



Ricerca di Sistema elettrico

# Modelli per la simulazione di scenari di elettrificazione della mobilità veicolare urbana

Bernardo Monechi, Indaco Biazzo,  
Vittorio Loreto, Francesca Tria



DIPARTIMENTO DI FISICA  
**SAPIENZA**  
UNIVERSITÀ DI ROMA

## MODELLI PER LA SIMULAZIONE DI SCENARI DI ELETRIFICAZIONE DELLA MOBILITÀ VEICOLARE URBANA

Vittorio Loreto, Francesca Tria (Sapienza Università di Roma, Dipartimento di Fisica)

Settembre 2017

Report Ricerca di Sistema Elettrico

Accordo di Programma Ministero dello Sviluppo Economico – ENEA

Piano Annuale di Realizzazione 2016

Area: Efficienza energetica negli usi finali elettrici e risparmio di energia negli usi finali elettrici ed interazione con altri vettori elettrici

Progetto: D.7 “Mobilità elettrica sostenibile”

Obiettivo: Scenari mobilità elettrica, sub-obiettivo a.3 Simulatore fabbisogno energetico mobilità urbana

Responsabile del Progetto: ing. Antonino Genovese, ENEA

Il presente documento descrive le attività di ricerca svolte all'interno dell'Accordo di collaborazione “Sviluppo di un simulatore di scenari di elettrificazione della mobilità urbana”

Responsabile Scientifico ENEA: Dr. Carlo Liberto

Responsabile scientifico Università: Prof. Vittorio Loreto

## Indice

SOMMARIO.....	4
1 INTRODUZIONE .....	5
2 INTEGRAZIONE E PULIZIA DEI DATI .....	6
2.1 I DATASET UTILIZZATI .....	6
2.2 DISCRETIZZAZIONE DELLO SPAZIO GEOGRAFICO E DATI ISTAT .....	6
2.3 PULIZIA E INTEGRAZIONE TRAIETTORIE GPS .....	8
2.4 INTEGRAZIONE DATI TRASPORTO PUBBLICO E COLONNINE DI RICARICA .....	9
3 PATTERN STATISTICI ED INGREDIENTI DEL MODELLO .....	10
3.1 RITMI CIRCADIANI, SPAZIO PERCORSO E TEMPI DI VIAGGIO E DI ATTESA .....	10
3.2 NUMERO GIORNALIERO DI VIAGGI E RAGGIO DI INERZIA.....	14
3.3 EXPLORATION-EXPLOITATION .....	16
4 MODELLO DI GENERAZIONE TRAIETTORIE.....	19
4.1 MODELLO DI EXPLORATION-EXPLOITATION DELLO SPAZIO URBANO-EXTRAURBANO .....	19
4.2 MODELLO CON VINCOLO DI RITORNO ALL'ABITAZIONE .....	21
4.3 CONFRONTO CON RISULTATI EMPIRICI.....	22
5 MODELLO CON COMPORTAMENTI DI RICARICA .....	27
5.1 OVERSAMPLING CON GENERATORE DI TRAIETTORI SINTETICHE .....	27
5.2 IMPOSTAZIONI DI BASE DEL MODELLO .....	28
5.3 MODELLO DEI COMPORTAMENTI DI RICARICA.....	29
5.4 MODELLO CON MODIFICA DELLE TRAIETTORIE .....	32
6 CONCLUSIONI.....	34
7 RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI .....	36

## Sommario

Il documento riporta i risultati ottenuti dal team Sapienza nel corso del primo anno di ricerca finalizzata alla realizzazione di un ambiente di simulazione di scenari urbani di mobilità veicolare elettrica nel contesto operativo delle Smart-Grid.

L'obiettivo dell'attività è quello di studiare e testare l'impianto teorico del simulatore. Durante questa parte del progetto, Sapienza ha ideato un modello di generazione di traiettorie sintetiche in grado di riprodurre varie proprietà statistiche delle traiettorie GPS di veicoli privati. Inoltre sono stati studiati alcuni semplici scenari con comportamento di ricarica elettrico, che saranno la parte germinale del futuro simulatore incorporando la possibilità di scegliere e modificare vari aspetti della simulazione (postazioni di ricarica, comportamenti individuali, numero di veicoli elettrici etc.)

## 1 Introduzione

La realizzazione di simulatori di scenari realistici ed effettivamente utilizzabili ai fini del supporto decisionale necessita di un impianto teorico solido ed efficiente, che partendo dalla corretta riproduzione di situazioni reali, permetta di studiare con un certo grado di affidabilità scenari futuri.

La recente pervasività delle tecnologie ICT [1,2,3,4] è un'occasione unica per lo studio di comportamenti umani su larga scala, la cui conoscenza è un elemento insostituibile in ogni strumento di supporto decisionale riguardante la vita dei singoli cittadini, primi fra tutti strumenti che si occupano di mobilità urbana.

In particolare, l'opportunità offerta da dati GPS e tracce dei cellulari ha permesso lo sviluppo di un nuovo ramo di ricerca scientifica che si occupa di capire le proprietà statistiche della mobilità umana e di riprodurle con modelli affidabili [5,6].

In tale ambito di ricerca è emerso che la mobilità umana è riconducibile ad una serie di proprietà statistiche universali e che, pertanto, si presta ad essere modellizzata matematicamente secondo schemi generali.

Il presente lavoro si colloca in questo filone di ricerca, ma con gli scopi più pratici ed immediatamente applicativi della realizzazione di un simulatore di mobilità elettrica. A tal fine, la prima parte del lavoro è dedicata allo studio di un database riguardante dati storici di tracce GPS di veicoli privati (il campione conteneva circa il 5% del totale dei veicoli privati nell'area metropolitana di Roma). Il dataset è stato pulito ed analizzato al fine di isolare pattern statistici rilevanti, in linea con quelli presenti nella letteratura scientifica ed individuarne di nuovi.

Utilizzando questi pattern come base di lavoro, abbiamo sviluppato un modello di generazione di traiettorie sintetiche capace di riprodurre tali pattern e pertanto in grado di generare un campione di tracce GPS sintetiche realistico. In tal modo è possibile riempire il gap tra il campione di veicoli presenti nel nostro dataset ed il numero reale di veicoli nell'area di interesse, permettendo di studiare gli effetti dell'introduzione di veicoli elettrici su larga scala.

Il modello sviluppato ha delle caratteristiche in linea con altri modelli di mobilità molto popolari in ambito scientifico [7,8,9,10], ma presenta una sua originalità che lo rende di interesse anche al di fuori del presente lavoro e una maggior aderenza alle misure empiriche effettuate sui dati GPS.

Lo scopo finale della presente attività di ricerca teorica è lo sviluppo di un modello ad agenti riguardante i comportamenti di ricarica di automobilisti in possesso di veicoli elettrici. Il modello nel presente schema si configura come un layer aggiuntivo del simulatore di traiettorie sintetiche che vengono assunte come traiettorie reali degli automobilisti dell'area interessata dallo studio. Le interazioni tra gli agenti, che saranno rappresentati da una certa percentuale totale del campione sintetico finale di traiettorie sintetiche, andranno ad interagire tra loro o con l'ambiente urbano durante le loro dinamiche giornaliere ed eventualmente modificando la loro traiettoria originaria in base alle loro esigenze di ricarica.

Lo studio dei comportamenti di ricarica reali è ancora agli albori e spesso limitato a campioni di utenti non grandi, a causa della scarsa diffusione di mezzi elettrificati privati [11-12-13]. Inoltre, è stato mostrato che anche con campioni riguardanti un numero elevato di utenti, l'analisi non è esente da determinati bias.

Infatti, la maggior parte degli automobilisti attualmente in possesso di mezzi elettrificati risiedono in aree urbane relativamente ricche. Ciò è dovuto all'ancora alto costo dei veicoli elettrici, che rimangono appannaggio della classi più benestanti e probabilmente influisce sulla conoscenza attuale del modo in cui i proprietari di auto elettriche si muovono ed interagiscono con lo spazio in cui si muovono.

A tal proposito, il nostro modello dovrà essere flessibile in modo da poter aggiungere eventuali nuove scoperte empiriche ottenute con campioni di popolazione più grandi ed eterogenei.

Nella parte finale del report, si procederà quindi con l'implementazione di questo layer e la discussione di alcuni risultati emersi dallo studio di un caso semplificato di comportamento di ricarica. I parametri iniziali del modello relativi ai consumi dei veicoli elettrici, sono stati forniti da ENEA e rappresentano un caso

particolare che può essere ampliato e reso più eterogeneo. Sono stati inoltre inclusi dati riguardanti i piani di realizzazione di colonnine di ricarica da parte del comune di Roma, in modo da poter studiare il loro impatto sulla rete elettrica locale.

Scopo finale di questo modello sarà infatti l'introduzione di comportamenti individuali di ricarica e tecnologie (ad esempio il vehicle-to-grid) in modo da limitare l'impatto della presenza di veicoli elettrici sulla corrente richiesta di energia elettrica nelle varie zone dell'area di interesse.

## 2 Integrazione e pulizia dei Dati

### 2.1 I Dataset utilizzati

L'attività di sviluppo e studio del simulatore richiede l'integrazione di fonti diverse di informazione. Queste fonti sono spesso in formati disomogenei e pertanto la prima parte del lavoro è stata dedicata alla pulizia e all'integrazione di questi dataset in un unico framework coerente. Questo framework non soltanto facilita l'analisi incrociata dei dati, ma sarà anche la base per il modello di generazione delle traiettorie, per il modello di simulazione dei comportamenti di ricarica e infine per lo strumento di supporto decisionale. I dataset utilizzati ed integrati sono:

- Dati storici di mobilità privata, nella forma di tracce GPS raccolte da OCTOTELEMATICS per scopi assicurativi (<https://www.octotelematics.com/en/>). Questi dati permettono la ricostruzione degli spostamenti in macchina durante un certo periodo di tempo di vari individui nel territorio preso in esame.
- Dati ISTAT riguardanti le caratteristiche socio-economiche del territorio (<http://dati.istat.it/>).
- Dati relativi alla presenza di colonnine di ricarica o alla loro futura realizzazione sul territorio.
- Dati relativi al trasporto pubblico presente sul territorio, per futuri scenari di mobilità pubblica elettrificata.

Da tutti questi dati sono state eliminate le informazioni superflue o ridondanti e sono stati inseriti in un database omogeneo che potrà eventualmente essere integrato nella piattaforma di simulazione finale.

### 2.2 Discretizzazione dello spazio geografico e dati ISTAT

Una descrizione semplificata e discretizzata del territorio è un buon punto di partenza per la realizzazione di analisi che incrocino le varie informazioni spaziali ricavate dai vari dataset. Il punto di partenza per la realizzazione di questo spazio discretizzato è il dataset sulla zonizzazione ISTAT dell'Area Metropolitana di Roma, forniti da "Roma3".

Questi dati riguardano la divisione dell'Area Metropolitana in zone censuarie di forma non omogenea, realizzate in base alle varie densità di popolazione ed alle caratteristiche urbane e geografiche delle varie aree. Ciascuna area è rappresentata da un diverso poligono sulla mappa, cosicché tutta l'Area Metropolitana risulta completamente tassellata con 13778 aree. Nel seguito indicheremo con  $Z_j$  con  $j = 1..13778$  ciascuna delle zone ISTAT di cui è tassellata l'area.

Per ognuna di queste zone sono raccolti vari dati riguardanti le sue caratteristiche demografiche e urbane tra cui:

- Popolazione residente totale, popolazione residente divisa per sesso, popolazione residente per fascia di età.
- Famiglie residenti
- Numero totale di abitazioni (vuote o occupate)

- Edifici ad uso residenziale
- Edifici ad uso non residenziale

Ciascuna di queste caratteristiche, in particolar modo la popolazione residente è di particolare interesse per lo sviluppo del modello di generazione delle traiettorie e di eventuali sviluppi futuri del simulatore.

La disomogeneità spaziale della zonizzazione ISTAT risulta tuttavia inadeguata per la generazione di traiettorie, che beneficerebbe invece di una suddivisione spaziale più omogenea. Pertanto, è stata generata una nuova tassellazione dello spazio utilizzando una griglia esagonale in modo da coprire completamente l'area occupata dalla zonizzazione ISTAT.

La tassellazione è stata realizzata in maniera tale che tra due centri di due esagoni adiacenti, risulti una distanza di circa 700m. Il risultato finale è una "griglia esagonale" di 17349 esagoni non sovrapposti. Indicheremo con  $H_i$  con  $i = 1..17349$  ciascun esagono della griglia.

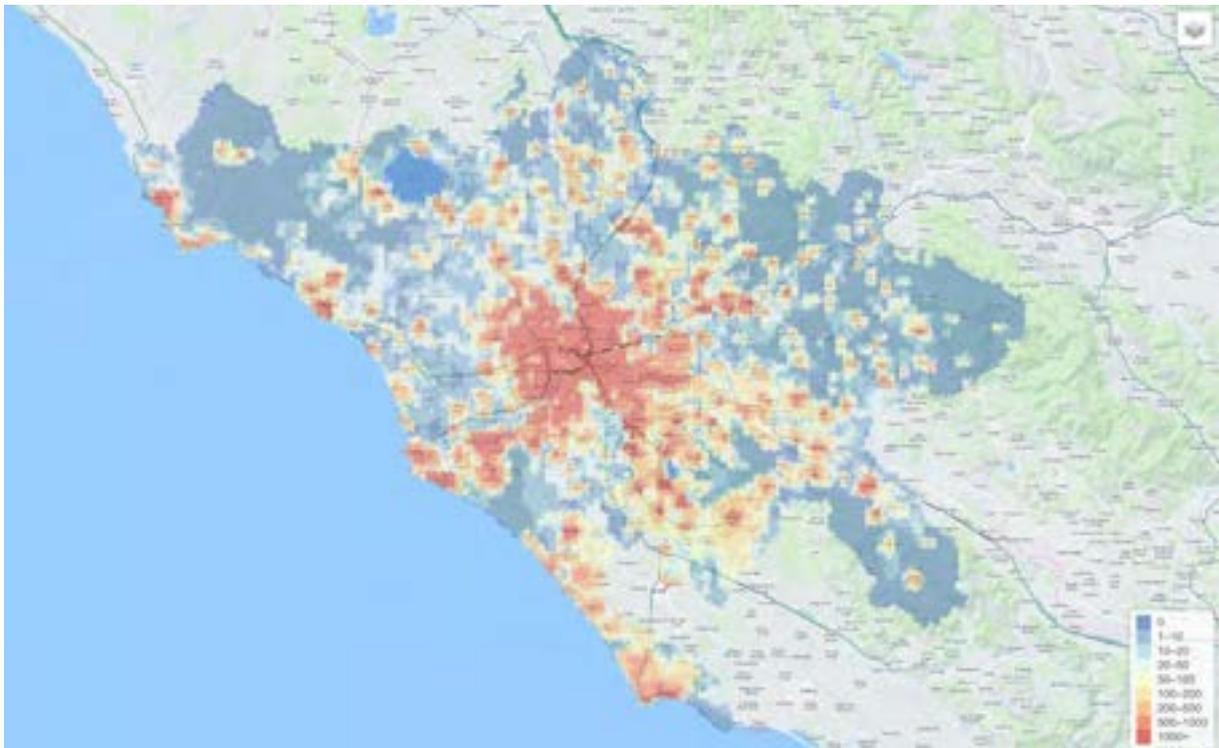
Le proprietà delle zone ISTAT devono quindi essere assegnate ad ogni esagono in base alla quanto si sovrappongono sulla mappa. Indicando con

$$o_{ij} = \frac{|H_i \cap Z_j|}{|Z_j|} \quad (1)$$

la frazione della superficie di  $Z_j$  sovrapposta ad  $H_i$ , possiamo riassegnare ogni proprietà  $p(Z_j)$  (indicata come la proprietà assegnata alla zona  $Z_j$ , ad esempio la sua popolazione), secondo la regola:

$$p(H_i) = \sum_j o_{ij} p(Z_j) \quad (2)$$

In tal modo ciascuna quantità sarà equamente ripartita su tutta la mappa, nonostante quantità che prima erano intere possano adesso risultare essere numeri reali. Un esempio finale della distribuzione di popolazione ottenuta sulla tassellazione esagonale può essere visto in [Figura 1](#).



**Figura 1. Distribuzione della popolazione residente nell'Area Metropolitana di Roma con tassellazione esagonale.**

### 2.3 Pulizia e integrazione traiettorie GPS

I dati raccolti da OCTOTELEMATICS sono stati spesso utilizzati in studi di mobilità e sono quasi uno standard per quanto riguarda lo studio della mobilità privata in Italia [10,14,15]. I dati da noi utilizzati riguardano gli spostamenti del 5% dei veicoli privati nell'Area Metropolitana di Roma durante il mese di Maggio 2013. Per ogni veicolo è presente una sequenza di coordinate GPS che identificano gli spostamenti durante tutto il mese. Un indicatore numerico identifica se una coppia della traiettoria corrisponde ad un punto in cui il mezzo era in movimento, al punto in cui il motore del veicolo è stato acceso o un punto in cui è stato spento.

L'intervallo di tempo compreso tra uno spegnimento del motore e la sua successiva accensione può essere considerato come una sosta, ossia un momento in cui il veicolo è parcheggiato in una certa area per un determinato tempo. Sono registrati inoltre per ciascun punto della traiettoria, lo spazio percorso su strada rispetto al punto precedente ed il tempo trascorso rispetto all'ultimo punto campionato.

La frequenza di campionamento della traiettoria del veicolo durante il moto non è tuttavia uniforme e può variare a seconda che il veicolo sia su una strada a scorrimento veloce o su una strada regolare.

Ai fini dei nostri studi tuttavia, solo i punti di sosta sono di reale interesse, dato che corrispondono alle parti dell'area che l'individuo alla guida voleva visitare.

Escludendo quindi tutti i punti relativi al veicolo in movimento, i dati sono stati ridotti ad una sequenza di punti di stop con relativi tempi di sosta. Concatenando le misure relative agli spazi percorsi ed ai tempi di percorrenza dei punti di movimento campionati tra due punti di sosta è stato inoltre possibile misurare il tempo totale di viaggio tra le due soste e lo spazio totale percorso su strada (da cui è semplice ricavare la velocità media del viaggio). Punti di stop con un tempo di sosta inferiore a 5 minuti non sono stati considerati. Questi punti vengono considerati come parte della traiettoria tra due stop con tempo di sosta più lungo.

Inoltre, l'inizio della sequenza degli stop relativi ad un veicolo inizia dal primo punto della traiettoria GPS in cui il motore viene acceso e finisce nell'ultimo punto in cui viene spento, tralasciando eventuali punti di movimento iniziali e finali.

Ai fini di integrare le sequenze di stop di ciascun veicolo (che nel seguito saranno indicate impropriamente come "traiettorie" del veicolo) nel framework in cui sono stati inseriti i dati ISTAT, associamo ciascuno stop all'esagono col centro più vicino.

In tal modo la traiettoria di un veicolo  $v$  è identificata da una sequenza di esagoni  $T(v) = \{H_1..H_n\}$  che rappresenta la sequenza di aree visitate nel corso del mese. Similmente indichiamo con  $t_k$  la durata del viaggio e con  $l_k$  lo spazio percorso tra lo stop  $k - 1$  e  $k$ ;  $\delta t_k$  indicherà invece il tempo di sosta durante lo stop  $k$ .

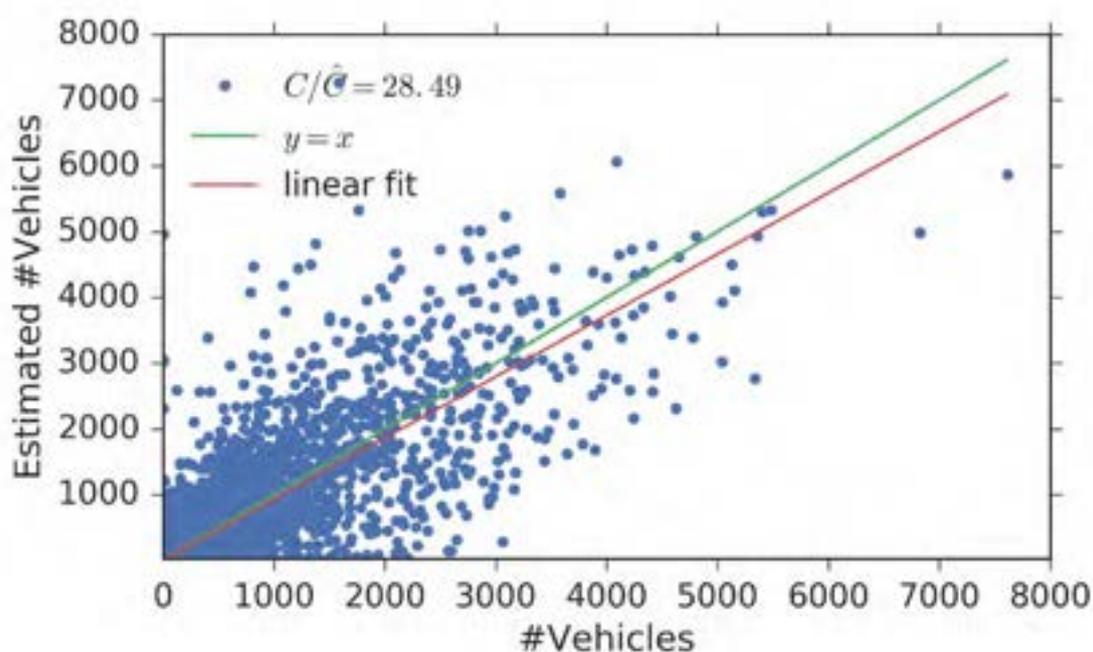
I dati in nostro possesso non riguardano soltanto tracce di veicoli appartenenti a residenti nell'area metropolitana, ma anche di mezzi di passaggio all'interno di questa zona nel periodo considerato.

Data l'importanza del comportamento di "ricarica domestica", in cui si suppone che il possessore di un veicolo elettrico utilizzi l'impianto elettrico domestico per la ricarica del mezzo, abbiamo identificato le possibili zone di residenza di ciascun autista incrociandoli in seguito con i dati ISTAT.

Dato un veicolo  $v$ , la zona di residenza del proprietario è stata identificata considerando tutti gli esagoni in cui è avvenuta almeno una sosta tra le 18 di sera e le 6 di mattina di un giorno successivo. Tra tutti questi è stato poi selezionato l'esagono col tempo di sosta complessivo maggiore come potenziale zona di residenza. Tutti i veicoli per cui una residenza non è stata individuata (ossia non ci sono soste notturne), sono stati esclusi dal dataset.

Alla fine di questo processo otteniamo  $\hat{C} = 99000$  veicoli con relativa traiettoria che saranno la base delle analisi successive. Al fine di validare il processo di identificazione dei luoghi di residenza, possiamo utilizzare

i dati ISTAT sulla popolazione residente considerando il tasso stimato di motorizzazione dell'Area Metropolitana di Roma pari a  $M = 0.71$  auto per abitante. Considerando che la popolazione totale secondo i dati ISTAT è di 4008656 abitanti, si ottiene un totale  $C = 4008656M = 2846145$ veicoli. Supponendo che sia il tasso di motorizzazione che il nostro sottocampionamento del numero totale di veicoli siano uniformi si può ottenere il numero reale di veicoli dei residenti in un esagono moltiplicando la popolazione di ciascuno per  $M$ , mentre si può stimare lo stesso valore dai dati GPS moltiplicando il numero di veicoli ottenuti con la procedura precedente per  $C/\hat{C}$ . Se queste assunzioni e i luoghi di residenza da noi identificati sono corretti, queste due stime del numero di veicoli di residenti per esagono dovranno risultare fortemente correlate. In [Figura 2](#) si osserva che queste due quantità sono fortemente correlate e la loro relazione è molto vicina ad essere la bisettrice del piano, confermando la validità della nostra stima.



**Figura 2.** Numero di veicoli appartenenti ai residenti di un esagono stimati con i dati ISTAT (ascissa) e stimati con i dati GPS (ordinata).

## 2.4 Integrazione dati trasporto pubblico e colonnine di ricarica

I due layer finali di dati necessari per la costruzione del simulatore di scenari riguardano l'introduzione di dati riguardanti il trasporto pubblico e eventuali colonnine di ricarica. Il secondo tipo di dato risulterà alla fine modificabile in modo da poter studiare gli effetti di diversi tipi di collocazione, ma introdurre dati riguardanti reali piani comunali di costruzione è comunque di interesse.

A tal proposito sono stati integrati nel database relativo alla suddivisione esagonale dello spazio, dei dati riguardanti la presenza o meno di colonnine di ricarica.

Tali dati sono stati forniti da ENEA e contengono i piani comunali di costruzione di circa 141 colonnine capaci di ospitare due veicoli alla volta in carica. Queste colonnine sono distribuite su un totale di 114 aree diverse, pertanto tendenzialmente ci sarà una sola postazione di ricarica per area.

Il layer riguardante il trasporto pubblico ha il duplice scopo di permettere il calcolo dei tempi di percorrenza tra esagoni diversi in vari orari della giornata e quello di stimare eventualmente il numero di mezzi pubblici in sosta al capolinea per varie fasce orarie. Questo servirà per stimare la richiesta di energia alla rete elettrica da parte dei trasporti pubblici in caso si ipotizzino scenari di mobilità elettrica pubblica. I dati integrati nel database sono dati in formato GTFS (<https://developers.google.com/transit/gtfs/>), sviluppato da Google come standard per i dati del trasporto pubblico. Questi dati raccolgono informazioni sulle agenzie che forniscono il servizio pubblico in una certa area, le fermate del servizio, le linee che li collegano etc.

La struttura dei dati GTFS seppur complicata (<https://developers.google.com/transit/gtfs/examples/gtfs-feed>) si presta ad essere utilizzata in maniera efficiente in vari algoritmi di routing [16,17], alcuni dei quali già implementati ed utilizzati con successo da Sapienza per lo studio dell'accessibilità con il trasporto pubblico (si veda la piattaforma "Citychrone" <http://citychrone.org/>).

Pertanto l'unica modifica apportata alla loro struttura è stata quella di associare ogni fermata ad un esagono in base alla vicinanza dal suo centro.

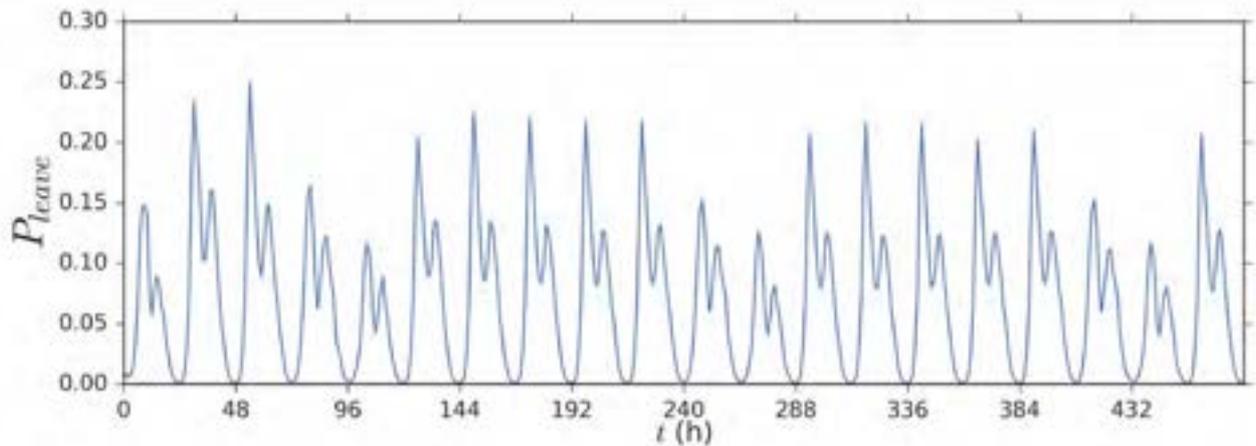
## 3 Pattern Statistici ed Ingredienti del Modello

### 3.1 Ritmi Circadiani, Spazio percorso e Tempi di Viaggio e di Attesa

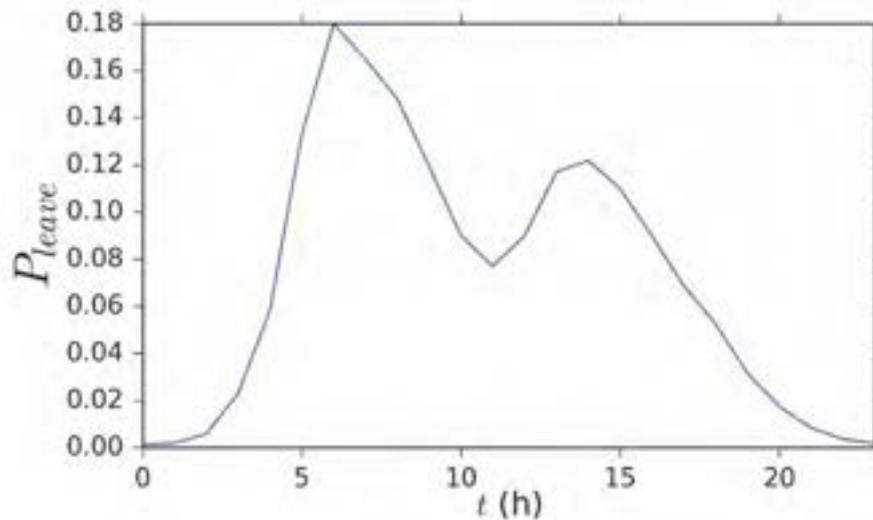
Un'analisi basilare dei dati integrati fino a questo momento è necessaria al fine di catturare alcuni degli elementi di base del modello che poi verrà sviluppato in seguito. Tali elementi saranno introdotti come semplificazioni "data-driven" ossia utilizzando direttamente dei pattern estratti dai dati.

Data l'importanza della ricarica domestica, modellizzare efficacemente la dinamica di partenza e ritorno dalla propria abitazione è di cruciale importanza. Fortunatamente il comportamento individuale relativo a questa dinamica risulta essere molto stabile nel tempo e fortemente legato alle abitudini giornaliere. In **Figura 3** viene mostrata la probabilità che un automobilista si trovi nell'esagono corrispondente alla sua abitazione in una data ora e sempre in quell'ora decida di spostarsi, per ogni ora del mese corrispondente ai nostri dati. Come si vede questa probabilità è fortemente periodica in ogni giorno della settimana, con una diminuzione corrispondente ai giorni del fine settimana in cui gli spostamenti in macchina sono di meno.

Volendo quindi semplificare, si può ottenere come in **Figura 4** una probabilità media giornaliera in cui si sono mediati anche gli effetti del fine settimana. Questa probabilità verrà poi integrata nella dinamica del modello, lasciando comunque in futuro la possibilità di dividere il caso infrasettimanale da quello settimanale.



**Figura 3. Probabilità di partenza dal esagono in cui si trova la propria abitazione per fascia oraria su 15 dei 31 giorni del nostro dataset**



**Figura 4. Probabilità di partenza dal esagono in cui si trova la propria abitazione per fascia oraria mediata su tutti i giorni del dataset**

Simili misure possono anche essere effettuate riguardo alla probabilità di rientro nella propria abitazione, trovando che anche in questo caso c'è una forte periodicità legata all'ora della giornata. Possiamo definire quindi la probabilità che un autista in una certa ora decida di effettuare uno spostamento verso la propria abitazione. Il risultato è riportato in [Figura 5](#) dove si notano delle probabilità più alte durante le ore notturne.

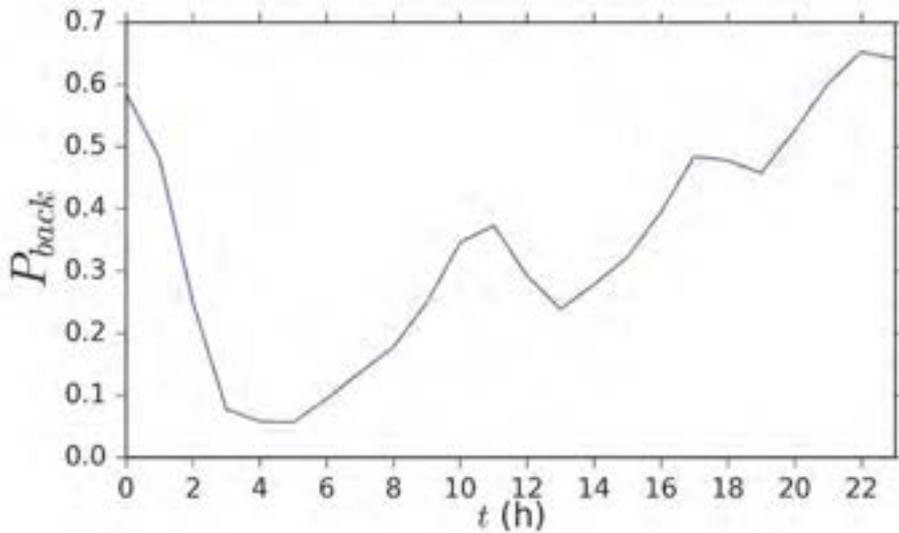


Figura 5. Probabilità di ritorno all'esagono in cui si trova la propria abitazione per fascia oraria mediata su tutti i giorni del dataset

La dinamica di diffusione delle automobili sulla rete stradale urbana è un processo di grande interesse che al contempo richiede un considerevole impegno di risorse computazionali per essere simulato su reti stradali grandi. Questo tuttavia permetterebbe di introdurre effetti di congestione che risulterebbero in grandi fluttuazioni sui tempi di viaggio tra due zone.

Al fine di semplificare il nostro modello, abbiamo deciso di non considerare queste fluttuazioni e di ricondurci ad un caso medio che sia valido tra qualsiasi coppia di punti nella nostra griglia esagonale.

Possiamo quindi raggruppare ogni coppia di esagoni nella nostra tassellazione a seconda della distanza  $d$  tra i loro centri. Andiamo quindi a misurare la media dei tempi di viaggio tra tutti le coppie alla stessa distanza. In Figura 6 è riportato il tempo di viaggio medio tra due esagoni qualsiasi in funzione della loro distanza  $d$ .

La relazione che si osserva tra queste due quantità può essere descritta da una legge che è asintoticamente lineare con un dump esponenziale iniziale.

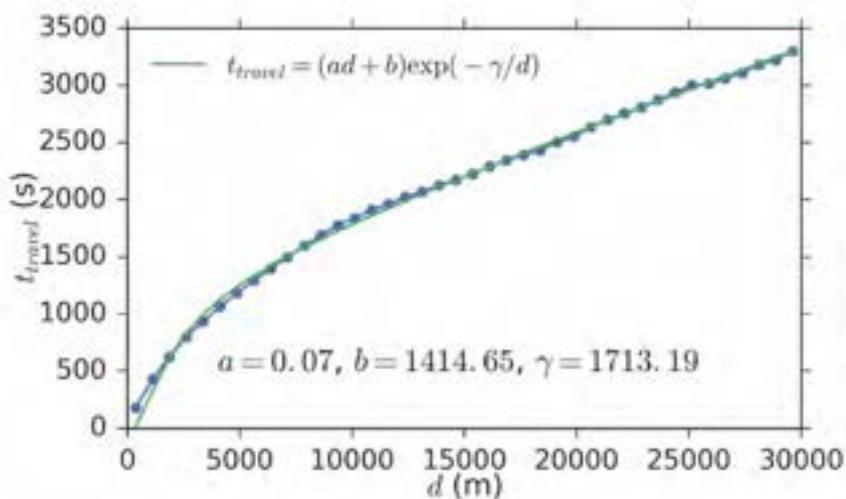
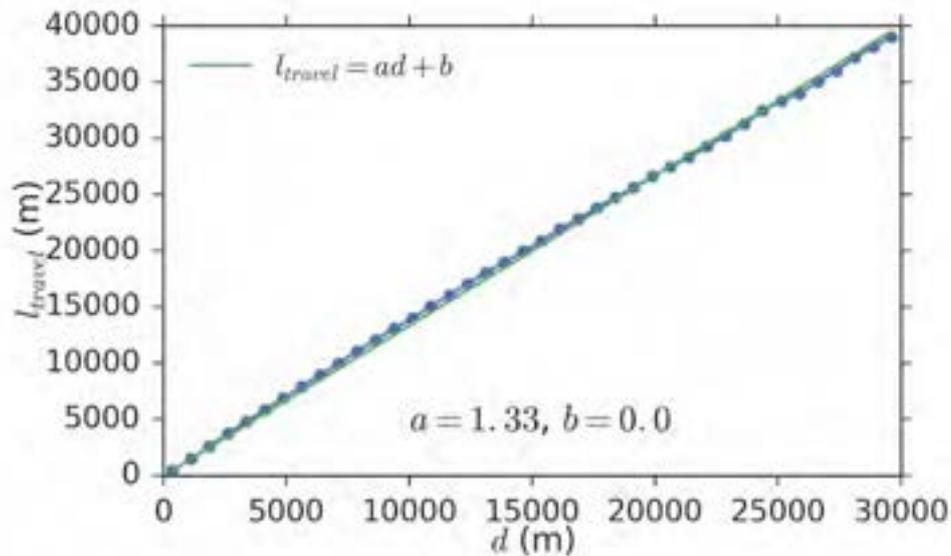


Figura 6. Tempo di viaggio in funzione della distanza tra due esagoni

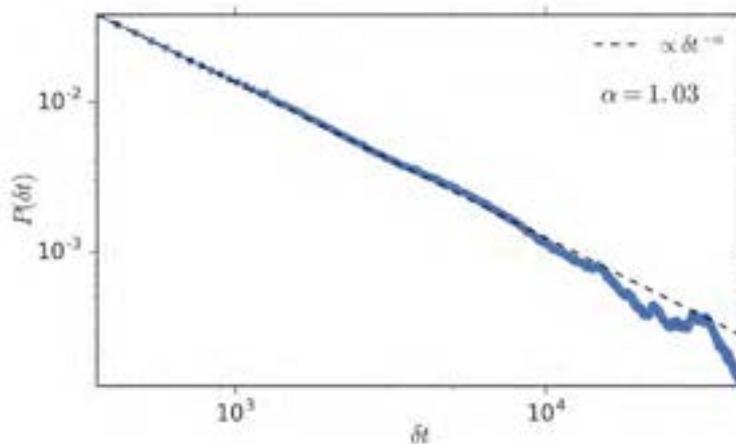
In maniera simile, si può mettere in relazione lo spazio percorso su strada con la distanza tra due esagoni. La **Figura 7** mostra che questa relazione può essere descritta con una funzione lineare.



**Figura 7.** Distanze di viaggio su strada in funzione della distanza tra due esagoni.

Da notare che queste ultime due leggi empiriche implicano una velocità costante per esagoni a grande distanza tra loro. Altri lavori [8] hanno evidenziato come invece un'accelerazione sia presente, cosicché la velocità cresce con la distanza. Tuttavia, questo dettaglio va al di là degli scopi del nostro modello e al momento non verrà considerato.

Infine, un'assunzione tipica dei modelli di mobilità a cui ci ispiriamo è che il tempo di sosta in una data area può essere in prima approssimazione assunto come scollegato dall'area stessa e dal resto della dinamica. Riportiamo quindi in **Figura 8** la distribuzione dei tempi di sosta, mostrando come possa essere approssimata con una legge a potenza.



**Figura 8.** Distribuzione dei tempi di sosta.

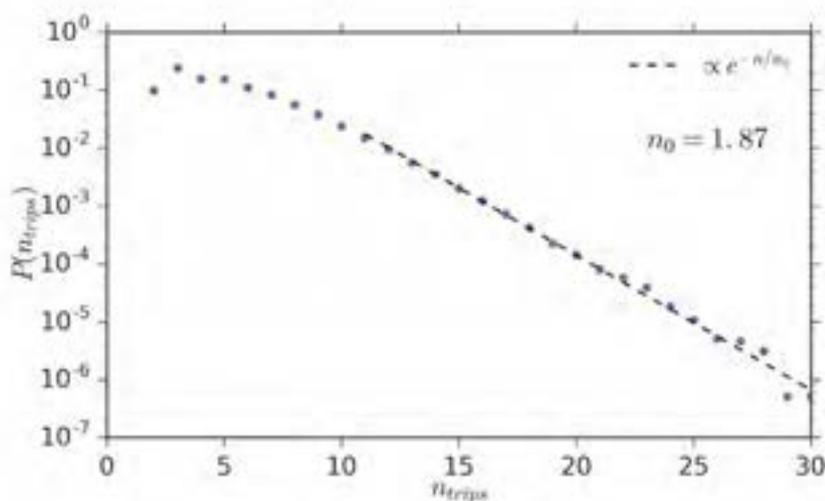
### 3.2 Numero Giornaliero di Viaggi e Raggio di Inerzia

Il modello di generazione delle traiettorie sintetiche dovrà avere un numero minimale di ingredienti al fine di poterne garantire la generalità e l'applicabilità in altre zone diverse da quella utilizzata in questo progetto. Altre caratteristiche della dinamica degli spostamenti degli automobilisti dovranno essere riprodotti dal modello, eventualmente tramite un'opportuna scelta dei parametri.

A tal fine due quantità note e importanti per la caratterizzazione della dinamica sono il numero giornaliero di viaggi per automobile ed il raggio di inerzia, che descrive quanto è ampia tipicamente l'aria del territorio in cui un automobilista si muove.

L'importanza di ambedue queste quantità in scenari di mobilità elettrica risiedono nel fatto che ambedue possono essere messe in relazione a diversi tipi di necessità di spostamento e quindi al possesso di tipologie diverse di veicoli elettrici (ad esempio dato che un raggio di inerzia grande presuppone spostamenti lunghi, l'automobilista in questione avrà necessità di un mezzo con buona autonomia).

La **Figura 9** mostra la distribuzione del numero di viaggi giornaliero per tutto il campione di dati. La distribuzione è fortemente piccata attorno ai 4-5 spostamenti con una lunga coda esponenziale che descrive casi estremi con numerosissimi spostamenti.



**Figura 9. Distribuzione del numero di spostamenti giornaliero.**

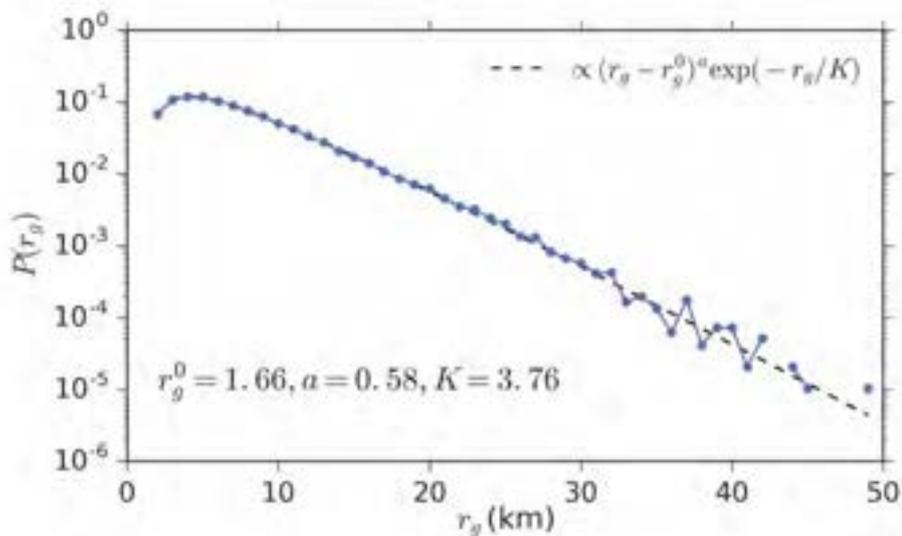
Il raggio di inerzia è misurato utilizzando tutti gli esagoni visitati da un veicolo alla fine del mese considerato. Misuriamo il baricentro degli esagoni visitati con la formula

$$\vec{x}_b = \frac{1}{N} \sum \vec{x}_i(3)$$

ossia la media tra tutte le posizioni dei centri degli esagoni visitati. Il raggio di inerzia misura la dispersione rispetto a questo baricentro ed è definito come

$$r_g = \frac{1}{N} \sum |\vec{x}_i - \vec{x}_b|^2 \quad (4)$$

La distribuzione osservata per il raggio di inerzia con i dati OCTOTELEMATICS è in linea con quanto osservato con altri dati di mobilità urbana. In **Figura 10** si può osservare come la distribuzione sia una legge a potenza traslata con taglio esponenziale, ma a differenza di altri casi, è traslata in maniera tale da avere un picco per un valore diverso da zero ed essere più piccola per valori di  $r_g$  bassi. Questo fenomeno può essere dovuto al fatto che tendenzialmente individui che coprono zone limitate dell'area nelle loro attività quotidiane non hanno motivo di utilizzare l'automobile come mezzo di spostamento, che viene quindi riservato per chi tendenzialmente fa spostamenti più grandi.



**Figura 10.** Distribuzione del raggio di inerzia dei veicoli del dataset.

Il raggio di inerzia riportato sopra è una quantità stabile e caratteristica di ciascun individuo. Ciò potrebbe non risultare evidente dato che la formula con cui viene calcolato dipende in linea di principio dal numero di esagoni diversi che l'automobilista ha visitato alla fine del mese. In linea di principio si potrebbe pertanto pensare che aumentando il numero di luoghi visitati (usando un dataset di un periodo più lungo ad esempio) o riducendoli (considerando solo una parte dei dati fino ad un certo punto).

Indichiamo quindi con  $D$  il numero di esagoni visitati da un veicolo fino ad un certo punto. Al variare di  $D$  è possibile misurare il raggio di inerzia limitando la sommatorie in (3) e (4) a questi soli  $D$  punti.

La **Figura 11** mostra l'andamento del raggio di inerzia al variare di  $D$  ottenute dividendo gli automobilisti a seconda del loro raggio di inerzia finale. Quello che si osserva è che al crescere di  $D$  il raggio di inerzia si stabilizza al valore finale ed è pertanto vero che lo spazio esplorato da un automobilista può crescere nel tempo, ma il raggio di inerzia relativo alla sua dinamica rimane in ogni caso lo stesso ed è pertanto adeguato a caratterizzarla.

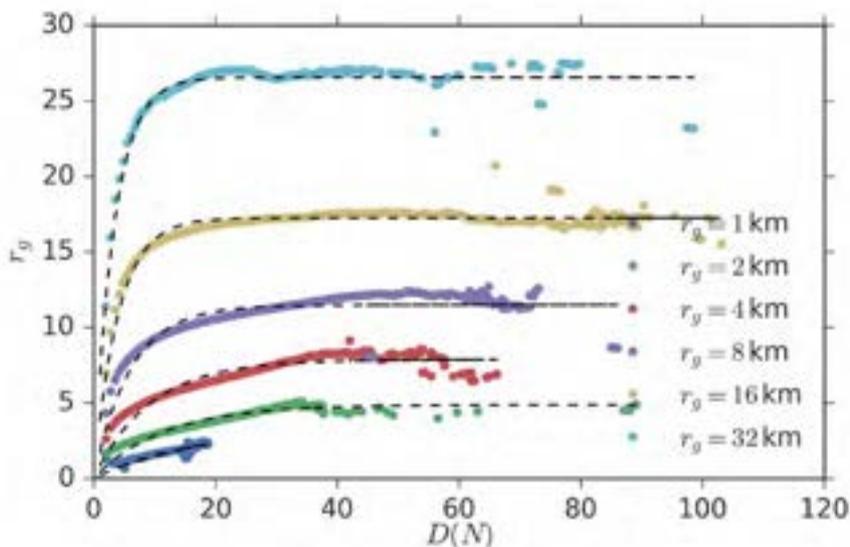


Figura 11. Raggio di inerzia al variare del numero di esagoni esplorati per ogni automobilista. Gli automobilisti sono stati divisi in classi corrispondenti al loro raggio di inerzia finale.

### 3.3 Exploration-Exploitation

Le misure del raggio di inerzia e del numero giornaliero di spostamenti si riferiscono in qualche modo a quantità che sono piuttosto costanti nella dinamica di ciascun individuo. Non è da dimenticare, come è stato in parte messo in evidenza in precedenza, che la dinamica giornaliera può essere considerata una dinamica di "exploration-exploitation" [10]. Questo tipo di dinamica è stata anche osservata in relazione a processi di innovazione, in cui vari agenti esplorano uno spazio concettuale che non è necessariamente fisico, ma può essere rappresentato dalle parole di un testo, da dei brani musicali o da dei contenuti online [18,19,20].

Caratteristiche di queste dinamiche sono due leggi statistiche: la legge di Heaps[21] e la legge di Zipf [22]. La prima legge mette in relazione in numero di elementi diversi esplorati  $D$  (che nel nostro caso sarebbero rappresentati da esagoni diversi sulla griglia), al numero di elementi totali visti  $N$  (che nel nostro caso sarebbero rappresentati dal numero di viaggi effettuati) fino ad un certo punto. Questa legge di solito si presenta nella forma

$$D(N) = N^\beta(5)$$

dove  $0 < \beta < 1$  e pertanto l'esplorazione, cioè l'aumento di  $D$  risulta sempre più difficile man mano che  $N$  cresce. L'esplorazione spaziale non differisce da quanto visto in altri sistemi, come evidenziato in Figura 12, in cui si misura un  $\beta = 0.65$ .

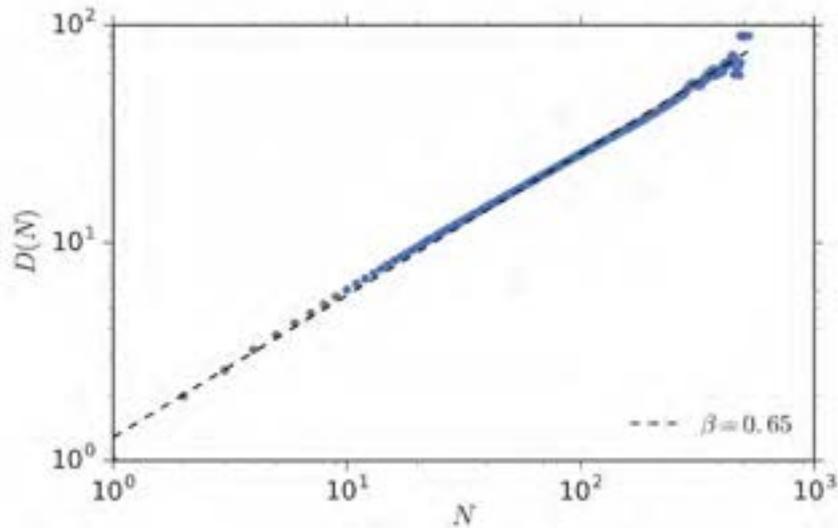


Figura 12. Numero di aree diverse esplorate in funzione del numero totale di spostamenti (Legge di Heaps).

La legge di Zipf invece è una legge che riguarda la frequenza di visita  $f$  delle varie aree. Supponendo di ordinare le aree in ordine decrescente con  $f$  e di assegnare a ciascuna un indice  $R$  (detto rango) a seconda della loro posizione in questo ordinamento, si ha che

$$f(R) \propto R^{-\alpha} \quad (6)$$

dove  $\alpha = 1/\beta$  con  $\beta$  esponente della legge di Heaps in (5). Di nuovo, questo è confermato a meno di correzioni dovute alla brevità delle traiettorie, per il nostro dataset in [Figura 13](#)

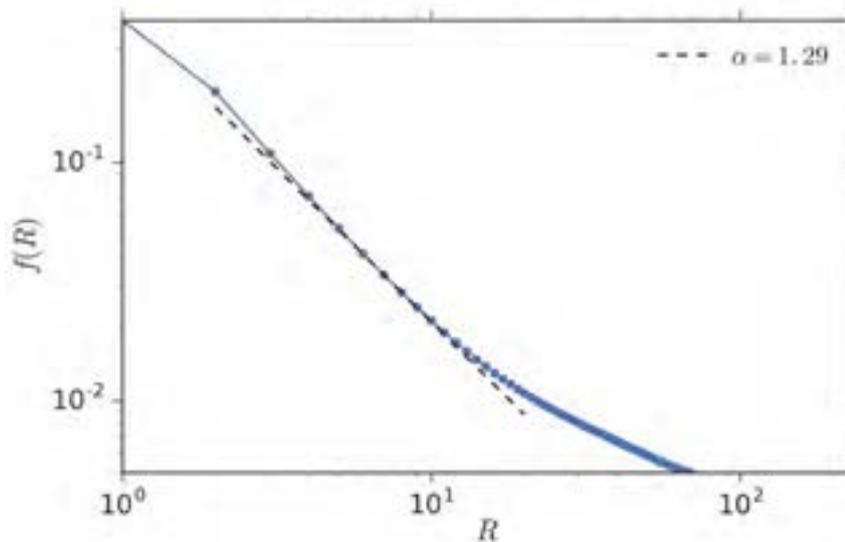
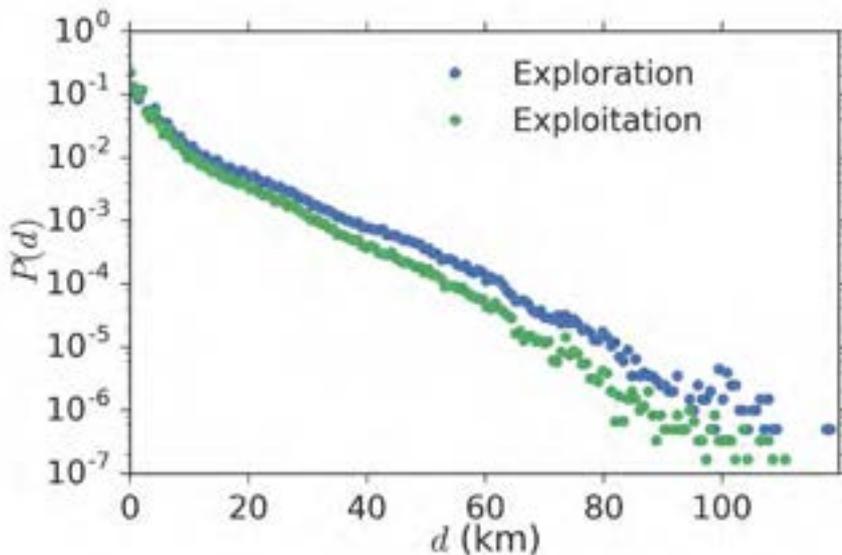


Figura 13. Relazione tra il rango di un'area visitata e la sua frequenza di visita (Legge di Zipf).

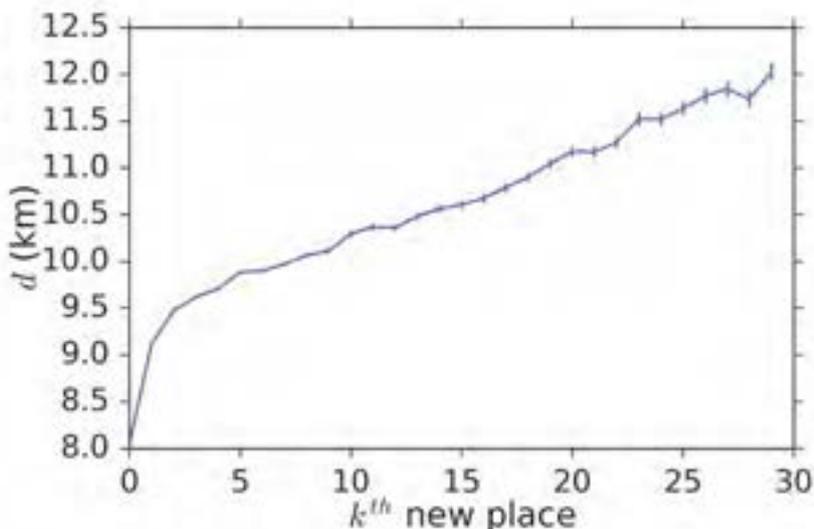
La dinamica giornaliera di un automobilista si configura quindi come un processo in cui si alternano

momenti di esplorazione del nuovo (Exploration) con momenti di ritorno verso luoghi conosciuti e visitati di frequente (Exploitation). Questi due momenti della dinamica presentano caratteristiche diverse. Ad esempio la distanza che intercorre tra due aree visitate una di seguito all'altra, nel caso in cui l'area di arrivo sia esplorata per la prima volta è tendenzialmente più grande rispetto al caso in cui questa sia già stata visitata. **Figura 14** mostra la distribuzione delle distanze in questi due casi, evidenziando una tendenza a compiere spostamenti più lunghi con probabilità più alta durante la fase di esplorazione.



**Figura 14. Distribuzione delle distanze di spostamento nel caso di esplorazione di nuove aree (Exploration) e nel caso di ritorno verso aree note (Exploitation).**

Focalizzando l'attenzione su una particolare area visitata, ci si può chiedere invece in che relazione spaziale siano le aree esplorate rispetto a questa. In particolare supponendo di tornare più volte in una stessa area, si può misurare la distanza tra questa ed il primo posto esplorato (quindi non visitato in precedenza) partendo da essa, poi la distanza col secondo posto esplorato una volta ritornati nell'area di partenza e così via. **Figura 15** mostra queste distanze in funzione dell'ordine di esplorazione. Quello che si osserva è che le aree esplorate sono via via più distanti dal punto di partenza, facendo ipotizzare inizialmente un'esplorazione delle zone circostanti e in seguito un allontanamento.



**Figura 15. Distanza di esplorazione in funzione dell'ordine di esplorazione.**

Questi due risultati in particolare giustificano l'introduzione del nostro modello di generazione di traiettorie, che presenta quindi vari aspetti di originalità rispetto ad altri modelli presenti in letteratura.

## 4 Modello di Generazione Traiettorie

### 4.1 Modello di Exploration-Exploitation dello Spazio Urbano-Extraurbano

I risultati empirici già noti da altri lavori e confermati con i dati delle traiettorie GPS, quali le leggi di Heaps e Zipf, indicano che l'esplorazione dello spazio durante la dinamica degli automobilisti è un processo di esplorazione dello spazio unito ad un processo di rinforzo. Questo fa sì che lo spazio esplorato da un automobilista cresca nel tempo, ma al contempo c'è la presenza di un meccanismo di rinforzo che privilegia il ritorno verso luoghi noti e molto frequentati, limitando l'espansione.

I risultati mostrati nelle [Figura 14](#) e [Figura 15](#) mostrano tuttavia come l'esplorazione di luoghi nuovi sia spazialmente correlata al punto da cui si parte ad esplorarla: i luoghi nuovi sembrano essere tendenzialmente più lontani da quelli già esplorati e questa distanza aumenta in base a quante volte si è deciso di esplorare partendo dallo stesso punto.

Questo lascia intuire che in qualche modo si tenda ad esplorare prima i dintorni di un punto nuovo allontanandosi via via. In altre parole, sembra esistere una correlazione spaziale tra i luoghi nuovi esplorabili e quelli noti.

In [18,19,20] sono stati introdotti vari modelli che spiegano le dinamiche legati ai processi di esplorazione del nuovo, enfatizzando l'importanza delle correlazioni semantiche tra elementi. Tuttavia, in questi lavori le correlazioni semantiche riguardano elementi in uno spazio concettuale e non fisico in questo caso, e le correlazioni semantiche riguardano il collegamento tra elementi simili per argomento o altre proprietà astratte. L'idea dietro il presente modello è quello di adattare questi modelli sostituendo il concetto di correlazione semantica con quello di correlazione spaziale.

I modelli in [18,20] si basano principalmente su due parametri, un parametro di rinforzo  $\rho$  ed uno di espansione dello spazio visitabile  $\nu$ . Il parametro di rinforzo fa sì che sia più probabile rivisitare elementi esplorati molte volte, mentre il parametro di espansione definisce quanti elementi nuovi sono visitabili ogni qual volta lo spazio esplorabile cresce. Questo, solitamente succede ogni volta che si visita un elemento per la prima volta, la novità "triggera" la possibilità di esplorarne altre. Sono presenti poi uno o più parametri che legano gli elementi generando correlazioni semantiche, che ai nostri fini non sono di interesse.

Il modello prevede che, posto  $\nu < \rho$ , le leggi di Heaps e Zipf siano riprodotte con  $\beta = \nu/\rho$  e  $\alpha = 1/\beta$ .

Estendiamo questo modello, mantenendo i parametri  $\rho$  e  $\nu$  con i loro stesso significato ed introducendo delle relazioni spaziali tra gli elementi. Chiamiamo con  $H_0$  l'insieme corrispondente all'abitazione di un automobilista e poniamo un indice temporale fittizio discreto (non corrispondente al tempo reale ma al numero di spostamenti fatti)  $\tau = 0$ .

Definiamo inoltre con  $U(\tau)$ , l'insieme delle aree note all'automobilista ma non necessariamente visitate allo spostamento  $i$ -esimo (pertanto  $U(0) = \{H_0\}$ ). Definiamo poi l'insieme delle aree note e visitate  $U_D(\tau)$  che sarà un sottinsieme di  $U(\tau)$  e al tempo  $\tau = 0$  vale  $U_D(0) = \{H_0\}$ .

Ogni qual volta l'automobilista si trova su una certa area  $H_\tau$  e si decide di espandere lo spazio conosciuto  $U(\tau)$ , viene usata una **regola di espansione**. Si aggiungono  $\nu + 1$  nuove aree ad  $U(\tau)$  in sequenza con la seguente regola:

- a) Si sceglie una distanza  $d > 0$  da una distribuzione  $P(d) \propto d^{-\gamma_1}$  con  $\gamma_1 > 1$
- b) Si definisce l'insieme  $V = \{\hat{H}: d(\hat{H}, H_\tau) = d \wedge \hat{H} \notin U(\tau)\}$  delle aree non esplorate e non conosciute a distanza  $d$  da  $H_k$
- c) Si sceglie un  $\hat{H} \in V$  con una probabilità  $P(\hat{H}) \propto Pop(\hat{H})$ , proporzionale alla popolazione degli esagoni in  $V$  e si aggiunge ad  $U(\tau)$

Ripetendo questa regola  $\nu + 1$  volte si otterrà un  $U(\tau)$  con  $\nu + 1$  nuovi elementi. Nota che in questo modo gli elementi aggiunti saranno spazialmente correlati con  $H_k$  e tendenzialmente vicini ad esso con eccezionalmente qualche elemento lontano.

La dinamica del modello si basa su un "tempo intrinseco" rappresentato dal numero di spostamenti effettuati  $\tau$ . Partendo dalle condizioni iniziali definite sopra per  $\tau = 0$ , si applica la regola di espansione rispetto ad  $H_0$ . Si assegna quindi ad ogni elemento di  $U(0)$  un peso  $w(H) = 1$ . Quindi supponendo al tempo intrinseco  $\tau$  di aver visitato l'area  $H_\tau$  la **dinamica** è come segue:

- 1) Si sceglie un  $H \in U(\tau)$  secondo una probabilità  $P(H) \propto w(H)$ .
- 2) Definiamo il sottinsieme di  $U(\tau)$  di elementi  $\hat{H}$  con lo stesso peso di  $H$ ,  
 $U_w(\tau) = \{\hat{H} \in U(\tau): w(\hat{H}) = w(H)\}$
- 3) Scegliamo un elemento di  $U_w(\tau)$  con probabilità  $P(\hat{H}) \propto d(\hat{H}, H_i)^{-\gamma_2}$  dove  $\gamma_2 > 1$
- 4) Similmente a quanto fatto nel punto (2) definiamo il sottinsieme di  $U_w(\tau)$  che hanno la stessa distanza di  $\hat{H}$  da  $H_k$ :  $U_w^d(\tau) = \{\hat{H} \in U_w(\tau): d(\hat{H}, H_\tau) = d(\hat{H}, H_\tau)\}$
- 5) Scegliamo quindi la prossima area in cui spostarsi  $H_{\tau+1} \in U_w^d(\tau)$  con probabilità proporzionale alla popolazione  $P(H_{\tau+1}) \propto Pop(H_{\tau+1})$
- 6) Si aumenta il suo peso  $w(H_{\tau+1})$  di una quantità pari a  $\rho$
- 7) Se  $H_{\tau+1}$  non è mai stato visitato prima, ossia  $H_{\tau+1} \notin U_D(\tau + 1)$ , si aggiunge a quest'insieme e si usa la **regola di espansione**.
- 8) Si incrementa  $\tau$  di 1

Tralasciando le complicazioni dovute all'introduzione delle correlazioni spaziali nella regola di espansione e la scelta spaziale della prossima area da visitare, il modello è esattamente quello presentato in [18] ed è quindi assicurato che per ogni singolo automobilista le Leggi di Heaps e Zipf saranno correttamente riprodotte.

Il modello fino a questo momento non tiene in considerazione il tempo reale in cui si svolge la dinamica. Chiamando questo tempo con  $t_e$  ponendolo uguale a 0 all'inizio della dinamica, la sua introduzione supponendo che i tempi di sosta siano scorrelati dalla particolare posizione in cui ci si trova e piuttosto semplice. Alla dinamica precedente si aggiungono i punti:

- 9) Si calcola il tempo di percorrenza  $t_{travel}$  utilizzando la legge in **Figura 9** utilizzando la distanza  $d(H_\tau, H_{\tau+1})$  nella formula.
- 10) Si estrae un tempo di sosta  $\delta t$  dalla distribuzione in figura **Figura 8**
- 11) Si incrementa  $t$  di  $t_{travel} + \delta t$

Il tempo di sosta estratto  $\delta t$  è il tempo in cui la macchina resta parcheggiata in  $H_{\tau+1}$ , mentre il tempo  $t + t_{travel}$  è il tempo di arrivo.

Come ultima nota, si deve mettere in evidenza come il punto (c) della regola di espansione ed il punto (5) della dinamica introducono un bias, seppur non fortissimo, verso le aree maggiormente popolate. Questo viene introdotto supponendo, come spesso viene fatto, che una maggior popolazione in un'area sia correlata con una maggiore presenza di opportunità di tipo lavorativo, commerciale, di svago e anche una maggior connettività che le rende mete preferibili ad altre.

Ovviamente questo bias può essere rilassato, supponendo di scegliere con una probabilità uniforme invece che proporzionale alla popolazione. Vedremo come questa scelta, pur non distruggendo completamente il potere predittivo del modello, lo riduce sensibilmente.

#### 4.2 Modello con Vincolo di Ritorno all'Abitazione

Il modello definito nel paragrafo precedente ha in sé molti degli ingredienti necessari per riprodurre la dinamica di esplorazione. Tuttavia, si può assumere che questa dinamica abbia un vincolo ulteriore legato alla necessità di fare ritorno alla propria abitazione. Dato che l'abitazione è il punto di partenza della dinamica ed il rinforzo del peso che modula la probabilità di visita è correlato alla durata per cui un punto è noto, frequenti ritorni in questa area emergeranno naturalmente dalla dinamica.

Tuttavia, volendo mettere in evidenza il comportamento di ricarica domestico, è necessario che la dinamica di ritorno e partenza dall'abitazione sia più precisa e correlata con determinati orari della giornata (partenza tendenzialmente di mattina, rientro tendenzialmente di sera), cosa che nel modello precedente non è prevista.

Utilizzando le probabilità di partenza e rientro empiriche misurate in [Figura 4](#) e [Figura 5](#), è possibile aggiungere un ulteriore ingrediente che svincola la dinamica. Questo può essere riassunto brevemente nello schema in [Figura 16](#).

Supponendo di dover eseguire lo spostamento al tempo intrinseco  $\tau$  e tempo reale  $t$ , prima di eseguire la dinamica normale si controlla se la posizione attuale è quella di casa:

- Nel caso in cui non lo sia, si torna a casa con probabilità  $P_{back}(h)$ , dipendente dall'ora del giorno in cui si sta per effettuare lo spostamento ([Figura 5](#)):
  - Nel caso si torni a casa si incrementa il tempo  $t$  del tempo di viaggio necessario per il viaggio di rientro e si inizializza il tempo di sosta a casa  $\delta t = 0$
  - In caso contrario si prosegue con la normale dinamica
- Nel caso in cui lo sia, si decide di lasciare l'area di casa con probabilità  $P_{leave}(h)$ , dipendente dall'ora del giorno in cui si sta per effettuare lo spostamento ([Figura 4](#)):
  - Nel caso in cui l'automobilista lascia l'area si prosegue con la normale dinamica
  - In caso contrario si incrementa il tempo di sosta nell'area di casa  $\delta t$  ed il tempo  $t$  di un'ora.

Nota che nel caso in cui non si lasci l'area di casa il tempo intrinseco  $\tau$  non aumenta perché non si compiono spostamenti. Inoltre, il ritorno nell'area di casa con probabilità  $P_{back}(h)$  non fa aumentare il peso  $w(H_0)$  assegnato all'area di casa, che rimane quindi svincolata dalla normale dinamica.

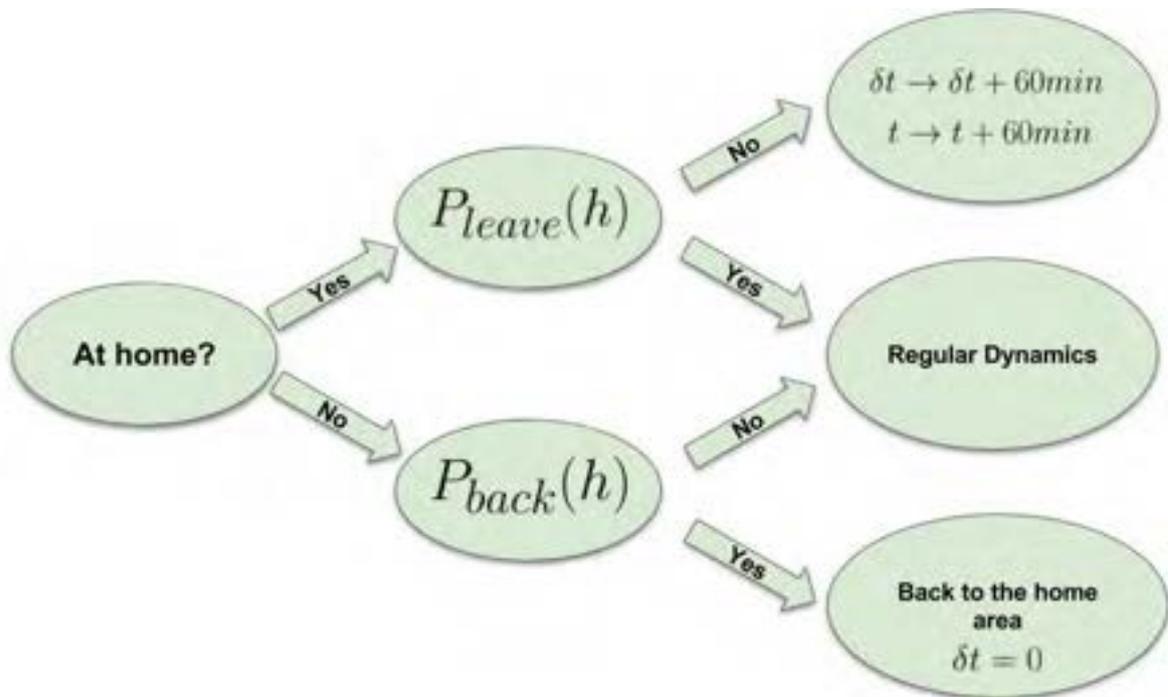


Figura 16. Diagramma del modello della dinamica di ritorno e partenza dall’area di abitazione.

### 4.3 Confronto con Risultati Empirici

Il modello finale dipende da vari parametri di cui solo 4 sono però liberi:  $\rho$ ,  $\nu$ ,  $\gamma_1$  e  $\gamma_2$ . Nonostante la loro scelta sia fino a questo punto arbitraria, i risultati delle simulazioni sono sempre qualitativamente in accordo con i risultati ottenuti nei paragrafi 3.2 e 3.3 riguardanti le misure empiriche che il modello deve riprodurre.

Nel seguito non riporteremo tutte le possibili scelte dei parametri, ma solo  $\rho = 3.5$ ,  $\nu = 3$ ,  $\gamma_1 = 1.0$ ,  $\gamma_2 = 1.2$  come esempio di ciò che si può ottenere.

Lo studio di una calibrazione automatica dei parametri del modello sarà oggetto di studio durante futuri sviluppi del lavoro, essendo di particolare interesse nello sviluppo del simulatore finale.

Le simulazioni effettuate sono state realizzate riproducendo l’esatto numero di traiettorie del campione analizzato nel capitolo 3, utilizzando la stessa distribuzione delle aree considerate come aree di casa, individuate nel paragrafo 2.3. Ciascuna traiettoria è stata simulata ponendo inizialmente il tempo reale  $t = 0$  e iterando la dinamica (compresa la dinamica di partenza/ritorno da casa) finché  $t$  è uguale o maggiore di un mese.

Le prime misure che è possibile confrontare con i dati empirici sono il raggio di inerzia ed il numero di viaggi giornaliero, la cui corretta riproduzione da parte del modello è di fondamentale importanza ai fini dell’integrazione con il layer successivo di comportamento di ricarica. La Figura 17 e la Figura 18 mostrano il confronto tra i risultati della simulazione e i dati. Si può osservare che, pur non avendo cercato dei valori ottimali dei parametri del modello, c’è un buon accordo con le distribuzioni empiriche.

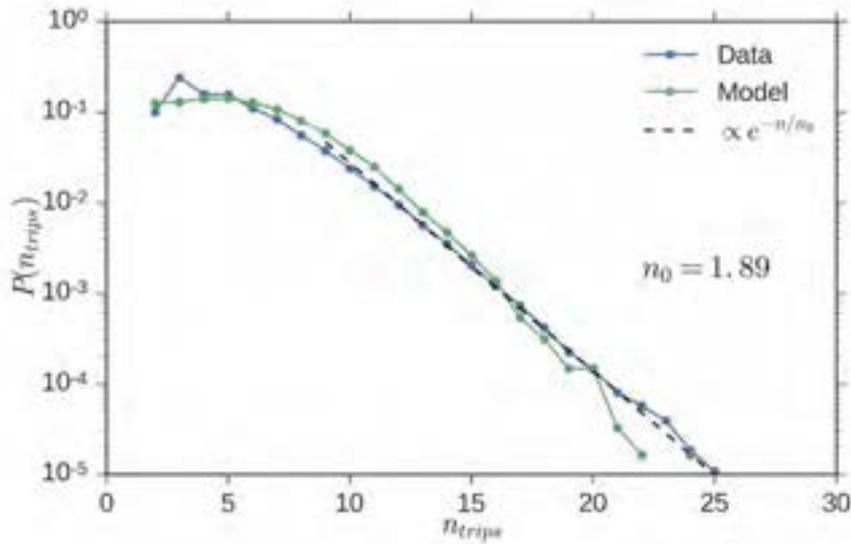


Figura 17. Confronto tra la distribuzione empirica del numero di spostamenti giornaliero ed il risultato della simulazione.

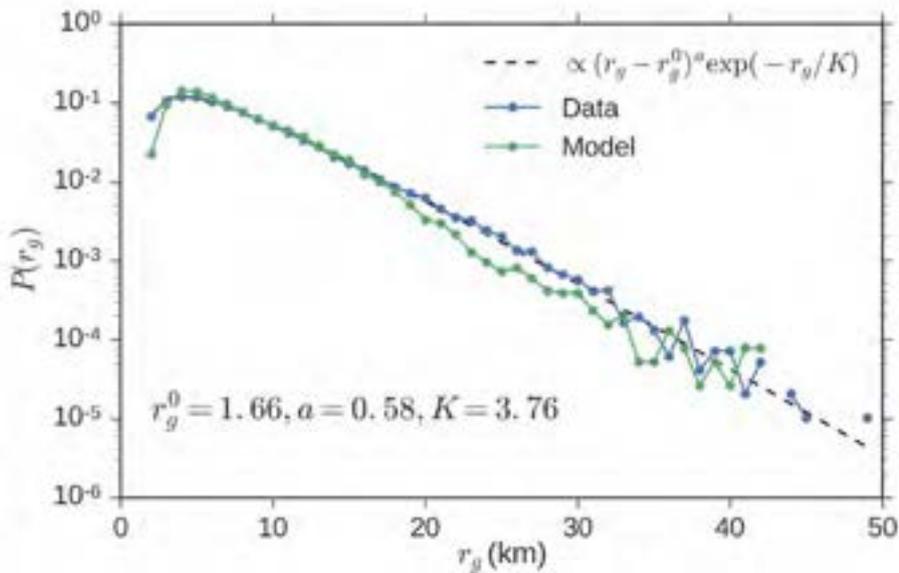


Figura 18. Confronto tra la distribuzione empirica del raggio di inerzia ed il risultato della simulazione.

Dato che questo modello è un'estensione del modello in [18], è stato analiticamente dimostrato che è in grado di predire sia la legge di Heaps che quella di Zipf. Il confronto con i dati empirici è mostrato in figura [Figura 19](#) e [Figura 20](#). Da notare che secondo la teoria si dovrebbe avere  $\beta = \nu/\rho = 3/3.5 \approx 0.85$ , mentre in figura si ha un valore di circa 0.65. Questo è dovuto al fatto che la curva in [Figura 19](#) è ottenuta mediando le curve ottenute dalle varie traiettorie che generalmente saranno lunghe pochi passi (circa un

centinaio di spostamenti). La teoria prevede  $\beta = v/\rho$  asintoticamente, per grandi valori di  $\tau$  che nel nostro caso non vengono mai raggiunti.

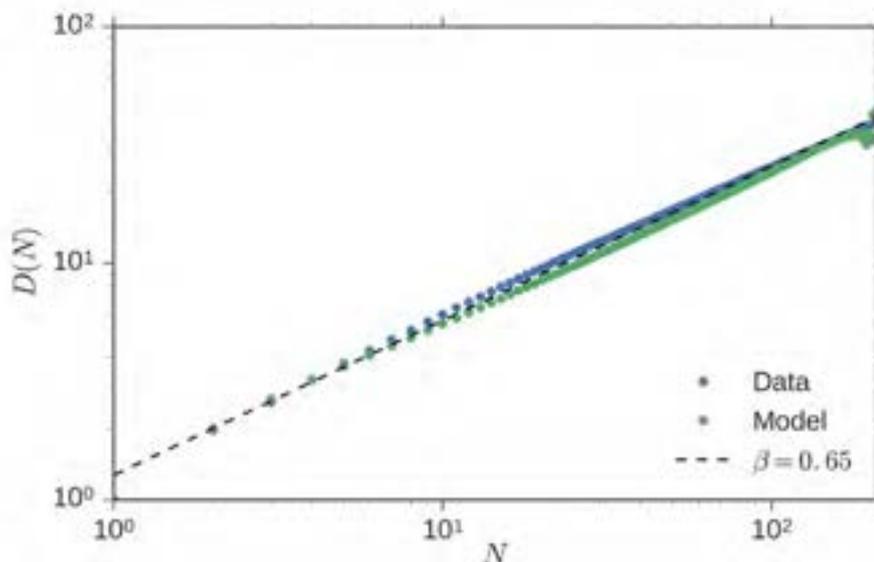


Figura 19. Confronto tra la legge di Heaps misurata dai dati e misurata con le traiettorie sintetiche ottenute dalla simulazione

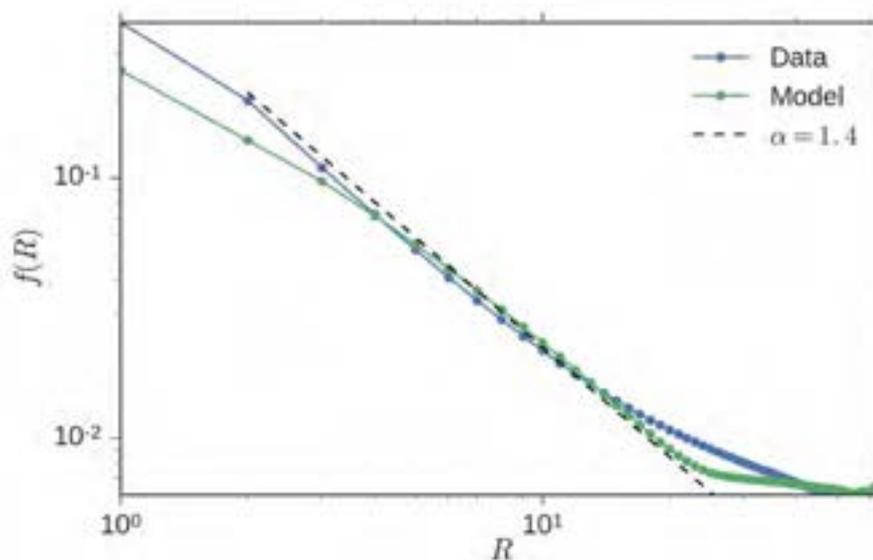


Figura 20. Confronto tra la legge di Zipf misurata dai dati e misurata con le traiettorie sintetiche ottenute dalla simulazione

Nel capitolo 3 abbiamo anticipato che lo scopo principale del modello era riuscire a riprodurre le correlazioni spaziali che si osservano durante l’esplorazione delle aree non precedentemente visitate, in particolare un incremento della probabilità di compiere viaggi lunghi durante questi spostamenti e un drift di distanza a partire da una posizione nota. Questi due comportamenti sono riprodotti dal modello come si può vedere in [Figura 21](#) e [Figura 22](#). Tuttavia nel secondo caso, sembra che il drift avvenga su distanze tendenzialmente più piccole rispetto a quelle osservate nei dati. Ciò può essere dovuto sia alla scelta

arbitraria dei parametri che necessita di fine tuning, sia al modo in cui si è scelto di introdurre le correlazioni spaziali e che necessita di modifica.

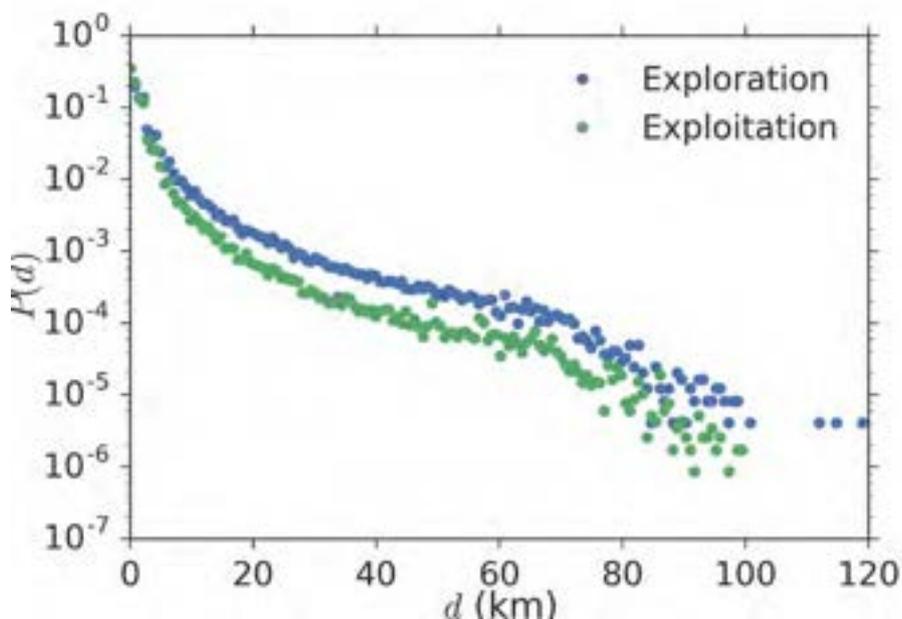


Figura 21. Distribuzione delle distanze di spostamento nel caso di esplorazione di nuove aree (Exploration) e nel caso di ritorno verso aree note (Exploitation) ottenuta dalle traiettorie sintetiche (da confrontare con la Figura 14).

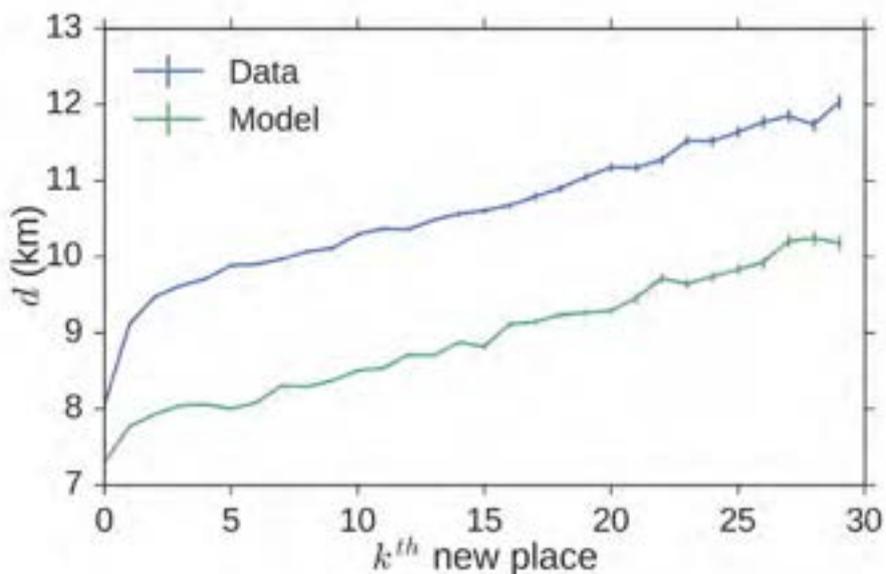


Figura 22. Distanza di esplorazione in funzione dell'ordine di esplorazione ottenuta dai dati e dal modello.

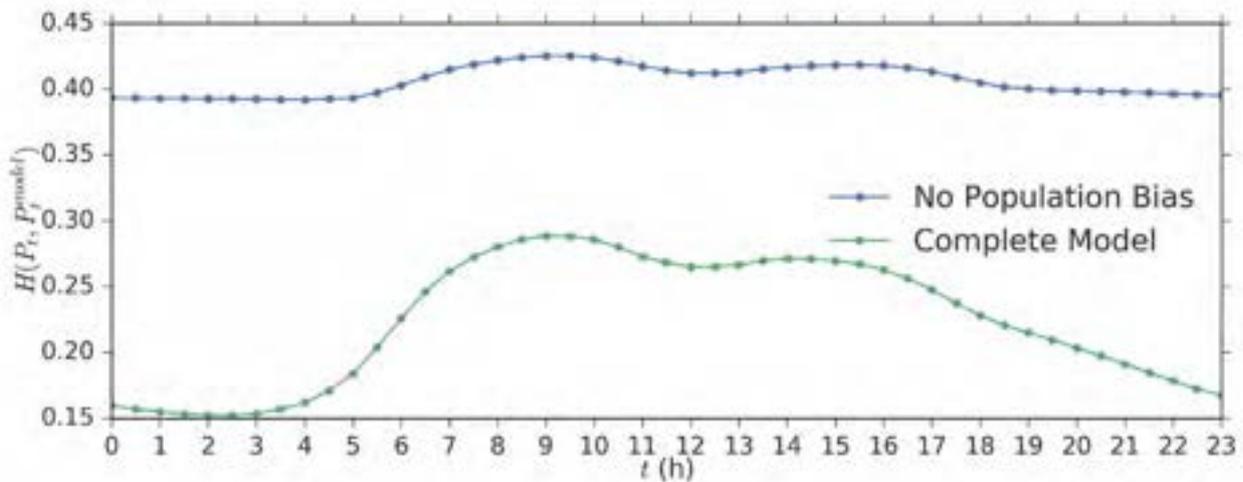
I dettagli legati alla dinamica microscopica sono importanti ai fini dell'introduzione di aspetti individuali legati ai comportamenti di ricarica. Ad esempio, individui caratterizzati da un grande raggio di inerzia tendenzialmente possiederanno automobili elettriche con maggiore autonomia e ricaricheranno di meno negli spostamenti brevi; individui che fanno pochi viaggi giornalieri potrebbero non avere un veicolo

elettrico se le aree visitate non hanno colonnine di ricarica oppure utilizzare esclusivamente la ricarica domestica e così via.

Da un punto di vista macroscopico invece, non sono queste quantità ad essere rilevanti nel nostro framework di modellizzazione. Ipotizzando che gli automobilisti in possesso di autoelettriche siano agenti con la possibilità di interagire tra di loro, queste interazioni avverranno esclusivamente al momento della ricarica. Infatti, un agente potrebbe non poter ricaricare ad una colonnina a causa della presenza di altri agenti che la stanno occupando, potrebbe dover cambiare destinazione a causa di questa congestione, o potrebbe non poter utilizzare la ricarica domestica a causa di un sovraccarico della rete causata da altri agenti parcheggiati nell'area di casa che stanno ricaricando.

Pertanto un dettaglio fondamentale che è necessario riprodurre è la distribuzione macroscopica della auto parcheggiate nei vari esagoni per le varie ore della giornata. Al fine di verificare quindi che il modello è capace di riprodurre questa distribuzione, abbiamo misurato con i nostri dati la distribuzione del numero di macchine parcheggiate in un esagono ad una data ora  $p_{parked}(h)$ . Questa stessa distribuzione è stata poi misurata utilizzando i risultati della simulazione precedente  $p_{\hat{parked}}(h)$ . Abbiamo quindi misurato la Distanza di Hellinger tra queste due distribuzioni al variare di  $h$  ed abbiamo successivamente mediato la stessa ora per ogni giorno. La Distanza di Hellinger è una nota distanza tra distribuzioni che assume il valore di 1 se le distribuzioni sono totalmente diverse e 0 se sono identiche. I risultati di questa misura sono riportati in **Figura 23**. La curva verde in figura mostra l'andamento di questa distanza in ogni ora della giornata. Si può osservare come questa distanza sia sempre minore di 0.25 indicando un buon accordo tra i dati ed il modello. Inoltre, l'accordo migliora durante le ore notturne, indicando che il modello di rientro/partenza dall'abitazione riproduce verosimilmente i ritmi circadiani degli automobilisti. L'accordo peggiora durante le ore della giornata dove il comportamento individuale risulta più imprevedibile.

Come anticipato in precedenza, è possibile rimuovere il bias di spostamento verso aree maggiormente popolate modificando il punto (c) della regola di espansione ed il punto (5) della dinamica. Il risultato di questa operazione corrisponde alla curva blu in **Figura 23**, che mostra valori di Distanza di Hellinger sistematicamente più alti rispetto a quelli nel caso del modello completo.



**Figura 23. Distanza di Hellinger tra le distribuzioni spaziali della macchine parcheggiate in ogni ora della giornata misurate dai dati o con il risultato della simulazioni.**

Lo stesso accordo tra risultati sperimentali e modello si osserva anche in **Figura 24**, dove calcoliamo il numero medio di veicoli parcheggiati in una certa area per varie ore della giornata. Si può osservare come la relazione tra i valori empirici e quelli ottenuti dal modello sia praticamente lineare.

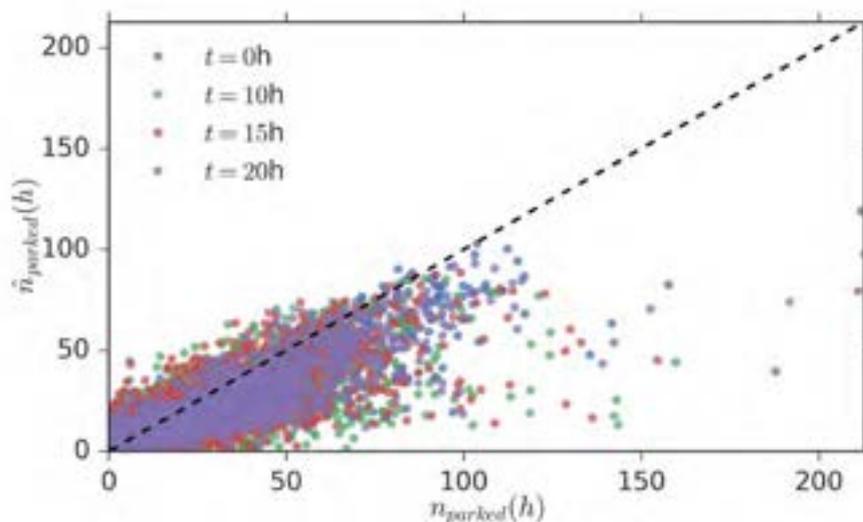


Figura 24. Confronto tra numero medio di auto parcheggiate in ogni area misurate empiricamente (ascissa) e ottenuti dalle simulazioni (ordinata), per varie ore della giornata.

## 5 Modello con Comportamenti di Ricarica

### 5.1 Oversampling con Generatore di Traiettorie Sintetiche

Lo studio dei futuri comportamenti di ricarica includerà una varietà di scenari molto eterogenea e modificabile dall'utente. Uno degli scenari sicuramente di maggior interesse è quello in cui la percentuale di automobilisti in possesso di auto elettriche è considerevolmente più alta di quella attuale, tanto da avere un peso elevato in termini di richiesta di energia da parte della rete. Non è sbagliato pensare che sia proprio in queste condizioni che comportamenti collettivi come la modifica sistematica delle proprie abitudini di viaggio o una scelta particolare e consapevole del momento di ricarica del mezzo abbiano un impatto globale sulla capacità della rete elettrica e sul suo effettivo funzionamento. E' inoltre in questo caso che l'introduzione di tecnologie quali il vehicle-to-grid o l'infomobilità relativa a possibili sovraccarichi della rete elettrica in alcune aree possono avere maggior impatto.

A tal proposito, è necessario riuscire a simulare dei comportamenti di ricarica in un campione di automobilisti molto maggiore di quelli normalmente presenti nei sample di dati offerti a fini di ricerca (circa il 5-10% del campione totale). Il modello presentato e studiato nel capitolo 3, si configura come lo strumento ideale per generare un campione realistico di traiettorie in grado di colmare la distanza tra il reale numero di veicoli in una data area ed il campione in nostro possesso, che non permetterebbe studi su grandi numeri di veicoli elettrificati.

La procedura di oversampling è eseguita utilizzando le stesse ipotesi del processo di individuazione del luogo di residenza di un automobilista. Supponendo di voler riprodurre un campione di  $C = 2846145$  veicoli partendo da un campione di  $\hat{C} = 99000$  di cui abbiamo individuato il luogo di residenza, possiamo ipotizzare che la frazione stimata di residenti in una certa area stimata con i nostri dati sia quella effettivamente corretta che si avrebbe col campione totale. Quindi supponendo che il numero di

automobilisti nel campione che hanno residenza in un'area  $H$  sia  $\hat{c}(H)$ , possiamo ipotizzare che il numero reale di automobilisti residenti in quella stessa area sia  $c(H) = \frac{c}{\hat{c}} \hat{c}(H)$ .

A questo punto l'oversampling è eseguito simulando per ciascun  $H$ ,  $c(H)$  traiettorie utilizzando come punto di partenza della simulazione.

Da notare che nonostante il processo di simulazione di un numero così grande di traiettorie sia particolarmente costoso in termini computazionali, il modello di generazione può essere parallelizzato in maniera semplice dato che traiettorie diverse non interagiscono tra loro e tutte le scelte di viaggio dovute ad attività collettive (lavoro, svago etc) sono modellizzate introducendo un bias legato alla popolazione dell'area che come abbiamo visto incrementa notevolmente il potere predittivo del modello.

## 5.2 Impostazioni di Base del Modello

La modellizzazione di comportamenti di ricarica allo stato attuale della ricerca, risente inevitabilmente della scarsa informazione disponibile riguardo a comportamenti realistici. Nei vari casi in cui questa informazione è disponibile quello che viene tendenzialmente messo in evidenza è un comportamento abbastanza eterogeneo, in relazione a preferenze più o meno personali. Ad esempio, una parte degli automobilisti preferisce ricaricare ogni volta che questo è possibile durante una sosta, mentre un'altra riesce a gestire più efficientemente la batteria e ricaricare quando questa raggiunge un certo livello di carica.

Uno delle principali limitazioni di questi studi è inoltre il fatto che allo stato attuale i veicoli elettrici non sono abbastanza economici da poter essere acquistati da ogni strato sociale e tendenzialmente i proprietari di questo genere di veicoli risiede in aree abbienti dell'area urbana.

Questo fatto limita molto la valutazione dell'impatto che i veicoli elettrici potrebbero avere nei prossimi anni a seguito di un abbattimento dei loro costi.

Un'altra limitazione al possesso o meno di un'auto elettrica da parte di un'automobilista viene inoltre dalla presenza di impianti di ricarica nelle zone che esso tipicamente frequenta, che di nuovo non permette di comprendere gli effetti di un'introduzione su larga scala in ogni area della città.

In questo scenario il ricorso a dei modelli di comportamento sembra essere una delle migliori opzioni percorribili.

Il modello che introdurremo permette lo studio di tutti questi comportamenti tramite la manipolazione di un set di parametri caratterizzanti il comportamento di ogni singolo veicolo. Al fine di ottenere delle simulazioni abbastanza rapide e l'esplorazione di un gran numero di scenari diversi in tempi relativamente brevi, il modello di simulazione dei comportamenti di ricarica va a modificare in modo al più minimale le traiettorie sintetiche generate col modello al capitolo 3.

Lo stato di carica del veicolo  $v$  al tempo reale  $t$  sarà indicato con  $C(v)$ . Ogni spostamento farà diminuire il valore di  $C(v)$  ed alla sosta successiva l'automobilista potrà scegliere, se possibile, di ricaricare il veicolo per un tempo pari al tempo di sosta.

I parametri che caratterizzano il comportamento di ricarica di ogni individuo sono  $C_{thresh}^v$ , ossia il livello di carica di tolleranza sotto al quale l'automobilista vuole assolutamente ricaricare il veicolo, e  $\delta t_{thresh}^v$  che indica la soglia di tempo di sosta oltre alla quale l'automobilista ritiene sia possibile caricare. Queste due quantità possono essere definite come variabili casuali estratte da delle distribuzioni, possono essere impostate a seconda del luogo di residenza o possono essere scelte come uniformi per ogni veicolo  $v$ . Nel seguito e per semplicità utilizzeremo questa impostazione.

Da notare come un veicolo con un alto valore di  $\delta t_{thresh}^v$  ed valore relativamente basso di  $C_{thresh}^v$ , indichi un individuo che tende a ricaricare solo quando strettamente necessario. Viceversa, un valore basso di  $\delta t_{thresh}^v$  indica una persona che mette il veicolo in carica ogni volta che questo è possibile, indipendentemente dallo stato di carica del mezzo.

Un'altra fondamentale informazione riguardante ogni automobilista è la possibilità di ricarica domestica. Questa possibilità è fortemente legata al possesso di un box auto in cui poter ricaricare il veicolo durante le soste nell'area di residenza. Una stima realistica di quanti automobilisti possano effettivamente fare uso di questa opzione può essere fatta utilizzando i dati ISTAT sugli edifici ad uso abitativo in un'area (vedi Capitolo 2) incrociati con dati riguardanti la percentuale di famiglie in possesso di box auto o di edifici che li possiedono. Ai fini dimostrativi attuali ipotizzeremo che ogni individuo in possesso di veicolo elettrico possa usufruire della ricarica domestica, ma la frazione effettiva di quanti abbiano questa possibilità e la loro distribuzione spaziale saranno parametri modificabili nel simulatore finale.

Infine, la presenza di colonnine di ricarica nel territorio è uno degli elementi di maggiore importanza nelle dinamiche di ricarica. Data una certa area  $H$ , il numero di colonnine di ricarica presenti sono indicate con  $n_{col}(H)$ . Assumendo una certa capacità  $c_{charge}$  di ogni colonnina, il numero massimo di veicoli in carica nello stesso istante nell'area  $H$  su colonnine sarà dato da  $c_{charge}n_{col}(H)$ . Pertanto se il numero di veicoli in ricarica non domestica in  $H$  ad un dato tempo  $t$ ,  $n_{charge}(H, t)$ , è maggiore di questa quantità, nessun altro veicolo può mettersi in carica. Realisticamente ogni postazione di ricarica potrà ospitare  $c_{charge} = 2$  veicoli.

La potenza erogata dagli impianti di ricarica è assunta essere costante nel tempo e indipendente dallo stato di carica del veicolo. In altre parole un veicolo in carica per un tempo  $\delta t$ , aumenterà la sua carica di una quantità

$$\eta(\delta t) = w\delta t(7),$$

dove  $w = 2.3kW$ , corrispondente alla potenza erogata da un impianto di ricarica lenta. Nota che volendo assumere la presenza di impianti di ricarica veloce è sufficiente variare il valore di  $w$  per le aree in cui si suppone che questi impianti siano presenti. Inoltre, la (7) può essere modificata in modo da assumere che ci sia una dipendenza dallo stato di carica del veicolo all'inizio della ricarica.

Ipotizziamo infine che, per semplicità, lo stato di carica iniziale di ogni veicolo sia  $C(v) = C_0$  con  $C_0 = 24KWh$ .

Infine, è necessario utilizzare un modello per il consumo di energia in ogni spostamento. Tale modello è stato fornito da ENEA ed è ottenuto da misure empiriche effettuate su un modello reale di auto elettrica e si basa essenzialmente sulla velocità di percorrenza e sullo spazio percorso. Dato un viaggio in cui è stato percorso uno spazio  $l$  (espresso in Km) ad una velocità media  $v$  (espressa in km/h), la quantità di energia consumata è data da

$$q(v, l) = l(a_1v^2 + a_2v + a_3)(8),$$

dove  $a_1 = 2.33417 \times 10^{-5} kW h^2/km^2$ ,  $a_2 = -1.785922 \times 10^{-3} kW h/km^2$ ,  $a_3 = 1.75855872 \times 10^{-1} kW$ . Questa legge è ovviamente legata al particolare modello utilizzato nella misura, ma la differenziazione per tipo di veicolo è facilmente introducibile.

Al fine di stimare lo spazio percorso e la velocità di un viaggio utilizzeremo le leggi empiriche derivate in **Figura 6** e **Figura 7** che legano la distanza geodetica tra i centri dell'area di partenza e di arrivo con il tempo medio di viaggio e lo spazio percorso su strada. La velocità media sarà quindi stimata come rapporto tra queste due quantità.

### 5.3 Modello dei Comportamenti di Ricarica

Ipotizzando di avere un parco macchine di  $N$  veicoli elettrici, utilizziamo il simulatore per generare le loro traiettorie sintetiche nel caso di mobilità normale. Già con questo livello è possibile studiare gli effetti

dell'introduzione di auto elettriche supponendo che ogni individuo non voglia modificare la sua dinamica in relazione alle sue necessità di ricarica, ma voglia adattare esse alle sue regolari abitudini.

In questo contesto supponiamo quindi che la traiettoria di ogni individuo non venga modificata in base allo stato di carica del veicolo, ma che ciascuno di essi tenti di ricaricare o meno durante la normale dinamica in base alle opportunità offerte dal territorio. Imposteremo nel seguito i parametri  $C_{thresh}^v = 0.3C_0$  (ricarica con serbatoio inferiore al 30% della capacità totale) e  $\delta t_{thresh}^v = 1h$  (ricarica con sosta superiore ad un'ora).

Una volta generate le traiettorie, consideriamo l'insieme di ogni viaggio effettuato in ciascuna traiettoria, e ordiniamolo ponendo i tempi di arrivo in ordine crescente:

$$L = \{(v, H_{arr}, H_{dep}, t_{dep}, t_{arr}, \delta t), \dots\},$$

in altre parole ciascun elemento della lista riporta la macchina  $v$  che ha effettuato lo spostamento, le aree di partenza e arrivo  $H_{dep}$  e  $H_{arr}$ , i tempi di partenza e arrivo  $t_{dep}$  e  $t_{arr}$  ed il tempo di sosta  $\delta t$  in  $H_{arr}$ .

Ai fini di questa simulazione i tempi sono discretizzati in passi da 1 minuto. All'inizio della simulazione, inizializziamo contatore del numero di veicoli in carica ad un dato tempo  $n_{charge}(H, t) = 0$  nelle aree in cui sono presenti colonnine per ogni tempo  $t$ .

Quindi si prosegue come segue, partendo dal primo elemento di  $L$ :

- 1) Si calcola il consumo nello spostamento da  $H_{dep}$  a  $H_{arr}$  utilizzando l'equazione (8) e si diminuisce  $C(v)$  di quella quantità.
- 2) Se  $H_{arr}$  è l'area di residenza del veicolo  $v$ , si eseguono i controlli  $C(v) < C_{thresh}^v$  e  $\delta t < \delta t_{thresh}^v$ : se una di queste condizioni risulta verificata il veicolo esegue la ricarica domestica e la sua carica è aumentata di  $\eta(\delta t)$  secondo l'equazione (7) e senza poter eccedere la quantità massima di carica  $C_0$ . Quindi si passa punto (5).
- 3) Se in  $H_{arr}$  sono presenti delle colonnine di ricarica:
  - a) Si controlla sia verificato  $n_{charge}(H_{arr}, t) < c_{charge} n_{col}(H_{arr})$  per almeno un intervallo di tempo  $I_{charge}$  = compreso tra  $t_{arr}$  e  $t_{arr} + \delta t$ .
  - b) Se questo non è vero, la ricarica non è possibile e si passa punto (5).
  - c) Altrimenti si eseguono i controlli  $C(v) < C_{thresh}^v$  e  $\delta t < \delta t_{thresh}^v$ : se una di queste è vera il veicolo esegue la ricarica ad una colonnina, la sua carica è aumentata di  $\eta(T_2 - T_1)$  e si incrementa  $n_{charge}(H_{arr}, t)$  di 1 per ogni  $t \in I_{charge}$ .
- 4) Se la carica finale  $C(v)$  risulta zero o negativa, il veicolo ha finito la carica e non può più muoversi. Ogni altro spostamento di  $v$  sarà ignorato.
- 5) Si passa all'elemento successivo di  $L$ .

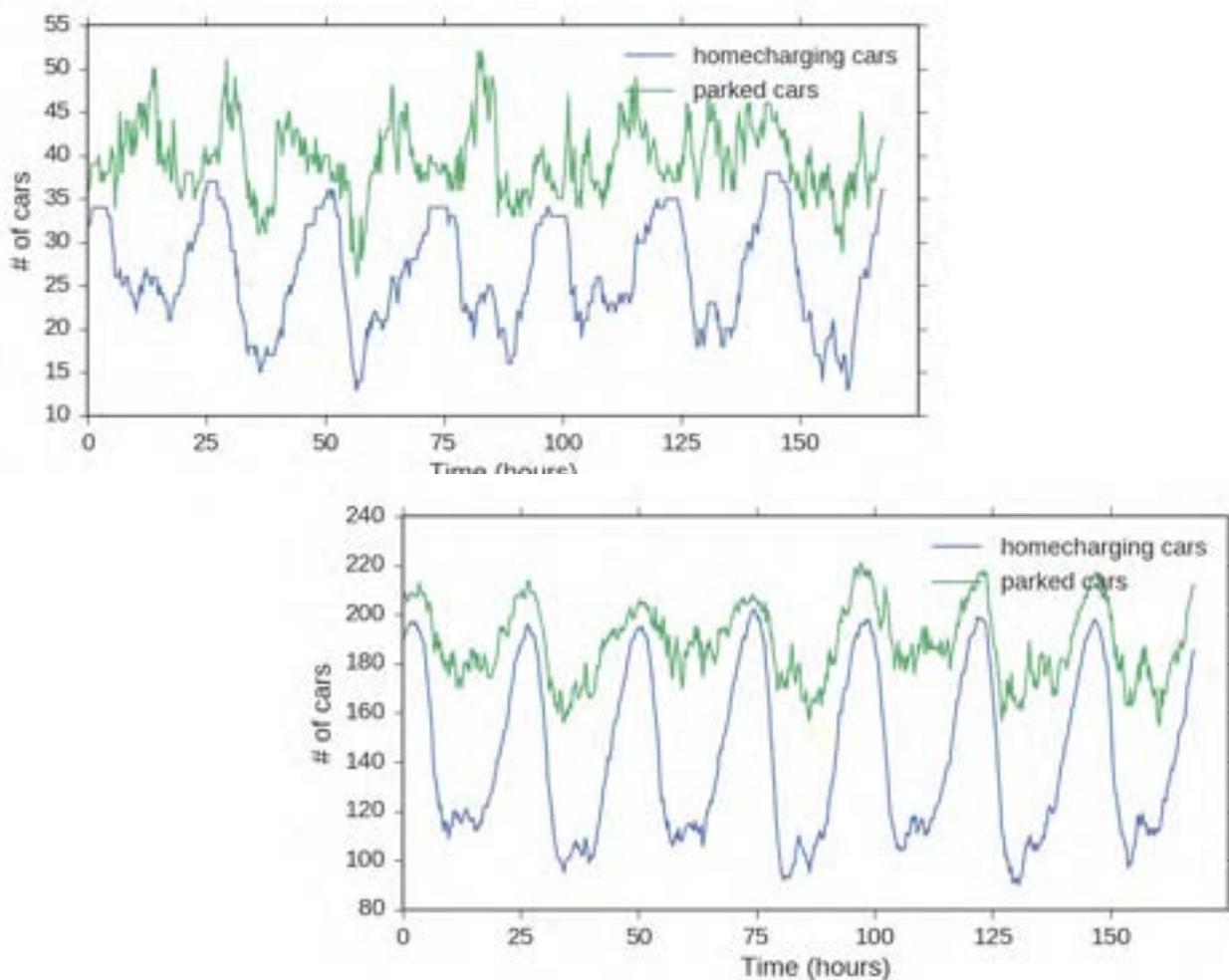
Il punto (4) è di fondamentale importanza perché il non poter completare la propria dinamica indica che il veicolo  $v$  ha delle abitudini di spostamento che allo stato attuale sono incompatibili con la mobilità elettrica. Questo genere di simulazione, in cui non si assumono modifiche nella dinamica reale, è quindi non solo minimale nel numero di assunzioni riguardo al comportamento degli automobilisti, ma aiuta anche a stimare quanto dello scenario attuale sarebbe necessario cambiare per far fronte alle eventuali necessità future della popolazione.

Di seguito riportiamo alcuni risultati ottenuti con  $N = 300000$  (circa il 15% della mobilità privata è elettrica). I parametri di generazione delle traiettorie sintetiche sono gli stessi utilizzati nel paragrafo 4.3

che danno risultato accettabilmente realistici. Le colonnine di ricarica sono disposte secondo i dati forniti da ENEA e presentati nel Capitolo 2. La **Figura 25** mostra l'andamento del numero di auto parcheggiate in funzione del tempo durante una settimana e l'andamento del numero di veicoli che stanno effettuando la ricarica domestica in due diverse aree.

Nel caso del pannello superiore di sopra la zona è meno trafficata ed il numero di auto parcheggiate non risente molto dei ritmi giornalieri degli automobilisti. Il numero di veicoli in carica invece è fortemente influenzato dalle soste notturne che sono tendenzialmente più lunghe e in cui si ricarica di più.

Il pannello inferiore invece fa riferimento ad un'area molto popolata, in cui anche il numero di veicoli in sosta risente molto della dinamica giornaliera. Da notare inoltre che durante il periodo notturno la quasi totalità degli automobilisti mette il proprio veicolo in carica.



**Figura 25. Auto parcheggiate ed auto in ricarica domestica in funzione del tempo, per due diverse aree dell'Area Metropolitana di Roma.**

Per quanto riguarda le postazioni di ricarica, dalle simulazioni si può vedere che quelle presenti sul territorio secondo i piani di sviluppo dell'Area Metropolitana di Roma risultano insufficienti a soddisfare il fabbisogno di un numero di auto elettriche così grande. **Figura 26** mostra il numero di auto in carica in due diverse aree con numero di postazioni presenti pari a 3 (linea blu) e 1 (linea verde) rispettivamente. Si può osservare che tali postazioni operano al massimo della loro capacità per praticamente tutto l'arco della giornata e spesso della sera.

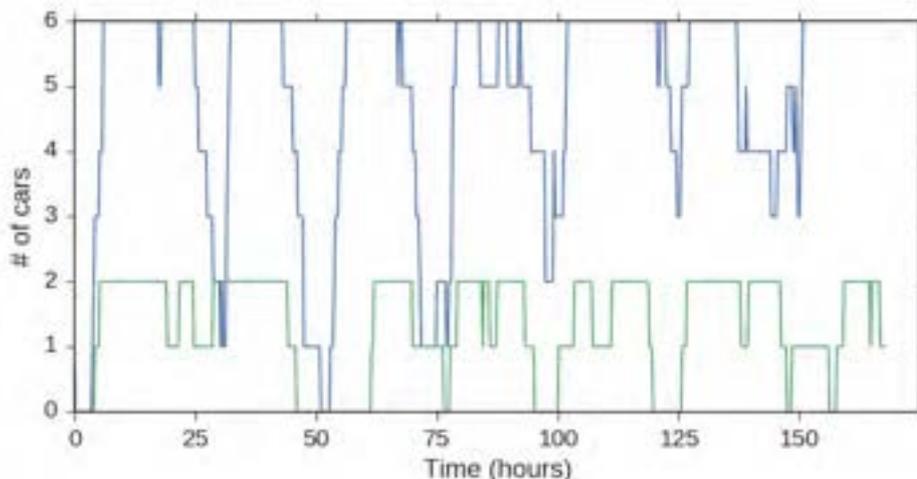


Figura 26. Auto in carica presso le postazioni di ricarica di due aree diverse della città di Roma.

In questa configurazione risulta evidente che con un numero di veicoli così elevato, la ricarica domestica risulta un elemento indispensabile per il corretto funzionamento della mobilità elettrica privata. Non è tuttavia da escludere una realizzazione di impianti di ricarica più capillare ed il miglioramento delle loro performance in termini di tempi di ricarica, possa cambiare drammaticamente questo scenario.

Alla fine della simulazione si registra un numero di veicoli che non sono riusciti a portare a termine la dinamica di circa il 6.7% del totale. Questo indica che allo stato attuale e supponendo sempre possibile la ricarica domestica, la stragrande maggioranza degli individui potrebbe non cambiare sensibilmente le proprie abitudini ed essere perfettamente in grado di utilizzare un veicolo elettrico. Per quanto riguarda la percentuale di veicoli che sono rimasti senza carburante, è possibile che questo fenomeno sia collegato ad individui che compiono abbastanza di frequente lunghi spostamenti e che, se non trovano postazioni di ricarica in una delle loro mete non sono in grado di proseguire.

Per verificare questa ipotesi è sufficiente assegnare alle auto che coprono aree più vaste un serbatoio più grande. Pertanto, all’inizio della simulazione calcoliamo il raggio di inerzia della traiettoria di ciascun veicolo e aumentiamo la capacità del serbatoio a  $C_0 = 41kW$  ogni qual volta questo è maggiore di 5km.

Ripetendo la simulazione, il risultato è che il numero di veicoli che non riescono a compiere tutta la loro dinamica è l’ 1.48% del totale.

Dato che questa semplice modifica ha considerevolmente ridotto il numero di veicoli (ridotti di 4.5 volte) che non riescono a terminare la dinamica, è ragionevole supporre che la nostra ipotesi fosse inizialmente corretta: molti di questi veicoli affrontavano viaggi più lunghi di quanto il loro serbatoio potesse permettere, non trovando all’arrivo stazioni di ricarica.

#### 5.4 Modello con Modifica delle Traiettorie

Le assunzioni del modello precedente semplificano di molto la dinamica, permettendo tuttavia di studiare in maniera efficiente scenari in cui si vogliono variare parametri non strettamente inerenti al comportamento degli automobilisti, tra i quali il tipo di veicolo posseduto, la distribuzione delle abitazioni con possibilità di ricarica domestica, la disposizione spaziale delle colonnine di ricarica e così via.

L’interazione tra gli agenti del modello, ossia gli automobilisti che percorrono le loro traiettorie, è limitata al caso in cui delle postazioni di ricarica siano già occupate o eventualmente dai limiti di energia erogabile dalla rete elettrica durante le sessioni di ricarica domestica.

Il risultato di questa interazione è la mancata ricarica di uno degli agenti, dove nel paragrafo precedente si è studiato il semplice caso “first come-first served” anche se eventuali prenotazioni delle postazioni da parte degli automobilisti sono facilmente implementabili.

E’ comunque ragionevole aspettarsi che la dinamica giornaliera degli automobilisti sia effettivamente influenzata dal passaggio ad un’auto elettrica. Ad esempio, supponendo che la capacità del veicolo in possesso di un automobilista non gli permetta di eseguire il prossimo spostamento per via di un livello di carica troppo basso, si può assumere che questo preferirà ad un certo punto prolungare la sosta per aumentare il livello di carica.

Alternativamente, dato uno spostamento al termine del quale l’automobilista vorrebbe ricaricare ma la destinazione non ha postazioni di ricarica, esso potrebbe decidere di deviare leggermente la sua traiettoria verso aree adiacenti che però sono fornite di tali postazioni.

Queste modifiche ovviamente non devono essere apportate in maniera da stravolgere completamente la dinamica del veicolo. Ad esempio, il tempo del successivo rientro in abitazione non deve ragionevolmente essere variato di più di un’ora.

Le modifiche possibili quindi sono ad esempio:

- Supponendo che al prossimo passo il veicolo  $v$  voglia far variare il proprio tempo di sosta di una quantità  $T$ , si incrementano tutti i tempi di partenza e arrivo successivi relativi a  $v$  fino al primo spostamento verso la propria abitazione. In quel caso, si aumenta il tempo di arrivo e diminuisce il tempo di sosta della stessa quantità  $T$ . Gli spostamenti successivi sono invariati.
- Supponendo che al prossimo passo il veicolo  $v$  voglia cambiare destinazione rispetto ad  $H_{arr}$ , si considerano tutte le aree  $H_{vicine}$  a questa che ospitano postazioni di ricarica. Lasciando invariato il tempo di sosta in quest’area, si calcola la variazione  $T$  rispetto al tempo di arrivo in  $H_{arr}$  e si sceglie l’area  $H$  che lo rende più piccolo in valore assoluto. Si procede quindi ad aggiornare tutti i tempi di arrivo e partenza negli spostamenti successivi, fino al primo rientro nell’area di casa. In quel caso, si aumenta il tempo di arrivo e diminuisce il tempo di sosta della stessa quantità  $T$ . Gli spostamenti successivi sono invariati.

Queste modifiche sono implementabili con un costo computazionale relativamente basso e permettendo lo studio di un numero consistente di nuovi scenari.

Infine, un aspetto molto importante della mobilità moderna è rappresentato dall’intermodalità. Il presente schema di simulazione introdurrà quest’aspetto utilizzando i risultati elaborati da “Roma3” per quanto riguarda la possibilità di limitare l’uso del mezzo, ogni qual volta determinati automobilisti decidano di spostarsi dalle aree periferiche dell’Area Metropolitana di Roma alle aree centrali. In tal caso infatti, una parte del flusso verrà rediretto verso aree di parcheggio periferiche che risultano ben collegate col resto della città dal trasporto pubblico. La frazione di automobilisti che adotta questo comportamento dovrà quindi interrompere la propria dinamica di guida e proseguirà utilizzando il trasporto pubblico.

L’interazione tra i due modelli avrà il risultato importante di capire come la presenza di veicoli elettrici ed eventuali postazioni di ricarica in queste zone, impatteranno sulla richiesta locale di energia. Al contempo, si potrà quantificare la diminuzione della richiesta di ricarica nelle postazioni dovuta a questi veicoli nel centro della città.

In questo caso, le traiettorie dei veicoli saranno pesantemente modificate, deviando alcuni spostamenti verso le aree di parcheggio e completamente eliminandone altri.

## 6 Conclusioni

Il lavoro svolto durante questo primo periodo di attività da Sapienza ha riguardato la realizzazione dell'impianto teorico che sarà in seguito la base del simulatore finale.

Punto centrale di questo sviluppo teorico è stata l'integrazione e l'analisi di dati riguardanti il territorio preso in esame, suddividendo il territorio in aree geografiche spazialmente uniformi su cui è possibile inserire dati di tipo socio-economico (popolazione, edifici, servizi pubblici) e che ben si presta ad essere la base per lo sviluppo e lo studio dei modelli di simulazione.

Oltre a questi, sono stati integrati dati storici riguardanti la mobilità privata nella stessa area di un numero di veicoli rappresentanti circa il 5% del totale presenti.

Dall'integrazione di questi ultimi dati, si è quindi proseguito nella caratterizzazione della dinamica individuale di ciascun automobilista al fine di estrarre pattern statistici rilevanti che potessero essere utili alla modellizzazione sia da un punto di vista pratico (introduzione di alcuni risultati empirici direttamente nello schema modellistico) che da un punto di vista teorico (comprensione del comportamento, validazione del modello).

Da questa analisi è emerso che il comportamento di esplorazione dello spazio urbano ed extraurbano può essere rappresentato secondo lo schema dei modelli di innovazione note nello studio dei sistemi complessi con l'aggiunta di una struttura spaziale e delle correlazioni spaziali tra gli elementi visitati.

I risultati così ottenuti ci hanno guidato nello sviluppo di un modello originale, capace di riprodurre con un certo grado di affidabilità le proprietà statistiche osservate nei nostri dati.

Questo modello rappresenta la base del simulatore, dato che ha il compito di generare un insieme di traiettorie sintetiche realistiche rappresentanti gli automobilisti nella situazione odierna in cui non vi è praticamente presenza di veicoli elettrici.

Il modello è capace di generare traiettorie realistiche in maniera indipendente l'una dall'altra ed è pertanto facilmente parallelizzabile, diminuendo considerevolmente i tempi di calcolo.

Sulla base di queste traiettorie sintetiche abbiamo poi sviluppato un framework di simulazione in cui si ipotizza che una certa percentuale di automobilisti sia dotata di veicoli elettrici.

Tramite l'introduzione di comportamenti di ricarica semplici o che vanno a modificare le traiettorie stesse è possibile quindi studiare l'impatto dell'introduzione di mobilità elettrica sulla rete elettrica, andando a vedere ad esempio il numero di veicoli in carica nella varie ore della giornata.

Introducendo solo dei comportamenti minimali che non vanno a influire sulle traiettorie, abbiamo stimato che una buona percentuale dei veicoli sono in grado di portare a termine tutti i loro spostamenti giornalieri se in possesso di un veicolo elettrico invece che di uno a combustione, ipotizzando che essi siano in grado di effettuare ricariche domestiche.

Ambedue i layer del simulatore che sono stati sviluppati, il modello generatore delle traiettorie sintetiche ed il modello di comportamento di ricarica, sono computazionalmente non costosi o facilmente parallelizzabili. Queste caratteristiche sono fondamentali per l'utilizzo pratico del simulatore, che dovrà permettere lo studio di vari scenari in tempi relativamente rapidi.

A questo punto dell'attività lo scheletro teorico su cui si svilupperà il seguito del lavoro risulta essere piuttosto chiaro. Il suo proseguimento avverrà quindi principalmente seguendo due punti fondamentali.

Il primo di questi punti riguarda il proseguimento dell'indagine teorica in entrambi i layer del modello. L'attività sul primo layer risulta essere più interessante a fini scientifici e dovrebbe includere, oltre a possibili miglioramenti dell'impianto modellistico, lo studio di metodi automatizzati per l'individuazione dei suoi parametri ottimali. Lo scopo dell'individuazione di questo metodo non è solo necessaria ai fini di avere una stima effettiva del potere predittivo del modello ed eventualmente fare confronti oggettivi con altri modelli esistenti, ma anche al fine di avere un impianto di simulazione il più automatico possibile. In tal modo partendo da un set di dati integrati simili a quelli presentati in questo lavoro, sarà possibile impostare un

framework di simulazione in tempi rapidi e col minor intervento umano possibile. Per quanto riguarda lo sviluppo del secondo layer, esso dovrà essere portato avanti in collaborazione con ENEA in modo tale da riuscire a individuare in maniera più precisa quali possano essere i comportamenti di maggior interesse e studiare più precisamente le loro conseguenze, anche in relazione all'introduzione di aspetti quali la richiesta di energia elettrica da parte delle abitazione e dei mezzi pubblici.

Il secondo punto fondamentale su cui proseguirà l'attività sarà quello dello sviluppo della piattaforma di simulazione e dell'integrazione dell'apparato teorico al suo interno. Dovrà essere studiato quali aspetti della teoria saranno direttamente modificabili tramite l'interfaccia del simulatore, come avverrà questa modifica e su quali tempi sarà ragionevole aspettarsi un feedback per l'utente.

## 7 Riferimenti bibliografici

1. S. J. Walker. "Big data: A revolution that will transform how we live, work, and think.", *International Journal of Advertising*, 33, 181-183
2. B. Brown, C. Michael, and M. James, "Are you ready for the era of 'big data'?" *McKinsey Quarterly*, 4.1 (2011), 24-35.
3. S. González-Bailón. "Social science in the era of big data.", *Policy & Internet*, 5.2 (2013), 147-160.
4. D. Lazer, et al. "Life in the network: the coming age of computational social science.", *Science*, 323.5915 (2009), 721.
5. D. Helbing, "Traffic and related self-driven many-particle systems.", *Reviews of modern physics*, 73(4), 1067.
6. D. Chowdhury, L. Santen, A. Schadschneider, "Statistical physics of vehicular traffic and some related systems.", *Physics Reports*, 329(4), 199-329.
7. C. Song, T. Koren, P. Wang, A. L. Barabási, "Modelling the scaling properties of human mobility.", *Nature Physics*, 6(10), 818-823.
8. R. Gallotti, A. Bazzani, S. Rambaldi, M. Barthelemy, "A stochastic model of randomly accelerated walkers for human mobility.", *Nature communications*, 7, 12600.
9. S. Jiang, Y. Yang, S. Gupta, D. Veneziano, S. Athavale, M.C. González, "The TimeGeo modeling framework for urban motility without travel surveys.", *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2015, 24261.
10. L. Pappalardo, F. Simini, S. Rinzivillo, D. Pedreschi, F. Giannotti, A. L. Barabási, "Returners and explorers dichotomy in human mobility.", *Nature communications*, 6
11. T. Franke, J. F. Krems, "Understanding charging behaviour of electric vehicle users" *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 21, 75-89.
12. F. Bühler, T. Franke, K. Schleinitz, P. Cocron, I. Neumann, M. Ischebeck, J. F. Krems, J. F. "Driving an ev with no opportunity to charge at home—is this acceptable", *Proceedings of the human factors and ergonomics society Europe*.
13. T. Franke, M. Günther, M. Trantow, N. Rauh, J. F. Krems, J. F. "Range comfort zone of electric vehicle users—concept and assessment.", *IET Intelligent Transport Systems*, 9(7), 740-745.
14. A. Bazzani, B. Giorgini, S. Rambaldi, R. Gallotti, L. Giovannini, "Statistical laws in urban mobility from microscopic GPS data in the area of Florence. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*", 2010(05), P05001.
15. R. Gallotti, A. Bazzani, S. Rambaldi, "Towards a statistical physics of human mobility", *International Journal of Modern Physics C*, 23(09), 1250061.

16. H. Bast, D. Delling, A. Goldberg, M. Müller-Hannemann, T. Pajor, P. Sanders, D. Wagner, R. F. Werneck “Route Planning in Transportation Networks”, *Algorithm Engineering* (2016), 19-80 ,Springer International Publishing
17. D. Delling, T. Pajor, R. F. Werneck. “Round-based public transit routing”, *Transportation Science*, 49, 591–604 ,INFORMS, 2014.
18. F. Tria, V. Loreto, V. D. P. Servedio, S. H. Strogatz, “The dynamics of correlated novelties”, *Scientific reports*, 4, 5890.
19. V. Loreto, V. D. P. Servedio, S. H. Strogatz, F. Tria, “Dynamics on expanding spaces: modeling the emergence of novelties”, *Creativity and Universality in Language*, pp. 59-83 (2016), Springer International Publishing
20. B. Monechi, Ñ. Ruiz-Serrano, F. Tria, V. Loreto, “Waves of novelties in the expansion into the adjacent possible”, *PloS one*, 12(6), e0179303.
21. H. S. Heaps, “*Information retrieval: Computational and theoretical aspects.*” Academic Press Inc. (1978)
22. D. M. Powers, “Applications and explanations of Zipf's law”, *Proceedings of the joint conferences on new methods in language processing and computational natural language learning*, (pp. 151-160). Association for Computational Linguistics.