



Agenzia nazionale per le nuove tecnologie,
l'energia e lo sviluppo economico sostenibile



MINISTERO DELLA
TRANSIZIONE ECOLOGICA



Ricerca di Sistema elettrico

Modelli multimodali per l'integrazione tra micromobilità elettrica e reti di trasporto collettivo in ambito urbano

Prof. Ing. Marialisa Nigro; Ing. Rosita De Vincentis



Report RdS/PTR2021/205

MODELLI MULTIMODALI PER L'INTEGRAZIONE TRA MICROMOBILITÀ ELETTRICA E RETI DI TRASPORTO COLLETTIVO IN AMBITO URBANO

Prof. Ing. Marialisa Nigro (Dipartimento di Ingegneria, Università Roma Tre); Ing. Rosita de Vincentis (Dipartimento di Ingegneria, Università Roma Tre)

Dicembre 2021

Report Ricerca di Sistema Elettrico

Accordo di Programma Ministero della Transizione Ecologica - ENEA

Piano Triennale di Realizzazione 2019-2021 - III annualità

Obiettivo: Tecnologie

Progetto: Tecnologie per la penetrazione efficiente del vettore elettrico negli usi finali

Work package: Mobilità

Linea di attività: LA 2.26 Modelli multimodali per l'integrazione tra micromobilità elettrica e rete di trasporto collettivo in ambito urbano

Responsabile del Progetto Claudia Meloni ENEA

Responsabile del Work package: Maria Pia Valentini ENEA

Il presente documento descrive le attività di ricerca svolte all'interno dell'Accordo di collaborazione "Innovazioni tecnologiche e modellistiche per la mobilità elettrica urbana" Macro attività 3 (LA 2.25 e LA2.26).

Responsabile scientifico ENEA: Ing. Gaetano Valenti

Responsabile scientifico Dipartimento di Ingegneria, Università Roma Tre: Prof. Ing. Marialisa Nigro

Indice

SOMMARIO.....	3
1 INTRODUZIONE	4
2 QUESTIONARIO DI INDAGINE: PREDISPOSIZIONE, RACCOLTA DATI E ANALISI RISULTANZE	7
2.1 STRUTTURA DEL QUESTIONARIO	7
2.2 FILTRAGGIO E ANALISI DATI.....	15
3 CALIBRAZIONE DEI MODELLI DI UTILITÀ ALEATORIA PER LO SHIFTING MODALE VERSO LA MICROMOBILITÀ ELETTRICA	33
3.1 ASPETTI TEORICI DEI MODELLI COMPORTAMENTALI UTILIZZATI E DEL PROCESSO DI CALIBRAZIONE.....	33
3.2 ELABORAZIONI BANCA DATI PER LA PREDISPOSIZIONE AL PROCESSO DI CALIBRAZIONE	36
3.3 CALIBRAZIONE MODELLI LOGIT PER BICICLETTA ELETTRICA DI PROPRIETÀ	39
3.4 CALIBRAZIONE MODELLI LOGIT PER MONOPATTINO ELETTRICO DI PROPRIETÀ	40
3.5 CALIBRAZIONE MODELLI LOGIT PER BICICLETTA ELETTRICA IN SHARING	41
3.6 CALIBRAZIONE MODELLI LOGIT PER MONOPATTINO ELETTRICO IN SHARING.....	43
3.7 MODELLI TRINOMIALI.....	45
4 SIMULAZIONI ATTRAVERSO FLOATING CAR DATA (FCD): DOMANDA POTENZIALE E CONSUMO ENERGETICO	49
4.1 METODOLOGIA.....	49
4.2 RISULTATI SIMULAZIONI MODELLI LOGIT BINOMIALI MICROMEZZI DI PROPRIETÀ E CONFRONTO CON MODELLO PARAMETRICO	53
4.3 CONFRONTO TRA SIMULAZIONE 2015 E SIMULAZIONE 2019	54
4.4 COMPUTO CONSUMO ENERGETICO	56
5 CONCLUSIONI.....	60
6 RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI	63
7 APPENDICE: CURRICULUM SCIENTIFICO DEL GRUPPO DI LAVORO	64

Sommario

Il presente documento riporta la descrizione delle attività condotte dal Dipartimento di Ingegneria, Università Roma Tre, nella III annualità del Piano Triennale di Realizzazione 2019-2021, all'interno dell'Accordo di collaborazione "Innovazioni tecnologiche e modellistiche per la mobilità elettrica urbana" per quanto attiene la Macro attività 3 (LA 2.25 e LA2.26). Tale Macro attività si concentra sul *topic* della micromobilità elettrica e di come questa possa influire in ambito urbano sull'accessibilità in genere, e sull'accessibilità alle reti di trasporto collettivo in particolare, andando conseguentemente a ridefinire le scelte modali e la domanda di energia.

La tematica è di ampio interesse per tutti gli stakeholders coinvolti nello sviluppo sostenibile della mobilità elettrica, i.e. enti di ricerca, operatori di servizi di mobilità elettrica, fornitori di energia, pianificatori dei trasporti e urbanisti.

Mentre nella seconda annualità del Piano, è stato sviluppato un quadro metodologico per derivare la domanda potenziale di micromobilità elettrica partendo da dati di viaggio FCD, in questa terza annualità si è utilizzato un approccio standard (i.e. modelli di domanda comportamentali basati sulla teoria dell'utilità aleatoria – Random Utility Models – RUM) e si è confrontato quest'ultimo con il precedente. I modelli comportamentali permettono infatti di inserire attributi esplicativi delle scelte non considerati nell'estrapolazione da FCD, quali: livello di sicurezza percepita dall'utente e, nel caso di servizi in *sharing*, tempo per accedere al servizio e costo monetario dello stesso. Inoltre permettono di effettuare analisi di sensitività su parametri fondamentali quali tempi e costi e hanno a loro vantaggio anche la possibilità di essere implementati all'interno di simulatori per la mobilità elettrica.

Il documento segue la struttura delle attività di seguito riportate:

- Introduzione alla metodologia seguita per la derivazione di modelli di domanda comportamentali basati sulla teoria dell'utilità aleatoria – Random Utility Models – RUM;
- Descrizione della fase di raccolta dei dati campionari tramite interviste e relative risultanze;
- Calibrazione e validazione dei modelli RUM per: scelta micromobilità (e-scooter o e-bike) di proprietà o in *sharing*;
- Analisi di sensitività sui principali attributi (costi, tempi e livello di sicurezza) dei modelli RUM;
- Applicazione dei modelli RUM a banche dati FCD fornite dall'ente di ricerca Enea per derivare la domanda potenzialmente dirottabile su sistemi di micromobilità elettrica (simulazione tramite FCD);
- Confronto dei risultati ottenuti tramite modelli RUM e risultati derivanti da metodologia parametrica basata su estrapolazione FCD;
- Computo della domanda di energia richiesta dai micro-veicoli elettrici.

Come per la metodologia parametrica precedentemente sviluppata, anche i modelli RUM vedono fase di calibrazione e applicazione sul contesto reale della città di Roma.

1 Introduzione

La stima della domanda potenziale di micromobilità elettrica rimane l'input essenziale per la definizione di interventi di pianificazione del servizio (lato *operation*) e di pianificazione della mobilità urbana, nonché per la relativa quantificazione dell'impatto energetico ad essa associato.

Le metodologie sviluppate all'interno del presente accordo sono il primo passo verso tale quantificazione in quanto si rivolgono principalmente allo shift modale che si potrebbe ottenere nel passaggio da trasporto privato a micromobilità elettrica.

In particolare, il modello parametrico sviluppato nella II annualità del Piano Triennale di Realizzazione 2019-2021 parte da spostamenti privati (tramite l'uso di FCD) e analizza quali di essi siano potenzialmente dirottabili sulla micromobilità in funzione di: 1) un'analisi di compatibilità OD basata sulle distanze in gioco; 2) un'analisi di compatibilità infrastrutturale basata sulle caratteristiche fisiche e geometriche delle infrastrutture su cui i veicoli potranno potenzialmente muoversi; 3) un'analisi di compatibilità multimodale.

I primi due punti (analisi di compatibilità OD e analisi di compatibilità infrastrutturale) permettono di quantificare una quota di spostamenti potenzialmente dirottabili da autovettura verso micromobilità elettrica; tale quota, essendo caratterizzata dall'informazione dello spostamento se "Home Based" o "Not Home Based", può eventualmente essere associata ad uno spostamento sistematico o non sistematico. L'ultimo punto (analisi di compatibilità multimodale) permette invece di definire una quota dirottabile da trasporto privato ad interscambio micromobilità elettrica più trasporto pubblico e si rivolge prettamente a spostamenti "Home Based", dunque sistematici.

In questo documento ci si sposterà invece verso una differente categoria di modelli: si tratta in particolare di modelli comportamentali che seguono un approccio disaggregato (lavorano sul comportamento del singolo individuo) e considerano l'utente un decisore razionale che massimizza la propria utilità nella scelta tra un subset di alternative. L'utilità associata alla singola alternativa viene modellizzata come una variabile aleatoria, da cui il nome Random Utility Models (RUM).

Per calibrare modelli disaggregati comportamentali è necessario avere dati da intervista su comportamenti individuali: perciò a monte del processo di calibrazione è stato definito un questionario di indagine in cui sono state indagate le scelte attuali di mobilità individuale (*Revealed Preferences*) assieme alle scelte potenziali (*Stated Preferences*) davanti ad un insieme di scenari ipotetici. Il questionario in particolare investigherà i comportamenti di mobilità sistematica e nella scelta dei mezzi di micromobilità elettrica considererà i mezzi a più ampia diffusione quali monopattini elettrici (e-scooter) e biciclette elettriche (e-bikes), sia nel caso di proprietà del micro-mezzo che nel caso di uso del servizio in sharing.

Come si può già intravedere, rispetto all'approccio parametrico, qui è possibile muoversi anche nel contesto dei servizi di micromobilità elettrica in sharing, mentre si rimane più fortemente vincolati ad uno scopo specifico dello spostamento (la mobilità sistematica).

A valle della fase di predisposizione del questionario, testing e raccolta dati, saranno dettagliatamente descritte le risultanze dello stesso, con particolare riguardo a: 1) comportamenti abituali di mobilità sistematica; 2) comportamenti potenziali legati allo *shift* modale verso la micromobilità elettrica; 3) valutazione degli attributi con maggior incidenza nelle scelte, quali età, genere, livello di sicurezza percepito, tempi e costi. Il livello di sicurezza percepito sarà un attributo descrittivo dell'infrastruttura su cui si può muovere l'e-scooter o l'e-bike e può in qualche modo essere rapportato alla compatibilità infrastrutturale studiata nel modello parametrico.

Dopo la fase di indagine, si è passati alla calibrazione dei modelli comportamentali; ne risulteranno un ventaglio di modelli con differenti livelli di complessità e potenzialmente applicabili in un modello di simulazione.

I modelli statisticamente più significativi saranno applicati al singolo spostamento FCD operando una microsimulazione per singolo spostamento campionato: tale microsimulazione permette di definire delle

quote potenziale di shift modale che sono state quindi messe a confronto con le risultanze derivanti dal modello parametrico. Tale confronto è comunque soggetto a delle ipotesi di base per via delle differenze tra modelli e che saranno sottolineate con particolare cura nel corso dell'analisi.

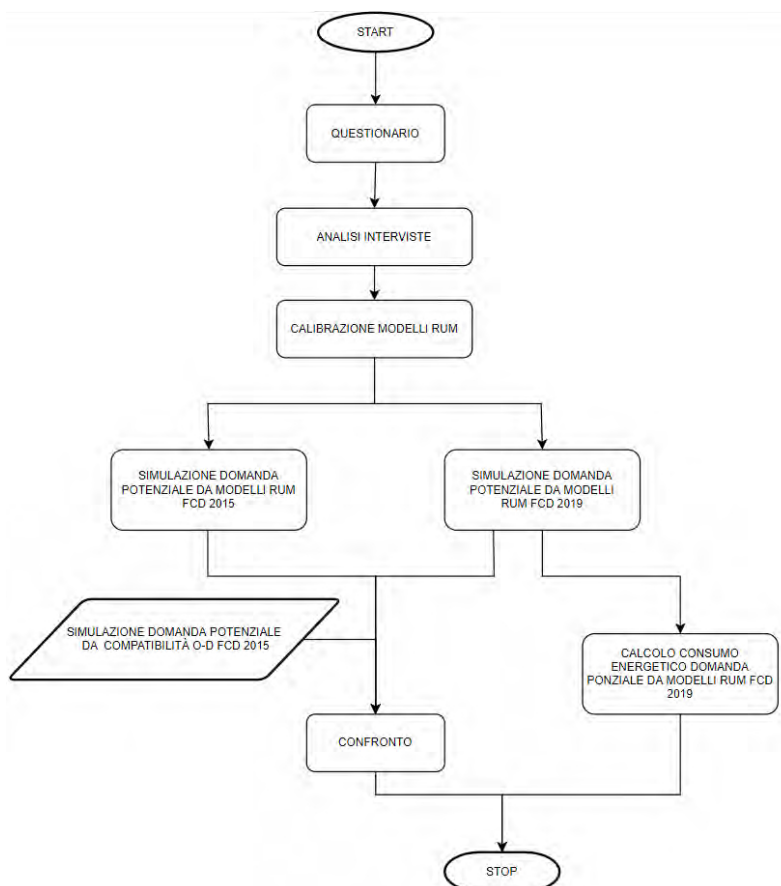


Figura 1. Workflow riepilogativo della metodologia.

Per lo studio si disponeva di due banche dati FCD (di proprietà Enea):

- banca dati FCD 2015 Octo Telematics su tutta l'area metropolitana di Roma, ottenuti da 243'784 veicoli (317 milioni di record, tasso di penetrazione del 7%) tracciati nel mese di novembre 2015;
- banca dati FCD 2019 Viasat su tutta l'area metropolitana di Roma, comprensivo di 3 milioni di spostamenti di 43'270 veicoli (tasso di penetrazione 2%) nel mese di ottobre 2019.

La microsimulazione, nonché il relativo confronto con il modello parametrico, è stata condotta sul database FCD 2015. Questo sia perché il modello parametrico è stato completamente sviluppato su tale database, sia perché il campione 2015 risulta più significativo in termini di numerosità di veicoli campionati. Il database FCD 2019 è stato conseguentemente utilizzato in termini di validazione del processo di microsimulazione e per analizzare eventuali differenze nel passaggio tra i due database.

Il report segue la struttura di seguito dettagliata: nella sezione 2 viene descritta la costruzione del questionario, le informazioni richieste ed i vari blocchi in cui sono disposte le domande; dopo il filtraggio viene proposta un'analisi sui risultati per studiare le caratteristiche del campione, nonché per compararlo alla popolazione romana (oggetto dell'applicazione dello studio). Nella sezione 3 si presenta una breve introduzione teorica ai modelli di utilità aleatoria (RUM), i criteri e i metodi per l'elaborazione della banca dati vengono esplicitati e si descrivono i vari modelli calibrati, evidenziandone caratteristiche e potenzialità.

Nella sezione 4 vengono presentati la metodologia e le risultanze delle simulazioni dei modelli precedentemente calibrati su entrambi i dataset FCD, proponendo un confronto tra le risultanze da simulazione e la domanda potenziale di micromobilità elettrica derivata dalla procedura parametrica. Viene inoltre descritta la metodologia ed i relativi risultati per il computo energetico derivante dalla simulazione sulla banca dati FCD 2019. Seguono infine le conclusioni (sezione 5).

2 Questionario di indagine: predisposizione, raccolta dati e analisi risultanze

Nel presente capitolo verrà descritto il questionario di indagine somministrato attraverso social media, mail e app di messaggistica istantanea a circa 300 utenti (residenti nel Comune di Roma) nel periodo novembre 2020 – gennaio 2021.

Attraverso tale questionario, sono state estrapolate numerose tipologie di informazioni, nonché è stata derivata la propensione degli intervistati all'uso della micromobilità elettrica, ed in particolare di e-bikes ed e-scooters (Sandt L., 2019), al variare di differenti attributi caratterizzanti il contesto di scelta modale (Sanders R. L. et al., 2020).

Sono state costruite domande standardizzate in modo da avere risposte confrontabili tra tutti gli utenti. Alla fine della stesura del questionario si è proceduto con una fase di verifica attraverso la somministrazione ad un ridotto gruppo di controllo per valutarne l'efficacia della compilazione. Sui risultati della somministrazione al campione vero e proprio si sono effettuati filtri per eliminare interviste incomplete o non relative alla motivazione di viaggio investigata (spostamenti sistematici).

Le interviste complessive filtrate diventeranno il database su cui calibrare i modelli di scelta con approccio disaggregato comportamentale (Cascetta E., 2006).

2.1 Struttura del questionario

Il questionario è strutturato in 3 macro-sezioni:

1. informazioni socio-demografiche dell'individuo e del suo nucleo familiare;
2. informazioni sugli spostamenti sistematici;
3. informazioni sul potenziale utilizzo della micromobilità elettrica.

Ogni macro-sezione, contiene al suo interno diversi blocchi, con descrizioni e immagini descrittive.

Nella prima macro-sezione vengono richieste le informazioni anagrafiche (genere ed età), il livello di istruzione e l'attuale occupazione dell'intervistato. Vengono indagate anche caratteristiche della famiglia quali il numero di componenti del nucleo familiare, la residenza e il domicilio tramite CAP (opzionalmente anche tramite indirizzo), la disponibilità di mezzi ad uso proprio (in particolare automobile, moto, bicicletta e monopattino), il numero di autoveicoli in possesso, il numero e le tipologie di patenti possedute dai componenti del nucleo familiare.

La seconda macro-sezione è la sezione relativa alle preferenze rilevate (Revealed Preferences - RP) in cui si richiedono le caratteristiche degli spostamenti sistematici (casa-lavoro e/o degli spostamenti casa-scuola). Le informazioni richieste sono la destinazione (anche qui tramite CAP, indirizzo solo opzionalmente), il mezzo di trasporto usato, il tempo di percorrenza, possesso e tipologia di abbonamento del trasporto pubblico, presenza e tipologia di parcheggio a destinazione.

Vi è infine la terza macro-sezione, che consiste nella parte delle preferenze dichiarate (Stated Preferences - SP) dove si pone l'individuo di fronte a scenari ipotetici e si chiede di esprimere il possibile comportamento di scelta (Danaf M. et al., 2019). Nel dettaglio, vengono forniti scenari simili sia per biciclette elettriche che per i monopattini elettrici. Viene inoltre chiesto il tempo massimo di utilizzo del micro-veicolo (Figura 2 a), la disponibilità all'acquisto del micro-veicolo e in quali condizioni di infrastruttura si sarebbe disponibili ad utilizzarlo (Figura 2 b).

Sono presenti ulteriori due blocchi all'interno della terza sezione relativi al solo servizio di micromobilità in sharing (servizi di micromobilità elettrica), per cui si richiedono informazioni aggiuntive relative al tempo massimo di accesso a piedi al servizio e alla disponibilità a pagare per singolo noleggio (tariffa o costo

monetario). Per la disponibilità a pagare sono stati creati degli scenari basati su 3 tempi di viaggio prefissati (5, 15 e 30 minuti, considerando i 30 minuti un tempo di viaggio massimo con un servizio di micromobilità elettrica in sharing ed i 5 minuti un tempo di viaggio minimo, sotto al quale è preferibile spostarsi a piedi) e sulle tariffe dei servizi presenti su Roma (contesto reale, seguentemente utilizzato per l'applicazione dei modelli ed il confronto con la metodologia parametrica).

Utilizzo di biciclette elettriche

E quanto tempo con una bicicletta elettrica? (grazie alla pedalata assistita può raggiungere anche velocità di 25 km/h). *

☐ Fino a 5 minuti
☐ Fino a 10 minuti
☐ Fino a 15 minuti
☐ Fino a 20 minuti
☐ Fino a 25 minuti
☐ Fino a 30 minuti
☐ Più di 30 minuti

Non inviare mai le password tramite Moduli Google.
 Questi contenuti non sono creati né valutati da Google. [Segnala una violazione](#) - [Termini di servizio](#) - [Norme sulla privacy](#)

(a)

Sicurezza nell'utilizzo di monopattini

In quali condizioni di sicurezza userebbe il monopattino tradizionale o elettrico? *

Con monopattino tradizionale si intende un mezzo a spinta umana non elettrico

☐ Solo in presenza di piste ciclabili separate dal traffico
☐ Solo in presenza di piste ciclabili, anche non separate dal traffico
☐ Su strade poco trafficate, anche in assenza di piste ciclabili
☐ In qualsiasi condizione di traffico, anche in assenza di piste ciclabili
☐ In nessuna condizione sopra citata

Non inviare mai le password tramite Moduli Google.
 Questi contenuti non sono creati né valutati da Google. [Segnala una violazione](#) - [Termini di servizio](#) - [Norme sulla privacy](#)

(b)

Figura 2. Esempi di blocchi nella macro-sezione riguardante le ipotesi di scenari per la micromobilità elettrica: (a) per i tempi massimi di utilizzo di una bicicletta elettrica; (b) per le condizioni di sicurezza per l'utilizzo dei monopattini elettrici.

Di seguito, viene riportata una tabella riepilogativa (Tabella 1) degli aspetti investigati in ogni macro-sezione, nonché la categoria di intervistati a cui viene dato accesso alla domanda. Viene aggiunta l'informazione su chi risponde in quanto alcune domande sono gerarchicamente dipendenti dalle risposte precedenti (ad esempio il CAP del luogo di studio viene chiesto solo a chi si è dichiarato studente o studente-lavoratore in risposta alla condizione professionale).

La strutturazione del questionario, così come la sua redazione ed implementazione è parte di un processo complesso; tale complessità è chiaramente evidenziata dal workflow relativo alle singole macro-sezioni e riportato nelle Figure a seguire.

Tabella 1. Tabella riassuntiva delle domande presenti nel questionario e a quali utenti vengono rivolte.

MACRO-SEZIONE	QUESITO	CHI RISPONDE
1	Età	Tutti
1	Sesso	Tutti
1	Condizione professionale	Tutti
1	Livello di istruzione	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
1	CAP domicilio	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
1	Indirizzo domicilio	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
1	CAP residenza	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
1	Indirizzo residenza	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
1	Patenti possedute	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
1	Numero membri componenti familiari	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
1	Numero automobili possedute in famiglia	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
1	Numero patentati in famiglia	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
1	Disponibilità dei mezzi: automobile; moto/motorino; bicicletta; monopattino	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
2	CAP studio	Studenti; Studenti-lavoratori
2	Indirizzo studio	Studenti; Studenti-lavoratori
2	CAP lavoro	Lavoratori; Studenti-lavoratori
2	Indirizzo lavoro	Lavoratori; Studenti-lavoratori
2	Quale mezzo utilizza	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
2	Quale mezzo in sharing utilizza	Studenti, Lavoratori e Studenti-lavoratori che utilizzano mezzi in sharing
2	Se piove utilizza lo stesso mezzo	Studenti, Lavoratori e Studenti-lavoratori che utilizzano biciclette, monopattini, treno, metro, autobus, moto e che vanno a piedi
2	Quale mezzo utilizza se quando piove cambia mezzo	Studenti, Lavoratori e Studenti-lavoratori che utilizzano biciclette, monopattini, treno, metro, autobus, moto, che vanno a piedi e cambiano modalità quando piove
2	Quale mezzo in sharing se piove e cambia mezzo	Studenti, Lavoratori e Studenti-lavoratori che utilizzano biciclette, monopattini, treno, metro, autobus, moto, che vanno a piedi e usano lo sharing quando piove
2	Quanto tempo per arrivare al luogo di studio	Studenti; Studenti-lavoratori
2	Quante tempo per arrivare al luogo di lavoro	Lavoratori; Studenti-lavoratori
2	Disponibilità di parcheggio	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
2	Possiede abbonamento per trasporto pubblico	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
2	Tipo di abbonamento per il trasporto pubblico	Studenti, Lavoratori e Studenti-lavoratori che hanno un abbonamento per il trasporto pubblico
3	In quali condizioni di sicurezza utilizzerebbe la bicicletta	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
3	Tempo massimo di utilizzo bicicletta tradizionale per spostamenti sistematici	Studenti, Lavoratori e Studenti-lavoratori che indicano un livello di sicurezza per utilizzo bicicletta
3	Tempo massimo di utilizzo bicicletta elettrica per spostamenti sistematici	Studenti, Lavoratori e Studenti-lavoratori che indicano un livello di sicurezza per utilizzo bicicletta

MACRO-SEZIONE	QUESITO	CHI RISPONDE
3	Disponibilità acquisto bicicletta	Studenti, Lavoratori e Studenti-lavoratori che indicano un livello di sicurezza per utilizzo bicicletta
3	Disponibilità utilizzo bicicletta per spostamenti non sistematici	Studenti, Lavoratori e Studenti-lavoratori che indicano un livello di sicurezza per utilizzo bicicletta
3	In quali condizioni di sicurezza utilizzerebbe il monopattino	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
3	Tempo massimo di utilizzo monopattino tradizionale per spostamenti sistematici	Studenti, Lavoratori e Studenti-lavoratori che indicano un livello di sicurezza per utilizzo monopattino
3	Tempo massimo di utilizzo monopattino elettrica per spostamenti sistematici	Studenti, Lavoratori e Studenti-lavoratori che indicano un livello di sicurezza per utilizzo monopattino
3	Disponibilità acquisto monopattino	Studenti, Lavoratori e Studenti-lavoratori che indicano un livello di sicurezza per utilizzo monopattino
3	Disponibilità utilizzo monopattino per spostamenti non sistematici	Studenti, Lavoratori e Studenti-lavoratori che indicano un livello di sicurezza per utilizzo monopattino
3	Cifra massima che si è disposti a pagare per spostamenti di 5 minuti sulla bicicletta elettrica in sharing	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
3	Cifra massima che si è disposti a pagare per spostamenti di 15 minuti sulla bicicletta elettrica in sharing	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
3	Cifra massima che si è disposti a pagare per spostamenti di 30 minuti sulla bicicletta elettrica in sharing	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
3	Cifra massima che si è disposti a pagare per spostamenti di 5 minuti sul monopattino elettrico in sharing	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
3	Cifra massima che si è disposti a pagare per spostamenti di 15 minuti sul monopattino elettrico in sharing	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
3	Cifra massima che si è disposti a pagare per spostamenti di 30 minuti sul monopattino elettrico in sharing	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori
3	Tempo massimo che si è disposti per l'accesso al micro-mezzo in sharing	Studenti; Lavoratori; Studenti-lavoratori

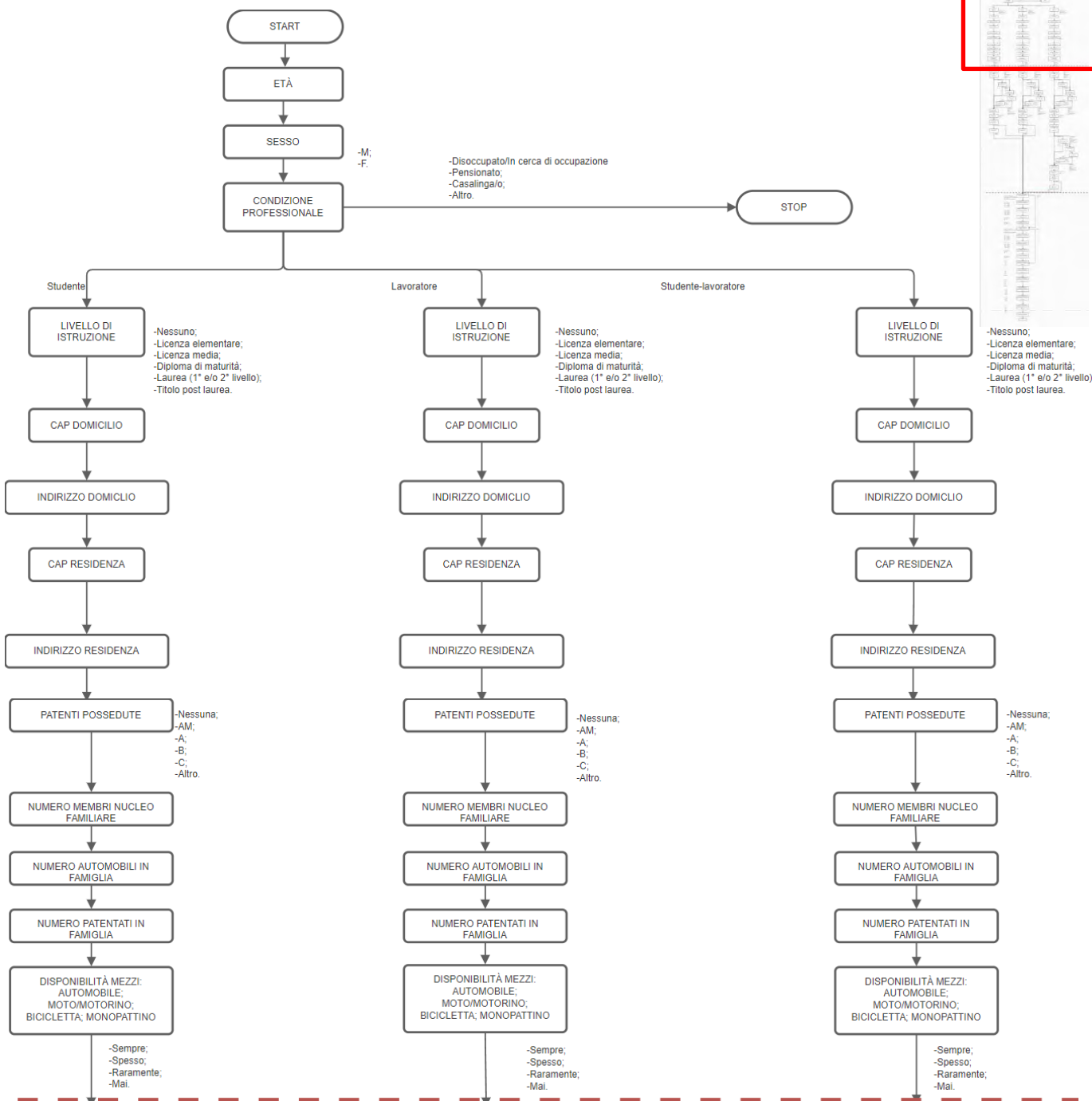
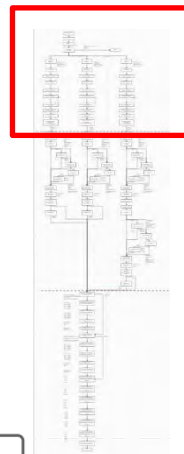


Figura 3. Workflow del questionario – macro-sezione 1.

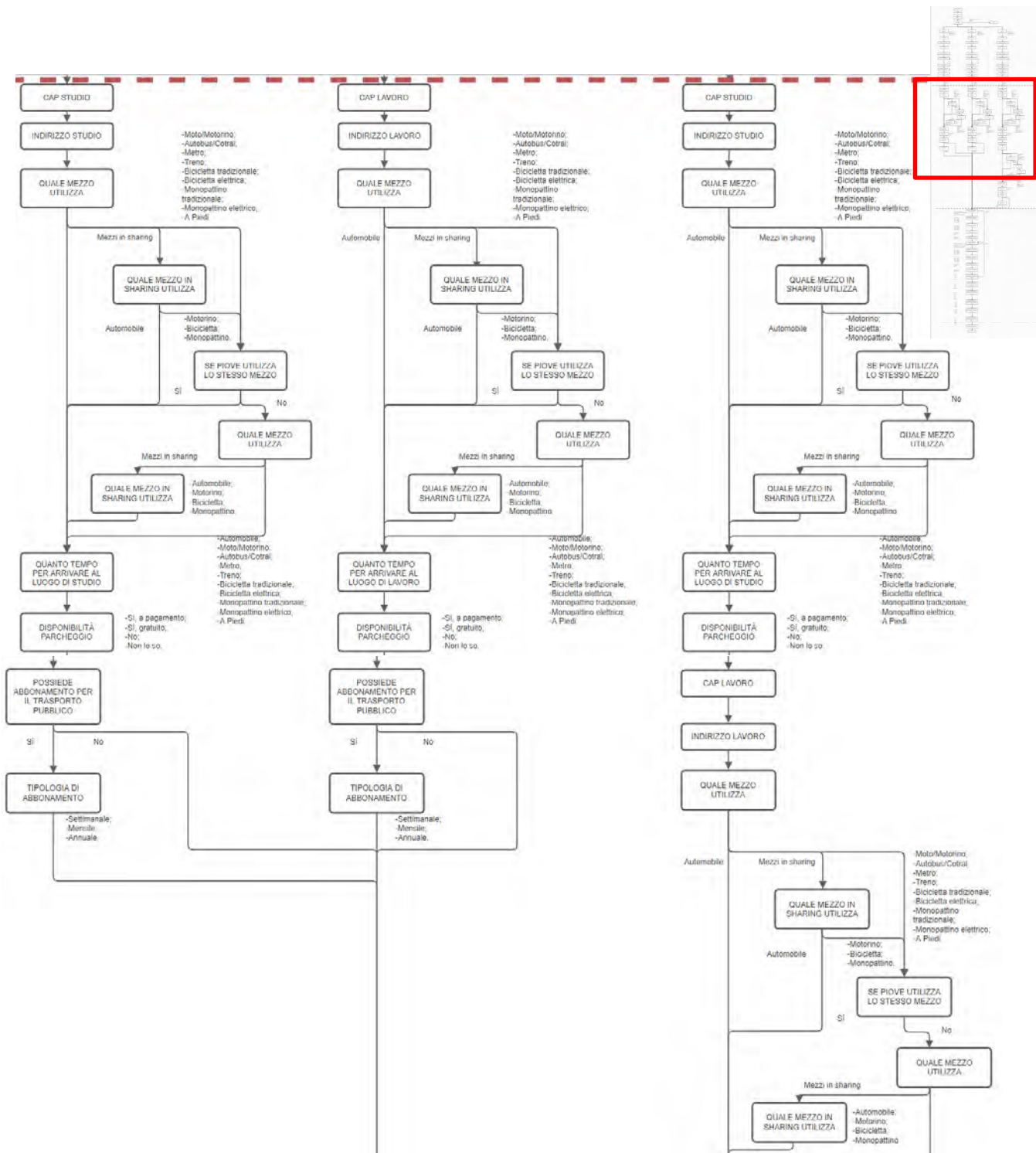


Figura 4. Workflow del questionario – prima parte della macro-sezione 2.

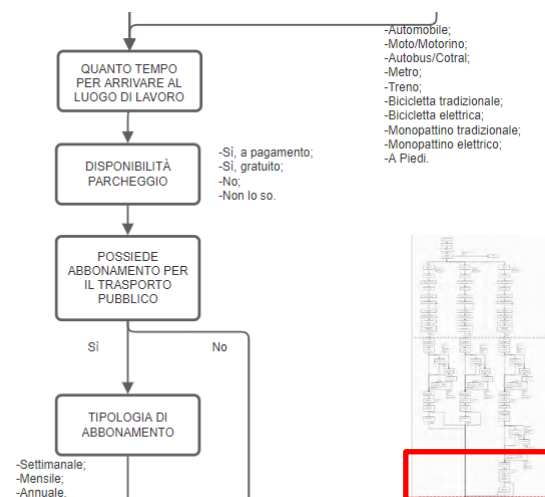


Figura 5. Workflow del questionario – seconda parte della macro-sezione 2.

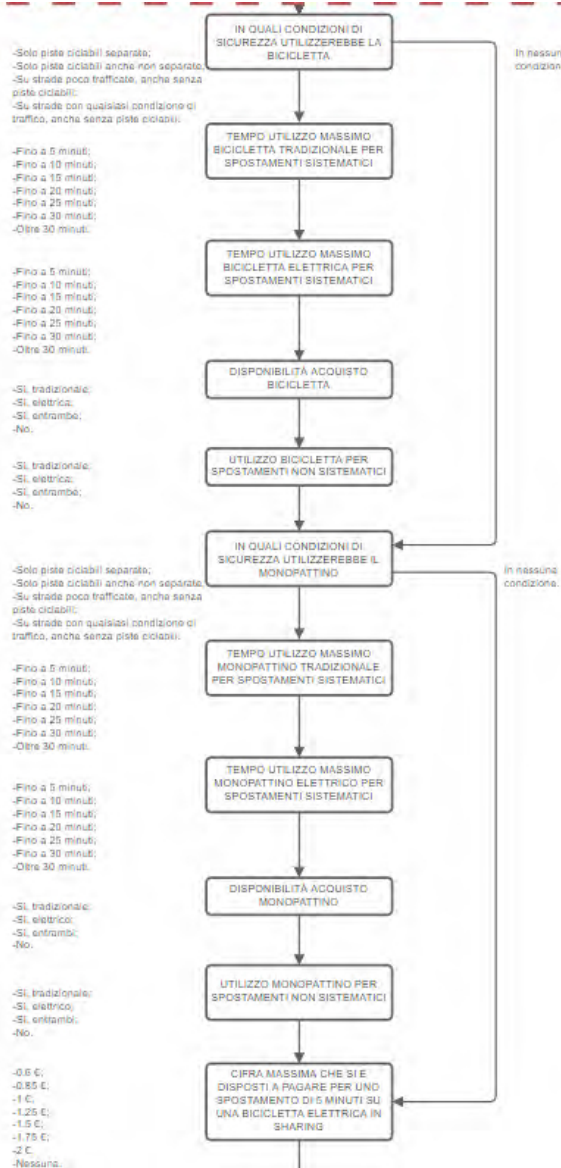


Figura 6. Workflow del questionario – prima parte della macro-sezione 3.

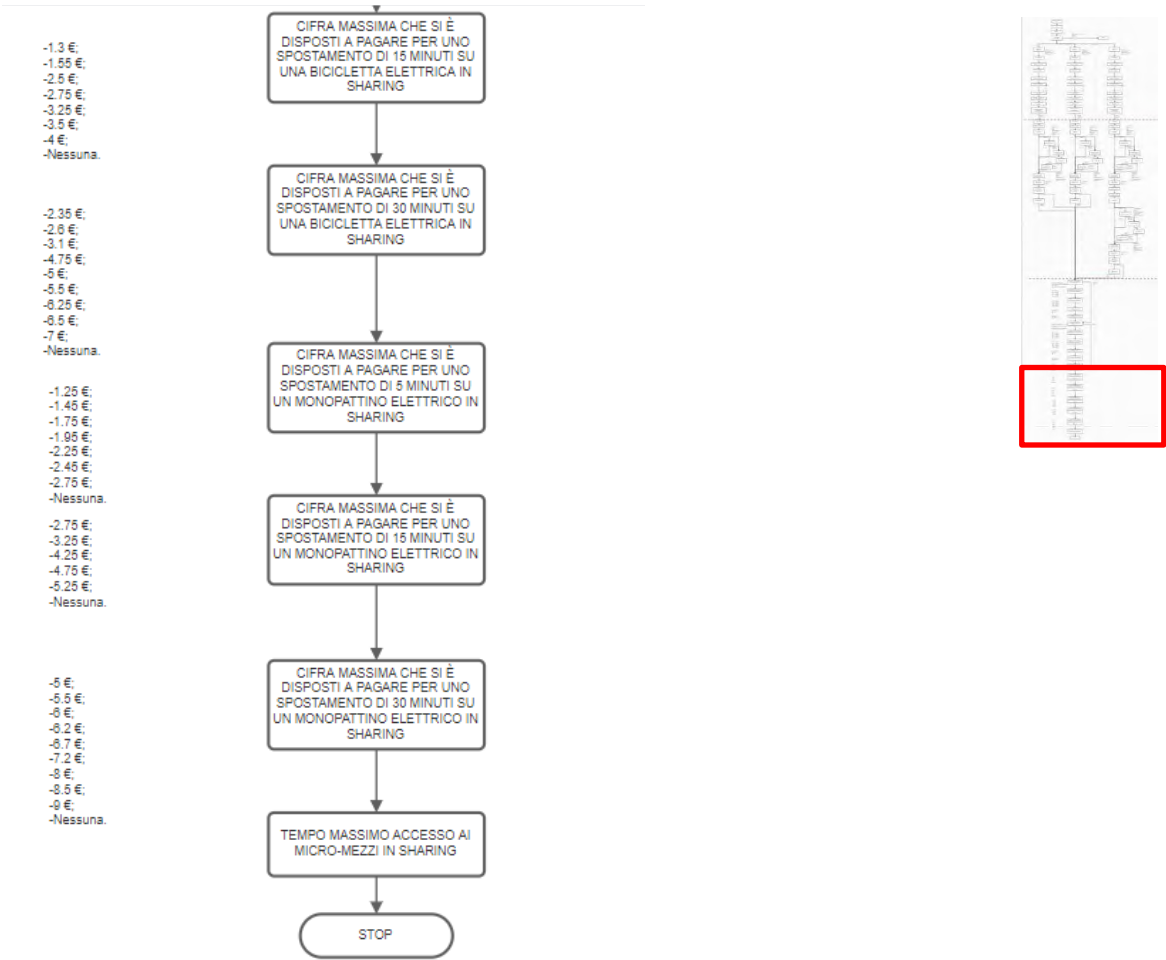


Figura 7.Workflow del questionario – seconda parte della macro-sezione 3.

2.2 Filtraggio e analisi dati

Il database filtrato contiene solo studenti, lavoratori e studenti-lavoratori, dovendo indagare esclusivamente gli spostamenti sistematici. Altre operazioni di filtraggio sono state effettuate in caso di incongruenze delle risposte fornite o in caso di dati mancanti. Da un totale di circa 300 interviste raccolte, si arriva così a circa 230 interviste.

Di seguito si sintetizzano le risultanze di tali dati.

In primis, si analizza il campione e lo si compara con la popolazione di Roma attraverso le informazioni di genere ed età ([Statistiche Roma Capitale per Municipio](#)), per constatarne la rispondenza o eventualmente evidenziare possibili differenze da tenere in conto per la successiva fase di calibrazione e applicazione dei modelli di scelta.

Per quanto riguarda il genere, nel campione intervistato la quota femminile è leggermente più alta rispetto alla popolazione romana che consta di un sostanziale equilibrio (Figura 8). Per quanto riguarda l'età (Figura 9) il campione è maggiormente concentrato sui giovani (sotto i 34 anni; Kwak N. e Radler, B., 2002) rispetto a quella che è la popolazione investigata. Tale distribuzione è stata però confrontata con quella che è la distribuzione degli utenti del servizio di monopattini in sharing fornita dalla società Dott EmTransit, che rispecchia una prevalenza verso la fascia più giovane della popolazione (Auxhasen K. e Reck D., 2021; Christoforou Z. et al., 2021).

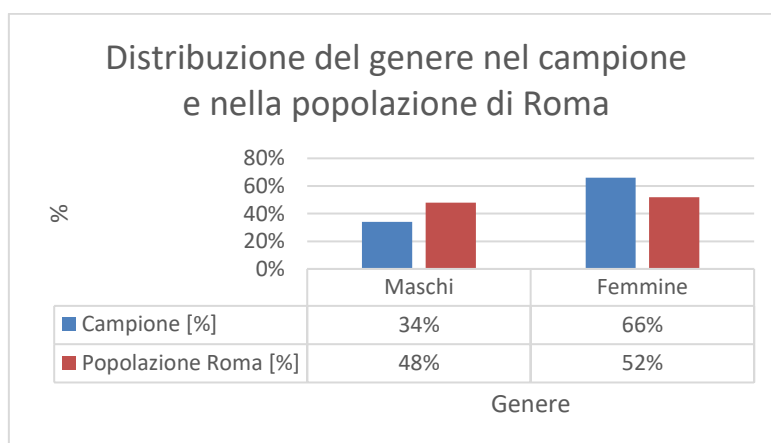


Figura 8. Distribuzione del genere nel campione e nella popolazione romana.

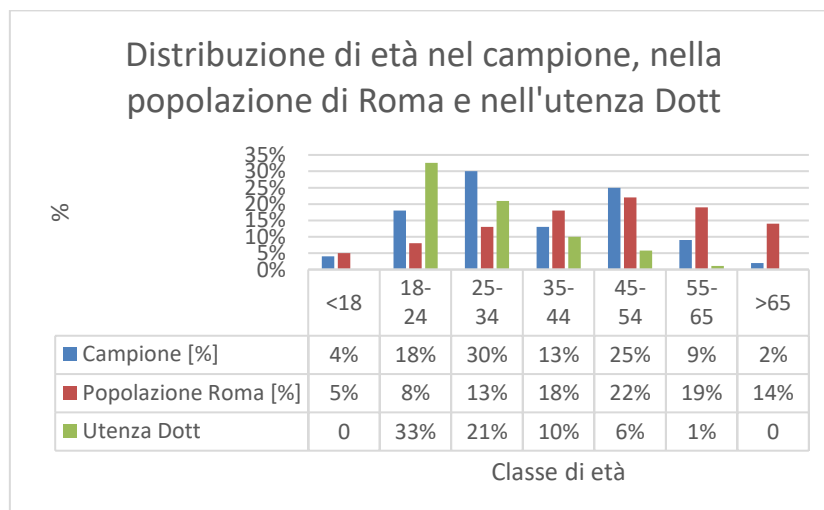


Figura 9. Distribuzione dell'età del campione, della popolazione romana e dell'utenza romana di Dott.

Nella prima macro-sezione si indagano le caratteristiche sociali ed economiche del campione. Oltre a età e genere, si analizza la condizione professionale dichiarata (Figura 10) degli intervistati: si ricorda che visto l'obiettivo della successiva fase di calibrazione di lavorare sullo shift modale di spostamenti sistematici, gli utenti non occupati e non inclusi nel sistema scolastico non fanno parte del database di calibrazione. Ne risulta che più del 19% del campione non risulta lavoratore o studente, per cui non si può risalire a un tipico spostamento sistematico per motivi di studio o di lavoro. La restante parte della macro-sezione 1, così come le successive macro-sezioni 2 e 3, vengono indagate per i soli studenti, lavoratori e studenti-lavoratori (sottoinsieme di calibrazione).

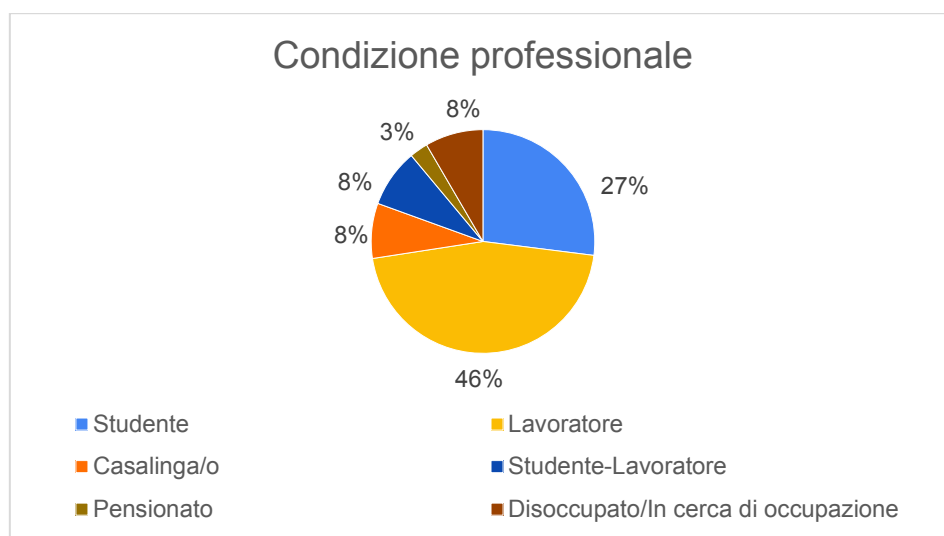


Figura 10. Distribuzione della condizione professionale del campione.

Nel sottoinsieme di calibrazione si evince un livello di istruzione medio-alto (Figura 11), con l'89% degli intervistati con almeno il diploma di maturità superiore di cui il 59% con almeno un diploma di laurea.

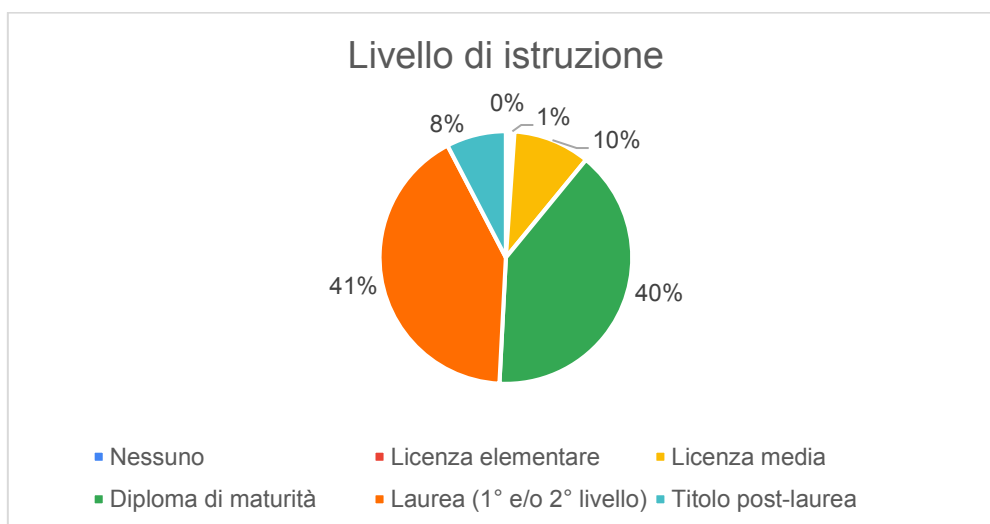


Figura 11. Distribuzione del livello di istruzione nel sottoinsieme di calibrazione.

Entrando nei particolari delle caratteristiche degli studenti, il 13% degli utenti di questo gruppo ha meno di 18 anni, mentre il 44% dichiara di avere tra i 18 e i 24 anni e il 43% dice di appartenere alla fascia 24-34 anni. Il gruppo di studenti è formato per il 59% da femmine, richiamando così la distinzione di genere sia

del campione intero che della popolazione romana. Il livello di istruzione (Figura 12) risulta medio, con una maggioranza di laureati almeno di 1° livello.

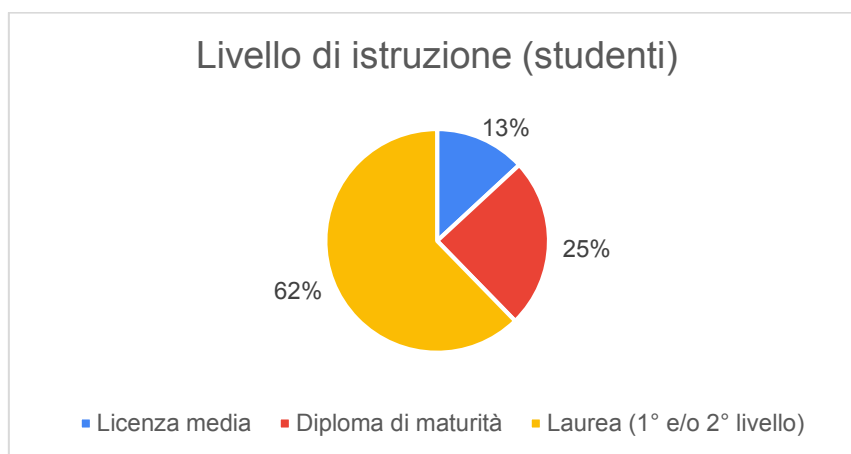


Figura 12. Distribuzione del livello di istruzione nel gruppo studenti.

Nel gruppo dei lavoratori il campione continua a essere prevalentemente femminile (62%) ma risulta più eterogeneo rispetto al gruppo degli studenti per età e per livello di istruzione. La distribuzione di età in particolare (Figura 13) è comparabile con la distribuzione delle classi di età della popolazione romana (Figura 9).

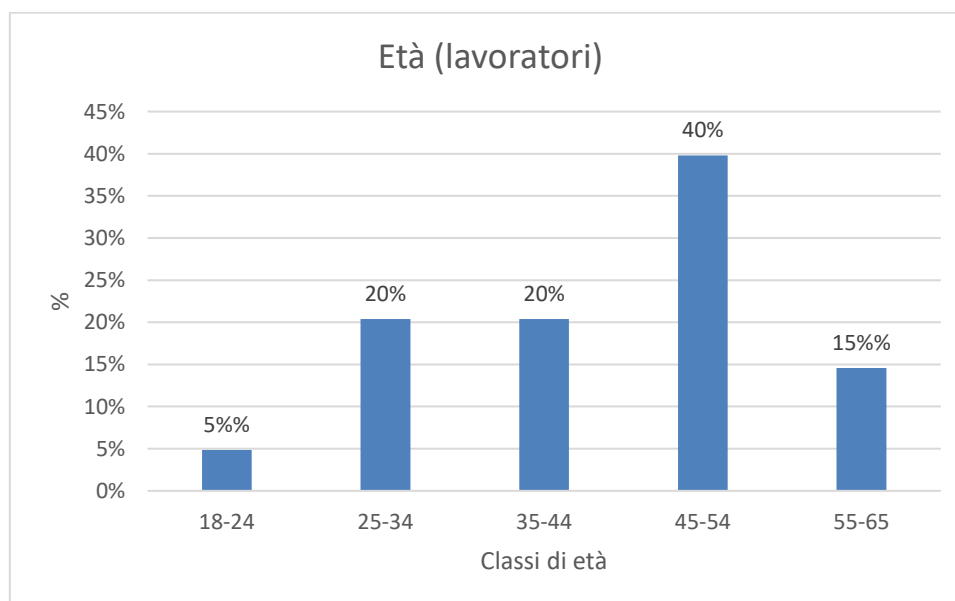


Figura 13. Distribuzione delle classi di età nel gruppo lavoratori.

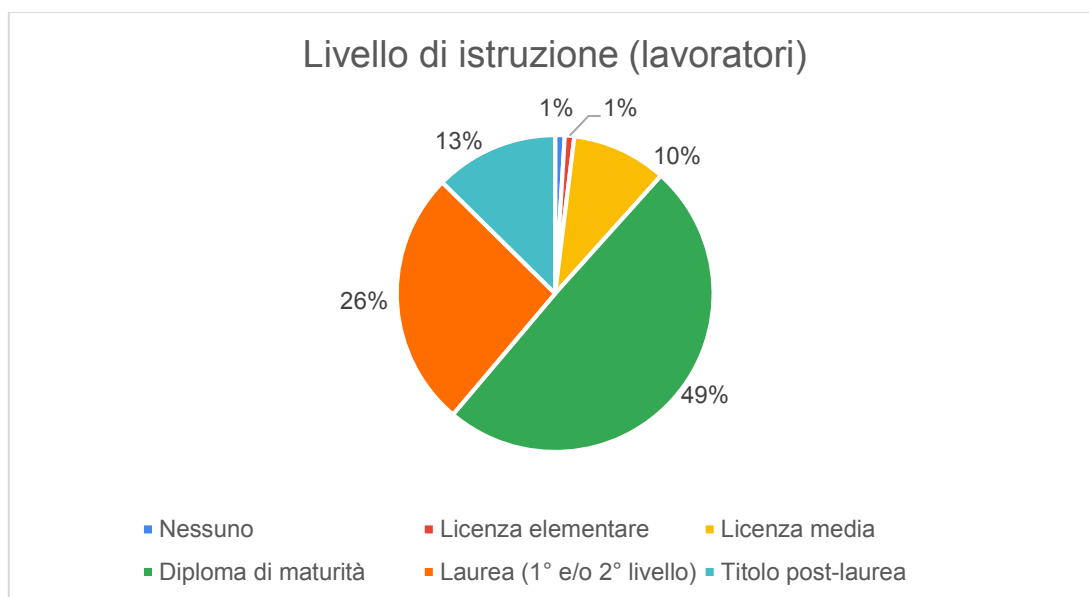


Figura 14. Distribuzione del livello di istruzione nel gruppo lavoratori.

Il gruppo di studenti-lavoratori è composto da utenti appartenenti alla fascia di età 18-24 per il 47% e alla fascia 25-34 per il 53%. Il gruppo appare squilibrato nel genere, in quanto composto per l'84% da donne. Il livello di istruzione risulta però medio-alto, con la presenza di individui che hanno conseguito almeno il diploma di maturità, con il 63% di laureati e con titoli post-laurea (Figura 15).

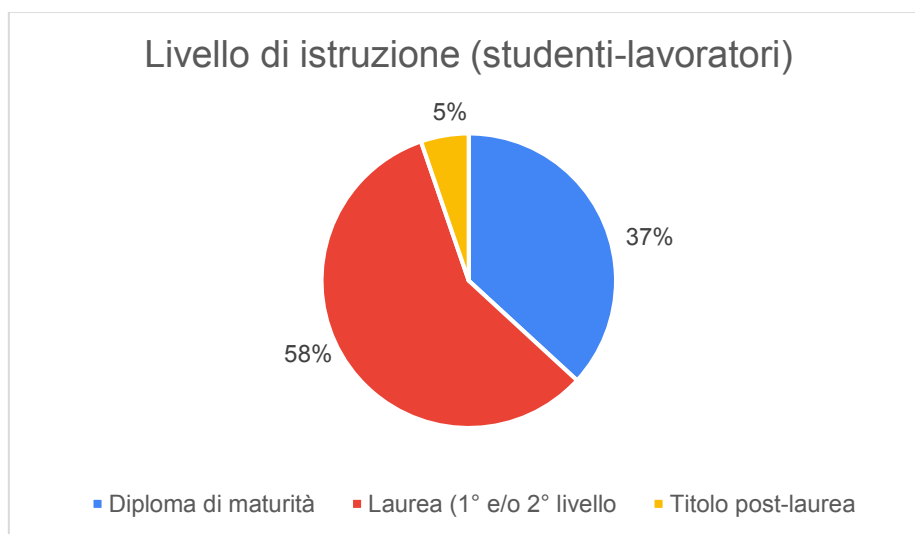


Figura 15. Distribuzione di livello di istruzione nel gruppo studenti-lavoratori.

Nel sottoinsieme di calibrazione i nuclei familiari (Figura 16) sono caratterizzati da 4-5 componenti (59%), il 4% sono composti da un solo membro e solo il 3% sono più numerosi (più di 5 membri).

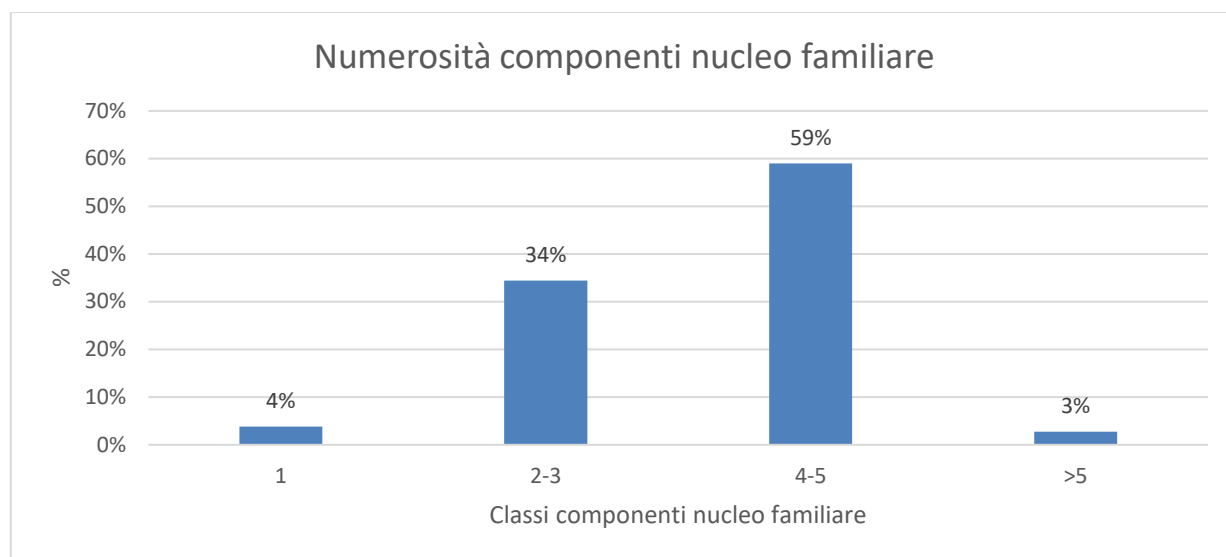


Figura 16. Distribuzione dei nuclei familiari in base alla numerosità di componenti.

La zona di domicilio, coincidente con la zona di origine dello spostamento sistematico, viene dichiarata obbligatoriamente tramite CAP e opzionalmente tramite indirizzo. Circa il 9% degli intervistati del sottoinsieme dichiara il suo domicilio in un Comune in prossimità della municipalità di Roma, soprattutto nel Comune di Fiumicino (6%). Il restante sottoinsieme viene aggregato in base all'appartenenza della zona a un municipio all'interno del Comune di Roma (Figura 17). Si evince che la maggioranza degli intervistati risiede in una zona densamente popolata a sud del Comune di Roma (X Municipio), il che porta ad uno sbilanciamento del campione verso comportamenti di mobilità propri degli abitanti del X Municipio, chiaramente dipendenti dalle caratteristiche di accessibilità attiva e passiva del Municipio stesso. A tal riguardo si evidenzia comunque come l'obiettivo primario dell'attività di ricerca sia quello di definire un comportamento potenziale su scenari di offerta ipotetici; in tale contesto, le abitudini attuali di mobilità hanno un impatto di minore rilevanza.

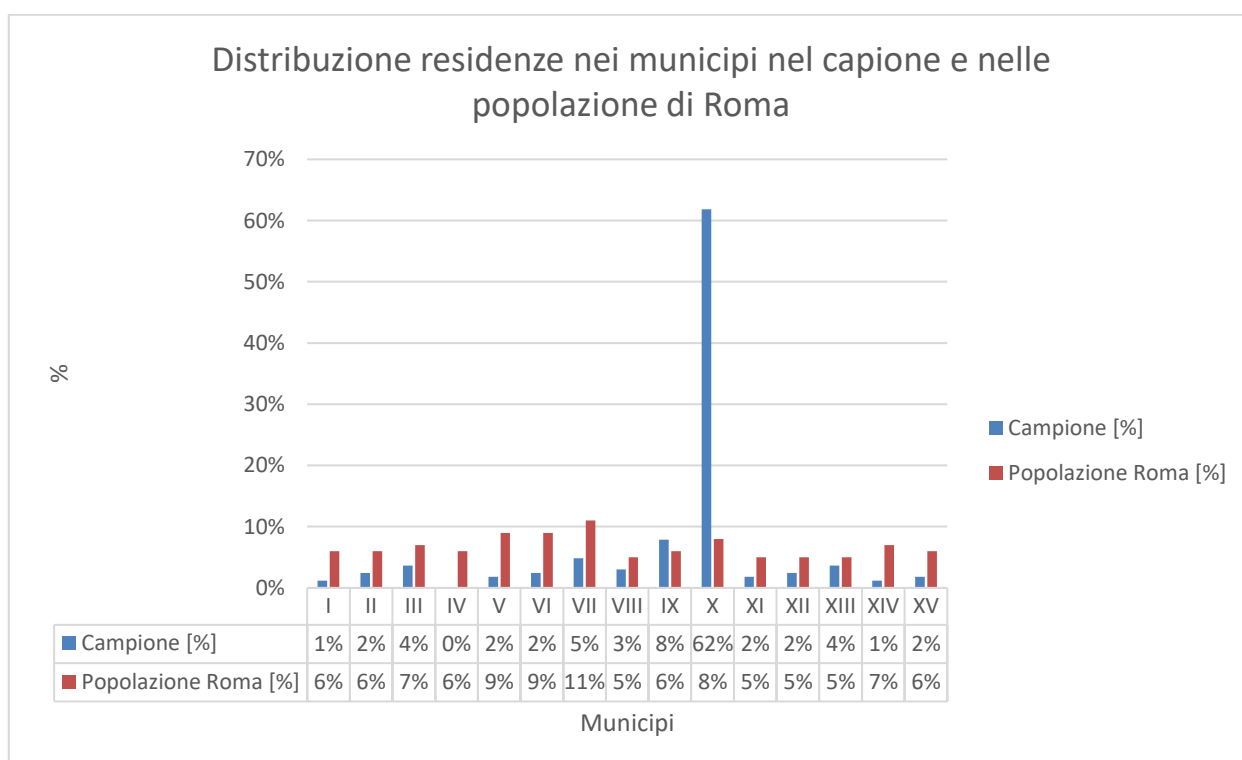


Figura 17. Distribuzione dei domiciliati a Roma del sottoinsieme investigato e della popolazione.

Infine, per le licenze di guida possedute e la disponibilità dei singoli mezzi individuali: il 73% degli intervistati dichiara di possedere solo la patente B, il 15% invece possiede sia la patente A che la patente B; l'8% dichiara di non avere nessuna tipologia di licenza di guida. Per la disponibilità, il 64% del sottoinsieme dichiara di avere sempre disponibilità dell'autoveicolo (Figura 18), il 22% di averla spesso.

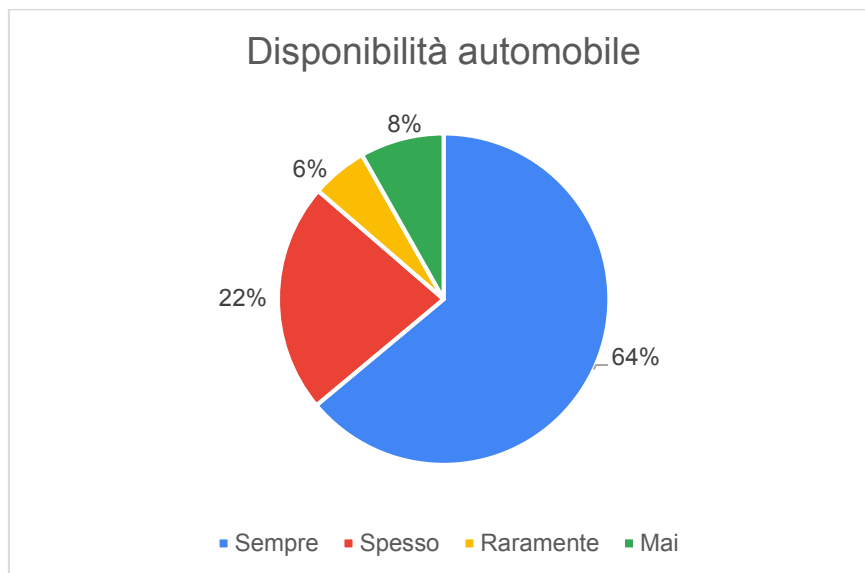


Figura 18. Disponibilità dell'automobile.

L'altro mezzo di cui si chiede la disponibilità è la moto o il motorino (Figura 19): rispetto all'autoveicolo, la disponibilità continua (sempre) crolla all'11%, mentre il mezzo è disponibile spesso per il 7% degli intervistati del sottoinsieme. La maggior parte degli intervistati del sottoinsieme (56%) non ha mai disponibilità della moto o del motorino.

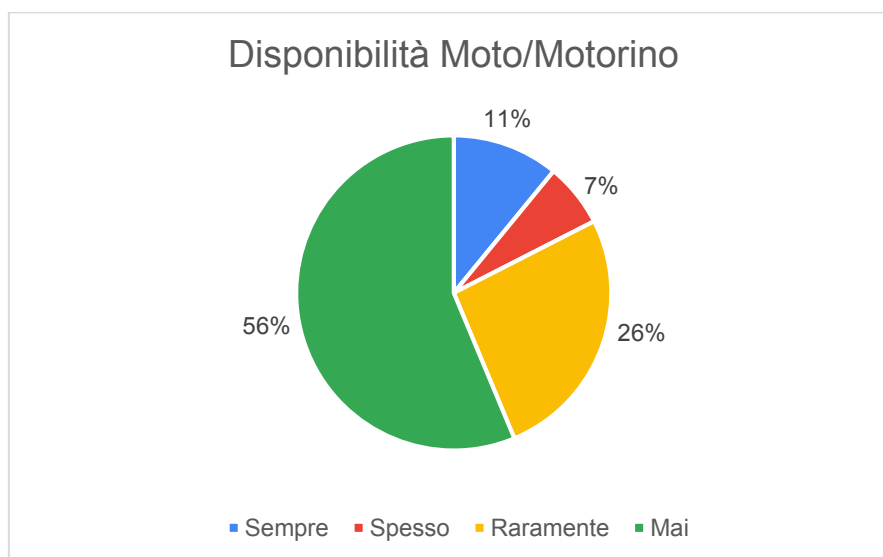


Figura 19. Disponibilità della moto/motorino.

Si passa a indagare la disponibilità della bicicletta (Figura 20), senza distinguere se tradizionale o elettrica: più della metà del sottoinsieme ha disponibilità nulla o rara della bicicletta, mentre il 34% ne ha sempre disponibilità, ponendosi a un livello intermedio di diffusione nel sottoinsieme.

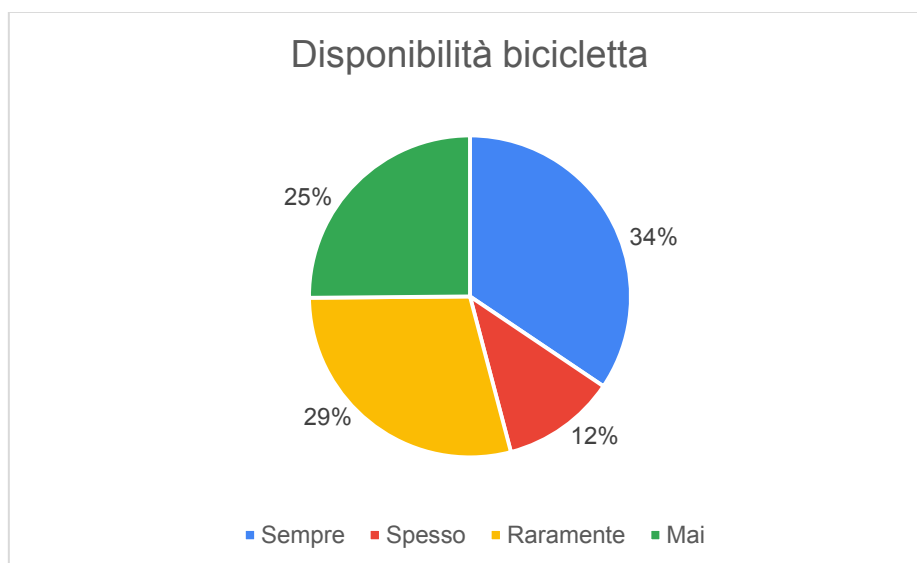


Figura 20. Disponibilità della bicicletta.

Si indaga infine la disponibilità di un altro micro-veicolo, il monopattino (Figura 21): la sua diffusione nel sottoinsieme intervistato è molto scarsa, solo il 6% lo ha sempre disponibile, il 2% lo ha disponibile spesso e il 28% raramente, risulta mai disponibile per il 64% del sottoinsieme.

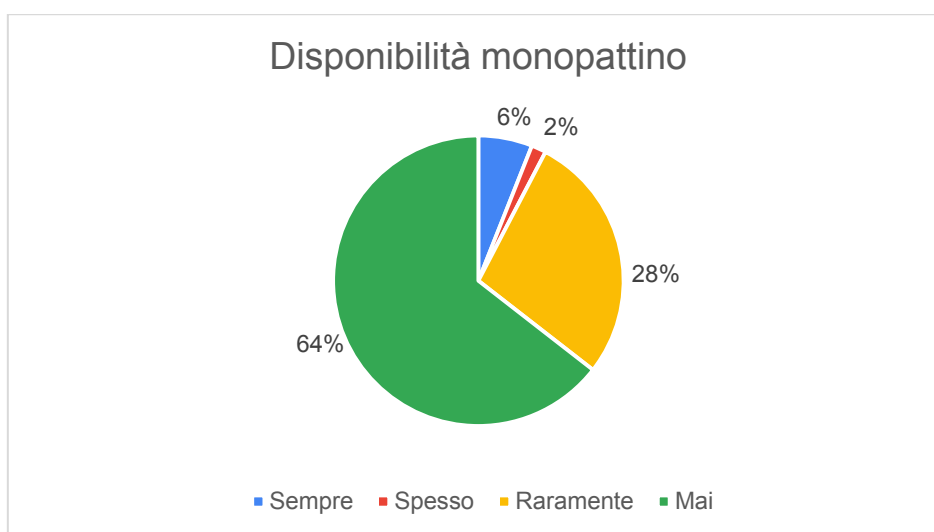


Figura 21. Disponibilità del monopattino.

Nella seconda macro-sezione vengono indagati gli spostamenti sistematici dei lavoratori, degli studenti e degli studenti-lavoratori.

Gli spostamenti sistematici vengono infatti divisi e investigati in base alla destinazione, ossia se si tratta di luogo di studio o di lavoro. Le due categorie di spostamento vedono infatti scelte modali attuali molto diverse: gli spostamenti casa-lavoro (Figura 22) vedono una predominanza dell'autoveicolo (76%), seguito dal 7% degli intervistati che si recano al lavoro con metro; la micromobilità elettrica viene scelta da pochi intervistati, in particolare il monopattino elettrico dal 2% e la bicicletta elettrica 1%. Gli spostamenti casa-studio vedono invece maggiore eterogeneità nelle quote modali (Figura 23): il 43% degli studenti e degli studenti-lavoratori intervistati usano l'autoveicolo, ma il trasporto pubblico locale (che include metro, treno e autobus) viene scelto dal 48%; il restante si sposta con moto o motorini (6%) e con mobilità dolce (a piedi, con monopattino elettrico e con bicicletta tradizionale, 1% ciascuna opzione).

Per quanto riguarda i tempi di percorrenza per arrivare al lavoro (Figura 24), si nota come gli spostamenti con il trasporto privato (automobile e moto/motorino) sono principalmente di breve-media percorrenza ossia sotto i 30 minuti (78%), mentre l'utilizzo del trasporto pubblico (metro, treno e autobus) può protrarsi anche sopra l'ora di percorrenza (25%).

Negli spostamenti casa-luogo di studio (Figura 25) le percorrenze con mezzi di trasporto privati sono principalmente brevi-medi (78% sotto i 30 minuti), mentre con il trasporto pubblico locale si ha una maggiore eterogeneità nella distribuzione dei tempi di percorrenza, con il 16% di spostamenti che superano l'ora.

Indagando sulla disponibilità di parcheggi alla destinazione, in entrambi i casi la disponibilità di parcheggio gratuito supera il 71%. Nel caso in cui la destinazione sia il luogo di lavoro (Figura 26) il 75% dei lavoratori e degli studenti-lavoratori dichiara di avere disponibilità di parcheggio gratuito, il 16% di averlo a pagamento, solo il 5% di non averne nessuno. Anche i luoghi di studio degli studenti e degli studenti-lavoratori del sottoinsieme di calibrazione (Figura 27) presentano principalmente parcheggi gratuiti (71%) o a pagamento (22%); il 6% degli intervistati di questo gruppo dichiara l'assenza di parcheggio nelle vicinanze della loro destinazione.

Alla fine della seconda macro-sezione viene indagato anche il possesso di un abbonamento al trasporto pubblico locale, acquistato dal 29% degli intervistati nel sottoinsieme di calibrazione. Tra coloro che lo hanno acquistato (Figura 28) il 76% dichiara di possedere un abbonamento annuale, il restante 24% lo ha mensile e nessuno possiede un abbonamento settimanale.

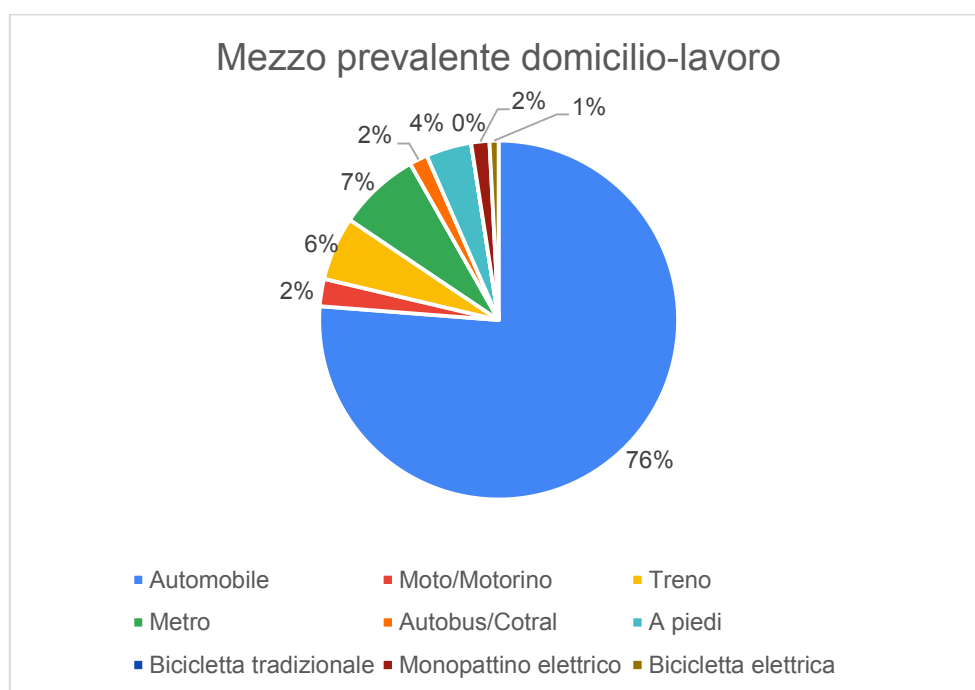


Figura 22. Distribuzione delle scelte modali per spostamenti casa-lavoro.

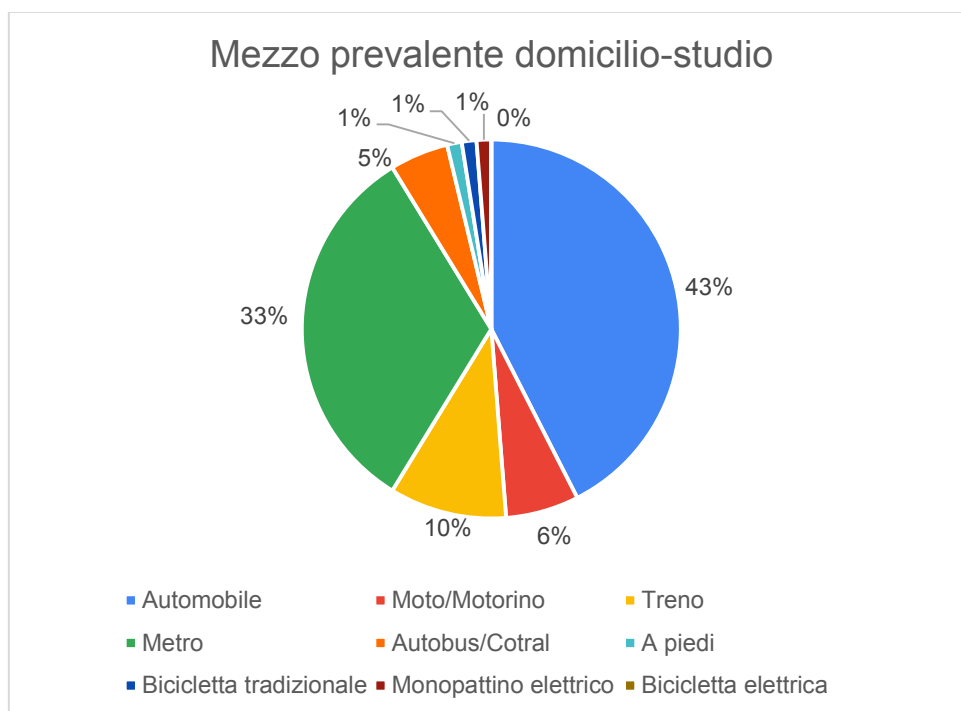


Figura 23. Distribuzione delle scelte modali per spostamenti casa-studio.

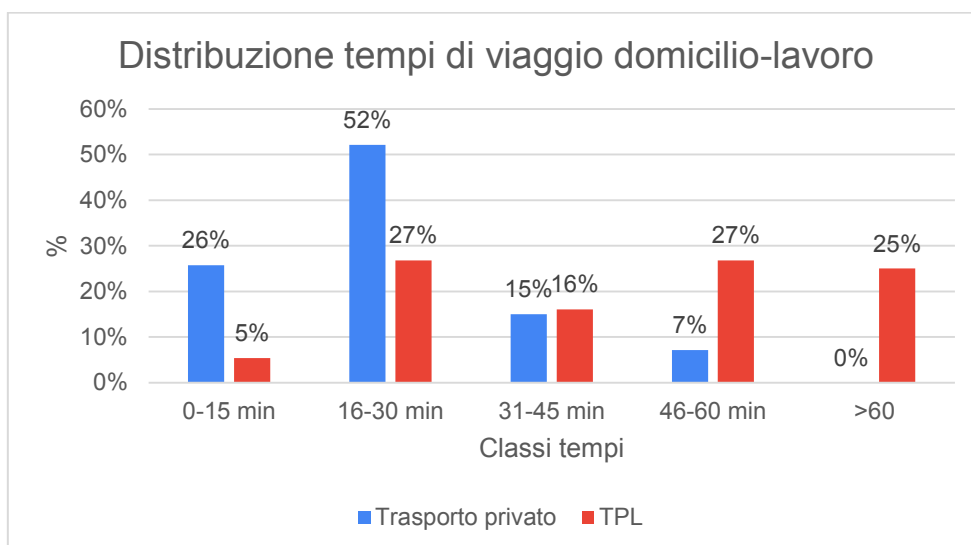


Figura 24. Distribuzione dei tempi di percorrenza per spostamenti casa-lavoro con trasporto privato e con trasporto pubblico locale.

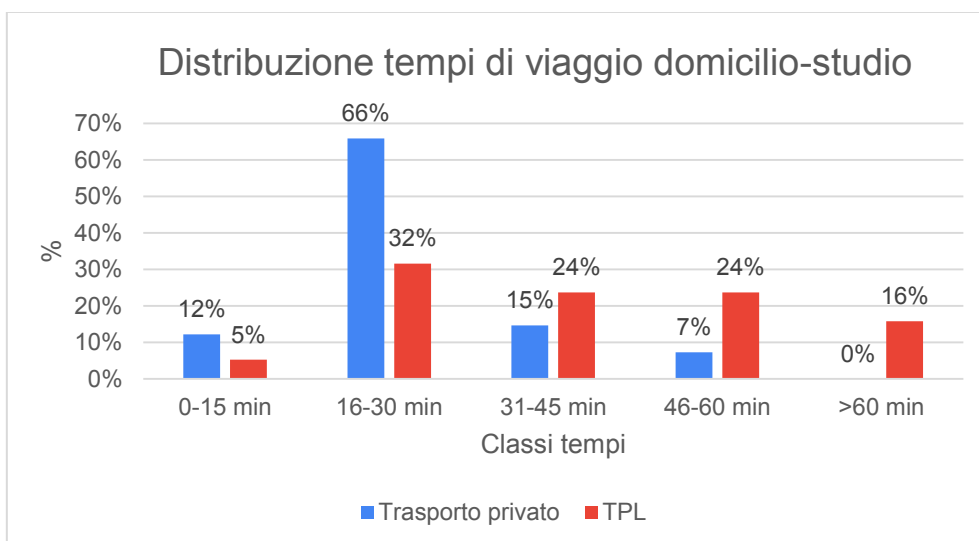


Figura 25. Distribuzione dei tempi di percorrenza per spostamenti casa-studio con trasporto privato e con trasporto pubblico locale.

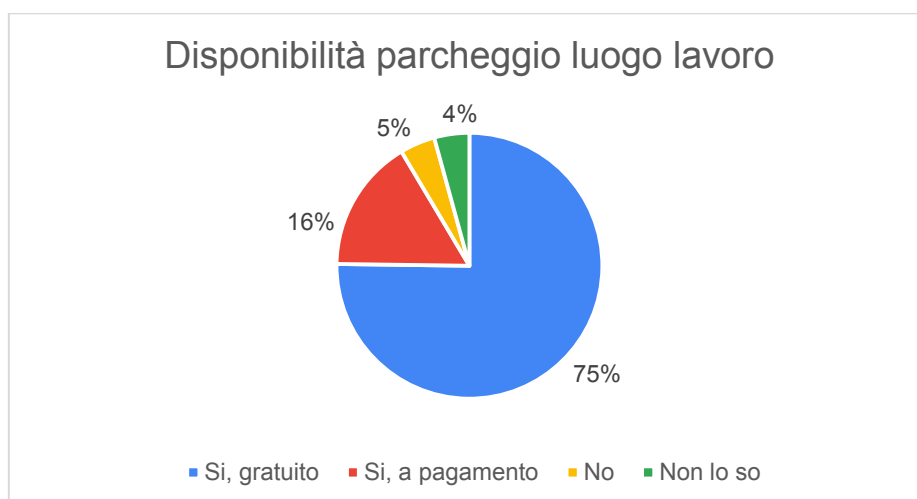


Figura 26. Distribuzione delle risposte sulla disponibilità del parcheggio vicino al luogo di lavoro.

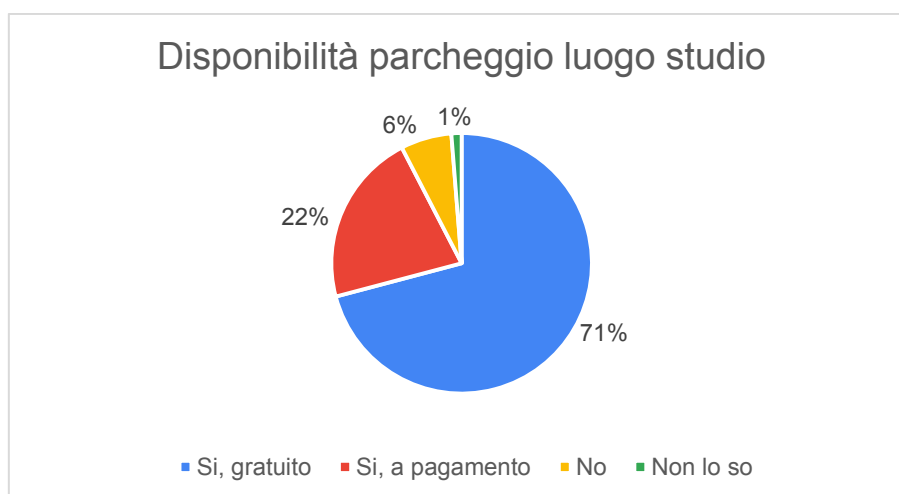


Figura 27. Distribuzione delle risposte sulla disponibilità del parcheggio vicino al luogo di studio.

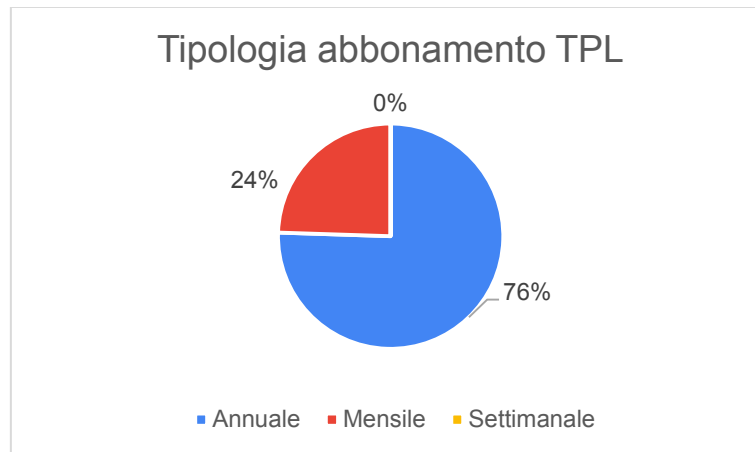


Figura 28. Tipologia abbonamento al trasporto pubblico locale di coloro che ne dichiarano il possesso.

Nella terza macro-sezione viene inizialmente indagato il livello di sicurezza infrastrutturale per cui il sottoinsieme di calibrazione utilizzerebbe i sistemi di micromobilità (Figura 29). Non viene fatta distinzione tra micromobilità elettrica e micromobilità tradizionale, in quanto la risposta dell'intervistato è legata alla sua percezione di sicurezza piuttosto che alla propulsione del mezzo. Gli scenari di sicurezza ipotizzati sono, come già descritto (Figura 2.b), legati sia alla tipologia dell'infrastruttura (presenza o meno di pista ciclabile) sia a fattori riguardanti l'interazione con il flusso veicolare stradale (presenza o assenza di separazione fisica, presenza o assenza di congestione; Yang H. et al., 2020). Analizzando il livello di sicurezza accettato per il potenziale utilizzo della bicicletta (Figura 29), le quote del sottoinsieme di calibrazione crescono all'aumentare della separazione fisica dagli altri flussi di traffico. Solo il 4% non utilizzerebbe la bicicletta, qualunque sia il livello di sicurezza infrastrutturale offerto. Il 25% userebbe la bicicletta solo su piste ciclabili separate fisicamente, il 12% utilizzerebbe questo micro-veicolo anche in assenza di piste ciclabili, ma con bassa congestione. Anche per il monopattino la maggior parte del campione (39%) richiederebbe piste ciclabili separate dal traffico veicolare (Zhang W. et al., 2021; Portland Bureau of Transportation, 2019), ma la percentuale di chi non lo userebbe in alcuna condizione sale al 32%. In similitudine con la bicicletta, le quote del campione che utilizzerebbero il monopattino nei vari scenari ipotetici decadono con il decrescere del livello di sicurezza garantito all'utente, con il 16% che userebbe piste ciclabili anche non separate e il 10% che andrebbe con il monopattino su strade poco trafficate anche senza piste ciclabili.

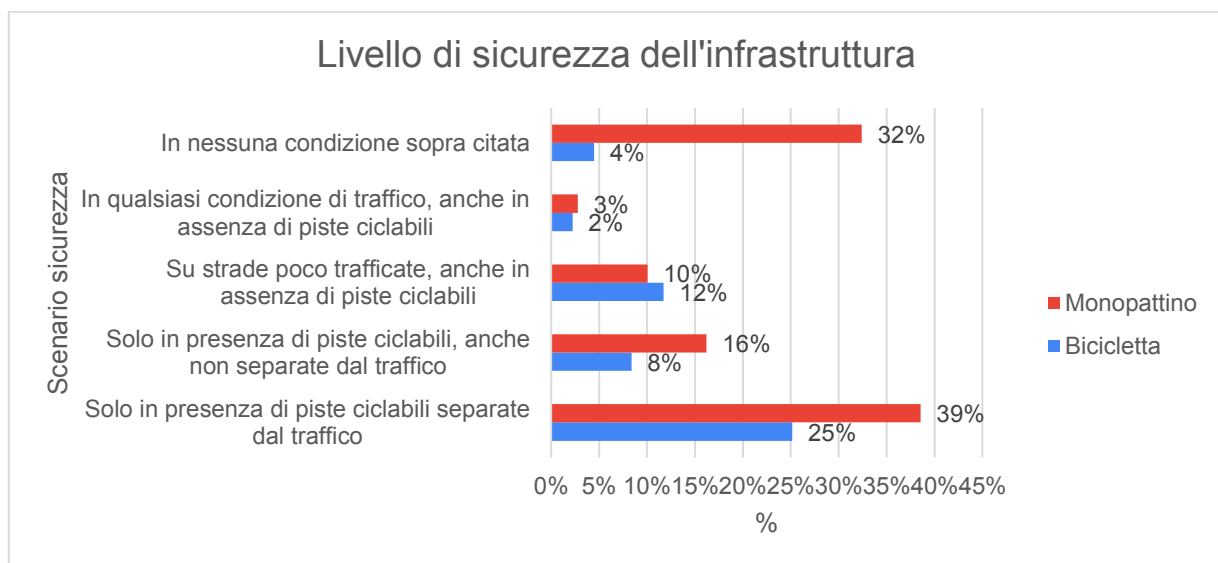


Figura 29. Distribuzione dei livelli di sicurezza infrastrutturale per cui il sottoinsieme utilizzerebbe la micromobilità.

Entrando nel particolare del livello di sicurezza infrastrutturale del monopattino, si nota come questa sia particolarmente influenzata dell'età (Figura 30): le fasce di età sopra i 35 anni presentano quote maggiori di intervistati che non utilizzerebbero il monopattino in nessuna condizione rispetto alle fasce di età più giovani.

Considerando anche il genere (Figura 31), si nota come il 22% del sottoinsieme dichiara che non userebbe il monopattino in nessuna condizione di sicurezza e di appartenere al genere femminile, contro il 10% che non lo utilizzerebbe e si identifica con genere maschile, evidenziando come le donne siano più restie verso l'uso di questo micro-veicolo.

Viene chiesto per quanto tempo al massimo gli intervistati utilizzerebbero la bicicletta per i loro spostamenti (Figura 32). Il sottoinsieme di calibrazione indica che il tempo massimo di utilizzo della bicicletta tradizionale presenti quote maggiori per tempi più bassi rispetto ai tempi dichiarati per la bicicletta elettrica, con una quota elevata (48%) che la utilizzerebbe sopra i 30 minuti (Porche Consulting, 2019).

Analizzando la disponibilità all'acquisto della bicicletta (Figura 33) si nota come il 49% del sottoinsieme sia disponibile a comprare una bicicletta tradizionale (più economica della bicicletta elettrica), seguito da un 15% di chi acquisterebbe sia bicicletta tradizionale che bicicletta elettrica.

Per capire meglio l'opinione che il sottoinsieme ha del micro-mezzo, è stato chiesto anche se questo potrebbe essere utilizzato nel caso di spostamenti non sistematici (informazione non utilizzata nella calibrazione dei successivi modelli comportamentali). Nel caso della bicicletta (Figura 34), solo il 15% non la utilizzerebbe per spostamenti non sistematici, evidenziando quindi come il restante 85% sia comunque propenso a usarla anche per motivazioni quali sport, passeggiate e altri scopi diversi dal recarsi a scuola o a lavoro.

Per il monopattino vengono chiesti i tempi per cui si utilizzerebbe al massimo, sia nel caso di monopattino elettrico sia nel caso del monopattino tradizionale (Figura 35). Mentre per il monopattino tradizionale vengono preferite classi di percorrenza più brevi, nel caso del monopattino elettrico si preferiscono anche classi di tempi di percorrenza più elevati: il 26% utilizzerebbe il monopattino elettrico anche per più di 30 minuti, il 20% fino a 20 minuti e il 15% fino ai 30 minuti (Porche Consulting, 2019). La scarsa propensione verso il monopattino si evince anche nella disponibilità all'acquisto (Figura 36): il 43% del sottoinsieme non lo comprerebbe, mentre il 41% comprerebbe un monopattino elettrico.

Chiedendo se si utilizzerebbe il monopattino per spostamenti non sistematici (Figura 37), si nota come il sottoinsieme non sia disposto a utilizzare monopattini (36%) o utilizzerebbe quello elettrico (45%) per scopi principalmente legati allo svago.

La parte finale della terza macro-sezione si concentra su due fattori importanti nella mobilità sharing, ossia il costo che si è disposti a pagare per il noleggio e il tempo massimo di accesso a piedi al micro-veicolo condiviso.

Le disponibilità massime a pagare vengono fornite in base alle tariffe dei servizi presenti nel Comune di Roma e alle ipotesi di noleggio per 5 minuti, 15 minuti e 30 minuti. Partendo dai costi per noleggio della bicicletta elettrica in sharing, si evince come in tutte e 3 le classi di tempi di percorrenza ipotizzati è presente una quota rilevante (sopra il 20%) di intervistati che non sono disposti a pagare per il servizio. La domanda cumulata raggiunge l'80% in caso di costi pari a 1€, 1.30€ e 2.35€ rispettivamente per spostamenti di 5, 15 e 30 minuti. Nel caso dei monopattini elettrici in sharing (Figura 39) con costi pari a 1.25€, 2.75€ e 5€ rispettivamente per spostamenti di 5, 15 e 30 minuti, si riesce a catturare circa il 60% della domanda.

Il tempo di accesso al micro-mezzo in sharing (Figura 40), indistintamente se monopattino elettrico o bicicletta elettrica, chiude la terza macro-sezione e il questionario. Si nota come l'87% del campione non voglia superare i 10 minuti di percorrenza a piedi (nel 55% dei casi i 5 minuti massimi), indicando così un'elevata importanza dell'accessibilità nella scelta del micro-mezzo in sharing.

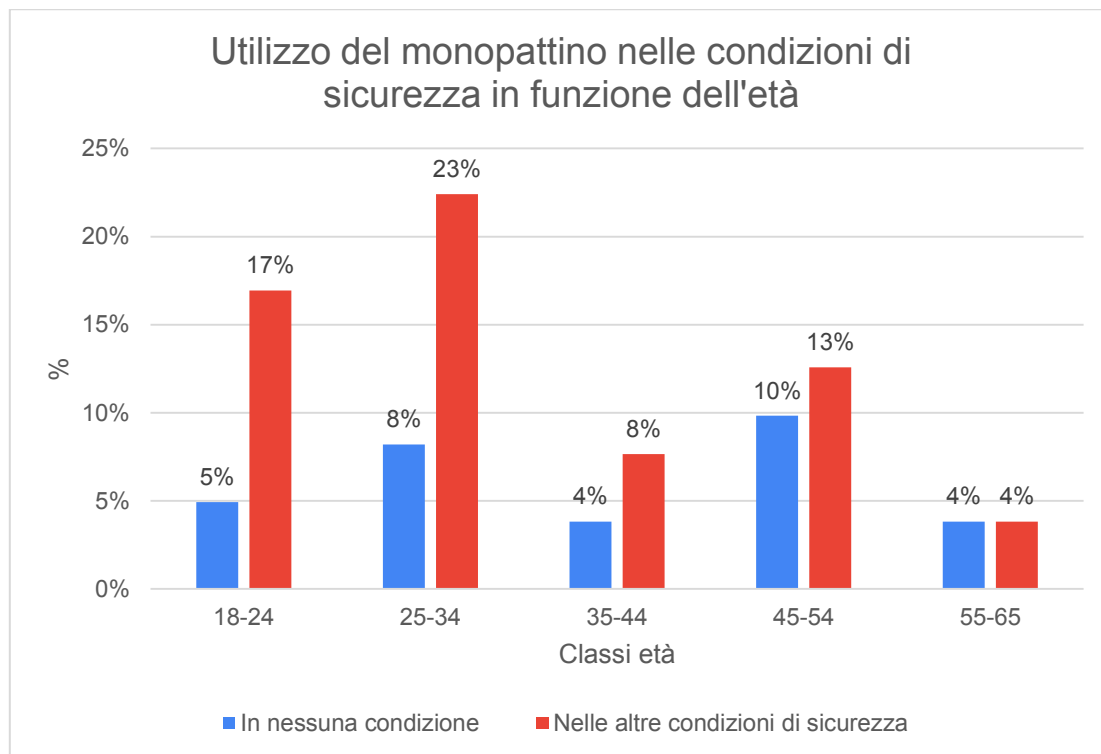


Figura 30. Distribuzione delle risposte riguardanti la sicurezza infrastrutturale in funzione dell'età.

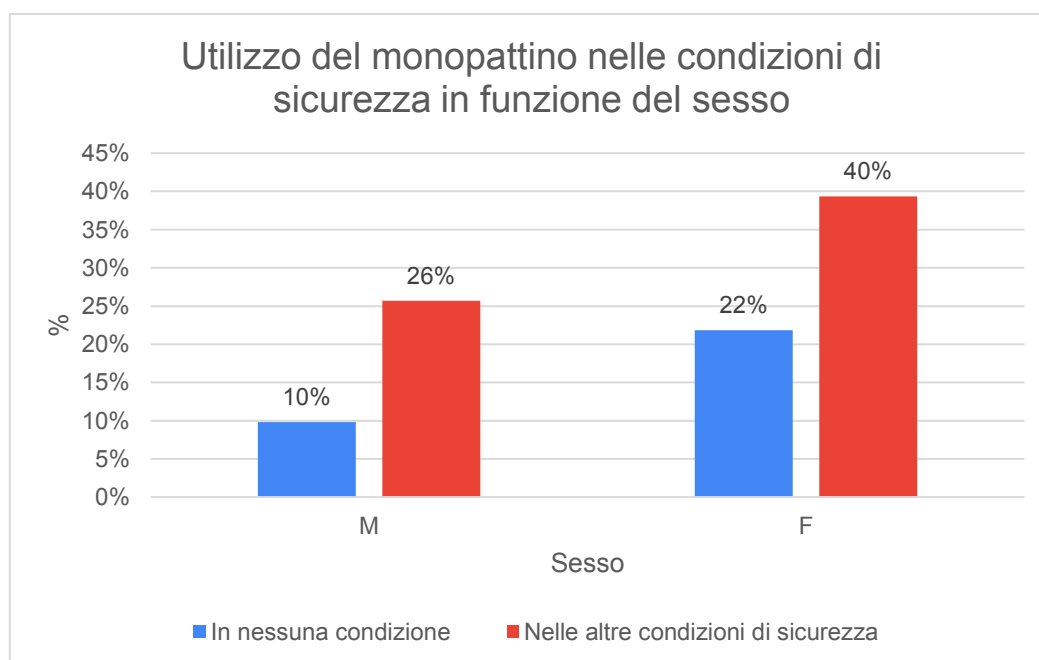


Figura 31. Distribuzione delle risposte riguardanti la sicurezza infrastrutturale in funzione del genere.

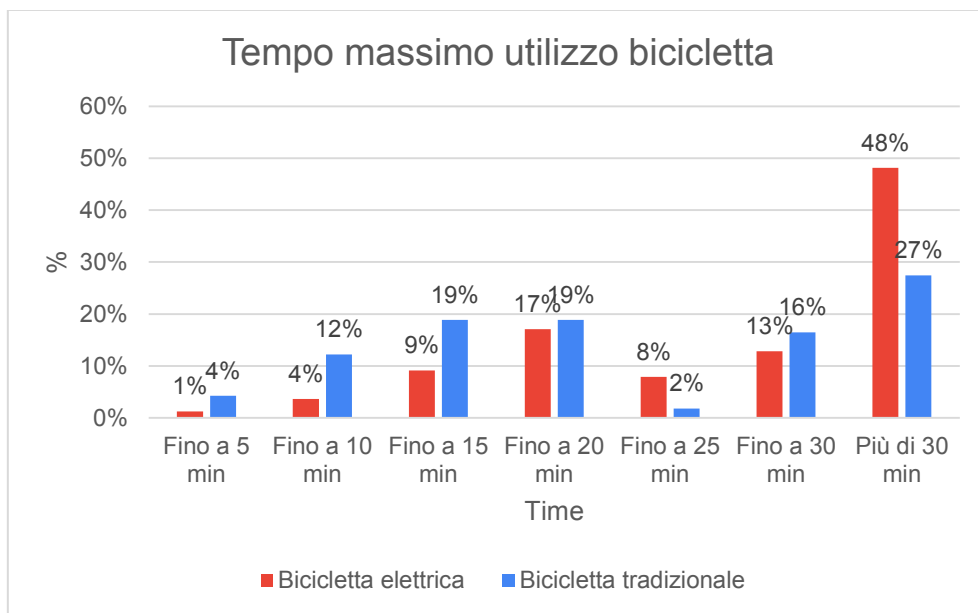


Figura 32. Distribuzione dei tempi massimi per cui gli intervistati sono disponibili a utilizzare la bicicletta.

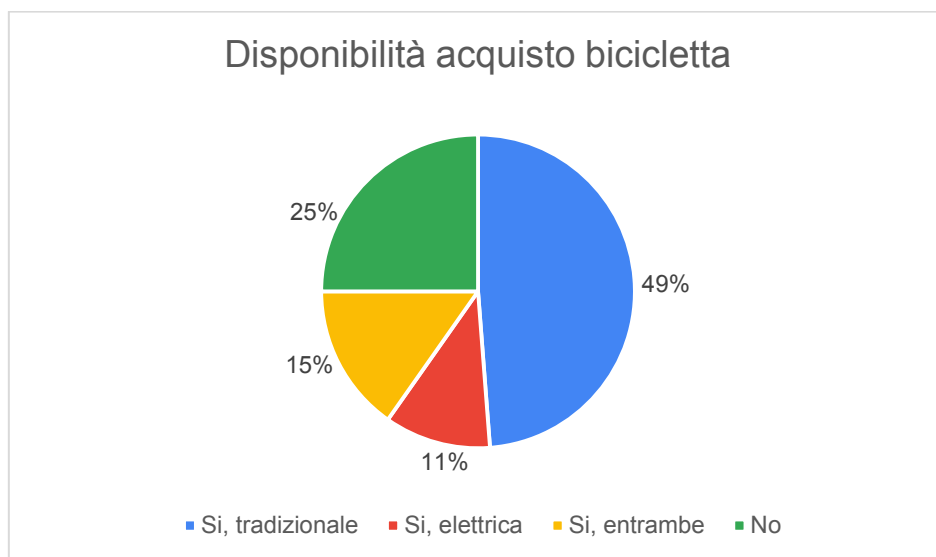


Figura 33. Distribuzione della disponibilità all'acquisto della bicicletta.

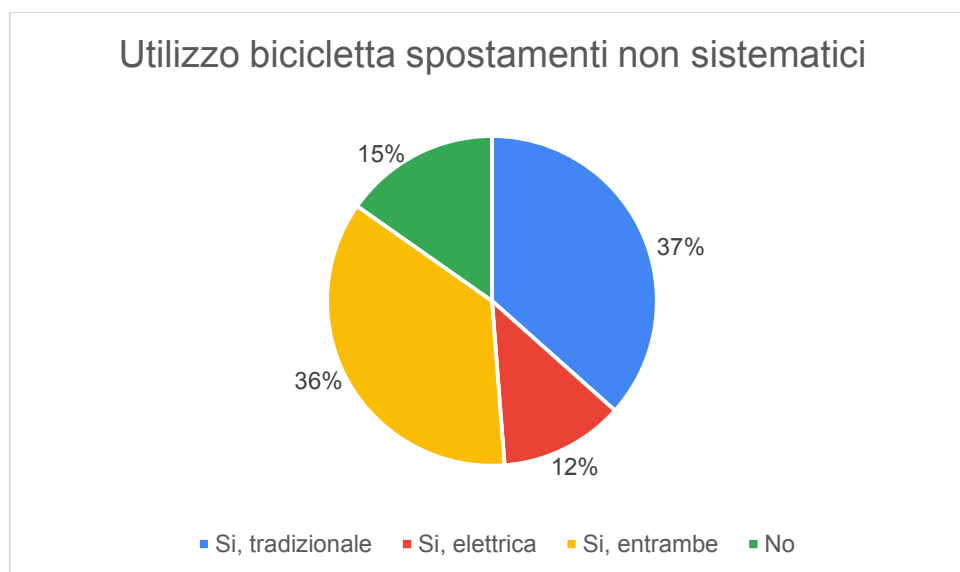


Figura 34. Distribuzione della disponibilità all'utilizzo della bicicletta per spostamenti non sistematici.

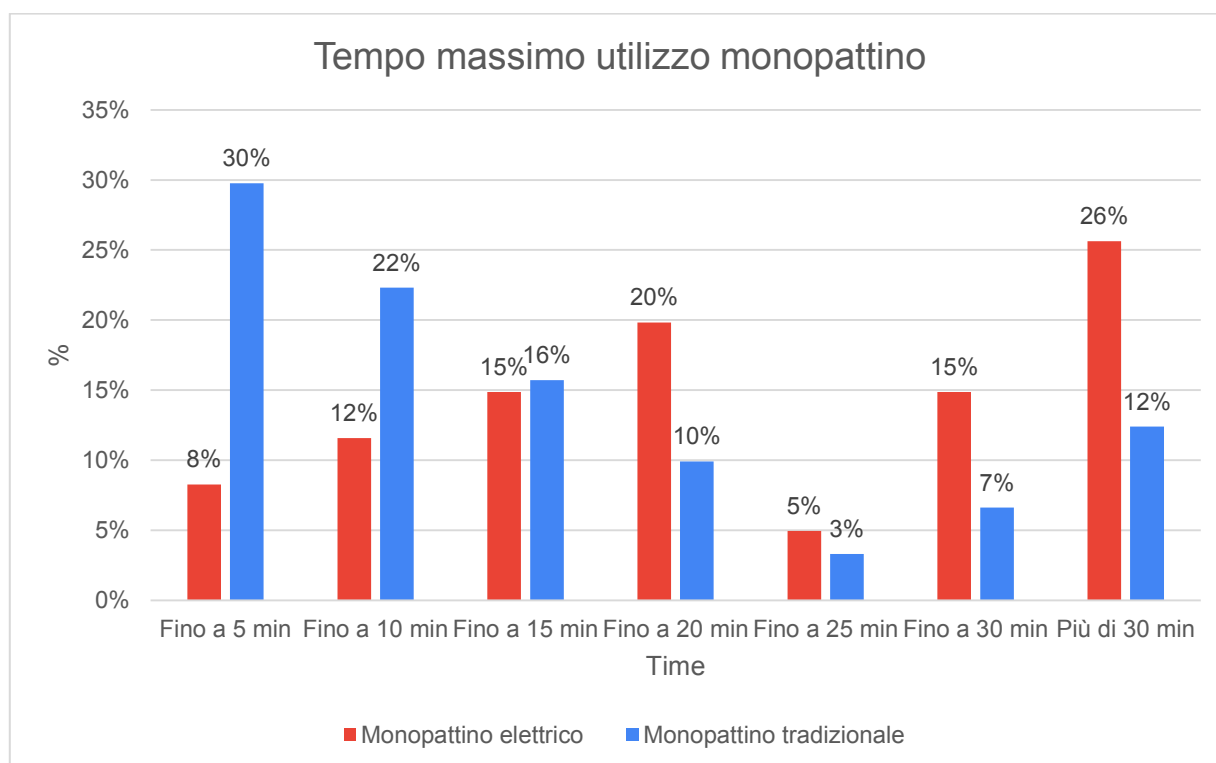


Figura 35. Distribuzione dei tempi massimi per cui gli intervistati sono disponibili a utilizzare il monopattino.

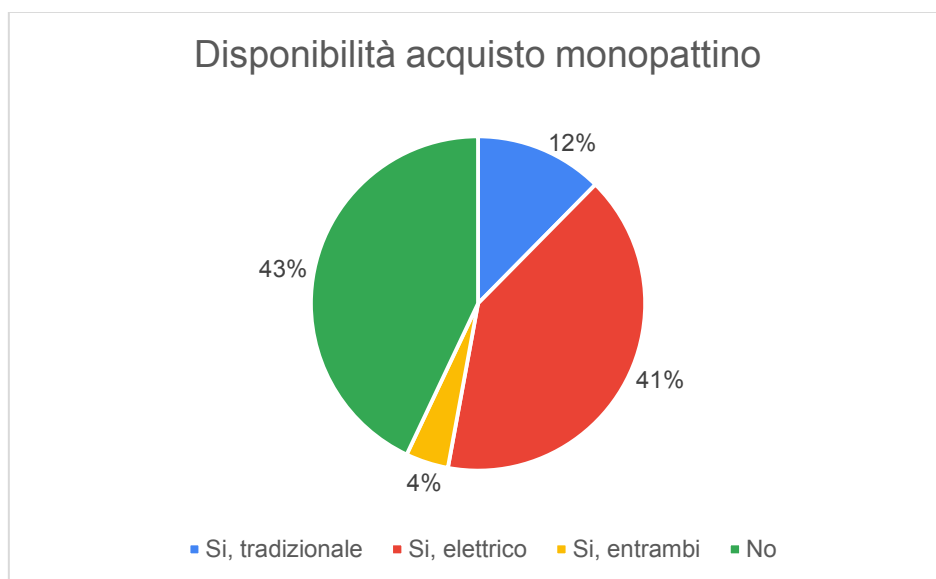


Figura 36. Distribuzione della disponibilità all'acquisto del monopattino.

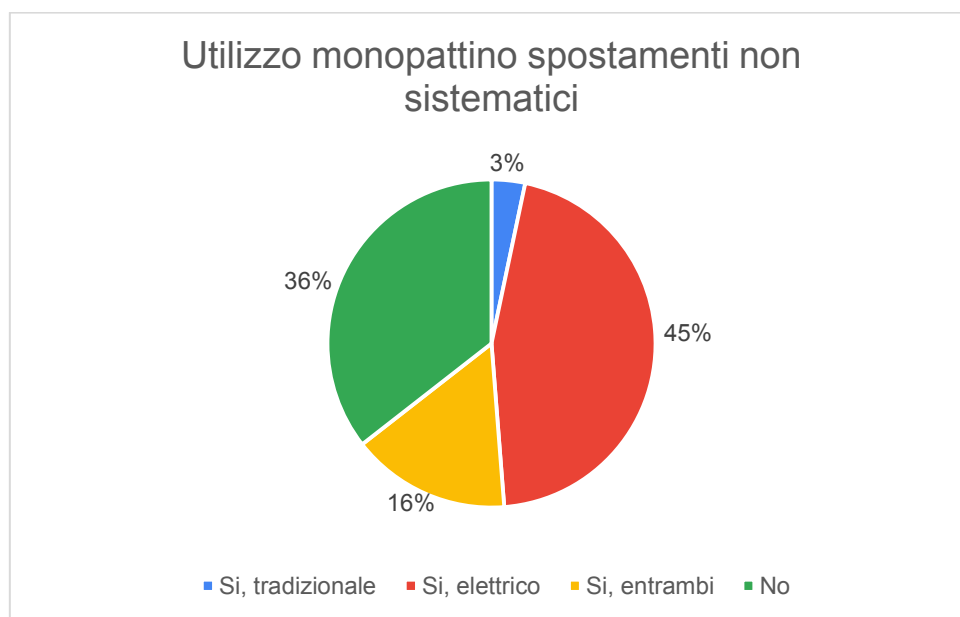


Figura 37. Distribuzione della disponibilità all'utilizzo del monopattino per spostamenti non sistematici.

Andamento domanda cumulata in funzione dei costi bicicletta elettrica

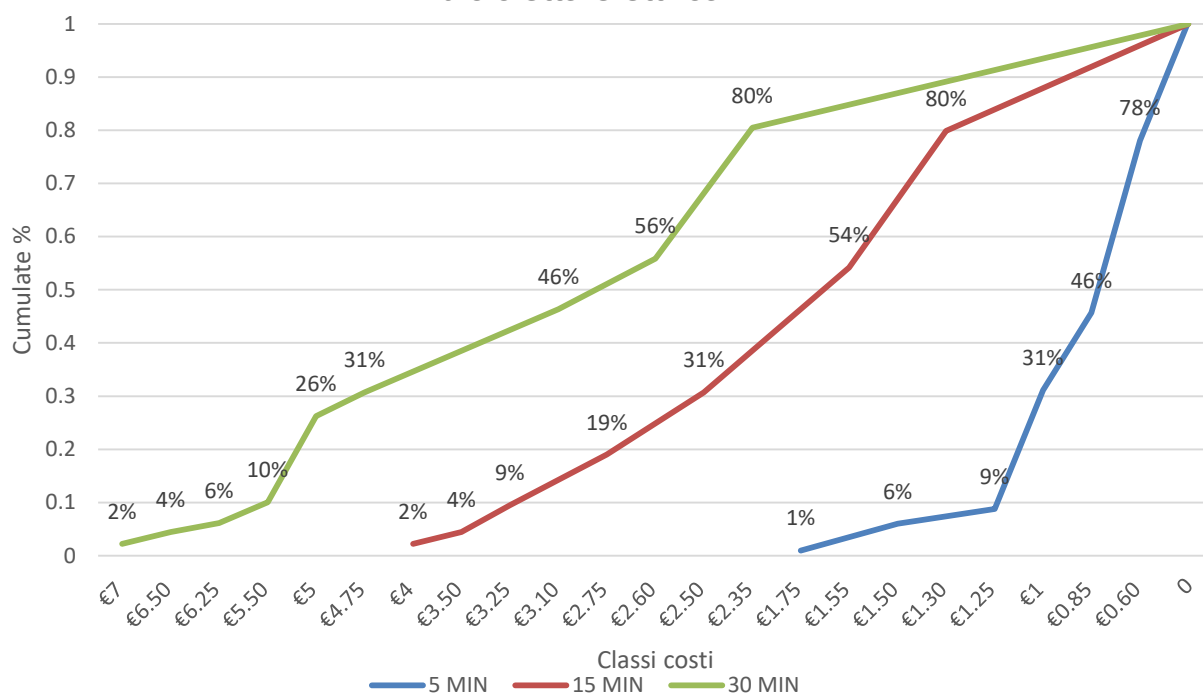


Figura 38. Distribuzione a pagare per il noleggio in sharing delle biciclette elettriche.

Andamento domanda cumulata in funzione dei costi monopattino elettrico

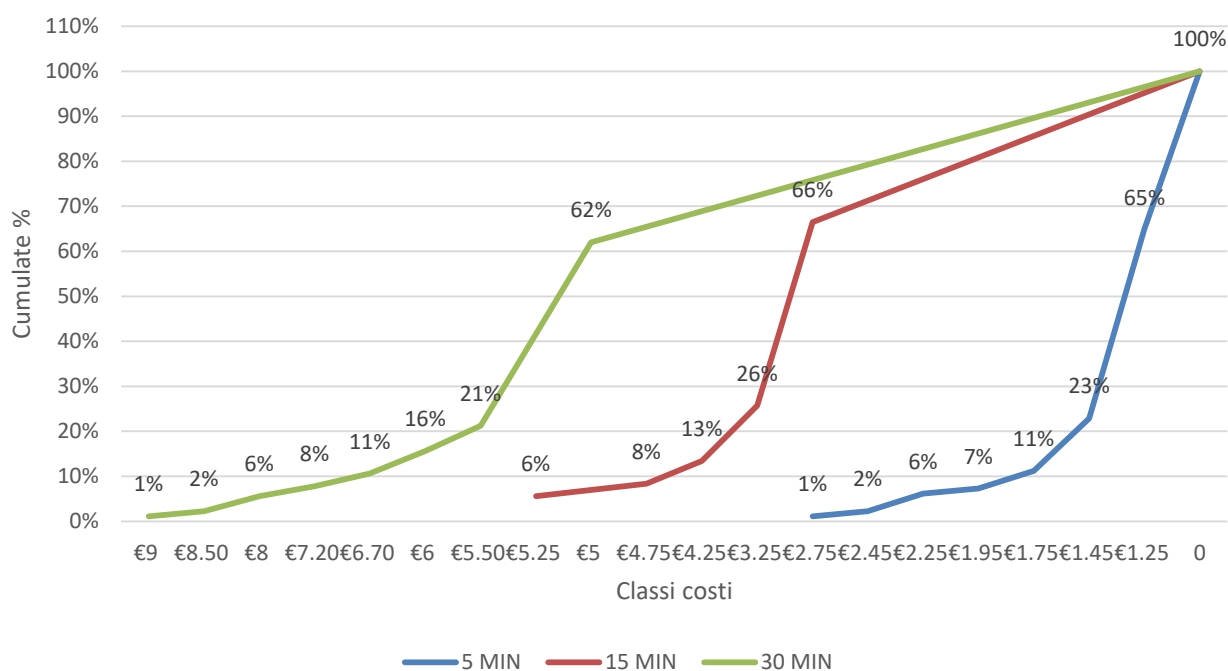


Figura 39. Distribuzione a pagare per il noleggio in sharing dei monopattini elettrici.

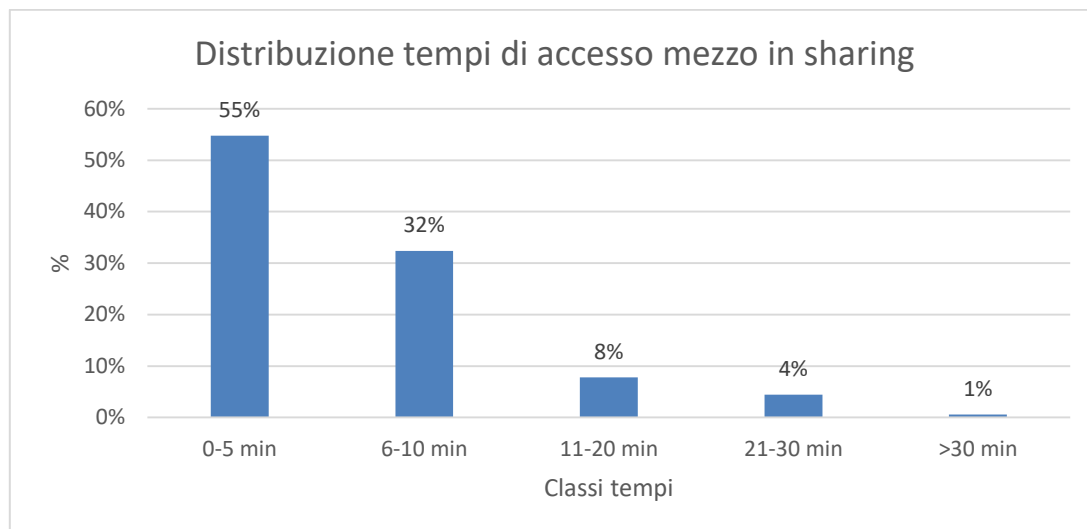


Figura 40. Distribuzione dei tempi di accesso al mezzo in sharing.

3 Calibrazione dei modelli di utilità aleatoria per lo shifting modale verso la micromobilità elettrica

I modelli da calibrare attraverso i dati raccolti nella precedente fase di indagine sono basati su un approccio disaggregato-comportamentale (Cascetta E., 2006) e permettono di valutare lo shift modale verso il micro-veicolo elettrico considerato (bicicletta o monopattino), di proprietà o in sharing. In particolare sono stati calibrati i seguenti modelli:

- modello logit binomiale per scelta o meno della bicicletta elettrica di proprietà;
- modello logit binomiale per scelta o meno del monopattino elettrico di proprietà;
- modello logit binomiale per scelta o meno della bicicletta elettrica in sharing;
- modello logit binomiale per scelta o meno del monopattino elettrico in sharing;
- modello logit trinomiale per scelta potenziale tra micro-veicolo elettrico di proprietà, micro-veicolo elettrico in sharing o mantenimento dell'attuale scelta modale (Figura 41).

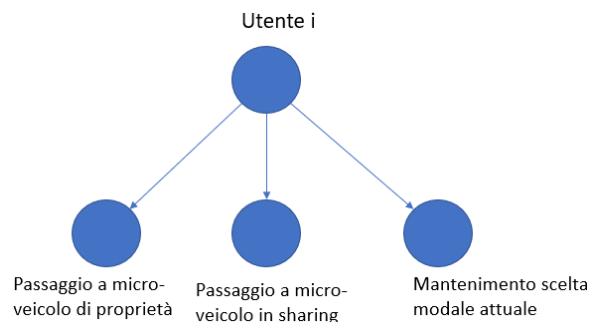


Figura 41. Modello logit trinomiale.

Come è possibile notare dal suddetto elenco, sono stati calibrati 5 modelli, la cui complessità va ad aumentare sia in termini di variabili esplicative (in quanto la mobilità in sharing necessita di attributi di costo monetario e tempo di accesso non richiesti nei modelli per il micro-mezzo in proprietà), sia in termini di alternative modali. Il modello trinomiale è il modello più complesso in quanto mette in conto la possibilità di scegliere tra il micromodale in sharing o meno o mantenere l'attuale alternativa di trasporto. All'interno dei singoli modelli sono state testate delle ulteriori specificazioni per tener conto della disponibilità di dati di tipo panel (ogni intervistato compare in più righe del database di indagine in quanto esprime più giudizi per differenti caratteristiche dei medesimi scenari) e di basse percentuali da campione di alcune alternative modali: in particolare si è fatto ricorso rispettivamente di modelli del tipo mixed logit e di logit con funzione di verosimiglianza pesata (penalized logit). Gli aspetti teorici dei singoli modelli e specificazioni sono trattati nei paragrafi a seguire.

3.1 Aspetti teorici dei modelli comportamentali utilizzati e del processo di calibrazione

I modelli di utilità aleatoria si basano sull'ipotesi che l'utente sia razionale, i.e. perseguendo il suo interesse egli sceglie l'alternativa con la massima utilità. L'utilità dell'utente per ogni alternativa (1) è una variabile di tipo stocastico, data dalla somma di una componente sistematica e di un residuo aleatorio:

$$U_j^i = V_j^i + \varepsilon_j^i \quad (1)$$

in cui

U è l'utilità;

i = utente;

j = alternativa;

V = utilità sistematica, è il valore atteso dell'utilità ($E[U_j^i] = V_j^i$);

ε = residuo aleatorio, presenta una distribuzione particolare, di tipo Gumbel con parametro ϑ a media nulla.

Nei modelli di tipo logit si ipotizza che i residui aleatori delle utilità delle varie alternative siano indipendenti e abbiano la stessa distribuzione di Gumbel con lo stesso parametro e la stessa media nulla. Ciò permette di arrivare a calcolare le probabilità di scelta con una forma chiusa invece che con metodi numerici.

La forma chiusa per il calcolo delle probabilità di scelta di un'alternativa da parte di un individuo è presentata in (2):

$$p_j^i = \frac{e^{V_j^i/\vartheta}}{\sum_{j'} e^{V_{j'}^i/\vartheta}} \quad (2)$$

Le utilità sistematiche possono essere definite come una combinazione lineare tra alcune variabili pesate da relativi coefficienti (3):

$$V_j^i = \sum_k (\beta_k * X_{j,k}^i) + CSA_j * ASA_j \quad (3)$$

in cui

β_k = coefficiente dell'attributo $X_{j,k}^i$;

$X_{j,k}^i$ = variabile k-esima dell'alternativa j per l'utente i;

CSA_j = coefficiente specifico dell'alternativa j;

ASA_j = attributo specifico dell'alternativa j.

Mentre le k variabili X_j^i vengono rilevate o simulate basandosi sull'intervista, i coefficienti β e CSA devono essere calibrati. Il coefficiente β in particolare è il peso che ogni individuo dà a un particolare parametro, deve quindi essere positivo se l'utente trae beneficio dall'aumentare della variabile, o negativo se si sta trattando di un costo. Inoltre, il coefficiente β permette di omogenizzare tutti gli attributi, assumendo come unità di misura l'inverso di quella dei parametri. Il coefficiente specifico dell'alternativa CSA ha lo scopo di tener conto di tutti quei fattori che influenzano la scelta ma che non sono rappresentati o simulati nelle variabili X_j^i . Anche i coefficienti possiedono un'aleatorietà: ogni utente dà infatti un peso leggermente diverso a ogni parametro rispetto alla propria percezione. I valori risultanti dal processo di calibrazione sono i relativi valori medi dei parametri.

La calibrazione dei coefficienti avviene attraverso la massimizzazione del logaritmo naturale della funzione di verosimiglianza (4). La funzione di verosimiglianza è la produttoria delle probabilità delle alternative effettivamente scelte dai vari individui, per cui il suo logaritmo naturale trasforma la funzione in una sommatoria:

$$\ln L(\beta, \vartheta) = \sum_i \ln p_j(i) \left(V_j^i \left(X_{j',k}^i, \beta \right) \vartheta \right) \quad (4)$$

Il logaritmo naturale della funzione di verosimiglianza può essere massimizzato con varie tecniche di ottimizzazione. Il confronto e la scelta del modello più adeguato tra tutti quelli calibrati avvengono attraverso vari test e indicatori:

- rho-square (5): anche denominato p^2 indica quanto il modello è affidabile (1 se il modello è perfetto, 0 se il modello non riesce a spiegare il fenomeno, questo è il caso in cui le alternative sono equiprobabili)

$$\rho^2 = 1 - \frac{\ln L(\beta^*, \vartheta^*)}{\ln L(0, 0)} \quad (5)$$

- segno dei coefficienti β : il segno del coefficiente deve essere congruente con il parametro che va a pesare, deve essere negativo se indica una disutilità come ad esempio tempi o costi, positivo per un'utilità come sicurezza e risparmio di carburante;
- p-value dei coefficienti β : il p-value è un indicatore statistico che indica la probabilità di un coefficiente di essere nullo, quindi un alto valore di p-value (>0.05) indica poca incidenza del parametro nel modello (una probabilità $>$ del 95% per il parametro di essere pari a zero);
- accuratezza: l'accuratezza del modello è computata secondo diversi indicatori:
 - viene calcolata la quantità di record sul totale che ha una probabilità maggiore di scegliere una determinata alternativa, ottenendo dunque la percentuale post-calibrazione [% *post-calibrazione*] per singola alternativa. Quest'ultima può essere messa a confronto con l'effettiva distribuzione delle preferenze dichiarate del campione [% *nel campione*];
 - Per ogni alternativa, si calcola il numero dei record in cui la probabilità da modello è massima proprio in corrispondenza dell'alternativa dichiarata e si rapporta al totale di record [% *giusti nel gruppo*]: in questo modo si investiga per quale alternativa il modello ha più difficoltà a riprodurre le scelte individuali;
 - Per ogni alternativa si computa la media delle probabilità da modello su tutti i record [*probabilità media, i.e. p media*].

I modelli di tipo mixed logit (Train K., 2002) vengono solitamente usati nei casi in cui allo stesso utente appartiene non una sola scelta ma un set di scelte: la variazione del comportamento di uno stesso utente è replicabile associando a uno o più coefficienti β' una particolare distribuzione di probabilità, in questo caso di tipo normale, di cui vanno calibrati il valor medio β e la deviazione standard σ . L'utilità assume quindi la forma (6):

$$U_j^i = \sum_k \beta'_k * X_{j,k}^i + \varepsilon_j^i = \sum_k \beta_k * X_{j,k}^i + \sigma_k * z_{j,k} + \varepsilon_j^i \quad (6)$$

in cui $z_{j,k}$ è relativo alla parte stocastica dei parametri, con una distribuzione di tipo normale avente media nulla. La parte aleatoria comporta l'assenza di una forma chiusa per il calcolo delle probabilità. Si procede prima all'estrazione dei β' , di cui si computa la probabilità per ogni estrazione. Si calcola poi la probabilità finale come media delle probabilità di ogni estrazione. La funzione di verosimiglianza riceve in input la probabilità media finale.

I modelli logit *penalized* (Train K., 2002; Bierlaire M., 2018) permettono di trattare vari gruppi in maniera diversa nel calcolo della verosimiglianza. Inizialmente si identificano dei gruppi di intervistati o di record, i quali possono essere formati da chi usa la stessa modalità di trasporto o da un insieme di individui con caratteristiche socio-economiche simili. Al gruppo che si vuole evidenziare si può dare un'importanza maggiore attraverso un peso che amplifica l'importanza delle probabilità dei suoi appartenenti nel processo di calibrazione, oppure lo si può penalizzare con un peso (ad esempio compreso tra 0 e 1), anche attribuendo importanza maggiore agli altri. Mentre l'utilità continua ad avere la formulazione dell'Equazione 3, il logaritmo naturale della verosimiglianza assume la forma (7):

$$\ln L = \sum_i w_i * \ln(p_j(i)) \quad (7)$$

con w_i come peso del gruppo a cui l'individuo i appartiene. Il calcolo delle probabilità avviene secondo la forma chiusa in (2).

3.2 Elaborazioni banca dati per la predisposizione al processo di calibrazione

Le interviste filtrate diventano la base per la calibrazione attraverso le elaborazioni delle informazioni contenute nelle varie macro-sezioni. Alcune informazioni non fornite nel questionario devono essere simulate partendo da variabili dichiarate nelle interviste e ponendo delle ipotesi alla base, come sarà spiegato a seguire.

La scelta potenziale, variabile dipendente nei vari modelli, viene estrapolata a posteriori: nell'intervista viene infatti richiesta la scelta modale attuale del proprio spostamento sistematico, ma lo scopo dello studio è di arrivare a definire quanti utenti potrebbero modificare la modalità attuale usando un micro-veicolo elettrico.

Le variabili indipendenti riguardano sia le caratteristiche degli spostamenti, sia le caratteristiche socio-economiche dell'individuo.

La variabile indipendente principale (alla base di tutti i modelli calibrati) è il tempo di percorrenza che è però noto solo per l'alternativa attuale scelta. Per questo il tempo di percorrenza tramite micro-veicolo elettrico deve essere "simulato" come segue: conoscendo origine e destinazione attraverso i CAP, si individuano i relativi centroidi di zona CAP. Tra i centroidi vengono definiti i cammini minimi prendendo in considerazione le infrastrutture dove è possibile muoversi con micro-veicoli (si escludono quindi autostrade e tangenziali), aree perdonali e piste ciclabili, estrapolate dalla banca dati open-source Open Street Map ([OpenStreetMap](https://www.openstreetmap.org/)). Il tempo di percorrenza (in minuti) sul cammino minimo si ottiene ipotizzando velocità medie coerenti con i micro-mezzi, in particolare 20 km/h per biciclette elettriche e 10 km/h per monopattini elettrici. In caso di spostamento intrazonale, ossia con origine e destinazione nella stessa zona, si è proceduto al computo attraverso le velocità suddette, ricavando la distanza percorsa in funzione del tempo di percorrenza dichiarato con l'attuale mezzo di trasporto.

L'altra variabile indipendente fondamentale è la sicurezza percepita dall'utente e quindi la sua disponibilità ad utilizzare il micro-mezzo in funzione delle caratteristiche delle infrastrutture percorse: l'utente viene messo di fronte a quattro scenari (Figura 2 b), riuscendo così a studiare l'impatto di questo fattore. Gli scenari riguardanti la sicurezza dell'offerta di trasporto si concentrano principalmente sull'interazione tra micro-veicolo e veicoli stradali. La scala degli scenari consiste in particolare in:

0. strada con qualsiasi condizione di traffico, anche in assenza di piste ciclabili (quindi su qualsiasi infrastruttura che non sia vietata ai micro-mezzi);
1. strada con bassi flussi veicolari, anche in assenza di piste ciclabili (come può accadere in strade residenziali);
2. solo in presenza di piste ciclabili, anche non separate dal traffico (come ad esempio sulle piste transitorie, in cui sono presenti segnalazione verticale e orizzontale ma non c'è separazione fisica con il flusso veicolare);
3. solo su piste ciclabili separate fisicamente dal traffico (massimo livello di sicurezza dell'infrastruttura ciclabile, la separazione fisica può consistere in una barriera o nell'allocazione della pista stessa su marciapiedi di dimensioni adeguate).

Sempre nella domanda riguardante la sicurezza infrastrutturale è stata inserita l'opzione "in nessuna condizione" per tenere conto dei casi in cui l'intervistato non utilizzerebbe il micro-veicolo, qualsiasi sia la caratteristica dell'offerta infrastrutturale. Per quanto riguarda lo scenario 0 si è deciso di dare il valore nullo al relativo attributo descrittivo della sicurezza percepita, in quanto è la condizione più rischiosa per l'utente della micromobilità elettrica, non contribuendo ad una percezione di maggiore sicurezza come nel caso di piste ciclabili separate fisicamente dal traffico.

L'introduzione di scenari comporta la trasformazione del campione in un campione "sintetico": gli individui vengono replicati mantenendo origine, destinazione e caratteristiche socio-economiche, ciò che cambia è lo scenario da affrontare con la micromobilità elettrica e la loro risposta ad esso.

Anche nel caso della micromobilità in sharing si lavora su ipotesi di scenario possibile e vengono aggiunte altre 2 variabili importanti: il tempo di accesso al micro-veicolo che si intende noleggiare e il costo del servizio.

Per il tempo di accesso vengono forniti due scenari a ogni utente: uno scenario pessimista e uno scenario ottimista, in base al tempo di accesso massimo che egli ha dichiarato. Per ogni utente, il tempo di accesso massimo dichiarato viene, rispettivamente, aumentato e decrementato di un quantitativo costante e pari alla metà del valore medio dei tempi di accesso massimi dichiarati da tutti gli intervistati (circa ± 5 minuti).

Se per un utente il tempo di accesso nello scenario ottimistico, secondo il metodo di calcolo precedentemente riportato, viene numericamente inferiore allo 0, esso è sostituito con il tempo di accesso massimo dichiarato dall'utente stesso.

Il costo del servizio per l'utente viene calcolato in base al tempo di percorrenza tramite micro-veicolo:

1. vengono presi i costi massimi che l'utente è disponibile a pagare per 5, 15 e 30 minuti di servizio (se manca uno solo dei precedenti costi, il valore mancante viene determinato interpolando linearmente tra i 2 dati noti);
2. in base al tempo di percorrenza che si avrebbe per lo spostamento sistematico tramite micro-veicolo viene trovato il relativo costo sulla retta congiungente i costi massimi dichiarati (i.e. costo massimo atteso per lo spostamento sistematico);
3. A questo punto, vengono computati due scenari, anche in questo caso uno ottimistico ed uno pessimistico, rispettivamente decrementando e aumentando il costo atteso (costo tempo di percorrenza in Figura 42) di una certa quantità percentuale. Tale percentuale è legata alle variazioni di costo massime-minime proposte in fase di intervista per la classe temporale (5, 15 o 30) più vicina al tempo di percorrenza dello spostamento sistematico.

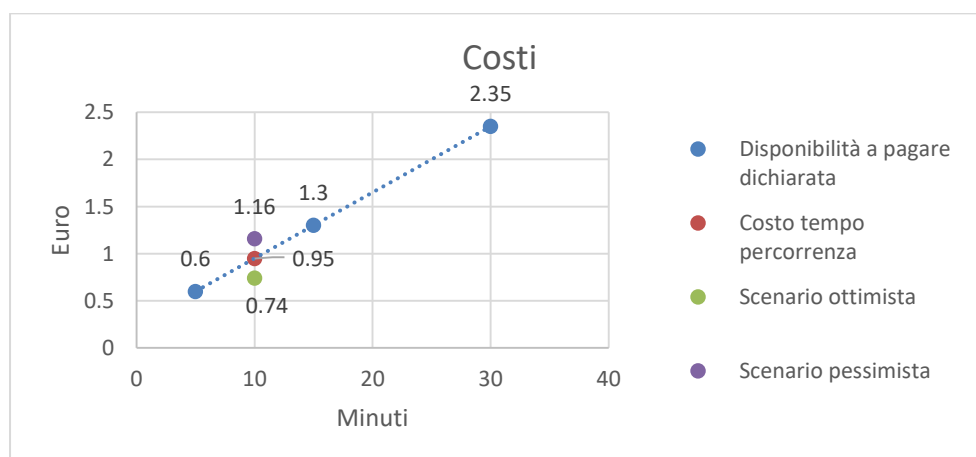


Figura 42. Esempio di scenari di costo del servizio in sharing.

Sono presenti altre variabili indipendenti, di tipo demografico e sociale, che sono state testate in fase di calibrazione dei modelli:

- genere dell'utente: variabile binaria che indica se maschio (0) o femmina (1);
- età: variabile dummy con divisione in 6 classi (14-25; 25-35; 35-45; 45-55; 55-65; >65),
- età bis: variabile binaria che indica se l'età è minore di 35 anni (1) o maggiore (0);
- livello di istruzione: variabile da 0 (nessun livello) a 5 (titolo post-laurea).

Attraverso le informazioni reperibili dalle interviste, si evince la disponibilità di una delle alternative. Se nel database per il modello logit binomiale del micro-veicolo di proprietà un utente dichiara che non lo possiede e non lo vuole comprare e/o che non lo utilizzerebbe in nessuna condizione di sicurezza, l'utente non viene coinvolto nella calibrazione, in quanto la sua probabilità di scelta del micro-veicolo sarebbe sempre nulla (e la probabilità di non scelta sarebbe 100%).

In maniera simile, ciò avviene con la modellizzazione dei logit binomiali per la micromobilità elettrica in sharing, annullando la probabilità di passare al micro-mezzo nel caso in cui si verifica anche solo uno tra i seguenti vincoli:

- l'utente dichiara che non lo utilizzerebbe mai, qualsiasi sia la condizione di sicurezza dell'offerta;
- il tempo di percorrenza con il micro-veicolo è minore di 5 minuti (l'utente andrebbe a piedi) o maggiore di 30 minuti (il servizio costerebbe troppo).

Nel logit trinomiale dove si hanno come alternative utilizzo di micro-veicolo di proprietà, utilizzo di servizi di micro-sharing e il mantenimento dell'attuale scelta modale, la disponibilità delle alternative segue i vincoli precedenti per ogni gruppo (ad esempio l'utente che non possiede e non ha intenzioni di comprare un micro-veicolo di proprietà, ma che ha disponibilità dell'alternativa in sharing, ha come set di alternative possibili solo il servizio di micro-sharing e il restare sulla propria modalità di trasporto attuale).

Tornando all'esplicitazione della scelta potenziale, questa viene computata confrontando i vari scenari sopra descritti con le informazioni dichiarate nelle interviste.

Nel caso del logit binomiale sui micro-veicoli di proprietà la scelta potenziale avviene se sono verificate entrambe le seguenti condizioni:

- il tempo di percorrenza sul micro-mezzo è minore o al più uguale al tempo che l'utente dichiara come tempo massimo possibile a bordo del mezzo;
- il livello di sicurezza dell'offerta nel determinato scenario analizzato garantisce il livello di sicurezza richiesto dall'utente (ad esempio se l'utente utilizzasse il micro-veicolo su strade con basso traffico, anche in assenza di piste ciclabili, e lo scenario analizzato prevedesse piste ciclabili separate dal traffico, allora l'intervistato potrebbe passare tranquillamente al micro-veicolo).

Il computo della scelta potenziale della micromobilità in *sharing* richiede le precedenti condizioni, aggiungendone ulteriori due:

- il tempo di accesso massimo dichiarato deve essere minore o al più uguale al tempo di accesso ipotizzato nello scenario considerato;
- il costo massimo dichiarato deve essere minore o al più uguale al costo del noleggio per lo scenario considerato.

Per quanto riguarda il logit trinomiale, i criteri che definiscono la scelta potenziale della singola alternativa rimangono quelli definiti per i più semplici logit binomiali. Per evitare che la scelta potenziale del micro-mezzo di proprietà predomini sempre sulla scelta della micromobilità in sharing (dati in quest'ultimo caso i costi aggiuntivi del servizio), il database viene replicato due volte:

1. si applicano prima i criteri per la scelta potenziale della micromobilità di proprietà; per gli utenti che non sceglierebbero secondo i criteri previsti tale sistema, si verifica l'eventuale scelta della micromobilità in sharing;
2. si applicano prima i criteri per la scelta potenziale della micromobilità in sharing; per gli utenti che non sceglierebbero secondo i criteri previsti tale sistema, si verifica la scelta della micromobilità di proprietà;
3. si uniscono i due set di cui sopra per avere il database complessivo.

Si passa quindi a calibrare le varie strutture modellistiche ipotizzate, riportando sia i modelli migliori desunti sia i modelli che verranno usati ai fini della simulazione su dati FCD. Le informazioni socio-economiche in alcuni modelli arricchiscono la rappresentatività del fenomeno, ma non essendo tali informazioni presenti nelle banche dati FCD, né è possibile essere certi della rappresentatività del campione su tali tipologie di informazioni, gli attributi socio-economici sono omessi in fase di simulazione (*i.e.* i modelli sono calibrati sia con che senza variabili socio-economiche).

3.3 Calibrazione modelli logit per bicicletta elettrica di proprietà

Il primo modello calibrato riguarda la bicicletta elettrica di proprietà. All'interno dei record risultati disponibili (quindi su un totale di 740 record), il 22.43% potrebbe passare all'utilizzo di questo micro-veicolo; i restanti continuerebbero ad usare il loro mezzo attuale. Fissando l'utilità sistematica di scegliere l'alternativa attuale pari a 0 (nessuna utilità derivante dal rimanere sull'alternativa attuale), si riesce a studiare quali sono gli elementi relativi alla micromobilità che potrebbero incidere su un cambio della scelta modale.

Il modello calibrato per la scelta potenziale della bicicletta elettrica di proprietà ha la seguente formulazione (8):

$$V_{si} = \beta_{tempo_{micro}} * tempo_{percorrenza\ micro} + \beta_{sicurezza} * livello_{sicurezza} + \beta_{età_{bis}} * età_{bis} + CSA \quad (8)$$

Di seguito si riportano le analisi statistiche sul modello: il ρ^2 si attesta su 0.501 ($\overline{\rho^2} = 0.494$), indicando che il fenomeno è adeguatamente rappresentato.

Tabella 2. Modello logit binomiale per scelta potenziale bicicletta elettrica di proprietà.

ATTRIBUTI	COEFFICIENTI β	DEVIATIONE STANDARD	T-TEST	P-VALUE
TEMPO PERCORRENZA MICRO	-0.053	0.006	-9.10	0
LIVELLO SICUREZZA	1.196	0.123	9.75	0
ETÀ BIS	-1.106	0.229	-4.82	0
CSA	-0.861	0.277	-3.11	0

L'accuratezza totale si attesta su 85.13%, in Tabella 3 vengono riportate anche le varie metriche riguardanti la probabilità media e l'accuratezza calcolata nel singolo gruppo.

Tabella 3. Accuratezze per il modello di logit binomiale per la scelta della bicicletta elettrica di proprietà.

ALTERNATIVA	% NEL CAMPIONE	% POST-CALIBRAZIONE	% GIUSTI NEL GRUPPO	P MEDIA
BICICLETTA ELETTRICA PROPRIETÀ	22.43%	16.75%	54.22%	0.22
NO MICRO	77.57%	83.24%	94.07%	0.78

Il coefficiente β del tempo di percorrenza con bicicletta elettrica di proprietà risulta negativo in quanto il tempo trascorso sul mezzo viene visto come un costo, per cui all'aumentare del tempo di percorrenza diminuisce l'utilità nell'utilizzo del micro-veicolo.

Il livello di sicurezza garantito ha invece impatti positivi sull'utilità al suo aumentare, alti livelli di sicurezza percepita rendono l'alternativa più attrattiva.

Il coefficiente β dell'età bis è negativo, indicando che la bicicletta elettrica verrebbe utilizzata di meno dai giovani, probabilmente per l'affinità strutturale con la bicicletta tradizionale (ad esempio un ingombro che non permette multimodalità o un deflusso in gruppo). Come già riportato in precedenza, si calibra anche il relativo modello senza caratteristiche socio-economiche:

$$V_{si} = \beta_{tempo_{micro}} * tempo\ percorrenza\ micro + \beta_{sicurezza} * livello\ sicurezza + CSA \quad (9)$$

Il nuovo modello (9) riporta un p^2 pari 0.477 ($\overline{\rho^2} = 0.472$) e le seguenti caratteristiche statistiche:

Tabella 4. Modello di logit binomiale per la scelta potenziale della bicicletta elettrica usato per la simulazione.

ATTRIBUTI	COEFFICIENTI β	DEVIAZIONE STANDARD	T-TEST	P-VALUE
TEMPO PERCORRENZA MICRO	-0.055	0.006	-9.41	0
LIVELLO SICUREZZA	1.128	0.117	9.68	0
CSA	-1.26	0.266	-4.75	0

L'accuratezza riportata in tabella Tabella 5 è elevata: nel gruppo di chi opterebbe per la bicicletta elettrica, più della metà è stato "indovinato" dal modello, mentre il modello "indovina" quasi tutti quelli che resterebbero sul mezzo attuale. L'accuratezza totale si attesta sull'83.64%.

Tabella 5. Accuratezze per il modello di logit binomiale usato per la simulazione per la scelta della bicicletta elettrica di proprietà.

ALTERNATIVA	% NEL CAMPIONE	% POST-CALIBRAZIONE	% GIUSTI NEL GRUPPO	P MEDIA
BICICLETTA ELETTRICA PROPRIETÀ	22.43%	16.89%	51.21%	0.22
NO MICRO	77.57%	83.11%	93.03%	0.78

3.4 Calibrazione modelli logit per monopattino elettrico di proprietà

Nel caso di monopattino elettrico di proprietà, quest'ultimo sarebbe scelto solo nel 10.86% dei casi. Anche in questo caso l'utilità dell'opzione riguardante il rimanere sul mezzo attuale viene fissata a 0. Il modello migliore (10) prevede un p^2 uguale a 0.754 ($\overline{\rho^2} = 0.742$):

$$V_{si} = \beta_{tempo_{micro}} * tempo\ percorrenza\ micro + \beta_{sicurezza} * livello\ sicurezza + \beta_{età} * età + CSA \quad (10)$$

Tabella 6. Modello logit binomiale per scelta potenziale monopattino elettrico di proprietà.

ATTRIBUTI	COEFFICIENTI β	DEVIAZIONE STANDARD	T-TEST	P-VALUE
TEMPO PERCORRENZA MICRO	-0.070	0.010	-6.91	0
LIVELLO SICUREZZA	1.245	0.225	5.54	0
ETÀ	-1.25	0.220	-5.69	0
CSA	1.826	0.703	2.60	0.01

Il modello indica che la scelta potenziale interessa maggiormente i giovani, mentre per fasce di età più elevate l'utilità decresce.

Come nel caso del modello logit per la bicicletta elettrica di proprietà, la presenza di una variabile demografica può portare a difficoltà operative in fase di simulazione su dati FCD per mancanza dell'informazione, per cui si riporta anche un secondo modello (11), privo della variabile socio-economica, ma con ρ^2 minore (0.683 ; $\overline{\rho^2} = 0.674$):

$$V_{si} = \beta_{tempo_{micro}} * tempo_{percorrenza\ micro} + \beta_{sicurezza} * livello_{sicurezza} + CSA \quad (11)$$

Tabella 7. Modello logit binomiale per scelta potenziale monopattino elettrico di proprietà usato per la simulazione.

ATTRIBUTI	COEFFICIENTI β	DEVIAZIONE STANDARD	T-TEST	P-VALUE
TEMPO PERCORRENZA MICRO	-0.043	0.007	-6.49	0
LIVELLO SICUREZZA	0.968	0.184	5.25	0
CSA	-1.58	0.431	-3.67	0

Tabella 8. Accuratezze per il modello di logit binomiale per la scelta del monopattino elettrico di proprietà.

ALTERNATIVA	% NEL CAMPIONE	% POST-CALIBRAZIONE	% GIUSTI NEL GRUPPO	P MEDIA
MONOPATTINO ELETTRICO PROPRIETÀ	10.86%	6.15%	37.74%	0.11
NO MICRO	89.14%	93.85%	97.07%	0.89

I coefficienti β sono simili al modello logit binomiale per la bicicletta elettrica di proprietà (Tabella 4). L'accuratezza nella previsione della scelta modale del monopattino elettrico di proprietà risulta non particolarmente alta, anche comparandola al tasso di correttezza del modello di scelta della bicicletta elettrica di proprietà. Per il gruppo di record che sceglierebbero di restare sul proprio mezzo l'accuratezza risulta invece molto alta. Ciò evidenzia una certa difficoltà del modello a replicare la scelta del monopattino.

3.5 Calibrazione modelli logit per bicicletta elettrica in sharing

Nel caso della scelta potenziale della bicicletta elettrica in sharing, questa viene reputata l'alternativa a maggiore utilità nell'8.84% dei record disponibili.

Il miglior modello logit binomiale per la scelta potenziale della bicicletta elettrica in sharing è riportato nell'Equazione 12, con $\rho^2 = 0.618$:

$$V_{si} = \beta_{tempo_{micro}} * tempo_{percorrenza\ micro} + \beta_{sicurezza} * livello_{sicurezza} + \beta_{accesso} * tempo_{accesso} + \beta_{costo} * costo \quad (12)$$

Tabella 9. Modello logit binomiale per scelta potenziale bicicletta elettrica in sharing.

ATTRIBUTI	COEFFICIENTI β	DEVIAZIONE STANDARD	T-TEST	P-VALUE
TEMPO PERCORRENZA MICRO	-0.046	0.021	-2.17	0.03
LIVELLO SICUREZZA	0.534	0.106	5.04	0
TEMPO ACCESSO	-0.154	0.025	-6.18	0
COSTO	-0.622	0.185	-3.36	0

Utilizzando un modello logit penalizzato, sempre con la formulazione di utilità sistematica riportata in Equazione 12, è possibile aumentare il peso di chi potenzialmente sceglierebbe la bicicletta elettrica in sharing per migliorare la capacità riproduttiva del modello laddove il database di calibrazione sia fortemente sbilanciato su di una scelta (come in questo caso per la scelta di non usare la bicicletta elettrica in sharing). Tale analisi è stata fatta per differenti valori di peso (Figura 43), da cui si nota che il p-value del coefficiente β per il tempo di percorrenza ha un minimo quando si utilizza il peso 1.8:

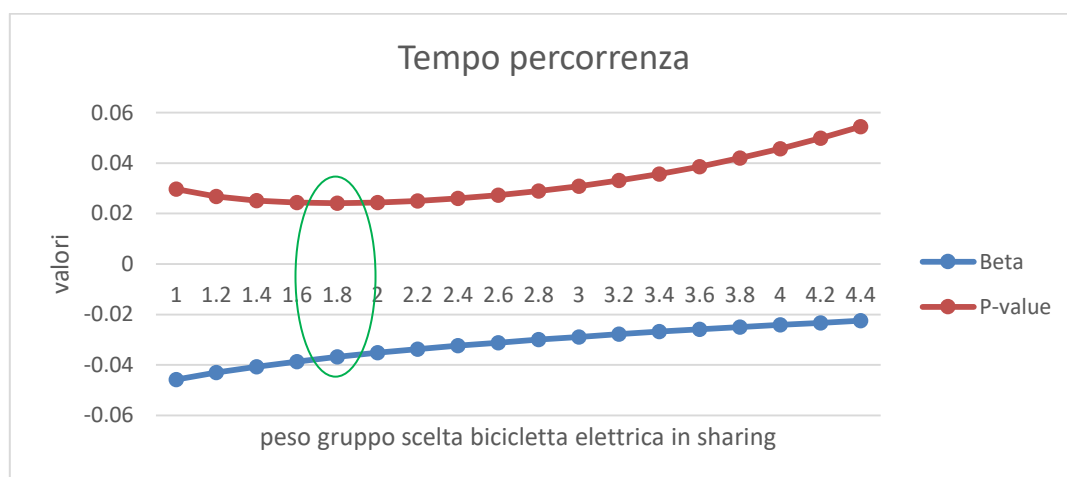


Figura 43. Andamento beta e p-value per il tempo di percorrenza nel modello logit penalizzato per la scelta della bicicletta elettrica in sharing.

Per valori superiori a 1.8 il p-value del tempo di percorrenza inizia ad aumentare e per valori di peso superiori a 4 raggiunge il suo valore critico ($p\text{-value} > 0.05$), rendendo il coefficiente del tempo di percorrenza non più significativo da un punto di vista statistico.

Concentrandosi sul peso 1.8 si nota che l'accuratezza del gruppo di chi sceglierebbe la bicicletta elettrica in sharing si va a stabilizzare intorno al 26.67%, mentre l'accuratezza del gruppo che non sceglierebbe la bicicletta è del 97.41% (Figura 44). Aumentando il peso, si andrebbe ad incrementare l'accuratezza del gruppo di chi sceglie la bicicletta elettrica, ma aumentando troppo la relativa probabilità media. Già con peso 1.8, la probabilità media di scegliere la bicicletta elettrica si attesta su 0.15 (15%) rispetto ad una probabilità da campione dell'8.84%; l'indicatore p^2 si attesta nel modello penalizzato con peso 1.8 al valore di 0.486 (comparabile con i precedenti modelli logit non penalizzati).

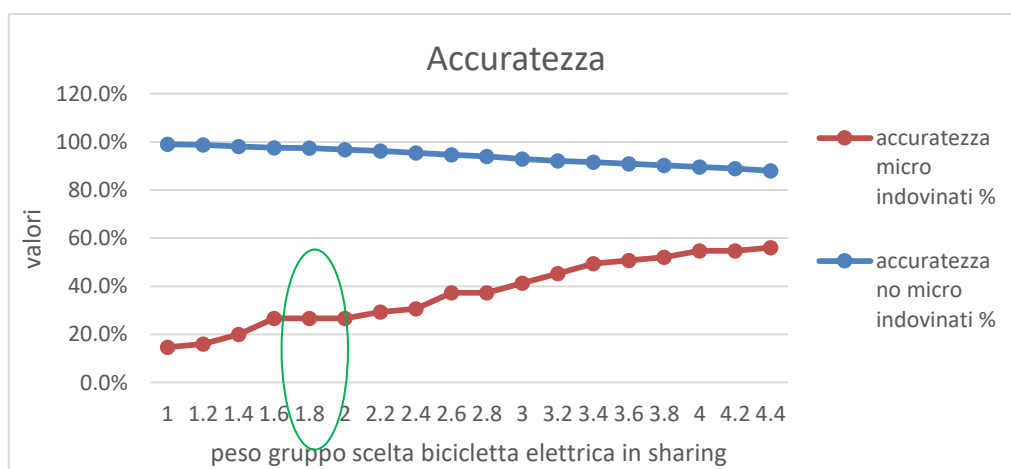


Figura 44. Andamento accuratezze nei gruppi nei vari modelli logit penalizzato per la scelta della bicicletta elettrica in sharing.

Il modello logit penalizzato con peso 1.8 rappresenta dunque un giusto compromesso tra rappresentatività del campione e significatività statistica e riporta le seguenti caratteristiche (Tabella 10):

Tabella 10. Modello logit penalizzato per scelta potenziale bicicletta elettrica in sharing con peso 1.8.

ATTRIBUTI	COEFFICIENTI β	DEVIAZIONE STANDARD	T-TEST	P-VALUE
TEMPO PERCORRENZA MICRO	-0.039	0.016	-2.26	0.02
LIVELLO SICUREZZA	0.603	0.087	6.93	0
TEMPO ACCESSO	-0.114	0.019	-7.26	0
COSTO	-0.509	0.136	-3.75	0

Un ultimo tentativo di calibrazione è stato effettuato ipotizzando con un modello del tipo mixed logit (Tabella 11), ma a causa dell'assenza del coefficiente e della variabile relativo al tempo di percorrenza e del ρ^2 più basso modello logit penalizzato (nel caso di mixed si scende ad un ρ^2 di 0.353), risulta preferibile, tra i modelli proposti, l'uso del logit penalizzato.

Tabella 11. Modello mixed logit per scelta potenziale bicicletta elettrica in sharing.

ATTRIBUTI	COEFFICIENTI β	DEVIAZIONE STANDARD	T-TEST	P-VALUE
LIVELLO SICUREZZA	1.48	0.218	6.76	0
VALOR MEDIO TEMPO ACCESSO	-0.298	0.048	-6.17	0
DEVIAZIONE TEMPO ACCESSO	0.067	0.034	1.99	0.05
VALOR MEDIO COSTO	-2.17	0.344	5.76	0
DEVIAZIONE COSTO	1.47	0.255	5.76	0

3.6 Calibrazione modelli logit per monopattino elettrico in sharing

Relativamente alla scelta potenziale del monopattino elettrico in sharing, solo il 6.88% opterebbe per il micro-veicolo. Una prima calibrazione testata ha visto l'uso di tutte e 4 le variabili tipiche del servizio in sharing (tempo di percorrenza, livello di sicurezza, tempo di accesso e costo del servizio), ma l'alto grado di correlazione (valore 0.805) tra costo del servizio e tempo di percorrenza ha portato a escludere quest'ultima variabile. Conseguentemente, il modello logit binomiale calibrato, con $\rho^2 = 0.67$, assume la seguente espressione per l'utilità sistematica di scelta del servizio (13).

$$V_{si} = \beta_{sicurezza} * livello\ sicurezza + \beta_{accesso} * tempo\ accesso + \beta_{costo} * costo \quad (13)$$

Tabella 12. Modello logit binomiale per scelta potenziale monopattino elettrico in sharing.

ATTRIBUTI	COEFFICIENTI β	DEVIAZIONE STANDARD	T-TEST	P-VALUE
LIVELLO SICUREZZA	0.827	0.087	2.63	0.01
TEMPO ACCESSO	-0.099	0.043	-2.28	0.02
COSTO	-0.826	0.2	-4.12	0

Studiando invece l'accuratezza post-calibrazione (Tabella 13), si nota come il modello non riesca a prevedere la scelta potenziale del monopattino elettrico in sharing, probabilmente causato dal fatto che la quota da campione è molto bassa, per cui la massimizzazione della funzione di verosimiglianza si concentra nella previsione del gruppo più numeroso (i.e. chi rimarrebbe sul proprio mezzo).

Tabella 13. Accuratezze per il modello di logit binomiale per la scelta del monopattino elettrico in sharing.

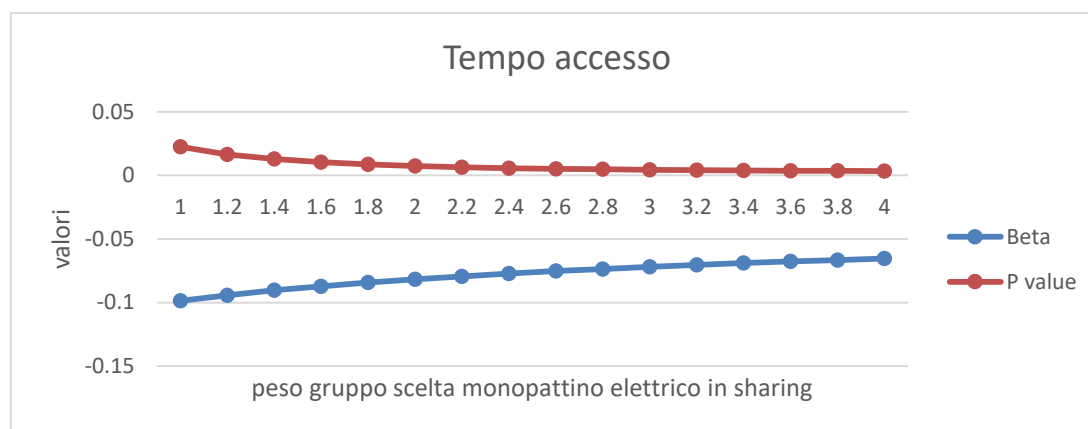
ALTERNATIVA	% NEL CAMPIONE	% POST-CALIBRAZIONE	% GIUSTI NEL GRUPPO	P MEDIA
MONOPATTINO ELETTRICO SHARING	6.88%	0%	0%	0.08
NO MICRO	93.12%	100%	93.12%	0.92

Come nel caso della bicicletta elettrica in sharing, vengono dunque testati, sia modelli mixed logit che logit penalizzato. Nel caso di modello mixed logit (Tabella 14), si riporta il migliore con $p^2 = 0.405$:

Tabella 14. Modelli mixed logit per la scelta potenziale del monopattino elettrico in sharing.

ATTRIBUTI	COEFFICIENTI β	DEVIAZIONE STANDARD	T-TEST	P-VALUE
LIVELLO SICUREZZA	1.87	0.634	2.95	0
VALOR MEDIO TEMPO ACCESSO	-0.551	0.216	-2.55	0.01
DEVIAZIONE STANDARD TEMPO ACCESSO	0.317	0.118	2.69	0.01
COSTO	-0.856	0.327	-2.62	0.01

Nel caso del logit penalizzato si lavora sull'aumentare l'importanza del gruppo con numerosità minore, ossia degli utenti che sceglierebbero il micro-mezzo. Concentrandosi sul coefficiente del tempo di accesso in tal caso, si nota come il p-value decresca all'aumentare del peso (Figura 45).

**Figura 45. Andamento beta e p-value per il tempo di accesso nel modello logit penalizzato per la scelta del monopattino elettrico in sharing.**

Le accuratezze dei due gruppi di utenti (chi sceglie il monopattino e chi non lo sceglie) risultano stabili per intervalli (Figura 46), per cui si opta per il peso 2.4 (Tabella 15), in cui si garantisce un buon livello di previsione del gruppo che sceglierebbe il monopattino elettrico in sharing (27.27%) e una probabilità media post-calibrazione (sull'ordine del 15%) che non stravolge la divisione della scelta modale del campione.

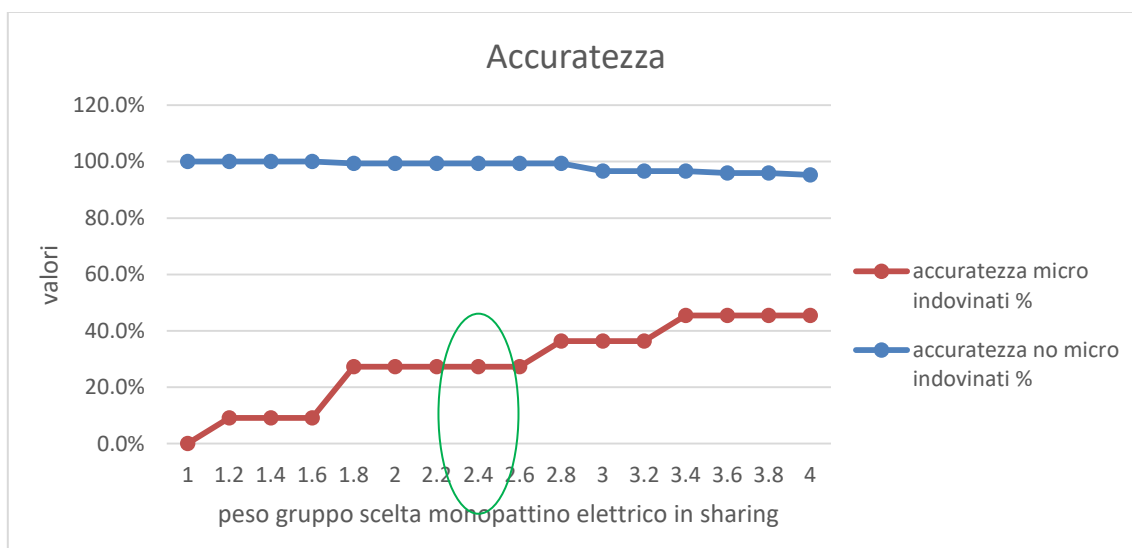


Figura 46. Andamento accuratezze nei gruppi nei vari modelli logit penalizzato per la scelta del monopattino elettrico in sharing.

Tabella 15. Modello logit penalizzato per scelta potenziale monopattino elettrico in sharing con peso 2.4.

ATTRIBUTI	COEFFICIENTI β	DEVIAZIONE STANDARD	T-TEST	P-VALUE
LIVELLO SICUREZZA	0.806	0.21	3.84	0
TEMPO ACCESSO	-0.077	0.028	-2.76	0.01
COSTO	-0.624	0.13	-4.81	0

3.7 Modelli trinomiali

Il modello trinomiale risulta più complesso in quanto sono due le opzioni della micromobilità su cui porre l'attenzione nell'analisi dei vari indicatori. Il campione è così suddiviso in base alla scelta potenziale:

1. micromobilità di proprietà (17.94%);
2. micromobilità in sharing (1.09%);
3. mezzo attuale (80.97%).

Il modello calibrato in particolare ha la seguente forma funzionale per le utilità sistematiche (Sistema di Equazioni 14 e

Tabella 16), con un indicatore $\rho^2 = 0.514$:

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{micro\ propriet\grave{a}} = \beta_{sicurezza} * livello\ sicurezza + \beta_{tempo\ percorrenza} * tempo\ percorrenza \\ V_{mico\ sharing} = \beta_{sicurezza} * livello\ sicurezza + \beta_{accesso} * tempo\ accesso + \\ \quad + \beta_{costo} * costo + \beta_{tempo\ percorrenza} * tempo\ percorrenza \\ V_{no\ micro} = \beta_{accesso} * tempo\ percorrenza + CSA \end{array} \right. \quad (14)$$

Come si vede dalle espressioni suddette delle utilità sistematiche, la costruzione e calibrazione dei singoli modelli logit binomiali è servita principalmente come supporto alla costruzione di quest'ultimo modello. Infatti il trinomiale permette di mettere a sistema gli attributi esplicativi e le tipologie di modello testati nei casi più semplici (per singola alternativa: bicicletta, monopattino – di proprietà o in sharing), nonché di costruire un database di calibrazione che deriva dalla “messa a sistema” dei database precedentemente costruiti.

Tabella 16. Modello logit trinomiale.

ATTRIBUTI	COEFFICIENTI β	DEVIAZIONE STANDARD	T-TEST	P-VALUE
TEMPO PERCORRENZA MICRO	-0.041	0.001	-28	0
LIVELLO SICUREZZA	1.028	0.033	31.2	0
TEMPO ACCESSO	-0.107	0.018	-5.87	0
COSTO	-0.483	0.061	-7.86	0
CSA	2.596	0.072	35.2	0

Studiando l'accuratezza (Tabella 17) risulta che il modello tende a sottostimare la quota di chi utilizzerebbe il micro-mezzo in sharing, che già nel campione presenta una quota molto bassa:

Tabella 17. Accuratezze modello trinomiale.

ALTERNATIVA	% NEL CAMPIONE	% POST-CALIBRAZIONE	% GIUSTI NEL GRUPPO	P MEDIA
MICROMOBILITÀ PROPRIETÀ	17.94%	10.67%	37.28%	0.18
MICROMOBILITÀ SHARING	1.09%	0.04%	3.92%	0.01
NO MICROMOBILITÀ	80.97%	89.29%	95.57	0.81

Si è proceduto dunque, in analogia ai logit binomiali, alla calibrazione di un logit trinomiale penalizzato, con le stesse leggi viste in Equazione 13, cercando di aumentare l'accuratezza (Figura 47) del gruppo di coloro i quali sceglierebbero il micro-sharing (a cui quindi è stata data un'importanza maggiore attraverso il peso).

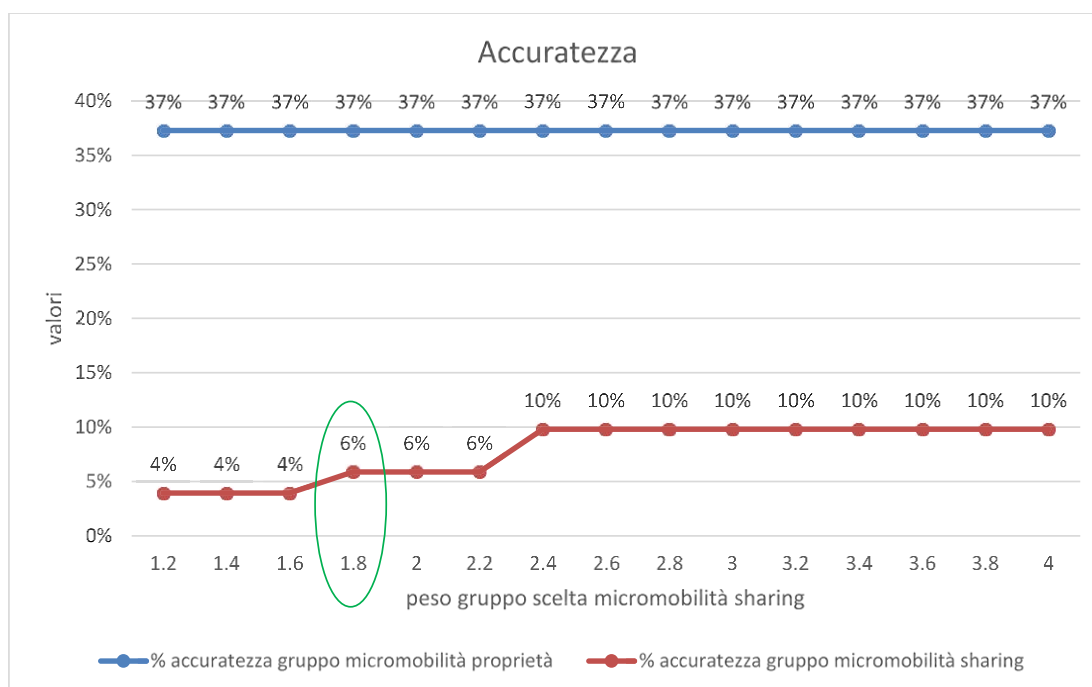


Figura 47. Accuratezze logit trinomiale penalizzato.

Le accuratezze non subiscono forti variazioni, ma presentano degli intervalli di stabilità. La probabilità media post-calibrazione della scelta potenziale del micro-sharing (Figura 48) invece è leggermente crescente; cercando di non sovrastimare il valore di probabilità media post-calibrazione rispetto alle quote modali del campione, è stato scelto il peso 1.8 (Figura 48).

Si nota come (Figura 48) all'aumentare dell'importanza del gruppo di chi opterebbe per la micromobilità in sharing, le relative probabilità medie aumentino e ciò a discapito principalmente delle probabilità medie di chi non passerebbe alla micromobilità (infatti le probabilità di scegliere la micro di proprietà si mantengono pressoché costanti).

E' il modello logit trinomiale penalizzato (Tabella 18) con $p^2 = 0.495$, più completo dei logit binomiali semplici, ad essere poi utilizzato per l'applicazione finale di computo della domanda energetica.

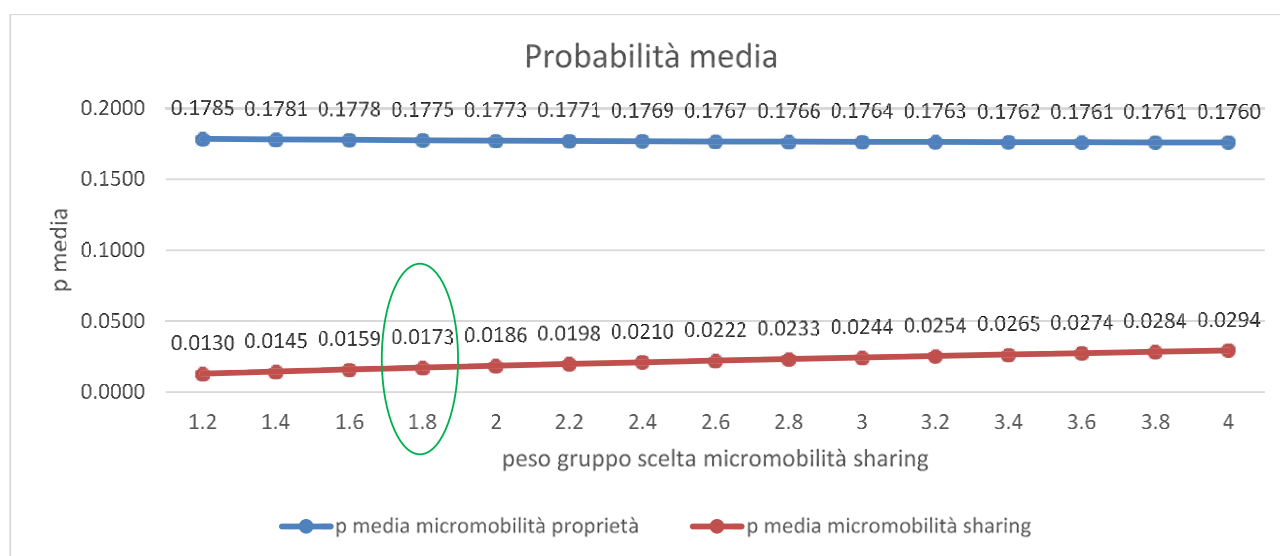


Figura 48. Andamenti probabilità medie delle alternative dal modello logit trinomiale penalizzato.

Tabella 18. Modello logit trinomiale penalizzato con peso 1.8 per la scelta potenziale della micromobilità in sharing.

ATTRIBUTI	COEFFICIENTI β	DEVIAZIONE STANDARD	T-TEST	P-VALUE
TEMPO PERCORRENZA MICRO	-0.041	0.001	-28.1	0
LIVELLO SICUREZZA	1.028	0.032	31.8	0
TEMPO ACCESSO	-0.090	0.014	-6.52	0
COSTO	-0.291	0.047	-6.23	0
CSA	2.61	0.071	36.5	0

4 Simulazioni attraverso Floating Car Data (FCD): domanda potenziale e consumo energetico

4.1 Metodologia

Nel presente capitolo sarà applicato l'approccio tradizionale alla stima della domanda di mobilità basato sui modelli RUM descritti nel capitolo 3 ai dati da tracciamento provenienti da sistemi satellitari GPS (Floating Car Data o FCD).

Terminato il processo di calibrazione, i modelli logit sono stati applicati a due set di dati FCD (anno 2015 e 2019), per quantificare la domanda disponibile a spostarsi da autovettura (in quanto gli FCD sono autoveicoli tracciati; Ásmundsdóttir R. et al., 2010) a micromobilità elettrica (sia di proprietà che in sharing).

In particolare tale processo, che viene di seguito chiamato simulazione attraverso FCD, permetterà al 2015 di confrontare l'uso di modelli RUM con il modello parametrico testato nella seconda annualità del PAR (Nigro M., 2021); al 2019 permetterà di verificare se le quote potenziali stimate subiscono variazioni nel tempo e/o in funzione della distribuzione del campione a cui i modelli RUM vengono applicati. Infine, proprio sui dati del 2019, verrà effettuato il computo energetico relativo al fabbisogno di energia per rispondere alla domanda di micromobilità elettrica nel Comune di Roma in un giorno feriale medio.

Entrambi i set FCD di cui si fa uso sono stati forniti da ENEA e sono stati filtrati per l'eliminazione degli errori di rilevamento (ad esempio valori non conformi) e per l'applicazione agli spostamenti interni al Comune di Roma (si mantengono gli spostamenti che hanno origine e destinazione nel comune, tempi di percorrenza sotto le 2 ore, velocità medie inferiori ai 140 km/h e distanze percorse superiori ai 500 m). Gli spostamenti con soste intermedie inferiori ai 10 minuti sono stati inoltre concatenati in modo da essere rappresentati come un unico viaggio.

L'applicazione degli stessi filtri su entrambi i database permetterà il confronto delle diverse simulazioni.

I due set FCD filtrati sono: set FCD 2015 (OctoTelematics) per relativi 9'148'710 spostamenti di 184'009 veicoli; set FCD 2019 (ViaSat) per relativi a 808'370 spostamenti di 11'687 veicoli.

In analogia a quanto effettuato attraverso la metodologia parametrica sviluppata nella seconda annualità del Piano, gli spostamenti in entrambi i dataset FCD vengono classificati in base alla residenza (Home Based o Not Home Based; Ferrara M. et al., 2021) e al tipo di giorno in cui avviene lo spostamento (Tabella 19):

- Home Based: la zona di origine o la zona di destinazione coincide con la zona di residenza (per la metodologia utilizzata per l'individuazione della residenza si rimanda al report della seconda annualità);
- Not Home Based: la zona di origine o la zona di destinazione non è la zona di residenza;
- Spostamenti nei giorni feriali (21 giorni feriali nel database 2015, 24 nel set 2019): da lunedì a venerdì inclusi;
- Spostamenti nei giorni festivi (9 giorni festivi in entrambi i set): sabato, domenica e festività (ad esempio 1° Novembre).

Tabella 19. Classificazione spostamenti nei due dataset FCD.

CLASSIFICAZIONE SPOSTAMENTI	% FCD 2015	% FCD 2019
HOME BASED FERIALI	43.45%	44.20%
HOME BASED FESTIVI	15.06%	12.29%
NOT HOME BASED FERIALI	32.63%	34.84%
NOT HOME BASED FESTIVI	8.85%	8.67%

Le quote degli spostamenti nei due dataset appartenenti alle medesime categorie sono confrontabili. I database risultano simili anche analizzando le distanze percorse: in entrambi circa il 70% degli spostamenti è sotto i 10 km. All'interno di questo raggio, la distribuzione delle relative distanze è anch'essa confrontabile (Figura 49):

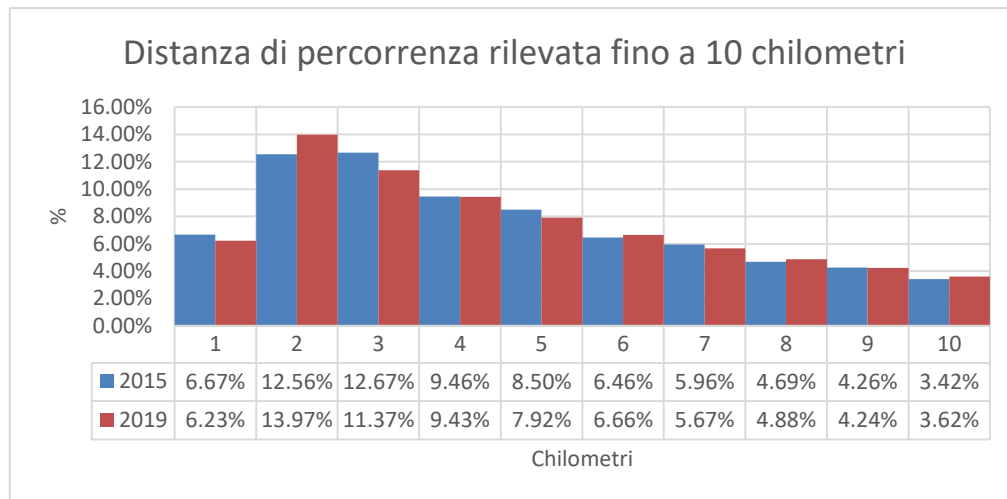


Figura 49. Distribuzione delle distanze percorse negli spostamenti dei due dataset.

Il processo di simulazione avviene come segue: per ogni record (i.e. per ogni spostamento FCD) vengono calcolate le utilità sistematiche e le probabilità di scelta per ogni alternativa e per ogni scenario possibile (combinazione di valori di attributi). Per ogni alternativa vengono sommate tutte le probabilità di tutti i record e rapportate al numero totale degli FCD, in modo da avere una “probabilità media” di scelta del campione.

Alcuni degli attributi necessari al calcolo delle utilità sistematiche devono essere preventivamente calcolati, in quanto non presenti tra le informazioni rilevate. In particolare:

- il tempo di percorrenza su micro-veicolo viene calcolato applicando la velocità media ipotizzata per il micro-veicolo considerato (10 km/h per i monopattini elettrici, 20 km/h per le biciclette elettriche) alla distanza percorsa rilevata da FCD;
- i costi del servizio in sharing provengono dal tempo di percorrenza precedentemente simulato e dalle tariffe presenti su Roma (nonché utilizzate in fase di intervista);
- livelli di sicurezza infrastrutturale e tempi di accesso al servizio vengono pre-definiti secondo un approccio a scenario.

I vincoli considerati sono:

- Per l'alternativa dello sharing, il servizio è disponibile se il tempo di percorrenza sul micro-veicolo è compreso tra i 5 e i 30 minuti (inclusi), quindi si può attribuire probabilità nulla sulla scelta dello sharing nel singolo record se lo spostamento ha una durata superiore ai 30 minuti (30 minuti è considerato il tempo limite per questioni di costo e tempo di viaggio di un servizio in sharing);
- Per il micro-mezzo di proprietà non si può risalire alla disponibilità del mezzo, per cui si calcolano le disponibilità medie all'acquisto del campione di riferimento investigato tramite interviste (per bicicletta elettrica disponibilità all'acquisto pari a 23.7%; per il monopattino elettrico 31.6%; valore medio 27.6%) e le si applicano alle probabilità risultanti; le quote detratte dalla probabilità media dell'alternativa della micromobilità di proprietà vengono ripartite in modo proporzionale alle probabilità delle altre alternative (dovendosi comunque mantenere la condizione che la somma delle probabilità delle alternative relative al set di scelta sia pari al 100%);

- Nel caso del micro-mezzo di proprietà, gli scenari da sottoporre al singolo spostamento FCD riguardano esclusivamente il livello di sicurezza infrastrutturale dell'offerta;
- Gli insiemi degli scenari da ipotizzare per i casi riguardanti la micromobilità in sharing risultano tre: livello di sicurezza dell'offerta, tempo di accesso al micro-veicolo in sharing e costo del servizio.

I risultati del processo di simulazione saranno riportati nel seguente ordine:

1. confronto tra simulazione e modello parametrico;
2. confronto tra simulazione 2015 e simulazione 2019;
3. analisi di sensitività;
4. computo energetico al 2019.

Per il confronto con il modello parametrico, i risultati numerici della domanda sono basati sull'applicazione dei modelli RUM del tipo logit binomiale esclusivamente agli spostamenti Home Based nei giorni feriali. L'uso dei RUM per i soli spostamenti Home Based nei giorni feriali deriva dal fatto che la calibrazione è riferita ai soli spostamenti sistematici casa-lavoro e/o casa-scuola. La domanda potenziale di micromobilità elettrica viene messa a confronto con la domanda potenziale stimata tramite approccio parametrico, a parità di stesso dataset FCD (2015). Infine si sottolinea come i logit binomiali considerati per tale confronto siano esclusivamente quelli che considerano il micro-mezzo di proprietà (e non in sharing) in quanto il modello parametrico non permette di tener conto di attributi fondamentali per lo sharing quali tempo di accesso e costo.

Il confronto tra simulazione 2015 e simulazione 2019 permette da un lato di validare i modelli RUM calibrati, dall'altro di investigare possibili variabilità dei dataset; saranno riportati a confronto le singole quote modali individuate tramite logit binomiali (sia per mezzo di proprietà che in sharing) e tramite logit trinomiale.

Per evidenziare come ogni attributo influenzi la quota potenziale è stata a seguire effettuata un'analisi di sensitività legata ai valori degli attributi stessi; ciò è stato fatto su entrambi i dataset.

Per il computo energetico, basato sui dati FCD più recenti (2019), la simulazione comprende sia gli spostamenti Home Based che Not Home Based dei giorni feriali. Conoscendo le quote dirottabili su micromobilità elettrica è possibile espandere il dato per coprire l'intero giorno feriale medio. In particolare si è operato come segue:

- si ipotizza che gli andamenti temporali e le distribuzioni relative degli spostamenti Home Based e Not Home Based nei giorni feriali del set FCD 2019 siano rappresentativi degli spostamenti veicolari;
- si espande la distribuzione degli FCD 2019 nel Comune di Roma, considerando il rapporto intercorrente tra spostamenti complessivi tramite auto nell'ora di punta mattutina (giorno feriale medio) nel Comune di Roma e gli spostamenti complessivi FCD 2019 nella stessa ora (giorno feriale medio);
- Si applicano le probabilità medie ottenute dalla simulazione nel set FCD 2019 all'andamento medio giornaliero romano, considerati i seguenti tre scenari:
 1. migliore con massimo livello di sicurezza, accesso immediato al servizio di sharing e costo minimo;
 2. medio con livello di sicurezza medio, tempo di accesso medio (6 minuti) e costo medio del noleggio;
 3. peggiore con livello di sicurezza minimo, elevato tempo di accesso (10 minuti) e costo relativo alla tariffa massima applicabile.

- Sempre dal dataset FCD 2019 vengono calcolate le distanze percorse per singolo record; quindi, le distanze medie percorse dalla micromobilità per scenario, per fascia oraria e per gruppo home based o not home based è effettuato come segue (15):

$$\overline{d_{h,j}^{micro}} = \frac{\sum_{i \in I} (d_i * p_{i,s}^{micro})}{\sum_{i \in I} p_{i,s}^{micro}} \quad [km] \quad (15)$$

con h = fascia oraria;

j = gruppo home based o gruppo not home based;

i = record;

I = set di record appartenenti al gruppo home based o gruppo not home based;

d_i = distanza percorsa dal record i (in km);

p_{i,s}^{micro} = probabilità di scelta potenziale della micromobilità elettrica del record i (di proprietà ed in sharing da modello logit trinomiale in funzione dello scenario s – migliore, medio o peggiore – considerato).

Mediando la distanza con la probabilità di scelta potenziale, si impone una maggiore importanza alle distanze percorse da quei record che hanno alta probabilità di cambio di modalità.

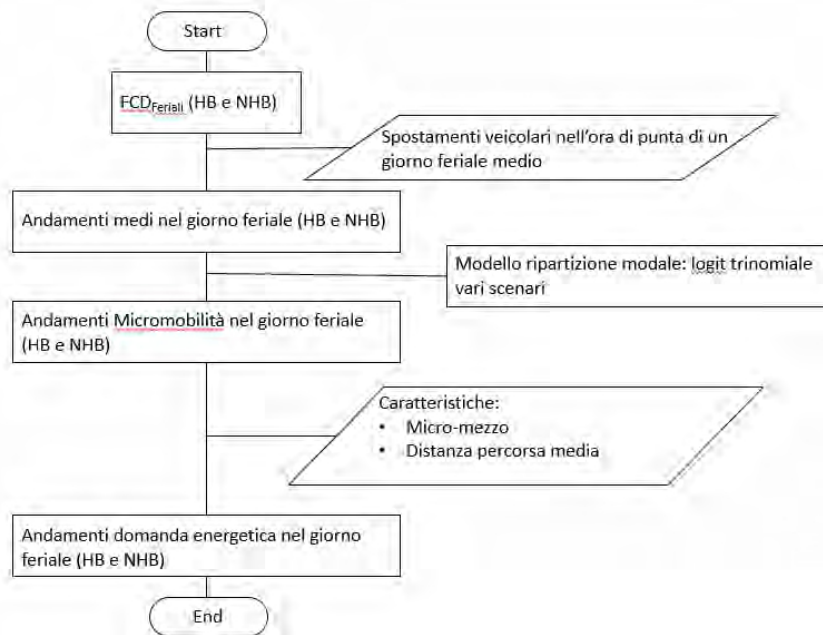


Figura 50. Workflow del calcolo del consumo energetico nel passaggio alla micromobilità elettrica.

- Si ipotizza un micro-veicolo tra quelli più diffusi in commercio per computare il consumo di energia al km [kWh/km];
- Si procede infine con il calcolo dell'energia complessiva "consumata" dai micro-veicoli applicando per ogni scenario l'Equazione 16:

$$E_{h,j} = c^{micro} * \overline{d_{h,j}^{micro}} * N_{h,j}^{micro} \quad [kWh] \quad (16)$$

con c^{micro} = consumo di energia per chilometro [kWh/km];

N_{h,j}^{micro} = numero spostamenti in micromobilità elettrica nell'ora h e nel gruppo j.

4.2 Risultati simulazioni modelli logit binomiali micromezzi di proprietà e confronto con modello parametrico

Per la scelta potenziale della bicicletta elettrica di proprietà e del monopattino elettrico di proprietà i modelli prevedono che l'unica variabile soggetta a variazione di scenario sia il livello di sicurezza infrastrutturale di fronte a cui si trova l'individuo. In entrambi i casi, la simulazione utilizza come modelli RUM i logit binomiali semplici, che dal processo di calibrazione risultano significativi e rappresentativi del campione.

In entrambi i casi (bicicletta elettrica e monopattino elettrico) le quote potenziali da simulazione sono state confrontate con i risultati derivanti dal modello parametrico in funzione rispettivamente delle massime distanze percorribili (compatibilità O-D) e delle massime distanze percorribili su infrastrutture orientate alla micromobilità (compatibilità O-D con MCI*). In quest'ultimo caso il valore relativo all'indice MCI* considerato è pari a 1.1 (tale valore per il modello parametrico rappresentava un valore di soglia, i.e. un giusto compromesso tra infrastrutture ad uso esclusivo delle autovetture ed infrastrutture ad uso della micromobilità elettrica).

La domanda potenziale per la bicicletta elettrica di proprietà varia (Tabella 20) tra il 7% nel caso di massimo livello di sicurezza (livello 3: piste ciclabili separate fisicamente dal traffico), a circa l'1% nel caso di minor livello di sicurezza (livello 0: strada con qualsiasi condizione di traffico, anche in assenza di piste ciclabili). La domanda potenziale ottenuta tramite metodo parametrico, considerando un livello accettabile in termini di infrastrutture per la micromobilità elettrica (dunque un MCI* pari a 1.1), risulta comparabile ai valori ottenuti dal modello RUM per livelli di sicurezza intermedi (livello 1 e 2: rispettivamente, strada con bassi flussi veicolari, anche in assenza di piste ciclabili e solo in presenza di piste ciclabili, anche non separate dal traffico).

Tabella 20. Domanda potenziale per la bicicletta elettrica di proprietà nei giorni feriali per spostamenti home based.

QUOTE DOMANDA POTENZIALE	LIVELLO SICUREZZA 0	LIVELLO SICUREZZA 1	LIVELLO SICUREZZA 2	LIVELLO SICUREZZA 3
FCD 2015	1.09%	2.62%	4.90%	7.10%
COMPATIBILITÀ O-D	24.60%			
COMPATIBILITÀ O-D CON MCI*	3.50%			

Risultati analoghi si ottengono nel caso di monopattino elettrico di proprietà, dove le quote potenziali scendono da modello RUM a 6.09% per massimo livello di sicurezza ed a 0.83% per minimo livello di sicurezza. Che le quote modali siano lievemente inferiori al caso della bicicletta elettrica conferma la minore propensione all'uso del monopattino date anche le differenze in termini di guida stessa del veicolo rispetto ad una bicicletta. Anche in questo caso, ciò che si trova con il modello parametrico, considerato un livello accettabile in termini di infrastrutture per la micromobilità elettrica, è paragonabile a quanto trovato con l'applicazione del modello RUM per livelli di sicurezza intermedi (livello 1 e 2: rispettivamente, strada con bassi flussi veicolari, anche in assenza di piste ciclabili e solo in presenza di piste ciclabili, anche non separate dal traffico).

I risultati sembrano attestare la possibilità di uso di un modello parametrico al posto di un modello comportamentale, laddove si consideri nel processo la compatibilità infrastrutturale (come fatto tramite l'uso di MCI*), chiaramente per la sola micromobilità elettrica di proprietà (non dunque per lo sharing dove i comportamenti in gioco e gli attributi che influenzano tali comportamenti sono sicuramente più complessi).

Tabella 21. Domanda potenziale per il monopattino elettrico di proprietà nei giorni feriali per spostamenti home based.

QUOTE DOMANDA POTENZIALE	LIVELLO SICUREZZA 0	LIVELLO SICUREZZA 1	LIVELLO SICUREZZA 2	LIVELLO SICUREZZA 3
FCD 2015	0.83%	1.88%	3.72%	6.09%
COMPATIBILITÀ O-D	14.10%			
COMPATIBILITÀ O-D CON MCI*	2.10%			

4.3 Confronto tra simulazione 2015 e simulazione 2019

Di seguito si riporta il confronto tra le simulazioni effettuate su database 2015 e simulazioni effettuate su database 2019. Le quote dirottabili su micromobilità elettrica sono molto simili nel passaggio tra i due dataset (Tabella 22). Si nota che per i modelli in sharing sono stati utilizzati i modelli logit binomiali penalizzati. Nel caso di applicazione del modello trinomiale (anch'esso penalizzato) si riportano le quote complessive (proprietà + sharing) da cui risulta come il modello trinomiale sia un modello più "conservativo", nel senso che esso tende a mantenere quote dirottabili su micromobilità elettrica più basse rispetto a quanto stimato tramite i più semplici modelli binomiali: infatti, le quote percentuali si mantengono nel trinomiale su valori massimi di circa il 14%, mentre con i binomiali si arriva anche a valori del 16%.

Contemporaneamente per ogni simulazione è stata verificata la variazione delle quote al cambiare dei livelli assunti dagli attributi esplicativi dei singoli modelli; a titolo di esempio, le quote dirottabili per la bicicletta elettrica di proprietà variano da circa l'1% nel caso peggiore di livello di sicurezza (strada con qualsiasi condizione di traffico, anche in assenza di piste ciclabili) al 7% del caso migliore livello di sicurezza (solo su piste ciclabili separate fisicamente dal traffico). Per i micromezzi di proprietà, l'unica variabilità testabile è rispetto al livello di sicurezza; quando invece si passa allo sharing è possibile analizzare le variazioni anche in termini di tempo di accesso e costo monetario. Qualora per lo sharing si faccia variare uno dei precedenti attributi, i rimanenti vengono fissati nella loro condizione più favorevole (analisi di sensitività monodimensionale).

Dall'analisi dei risultati del trinomiale penalizzato è evidente come costi monetari e tempi di accesso agiscano sulla domanda potenziale in maniera analoga in termini di elasticità; il livello di sicurezza ha senz'altro l'impatto maggiore, in quanto si può passare da circa 1.5-1.6% nella condizione peggiore (strada con qualsiasi condizione di traffico, anche in assenza di piste ciclabili) al 12-14% nella condizione di piste ciclabili separate dal traffico (livello di sicurezza massima, pari a 3).

Tabella 22. Domanda potenziale su dataset FCD 2015 e su dataset FCD 2019 al variare degli scenari.

QUOTE DOMANDA POTENZIALE	BICICLETTA DI PROPRIETÀ' (BINOMIALE SEMPLICE)			
	LIVELLO SICUREZZA 0	LIVELLO SICUREZZA 1	LIVELLO SICUREZZA 2	LIVELLO SICUREZZA 3
2019	1.09%	2.63%	4.93%	7.17%
2015	1.09%	2.62%	4.90%	7.10%
	MONOPATTINO DI PROPRIETÀ' (BINOMIALE SEMPLICE)			
	LIVELLO SICUREZZA 0	LIVELLO SICUREZZA 1	LIVELLO SICUREZZA 2	LIVELLO SICUREZZA 3
2019	0.83%	1.89%	3.72%	6.11%
2015	0.83%	1.88%	3.72%	6.09%
	BICICLETTA IN SHARING (BINOMIALE PENALIZZATO)			
	LIVELLO SICUREZZA 0	LIVELLO SICUREZZA 1	LIVELLO SICUREZZA 2	LIVELLO SICUREZZA 3
2019	6.33%	9.45%	13.03%	16.59%

	BICICLETTA IN SHARING (BINOMIALE PENALIZZATO)			
	LIVELLO SICUREZZA 0	LIVELLO SICUREZZA 1	LIVELLO SICUREZZA 2	LIVELLO SICUREZZA 3
2015	6.31%	9.43%	13.01%	16.51%
	COSTO MINIMO	COSTO MEDIO	COSTO MASSIMO	
2019	16.59%	12.43%	9.27%	
2015	16.54%	12.38%	9.18%	
	TEMPO ACCESSO IMMEDIATO	TEMPO ACCESSO [3 MIN]	TEMPO ACCESSO [6 MIN]	TEMPO ACCESSO [10 MIN]
2019	16.59%	14.12%	11.55%	8.30%
2015	16.51%	14.10%	11.55%	8.32%
	MONOPATTINO IN SHARING (BINOMIALE PENALIZZATO)			
	LIVELLO SICUREZZA 0	LIVELLO SICUREZZA 1	LIVELLO SICUREZZA 2	LIVELLO SICUREZZA 3
2019	3.14%	5.68%	9.04%	12.57%
2015	3.16%	5.71%	9.10%	12.65%
	COSTO MINIMO	COSTO MEDIO	COSTO MASSIMO	
2019	12.57%	9.50%	6.18%	
2015	12.65%	9.57%	6.22%	
	TEMPO ACCESSO IMMEDIATO	TEMPO ACCESSO [3 MIN]	TEMPO ACCESSO [6 MIN]	TEMPO ACCESSO [10 MIN]
2019	12.57%	11.59%	10.56%	9.18%
2015	12.65%	11.66%	10.63%	9.24%
	MICROMOBILITA' ELETTRICA COMPLESSIVA (TRINOMIALE PENALIZZATO)			
	LIVELLO SICUREZZA 0	LIVELLO SICUREZZA 1	LIVELLO SICUREZZA 2	LIVELLO SICUREZZA 3
2019	1.59%	3.75%	7.50%	12.11%
2015	1.60%	3.89%	8.15%	14.25%
	COSTO MINIMO	COSTO MEDIO	COSTO MASSIMO	
2019	12.11%	10.73%	9.64%	
2015	14.25%	12.53%	11.09%	
	TEMPO ACCESSO IMMEDIATO	TEMPO ACCESSO [3 MIN]	TEMPO ACCESSO [6 MIN]	TEMPO ACCESSO [10 MIN]
2019	12.11%	11.06%	10.15%	9.13%
2015	14.25%	12.94%	11.75%	10.38%

4.4 Computo consumo energetico

Per il computo del consumo energetico dovuto al passaggio da autoveicolo a micromobilità elettrica, il numero di spostamenti su micromobilità elettrica viene calcolato applicando le quote di domanda potenziale per i diversi scenari (migliore, medio e peggiore, come descritti in 4.1) all'andamento giornaliero complessivo degli spostamenti veicolari. L'andamento giornaliero complessivo (Figura 51) è stato dedotto ipotizzando che l'andamento giornaliero degli FCD 2019 nei giorni feriali (Home Based e Not Home Based) sia rappresentativo della popolazione circolante e calcolando un fattore di espansione dato dal rapporto tra veicoli circolanti a Roma nell'ora di punta del mattino e veicoli circolanti FCD nello stesso intervallo. In particolare, nell'ora di punta di un giorno feriale medio nel Comune di Roma si hanno circa 370'000 spostamenti veicolari su strada (report Roma Mobilità 2020).

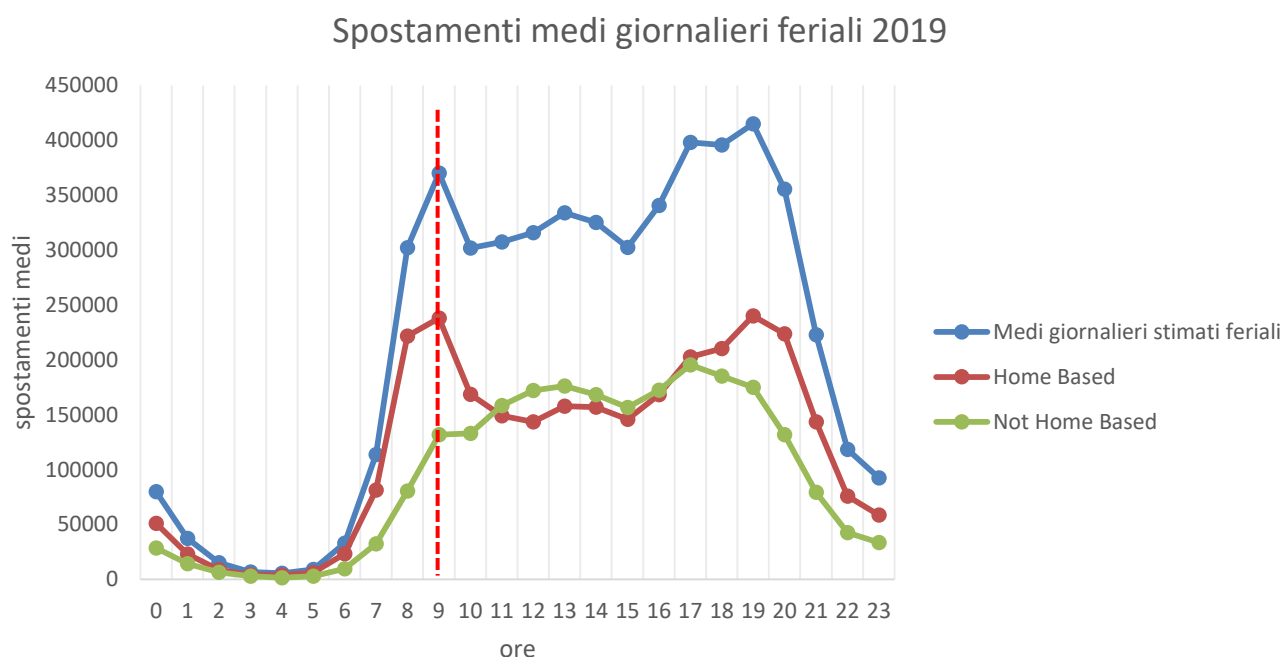


Figura 51. Andamento giornaliero veicolare stimato attraverso andamenti FCD 2019.

Applicando quindi le probabilità medie di scelta nei 3 scenari (migliore, medio e peggiore) si risale all'andamento giornaliero della micromobilità in un giorno feriale sia per spostamenti Home Based (Figura 52) che Not Home Based (Figura 53).

Si calcolano quindi le distanze medie nei giorni feriali per il gruppo Home Based (Figura 54) e per il gruppo Not Home Based (Figura 55): in entrambi i gruppi, le distanze medie percorse si mantengono tra i 4 e gli 8 km.

Il micro-mezzo ipotizzato è un monopattino elettrico, per precisione il modello Aerlang H6 il quale presenta caratteristiche vicine alla media di potenza (500 W) e autonomia chilometrica (55 km) sia delle biciclette elettriche che dei monopattini elettrici ed una batteria di prestazioni pari a 840 Wh, 48V, 17.5Ah. La relativa energia consumata al km è dunque computabile in 0.015 kWh/km.

Con tutti i parametri di input a disposizione si computa il consumo energetico in un giorno feriale tipo tramite l'Equazione 15 per ogni scenario, per ogni fascia oraria e per il gruppo di spostamenti Home Based (Figura 56) e Not Home Based (Figura 57). Tali consumi raggiungono valori massimi di 3'900 kWh e 2'500 kWh rispettivamente per gli spostamenti Home Based e per i Not Home Based (scenario migliore in termini di domanda potenziale dirottabile su micromobilità elettrica con conseguenti consumi maggiori). Si nota

che il consumo energetico degli spostamenti Home Based nel giorno feriali medio è influenzato sia dalla punta mattutina degli spostamenti (ore 9) sia dal fatto che intorno alle ore 7 le distanze medie percorse assumono valore massimo (Figura 54).

Tale computo permette sia di capire le necessità di cui la città deve dotarsi per rispondere al fabbisogno energetico conseguente alla domanda di micromobilità elettrica, sia di analizzare la distribuzione nel tempo di tale fabbisogno ai fini di una possibile redistribuzione dei carichi sulla rete.

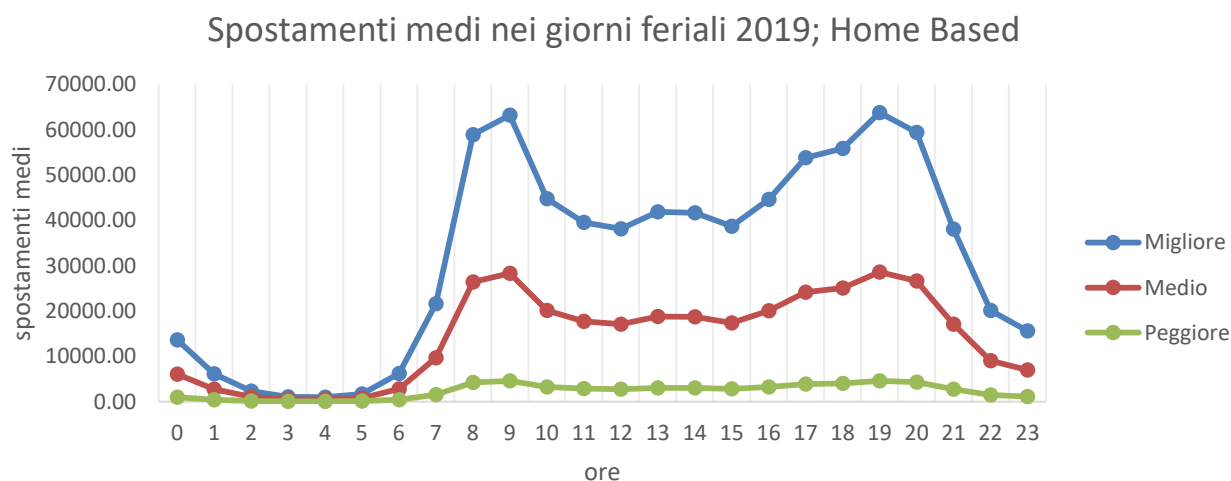


Figura 52. Andamento giornaliero micromobilità elettrica home based nei giorni feriali stimato attraverso andamenti FCD 2019.

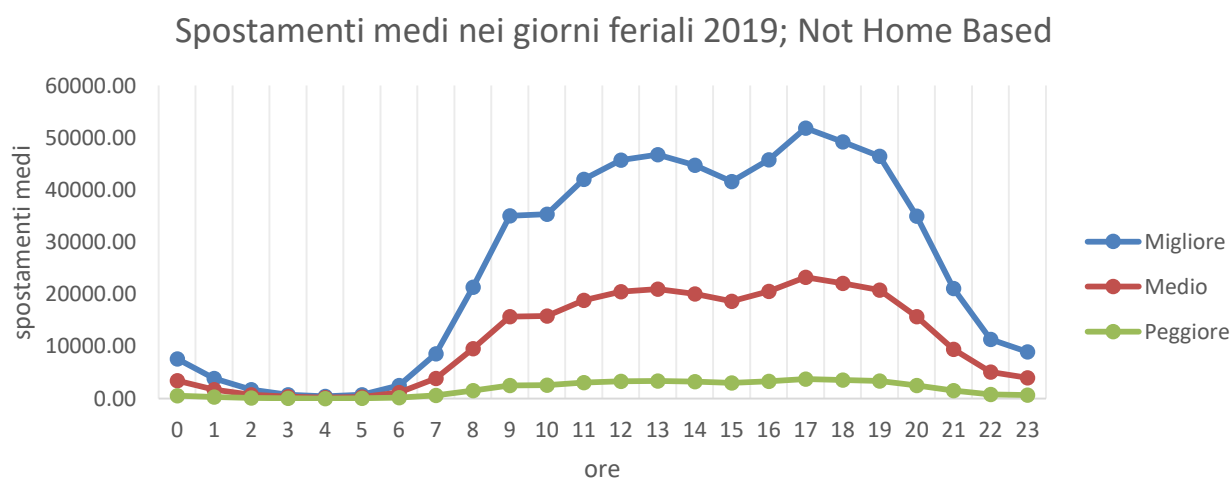


Figura 53. Andamento giornaliero micromobilità elettrica not home based nei giorni feriali stimato attraverso andamenti FCD 2019.

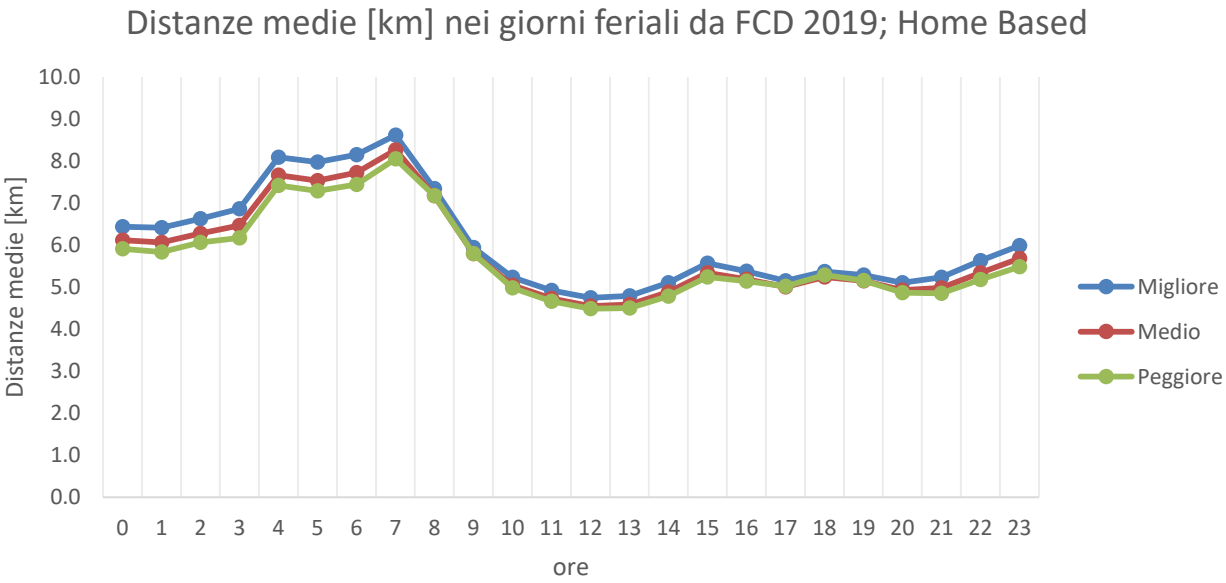


Figura 54. Andamento delle distanze medie nei giorni feriali home based.

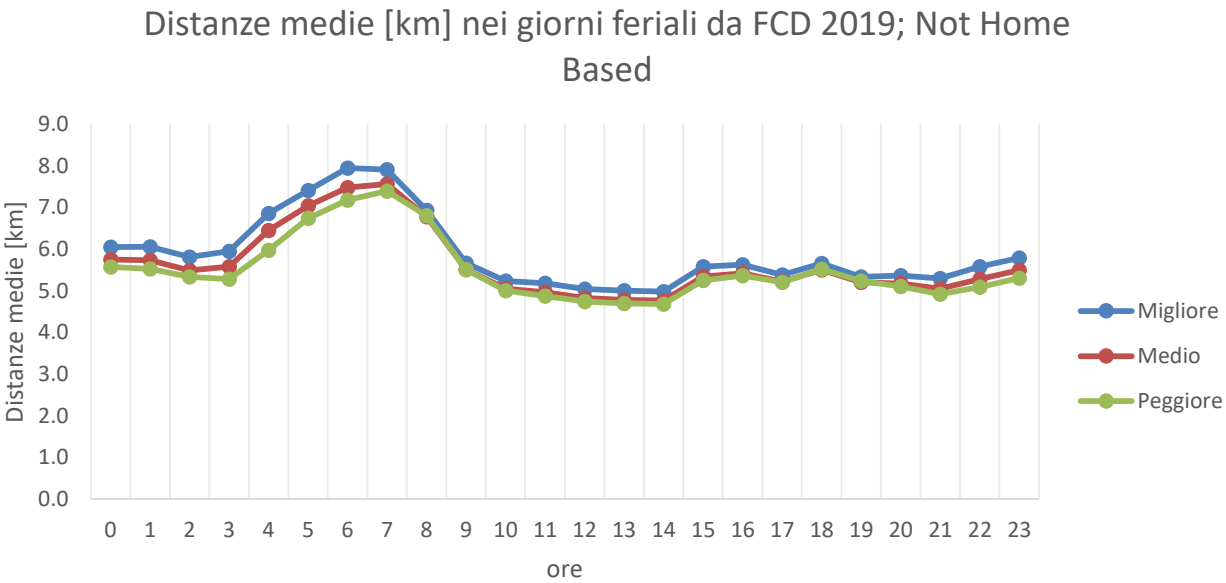


Figura 55. Andamento delle distanze medie nei giorni feriali not home based.

Consumo energetico in kWh degli e-scooter nei giorni feriali 2019; Home Based

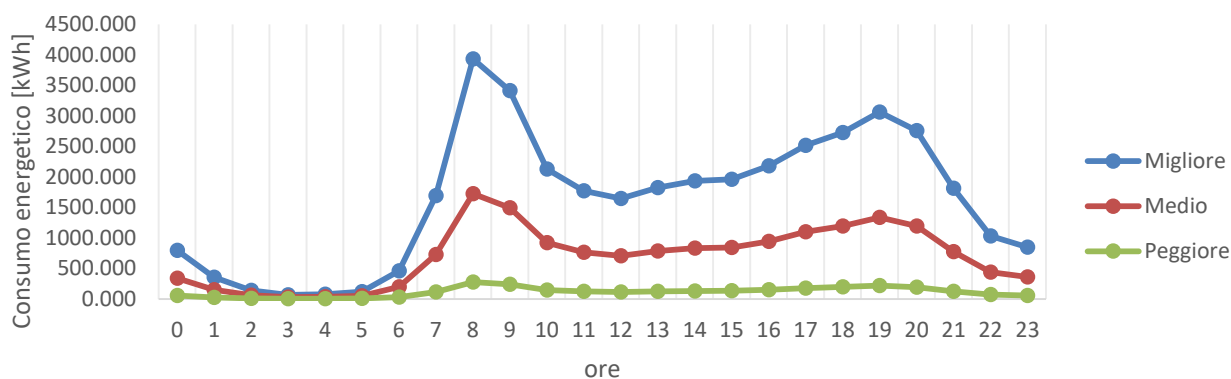


Figura 56. Andamento consumo energetico nel giorno feriale per spostamenti home based.

Consumo energetico in kWh degli e-scooter nei giorni feriali 2019; Not Home Based

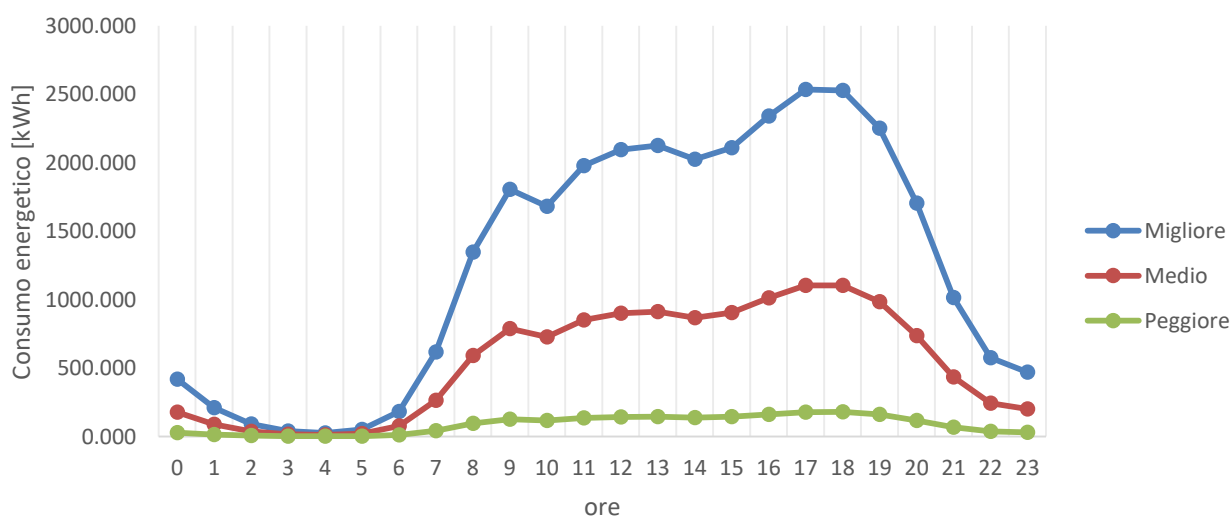


Figura 57. Andamento consumo energetico nel giorno feriale per spostamenti not home based.

5 Conclusioni

Il presente report si configura come la sintesi delle attività condotte nella III annualità del Piano Triennale di Realizzazione 2019-2021, all'interno dell'Accordo di collaborazione "Innovazioni tecnologiche e modellistiche per la mobilità elettrica urbana" per quanto attiene la Macro attività 3 (LA 2.25 e LA2.26).

Le attività descritte trattano dello *shift* modale verso la micromobilità elettrica, in particolare del passaggio da trasporto con mezzo privato (autovettura) a microveicolo e di come questo shift possa influire sulla mobilità urbana e sulla domanda di energia. La metodologia e la quantificazione delle quote di spostamenti interessati dallo shift modale riveste notevole importanza anche per altri portatori di interesse al di fuori dell'ambito della ricerca, i.e. pianificatori della mobilità urbana, fornitori di energia, operatori di servizi e-sharing.

L'innovazione nell'approccio proposto sta nella fusione tra modelli di tipologie diverse. Inizialmente viene utilizzato un metodo tradizionale, ossia la calibrazione di modelli disaggregati-comportamentali (qui modelli di utilità aleatoria o Random Utility Models - RUMs) sulla base di interviste, seguito da una micro-simulazione dei modelli sugli spostamenti rilevati da banche dati FCD.

Il questionario che costituisce la fonte del database per la calibrazione dei RUMs è stato costruito in modo da indagare gli spostamenti sistematici casa-lavoro e casa-studio nel comune di Roma ed è stato somministrato a circa 300 individui tramite internet con app di messaggistica istantanea, social network, etc. La raccolta, il filtraggio e l'analisi delle interviste permettono di analizzare il campione, compararlo alla popolazione del comune di Roma e di avere una visione preliminare delle caratteristiche degli spostamenti sistematici.

Prima della calibrazione dei modelli, le interviste devono essere predisposte per la creazione della banca-dati (i.e. simulazione di tempi di percorrenza su micro-veicolo). Si è inoltre proceduto alla creazione di vari scenari in base ai quali lo stesso utente assume scelte e comportamenti diversi (creazione di panel). Si è deciso di calibrare differenti modelli di utilità aleatoria, dal logit binomiale semplice al logit trinomiale penalizzato, in particolare i modelli ritenuti più adeguati in termini statistici e applicativi sono stati usati nella microsimulazione sui dataset FCD. Questi sono:

- modello logit binomiale per scelta o meno della bicicletta elettrica di proprietà, con $p^2 = 0.477$, accuratezza della scelta della bicicletta elettrica pari a 51% e come attributi esplicativi tempo di percorrenza in bicicletta elettrica e livello di sicurezza offerta infrastrutturale;
- modello logit binomiale per scelta o meno del monopattino elettrico di proprietà, con $p^2 = 0.683$, accuratezza della scelta del monopattino elettrico pari a 38% e come attributi tempo percorrenza in monopattino elettrico e livello di sicurezza offerta infrastrutturale;
- modello logit binomiale penalizzato per scelta o meno della bicicletta elettrica in sharing, con $p^2 = 0.486$, accuratezza della scelta della bicicletta elettrica pari a 27% e come attributi tempo di percorrenza in bicicletta elettrica, livello di sicurezza offerta infrastrutturale, tempo di accesso e costo;
- modello logit binomiale penalizzato per scelta o meno del monopattino elettrico in sharing, con $p^2 = 0.67$, accuratezza scelta del monopattino elettrico pari a 37% e come attributi tempo di accesso al mezzo, livello di sicurezza offerta infrastrutturale e costo monetario;
- modello logit trinomiale penalizzato per scelta potenziale tra micro-veicolo elettrico di proprietà, micro-veicolo elettrico in sharing o mantenimento dell'attuale scelta modale, con $p^2 = 0.495$, accuratezza scelta della micromobilità di proprietà pari a 37%, accuratezza scelta della micromobilità in sharing pari a 6% e come attributi tempo di percorrenza con micro-mezzo elettrico, tempo di percorrenza con mezzo attuale, tempo di accesso, livello di sicurezza offerta infrastrutturale e costo monetario.

Si è quindi proceduto alla simulazione delle quote di scelta potenziale per spostamenti Home Based nei giorni feriali (in quanto i modelli sono stati calibrati per spostamenti sistematici) nei due dataset FCD a disposizione (2015 e 2019), i quali sono stati sottoposti agli stessi filtri, in modo da avere:

1. confronto tra le quote di scelta potenziale del micro-veicolo di proprietà estrapolate dai modelli di logit binomiali (abbreviato come modello RUM) con le quote potenziali calcolate attraverso il modello parametrico proposto nella II annualità del Piano Triennale di Realizzazione 2019-2021;
2. confronto tra la domanda potenziale nel dataset FCD 2015 con quella nel dataset FCD 2019, attraverso tutti e cinque i modelli calibrati, al variare degli scenari, per carpire differenze nell'impatto dei singoli attributi (analisi di sensitività);
3. computo del consumo energetico della domanda potenziale di micromobilità elettrica calcolata attraverso il logit trinomiale e sua espansione al caso studio romano.

Confrontando la domanda potenziale del modello parametrico con la domanda potenziale ricavata da modelli RUM, si evince come le quote di domanda ottenute attraverso modelli RUM siano superiori nel caso in cui venga garantita la presenza di piste ciclabili non separate dal traffico (piste transitorie) e di piste separate fisicamente dal flusso veicolare stradale (dall'1.5 ai 5 punti percentuali in più a seconda se trattasi di bicicletta elettrica o monopattino elettrico).

Passando al confronto tra la domanda potenziale estrapolata dal dataset FCD 2015 e dal dataset FCD 2019, si nota come nel caso dei micro-veicoli di proprietà, dove può variare solo la condizione infrastrutturale di sicurezza, la differenza tra domanda potenziale tra i due set è limitata (le quote dirottabili per la bicicletta elettrica di proprietà variano da circa l'1% nel caso peggiore di livello di sicurezza al 7% del caso migliore di livello di sicurezza, da 0.8% a 6.1% nel caso del monopattino elettrico). Anche le quote di domanda potenziale di micromobilità in sharing, i cui modelli presentano vari scenari di costo e di tempo di accesso, non vedono forti variazioni tra i due dataset FCD. La bicicletta elettrica in sharing passa dal 16% nel caso di scenario totalmente favorevole al 6% nel caso di strada con qualsiasi condizione di traffico anche in assenza di piste ciclabili, mentre arriva a 9% in caso di costo massimo (e gli altri scenari in condizioni favorevoli) e a 8% in caso di massimo tempo di accesso (10 minuti, costo minimo e livello di sicurezza infrastrutturale massimo). Anche nel caso del monopattino elettrico in sharing le differenze tra la domanda potenziale da database FCD 2015 e da database FCD 2019 sono trascurabili, passando dal 12.6% nel caso di contemporaneità degli scenari migliori al 3% per strade trafficate anche senza pista ciclabile (ma con costo minimo e accesso immediato al micro-mezzo), al 6% in caso di costo massimo (ma livello di massima sicurezza infrastrutturale e accesso immediato al micro-mezzo), al 9% in caso di tempo di accesso di 10 minuti (e altre condizioni favorevoli). La domanda potenziale di micromobilità complessiva (quindi sia in sharing che di proprietà) derivante dal modello logit penalizzato trinomiale vede alcune differenze tra i due dataset, passando dal 1.5-1.6% nella condizione peggiore di sicurezza al 12-14% nella condizione maggiormente favorevole (rispettivamente per database FCD 2019 e database FCD 2015).

Infine, il computo energetico è stato calcolato sulla domanda potenziale di micromobilità elettrica derivante da dataset FCD 2019, nel caso di 3 scenari diversi (migliore, medio e peggiore in termini di livello di shift modale). Si è ricavato l'andamento giornaliero medio feriale degli spostamenti su micro-mezzo, divisi per Home Based e Not Home Based feriali, arrivando anche a 60'000 viaggi Home Based su micro-mezzo stimati nello scenario migliore. Conoscendo le distanze medie percorse in ogni fascia oraria (si assume che il campione FCD sia ivi rappresentativo) e le caratteristiche medie dei più diffusi micro-veicoli in commercio si ricava l'andamento giornaliero medio feriale anche dell'energia consumata dai micro-mezzi nelle loro percorrenze medie. I consumi massimi raggiungono valori di 3'900 kWh e 2'500 kWh rispettivamente per gli spostamenti Home Based e per i Not Home Based (scenario migliore in termini di domanda potenziale dirottabile su micromobilità elettrica con conseguenti consumi maggiori), evidenziando l'influenza sia della punta mattutina degli spostamenti (ore 9) sia dalla punta delle distanze medie percorse (ore 7). Se si considerano, sempre nello scenario migliore di domanda potenziale, i consumi nell'arco delle 24 ore, si arriva ad un totale di 39'270 kWh e 30'230 kWh rispettivamente per gli spostamenti Home Based e per i Not Home Based. Ovviamente tali consumi devono essere considerati

esclusivamente come un “*upper bound*” energetico in quanto possono verificarsi esclusivamente nelle condizioni in cui si abbia il massimo shift modale (i.e. in condizioni di massimo livello di sicurezza offerto, accesso immediato ai servizi di micromobilità in sharing e minimo costo degli stessi). Già nello scenario intermedio di domanda si scenderebbe a consumi di 17'000 kWh e 13'000 kWh nelle 24 ore (sempre rispettivamente per spostamenti Home Based e per Not Home Based).

Lo studio complessivo nelle due annualità del PAR ha permesso di derivare due principali approcci per la stima della domanda di micromobilità elettrica. Chiaramente i due approcci hanno caratteristiche e possibilità di applicazioni differenti:

- il modello parametrico si adatta bene ad essere utilizzato laddove vi sia la disponibilità di dati FCD o di un campione di spostamenti auto monitorati; il modello comportamentale necessita anche di effettuare delle indagini o, alternativamente, deve essere dimostrata la validità dei modelli calibrati in questo studio su altri contesti urbani;
- il modello parametrico si adatta a valutare anche gli spostamenti “Not Home Based”; l’approccio comportamentale a rigore si adatta alla sola mobilità sistematica (in quanto i questionari sono stati rivolti ad indagare i soli spostamenti sistematici). L’uso su spostamenti non sistematici dovrebbe comportare una indagine ed una calibrazione a sé stante;
- il modello parametrico si adatta a valutare la multimodalità (micro elettrico combinato con trasporto collettivo); l’approccio comportamentale necessita un passo addizionale per essere integrato con l’interscambio con il trasporto collettivo;
- il modello parametrico non ha la possibilità di stimare la domanda di micromobilità in sharing in quanto non tiene conto di attributi imprescindibili per tale servizio quali costo monetario e tempo di accesso;
- sia il modello parametrico che l’approccio comportamentale non tengono conto allo stato attuale di possibili catene di spostamento (necessità di visitare più destinazioni per scopi differenti nell’arco della giornata) o spostamenti accompagnati (coefficiente di riempimento dell’autovettura maggiore di uno) che potrebbero precludere all’uso della micromobilità elettrica.

Quanto sopra riportato evidenzia anche le ulteriori possibilità di sviluppo per entrambi gli approcci o una loro possibile applicazione combinata per coprire il ventaglio di segmenti di domanda di micromobilità elettrica.

6 Riferimenti bibliografici

1. Sandt L., "The Basics of Micromobility and Related Motorized Devices for Personal Transport", 2019, <https://trid.trb.org/view/1663933>.
2. Sanders R. L., Branion-Calles M., Nelson T.A., "To scoot or not to scoot: Findings from a recent survey about the benefits and barriers of using E-scooters for riders and non-riders", Transportation Research Part A: Policy and Practice, Volume 139, 217-227, 2020.
3. Cascetta, E., "Modelli per i sistemi di trasporto. Teoria e applicazioni", 2006, UTET Università.
4. Danaf M., Atasoy B., Lima de Azevedo C., Ding-Mastera J., Abou-Zeidd M., Cox N., Zhao F., Ben-Akiva M., "Context-aware stated preferences with smartphone-based travel survey", Journal of Choice Model Volume 31, 35-50, 2019.
5. Statistiche di Roma Capitale per Municipio, 2019, https://www.comune.roma.it/web-resources/cms/documents/Popolazione2019_Mun_confronti.pdf.
6. Kwak, N., Radler, B., "A comparison between mail and web surveys: Response pattern, respondent profile, and data quality", Journal of official statistics, Volume 18, 257-273, 2002.
7. Auxhasen K., Reck D., "Who uses shared micro-mobility services? Empirical evidence from Zurich, Switzerland", Transportation Research Part D: Transport and Environment, Volume 94, 102803, 2021.
8. Christoforou Z., De Bortoli A., Gioldasis C., Seidowsky R., "Who is using e-scooter and how? Evidence from Paris", Transportation Research Part D: Transport and Environment, Volume 92, 2021.
9. Yang H., Ma Q., Wang Z., Cai Q., Xie K., Yang D., "Safety of micro-mobility: Analysis of E-Scooter crashes by mining news reports", Accident Analysis & Prevention, Volume 143, 2020.
10. Zhang W., Buehler R., Broaddus A., Sweeney T., "What type of infrastructures do e-scooter riders prefer? A route choice model", Transportation Research Part D: Transport and Environment, Volume 94, 2021.
11. Portland Bureau Of Transportation, "Portland Bureau of Transportation. 2018 E-Scooter Findings Report", 2019, https://www.portland.gov/sites/default/files/2020-04/pbot_e-scooter_01152019.pdf.
12. Porsche Consulting, "Deconstructing the Micromobility Phenomenon. A strategic analysis of crucial success factors", 2019, https://www.porsche-consulting.com/fileadmin/docs/04_Medien/Publikationen/SRX03976_Deconstructing_the_Micromobility_Phenomenon/Deconstructing_the_Micromobility_Phenomenon_C_2019_Porsche_Consulting.pdf.
13. Train K., "Discrete Choice Methods with Simulation", Cambridge University Press, 2002.
14. Bierlaire M., "Calculating indicators with PandasBiogeme", 2018, <https://transp-or.epfl.ch/documents/technicalReports/Bier18a.pdf>.
15. Sito Open Street Map, <https://www.openstreetmap.org/#map=11/41.9214/12.4575>.
16. Ásmundsdóttir R., Chen Y., van Zuylen H. J., "Dynamic Origin-Destination Matrix Estimation Using Probe Vehicle Data as A Priori Information", Traffic Data Collection and its Standardization, 2010, 89-108, New York, USA: Springer.
17. Nigro M., De Vincentis R., Report Tecnico Ricerca di Sistema Elettrico ENEA "Accessibilità delle reti di trasporto collettivo in ambito urbano e potenzialità della micromobilità elettrica", nell'ambito dell'Accordo di Programma Ministero dello Sviluppo Economico – ENEA, Piano Triennale di Realizzazione 2019-2021 - II annualità, 2021.
18. Ferrara M., Nigro M., De Vincentis R., Liberto C., Valenti G., "Data Driven Approaches for Sustainable Development of E-Mobility in Urban Areas", Energies, 14(13), 3949, 2021.
19. Rapporto Mobilità Roma 2020, Roma Servizi per la Mobilità, https://romamobilita.it/sites/default/files/RSM_RapportoMobilit%C3%A0_2020_Web_.pdf

7 Appendice: curriculum scientifico del gruppo di lavoro

CV Marialisa Nigro

Marialisa Nigro è nata a Roma il 7 marzo 1981. Nel 2004 si è laureata in Ingegneria Civile, presso la Facoltà di Ingegneria dell'Università degli Studi "Roma Tre", con il massimo dei voti, discutendo una tesi dal titolo "Sistemi di trasporto non convenzionali: campi applicativi e analisi di fattibilità – una applicazione a Roma Tre". Nel 2009 ha conseguito il titolo di Dottore di ricerca in Scienze dell'Ingegneria Civile presso il Dipartimento di Scienze dell'Ingegneria Civile dell'Università degli Studi Roma Tre con una tesi dal titolo "Correzione della domanda di trasporto in dinamica intraperiodale con l'ausilio di differenti fonti di dati". Da dicembre 2010 ad agosto 2019 è stata ricercatrice universitaria presso il Dipartimento di Ingegneria dell'Università degli Studi "Roma Tre". Da settembre 2019 è professore associato presso lo stesso Dipartimento, dove è docente titolare dei corsi di "Pianificazione dei Trasporti" e "Trasporto merci e logistica". Dal 2017 è membro del consiglio direttivo della Società Italiana Docenti Trasporti (SIDT), da gennaio 2020 vice segretario tesoriere della Società Italiana Docenti Trasporti (SIDT) e da novembre 2021 vice direttore alla didattica del Dipartimento di Ingegneria dell'Università Roma Tre.

Le principali attività di ricerca riguardano: calibrazione e validazione di modelli di domanda, correzione della domanda di trasporto, modelli di assegnazione dinamica, interazione trasporti-territorio, modelli di stima delle emissioni in ambito urbano, mobilità elettrica.

Ha partecipato a numerose ricerche nel campo dei trasporti sia a livello nazionale che internazionale quali:

1. Progetto 1.7 "Tecnologie per la penetrazione efficiente del vettore energetico negli usi finali", WP2 "Mobilità", Attività di ricerca "Innovazioni tecnologiche e modellistiche per la mobilità elettrica urbana". Piano Annuale di Realizzazione (PAR) 2019-2021. Accordo di Programma Ministero Sviluppo economico-ENEA 2019-2021.
2. Accordo di ricerca "Sviluppo di un modello per la stima della domanda di micromobilità elettrica in contesti urbani" tra Dipartimento di Ingegneria Università Roma Tre ed emTransit s.r.l., 2020-2021;
3. Studio di trasporto della realizzazione della "Cintura Nord di Roma", tra Dipartimento di Ingegneria Università Roma Tre ed Italferr, 2020-2021;
4. Progetto D.7 "Mobilità elettrica sostenibile". Piano Annuale di Realizzazione (PAR) 2016 e 2017. Accordo di Programma Ministero Sviluppo economico-ENEA 2015-2017.
5. SAFER-LC "Safer Level Crossing by integrating and optimizing road-rail infrastructure management and design". Horizon 2020 research and innovation programme grant agreement;
6. Methods and tools for supporting the Use calibration and validation of Traffic simulation models – Multitude Project, European Union COST programme, 2011 - 2013;
7. BANDO CRUL - Progetto di Ricerca afferente alla filiera del Distretto Aerospazio: "Sviluppo di nuove soluzioni tecnologiche per applicazioni innovative di controllo e gestione del traffico terrestre per una mobilità sostenibile", 2010 – 2015;
8. Cooperazione culturale e scientifica tra CIRRELT (Università di Montreal) e Dipartimento Scienze dell'Ingegneria Civile Università Roma Tre in relazione a temi di ricerca inerenti all'Ingegneria dei Trasporti (ICAR05), 2010 – 2014;
9. Sistema Integrato per la mobilità sostenibile: gestione del traffico urbano e monitoraggio dell'aria - SIMS (POR Puglia 2007-2013);
10. Fondo per gli investimenti sulla ricerca di base: "Sistema avanzato di tracciatura delle merci nei trasporti intermodali" dal 2008 al 2010;

11. Progetto di Ricerca di Rilevante Interesse Nazionale: “Valutazione Integrata e Monitoraggio nei Processi di sviluppo delle Grandi Aree Urbane Degradate” dal 2006 al 2007;
12. Fondo per gli investimenti sulla ricerca di base: “Interazione tra la regolazione semaforica ed i flussi di percorso su una rete stradale” dal 2005 al 2006;
13. Progetto di Ricerca di Interesse Nazionale: “Sistemi di trasporto non convenzionali: campi applicativi e analisi di fattibilità” dal 2005 al 2006.

Svolge attività di revisione per conto di convegni internazionali e riviste, in particolare: EUROPEAN Transport Research Review e IEEE Annual Conference on Intelligent Transportation Systems. Infine, è autrice di oltre 60 pubblicazioni su riviste e volumi di interesse nazionale ed internazionale.

CV Rosita De Vincentis

Rosita De Vincentis è nata a Roma il 23 maggio 1990. Nel 2020 ha conseguito la laurea magistrale in Ingegneria delle Infrastrutture Viarie e Trasporti, presso il Dipartimento di Ingegneria dell'Università degli Studi “Roma Tre”, discutendo una tesi dal titolo “Tecniche data-driven per la rappresentazione di comportamenti di mobilità multimodali su reti urbane”. Da gennaio a giugno 2020 ha effettuato un tirocinio curriculare per tesi di laurea magistrale presso ENEA principalmente incentrato sull’analisi di Floating Car Data.

Da settembre 2020 a maggio 2021 ha usufruito di una borsa di studio dal titolo “Analisi della domanda potenziale di micro-mobilità elettrica tramite banche dati Floating Car Data (FCD)” presso il Dipartimento di Ingegneria dell'Università degli Studi “Roma Tre”.

Da giugno 2021 a ottobre 2021 è vincitrice di una borsa di studio “Calibrazione e validazione di modelli di utilità aleatoria per la scelta modale comprensiva di sistemi di micromobilità elettrica e loro applicazione al contesto della città di Roma” presso il Dipartimento di Ingegneria dell'Università degli Studi “Roma Tre”.

Da novembre 2021 è vincitrice del concorso di dottorato di ricerca in Ingegneria Civile presso il Dipartimento di Ingegneria dell'Università degli Studi “Roma Tre”.

L’attuale ambito di ricerca si incentra sullo sviluppo di modelli di domanda data-driven e comportamentali e sulla micromobilità.

Possiede competenze specifiche di: 1) strumenti per la macro-simulazione dei trasporti; 2) strumenti per la calibrazione di modelli di domanda disaggregati comportamentali; 3) strumenti per la rappresentazione dei comportamenti di mobilità attraverso tecniche di Machine Learning; 4) analisi e manipolazione di banche dati geografiche attraverso Sistemi Informativi Geografici (GIS), Database a oggetti e CAD; 5) analisi di dati geolocalizzati come punti geo-referenziati e Floating Car Data; 6) analisi di banche dati alfa-numeriche attraverso database ad oggetti; 7) linguaggio di programmazione Python per analisi statistiche, territoriali, infrastrutturali e modellizzazione.

Svolge attività di supporto agli studenti nel corso di Pianificazione dei Trasporti presso il Dipartimento di Ingegneria dell'Università degli Studi “Roma Tre”.