顧客の配送オプション選択行動の制御に基づく day-to-day 宅配需要マネジメント

岡崎 凌太[1]・大山 雄己[2]・井村 直人[3]・西成 活裕[4]

[1]非会員 芝浦工業大学 工学部土木工学科（〒 135-8548 東京都江東区豊洲 3-7-5）
E-mail: mh23006@shibaura-it.ac.jp
[2]正会員 工博 芝浦工業大学准教授 工学部土木工学科（〒 135-8548 東京都江東区豊洲 3-7-5）
E-mail: oyama@shibaura-it.ac.jp
[3]非会員 農博 東京大学先端科学技術センター（〒 153-8904 東京都目黒区駒場 4-6-1）
[4]非会員 工博 東京大学大学院工学研究科（〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1）

宅配サービスの需要が増加する中で，宅配企業が顧客の満足度を重視したサービスを提供していることは，宅配車両の配送経路の計画に強い制約を課し，配送経路を非効率なものにしている．配送効率化のために配送需要をマネジメントする方策として，送料の課金・割引や時間指定配送におけるスロット幅の変更が考えられるが，近視眼的なサービスレベルの変更はかえって顧客満足度を低下させたり，将来的な配送コストを増加させる可能性がある．そのため，方策最適化のためには，方策によって変わりうる顧客行動の確率分布と，その配送コストへの影響を考慮する必要がある．本研究では，EC 利用者を対象とした SP 調査を用いて推定した配送オプション選択モデルをベースに，期待される利益・満足度を最大化するよう方策を最適化する．さらに，NP 困難として知られる多期間配送計画問題（Multi-period VRP）の解を高速近似する手法を組み合わせることで，実用的な時間内に最適方策を導く方法を比較検証する．

Key Words: *e-commerce, last-mile delivery, dynamic multi-period VRP, revenue management, delivery option choice model*

1. はじめに

電子商取引（e コマース：EC）市場が拡大を続け宅配貨物の取扱個数が増加[1)] する中で，顧客は商品の配送スピードや送料，自身のスケジュール制約を重視し，速達サービスの多用や特定の時間帯への需要集中が発生している．特定日時に対する需要の集中はまた，宅配車両の配送経路の計画に強い制約を課し，その結果配送経路を非効率なものとしている．また，物流業界はトラックドライバーの不足や再配達の発生[2)] といった問題にも直面している．ラストマイル配送の効率化のために置き配の実施が推奨されているが，防犯面での不安を感じている顧客の割合が高い[3)] 上，法的な課題も残されており，対面配達のニーズは依然として高い．

対面配達における需要マネジメントは近年議論が盛んな研究トピックの 1 つであり，中でも食料品宅配事業（e-grocery）を対象とした文献が多い．成長を続ける食料品宅配市場には新規参入する企業も多く，顧客獲得のために時間スロットの極端な短縮や送料の値引きが積極的に行われている．その反面，特定日時への需要の偏りが発生し配送ルートが非効率になるだけでなく，過度な送料の割引により利益率が低下している企業も見られる．同様の問題は Amazon や楽天市場といった総合 EC サイトにおいても起こりうる．

Amazon 等で選択可能な配送オプションには，時間的制約の緩い通常配送と，制約が厳しく配送効率を低下させうる日時指定配送，翌日配送が存在する．過去の分析[4)] では，時間制約が無い場合と比較して配達時間枠が 2 時間の場合は，配送コストが最大で 3 分の 1 にまで抑えられることが明らかになっている．通常配送や翌日配送の選択が配送効率に及ぼす影響を分析するためには，複数日に渡る期間を対象として配送効率性を評価すべきである．しかし，顧客の行動分析に基づく配送効率性の向上を分析した研究[5)6)] では，日時指定配送を対象として単日内での方策評価を行っており，翌日配送や通常配送といった日単位の配送オプションの設計上必要となる分析は行われていない．

また，宅配事業では顧客が注文内容とその配達先を確定した後，滞りなく適切な配送オプションを提示するまでの猶予はおよそ 0.1 秒とされている[7)]．限られた時間内で配送オプションを最適化するため，顧客の選択によって変化する配送コストを高速近似する必要がある．

本研究は宅配需要マネジメント方策の最適化に向け，配送コスト近似手法の比較検証と方策の評価を目的として分析を行う．具体的には図-1 のフレームワークに

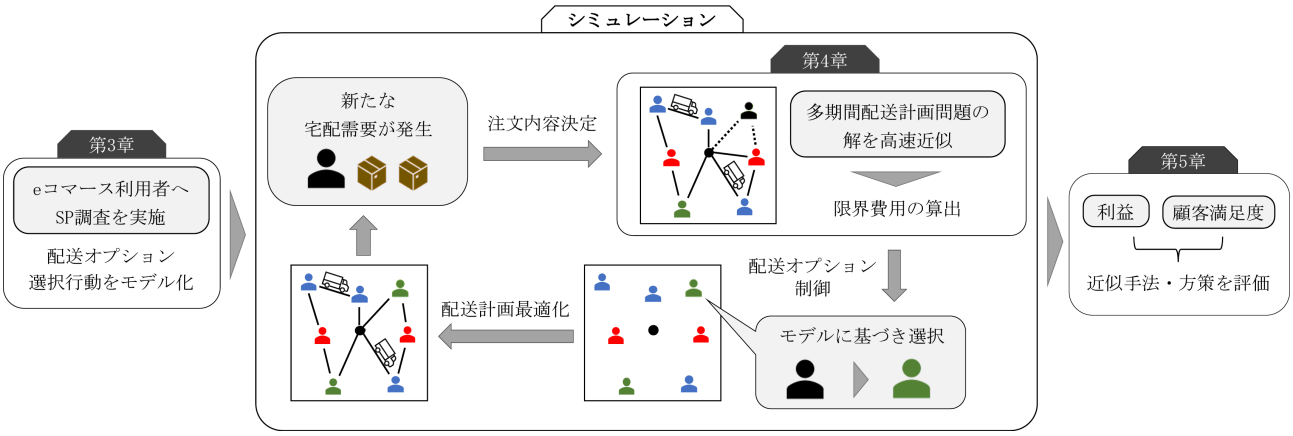


図-1: 本研究のフレームワーク

従い，初めに SP 調査に基づき顧客の配送オプション選択行動をモデル化する．続いて NP 困難として知られる多期間配送計画問題（Multi-period Vehicle Routing Problem; MPVRP）[8] の解を複数の手法で高速近似し，全ての配送オプションの選択肢に対してその需要を配送計画に追加することで生じる限界費用を算出する．さらに，限界費用の小さい配送オプションへ需要を誘導するよう制御を行い，モデルに基づいて生成された需要を満たすよう配送計画の最適化を行い，得られる利益を算出する．最後に，利益と顧客満足度の観点から MPVRP の解を高速近似する手法を比較検証する．

2. 既往研究の整理と本研究の位置付け

(1) 宅配需要マネジメント

これまでに行われた EC 利用者の選好分析[9][10] の結果，顧客は迅速な配達や配達時間の正確さを求めており，宅配サービスに対する顧客満足度は，商品を販売する企業の総合的な評価と継続的な顧客維持率に大きく影響することが明らかになった．対面配達における需要マネジメントは 1 章で述べた通り食料品宅配サービスを対象とした文献に限られるが，これまでには送料の割引[11] に加え，Agatz et al. (2011)[12] や Köhler et al. (2020)[13] に代表される配達時間スロットの制御が提案されている．Agatz et al. (2011) と Köhler et al. (2020) は，配達時間スロットの幅を拡大することで配送コストを削減できることを示したが，顧客の選好分析と選択行動のモデル化がなされておらず，提供されるサービスが顧客の満足するレベルであるかは分析できていない．また，Yang et al. (2016)[5] と Yang and Strauss (2017)[7] は標準的な多項ロジット（MNL）モデルを推定し配達時間スロットの選択行動をモデル化したが，送料に対する感度とダミー変数のみがモデルに含まれており，配送オプション選択行動の分析はまだ十分になされていないといえる[14]．

宅配需要マネジメントは利益の拡大を目的として行われているため，利益を維持しつつ配送効率を高めることに重点を置いている[15]．顧客が注文を終え配達先を指定した直後に限られた時間内で方策を最適化するため，VRP から一定の精度が保証された近似解を得ることで配送コストを算出する必要がある．

(2) 配送コストの高速近似

Daganzo (1987)[16] は期待値を用いて時間枠付き配送計画問題（VRP with Time Windows; VRPTW）の解を近似する方法を提案しており，近年の研究[7][17] においてもこの手法の応用が続けられている．近似解を得るため，その他にも Greedy Algorithm（貪欲法）や Cheapest Insertion Algorithm（最安挿入法）など様々なアルゴリズムが提案されている．いずれも単日もしくは短時間枠内の配送コスト計算への適用に留まっており，計画期間を複数日に拡張し通常配送や翌日配送といった配送オプションを考慮した文献は我々の知る限り存在しない．

また，欧米で提供されている食料品宅配サービスの多くが 1 時間の時間スロット幅を採用している[18]．この場合，配達時間制約が車両の積載量制約よりもはるかに厳しく効くことが考えられるため，Yang and Strauss (2017) のように積載量制約を無視した上で近似を行っている例も存在する．本研究は 2 時間以上の時間スロットにも対応するよう，積載量を考慮した定式化と分析を行う．

(3) 本研究の位置付け

本研究では，Amazon 等で提供されている翌日配送・日時指定配送・通常配送の 3 つの配送オプションを対象として顧客の選択行動を分析し，これまでに提案された配送コスト近似手法を複数日におよぶ期間に拡張

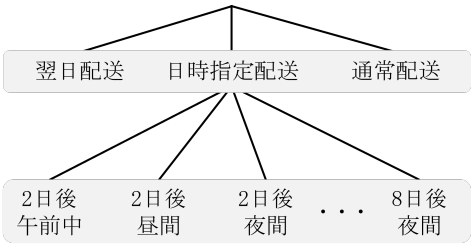


図-2: 適用した Nested Logit モデル

することで，商品カテゴリーを問わずラストマイル配送において幅広く適用可能となる宅配需要マネジメントの手法を比較検証する．

3. 配送オプション選択行動の分析

2021 年にクロネコメンバーズを対象として実施した，「EC ご利用実態に関するアンケート」で得られた回答を基に顧客の選好分析を行う．本アンケートでは，回答者が直近に EC サイトで購入した商品を回答日当日に再び購入するという想定のもと，①翌日配送，②日時指定配送 （翌々日以降），③通常配送（日時指定無し）という 3 つの選択肢から 1 つの配送オプションを選択し，日時指定配送を選択した回答者については，配送日と配送時間スロットの選択も行う．調査設計やデータの詳細については，Oyama et al. (2022)[19] を参照されたい．利用者の選択対象となる配送オプションのうち，②日時指定配送については，配送日（2〜8 日後）までの日数と時間帯（午前・昼間・夜間の 3 種類）の組み合わせで構成される選択肢から顧客は選択を行うものと考える．本研究ではこれらの選択肢の効用に誤差相関があるという仮定のもとサブグループとし，Nested Logit（NL）モデルを適用する （図-2）．

個人 $n \in N$ が配送オプション i を選択する時の効用の確定項 V_{ni} を以下のように定義する．

$$\begin{aligned} V_{ni} = &\mathrm{ASC}_i + \beta_{\mathrm{day}} \cdot \mathrm{day}_i + \beta_{\mathrm{fee}} \cdot \mathrm{fee}_i \\ &+ \delta_{\mathrm{i,\,scheduled}} \left(\beta_{\mathrm{slot_range}} \cdot \mathrm{slot_range}_i \right. \\ &\left. + \beta_{\mathrm{holiday_dummy}} \cdot \delta_{\mathrm{i,\,holiday}} \right) \end{aligned} \tag{1}$$

ここで，ASC_i は選択肢 i の選択肢固有定数項，day_i は荷物の配送日までの日数（日），fee_i は送料（円），$\mathrm{slot_range}_i$ は時間スロット幅（時間），$\delta_{\mathrm{i,\,scheduled}}$ は顧客が日時指定配送を選択したときに 1，その他のオプションを選択したときに 0 となるダミー変数，$\delta_{\mathrm{i,\,holiday}}$ は顧客が日時指定配送において休日を選択していたときに 1，平日を指定したときに 0 となるダミー変数である．

EC 利用者 n の各選択肢の選択確率である同時確率 $P_n(g,i)$ は，日時指定配送グループに属する選択肢 $i \in S$，グループ $g \in G$（G は翌日配送，日時指定配送，通常配送で構成される集合）に含まれる選択肢の期待最大効用を表すログサム変数 Λ_{ng}，グループ間の誤差相関の程度を表すスケールパラメータ μ，サブグループ内の誤差相関の程度を表すスケールパラメータ μ_g，を用い

$$P_n(g,i) = \frac{\exp(\mu_g V_{ni})}{\sum_{i' \in S} \exp(\mu_g V_{ni'})} \frac{\exp(\mu \Lambda_{ng})}{\sum_{g' \in G} \exp(\mu \Lambda_{ng'})} \tag{2}$$

と定義される．シミュレーションに用いる選択確率は上式から算出した．

また，顧客満足度の指標を以下の期待最大効用 EMU に基づいて算出した．個人 n の選択肢全体の期待最大効用は推定した行動モデルを用い以下のように定義される．

$$\begin{aligned} \mathrm{EMU}_n = \frac{1}{\mu} \ln \Bigg\{ &\exp(\mu V_{n,\,\text{翌日配送}}) + \exp(\mu V_{n,\,\text{通常配送}}) \\ &+ \frac{\mu}{\mu_g} \Big(\sum_{i \in S} \exp(\mu_g V_{ni}) \Big) \Bigg\} \end{aligned} \tag{3}$$

利用者個人は，効用が最大となる選択肢を選択する．しかし，実際には効用は確率変数であるので，値はその時によって変化する．そのため，得られる効用の期待値が大きい方が，顧客にとって良い選択肢が提供できていることになり，満足度が高くなる．

4. 期待利益の算出

宅配業者が得る利益は，送料から得られる収益から配送コストや人件費などの支出を除いたものである．本研究では，Yang and Strauss (2017) と同様に人件費や車両の維持費用などの固定費は扱わず，配送距離をもとに算出される配送コストのみを支出として分析を行う．本章では，収益（4.1 節）と配送コスト（4.2 〜 4.4 節）の算出方法を示す．

(1) 収益の推定

本研究では，送料は荷物の量に関わらないという条件の下で分析を行う．配送オプション i の送料を d_i とし，全ての配送オプションの送料を表すベクトル $\vec{d}$ と，$\vec{d}$ が与えられた時の配送オプション $i \in I$ の選択確率 $P_i(\vec{d})$ を用い，送料から得られる収益の期待値 $R(\vec{d})$ を以下の通り定義する．

$$R(\vec{d}) = \sum_{i \in I} P_i(\vec{d}) \times d_i \tag{4}$$

上式の $R(\vec{d})$ から配送コストを除いたものが宅配業者の利益の期待値である．

(2) 期待距離を用いた配送コスト近似

本研究では，3 つの配送コスト近似手法を比較検証する．1 つ目は Daganzo (1987) が提案した，顧客間距離の期待値を用いた手法である．計画期間内の日付 t の

集合を T，時間スロットを s $(1,2,\ldots,S)$，通常配送における配達可能日数を r（3〜6 日後に配達を行う場合は $r=4$），車両の最大積載量を Q，稼働可能な車両の台数を K とする．また，車両 k が配達を請け負うエリアにおいて t 日目の時間スロット s を選択した顧客の数を x^k_{ts}，翌日配送を選択した顧客の数を $x^k_{\text{翌日配送}}$，通常配送を選択した顧客の数を $x^k_{\text{通常配送}}$ とする．さらに，それぞれの配送オプションにおける需要量の総和を X^k_{ts}，$X^k_{\text{翌日配送}}$，$X^k_{\text{通常配送}}$ とする．翌日配送と通常配送を選択した顧客については平均値を用いることで，t 日目の時間スロット s 内の顧客数 $\widehat{x^k_{ts}}$ と需要量の総和 $\widehat{X^k_{ts}}$ を以下の通り概算することができる．

$$\widehat{x^k_{ts}} = x^k_{ts} + \frac{x^k_{\text{翌日配送}}}{S} + \frac{x^k_{\text{通常配送}}}{rS} \tag{5}$$

$$\widehat{X^k_{ts}} = X^k_{ts} + \frac{X^k_{\text{翌日配送}}}{S} + \frac{X^k_{\text{通常配送}}}{rS} \tag{6}$$

また，車両が各顧客の元に滞在する時間（サービス時間）を τ，車両の走行速度を v，1 日の配達可能時間を H としたとき，以下の時間制約を満たす必要がある．

$$\left(2L + \frac{W}{6}\left\lceil\frac{\widehat{x^k_{ts}}}{S}\right\rceil\right)/v + \tau\left\lceil\frac{\widehat{x^k_{ts}}}{S}\right\rceil \le \frac{H}{S} \qquad \forall\, k \tag{7}$$

$\widehat{x^k_{ts}}$，$\widehat{X^k_{ts}}$ を用いることで，縦 L，横 W の四角形で形作られた配送エリアにおいて t 日目に考慮する全ての車両の走行距離 $D_t(x)$ は，

$$D_t(x) = \sum_{k=1}^{K}\sum_{t'=t+1}^{t+8}\sum_{s=1}^{S}\left(2L\delta^k_{t's} + \frac{\widehat{x^k_{t's}}W}{6K}\right) \tag{8}$$

ただし

$$\delta^k_{ts} = \begin{cases} 0 & \text{if } \widehat{X^k_{ts}} = 0, \\ 1 & \text{if } 0 < \widehat{X^k_{ts}} < Q, \\ \infty & \text{if } Q < \widehat{X^k_{ts}}, \end{cases} \tag{9}$$

と近似することができる．上式の詳細な導出については，Daganzo (1987) を参照頂きたい．この近似手法では，車両の走行距離を縦方向と横方向に分割している．それぞれの時間スロット s において，車両は四角形の中を縦方向に 1 往復する．長さ 1 の直線上にランダムに 2 点を取ったとき，2 点間の距離の期待値は 1/3 である．車両は最初の半分の移動で四角形の左または右半分をカバーし，残りの移動でもう一方のエリアをカバーすると想定しているため，2 点間の期待距離は $W/6$ と近似することができる．本研究は複数車両による配送を考慮するため，図-3 のように配送エリアを車両台数 K で縦方向に分割した．なお，本研究では四角形の中央に配送拠点が位置する状況を想定する．

単位距離当たりの配送コスト ξ を用いると，総配送コストは $\xi D(x)$ となる．さらに，顧客がいずれかの配送オプションを選択した時の限界費用 m は，配送オプション選択後の走行距離 $D_t(x')$，パラメータ ϵ を用い以下の式で表される．

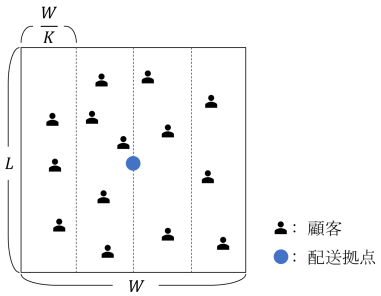


図-3: 配送エリアの分割方法（車両台数 $K=4$ の場合）

$$m = \xi\big(-\epsilon\widehat{x^k_t} + 1\big)\big(D_t(x') - D_t(x)\big) \tag{10}$$

この手法では全ての顧客に対して日時指定配送を選択した顧客に対して限界費用が一定になってしまうが，実際は後から入る注文の方が限界費用が小さくなることが考えられる．そこで，顧客数の増加に伴って徐々に値が小さくなる係数 $(-\epsilon\widehat{x^k_t}+1)$ を導入し，選択肢間で限界費用が異なるようにした．また，顧客が通常配送や翌日配送を選択することも考慮しているが，これらを選択した顧客に対してどの時間帯に配達が行われるかについては，実際に配送計画を最適化するまで不確定である．配送計画を最適化する段階で実行不可能解が生じないよう，従前の研究[7] と同様に保守的な近似を行うため，式 (9) では不等式を厳しく定義した．

(3) ヒューリスティクスを用いた配送コスト近似

本節では，巡回セールスマン問題のヒューリスティックな解法である Cheapest Insertion Algorithm (CIA) を用いた配送コストの近似法について述べる．この手法は，既存の配送経路に新たな顧客を順に挿入していくことで計算量を減らし，高速で配送コストを算出するものである．t 日目の車両 k の経路 r_k を以下のように定義する．

$$r_{kt} = \Big\{(i^{tk}_0, a^{tk}_0, b^{tk}_0), (i^{tk}_1, a^{tk}_1, b^{tk}_1), \ldots, (i^{tk}_m, a^{tk}_m, b^{tk}_m), \ldots , (i^{tk}_{M_k}, a^{tk}_{M_k}, b^{tk}_{M_k}), (i^{tk}_{M_k+1}, a^{tk}_{M_k+1}, b^{tk}_{M_k+1})\Big\}$$

タプル $(i^{tk}_m, a^{tk}_m, b^{tk}_m)$ は t 日目の車両 k の経路において m 番目に訪問される顧客 i，車両 k の到着時刻 a，車両 k の出発時刻 b で構成されており，経路の始点と終点は配送拠点であるため $i^{tk}_0 = i^{tk}_{M_k+1} = 0$ が成立する（M は顧客の総数）．また，車両が各顧客の元に滞在する時間（サービス時間）τ^{tk}_m を用い，$b^{tk}_m = a^{tk}_m + \tau^{tk}_m$ が成立する．顧客 i,j 間の距離を d_{ij} とすると，$c_{ij} = \xi d_{ij}$ であり，顧客 l を顧客 i,j 間に挿入する際の限界費用 m^l_{ij} は $\xi(d_{il} + d_{lj} - d_{ij})$ となるから，m^l_{ij} が最小となるような顧客 i,j の組み合わせを見つければよい．

本研究では時間指定配送を考慮しているため，顧客の挿入箇所を限定する必要がある．具体的には，時間スロット s（開始時刻を t_s^e，終了時刻を t_s^l）を選択した顧客 i_m^{tk} を経路に挿入する時，顧客 i_m^{tk} への最速到着時刻 $e_{i_m^{tk}}$ と最遅到着時刻 $l_{i_m^{tk}}$ はそれぞれ以下の通りである．

$$e_{i_m^{tk}} = \max\left\{t_s^e,\ e_{i_{m-1}^{tk}} + t_{i_{m-1}^{tk},i_m^{tk}}\right\}, \tag{11}$$

$$l_{i_m^{tk}} = \min\left\{t_s^l,\ l_{i_{m+1}^{tk}} - t_{i_m^{tk},i_{m+1}^{tk}}\right\} \tag{12}$$

上式において，$e_i < l_i$ が満たされる場合に顧客 i_m^{tk} の挿入が可能となる．翌日配送と通常配送に関しては，時間制約が存在しないため顧客の挿入に対する制約は設定しない．本手法においても，Daganzo (1987) の提案手法と同様に複数車両の経路を考慮するため，図-3 のように各車両の受け持つ面積が均等になるよう配送エリアを縦方向に分割し，各エリアにおいて CIA を使用する．

(4) 混合整数計画問題による配送コスト算出

前述の 2 つの近似手法の精度を比較するため，ソルバーにより厳密解を得る方法を用いる．本手法は求解に時間を要するため，流動的な配送オプションの制御に適用することは難しいものの，厳密解を得ることができる．したがって実際の配送ルートの計画に使用する場合は効果的である．

以下で最適化問題である Dynamic MPVRP[20)21)] の定式化を示す．はじめに決定変数 x_{ijk}^t を次のように定義する．

$$x_{ijk}^t = \begin{cases} 1 & t \text{ 日目に車両 } k \text{ が } i \text{ から } j \text{ へ移動する時} \\ 0 & \text{移動しない時} \end{cases}$$

続いて目的関数を示す．目的関数は輸送コスト項に加え荷物の配達を先送りにした際に生じる保管コスト項から構成されており，2 つの総和を最小化する．

$$\min_x z(x) \equiv \sum_{k=1}^{K}\sum_{i=0}^{n}\sum_{j=0}^{n}\sum_{t=t'}^{t'+d-1} c_{ij}x_{ijk}^t + \sum_{i=1}^{n}\sum_{t_1=t'}^{t'+d-1} h_i\left(1 - \sum_{t_2=u}^{t_1}\sum_{j=0}^{n}\sum_{k=1}^{K} x_{ijk}^{t_2}\right) \tag{13}$$

d は最適化の対象とする日数であり，日時指定配送が最大 8 日後まで配達日を指定できることから $d = 8$ とし，8 日後までの配送計画を最適化する．通常配送を選択した顧客はいくつかの配達日候補を持つため，配達候補日の中で最も低コストな日に配達を行うことで，コストを抑えることができる．その点で $d = 1$ は最も近視眼的な戦略であり，d の値を大きくすることでほとんどの場合で配送コストを削減することが可能となる．

配送拠点と n 人の顧客を含んだ地点の集合 $N = \{0, 1, 2, \cdots, n\}$ において，地点 0 を配送拠点とし，点 i, j 間の移動コスト（2 点間の距離）を c_{ij}，計画期間を T 日間，車両が点 i を出発するときに積んでいる荷物の量を u_i，地点 i へ到着した時間を t_i，車両 k の最大稼働台数を m，実際の稼働台数を K，最大積載容量は全車両共通で Q とする．また顧客 i に関して，荷物の保管コストを h_i，荷物が最寄りの営業所に到着した日を o_i，需要量を q_i，配達指定日を s_i 日目〜d_i 日目（翌日配送と日時指定配送の場合は $s_i = d_i$），配達指定時間を e_i 時〜l_i 時とする．

条件式を以下に示す．

$$\sum_{k=1}^{K}\sum_{j=0}^{n}\sum_{t=s_i}^{d_i} x_{ijk}^t = 1 \qquad (i = 1, 2, \cdots, n), \tag{14}$$

$$\sum_{j=0}^{n} x_{ijk}^t = \sum_{j=0}^{n} x_{jik}^t \quad (i = 0, 1, 2, \cdots, n), \quad (k = 1, 2, \cdots, K), (t = 1, 2, \cdots, T), \tag{15}$$

$$u_i - u_j + Q \cdot x_{ijk}^t \le Q - q_j \quad (t = 1, 2, \cdots, T), (i, j = 1, 2, \cdots, n),\ i \ne j, \tag{16}$$

$$t_i - t_j + M \cdot x_{ijk}^t \le M - c_{ij} \quad (t = 1, 2, \cdots, T), (i, j = 1, 2, \cdots, n),\ i \ne j. \tag{17}$$

$$q_i \le u_i \le Q \qquad (i = 1, 2, \cdots, n) \tag{18}$$

$$e_i \le t_i \le l_i \qquad (i = 1, 2, \cdots, n) \tag{19}$$

式 (14) が顧客の指定した日の範囲内で配達を行うよう制約を加えている．また，式 (15) によって各日で顧客 i の元に到着する車両と出発する車両の台数が等しくなるようにしている．式 (16)，式 (17) はポテンシャル（MTZ）定式化[22)] と呼ばれる方法で部分巡回路を除去している．なお，式 (17) における M は十分に大きな定数を表す．そして，式 (18), (19) はそれぞれ車両の積載量と配達時間枠の制約を加えている．

5. 計算結果

本章では，ここまでに述べた分析手法に対する結果を示す．なお最適化は，OS：Windows 11 Home，プロセッサ：AMD Ryzen 7 5700U with Radeon Graphic 1.80 GHz，実装 RAM：16.0 GB のノート PC を用い，コードを python 言語で作成し Visual Studio Code 上で実行した．

(1) パラメータ推定結果

3 章で詳細を述べた配送オプション選択モデルを NL モデルで推定した結果を表-1 に示す．配達日数，送料，時間スロット幅といったサービスレベルに関わる変数は全て負に有意に推定された．また，$\beta_{\text{holiday_dummy}}$ が正に有意に推定されており，日時指定配送においては休日が

表-1: パラメータ推定結果

説明変数	推定値	t 値
$\mathrm{ASC}_{\text{翌日配送}}$	-0.041	-1.04
$\mathrm{ASC}_{\text{日時指定配送}}$	-1.564	-14.70^{**}
$\mathrm{ASC}_{\text{午前中指定}}$	0.344	14.00^{**}
$\mathrm{ASC}_{\text{夜間指定}}$	0.275	10.90^{**}
β_{day}	-0.319	-26.95^{**}
β_{fee}	-0.009	-79.76^{**}
$\beta_{\text{slot_range}}$	-0.054	-2.58^{**}
$\beta_{\text{holiday_dummy}}$	0.480	16.29^{**}
μ_g	1.305	28.86^{**}
サンプル数		19860
初期尤度		-62270.92
最終尤度		-35603.70
尤度比		0.428

*5%有意　**1%有意

表-2: 提示する配送オプション（制御なし）

	通常配送	翌日配送	日時指定配送
配送料 (円)	300	400	400
配達日	3 ～ 6 日後	翌日	2~8 日後から選択
スロット幅 (h)	—	—	2

指定されやすいことが明らかになった．$\mu = 1$ と定めたときに $\mu_g = 1.305$ と推定されたことから $\mu/\mu_g = 0.766$ となり，適切なツリー構造であることが確認された．各配送オプションの選択確率はこの推定結果を用いて算出する．

(2)　選択可能スロットの制御

前章で述べた 3 つの配送コスト近似手法それぞれに対してここで示す方策を適用し，得られた利益と各顧客の満足度を分析する．なお，本研究で定義する配達時間は午前 9 時から午後 9 時までの 12 時間である．比較のために用いるベンチマーク（制御なし）では，表-2 のとおり配送オプションを提示する．また，Daganzo (1987) の提案した手法では，$\delta_{ts} = \infty$ となるとき，その配送オプションを選択肢から除外し，CIA を用いた場合は図-4 のように選択可能な時間スロットを制御した．灰色の背景に表された数字は顧客の訪問順を示しており，図は 10 番目の顧客が選択可能な時間スロットを示す．説明のため需要を $t = 0$ から $t = 360$ までの間に偏らせている．時間スロット内で顧客を挿入可能な箇所が 1 つもない場合，または車両の最大積載量を超えてしまう場合，そのスロットを選択不可能とする．Dynamic

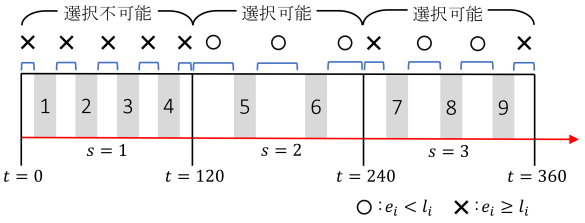


図-4: CIA における選択可能時間スロット

MPVRP に関しては，解が得られない配送オプションを選択肢から除外し，同様の制御を行った．本研究では，(i) Daganzo (1987) で提案された手法，(ii) Cheapest Insertion Algorithm を用いて MPVRP の解を高速近似した．本節ではまず 2 手法の近似精度を明らかにするため，MPVRP を混合整数計画問題として式 (13)～式 (19) で定式化し，数理最適化ソルバー Gurobi optimizer を用いて得た厳密解と比較する．シミュレーションの回数は 100 回とした．なお，シミュレーションでは単位距離当たりの配送コスト $\xi = 1$，顧客を生成する四角形について，$L = W = 100$ とし，車両の最大積載量 $Q = 100$，最大稼働車両台数 $K = 4$，走行速度 $v = 60/\mathrm{h}$ 混合整数計画問題における最適化対象期間 $d = 8$，1 日あたり生成される顧客の数はポアソン分布に基づいている．さらに，ポアソン分布の平均および分散 $\lambda = 15$，各顧客 i の需要量 q_i は最大 5，最小 10 の一様乱数（整数）とした．また，時間スロット幅を 2 時間としたため，時間スロット数 $S = 12$ 時間$/2 = 6$ となる．分析によって，パラメータ $\epsilon = 0.02$ としたとき最も近似精度が高くなることが明らかになったため，この値を用いる．計画期間 $T = 24$ と設定したが，計画期間序盤については計画期間前の需要が反映されていないことを考慮し，評価に用いるのは 10 日目 (月) から 16 日目 (日) とした．

(3)　配送コスト近似精度

2 手法の近似精度を図-5 で比較する．散布図にプロットされた各点は同じ顧客生成パターンにおける配送コストを表しており，橙色の斜線は $y = x$ の直線である．近似速度は，Daganzo (1987) の提案手法で 0.0017 秒，CIA で 0.0828 秒（いずれも 100 回のシミュレーション平均）となり，2 手法とも十分に実用的な速度であると言える．Daganzo (1987) の提案手法は配送コストが比較的小さい時，すなわち生成された顧客の数が少ないケースでは近似値が真値よりも小さい傾向にあったが，顧客数の増加に伴って徐々に近似値が真値よりも大きくなる傾向が見てとれる．一般的に需要が多い時間スロットに新たな顧客を挿入することで生じる限界費用は，需要が少ないスロットよりも大きくなる．しかし，

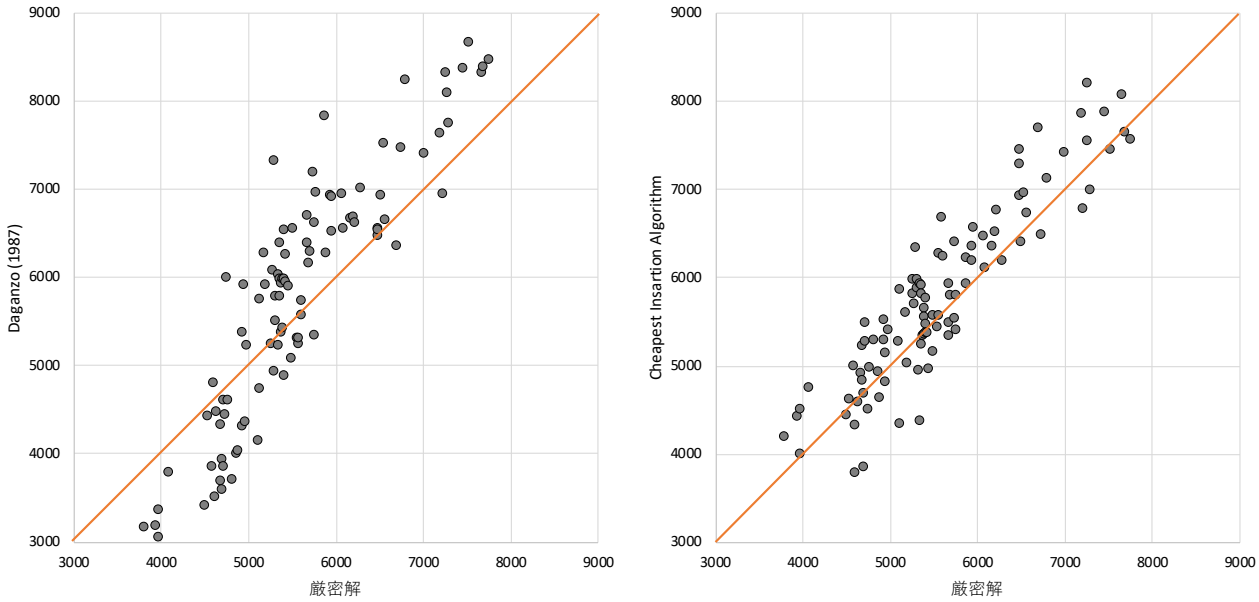


図-5: 配送コスト近似精度の比較

Daganzo (1987) の提案手法は顧客の数のみに依存して配送コストを近似しているため，顧客数が多いシナリオでは近似値が真値よりも大きくなってしまう．またパラメータ ϵ の設定も慎重に行う必要がある．

一方で，図-5 の右側に示した CIA はやや真値よりも大きく近似されることが多いものの，短時間で安定して高い近似精度を実現できた．Daganzo (1987) の提案手法は顧客数に基づいて配送コストの近似を行っているため，全てのスロットの選択に対する限界費用が等しい．本研究では CIA を用いて配送コストを近似し配送オプションを制御した上で，厳密解を用いた場合との比較を行った．

(4) 送料の制御効果

各配送オプションの注文状況に応じて，顧客の住所に合わせて適切に送料を制御することにより，宅配需要をマネジメントする．具体的には，前章で定義した限界費用が小さい選択肢に対して顧客を誘導するため送料を割引し，限界費用が大きい選択肢に対して顧客の選択率が低下するよう送料の値上げを行う．ただし，シミュレーション前半で注文を行う顧客は多くの選択肢で限界費用が大きくなり得るため，車両の積載率が α $(0 \leq \alpha \leq 1)$ を超えてから送料を制御する．

選択可能かつ車両の積載率が α を超えている時間スロット（最大 42 スロット）のうち，限界費用が最も大きいスロットに対して 100 円課金し，次に大きいスロットには 90 円の課金をする．つまり，限界費用の大きい順から 10 スロットに対して 10 円単位で課金を行う．同様に限界費用の小さいスロットにも順に 10 円単位の割引を行う．対象となるスロットが 20 スロット未満の場合は，割引額と課金額の和（打ち消しあう場合もある）をスロット料金の変更額とする．

結果を表-3 に示す．表中の値は先述の評価期間 1 週間の合計であり，100 回のシミュレーションの平均値を示している．なお，厳密解法における最適化の対象日数 $d = 2$ として実配送コストの算出を行った．Δ のついた項目は全て厳密解法を基準としている．$\alpha = 0.0$ はシミュレーション初期から配送コストの制御を行った場合を表し，$\alpha = 1.0$ は一切制御を行わなかった場合を表している．総収益は，α の値に関わらず厳密解法が最も多く，Daganzo と CIA に明らかな差は見受けられなかった．2 つの近似手法は選択可能スロット特定のための制約式が厳密解法よりも厳しいため選択肢数が少なくなり，送料の 100 円安い通常配送へ需要が流れたため，厳密解法が最も多くの収益を得ることができたと考えられる．

実配送コストは，厳密解法＜ CIA ＜ Daganzo という順になった．これは，図-5 で示した通り CIA の方が Daganzo よりも近似精度が高く，適切な需要マネジメントが可能であったからだと考えられる．Daganzo は全体として 1 割ほど実配送コストが大きくなっている．また，$\alpha = 0.6$ または $\alpha = 0.7$ の時にいずれの算出手法を用いた場合でも配送コストが最も小さくなっており，車両の積載量が 6 割または 7 割程度埋まった段階から配送料の制御を行うことで，配送コストを削減できることが分かった．$\alpha = 0.0$ とした場合は，注文をシミュレーションの序盤で行う顧客の限界費用が大きくなってしまい，結果的に配送コストも大きくなった．

表-3: 配送オプションの制御効果

α	算出手法	総収益	Δ 総収益 (%)	実配送コスト	Δ 実配送コスト (%)	総利益	Δ 総利益 (%)	顧客満足度	Δ 顧客満足度 (%)
	厳密解法	31158.3	0.00%	5631.6	0.00%	25526.6	0.00%	-367.39	0.00%
0.0	Daganzo	29840.1	-4.23%	6103.5	8.38%	23736.6	-7.01%	-386.33	-5.16%
	CIA	29883.2	-4.09%	5812.7	3.21%	24070.5	-5.70%	-416.42	-13.35%
	厳密解法	32417.2	0.00%	5400.8	0.00%	27016.4	0.00%	-300.51	0.00%
0.1	Daganzo	28391.6	-12.42%	5842.2	8.17%	22549.4	-16.53%	-327.63	-9.02%
	CIA	30788.7	-5.02%	5491.7	1.68%	25297.0	-6.36%	-349.48	-16.30%
	厳密解法	31787.7	0.00%	5131.5	0.00%	26656.2	0.00%	-302.64	0.00%
0.2	Daganzo	28681.3	-9.77%	5885.8	14.70%	22795.5	-14.48%	-318.09	-5.11%
	CIA	28675.8	-9.79%	5331.3	3.89%	23344.5	-12.42%	-350.18	-15.71%
	厳密解法	32102.5	0.00%	5170.0	0.00%	26932.4	0.00%	-343.38	0.00%
0.3	Daganzo	29550.4	-7.95%	5580.9	7.95%	23969.5	-11.00%	-359.54	-4.71%
	CIA	28977.6	-9.73%	5210.9	0.79%	23766.7	-11.75%	-388.39	-13.11%
	厳密解法	31158.3	0.00%	4900.7	0.00%	26257.5	0.00%	-344.08	0.00%
0.4	Daganzo	29260.7	-6.09%	5493.8	12.10%	23766.9	-9.49%	-360.89	-4.88%
	CIA	30486.9	-2.15%	5090.6	3.87%	25396.3	-3.28%	-380.16	-10.49%
	厳密解法	33046.7	0.00%	4862.3	0.00%	28184.4	0.00%	-340.24	0.00%
0.5	Daganzo	28391.6	-14.09%	5188.9	6.72%	23202.6	-17.68%	-373.53	-9.78%
	CIA	28977.6	-12.31%	5090.6	4.70%	23887.0	-15.25%	-390.33	-14.72%
	厳密解法	30214.1	0.00%	4669.9	0.00%	25544.2	0.00%	-323.58	0.00%
0.6	Daganzo	29840.1	-1.24%	5232.5	12.05%	24607.6	-3.67%	-343.67	-6.21%
	CIA	30185.0	-0.10%	4970.2	6.43%	25214.8	-1.29%	-359.57	-11.12%
	厳密解法	33046.7	0.00%	4746.8	0.00%	28299.8	0.00%	-316.29	0.00%
0.7	Daganzo	29550.4	-10.58%	4908.4	3.40%	24642.0	-12.93%	-340.54	-7.67%
	CIA	30788.7	-6.83%	4785.3	0.81%	26003.4	-8.11%	-370.02	-16.99%
	厳密解法	33046.7	0.00%	4862.3	0.00%	28184.4	0.00%	-357.70	0.00%
0.8	Daganzo	28101.9	-14.96%	5406.7	11.20%	22695.2	-19.48%	-378.40	-5.79%
	CIA	30486.9	-7.75%	5170.8	6.35%	25316.0	-10.18%	-405.42	-13.34%
	厳密解法	32417.2	0.00%	5093.1	0.00%	27324.1	0.00%	-303.66	0.00%
0.9	Daganzo	29840.1	-7.95%	5668.0	11.29%	24172.1	-11.54%	-326.73	-7.60%
	CIA	29279.5	-9.68%	5291.2	3.89%	23988.3	-12.21%	-346.43	-14.09%
	厳密解法	31473.0	0.00%	5247.0	0.00%	26226.1	0.00%	-313.81	0.00%
1.0	Daganzo	28971.0	-7.95%	5755.1	9.68%	23215.9	-11.48%	-351.11	-11.89%
	CIA	30185.0	-4.09%	5411.5	3.14%	24773.5	-5.54%	-326.91	-4.18%

総収益と実配送コストの差から求められる総利益は $\alpha = 0.5$ から $\alpha = 0.8$ の時に大きくなる傾向がある．特に，$\alpha = 0.6$ の時に近似手法が厳密解法にかなり近い利益を得ることができている．解法によって傾向に大きな差があるため，この結果からは一概に最適な α の値を決定することはできない．

顧客満足度は，式 (3) を用いて $\sum_n EMU_n$ として算出した．顧客満足度はどの算出手法においても明らかな傾向は見て取れなかった．これは，割引をする配送オプションと値上げを行う配送オプションの数が等しいため顧客満足度に大きな変化を与えなかったためだと考えられる．しかし，Daganzo や CIA は選択可能スロットの数を制限しやすいため，顧客満足度が厳密解法よりも低下する傾向がある．

6. おわりに

本研究では，配送オプションの適切な制御に向けて配送コストを高速で近似する手法を比較検証し，利益と顧客満足度の観点から方策の効果を評価した．3 章では，より現実的な需要マネジメントに向けて，従前の研究[6)7)] よりも多くの説明変数を含んだモデルを推定し，顧客の配送オプションに関する詳細な選好分析を行った．4 章では，配送オプションの制御のため，配送コストを高速で近似する 2 つの手法と，精度評価のために用いる厳密解を得るための混合整数計画問題である Dynamic MPVRP を定式化した．5 章では，配送オプション制御の方法として，選択可能スロットの制御と，限界費用に基づいた送料の制御について述べた．

分析の結果，配送コストの近似手法としては CIA の

方が優れていることが分かった．Daganzo (1987) の提案手法は期待値に基づいた近似を行っているため，計算時間は高速であるものの顧客の厳密な住所を考慮していないため，やや精度が低いことが明らかになった．CIA はそのような傾向がなく，安定的に比較的高い精度での近似を実現することができた．2 つの近似手法はともに実用的な時間で配送コストを算出できていたため，より大きな規模の問題へも適用可能だと考える．

シミュレーションの結果，総合的には Daganzo (1987) の提案手法よりも CIA の方が総利益・顧客満足度の観点において優れた手法であることが確認できた．また，車両の積載量が 5 割から 8 割程度埋まった段階で配送オプションの制御を始めることが適切であることが分かったものの，はっきりとした傾向が確認できなかったためさらなる分析が必要だといえる．

今後の課題として，より精度の高い近似手法の開発が求められる．例えば，近年議論が活発になっている機械学習を用いた配送経路の最適化は，配送コストの高速近似に応用できる可能性がある．また，将来到着する注文の予測などによりさらに適切な配送オプションの制御ができると見込まれる．Yang and Strauss (2017) や Koch and Klein (2020)[23] のように送料のダイナミックプライシングを目的として近似動的計画法（Approximate Dynamic Programming）を用い，需要の予測と機会費用の高速近似を行うことで，より実用的な需要マネジメントにつなげられる可能性がある．

本研究では顧客満足度の相対的な変化は算出できたものの，顧客が配送オプションを確認してから注文をキャンセルする行動がモデル化されていないため，実際にシミュレーションと同様の利益を得られない可能性がある．配送オプション選択行動のより詳細なモデル化の余地があると考える．

REFERENCES

1) 国土交通省: 令和 3 年度 宅配便取扱実績について，2022, https://www.mlit.go.jp/report/press/jidosha04_hh_000255.html.
2) 国土交通省: 報道発表資料 令和 4 年 4 月の宅配便の再配達率は約 11.7%, 2022, https://www.mlit.go.jp/report/press/tokatsu01_hh_000613.html.
3) 国土交通省 総合政策局 物流政策課: 国土交通行政インターネットモニターアンケート「通信販売と宅配便の再配達に関する調査」(2018 年 12 月調査), https://www.mlit.go.jp/monitor/H30-kadai01/9.pdf.
4) Punakivi, M. and Saranen, J.: Identifying the success factors in e‐grocery home delivery, *International Journal of Retail Distribution Management*, Vol.29, No.4, pp.156–163, 2001.
5) Yang, X., Strauss, A. K., Currie, C. S. M., and Eglese, R.: Choice-based demand management and vehicle routing in e-fulfillment, *Transportation Science*, Vol.50, pp.473–488, 2016.
6) Agatz, N., Fan, Y., and Stam, D.: The impact of green labels on time slot choice and operational sustainability, *Production and Operations Management*, Vol.30, pp.128–138, 2021.
7) Yang, X. and Strauss, A. K.: An approximate dynamic programming approach to attended home delivery management, *European Journal of Operational Research*, Vol.263, No.3, pp.935–945, 2017.
8) Archetti, C., Jabali, O., and Speranza, M. G.: Multi-period vehicle routing problem with due dates, *Computers & Operations Research*, Vol.61, pp.122–134, 2015.
9) Rao, S., Goldsby, T. J., Griffis, S. E., and Iyengar, D.: Electronic logistics service quality (e-lsq): Its impact on the customer' s purchase satisfaction and retention, *Journal of business logistics*, Vol.32, pp.167–179, 2011.
10) Xu, X., Munson, C. L., and Zeng, S.: The impact of e-service offerings on the demand of online customers, *International Journal of Production Economics*, Vol.184, pp.231–244, 2017.
11) Campbell, A. M. and Savelsbergh, M.: Incentive schemes for attended home delivery services, *Transportation Science*, Vol.40, pp.327–341, 2006.
12) Agatz, N., Campbell, A., Fleischmann, M., and Savelsbergh, M.: Time slot management in attended home delivery, *Transportation Science*, Vol.45, pp.435–449, 2011.
13) Köhler, C., Ehmke, J. F., and Campbell, A. M.: Flexible time window management for attended home deliveries, *Omega*, Vol.91, pp.102023, 2020.
14) Nguyen, D. H., de Leeuw, S., and Dullaert, W. E.: Consumer behaviour and order fulfilment in online retailing: A systematic review, *International Journal of Management Reviews*, Vol.20, No.2, pp.255–276, 2018.
15) Waßmuth, K., Köhler, C., Agatz, N., and Fleischmann, M.: Demand management for attended home delivery—a literature review, *European Journal of Operational Research*, Vol.311, No.3, pp.801–815, 2023.
16) Daganzo, C. F.: Modeling distribution problems with time windows: Part i, *Transportation Science*, Vol.21, No.3, pp.171–179, 1987.
17) Köhler, C. and Haferkamp, J.: Evaluation of delivery cost approximation for attended home deliveries, *Transportation Research Procedia*, Vol.37, pp.67–74, 2019.
18) Abdollahi, M., Yang, X., Nasri, M. I., and Fairbank, M.: Demand management in time-slotted last-mile delivery via dynamic routing with forecast orders, *European Journal of Operational Research*, Vol.309, No.2, pp.704–718, 2023.
19) Oyama, Y., Fukuda, D., Imura, N., and Nishinari, K.: E-commerce users' preferences for delivery options, *arXiv e-prints*, 2022.
20) Wen, M., Cordeau, J.-F., Laporte, G., and Larsen, J.: The dynamic multi-period vehicle routing problem, *Computers Operations Research*, Vol.37, No.9, pp.1615–1623, 2010.
21) Keskin, M., Branke, J., Deineko, V., and Strauss, A. K.: Dynamic multi-period vehicle routing with touting, *European Journal of Operational Research*, Vol.310, No.1, pp.168–184, 2023.
22) Miller, C. E., Tucker, A. W., and Zemlin, R. A.: Integer programming formulation of traveling salesman problems, *Journal of the Association for Computing Machinery*, Vol.7, pp.326–329, 1960.
23) Koch, S. and Klein, R.: Route-based approximate dynamic programming for dynamic pricing in attended home delivery, *European Journal of Operational Research*, Vol.287, No.2, pp.633–652, 2020.

Evaluation of day-to-day delivery demand management policies based on customer satisfaction

Ryota Okazaki, Yuki Oyama, Naoto Imura and Katsuhiro Nishinari

As demand for delivery services increases, courier companies are focusing on customer satisfaction. This places strong constraints on the planning of delivery routes for courier vehicles, making delivery routes inefficient. One way to manage delivery demand to improve delivery efficiency is to charge or discount delivery fees or to change the range of slots for time-specified deliveries. However, a myopic change in service level may in fact decrease customer satisfaction and increase future delivery costs. Therefore, for appropriate demand management, it is necessary to consider the probability distribution of customer behavior that may change depending on the policy and its impact on delivery costs. In this study, we optimize delivery options to maximize expected profit and satisfaction based on a delivery option choice model estimated by using SP surveys of EC users. Furthermore, we compare and verify how to derive the optimal strategy in practical time by applying a quick approximation method to the solution of the multi-period VRP, which is known to be NP-hard.