrificazione ( $f = 0.1$ ) la QoS resta insoddisfacente qualsiasi sia il numero di tratte in cui il percorso viene diviso. Si tratta infatti di

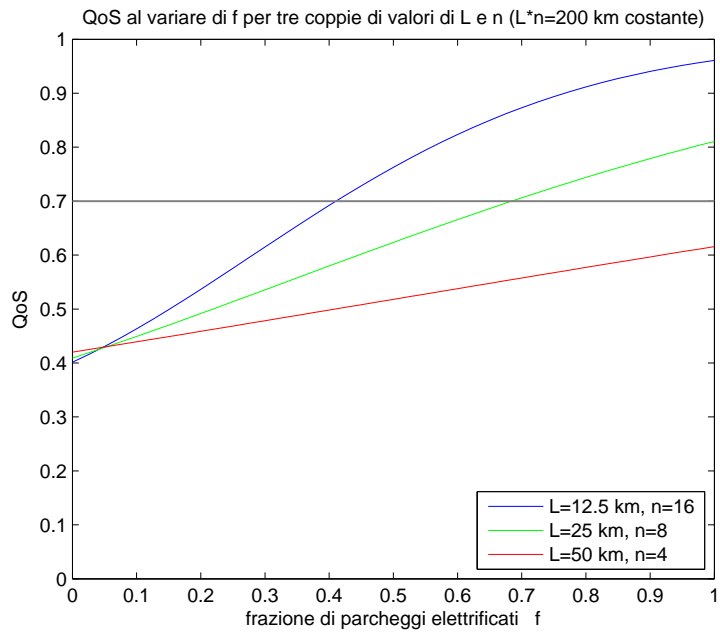


Figura 4.3: QoS al variare della frazione di parcheggi elettrificati per tre frammentazioni del percorso totale

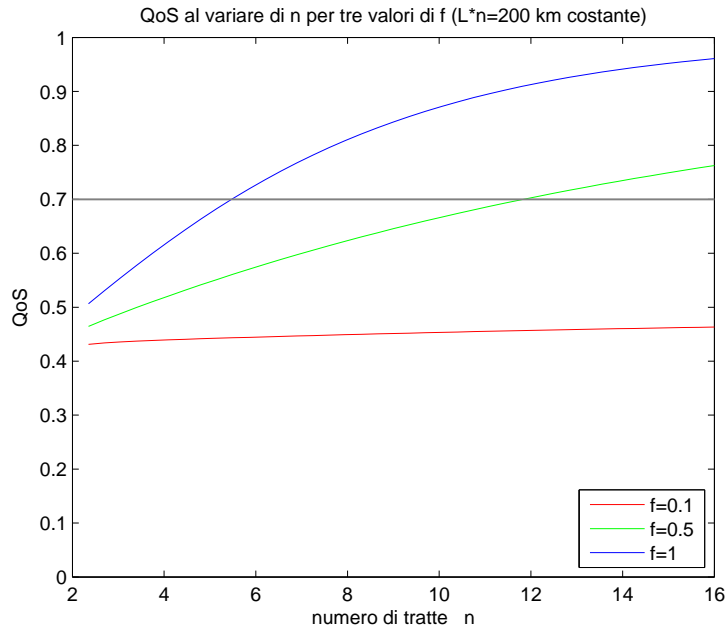


Figura 4.4: QoS al variare della frammentazione del percorso totale dati tre valori di elettrificazione

un veicolo che deve percorrere 200 km con un'autonomia della batteria di soli 100 km e in questo caso il livello di elettrificazione è insufficiente;

- per media elettrificazione ( $f = 0.5$ ) il veicolo raggiunge una QoS accettabile se il numero di tratte è 12 o più, in questo caso ha infatti mediamente 6 occasioni per ricaricare;
- per elettrificazione completa ( $f = 1$ ) il veicolo raggiunge una QoS accettabile se il numero di tratte è 6 o più (mediamente 33 km a tratta).

### 4.3 Relazione tra autonomia e variazione del percorso totale

In questo paragrafo si considera l'effetto della lunghezza del percorso totale in relazione all'autonomia. In un caso si varia il numero di tratte, considerate tutte lunghe 25 km; nell'altro caso si varia la lunghezza delle singole tratte, considerate in numero costante pari a 8.

La figura 4.5 si riferisce al primo caso e rappresenta la QoS in funzione dell'autonomia per tre valori del numero di tratte:  $n = 4$ ,  $n = 8$  e  $n = 16$ . Come si può notare, al crescere di  $n$  cresce la lunghezza del percorso totale e cresce anche il valore dell'autonomia per la quale si soddisfa la *qualità minima*:

- se  $n = 4$ , il percorso totale è in media  $Ln = 100$  km, è necessaria  $A > 70$  km circa;
- se  $n = 8$ , il percorso totale è in media  $Ln = 200$  km, è necessaria  $A > 114$  km circa;
- se  $n = 16$ , il percorso totale è in media  $Ln = 400$  km, è necessaria un'autonomia maggiore di 200 km ( $A > 226$  km).

Infatti, più è elevata la lunghezza del percorso totale, più è probabile che qualche tratta non sia effettivamente lunga 25 km (valor medio di  $L$ ) ma molto di più, richiedendo perciò una batteria con autonomia maggiore.

D'altra parte, l'aumento del valore dell'autonomia minima è minore rispetto all'aumento del percorso totale: nel primo caso l'autonomia è pari al 70% del percorso totale, nel secondo caso al 57% e nel terzo caso al 56%.

In effetti, il percorso totale è anche via via frazionato in un numero maggiore di tratte, e come visto precedentemente il frazionamento è vantaggioso.

Queste considerazioni sono confermate anche dal grafico 4.6, dove si esamina la QoS, per tre valori dell'autonomia, in funzione della lunghezza del percorso totale, variando  $n$  e mantenendo tratte di lunghezza costante a 25 km.

Si considera ora il secondo caso (tratte di lunghezza crescente ma in numero costante pari a 8): il grafico in figura 4.7 esamina la QoS in funzione dell'autonomia, dati tre valori per la lunghezza delle singole tratte:  $L = 25$  km,  $L = 50$  km e  $L = 12.5$  km. Al crescere della lunghezza media  $L$  cresce il percorso totale  $Ln$  ed è richiesta un'autonomia maggiore per avere una QoS accettabile. Da notare che nel caso di tratte molto lunghe ( $L = 50$  km) la *qualità minima*



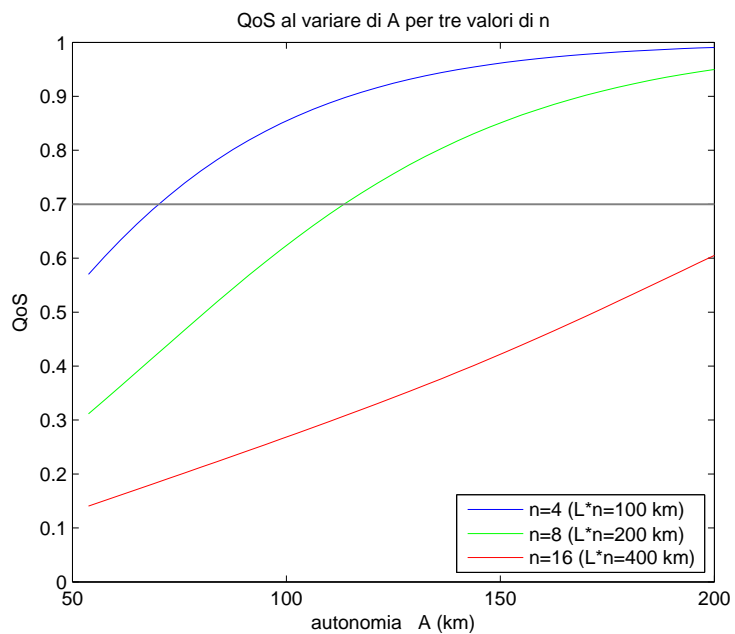


Figura 4.5: QoS al variare dell'autonomia dati tre valori del numero di tratte, con lunghezza delle tratte  $L = 25$  km

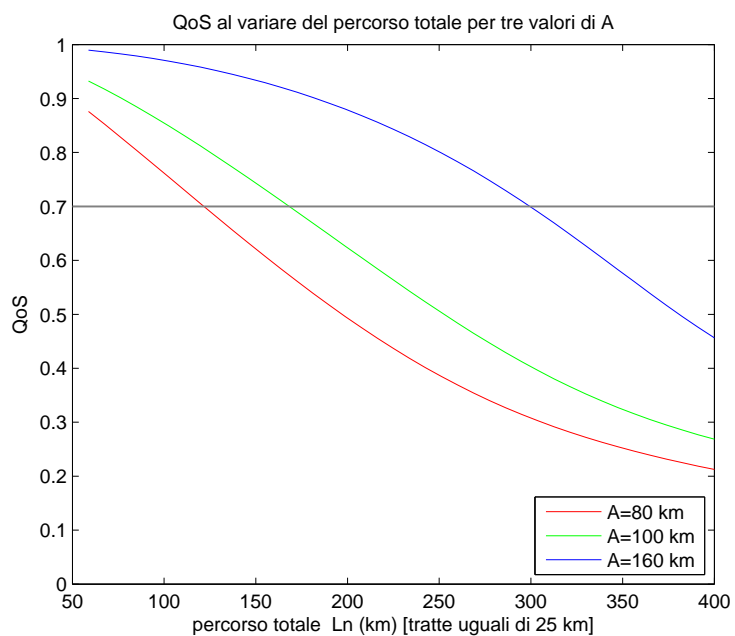


Figura 4.6: QoS al variare del numero di tratte dati tre valori dell'autonomia, con lunghezza delle tratte  $L = 25$  km

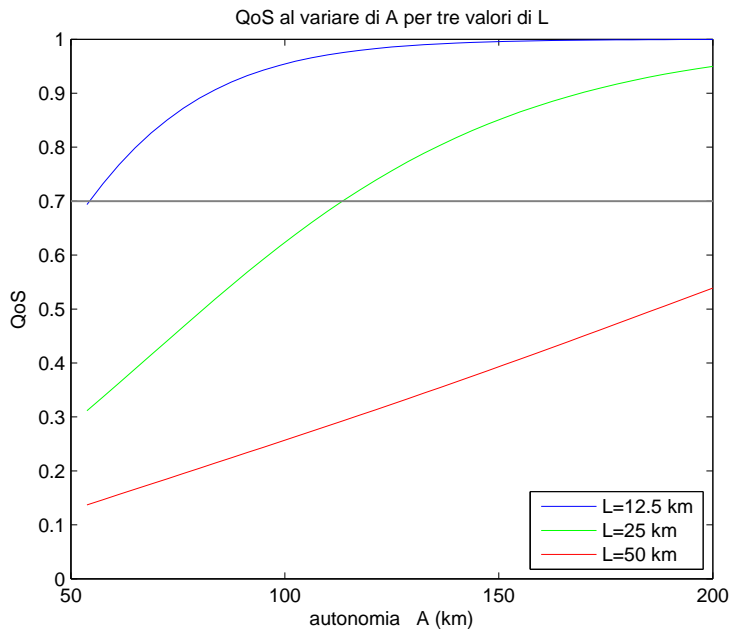


Figura 4.7: QoS al variare dell'autonomia dati tre valori della lunghezza delle tratte, con numero di tratte  $n = 8$

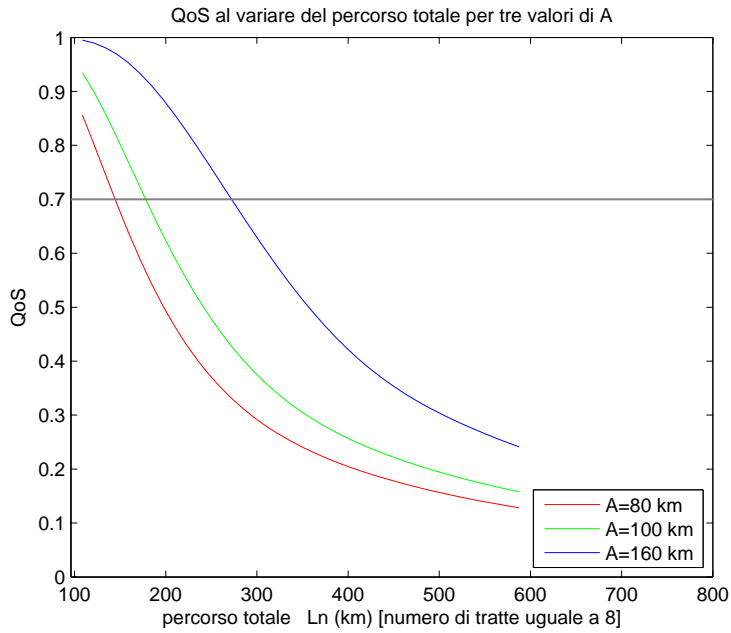


Figura 4.8: QoS al variare della lunghezza delle tratte dati tre valori dell'autonomia, con numero di tratte  $n = 8$

richiede un'autonomia maggiore di 200 km ( $A > 258$  km).

Negli altri due casi:

- se  $L = 12.5$  km, tratte molto brevi, l'autonomia minima richiesta è  $A = 55$  km circa;
- se  $L = 25$  km, tratte di media lunghezza, l'autonomia minima richiesta è  $A = 114$  km circa.

Diversamente da quando a variare era il numero delle tratte, in questo scenario l'autonomia richiesta è circa il 55% della lunghezza del percorso totale nei due casi migliori: la lunghezza delle varie tratte non favorisce né sfavorisce questo rapporto, e il numero delle tratte è assunto costante a 8. Nel caso di tratte molto lunghe questo non è più vero e si raggiunge un'autonomia del 64%.

Per completezza, si riporta anche il grafico 4.8, nel quale si esamina la QoS per tre valori dell'autonomia in funzione del percorso totale, variando la lunghezza delle singole tratte.

Le curve si interrompono per un percorso di 600 km (cioè 75 km a tratta), per il quale il veicolo si troverebbe a dover correre per il 100% del tempo ( $H^*$  nella 3.2 diventa nullo).

## 4.4 Effetto del tempo di ricarica e della velocità media

A questo punto, è interessante studiare gli effetti che si hanno se i punti di ricarica sono più rapidi; si sceglie come valore per il tempo di ricarica 30 minuti, mentre finora è stato utilizzato un tempo pari a 2 ore.

Data l'importanza della situazione della sezione 4.1, si riprende lo stesso scenario del grafico 4.1, dove cioè la QoS viene rappresentata in funzione dell'autonomia per tre valori del parametro  $f$ . Alle tre curve ottenute se ne aggiungono altre tre del tutto analoghe tranne che per il valore di  $T_{\text{charge}}$  che viene diminuito, come discusso sopra, da 2 ore a 30 minuti. Si ottiene allora il grafico 4.9. Come da intuizione, tutte e tre le situazioni migliorano quando il tempo di ricarica diminuisce, richiedendo un'autonomia minore per soddisfare il requisito sulla *qualità minima* (si veda la tabella 4.1).

Le differenze (per esempio da 164 km a 156 km per  $f=0.1$ ) sono contenute perché il veicolo sta, in media, 8 ore fermo, e quindi ha a disposizione tempo a sufficienza per ricaricare in ogni caso. In aggiunta a quanto previsto dal modello, va considerato, però, che un grande vantaggio si ha quando il veicolo finisce nella stato *Depleted*. In questo caso il veicolo è obbligato a una sosta forzata: fa molta differenza che questa sia di due ore o di mezz'ora.

In modo del tutto analogo, si studiano gli effetti della variazione della velocità media.

Ciò su cui più influisce la velocità  $v$  è il tempo di corsa del veicolo, espresso nella formula 3.2 dal termine  $Ln/v$ ; diminuendo la velocità, ci si aspetta allora un valore del tempo di corsa maggiore. Tenere il veicolo più impegnato nelle commissioni implica disporre di meno tempo in cui è parcheggiato da sfruttare per la ricarica della batteria. Equivale quindi, a parità degli altri parametri, a

	$T_{\text{charge}} = 2 \text{ ore}$	$T_{\text{charge}} = 30 \text{ minuti}$
$f = 0.1$	$A = 164 \text{ km}$	$A = 156 \text{ km}$
$f = 0.5$	$A = 114 \text{ km}$	$A = 100 \text{ km}$
$f = 1$	$A = 84 \text{ km}$	$A = 71 \text{ km}$

Tabella 4.1: Valori dell'autonomia minima per diversi valori di tempo di ricarica e di elettrificazione

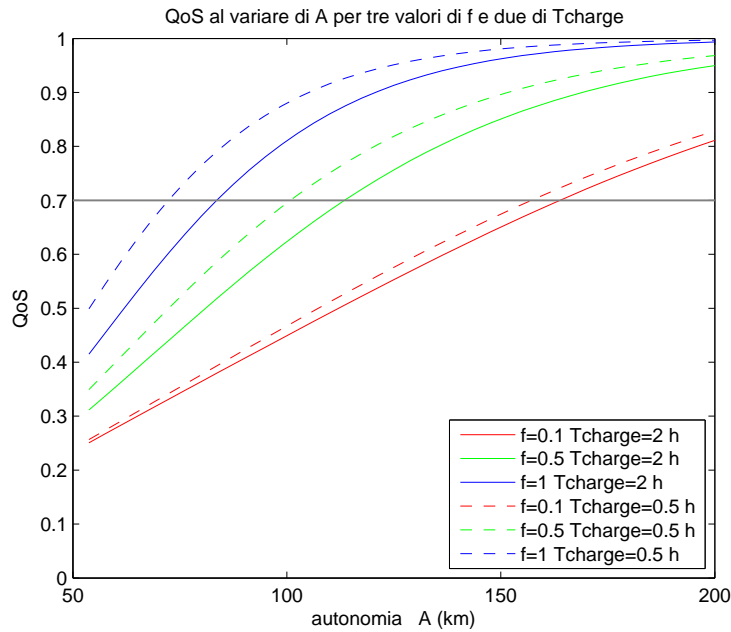


Figura 4.9: QoS al variare dell'Autonomia, per tre valori di elettrificazione e due del tempo di ricarica

peggiore la situazione.

Questo ragionamento è confermato dal grafico 4.10; i valori dell'autonomia che, per ogni situazione, permettono di raggiungere la *qualità minima* sono elencati nella tabella 4.2.

	$v = 50 \text{ km/h}$	$v = 25 \text{ km/h}$
$f = 0.1$	$A = 164 \text{ km}$	$A = 177 \text{ km}$
$f = 0.5$	$A = 114 \text{ km}$	$A = 129 \text{ km}$
$f = 1$	$A = 84 \text{ km}$	$A = 98 \text{ km}$

Tabella 4.2: Valori dell'autonomia minima per diversi valori di velocità e di elettrificazione

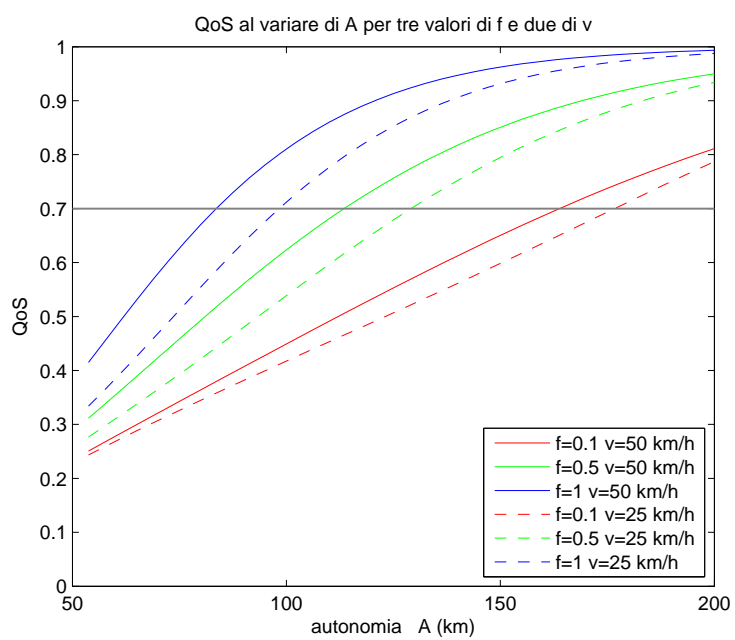


Figura 4.10: QoS al variare dell'Autonomia, per tre valori di elettrificazione e due della velocità media

## Capitolo 5

# Conclusioni

Nella tesi è stato costruito un modello, basato su una catena di Markov a tempo discreto, per studiare il comportamento di un EV durante le operazioni di una giornata.

La catena di Markov rappresenta due situazioni durante le quali la batteria dell'EV cambia stato di carica, *Drive* (si sta scaricando) e *Charge* (si sta caricando) e una terza durante la quale il livello della batteria resta costante, *Park*. Ciascuna di queste situazioni è stata discretizzata in  $N$  livelli della batteria, quindi gli stati del modello sono definiti sia dalla situazione in cui si trova il veicolo, sia dal livello della batteria. Sono stati aggiunti, poi, tre stati a rappresentare la sovraccarica (*Overcharged*), la scarica completa (*Depleted*, cioè l'insuccesso) e il completamento del percorso totale (*Home*, cioè il successo).

Nella tesi è stata studiata la QoS, rappresentata dalla probabilità che un veicolo non resti senza carica (e quindi non finisca nello stato *Depleted*) prima di rientrare a casa. Sfruttando i periodi in cui un EV è parcheggiato in un punto di ricarica, si può estendere la lunghezza del percorso totale oltre l'autonomia della batteria.

Le probabilità di transizione sono state modellate in funzione di parametri che rappresentano le caratteristiche del veicolo (autonomia), le condizioni operative (tempo di ricarica, numero e lunghezza delle tratte, velocità media, elettrificazione dei parcheggi, durata del servizio) e le discretizzazioni introdotte dal modello (passo temporale e quantità di carica di un livello).

Questi ultimi sono parametri di modello, che non rappresentano un dato reale. Sono state, allora, evidenziate delle condizioni che  $\Delta t$  e  $N$  devono soddisfare, in funzione del valore degli altri parametri. Si è poi investigata la scelta numerica di questi parametri, al fine di ottenere una sensibilità del modello accettabile.

Bisogna inoltre specificare che la matrice di transizione in un modello di Markov è costante, mentre nella realtà il traffico cambia a seconda dell'ora del giorno e di altri fattori. Si è scelto, quindi, di approssimare queste variazioni in maniera semplificata, diversificando i valori della matrice di transizione per il giorno e per la notte. In realtà questo approccio si può estendere ad un numero qualunque di matrici, per avere un'approssimazione migliore; ci si aspetta di trovare, allora, conclusioni più precise ma comunque simili.

Infine, è stata investigata la QoS in funzione della variazione dei parametri del sistema.

Prima tra tutte, è stata studiata la relazione esistente tra autonomia e frazione di parcheggi elettrificati. Un'elettrificazione alta permette di avere una batteria con autonomia limitata, minore del percorso totale da compiere. La maggior parte della giornata, in media 8 ore, il veicolo è infatti parcheggiato e più l'elettrificazione è elevata, maggiore è la probabilità di trovare un punto di ricarica e rigenerare la batteria. Questo risultato è importante: permette di diminuire i costi degli EV che dipendono in gran parte dal costo della batteria.

Una seconda conclusione riguarda la frammentazione del percorso in tratte; a parità di percorso totale, un EV è più adatto a percorsi maggiormente frazionati. Ciò avviene perché più sono le fermate che fa, più è probabile che trovi un punto di ricarica prima della fine della giornata, rigeneri la batteria e quindi riesca a finire le sue commissioni prima di finire del tutto la carica.

Aumentando, invece, il percorso complessivo, è risultato essere circa sufficiente aumentare proporzionalmente l'autonomia della batteria. Il valore dell'autonomia deve essere grossomodo la metà del percorso da fare. Un esito migliore si ottiene se, aumentando il percorso totale, aumenta anche il numero delle tratte: a confermare quanto esposto sopra, è sufficiente un'autonomia della batteria più piccola della metà del percorso totale.

Tuttavia, se il percorso totale è molto lungo o è percorso ad una velocità molto bassa, il tempo in cui la macchina è in corsa diventa preponderante rispetto a quello in cui è parcheggiata. Ciò comporta avere un tempo molto piccolo per ricaricare la batteria e una conseguente maggiore probabilità di insuccesso.

Infine, si è notato che diminuendo il tempo di ricarica la QoS migliora molto poco: i veicoli che riescono a completare il percorso, infatti, non sono troppo influenzati da questo parametro, avendo normalmente a disposizione molto tempo in cui sono parcheggiati. La situazione in cui risulta importante avere un tempo di ricarica breve è invece quando il conducente è costretto a fare una sosta a metà tratta, perché il veicolo ha esaurito la carica. In questo caso, essere costretti ad aspettare mezz'ora è molto diverso dal dover aspettare due ore, e contribuisce a diminuire la *range anxiety*.

Questo modello introduce però delle approssimazioni, dovute a caratteristiche proprie di una catena di Markov. Infatti il veicolo ha una probabilità costante di cambiare di stato, indipendentemente da quanto tempo è passato da quando vi è arrivato. Questo comporta, per esempio, avere una probabilità non nulla di arrivare nello stato *Depleted* anche prima che il veicolo abbia effettivamente compiuto un percorso tale da scaricare totalmente la batteria. Inoltre, il tempo di soggiorno in uno stato è una variabile aleatoria con distribuzione geometrica; se si considerano, per esempio, tutti gli stati *Drive* come un unico stato, il tempo di soggiorno rappresenta il tempo in cui il veicolo è in corsa durante una tratta. Analogamente si può applicare lo stesso ragionamento agli stati *Park* e *Charge*: ogni volta che il veicolo finisce in questi stati (o meglio, insieme di stati) secondo il modello la distribuzione del tempo di soggiorno è geometrica. Nella realtà, però, la distribuzione può essere diversa: per esempio, il tempo di ricarica è grossomodo deterministico. Con un modello di Markov si introduce, dunque, una approssimazione nella quale il valore atteso del tempo di soggiorno è corretto ma non la distribuzione.

In questa tesi, si è scelto di trascurare gli effetti di *leakage* della batteria: uno sviluppo futuro può essere quindi aggiungere le probabilità di transizione che riguardano questo fenomeno (per esempio come in [15]). Ciò comporta aggiungere ai parametri già elencati degli altri, attraverso i quali descrivere la probabilità  $p_{leakage}$  di passare da uno degli stati *Park* al suo successivo, con un livello di carica inferiore.

I tempi di scarica di una batteria al litio, sono tuttavia dell'ordine di diversi giorni e quindi, nella scala temporale considerata (mezza giornata) l'effetto di questo fattore dovrebbe essere minimo.

Un fenomeno simile è il degrado della batteria (studiato in [15] e [6]), che comporta un calo dell'autonomia del veicolo nel tempo. Analogamente al *leakage*, in questa tesi è stato trascurato, dato che si considera come arco di tempo una giornata. Se si dovessero considerare, invece, periodi di tempo più lunghi (come qualche anno) per modellare questo fenomeno una possibilità, diversa da quella proposta negli articoli citati, è quella di costruire diverse matrici di transizione con valori dell'autonomia che vanno calando. Ogni matrice può rappresentare periodi lunghi un anno  $M_{anno1}$ ,  $M_{anno2}$ ,  $\dots$   $M_{annoK}$ , con un meccanismo simile a quello attuato in questa tesi per l'alternanza giorno-notte.

Inoltre, il modello utilizzato in questa tesi è non asintotico: in alternativa si possono togliere gli stati assorbenti e modellare anche il processo di ricarica da zero della batteria, aggiungendo al posto dello stato *Depleted* altri  $N$  stati. Questi vanno visitati in sequenza e rappresentano il processo di rigenerazione della carica dopo aver scaricato del tutto la batteria; questa potrebbe essere una ricarica veloce (quindi diversa dal normale processo di ricarica nei parcheggi elettrificati). Si potrebbe così valutare il tempo perso per le ricariche indesiderate, ed eventualmente ridefinire il criterio della QoS. A questo punto è possibile effettuare un'analisi asintotica, e vedere come il sistema si stabilizza a seconda delle variazioni dei parametri.

Un ulteriore sviluppo futuro potrebbe introdurre un Markov Decision Process (MDP) [16]; in questo modo è possibile modellare la scelta del conducente di continuare a correre o eventualmente fermarsi in un punto di ricarica. In altre parole, si riesce a modellare la pianificazione della ricarica.

Un MDP si può considerare come l'estensione di una catena di Markov, con l'aggiunta di *azioni* e di *ricompense*. Un MDP basato sulla catena di Markov di questa tesi potrebbe avere lo stesso insieme di stati, ma da tutti gli stati *Drive* e *Charge* il veicolo ha due azioni possibili:  $a_1$ , se il livello della batteria è ritenuto sufficiente, al prossimo passo entrare in uno stato *Drive* o *Park*, e  $a_2$ , se il livello della batteria è insufficiente o scarso, al prossimo passo entrare in uno stato *Charge*.





# Bibliografia

- [1] S.C. Davis, S.W. Diegel, R.G. Boundy, *Transportation Energy Data Book: Edition 31*. Oak Ridge National Laboratory, Oak Ridge, TN, 2012.
- [2] P. Richardson, D. Flynn, and A. Keane, “Optimal charging of electric vehicles in low voltage distribution systems,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 27, no. 1, pp. 268–279, 2012.
- [3] H.Y. Mak, Y. Rong, Z.J.M. Shen, “Infrastructure planning for electric vehicles with battery swapping,” *Manage. Sci.*, vol. 59, pp. 1557–1575, 2012.
- [4] J. Jung, J.Y.J. Chow, R. Jayakrishnan, Ji Young Park, “Stochastic dynamic itinerary interception refueling location problem with queue delay for electric taxi charging stations,” *Transportation Research Part C*, vol. 40, pp. 123–142, 2014.
- [5] S. Skippon, M. Garwood, “Responses to battery electric vehicles: UK consumer attitudes and attributions of symbolic meaning following direct experience to reduce psychological distance,” *Transportation Research Part D*, vol. 16, pp. 525–531, 2011.
- [6] J. Neubauer, E. Wood, “The impact of range anxiety and home, workplace, and public charging infrastructure on simulated battery electric vehicle lifetime utility,” *J. Power Sources*, vol. 257, pp. 12–20, 2014.
- [7] J. Dong, C. Liu, Z. Lin, “Charging infrastructure planning for promoting battery electric vehicles: An activity-based approach using multiday travel data,” *Transportation Research Part C*, vol. 38, pp. 44–55, 2014.
- [8] A. Schlote, E. Crisostomi, S. Kirkland, R. Shorten, “Traffic modelling framework for electric vehicles,” *Int. J. Control*, vol. 85, no. 7, pp. 880–897, 2012.
- [9] L.W. Kang, X. Zhao, J. Ma, “A new neural network model for the state-of-charge estimation in the battery degradation process,” *Applied Energy*, vol. 121, pp. 20–27, 2014.
- [10] F.J. Soares, J.A. Peças Lopes, P.M. Rocha Almeida, C.L. Moreira, L. Seca, “A stochastic model to simulate electric vehicles motion and quantify the energy required from the grid,” in *17th Power Sys. Computation Conf.*, Stockholm, Sweden, August 22–26, 2011

- [11] G. Hill, P. Blythe, C. Higgins, "Deviations in Markov chain modeled electric vehicle charging patterns from real world data," in *15th Int. IEEE Conf. Intelligent Transportation Sys.*, Anchorage, Alaska, USA, 2012, pp. 1072-1077.
- [12] L. Badia, M. Rossi, M. Zorzi, "SR ARQ packet delay statistics on Markov channels in the presence of variable arrival rate," *IEEE Trans. Wireless Communications*, vol. 5, no. 7, pp. 1639-1644, 2006.
- [13] L. Badia, "On the impact of correlated arrivals and errors on ARQ delay terms," *IEEE Trans. Communications*, vol. 57, no. 2, pp. 334-338, 2009.
- [14] L. Badia, "A Markov analysis of selective repeat ARQ with variable round trip time," *IEEE Communications Letters*, vol. 17, no. 11, pp. 2184-2187, 2013.
- [15] N. Michelusi, L. Badia, R. Carli, L. Corradini, M. Zorzi, "Impact of battery degradation on optimal management policies of harvesting-based wireless sensor devices," in *Proc. IEEE Infocom*, April, 2013.
- [16] N. Michelusi, L. Badia, M. Zorzi, "Optimal transmission policies for energy harvesting devices with limited state-of-charge knowledge," submitted to *IEEE Trans. Communications*, 2014.
- [17] L. Badia, M. Scalabrin, "Stochastic analysis of delay statistics for intermittently connected vehicular networks," in *Proc. European Wireless Conf.*, Barcelona, Spain, May, 2014.
- [18] L. Badia, A. Botta, L. Lenzi, "A genetic approach to joint routing and link scheduling for wireless mesh networks," *Ad Hoc Networks J.*, vol. 7, no. 4, pp. 654-664, 2009.
- [19] SwitchEV [Online]. Available: <http://www.switchev.co.uk>
- [20] F. Hausler, E. Crisostomi, A. Schlote, I. Radusch, R. Shorten, "Stochastic Park-and-Charge Balancing for Fully Electric and Plug-in Hybrid Vehicles," *IEEE Trans. Int. Transportation Sys.*, vol. 15, no. 2, pp. 895-901, 2014.
- [21] J. Barco, A. Guerra, L. Munoz, N. Quijano, "Optimal Routing and Scheduling of Charge for Electric Vehicles: Case Study," [Online]. Available arXiv:1310.0145, 2013
- [22] D. Krajzewicz, J. Erdmann, M. Behrisch, L. Bieker, "Recent Development and Applications of SUMO - Simulation of Urban MObility," *Int. J. Advances in Sys. and Measurements*, vol. 5, no. 3-4, pp. 128-138, 2012.
- [23] Matlab [Online]. Available: <http://www.mathworks.com>
- [24] M. Rossi, L. Badia, M. Zorzi, "SR ARQ delay statistics on N-state Markov channels with non-instantaneous feedback," *IEEE Trans. Wireless Communications*, vol. 5, no. 6, pp. 1526-1536, 2006.