



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



MINISTERO DELLO SVILUPPO ECONOMICO



Ricerca di Sistema elettrico

Studio e sviluppo di algoritmi per l'ottimizzazione della distribuzione urbana delle merci con veicoli elettrici

G. Fusco, S. Ricci, C. Colombaroni, F. Carrese

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA
CIVILE EDILE E AMBIENTALE



SAPIENZA
UNIVERSITÀ DI ROMA

Report RdS/PTR2019/031

Dicembre 2019

Report Ricerca di Sistema Elettrico

Accordo di Programma Ministero dello Sviluppo Economico - ENEA

Piano Triennale di Realizzazione 2019-2021 - I annualità

Obiettivo: Tecnologie

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

Work package: Mobilità

Linea di attività: Analisi ed approccio modellistico al problema di ottimizzazione dell'e-Last-mile. Algoritmi per la stima dei consumi del TPL urbano su ferro

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 *Sviluppo di algoritmi e di un sistema informatico di ottimizzazione della distribuzione urbana delle merci con veicoli elettrici.*

Responsabile scientifico ENEA: Ing. Maria Pia Valentini

Responsabile scientifico DICEA Sapienza Università di Roma: Prof. Gaetano Fusco

Indice

SOMMARIO	4
1 INTRODUZIONE	5
2 DESCRIZIONE DELLE ATTIVITÀ SVOLTE E RISULTATI	5
2.1 STUDIO E SVILUPPO DI ALGORITMI PER L'OTTIMIZZAZIONE DELLA DISTRIBUZIONE URBANA DELLE MERCI CON VEICOLI ELETTRICI	5
2.1.1 <i>Fattibilità della soluzione</i>	6
2.1.2 <i>Procedure esatte</i>	7
2.1.3 <i>Procedure euristiche</i>	7
2.1.4 <i>Procedure metaeuristiche</i>	9
2.2 ALGORITMI DI LOCALIZZAZIONE OTTIMA DELLE INFRASTRUTTURE DI RICARICA	12
2.3 SVILUPPO PROTOTIPALE DI UN ALGORITMO PER L'OTTIMIZZAZIONE DELLA DISTRIBUZIONE URBANA DELLE MERCI CON VEICOLI ELETTRICI	14
2.3.1 <i>Formulazione matematica</i>	14
2.3.2 <i>Procedura risolutiva</i>	17
2.4 INQUADRAMENTO DEL CASO DI STUDIO	23
2.4.1 <i>Stato attuale della logistica urbana</i>	23
2.4.2 <i>Criticità emerse dalla consultazione del PUMS</i>	24
2.4.3 <i>Mobilità Elettrica</i>	25
3 CONCLUSIONI	28
4 RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI	29
5 APPENDICE	31

Sommario

Il presente rapporto tecnico inquadra e formalizza le metodologie per la risoluzione del problema di distribuzione urbana delle merci con veicoli elettrici, focalizzando l'analisi delle problematiche riscontrate nell'area di studio, rappresentata dall'area centrale della città di Roma. La trattazione inizia con una disamina della letteratura scientifica sull'argomento, consistente in un'ampia casistica di varianti del ben noto *vehicle routing problem*. I diversi studi proposti in letteratura prospettano differenti combinazioni di vincoli introdotti nella formulazione del problema, riguardanti il tipo di alimentazione (a batterie, ibrida, ibrida plug-in) e la posizione e modalità di ricarica elettrica (lenta, rapida, con sostituzione delle batterie), oltre ad altri vincoli più classici sulla eterogeneità della flotta, la capacità dei veicoli, la rigidità delle finestre temporali.

Il problema è qui formulato come un problema di ottimizzazione dinamica dei giri delle consegne con vincoli di capacità in volume e peso, finestre temporali flessibili, veicoli elettrici a batteria, differenti modalità di ricarica e rigidità dei turni di guida.

Il metodo risolutivo è basato su un algoritmo dinamico di ottimizzazione di tipo ibrido, costituito da un algoritmo di clustering spaziale, da un algoritmo genetico e da un algoritmo euristico di scelta dell'istante ottimo di partenza dei veicoli.

La procedura risolutiva fornisce in output tutte le informazioni necessarie alla gestione della distribuzione delle merci e, per ogni consegna da effettuare, determina: il veicolo, il giro, l'ordine di consegna all'interno del giro, l'orario di partenza del giro e le stazioni di ricarica dove prevedere le eventuali soste per la ricarica delle batterie.

La procedura risolutiva è di tipo dinamico e consente di aggiornare l'insieme delle soluzioni ogni volta che si verifica un cambiamento di stato, come ad esempio: l'arrivo di nuove consegne da effettuare, il ritorno di un veicolo al deposito, il prematuro esaurimento dell'autonomia di un veicolo.

Infine, il rapporto presenta un inquadramento tipologico e funzionale dell'area di studio, costituita dall'area centrale della città di Roma, e fornisce una descrizione quantitativa della domanda di trasporto merci e dell'offerta di stazioni di ricarica elettrica e di spazi per il carico e scarico delle merci.

1 Introduzione

Il trasporto delle merci nelle aree urbane rappresenta una componente rilevante della mobilità complessiva; ancor più rilevante è il suo impatto sul livello di congestione a causa della inefficienza del processo logistico, estremamente parcellizzato e sull'ambiente, a causa della composizione del parco veicolare.

In vari Paesi europei sono state introdotte e si stanno introducendo ancora, soprattutto con il massiccio sviluppo dell'e-commerce, piattaforme logistiche urbane dove realizzare il consolidamento delle merci, al fine di razionalizzare il processo di distribuzione finale, ottimizzando i percorsi e il numero di veicoli utilizzati. La distribuzione nei Centri storici viene così riservata a veicoli compatibili con l'ambiente urbano. Lo svantaggio di questa strategia sta nel fatto che il consolidamento introduce un'operazione in più nel processo logistico e, oltre a richiedere spazi e personale, rischia di accrescere i costi del processo e dilatarne i tempi, disattendendo le crescenti esigenze di rapidità nell'approvvigionamento da parte del sistema della distribuzione. Perché la distribuzione delle merci avvenga in maniera compatibile sia con l'ambiente che con le attività economiche, è necessario sviluppare strategie gestionali e sistemi informativi dinamici in grado di utilizzare le tecniche di telecomunicazione e di calcolo per realizzare un servizio di distribuzione flessibile e gestibile in tempo reale.

Nell'Accordo di collaborazione con l'ENEA, l'Unità di Ricerca del Dipartimento di Ingegneria Civile, Edile e Ambientale (DICEA) della Sapienza ha come obiettivo la realizzazione di un software che si colloca fra gli strumenti ICT per la pianificazione ed ottimizzazione *day-to-day* della distribuzione urbana delle merci, oggetto tipico dei sistemi di SCP (Supply Chain Planning).

Nella formulazione del problema e nella progettazione del software, si assume che la distribuzione avvenga con veicoli elettrici, dotati di monitoraggio del livello di carica della batteria e utilizzi piazzole di carico/scarico con prenotazione.

Nel primo anno di progetto, il problema viene affrontato in termini metodologici, analizzandone i requisiti funzionali, le caratteristiche operative e gli algoritmi risolutivi.

Le attività del primo anno sono articolate in tre tematiche, trattate in altrettanti rapporti tecnici:

1. Distribuzione urbana delle merci con veicoli elettrici: problematiche e prospettive
2. Studio e sviluppo di algoritmi per l'ottimizzazione della distribuzione urbana delle merci con veicoli elettrici
3. Sviluppo di un modello di calcolo dei consumi elettrici del trasporto ferroviario.

Il presente Rapporto tecnico "Studio e sviluppo di algoritmi per l'ottimizzazione della distribuzione urbana delle merci con veicoli elettrici" rappresenta la prosecuzione logica del Rapporto tecnico "Distribuzione urbana delle merci con veicoli elettrici: problematiche e prospettive", che aveva trattato la formulazione matematica del problema e dei necessari vincoli per la corretta rappresentazione dei requisiti tecnici e funzionali, e affronta il conseguente problema del metodo di risoluzione del problema di distribuzione logistica nei centri urbani.

Le attività svolte vengono descritte nella sezione seguente, articolata nei seguenti capitoli:

- Algoritmi di ottimizzazione della distribuzione urbana delle merci con veicoli elettrici.
- Algoritmi di localizzazione ottima delle infrastrutture di ricarica.
- Sviluppo prototipale di un algoritmo per l'ottimizzazione della distribuzione urbana delle merci con veicoli elettrici.

Le conclusioni riassumono i risultati delle attività di ricerca e ne specificano il contributo utile per le fasi successive della ricerca.

2 Descrizione delle attività svolte e risultati

2.1 Studio e sviluppo di algoritmi per l'ottimizzazione della distribuzione urbana delle merci con veicoli elettrici

Il *Vehicle Routing Problem* (VRP) è un problema ampiamente studiato in letteratura, per il quale sono state proposte numerose procedure di risoluzione. Trattandosi di un problema NP-hard che richiede

l'ottimizzazione di un dato numero di consegne da eseguire verso destinazioni spazialmente separate, la maggior parte delle procedure risolutive utilizzate nei problemi di dimensioni realistiche sono euristiche o procedure ibride costituite da combinazioni di metodi diversi. Solo per problemi di piccole dimensioni sono state applicabili procedure esatte. Molte delle procedure VRP disponibili in letteratura, con opportuni adattamenti, sono applicabili anche per risolvere il problema di vehicle routing con veicoli elettrici (E-VRP). Una rassegna delle procedure presenti in letteratura per risolvere l'E-VRP e i relativi problemi è riportata nel seguito di questo paragrafo.

L'obiettivo dell'E-VRP è di determinare l'organizzazione ottimale delle consegne e dei percorsi di una flotta di veicoli a batteria BEV (Battery Electric Vehicles) per servire una serie di clienti, tenendo conto di un insieme di vincoli quali: la capacità di carico del veicolo, le finestre temporali delle consegne presso i diversi clienti, i turni di lavoro del personale di guida, le caratteristiche del parco macchine, la localizzazione delle stazioni di ricarica, le specificazioni del processo di ricarica (costante, lineare nel tempo, non lineare, con ricarica totale o parziale, combinazioni di diverse tecnologie di ricarica, sostituzione della batteria), tempo di percorrenza dipendente dal tempo e uso di una flotta con veicoli ibridi. La Figura 1 mostra la frequenza con cui i diversi vincoli sono stati considerati in 80 ricerche sull'E-VRP pubblicate nella letteratura scientifica internazionale.

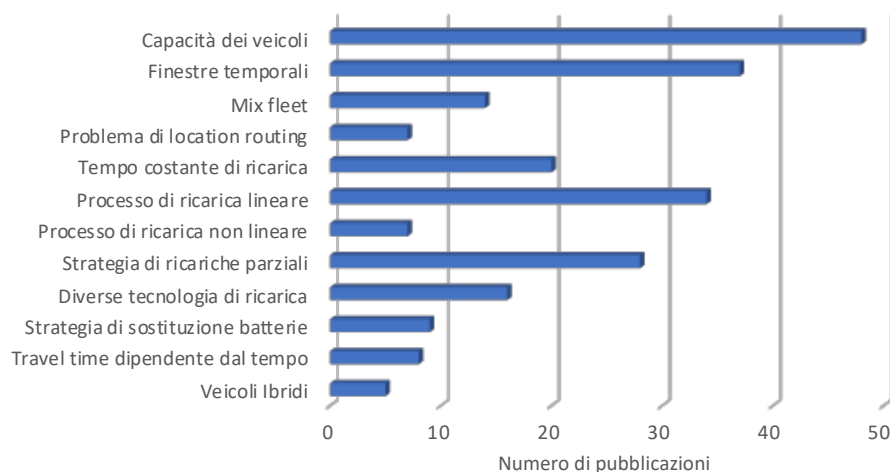


Figura 1. Distribuzione di frequenza di diversi vincoli in problemi E-VRP.

2.1.1 Fattibilità della soluzione

I metodi di ricerca di una soluzione dell'E-VRP possono seguire due differenti approcci nel trattare l'ammissibilità della soluzione: consentire solo soluzioni ammissibili o accettare anche soluzioni inammissibili. Considerare una soluzione inammissibile significa ammettere che alcuni clienti vengano serviti senza soddisfare tutti i vincoli del problema. Le procedure risolutive che ammettono solo soluzioni ammissibili ricercano in uno spazio di soluzioni limitato all'insieme di fattibilità; invece, le procedure che ammettono anche soluzioni inammissibili rilassano uno o più vincoli e consentono di ampliare la ricerca nello spazio delle soluzioni. Nell'E-VRP, la fattibilità si riferisce principalmente al carico del veicolo, alle finestre temporali dei clienti e ai vincoli energetici della batteria.

Nelle procedure con rilassamento dei vincoli, la funzione obiettivo è spesso definita con coefficienti di penalizzazione, che vengono aggiornati durante il processo di ricerca: all'inizio della ricerca sono consentite soluzioni inammissibili per cercare uno spazio di soluzione più ampio; progressivamente, con l'avanzamento del processo di ricerca, vengono aumentate le penalità per le soluzioni inammissibili.

Ad esempio, nel problema di vehicle routing con veicoli elettrici con ricarica parziale e finestre temporali di Keskin e Çatay [1], una consegna presso un cliente viene inserita nella soluzione solo se soddisfa i vincoli di finestra temporale e di carico. Se la soluzione non è ammissibile dal punto di vista energetico, viene inserita una stazione di ricarica lungo il percorso per rendere la soluzione completamente ammissibile. Se questa stazione di ricarica non è in grado di produrre la soluzione ammissibile in termini energetici, la procedura torna all'ultima soluzione ammissibile.

2.1.2 Procedure esatte

Le procedure esatte consentono di trovare la soluzione ottima solo per problemi con un numero limitato di clienti. In letteratura, sono stati risolti problemi fino a 360 clienti per il vehicle routing problem con vincoli di capacità e fino a 100 clienti per il vehicle routing problem con finestre temporali [2], [3]. Gli algoritmi esatti più utilizzati sono *branch-bound-cut-and-price*, la programmazione dinamica, la programmazione misto-intera e il partitioning set. Nel problema VRP con veicoli elettrici, molti ricercatori hanno formulato il problema come misto-intero e hanno risolto casi di limitata complessità utilizzando i software disponibili in commercio per la risoluzione di questi problemi. Per risolvere problemi di dimensioni realistiche diversi autori hanno applicato le procedure esatte in maniera ibrida, combinandole con procedure euristiche.

Koç e Karaoglan [4] hanno applicato al VRP l'algoritmo *branch-and-cut* unito ad un algoritmo *simulated annealing*, di natura euristica, e quattro strategie di miglioramento. Gli autori hanno riferito che 22 casi su 40 sono stati risolti in modo ottimale con questo metodo ibrido. Hiermann et al. [5] hanno risolto l'E-VRP applicando un algoritmo di *branch-and-price* su piccoli casi fino a 15 clienti. Desaulniers et al. [6] hanno presentato algoritmi di *cut-and-price* per quattro varianti del vehicle routing problem con veicoli elettrici e finestre temporali, differenziati a seconda della ricarica completa o parziale e delle ricariche, singole o multiple, su un singolo percorso. Su 696 casi, che hanno considerato 25, 50 e 100 clienti, rispettivamente il 98%, 90% e 27% è stato risolto in modo ottimale. In molti lavori, è stato applicato allo *Shortest Path* con vincolo di capacità un metodo di programmazione dinamica per migliorare le soluzioni metaeuristiche e trovare la configurazione ottimale dei percorsi. Pourazarm et al. [7] hanno applicato un metodo di programmazione dinamica per ottimizzare il problema con veicolo singolo o con veicoli multipli. Montoya et al. [8], per determinare il posizionamento ottimale delle stazioni di ricarica in un percorso con clienti fissi, hanno utilizzato un algoritmo cosiddetto ad impulsi, che invia impulsi alla rete e usa una strategia di pruning ("potatura") che evita che gli impulsi continuino a propagarsi attraverso la rete. Se l'impulso completa l'escursione della rete contiene tutte le informazioni necessarie per caratterizzare un percorso fattibile. Keskin e Çatay [9] hanno formulato il problema lineare misto-intero per ottimizzare le decisioni relative alla ricarica nei percorsi di veicoli BEV con posizioni fisse dei clienti da servire. Ad ogni iterazione, gli autori hanno risolto il problema in forma esatta applicando il programma CPLEXsolver. Infine, Froger et al. [10] hanno utilizzato un algoritmo *branch-and-bound* per risolvere il modello di partizione del grafo e scartare la selezione di percorsi non realizzabili.

2.1.3 Procedure euristiche

Le procedure euristiche cercano di risolvere il problema applicando specifiche strategie di ricerca, che non garantiscono l'ottimalità, ma che sono veloci e forniscono una soluzione di solito abbastanza soddisfacente. Nel campo di ricerca del Vehicle Routing Problem, le procedure euristiche possono essere suddivise in algoritmi costruttivi ed algoritmi migliorativi.

Algoritmi costruttivi

Gli algoritmi costruttivi sono spesso utilizzati per generare una soluzione iniziale mediante la costruzione di percorsi in serie o in parallelo. Le soluzioni sono costruite in modo "greedy" (vorace), il che spesso produce soluzioni del VRP che sono del 10-15% lontane da una soluzione ottimale [11]. In linea generale un metodo greedy costruisce una soluzione selezionando i suoi costituenti uno alla volta, in base ad un criterio predefinito e senza mai ritornare sulle selezioni già fatte. Nell'E-VRP, l'euristica costruttiva viene modificata e adattata alle caratteristiche del veicolo elettrico e ai controlli di fattibilità della soluzione.

L'algoritmo di risparmio (saving), modificato da Clarke e Right [12] con l'inserimento di stazioni di ricarica, viene utilizzato per generare una soluzione iniziale di diversi E-VRP e relativi problemi. L'algoritmo inizia con la creazione di percorsi di andata e ritorno per ciascun cliente. Successivamente, le stazioni di ricarica vengono inserite nel punto di minimo costo, sia in percorsi fattibili che non fattibili. Quindi, i percorsi che forniscono i maggiori risparmi vengono uniti e la procedura viene ripetuta fino a quando tutti i clienti vengono serviti.

L'algoritmo Sweep inserisce i clienti nel percorso in modo circolare, realizzando così una suddivisione dello spazio da servire abbastanza efficiente. I clienti vengono poi ordinati in base al valore di un angolo polare tra il deposito e il punto scelto casualmente. I clienti vengono quindi inseriti nel percorso nella posizione che causa il minimo aumento fino a che non viene violato un vincolo di percorso; in tal caso viene iniziato un nuovo percorso.

L'euristica Nearest Neighbour (o del vicino più prossimo) parte dal deposito e in ogni iterazione aggiunge al percorso il cliente che produce l'incremento di costo minimo rispetto ai clienti precedentemente selezionati. Il percorso viene chiuso quando viene violato un vincolo; allora viene aperto un nuovo percorso.

L'approccio "Route-first Cluster-second" costruisce un lungo percorso non ammissibile, di solito con l'algoritmo Nearest Neighbour, che viene successivamente suddiviso in più percorsi. La procedura di divisione può essere risolta con una partizione del grafo aciclico. Se la procedura genera soluzioni non realizzabili dal punto di vista energetico, viene applicato un algoritmo di localizzazione delle stazioni di ricarica per rendere ammissibile la soluzione energetica.

L'approccio "Cluster-first Route-second" divide i clienti in cluster e quindi ciascun cluster viene risolto come un problema di subrouting. Un esempio utilizzato nel VRP è l'algoritmo di clustering basato sulla densità proposto da Erdoğan e Miller-Hooks [13], che determina i cluster di clienti in base alla loro densità, garantendo che ogni cliente abbia almeno un numero predefinito di altri clienti entro un determinato raggio. Nel secondo passaggio, per ottenere i percorsi, viene eseguito l'algoritmo di maggiore risparmio di Clarke e Right [12].

Molti ricercatori hanno adottato per l'E-VRP una euristica di inserimento. L'idea generale dagli algoritmi di inserimento è di inserire o aggiungere in modo iterativo i clienti nei percorsi disponibili. Ad ogni passo dell'algoritmo, vengono selezionati un cliente ancora da servire, il percorso ad esso relativo e la sua posizione nel percorso che migliora la funzione obiettivo.

Questa selezione può essere deterministica, ma segue spesso un approccio stocastico con un processo di selezione randomica di uno tra i k migliori inserimenti in modo da diversificare la soluzione, come nelle metaeuristiche evolutive. In questi algoritmi, quando viene violato il vincolo energetico, viene aggiunto una stazione di ricarica al percorso per renderlo ammissibile dal punto di vista energetico. Quando viene violato un altro vincolo, come la capacità di carico del veicolo o le finestre temporali, viene aperto un nuovo percorso e la procedura viene ripetuta. Esempi di adattamenti all'E-VRP sono le euristiche di inserimento push-forward, k-PseudoGreedy e l'euristica di routing per ricarica, in cui viene determinato innanzitutto lo schema di ricarica presso il deposito e vengono successivamente eseguiti gli inserimenti dei clienti con il minimo incremento del costo.

Algoritmi euristici locali

Gli algoritmi di ricerca locale (*Local Search* nella letteratura anglosassone) partono da una soluzione ammissibile e cercano iterativamente di migliorarla effettuando semplici modifiche della soluzione corrente nel suo intorno (neighborhood). L'intorno viene esplorato applicando procedure di perturbazione basate su operatori locali. La ricerca si interrompe quando non è possibile trovare un miglioramento della soluzione nell'intorno della soluzione precedente, che costituisce quindi un ottimo locale. In molti lavori in letteratura sono utilizzate procedure di ricerca locale per affinare l'ottimizzazione del problema, combinandole con perturbazioni della soluzione che consentono di allontanarsi dall'ottimo locale. Spesso, i passi di perturbazione sono simili agli operatori di ricerca nell'intorno utilizzati nella fase di ricerca locale.

Nella letteratura dedicata alla risoluzione del problema di routing di veicoli elettrici gli operatori di ricerca locale più utilizzati sono:

- i. *2-Opt*, che consiste nel sostituire due archi della soluzione corrente con due nuovi archi, con possibilità di inversione della direzione del percorso;
- ii. *2-Opt**, che diversamente dall'operatore *2-Opt*, evita l'inversione di una direzione del percorso;
- iii. *4-Opt*, che sostituisce quattro archi consecutivi con quattro nuovi;
- iv. *Or-Opt*, che sostituisce tre archi con tre nuovi in modo da spostare una sequenza di tre nodi;
- v. *Swap*, che scambia due nodi della soluzione;
- vi. *FacilityInsertion* e *StationInsertion*, che inseriscono una stazione di ricarica nella migliore posizione tra le due visite consecutive tra le quali si verifica una violazione del vincolo di autonomia;
- vii. *InsertRemoveIf*, che inserisce una stazione di ricarica nella parte del percorso in cui si è verificata la violazione per rendere il percorso energeticamente ammissibile ed evitare ulteriori violazioni e rimuove anche le visite ridondanti alle stazioni di ricarica;
- viii. *RechargeRelocation*, che rimuove tutte le visite alle stazioni di ricarica e quindi tenta di inserire stazioni di ricarica in posizioni che portano a una soluzione migliore;
- ix. *GlobalChargingImprovement*, che rimuove tutte le visite alle stazioni di ricarica nel percorso e, se il percorso è ammissibile dal punto di vista energetico, si arresta; in caso contrario, risolve FRVCP per ottimizzare le posizioni delle stazioni di ricarica e l'entità della ricarica;
- x. *Relocate*, che rimuove un nodo dalla soluzione e lo inserisce in un'altra posizione nella soluzione;
- xi. *CrossExchange*, che trasferisce n_1 vertici consecutivi dalla rotta r_1 alla rotta r_2 e n_2 vertici consecutivi dalla rotta r_2 alla rotta r_1 ;
- xii. *RemoveSequence*, che è simile in quanto rimuove i vertici consecutivi da un solo percorso e li inserisce in un altro;
- xiii. *Resize*, *RelocateAndResize*, χ -*OptWithMode-Change* e *VehicleSwap*, che cambiano l'assegnazione del tipo di veicolo o la modalità di propulsione nei problemi eterogenei di E-VRP e HEV;
- xiv. *StationInRe*, che inserisce e rimuove una stazione di ricarica dalla soluzione verificando che la stazione di ricarica non sia già nella soluzione.

La scelta degli operatori di ricerca locale da applicare all'algoritmo risolutivo influenza fortemente i tempi di esecuzione e deve essere implementata in modo efficiente. Nell'E-VRP il vincolo sulla capacità della batteria influenza anche la fattibilità della finestra temporale e ne rende più complessa la valutazione. Quando un cliente deve essere inserito nel percorso, il controllo del carico e dell'energia può essere effettuato con uno qualsiasi degli operatori di ricerca locale. Le variabili che caratterizzano il percorso tra la posizione di inserimento e la stazione di ricarica successiva devono essere ricalcolate per conoscere il tempo di ricarica alla stazione successiva. Se non ci sono stazioni di ricarica nella seconda parte del percorso, non è necessario ricalcolare la soluzione. Goeke e Schneider [17], invece di calcolare in maniera accurata i consumi e determinare le condizioni che determinano la necessità di ricarica, hanno utilizzato una funzione di costo surrogato la cui valutazione è meno impegnativa. Hiermann et al. [18] hanno presentato un approccio diverso per il vehicle routing di una flotta ibrida eterogenea; inizialmente viene determinata la sequenza di cliente senza considerare le stazioni di ricarica; successivamente, nella valutazione del percorso vengono eseguiti gli inserimenti delle stazioni di ricarica e vengono calcolati i costi. Ogni volta che il percorso deve essere valutato, l'euristica calcola il costo del percorso applicando un algoritmo di etichettatura per determinare il posizionamento delle stazioni di ricarica e un algoritmo greedy per determinare la quantità di ricarica dei veicoli ibridi plug-in (PHEV). Poiché tale valutazione è ritenuta molto complessa, gli autori hanno eseguito le seguenti operazioni: (i) introdurre delle limitazioni dell'intorno di ricerca della soluzione dei percorsi per ciascun cliente; (ii) tenere traccia delle valutazioni delle modifiche della soluzione nella memoria cache; e (iii) introdurre limiti inferiori per valutare una modifica e quindi, se migliora la funzione obiettivo, eseguire la valutazione del percorso.

2.1.4 Procedure metaeuristiche

Numerosi studi sul problema di routing con veicoli elettrici impiegano procedure metaeuristiche per continuare l'esplorazione dopo la prima occorrenza locale di un ottimo locale. Una procedura metaeuristica può essere definita come una strategia che guida altre euristiche.

Queste procedure sono dette metaeuristiche perché non sono algoritmi specifici per un dato problema, ma sono metodi generali che possono essere applicati per tentare di migliorarne le prestazioni di molti diversi algoritmi di ricerca locale applicando più operatori secondo una strategia definita.

Le procedure metaeuristiche possono essere suddivise in metaeuristiche orientate all'esplorazione dell'intorno e metaeuristiche evolutive di una popolazione. Molto spesso, le metaeuristiche sono combinate insieme e adattate al problema; in tali occasioni, viene utilizzato il termine ibrido.

Metaeuristiche di esplorazione dell'intorno (o vicinato).

Un problema fondamentale che deve essere superato quando si intende modificare un algoritmo di ricerca locale consiste nel fatto che accettare passi che peggiorano il valore della funzione obiettivo pone il rischio di ritornare sulla precedente soluzione corrente, e quindi di entrare in un ciclo in cui si ripetono sempre le stesse soluzioni. E' quindi necessario porre in atto tecniche che impediscano, o comunque rendano altamente improbabile, l'entrata in un ciclo.

L'algoritmo di Simulated Annealing modifica l'algoritmo di ricerca locale sostituendo i criteri deterministici di selezione del nuovo punto nell'intorno corrente e di accettazione del passo successivo dell'euristica locale con criteri randomizzati. Il simulated annealing, ispirato all'imitazione del processo di raffreddamento fisico dei materiali vetrosi, controlla la ricerca tramite un parametro che viene appunto detto di temperatura. L'idea alla base dell'algoritmo è quella di permettere consistenti peggioramenti del valore della funzione obiettivo nelle fasi iniziali dell'esecuzione, in modo da evitare di rimanere intrappolati in ottimi locali molto lontani dall'ottimo globale. Dopo un numero sufficiente di iterazioni l'algoritmo dovrebbe aver raggiunto una parte dello spazio delle soluzioni vicine all'ottimo globale: a quel punto la temperatura viene diminuita per raffinare la ricerca. Molto spesso, il Simulated Annealing viene utilizzato come euristica di controllo per valutare soluzioni prodotte da altre euristiche. La probabilità di accettare una soluzione S_2 , peggiore dell'attuale migliore soluzione S_1 , viene calcolata dalla funzione Boltzmann [19] $(f(S_1) - f(S_2))/T$, dove T è il parametro di temperatura. Maggiore è il valore della temperatura, maggiore è la probabilità di accettare uno spostamento peggiorativo per sfuggire da un ottimo locale. La procedura inizia con alte temperature all'inizio e quindi la abbassa gradualmente così da restringere progressivamente lo spazio di ricerca della soluzione.

Il simulated annealing è una delle metaeuristiche più utilizzate per i criteri di accettazione delle soluzioni finalizzati di evitare l'intrappolamento in un ottimo locale; ma anche altri possono essere utilizzati a questo scopo. Tiwari et al. [26] hanno utilizzato la funzione di Cauchy per l'accettazione della soluzione, in quanto offre più opportunità di allontanarsi da un ottimo locale. Anche il principio "record-to-record", che aggiunge un valore negativo alla funzione obiettivo della migliore soluzione corrente, è stato usato per allontanarsi dall'ottimo locale [27].

Il Tabu Search è un processo metaeuristico che orienta la ricerca in modo da permettere di uscire da eventuali minimi locali mantenendo memoria di alcune informazioni sulle ultime soluzioni visitate. Il Tabu Search si allontana da un ottimo locale accettando una soluzione peggiore se è la migliore nello spazio esplorato. Gli archi che vengono eliminati dalla soluzione vengono archiviati nella lista tabu, il che proibisce il reinserimento degli archi eliminati in una parte della soluzione per un numero designato di iterazioni, che compongono la lista tabu. Quando viene trovata una nuova soluzione migliore della precedente, alcuni dei passi peggiorativi possono essere rimossi dall'elenco tabu. Nei problemi di routing con veicoli elettrici, per migliorare la procedura di ricerca l'algoritmo Tabu Search viene utilizzato insieme con algoritmi di ricerca locale.

La ricerca locale variabile è un algoritmo metaeuristico che cambia sistematicamente l'intorno ogni volta che non vi è alcun miglioramento nella fase di ricerca locale. Le modifiche si basano su strutture di ricerca locale predefinite. In ogni fase viene utilizzato un nuovo operatore, che dovrebbe evitare una ripetizione della soluzione precedente. La selezione degli operatori locali può essere deterministica o probabilistica.

La ricerca locale iterativa si basa sulla ripetizione successiva di ricerche locali a partire da una soluzione storica. Quando l'algoritmo ricerca locale finisce in un ottimo locale, viene applicata una perturbazione per allontanarsi da questo ottimo locale. La perturbazione può anche essere variata dinamicamente per evitare di rimanere intrappolati in minimi locali. L'efficacia della procedura dipende fortemente dalle procedure di

ricerca locali utilizzate. Montoya et al. [21] hanno applicato un algoritmo greedy che itera la ricerca locale insieme ad una metaeuristica di ricerca locale variabile deterministica per risolvere il problema di E-VRP. Per il problema di VRP con finestre temporali Macrina et al. [22] hanno combinato un algoritmo greedy di ricerca locale iterata con alcuni degli operatori di ricerca locale, usati nella fase di perturbazione.

Zhang et al. [23] hanno usato algoritmi di ricerca locale all'interno di un algoritmo metaeuristico ant colony. Sassi et al. [24] hanno applicato un paradigma simile di ricerca locale iterata, denominato Iterated Tabu Search, poiché hanno utilizzato contemporaneamente un algoritmo Tabu Search per l'esplorazione dello spazio delle soluzioni e un algoritmo di ricerca locale per la perturbazione della soluzione nel suo intorno.

La ricerca adattiva su intorni ampi (Adaptive Large Neighborhood Search) è un'estensione dell'euristica di ricerca locale nell'intorno che, durante il processo di ricerca, seleziona diversi operatori per scomporre e ricomporre la soluzione in modo adattivo in base alle prestazioni misurate nei passi precedenti. Per ogni operatore di scomposizione e ricomposizione, viene aggiornato il peso di ciascuna soluzione assegnando un punteggio nel seguente ordine (punteggi $\sigma_1 \geq \sigma_3 \geq \sigma_2$): (i) σ_1 se viene trovata una nuova soluzione migliore; (ii) σ_2 se la soluzione è migliore della precedente; (iii) σ_3 se la soluzione è peggiore della precedente ma è accettata a causa dei criteri di accettazione; e (iv) nessun aumento se la soluzione non viene accettata. E' da notare che il punteggio della soluzione peggiore σ_3 è maggiore del punteggio di una soluzione migliorativa σ_2 , in modo da premiare le soluzioni non migliorate che diversificano la ricerca [1]. Ad ogni iterazione, i pesi vengono aggiornati in base ai valori di peso precedenti e ai nuovi valori di punteggio.

Metaeuristiche evolutive.

Le metaeuristiche evolutive si basano su un principio analogo alla selezione naturale e simulano l'evoluzione di una popolazione e la sopravvivenza degli individui più adatti. Numerosi algoritmi metaeuristici sono stati utilizzati nel campo del VRP: algoritmi genetici, Ant Colony (colonie di formiche), Bee Colony (colonie di api), ottimizzazione dello sciame di particelle (Particle Swarm Optimization, PSO).

Gli algoritmi genetici si basano sulla definizione di una popolazione di individui, che rappresentano possibili soluzioni del VRP, che attraversano il processo di evoluzione. Tale processo include la valutazione delle prestazioni degli individui (fitness), la selezione dei genitori, il cross-over, la mutazione e la sostituzione della vecchia popolazione con una nuova. Gli aspetti più rilevanti per l'applicazione dell'algoritmo genetico al problema di vehicle routing sono la codifica del genoma che rappresenta la soluzione VRP, la definizione degli operatori di mutazione e di cross-over e la definizione della funzione di fitness per valutare gli individui nella popolazione che si riproducono e danno vita a dei figli nella generazione successiva o che sopravvivono nella generazione successiva (elitismo).

Alesiani e Maslekar [28] hanno applicato un algoritmo genetico per risolvere un problema di routing BEV. L'individuo è rappresentato come un array binario bidimensionale, in cui le righe rappresentano i percorsi e le colonne rappresentano le stazioni di ricarica. La popolazione iniziale contiene tutte le destinazioni possibili, le destinazioni senza stazioni di ricarica e le destinazioni appartenenti a percorsi con il vincolo di capacità della batteria.

L'algoritmo Ant Colony si basa su un'analogia con il comportamento delle formiche alla ricerca del cibo. Durante la ricerca, le formiche rilasciano degli ormoni detti feromoni, che si accumulano sul percorso più utilizzato, tracciando il percorso ottimale tra il cibo e il formicaio. L'algoritmo Ant Colony è costituito da tre procedure: inizializzazione dei feromoni, regolazione della probabilità e aggiornamento dei feromoni. Joo e Lim [29] hanno usato l'algoritmo Ant Colony per ottimizzare il consumo di energia e la velocità nel routing BEV. Nell'algoritmo, ogni formica, che rappresenta una possibile soluzione, seleziona il nodo successivo da visitare con una ricerca stocastica greedy, che combina informazioni euristiche su consumo di energia, velocità e feromoni.

L'ottimizzazione dello sciame di particelle imita il comportamento di gruppi di organismi come i banchi di pesci o gli sciami di uccelli. L'algoritmo traccia ogni spostamento dell'individuo (particella) nello sciame e quindi applica delle semplici procedure di avanzamento che guidano i movimenti di ciascun individuo nell'esplorazione dello spazio delle soluzioni con una direzione e una velocità formulate in modo da perseguire la ricerca dell'ottimo del problema ricercando contestualmente, con l'aggiunta di un termine aleatorio, la migliore soluzione personale e la migliore soluzione globale.

2.2 Algoritmi di localizzazione ottima delle infrastrutture di ricarica

Il problema di localizzazione delle stazioni di ricarica di veicoli elettrici non può essere disgiunto da quello dell'analisi della domanda di mobilità, che determina la quantità di energia richiesta per la mobilità e la localizzazione della domanda di ricarica elettrica; ciò è significativo in particolare per i veicoli di distribuzione delle merci, i cui percorsi possono essere programmati e oggetto di ottimizzazione.

Il problema di localizzazione delle stazioni di ricarica è stato oggetto di diversi lavori pubblicati nella letteratura scientifica. Questi studi pongono diversi obiettivi, quali i costi di investimento, i costi di manutenzione [31], i costi di accesso [32], i costi di costruzione [33] e complessivi di realizzazione delle stazioni di ricarica [34]. Xiong et al. [35] hanno introdotto nello studio del problema di localizzazione i comportamenti dei conducenti di veicoli elettrici volti a minimizzare i costi di ricarica e l'impatto dei veicoli elettrici sulle condizioni del traffico della rete stradale e sulla qualità del servizio delle stazioni di ricarica. Hanno quindi considerato l'impatto reciproco tra localizzazione delle stazioni di ricarica e attività di ricarica dei singoli conducenti di veicoli elettrici. Il tempo di attesa nelle stazioni di ricarica è inoltre preso in considerazione poiché è stato dimostrato che tempi di accodamento lunghi influenzano in modo significativo l'adozione dei veicoli elettrici [36].

Un problema pratico con cui ci si scontra spesso è quello della mancanza di dati. A questo proposito, Gkatzoflias et al. [37] hanno utilizzato diverse fonti di dati, in ambito urbano e regionale, per individuare le aree con un maggiore fabbisogno di infrastrutture di ricarica. In campo urbano, il primo elemento che viene considerato è la rete della distribuzione elettrica, in modo da minimizzare le spese per gli interventi necessari a collegare le stazioni di ricarica. Sono altresì importanti le limitazioni e la disponibilità di spazi, per cui assumono un ruolo importante i dati sulle attuali aree di parcheggio. Infine, hanno sviluppato un'analisi sulla domanda, esaminando statistiche residenziali e lavorative, stazioni e terminali per favorire l'integrazione col sistema di trasporto pubblico, e i servizi di accesso pubblico come ospedali e scuole. L'analisi, compiuta tramite sovrapposizioni di layer contenenti le sopracitate informazioni, riporta per ogni suddivisione della zona di studio un determinato punteggio, relativo alla convenienza e al bisogno di installazioni di stazioni di ricarica, come riportato in Figura 2.

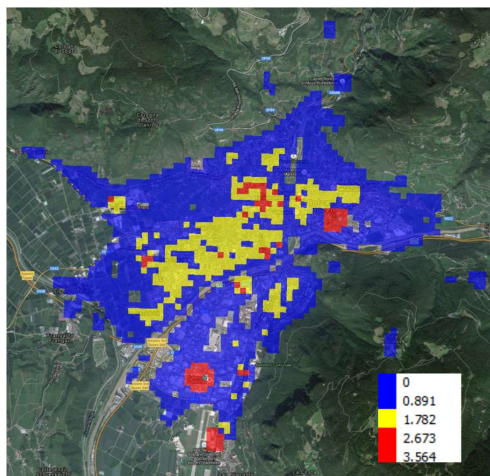


Figura 2. Livello urbano: punteggio per l'installazione di infrastruttura di ricarica (Fonte: [37]).

A livello regionale, poiché la rete di distribuzione elettrica è significativamente meno fitta che in campo urbano, le stazioni di ricarica dovrebbero preferibilmente essere collocate in aree già costruite, stazioni di

servizio o aree di sosta, al fine di ridurre al minimo i costi di investimento aggiuntivi. Vengono differenziati i casi di autostrade e strade rurali, separando per le prime i due sensi di marcia, e considerando una distanza massima di circa 60 km tra stazioni (distanza effettiva dalla strada e non distanza euclidea) [38]. Le stazioni o aree di sosta ottimali sono poi selezionate tra quelle fattibili in base a un algoritmo che confronta tutte le distanze sulla rete tra di loro. In Figura 3 vengono visualizzate le posizioni più adatte per l'installazione di altre stazioni di ricarica.

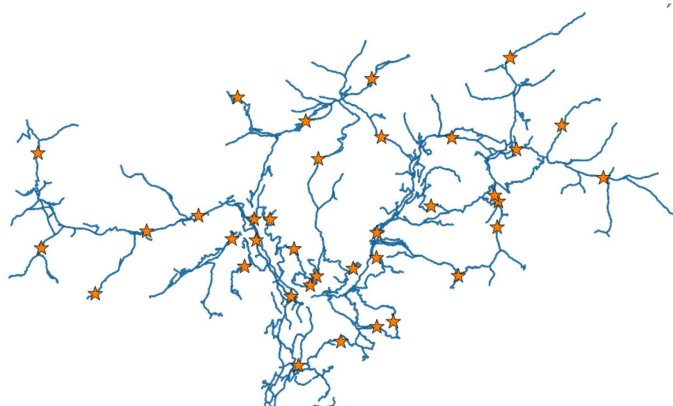


Figura 3. Livello regionale: posizioni suggerite per l'installazione di infrastruttura di ricarica (Fonte: [38]).

Poiché l'uso diffuso di dispositivi di localizzazione veicolare consente di tracciare gli spostamenti individuali ad una scala spaziale e temporale molto dettagliata, Vazifeh et al. [30] hanno proposto una nuova metodologia per un'ottimizzazione "data-driven" della posizione delle stazioni di ricarica per veicoli elettrici. Il problema è formulato come un problema di ottimizzazione discreta su una griglia geografica, con l'obiettivo di coprire l'intera area di studio minimizzando al contempo una funzione obiettivo che misura il disagio dei conducenti.

Nell'ambito della logistica urbana con veicoli elettrici, il posizionamento delle infrastrutture di ricarica svolge un ruolo fondamentale. La limitata autonomia dei veicoli elettrici impone vincoli aggiuntivi non banali quando si progettano percorsi di distribuzione efficienti. Molte aziende hanno considerato l'ubicazione delle stazioni e il percorso dei veicoli come due delle decisioni più importanti per ridurre i costi logistici. Per una società di logistica dotata di una flotta di veicoli elettrici, il costo del percorso è direttamente influenzato dalla strategia di localizzazione delle stazioni di ricarica.

Montoya [21] introduce un'estensione del problema di routing dei veicoli elettrici che considera una ipotesi più realistica sul processo di ricarica della batteria, assumendo una funzione di ricarica non lineare. Il problema consiste nell'ottimizzare le decisioni di ricarica (dove e quanto ricaricare) lungo un percorso effettuato per servire una sequenza fissa di clienti. Lo studio considera le aree semi-urbane come le applicazioni più interessanti per l'applicazione del problema di vehicle routing e localizzazione con ricariche parziali, in quanto nelle operazioni in città i percorsi tendono ad essere sufficientemente brevi da essere coperti senza necessità di ricarica a metà percorso; al contrario, nelle aree rurali i percorsi tendono ad essere abbastanza lunghi da richiedere ricariche multiple a metà percorso ma hanno più limitate possibilità di accesso alle infrastrutture di ricarica. L'algoritmo di localizzazione ottima parte quindi da una serie di posizioni generate casualmente e sposta iterativamente quelle posizioni cercando di ridurre al minimo la distanza totale tra le stazioni di ricarica e i clienti. In letteratura, sono considerati tre tipi di ricarica: lenta, moderata e veloce. I risultati di questi studi concludono che buone soluzioni del problema congiunto di vehicle routing e localizzazione delle stazioni di ricarica tendono a utilizzare più cariche a metà percorso, realizzando ricariche parziali che sfruttano il segmento iniziale non lineare della funzione di ricarica della batteria.

Londoño e Granada-Echeverri [39] hanno studiato il problema di localizzazione della stazione di ricarica con specifico riferimento ai veicoli elettrici per il trasporto di merci, soggetti a limiti di autonomia della batteria. Nello studio vengono esaminati diversi costi, come i percorsi dei veicoli elettrici, l'installazione e il consumo di energia e le perdite di energia elettrica dalla rete. La formulazione prevede l'applicazione del VRP con vincolo di capacità dello Shortest Path, mentre le localizzazioni ottime delle stazioni di ricarica vengono considerate come variabili in funzione della distanza percorsa dai singoli veicoli. In particolare, l'autonomia della batteria diventa un fattore critico per la posizione ottima delle stazioni di ricarica, poiché è espressa in termini di massima distanza percorribile dei veicoli elettrici.

2.3 Sviluppo prototipale di un algoritmo per l'ottimizzazione della distribuzione urbana delle merci con veicoli elettrici

2.3.1 Formulazione matematica

L'approccio utilizzato per l'ottimizzazione della distribuzione urbana delle merci con veicoli elettrici rientra nel problema *Electric Capacitated Vehicle Routing Problem with Time Windows e veicoli elettrici a batteria con ricariche parziali*. Il problema viene formulato come un problema di ottimo, con funzione obiettivo non lineare e vincoli sulla successione delle consegne, la capacità dei veicoli, le finestre temporali, l'autonomia dei veicoli.

Il modello così proposto estende il precedente lavoro di Valentini et al. [43] a considerare il caso di veicoli elettrici.

Si consideri un grafo composto da un insieme D di nodi, comprendenti:

- il deposito, assunto come origine 0
- l'insieme D' di nodi $\{i\}$ dove devono essere effettuate le consegne
- l'insieme D'' di nodi $\{h\}$ delle stazioni di ricarica, essendo $D'' \subseteq D'$
- l'insieme E di archi $\{i,j\}$, caratterizzati dal tempo di percorrenza t_{ij} e dal costo operativo c_{ij} .

A ciascun nodo dell'insieme D'' è associato un attributo che rappresenta la potenza del dispositivo di ricarica w_i .

A ciascun nodo i è associato un tempo di servizio σ_i necessario per scaricare dal veicolo la quantità q_i .

Ciascuna consegna i è identificata dalla sua destinazione $i \in D'$. Inoltre, per ciascuna consegna si introducono le ulteriori variabili rappresentate dalla classe h , dal peso q_i , dal volume v_i , oltre che dal tempo di servizio σ_i e dalla finestra temporale $[a_i, b_i]$.

Poiché una definizione flessibile di finestra temporale rappresentare meglio le istanze reali, si ammettono ritardi ed anticipi, che danno luogo a funzioni di penalità, variabili a seconda della classe h . Naturalmente, ciò richiede di calcolare il tempo di arrivo alla destinazione i .

Per la distribuzione delle consegne è disponibile una flotta di m veicoli, caratterizzati:

- una capacità di carico in peso Q_k
- una capacità in volume V_k
- una capacità della batteria B_k
- un costo operativo unitario c_k
- una funzione di consumo energetico γ_k
- una funzione di ricarica elettrica φ_k
- costi operativi c_{ijk} , dipendenti sia dal tipo di veicolo k che dal tempo τ nel quale il veicolo entra nell'arco ij .

Ad un veicolo è consentito arrivare al punto di consegna i prima dell'istante a_i ed attendere l'inizio della finestra temporale o arrivare dopo l'istante b_i pagando in questi due casi delle penalità. Ogni veicolo è vincolato a lasciare e rientrare al deposito entro il tempo di servizio $[a_0, b_0]$.

Con questi dati, il problema consiste in:

- assegnare le consegne $\{i\}$ ai giri $\{p\}$ definendo l'ordine di consegna, con $i \in D'$ e $p=1,2,...,n$
- assegnare i giri $\{i\}$ ai veicoli $\{k\}$, $k=1,2,...,m$
- determinare l'istante di partenza di ciascun giro p

- aggiornare lo stato del sistema in ogni intervallo di tempo τ .

Le variabili decisionali del problema così posto sono cinque: tre variabili binarie, una variabile discreta ed una variabile continua:

- x_{ijp} è 1 se e solo se nel giro p il punto i viene visitato immediatamente prima del punto j e 0 altrimenti;
- z_{jp} vale 1 se e solo se la consegna j è assegnata al giro p e 0 altrimenti;
- y_{kp} vale 1 se e solo se il giro p viene assegnato al veicolo k e 0 altrimenti;
- n è una variabile discreta che indica il numero di giri di consegna;
- s_{0p} è una variabile continua che indica il tempo di partenza del giro p dal deposito O .

Ogni variabile è definita con riferimento al generico intervallo di tempo τ , essendo un problema di natura dinamica.

La formulazione del problema consiste nel minimizzare la seguente funzione obiettivo, dipendente dal generico intervallo di tempo τ .

$$Z = \sum_{\tau=1}^T \sum_{i \in D} \sum_{j \in D} \sum_{k=1}^{m(\tau)} \sum_{p=1}^n c_{ijk}^{\tau} y_{kp}^{\tau} x_{ijp}^{\tau} + \sum_{i \in D} \sum_{h=1}^H b_{1,h} [\delta(s_{0,p})]_i^2 + b_2 \sum_{i \in D} [\eta(s_{0,p})]_i^2 + b_3 n_{\tau} - \sum_{i \in D} \sum_{h=1}^H b_{4,h} z_{i,p}^{\tau}$$

La funzione obiettivo è costituita dalla somma dei costi operativi di consegna, dalle penalità per possibili ritardi o anticipi delle consegne e dei guadagni corrispondenti alle consegne effettuate.

La funzione obiettivo deve essere minimizzata rispetto alle variabili decisionali y, x, z, n, s_{0p} , già introdotte. Inoltre, si è introdotta una differenziazione delle penalità tra le classi delle diverse consegne.

Si osservi che il numero $m(\tau)$ di veicoli disponibili al deposito è funzione del tempo.

Il primo termine della funzione obiettivo rappresenta i costi operativi del processo di consegna, il secondo ed il terzo termine sono le funzioni di penalità associate al ritardo δ o all'anticipo η di arrivo a destinazione. Il quarto termine è un costo fisso associato a ciascun giro in partenza, mentre l'ultimo è un guadagno connesso con le consegne effettuate.

La dipendenza dal tempo implica che una generica soluzione trovata al tempo τ possa essere cambiata durante il processo, o perché alla base logistica vengono prese in carico nuove consegne, o perché viene raggiunto il tempo di partenza o, infine, perché un veicolo è rientrato al deposito dopo aver completato un giro di consegne.

Nel seguito viene fornita la spiegazione del sistema vincolare del problema dinamico. L'equazione (1) stabilisce che ogni destinazione j di consegna debba essere visitata esattamente una volta nello stesso giro p :

$$\sum_{\tau=1}^T \sum_{j \in D} x_{ijp}^{\tau} = 1, \quad \forall i, j \in D, p = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

dove n è il numero totale di giri compiuti durante l'intero tempo di servizio T . La condizione non vale ovviamente per le stazioni di ricarica D'' .

I vincoli (2) impongono che una destinazione i visitata durante un giro p sia anche il punto di partenza della consegna successiva j .

$$\sum x_{ijp}^{\tau} - \sum x_{jip}^{\tau} = 0 \quad \forall i, j \in D, \forall \tau \in [0, T], p = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

I vincoli (13) e (14) richiedono che ciascun giro debba partire e fare ritorno al deposito. Inoltre, nessun giro può passare attraverso il deposito se non alla fine del giro.

$$\sum x_{jp} = 1, \quad \forall \tau \in [0, T], p = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$\sum x_{ip} = 1, \quad \forall \tau \in [0, T], p = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

Il vincolo (5) impone che in ogni intervallo di tempo τ tutti i giri siano assegnati ai veicoli e che ciascun giro possa essere assegnato al più ad un veicolo.

$$\sum_{k=1}^m \sum_{p=1}^n y_{kp}^\tau = 1, \quad \forall \tau \in [0, T] \quad (5)$$

Le equazioni da (1) a (5) sono relative ad una generica soluzione temporanea $\{y_{kp}, x_{ijp}, z_{jip}\}_\tau$ calcolata al generico istante τ . Il vincolo (6) impone che tutte le r consegne vengano effettuate durante il tempo di servizio della base logistica.

$$\sum_{\tau=1}^T \sum_{j \in D'} \sum_{p=1}^n z_{jip}^\tau = r, \quad \forall \tau \in [0, T] \quad (6)$$

I vincoli (7) e (8) impongono che il peso ed il volume totale di ciascun giro non eccedano rispettivamente la portata Q_k e la capacità volumetrica V_k , del veicolo cui il giro è stato assegnato.

$$\sum_{i \in D'} q_i \sum_{j \in D'} y_{kp}^\tau x_{ijp}^\tau \leq Q_k, \quad k = 1, 2, \dots, m, \quad p = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

$$\sum_{i \in D'} v_i \sum_{j \in D'} y_{kp}^\tau x_{ijp}^\tau \leq V_k, \quad k = 1, 2, \dots, m, \quad p = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

I vincoli (9) impongono che ciascun giro non possa partire prima che l'ultima consegna da effettuare sia stata caricata.

$$s_{0,p} \leq \max_{j \in D'} \left\{ \sum_{\tau=1}^{s_{0,p}} \sum_{p=1}^n (\alpha_j + \rho_j) z_{jip}^\tau \right\} \quad (9)$$

essendo $s_{0,p}$ il tempo di partenza del giro p , α_i l'istante di arrivo al deposito della consegna i e ρ_i il tempo di carico.

I vincoli (10) definiscono l'istante ω_j di arrivo a destinazione di una consegna in funzione del tempo di percorrenza t_{ij}^τ del tragitto ij nell'intervallo di tempo τ , del tempo d'inizio del servizio s_i e del tempo di scarico σ_i alla destinazione precedente i :

$$\omega_j = s_i + \sigma_i + t_{ij}^\tau, \quad i \in D, j \in D', \forall \tau \in [0, T] \quad (10)$$

Il vincolo (11) impone che un veicolo la cui autonomia prevista si esaurisca prima del ritorno alla base si fermi ad una stazione di ricarica nel corso del giro prima di rientrare al deposito:

$$\sum_{\tau=1}^T \sum_{j \in D} y_{kp}^\tau x_{ijp}^\tau \geq 1, \quad i \in D', k' = 1, 2, \dots, K'; \quad p = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

$$k \in K' \text{ if } \sum_{i \in D} \sum_{j \in D} y_{kp}^\tau x_{ijp}^\tau \gamma(q_i, l_{ij}, d_{ij}, d'_{ij}) > A_k^*, \quad k = 1, 2, \dots, m; \quad p = 1, 2, \dots, n, \forall \tau \in [0, T] \quad (12)$$

Essendo γ la funzione dei consumi energetici, dipendente dal peso q_i della generica consegna i ; dalla distanza l_{ij} tra i nodi i e j ; dalle differenze di quota da coprire complessivamente rispettivamente in salita d_{ij} e in discesa d'_{ij} tra i nodi i e j ; essendo inoltre K' l'insieme dei veicoli aventi una carica insufficiente a completare il proprio giro p , definito dall'equazione (12), D^* l'insieme di stazioni di ricarica raggiungibili prima dell'esaurimento della carica corrente della batteria, definito dall'equazione (13).

$$D \in D^* \text{ if } \sum_{i \in D} \sum_{j \in D} y_{kp}^\tau x_{ijp}^\tau \gamma(q_i, l_{ij}, d_{ij}, d'_{ij}) \leq A, \quad k = 1, 2, \dots, m; \quad p = 1, 2, \dots, n, \forall \tau \in [0, T] \quad (13)$$

I vincoli (14) e (15) impongono che una consegna non possa iniziare prima dell'inizio della finestra temporale.

$$s = u, \quad \text{if } \omega \leq u \quad i \in D \quad (14)$$

$$s = \omega, \quad \text{if } \omega > u \quad i \in D \quad (15)$$

Codice campo modificato

Le equazioni (16) e (17) definiscono rispettivamente il ritardo e l'anticipo della generica consegna.

$$\eta_i = \omega_i - u_i, \quad \text{if } \omega_i > u_i \quad i \in D \quad (16)$$

$$\delta_i = w_i - \omega_i, \quad \text{if } \omega_i > u_i \quad i \in D \quad (17)$$

Infine, le espressioni da (18) a (21) sono dei vincoli definitivi.

$$x_{ijp}^r \in \{0,1\} \quad \forall i,j \in D; p = 1,2, \dots, n \quad (18)$$

$$y_{kp}^r \in \{0,1\} \quad \forall i,j \in D; p = 1,2, \dots, n \quad (19)$$

$$z_{jp}^r \in \{0,1\} \quad \forall i,j \in D; p = 1,2, \dots, n \quad (20)$$

$$c_{ijk}^r \geq 0; b_{1,h} \geq 0; b_2 \geq 0; b_3 \geq 0; b_{4,h} \geq 0; \quad \forall i,j \in D'; k = 1,2, \dots, n; h = 1,2, \dots, H \quad (21)$$

2.3.2 Procedura risolutiva

Rispetto all'algoritmo di Valentini et al. (2007) [43], in cui ogni possibile destinazione coincideva con un punto di consegna, la presente formulazione estende l'insieme delle destinazioni per includere anche le stazioni di ricarica (eventualmente anche coincidenti con le destinazioni di consegna), introduce un vincolo

di autonomia per i veicoli e un modello di calcolo dei consumi di energia $\gamma(q_i, l_{ij}, d_{ij}, d'_{ij})$ per ciascuna classe veicolare k .

L'architettura della procedura risolutiva dell'algoritmo è ancora basata su un approccio ibrido clustering-algoritmo genetico che, per la sua struttura, riflette propriamente la natura del problema reale, che ha una propria dimensione spaziale, che rende appropriato un approccio di clustering delle destinazioni per limitare la ricerca di soluzioni poco convenienti, e la necessità di un frequente aggiornamento temporale per il completamento di alcune consegne, che rende nuovamente disponibile un veicolo precedentemente impegnato nei giri di consegna, e per il sopraggiungere di nuove consegne da effettuare. Poiché questo tipo di aggiornamento non richiede l'azzeramento della soluzione corrente, ma solo una sua parziale sostituzione, per questo problema risultano particolarmente appropriati gli algoritmi evolutivi, quali gli algoritmi genetici, che aggiornano progressivamente le popolazioni di elementi che rappresentano le possibili soluzioni, aggiungendo le nuove istanze ed eliminando quelle già risolte, ma mantenendo provvisoriamente la struttura delle soluzioni proposte per le istanze ancora da completare. Tra gli algoritmi evolutivi, sono stati selezionati gli algoritmi genetici, che sono definiti per la soluzione di problemi a variabili discrete, come il vehicle routing problem.

L'algoritmo genetico utilizzato ha la classica struttura sequenziale costituita da: generazione della popolazione iniziale, cross-over, mutazione, valutazione della fitness e riproduzione. A valle della scelta della soluzione viene applicato un semplice algoritmo di scelta dell'orario di partenza di ciascun giro. Il vantaggio della procedura ibrida sta nella possibilità di poter associare le probabilità di attivazione degli operatori genetici e la scelta degli elementi da modificare, in modo da mantenere una limitazione spaziale ragionevole alle alterazioni introdotte dagli operatori genetici.

L'architettura generale della procedura risolutiva è riportata nella Figura 4.

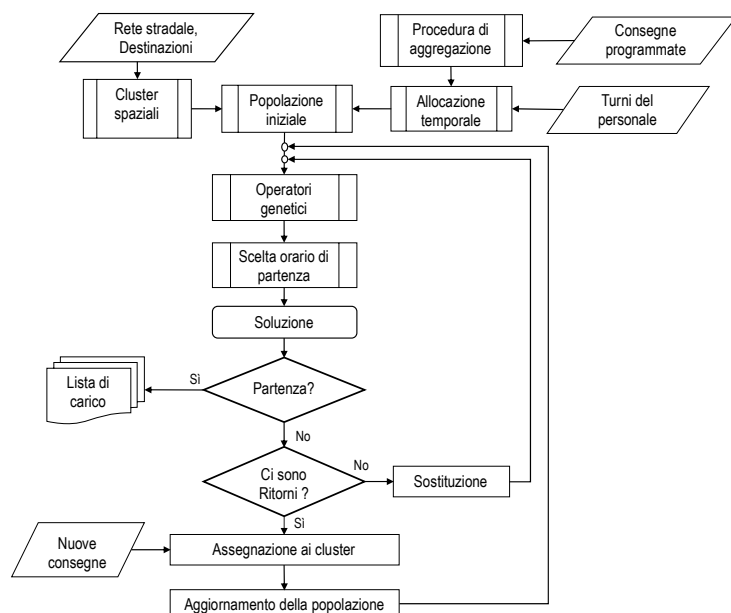


Figura 4. Architettura della procedura risolutiva.

Clustering delle consegne

L'algoritmo di clustering delle consegne opera in primo luogo una semplice suddivisione delle consegne nel tempo (distinguendo tra consegne antimeridiane e pomeridiane), quindi procede nell'applicazione di un algoritmo di cluster spaziale con la suddivisione in un numero di gruppi selezionabile dall'utente in funzione delle dimensioni dell'area da trattare, con il criterio di minimizzare la distanza interna a ciascun gruppo.

La logica dell'algoritmo di clustering spaziale è la seguente:

1. L'insieme dei cluster è posto inizialmente uguale all'insieme dei punti di consegna (ogni punto è un cluster).
2. Vengono calcolate le distanze euclidee tra tutte le coppie di punti.
3. I due punti di consegna più vicini (secondo la distanza calcolata sul grafo) sono aggregati nello stesso cluster;
4. Viene aggiornata la distanza tra il nuovo cluster ed un generico altro punto, calcolata approssimativamente come media aritmetica delle distanze euclidee dei punti appartenenti al cluster rispetto agli punti;
5. Vengono presi i successivi due punti più vicini e sono aggregati a loro volta in un unico cluster;
6. La procedura prosegue fino a che non viene raggiunto il numero di cluster voluto N_c .

In seguito all'operazione di clustering spaziale, ad ogni destinazione è associata un'etichetta che ne indica il cluster di appartenenza. In questo modo è possibile associare i cluster ai giri, assegnando ad ogni giro il cluster prevalente tra i punti di consegna di quel giro. Nel corso della procedura di ricerca della soluzione ottima, quindi, l'appartenenza di un generico punto di consegna ad un dato cluster indica che la sua allocazione ad un giro dello stesso cluster come la soluzione a priori più razionale.

Questa informazione viene utilizzata sia nell'algoritmo di generazione delle soluzioni iniziali che nei due algoritmi genetici di ottimizzazione della flotta e di ottimizzazione dei giri.

Definizione del genoma

Il genoma codifica le variabili oggetto dell'ottimizzazione in un formato adatto alla trattazione dell'algoritmo genetico e definisce compiutamente una possibile soluzione del problema.

Ogni riga definisce la corrispondenza fra ciascuna consegna, il veicolo cui è assegnata e la posizione nel giro che è assegnato al veicolo (Figura 5). Data la distribuzione preliminare delle consegne su due turni temporali, si assume che ogni veicolo effettui al più un giro diurno e un giro pomeridiano.

La compatibilità tra giri e veicoli è assicurata dal sistema vincolare che verifica le condizioni di capacità, autonomia e durata già in fase di generazione della popolazione iniziale. L'implementazione del sistema di condizioni di vincolo può essere utilizzata per rilassare l'ipotesi di unicità del giro, suddividendo in più giri, secondo l'implementazione dei vincoli di capacità, le eventuali consegne in eccesso rispetto alla capacità del veicolo.

Consegna	Veicolo	Posizione
1	3	13
2	2	6
3	n	8
...	...	...
i	p	X
...	...	...
D	1	7

Figura 5. Codifica del genoma.

Nell'algoritmo genetico ogni individuo rappresenta una possibile soluzione del problema. L'algoritmo parte da una popolazione iniziale che comprende numerose possibili soluzioni e le elabora, rappresentandone l'evoluzione nel passaggio da una generazione alla successiva, in modo da migliorarne le prestazioni.

Generazione della popolazione iniziale

L'algoritmo di generazione delle soluzioni iniziali attua una serie di operazioni euristiche che combinano le soluzioni "ragionate" fornite dall'algoritmo di *cluster analysis* con soluzioni casuali, consentendo all'utente di scegliere la quota da assegnare all'una o all'altra procedura di generazione.

Per ogni consegna la procedura segue con una certa probabilità P_c uno "schema casuale" o, con probabilità P_s , uno "schema seriale" che seleziona i giri (o missioni) in funzione del cluster di appartenenza.

Lo "schema casuale" prevede che per ogni consegna venga scelto casualmente il veicolo da usare; successivamente, tra le missioni già associate a quel veicolo ne viene scelta una a caso o, se è stata già raggiunta la capacità del veicolo, si crea una nuova missione in cui viene inserita la consegna.

Lo "schema seriale" assegna la generica consegna con probabilità $P_{cluster_G}$ ad una missione avente lo stesso cluster e con probabilità $1 - P_{cluster_G}$ ad una missione di un altro cluster. In ogni caso, la missione deve avere capacità sufficiente ad accogliere la consegna; se nessuna missione ha capacità sufficiente, genera una nuova missione che viene associata ad un veicolo casuale tra quelli non ancora usati, se ce ne sono.

Per evitare che nelle operazioni di cross-over venga troppo frequentemente violato il vincolo di capacità, nelle soluzioni iniziali si riempie il veicolo fino ad un certo livello α .

La dimensione della popolazione iniziale su cui l'algoritmo opera (e che viene mantenuta costante durante la progressione della procedura risolutiva) è uno dei parametri dell'algoritmo genetico e può essere preliminarmente selezionata dall'utente.

Cross-over

Nell'operazione di scambio incrociato (comunemente indicata come cross-over anche nella letteratura italiana) il patrimonio genetico dei due genitori si combina e si trasmette ai figli. La regola utilizzata è di generare una coppia di figli per ogni coppia di genitori, scegliendo in maniera casuale (con probabilità P_{cross}), per ciascuna colonna del genoma, a quale figlio vada una parte del patrimonio genetico del primo genitore ed assegnando, conseguentemente, all'altro figlio la parte restante del secondo genitore.

Il taglio del genoma con cui vengono individuate le due parti può essere effettuato con uno o più tagli, le cui posizioni sono definite (nel primo caso) da una variabile o (nel caso di più tagli) da un vettore di variabili casuali di dimensione pari al numero di tagli.

La probabilità di ciascun individuo di essere selezionato per la riproduzione è proporzionale al valore della funzione obiettivo, così che individui migliori hanno maggiori probabilità di trasmettere il proprio codice genetico. Inoltre, non a tutti gli individui è applicato il cross-over, ma solo ad una quota di essi scelta dall'utente.

Un esempio di applicazione della procedura di cross-over, applicata nella riproduzione di due ipotetici individui della popolazione, è riportato nella Figura 6.

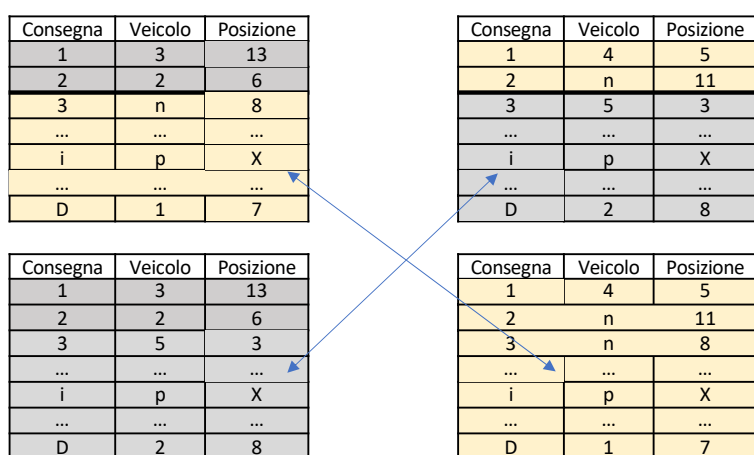


Figura 6. Esempio di cross-over tra due individui della popolazione.

Mutazione

L'operatore di mutazione realizza, con una data probabilità P_m definita dall'utente, una variazione di un gene di alcuni individui della popolazione.

La procedura di mutazione prende in ingresso il genoma da mutare, determina in base alla probabilità P_m se deve essere mutato e restituisce il genoma mutato.

Per ogni consegna, la mutazione consiste nello spostare una consegna da un veicolo ed assegnarla ad un altro veicolo. La scelta delle consegne da mutare viene pesata con l'appartenenza al cluster (Figura 7). In particolare:

- Si assegna una probabilità P_{mc} all'aggiunta di una consegna dello stesso cluster del giro e la probabilità $1-P_{mc}$ all'aggiunta di una consegna di un altro cluster rispetto a quello del giro.

La consegna mutata viene assegnata al nuovo giro in una posizione casuale e le posizioni delle altre consegne vengono riordinate di conseguenza.

Consegna	Veicolo	Posizione
1	3	13
2	2	6
3	5	3
...	...	...
i	p	X
...	...	...
D	2	8

→

Consegna	Veicolo	Posizione
1	3	13
2	2	6
3	3	14
...	...	...
i	p	X
...	...	...
D	1	7

Figura 7. Esempio di mutazione di un individuo della popolazione.

Verifica delle condizioni di capacità e durata

Dopo le operazioni di cross-over e di mutazione, si verificano le condizioni di capacità e di durata del giro: se per qualche giro queste condizioni non sono rispettate, si tolgono a quel giro le consegne in eccesso (scelta a caso) e le si aggiungono con probabilità P_{mc} ad un giro dello stesso cluster (se c'è), e con probabilità restante ad un altro giro scelto a caso dello stesso genoma.

Valutazione della funzione obiettivo

Al termine del processo riproduttivo (cross-over e mutazione, che determinano il carattere genetico dei nuovi individui) viene valutata la "fitness" di ciascun individuo calcolando il valore della funzione obiettivo descritta nel par.2.3.1 corrispondente al costo generalizzato complessivo per l'esecuzione dell'intero insieme di consegne.

Sulla base dei valori della fitness, viene effettuato un ordinamento degli individui e ne vengono individuati i migliori, che sono candidati ad essere conservati e sopravvivere nella generazione successiva.

Elitismo e riproduzione

All'utente è consentito di scegliere la percentuale P_e dei migliori individui da conservare e mantenere inalterata nella generazione successiva. L'elitismo è importante per evitare di perdere le soluzioni buone trovate nelle iterazioni precedenti.

Per ogni generazione, al termine del processo di elitismo, l'algoritmo genetico sostituisce la restante quota $(1-P_e)$ della popolazione esistente con i nuovi individui e costituisce così la nuova popolazione.

Calcolo dell'istante di partenza

Ai fini del calcolo dell'istante di partenza, viene applicata una semplice procedura di scelta, basata sulla regola secondo cui un arrivo in anticipo implica l'attesa dell'inizio della finestra temporale, mentre un arrivo in ritardo implica un incremento non lineare del costo. Da ciò consegue infatti che si possono verificare due condizioni:

- se il veicolo in attesa di partire è pieno, è preferibile farlo partire appena possibile, in modo da farlo tornare prima ed averlo nuovamente disponibile nel minor tempo possibile; inoltre, ogni ritardo oltre l'ultimo tempo di apertura dei punti di consegna (aggiunto naturalmente il tempo di trasporto) potrebbe comportare maggiorazioni di costo se violasse una finestra temporale e comunque non comporterebbe alcuna riduzione di costo, non essendo possibile a veicolo pieno effettuare miglioramenti della assegnazione delle consegne;
- se il veicolo in attesa di partire non è pieno, è utile attendere quanto più possibile (purché non si violi nessuna finestra temporale con conseguente incremento di costo) per continuare a riempire il veicolo ed ottimizzare così l'uso della risorsa.

Pertanto, il calcolo dell'istante di partenza avviene verificando che la condizione minima di istante di partenza del veicolo k , indicata nel seguito con t'_k , sia compatibile con la condizione massima, data dagli orari d'inizio delle consegne t''_k assegnate al veicolo k , per cui l'orario di partenza del veicolo i risulta:

$$t_k = \min \{t'_k; t''_k\}$$

essendo:

$$t'_k = \max_h \{a_i - t_{i,k} - (h_i - 1) t_c\}$$

$$t''_k = \min_h \{f_i - t_{i,k} - (h_i - 1) t_c\}$$

con il seguente significato dei simboli:

t'_k la condizione massima di istante di partenza del veicolo k ;

t''_k la condizione minima di istante di partenza del veicolo k ;

a_i l'inizio della finestra temporale della consegna i .

h_i il numero d'ordine della consegna i ,

f_i la fine della finestra temporale della consegna i ;

$t_{i,p}$ il tempo di viaggio per raggiungere la destinazione di consegna i nel giro del veicolo k ;

t_c il tempo necessario per effettuare una consegna.

Aggiornamento dinamico della popolazione

Il principale elemento distintivo dell'applicazione dell'algoritmo genetico in una procedura dinamica consiste nell'aggiornare la popolazione delle consegne in attesa di esecuzione ogni volta che arriva una nuova consegna (o un gruppo di consegne). Non appena si aggiunge una nuova consegna da effettuare, la popolazione che descrive la soluzione corrente non è più valida. Pertanto, la procedura di generazione della popolazione che era stata attuata per determinare la popolazione iniziale deve essere ripetuta ed applicata alle nuove consegne, che vengono così aggiunte alla popolazione corrente.

E' chiaro che, a differenza degli algoritmi genetici statici, il valore della funzione obiettivo cambia non solo con il progredire dell'algoritmo risolutivo, ma anche, nel corso della giornata, ogni volta che viene presa in carico una nuova consegna.

In particolare, quando vengono prese in carico nuove consegne la funzione obiettivo aumenta e diminuisce quando parte un giro di giro di consegna.

All'arrivo di nuove consegne viene peraltro aggiornata la popolazione delle soluzioni possibili, includendo le nuove consegne. E' chiaro quindi che nelle generazioni immediatamente successive all'aggiornamento la funzione obiettivo possa avere peggioramenti anche notevoli.

Questa caratteristica dell'algoritmo, in realtà, mal si concilia con la sua modalità di applicazione che prevede che, non appena si raggiunga l'orario di caricamento di un giro, venga stampata la lista di carico ed inizi il caricamento, adottando come soluzione definitiva per quel giro la soluzione ottenuta in quel momento. L'elaborazione procede quindi escludendo le consegne di quel giro. Potrebbe allora accadere che, poco prima dell'orario di caricamento di un giro (determinato dalla finestra temporale più restrittiva), arrivino alla base nuove consegne che, in seguito all'aggiornamento della popolazione, vengano in parte incluse nel giro in partenza, pur non essendo questa la loro allocazione ottimale. A questo punto, il giro partirebbe e non ci sarebbe più modo per ricalcolare una nuova soluzione più efficace.

Per evitare questo inconveniente, è prevista una procedura di controllo che viene attuata dopo l'arrivo di nuove consegne ed impone di effettuare un numero minimo di nuove generazioni, prima di avviare il caricamento delle consegne di un giro in partenza.

2.4 Inquadramento del caso di studio

2.4.1 Stato attuale della logistica urbana

Il sistema logistico dell'area metropolitana di Roma mostra una situazione di dispersione e frammentazione delle strutture dedicate alla movimentazione e stoccaggio, frutto di misure sporadiche e non sistematiche: tali strutture sono spesso di piccole dimensioni e dislocate sul territorio in modo non ottimizzato, utilizzate per la prevalente funzione distributiva sull'area romana.

I principali nodi operanti in ambito metropolitano sono:

- terminale ferroviario di Santa Palomba, posto sulla linea Roma-Formia-Napoli, a servizio dell'Area di Sviluppo Industriale di Pomezia-S. Palomba;
- porto di Civitavecchia, principale struttura regionale per il traffico di merci e contenitori, posto in prossimità della SS 1 Aurelia e raccordo Civitavecchia-Viterbo;
- cargo city a Fiumicino che opera nel settore delle spedizioni aeree, collegato con la direttrice Roma-Fiumicino;
- Centro Agroalimentare di Roma (CAR) presso Guidonia Montecelio, polo logistico per commercializzazione dei prodotti ortofrutticoli ed ittici, raggiungibile attraverso la SS Tiburtina, o dall'Autostrada dei Parchi A24 Roma-L'Aquila.

Ulteriori strutture localizzate nell'area metropolitana, sorte grazie all'iniziativa privata e specializzate nei servizi logistici, tendono a soddisfare la crescente domanda di beni di consumo prodotta anche dall'e-commerce, con centri di smistamento nel quadrante sud dell'area metropolitana, concentrati nel bacino di Pomezia e in quello a nord ubicati presso il bacino di Fara in Sabina. Infine, in ambito urbano gli scali ferroviari di San Lorenzo nel quadrante est e quello di Roma Smistamento, a nord, svolgono un ruolo marginale in termini di traffico merci.

In ambito urbano ove vige il regime di sosta tariffata, oltre 1.600 stalli sono dedicati alle operazioni di carico e scarico, concentrati prevalentemente nei Municipi I e II, come mostrato nella tabella per i 29 ambiti considerati. Gli ambiti Nomentano, Trieste e Della Vittoria presentano le maggiori consistenze in termini di offerta, concentrando il 28% degli stalli.

Tabella 1. Offerta di sosta per veicoli merci per ambiti area urbana di Roma

Ambito	Stalli merci	Ambito	Stalli merci
Appio Latino	8	Ostiense	45
Aurelio	13	Ostiense	14
Borgo	28	Parioli	39
Campitelli Ripa	5	Pianciano	61
Castro Pretorio	98	Prati	89
Celio	12	Ripa	7
Centro storico	31	Salario	68
Della Vittoria	122	San Saba	12
Esquilino	107	Testaccio	19
E.U.R.	9	Tiburtino	60
Flaminio	37	Trastevere	49
Ludovisi Sallustiano	52	Trieste	164
Montesacro	19	Trionfale	115
Monti	51	Tuscolano	28
Nomentano	166	Totale	1607

D'altro canto, un mezzo in doppia fila causa riduzione della carreggiata, rallentamenti, e dunque crea congestione, percepita dai cittadini come un disagio dovuto da un eccessivo numero di mezzi commerciali circolanti.

Gli operatori, oltre alle preoccupazioni per le cattive condizioni del manto stradale, in alcuni casi lamentano la mancanza di coordinamento del sistema distributivo, la mancanza di regolamentazione semplice, chiara e stabile nel tempo, la scarsa propensione al consolidamento del carico, la **carenza di aree perimetrali** da cui far partire mezzi più sostenibili per garantire la copertura dell'ultimo miglio. Anche i cittadini considerano la creazione di nuove aree o spazi attrezzati ove effettuare le necessarie operazioni di carico/scarico un'occasione di riqualificazione urbana, laddove sia prevista in zone attualmente degradate e in stato di abbandono.

Alcune questioni producono visioni contrastanti tra i diversi portatori di interesse: si pensi, ad esempio, alla scarsità di suolo (strada e parcheggi), alla difficile gestione delle finestre temporali di accesso alle aree a traffico limitato (troppo estese per i cittadini, troppo ristrette per gli operatori) o alle numerose richieste dei trasportatori di poter scaricare le merci in orario notturno, avversate sia dai cittadini, preoccupati di dover subire turbative acustiche durante il sonno, sia dai commercianti, che temono di dover sostenere costi aggiuntivi per il presidio in orario di chiusura del proprio esercizio commerciale.

Un'ultima nota riguarda lo sviluppo dell'**e-commerce** che, in una prospettiva futura, può provocare forti criticità al sistema distributivo e di cui è bene tener conto. Che si parli di beni voluttuari (abbigliamento, elettronica, libri ecc.) o di *e-grocery* (consegna a domicilio della spesa effettuata online), la tendenza dei cittadini a richiedere quanto ordinato nel più breve tempo possibile costituisce una vera sfida alla sostenibilità nel trasporto urbano delle merci. In assenza di qualsiasi tipo di regolamentazione, infatti, il rischio è quello di una proliferazione di viaggi dedicati alla consegna di un singolo collo a qualsiasi ora il cliente lo desideri e ovunque sul territorio.

2.4.3 Mobilità Elettrica

Il Piano della mobilità elettrica 2017-2020 di Roma Capitale [42] definisce una rete di infrastrutture di ricarica ultraveloce AP (corrente alternata a 43 kW e 50 kW in corrente continua) disposta su due anelli concentrici della maglia urbana di viabilità principale (Figura 9):

- Il primo anello è costituito dal GRA (perimetro zona 4 del PGTU di Roma) che consente di intercettare i flussi in penetrazione/uscita dalla città e le principali relazioni traffico tangenziali: la localizzazione ideale delle postazioni di ricarica rapida è nelle stazioni di servizio, impianti che hanno presumibilmente già l'adeguata fornitura di energia elettrica coerente con le esigenze di *fast recharge*. Considerando una distanza di 50 Km tra gli impianti di ricarica veloce sulla rete autostradale, si vede dalla figura come questa infrastrutturazione garantisca una copertura fino ad oltre il confine dell'area metropolitana, con una visione programmatica quindi di area vasta.
- Il secondo anello è costituito dalla fascia perimetrale delle mura aureliane (perimetro della zona 2 del PGTU), con una rete di impianti a servizio della mobilità di accesso alle zone centrali della città. La distanza tra i due anelli è mediamente di 9 km e quindi un veicolo con esigenze di ricarica rapida può trovare un impianto ad una distanza di circa 5 km (distanza indicativa). Gli impianti di questo anello potrebbero essere ubicati anche in parcheggi in struttura ed eventualmente gestiti da operatori. La figura seguente localizza la posizione di massima di questi impianti.

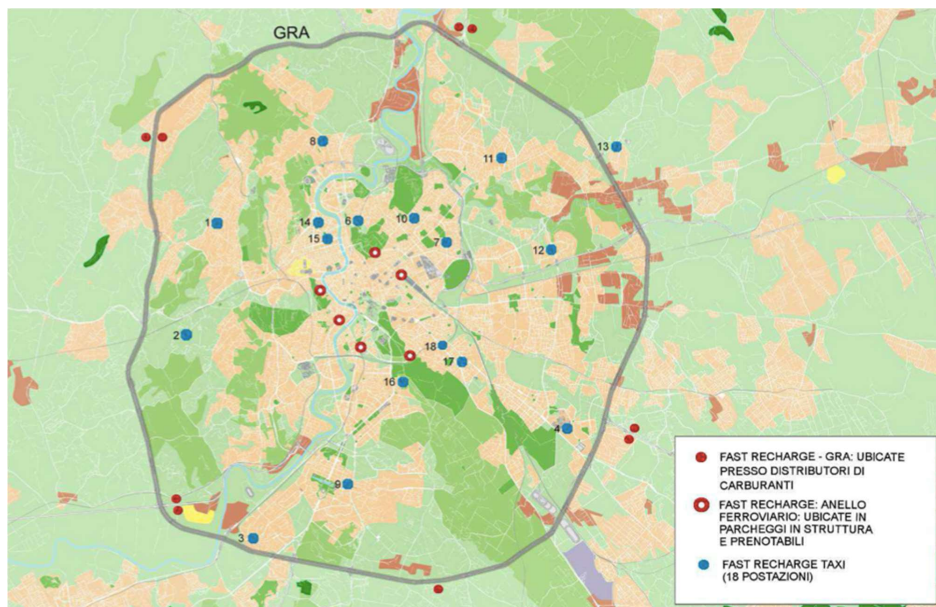


Figura 9. Localizzazione di massima degli impianti di ricarica ad alta potenza secondo il Piano della mobilità elettrica 2017-2020 di Roma Capitale.

Roma Servizi per la Mobilità ha predisposto una pagina Internet che consente di visualizzare la posizione di tutti i punti di ricarica elettrica esistenti o in costruzione (Figura 10) e che permette inoltre a tutti gli utenti potenziali di segnalare la necessità di nuovi impianti indicando il luogo dove ce ne è più bisogno, facilitando punti di incontro tra domanda e offerta. Sul portale Internet è possibile anche visualizzare l'insieme dei punti d'installazione segnalati dagli utenti, ottenendo le mappe riportate a titolo esemplificativo in Figura 11 e in Figura 12.

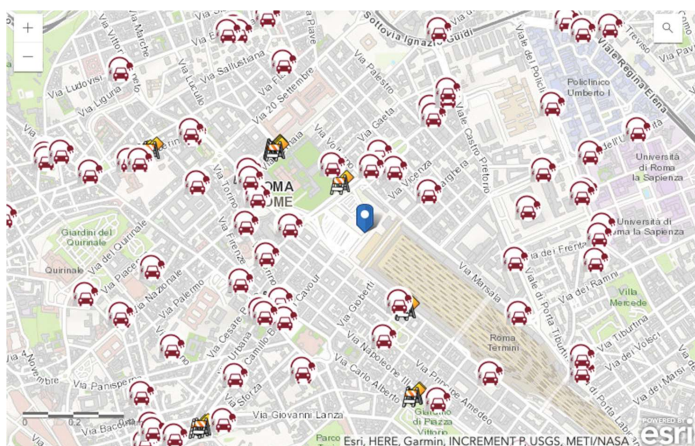


Figura 10. Punti di ricarica disponibili e quelli in costruzione (immagine della mappa interattiva disponibile dalla pagina web: <https://romamobilita.it/it/progetti/mobilita-elettrica>).

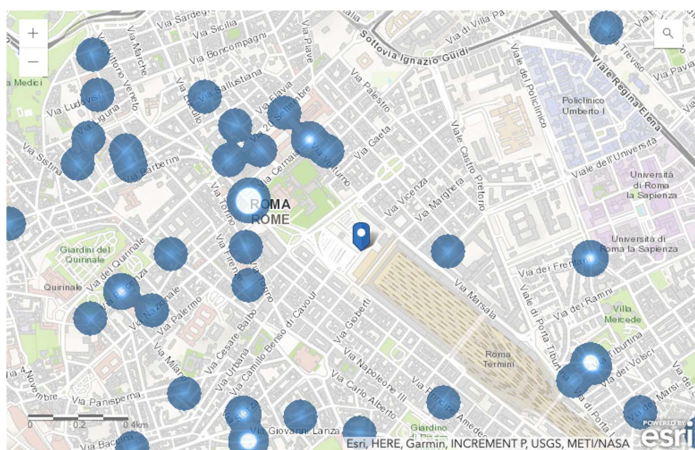


Figura 11. Mappa della domanda desiderata di punti di ricarica elettrica (immagine della mappa interattiva disponibile dalla pagina web: <https://romamobilita.it/it/progetti/mobilita-elettrica>, dettaglio dell'area circostante la stazione Termini).

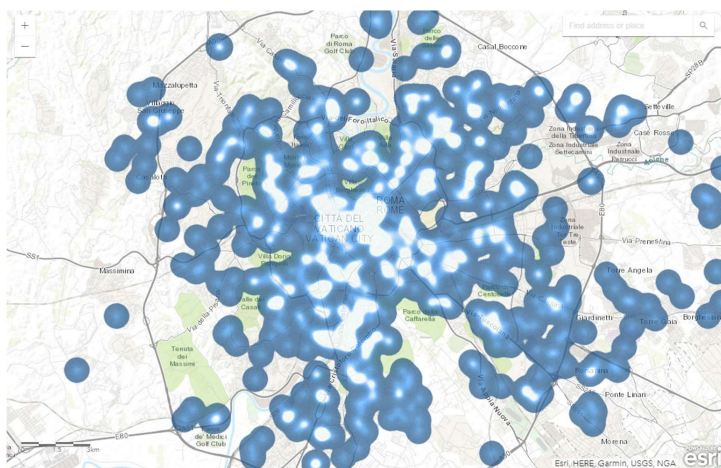


Figura 12. Mappa della domanda desiderata di punti di ricarica elettrica (immagine della mappa interattiva disponibile dalla pagina web: <https://romamobilita.it/it/progetti/mobilita-elettrica>, estensione sull'intera area entro il Grande Raccordo Anulare).

La stima delle posizioni di ricarica è stata effettuata considerando un fabbisogno di punti di ricarica al 2020 pari al 10% dei veicoli circolanti, da cui risultano circa 850 punti per il Comune di Roma e 1.350 per la Città Metropolitana.

Tenendo conto che per ogni colonnina di ricarica è possibile alimentare 2 veicoli in contemporanea, il fabbisogno stimato di colonnine di ricarica è pari a circa 430 per il territorio del Comune di Roma e circa 700 per il territorio della Città Metropolitana, secondo la distribuzione spaziale illustrata in Figura 13.

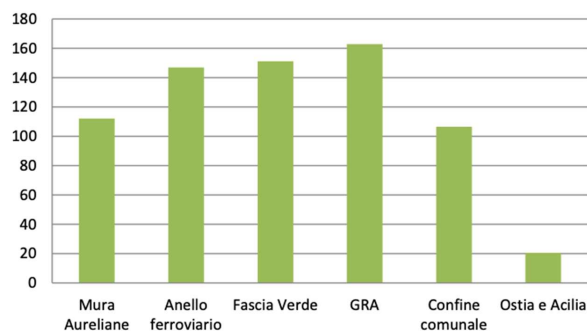


Figura 13. Fabbisogno di colonnine di ricarica al 2020 per diverse aree concentriche dell'area del Comune secondo il Piano della mobilità elettrica 2017-2020 di Roma Capitale.

Il Piano della mobilità elettrica 2017-2020 non prevede alcuna misura per la distribuzione delle merci, per il quale riconosce la necessità di uno specifico studio organico, e rimanda al PGTU per le relative decisioni programmatiche.

3 Conclusioni

Il presente rapporto tecnico ha descritto l'algoritmo di ottimizzazione della distribuzione delle merci con veicoli elettrici che sarà utilizzato nell'applicazione oggetto della seconda fase della ricerca. Preliminarmente alla formulazione del problema, è stata presentata una rassegna dei principali approcci presenti in letteratura scientifica sulla risoluzione del problema di vehicle routing con veicoli elettrici.

L'approccio prescelto per l'applicazione rientra nella categoria degli Electric Capacitated Vehicle Routing Problem with Time Windows and Battery Electric Vehicles con ricariche parziali. Il problema viene formulato come un problema di ottimo, con funzione obiettivo non lineare e vincoli sulla successione delle consegne, la capacità dei veicoli, le finestre temporali, l'autonomia dei veicoli.

Il modello proposto estende il precedente lavoro di Valentini et al. [43] in modo da considerare il caso di veicoli elettrici ed introduce il vincolo di autonomia elettrica ed un modello di calcolo dei consumi elettrici.

L'architettura della procedura risolutiva dell'algoritmo è basata su un approccio ibrido che abbina un metodo di clustering ed un algoritmo genetico. Questo approccio ibrido riflette propriamente la natura del problema reale, dotato di una propria dimensione spaziale, che rende appropriato un approccio di clustering delle destinazioni per limitare la ricerca di soluzioni poco convenienti, ed è caratterizzato dalla necessità di un frequente aggiornamento temporale per considerare sia il ritorno dei veicoli al completamento dei corrispondenti giri di consegne sia il sopraggiungere di nuove consegne da effettuare.

Il principale elemento distintivo dell'applicazione dinamica dell'algoritmo genetico consiste nell'aggiornare la popolazione delle consegne in attesa di esecuzione ogni volta che arriva una nuova consegna (o un gruppo di consegne). La procedura risolutiva è completata da un algoritmo euristico di scelta dell'orario di partenza.

Nel rapporto è stata presentata anche una descrizione qualitativa e funzionale del sistema di trasporto delle merci nell'area di studio, costituita dal Centro della città di Roma. Quest'area è dotata di circa 1600 stalli per il carico e scarico delle merci, giudicati insufficienti dai soggetti portatori d'interesse indagati nella fase di consultazione del Piano Urbano della Mobilità Sostenibile, e da un'analoga carenza di aree perimetrali da cui far partire mezzi più sostenibili per garantire la copertura dell'ultimo miglio.

Il Piano della mobilità elettrica 2017-2020 di Roma Capitale prevede una rete di infrastrutture di ricarica ultraveloce AP (corrente alternata a 43 kW e 50 kW in corrente continua) disposta su due anelli concentrici della maglia urbana di viabilità principale costituita da circa 430 per il territorio del Comune di Roma e circa 700 per il territorio della Città Metropolitana.

4 Riferimenti bibliografici

- [1] M. Keskin and B. Çatay, "Partial recharge strategies for the electric vehicle routing problem with time windows," *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, 2016.
- [2] D. Pecin, A. Pessoa, M. Poggi, and E. Uchoa, "Improved branch-cut-and-price for capacitated vehicle routing," *Math. Program. Comput.*, 2017.
- [3] R. Baldacci, A. Mingozzi, and R. Roberti, "Recent exact algorithms for solving the vehicle routing problem under capacity and time window constraints," *Eur. J. Oper. Res.*, 2012.
- [4] Ç. Koç and I. Karaoglan, "The green vehicle routing problem: A heuristic based exact solution approach," *Appl. Soft Comput. J.*, 2016.
- [5] G. Hiermann, J. Puchinger, S. Ropke, and R. F. Hartl, "The Electric Fleet Size and Mix Vehicle Routing Problem with Time Windows and Recharging Stations," *Eur. J. Oper. Res.*, 2016.
- [6] G. Desaulniers, F. Errico, S. Irnich, and M. Schneider, "Exact algorithms for electric vehicle-routing problems with time windows," *Oper. Res.*, 2016.
- [7] S. Pourazarm, C. G. Cassandras, and A. Malikopoulos, "Optimal routing of electric vehicles in networks with charging nodes: A dynamic programming approach," in *2014 IEEE International Electric Vehicle Conference, IEVC 2014*, 2015.
- [8] A. Montoya, C. Guéret, J. E. Mendoza, and J. G. Villegas, "A multi-space sampling heuristic for the green vehicle routing problem," *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, 2016.
- [9] M. Keskin and B. Çatay, "A matheuristic method for the electric vehicle routing problem with time windows and fast chargers," *Comput. Oper. Res.*, 2018.
- [10] A. Froger, J. E. Mendoza, O. Jabali, and G. Laporte, "A Matheuristic for the Electric Vehicle Routing Problem with Capacitated Charging Stations," *Res. Rep.*, 2017.
- [11] T. Vidal, T. G. Crainic, M. Gendreau, and C. Prins, "Heuristics for multi-attribute vehicle routing problems: A survey and synthesis," *Eur. J. Oper. Res.*, 2013.
- [12] G. Clarke and J. W. Wright, "Scheduling of Vehicles from a Central Depot to a Number of Delivery Points," *Oper. Res.*, 1964.
- [13] S. Erdoğan and E. Miller-Hooks, "A Green Vehicle Routing Problem," *Transp. Res. Part E Logist. Transp. Rev.*, 2012.
- [14] M. Schneider, A. Stenger, and J. Hof, "An adaptive VNS algorithm for vehicle routing problems with intermediate stops," *OR Spectr.*, 2015.
- [15] Á. Felipe, M. T. Ortuño, G. Righini, and G. Tirado, "A heuristic approach for the green vehicle routing problem with multiple technologies and partial recharges," *Transp. Res. Part E Logist. Transp. Rev.*, 2014.
- [16] P. Shaw, "Using constraint programming and local search methods to solve vehicle routing problems," in *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 1998.
- [17] D. Goeke and M. Schneider, "Routing a mixed fleet of electric and conventional vehicles," *Eur. J. Oper. Res.*, 2015.
- [18] G. Hiermann, R. F. Hartl, J. Puchinger, and T. Vidal, "Routing a mix of conventional, plug-in hybrid, and electric vehicles," *Eur. J. Oper. Res.*, 2019.
- [19] V. F. Yu, A. A. N. P. Redi, Y. A. Hidayat, and O. J. Wibowo, "A simulated annealing heuristic for the hybrid vehicle routing problem," *Appl. Soft Comput. J.*, 2017.
- [20] M. Schneider, A. Stenger, and D. Goeke, "The electric vehicle-routing problem with time windows and recharging stations," *Transp. Sci.*, 2014.
- [21] A. Montoya, C. Guéret, J. E. Mendoza, and J. G. Villegas, "The electric vehicle routing problem with nonlinear charging function," *Transp. Res. Part B Methodol.*, 2017.
- [22] G. Macrina, L. Di Puglia Pugliese, F. Guerriero, and G. Laporte, "The green mixed fleet vehicle routing problem with partial battery recharging and time windows," *Comput. Oper. Res.*, 2019.
- [23] S. Zhang, Y. Gajpal, S. S. Appadoo, and M. M. S. Abdulkader, "Electric vehicle routing problem with recharging stations for minimizing energy consumption," *Int. J. Prod. Econ.*, 2018.

- [24] O. Sassi, W. R. Cherif-Khettaf, and A. Oulamara, "Iterated tabu search for the mix fleet vehicle routing problem with heterogeneous electric vehicles," in *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2015.
- [25] C. Doppstadt, A. Koberstein, and D. Vigo, "The Hybrid Electric Vehicle - Traveling Salesman Problem," *Eur. J. Oper. Res.*, 2016.
- [26] M. K. Tiwari, S. Kumar, S. Kumar, Prakash, and R. Shankar, "Solving part-type selection and operation allocation problems in an FMS: An approach using constraints-based fast simulated annealing algorithm," *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part A Systems Humans*, 2006.
- [27] G. Dueck, "New optimization heuristics; The great deluge algorithm and the record-to-record travel," *J. Comput. Phys.*, 1993.
- [28] F. Alesiani and N. Maslekar, "Optimization of charging stops for fleet of electric vehicles: A genetic approach," *IEEE Intell. Transp. Syst. Mag.*, 2014.
- [29] H. Joo and Y. Lim, "Ant colony optimized routing strategy for electric vehicles," *J. Adv. Transp.*, 2018.
- [30] M. M. Vazifeh, H. Zhang, P. Santi, and C. Ratti, "Optimizing the deployment of electric vehicle charging stations using pervasive mobility data," *Transp. Res. Part A Policy Pract.*, 2019.
- [31] Z. Liu, F. Wen, and G. Ledwich, "Optimal planning of electric-vehicle charging stations in distribution systems," *IEEE Trans. Power Deliv.*, 2013.
- [32] T. D. Chen, K. M. Kockelman, and M. Khan, "The Electric Vehicle Charging Station Location Problem: A Parking-Based Assignment Method for Seattle," *Proc. 92nd Annu. Meet. Transp. Res. Board Washington, DC, January 2013, Forthcom. Transp. Res. Rec.*, 2013.
- [33] A. Y. S. Lam, Y. W. Leung, and X. Chu, "Electric vehicle charging station placement," in *2013 IEEE International Conference on Smart Grid Communications, SmartGridComm 2013*, 2013.
- [34] I. Frade, A. Ribeiro, G. Gonçalves, and A. Antunes, "Optimal location of charging stations for electric vehicles in a neighborhood in Lisbon, Portugal," *Transp. Res. Rec.*, 2011.
- [35] Y. Xiong, J. Gan, B. An, C. Miao, and A. L. C. Bazzan, "Optimal electric vehicle charging station placement," in *IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2015.
- [36] M. Pierre, C. Jemelin, and N. Louvet, "Driving an electric vehicle. A sociological analysis on pioneer users," *Energy Effic.*, 2011.
- [37] D. Gkatzoflias et al., "Optimal allocation of electric vehicle charging infrastructure in cities and regions," 2016.
- [38] A. V. Donati, C. Dilara, P. Thiel, A. Spadaro, D. Gkatzoflias, and Y. Drossinos, "Individual mobility: From conventional to electric cars," 2015.
- [39] A. A. Londoño and M. Granada-Echeverri, "Optimal placement of freight electric vehicles charging stations and their impact on the power distribution network," *Int. J. Ind. Eng. Comput.*, 2019.
- [40] Roma Capitale, "Piano Urbano della Mobilità Sostenibile, Documento PUMS - Volume 1: Strategie, Azioni, Scenari, Valutazioni Monitoraggio," 2019.
- [41] Roma Capitale, "Piano Urbano della Mobilità Sostenibile, Documento PUMS - Volume 2: Quadro conoscitivo ed obiettivi," 2019.
- [42] Roma Capitale, "Piano capitolino della mobilità elettrica 2017-2020," 2017.
- [43] M. P. Valentini, G. Fusco, C. Colombaroni, and V. Conti, "CityLog©, a software tool for city logistics operation: Testing and validation activities," in *Innovations in City Logistics*, Nova Science Publishers, Inc., 2008, pp. 451–466

5 Appendice

Gaetano Fusco è professore associato di Trasporti presso l'Università di Roma "La Sapienza", dove insegna *Traffic Engineering and Intelligent Transportation Systems*. Dal 1992 al 2005 è stato ricercatore presso la stessa Università. Nel 2014 ha conseguito l'abilitazione come professore ordinario.

È esperto tecnico-scientifico del Ministero dell'Istruzione, dell'Università e della Ricerca e membro del Consiglio direttivo del Centro di Ricerca per il Trasporto e la Logistica (CTL) dell'Università di Roma "La Sapienza". È coordinatore scientifico di numerosi progetti di ricerca finanziati da parte di società private ed enti pubblici e, in particolare, responsabile scientifico delle valutazioni di impatto sulle politiche dei trasporti della Commissione Europea, Direzione DG TREN, poi DG MOVE, svolte in un consorzio coordinato dalla società PricewaterhouseCoopers.

È autore di circa 100 pubblicazioni scientifiche sulla letteratura nazionale ed internazionale inerenti varie tematiche dei sistemi di trasporto, quali la progettazione delle reti di trasporto, la logistica e la pianificazione dei trasporti, la modellazione e la stima della domanda di trasporto, la teoria del deflusso veicolare, ma prevalentemente focalizzate sulle metodologie di applicazioni dei Sistemi di Trasporto Intelligenti, quali la regolazione semaforica, i sistemi di informazione all'utenza, la stima delle condizioni di traffico.

Stefano Ricci è Professore Ordinario di Trasporti all'Università di Roma La Sapienza, dove insegna *Railway Transport; Maritime Transport e Tecnica ed economia dei trasporti*. È Presidente del Consiglio d'Area Didattica dell'Ingegneria dei Trasporti, Direttore del Master di Secondo Livello in Ingegneria delle Infrastrutture e dei Sistemi Ferroviari e Direttore della rivista scientifica "Ingegneria Ferroviaria". Svolge attività di ricerca nell'ambito dei progetti finanziati dalla Comunità Europea (DG TREN, Research e INFOS) e nazionali nel settore trasporti. Le sue aree di specializzazione sono: pianificazione dei trasporti, esercizio e sicurezza ferroviaria, valutazione ambientale del sistema dei trasporti, esercizio del trasporto pubblico, trasporto marittimo e intermodale. Ha di recente collaborato nei seguenti progetti europei: AEROTRAIN, ASSETS4RAIL, CAPACITY4RAIL, CLEANER-DRIVE, DYNOTRAIN, ECORAILS, ELEDRIEVE, EURNEX, HEROE, INWAPO, IN2RAIL, NEAR2, OPTIYARD, PANTOTRAIN, RACAM, RIFLE, RUN2RAIL, SELCAT, SESAMO, TILEMATT, UTOPIA, VITE. È autore di oltre 190 pubblicazioni scientifiche.

Chiara Colombaroni è Ricercatore e Professore aggregato di Trasporti all'Università di Roma La Sapienza, dove insegna *Programming for Transport Systems*. Nella medesima Università, ha conseguito la Laurea in Ingegneria dei trasporti nel 2003, la Laurea Magistrale in Ingegneria dei sistemi di trasporti nel 2006 e il dottorato di ricerca in Infrastrutture e Trasporti nel 2011. Nel 2013 è stata Ricercatore e Professore aggregato presso l'Università Niccolò Cusano di Roma, dove ha insegnato *Tecnica ed Economia dei Trasporti e Tecnologie per il Trasporto Sostenibile*.

Le sue attività di ricerca sono rivolte alla pianificazione dei trasporti e alla modellazione dei trasporti, in particolare la teoria del deflusso veicolare, i modelli comportamentali di guida, i sistemi di controllo del traffico, la progettazione di rete, la sicurezza stradale, l'ottimizzazione del posizionamento dei container nei terminal intermodali, l'uso dei Big data in mobilità.

Filippo Carrese è ingegnere dei trasporti e studente di dottorato in Infrastrutture e trasporti presso l'Università di Roma La Sapienza. La sua attività di ricerca verte sulle applicazioni del concetto di accessibilità nei sistemi di trasporto, sia in relazione alla mobilità dei passeggeri che alla distribuzione delle merci.