交通・物流統合型モビリティ・サービスのメカニズム・デザイン

武田 翼[1]・赤松 隆[2]

[1]非会員　株式会社ブレインパッド（〒 106-0032 東京都港区六本木三丁目 1 番 1 号）
E-mail: tsubasa.takeda@brainpad.co.jp
[2]正会員　東北大学教授　大学院情報科学研究科人間社会情報科学専攻（〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06-408）
E-mail: akamatsu@plan.civil.tohoku.ac.jp

本研究では，現状のモビリティ・サービス (MS) システムにおける四つの課題を解決する：**1**. 渋滞問題; **2**. 人流・物流の分離; **3**. 大規模最適化問題; **4**. 個人情報の取得困難性．まず，**1**,**2** は，通行権 (TNP) 取引制度と，人・物を同時にマッチングできる MS プラットフォームを導入することで解決する．次に，**3** は，(a) 大規模問題を流体・粒子問題に階層的に分解し，(b) 流体問題を Day-to-Day ダイナミックに基づき最適解に収束させることで解決する．最後に，**4** は粒子問題にオークションを適用し，必要な情報を入札額として観測することで解決する．数値実験では，提案メカニズムの優れた収束性能が示された．

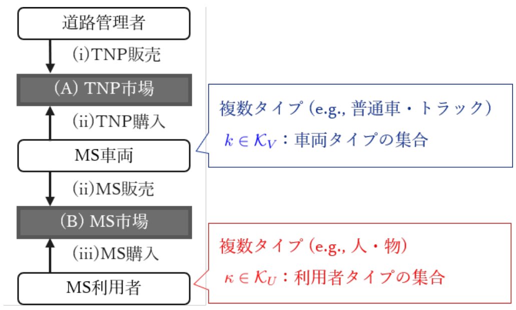
Key Words: *mobility service, tradable network permits, mechanism design*

1. はじめに

近年，交通・物流の両分野において，シェア型モビリティ・サービス (MS) が世界的に普及している (e.g., Uber, Amazon Flex)．MS は車両の空き容量を活用して人・物を輸送するため，効率的な輸送が可能である[1),2)]．

しかし，現在の社会で提供されている MS は，以下の四つの要因によって最適な運用を実現できていない：(**課題 1**) MS 車両よって渋滞が発生しうる．(**課題 2**) 交通・物流分野が別々にサービスを展開している．(**課題 3**) 最適マッチング問題が大規模であるため計算困難である．(**課題 4**) 利用者の異質性を考慮したマッチングを決定したいが，この情報は管理者が観測することができない．これらの課題は，既往研究で個別に解決が目指されてきたが，これらを統合的に扱った研究はない．

この現状を踏まえ，本研究ではこれら四つの課題を同時に解決する．具体的には，まず，通行権 (TNP) 取引制度[3)] と交通・物流を統合した MS プラットフォームを導入した MS システムのモデルを提案することで，**課題 1,2** を解決する．続いて，このシステム上で，**課題 3,4** を解決できるマッチング・メカニズムを構築する．具体的には，MS 車両と MS 利用者をある適当な基準で複数の部分集合に分割し，最適マッチング問題を，各集合への TNP 配分/MS 配分を決定する問題 (i.e., 流体問題) と，集合別に個別のマッチングを決定する問題 (i.e., 粒子問題) へと階層分解する．この分解で得られる粒子問題をオークションで解くことにより，**課題 4** を解決する．加えて，流体問題を最適解への収束が保証された Day-to-Day ダイナミックで解くことで，一日の計算量が少ないメカニズムを構築し，**課題 3** を解決する．



図–1 想定するシステム

2. モデル

(1) 状況設定

a) 想定するシステム

通行権取引制度と MS を導入した**図–1** に示すシステムを対象とする．通行権取引制度[3)] は，**課題 1** を解決するための TDM 施策である．通行権取引制度では，道路容量分だけ発行された道路の通行権 (TNP) を，市場での取引によって道路利用者に配分する．この市場に加えて，MS 車両と MS 利用者を統合的にマッチングするプラットフォーム (i.e., MS 市場) を導入する．

本稿では，複数タイプの MS 車両と MS 利用者を想

定する．例えば，MS 車両は人を運ぶタイプ，物を運ぶタイプ，その両方を統合して運ぶタイプが考えられる．この状況を抽象的に扱えば，輸送対象によって区別される，複数タイプの車両が存在する状況である．このように，交通・物流を統合したシステムは，MS 車両や MS 利用者の"タイプの違い"として表現できるため，このシステムは**課題 2** を解決したシステムである．本稿では，車両タイプの集合を $\mathcal{K}_V \ni k$，利用者タイプの集合を $\mathcal{K}_U \ni \kappa$ と書く．

b) 時間・空間条件

一つの MS で扱う都市エリアをネットワーク $G \equiv (\mathcal{N}, \mathcal{L})$ で表現する．$\mathcal{N}$ はノード集合，$\mathcal{L}$ はリンク集合を表す．以降，車両の起点を o，利用者の起点を r と表すが，これらは $\mathcal{N}$ の要素である．

本システムが運用される時間幅は $[0, T\delta]$ であるとする．この時間幅は単位時間 δ で $\{[0,\delta], \ldots, [(T-1)\delta, T\delta]\}$ と離散化し，この時刻の集合を $\mathcal{T} \equiv \{1, \ldots, T\}$ とする．

c) 通行権 (TNP) 市場

通行権 (TNP) 市場は，道路管理者によって販売された TNP を MS 車両へと配分する市場である．通行権は，全てのリンク $ij \in \mathcal{L}$，通行時刻 $t \in \mathcal{T}$ について，リンク容量 μ_{ij} だけ発行される．通行権価格は MS 車両全体の TNP 需要がこの容量 μ_{ij} を下回るように調整される．TNP 価格は $\boldsymbol{e} \equiv \{e_{(ij,t)}\}_{\forall(ij,t)}$ と表す．$e_{(ij,t)}$ は，リンク ij を時刻 t に通行する際の TNP 価格である．

d) モビリティ・サービス (MS) 市場

モビリティ・サービス (MS) 市場は，MS 車両によって販売された MS を MS 利用者へと配分する市場である．本稿では，車両タイプ $k \in \mathcal{K}_V$ と利用者タイプ $\kappa \in \mathcal{K}_U$ の組合せごとに価格が異なる MS を考え，MS 価格を $\boldsymbol{p} \equiv \{p_{(ij,t,k,\kappa)}\}_{\forall(ij,t,k,\kappa)}$ と表す．$p_{(ij,t,k,\kappa)}$ は，タイプ k の車両が，タイプ κ の利用者を乗せてリンク $ij \in \mathcal{L}$ を時刻 $t \in \mathcal{T}$ に通行する際の MS 価格である．

(2) 行動モデル

a) MS 車両の行動原理

MS 車両は通行権市場で購入した通行権を用いて，利用者に対し MS を提供する主体である．本稿では，車両の状態 (e.g., MS 利用者のタイプ別の乗車数) を列ベクトル $\boldsymbol{m}$ で表し，タイプ $k \in \mathcal{M}^k$ の車両が取り得る車両状態の集合を $\mathcal{M}^k$ と表す．

MS 車両 v は自身の余剰を最大化する行動を選択する：

$$\max_{\boldsymbol{x}_v \in \Omega^k} \Pi_v(\boldsymbol{x}_v) \equiv \left[\boldsymbol{p}^\top \boldsymbol{B}^k_{\mathrm{MS}} - \boldsymbol{e}^\top \boldsymbol{B}^k_{\mathrm{TNP}} \boldsymbol{e} - \boldsymbol{c}^\top_v\right] \boldsymbol{x}_v \quad (1)$$

ここで，目的関数の係数は，第一項が MS 収入，第二項が TNP 支出，第三項が車両ごとに異なる認知費用である．$\boldsymbol{x}_v \equiv \{x_{(ij,t,\boldsymbol{m},v)}\}_{\forall ij,t,\boldsymbol{m}}$ は車両 v が状態 $\boldsymbol{m}$ でリンク ij を時刻 t に通行する際に 1 となる 0-1 変数である．

b) MS 利用者の行動原理

MS 利用者は MS 市場に販売されている MS を購入し，自身のトリップを実行する主体である．MS 車両と同様に，各利用者の状態をベクトル $\boldsymbol{m}$ で表し，タイプ $\kappa \in \mathcal{K}_U$ の利用者が取り得る状態の集合を $\mathcal{M}^\kappa$ と表す．

MS 利用者 u は費用最小化行動を選択する：

$$\min_{\boldsymbol{y}_u \in \Omega^\kappa} \Gamma_u(\boldsymbol{y}^u) \equiv \left[\boldsymbol{p}^\top \boldsymbol{B}^\kappa_{\mathrm{MS}} + \boldsymbol{c}^\top_u\right] \boldsymbol{y}_u \quad (2)$$

ここで，目的関数の係数は，第一項は MS 支出，第二項は利用者ごとに異なる認知費用である．$\boldsymbol{y}_u \equiv \{y_{(ij,t,\boldsymbol{m},u)}\}_{\forall ij,t,\boldsymbol{m}}$ は利用者 u が状態 $\boldsymbol{m}$ でリンク ij を時刻 t に通行する際に 1 となる 0-1 変数である．

(3) 市場均衡状態と社会的最適状態

市場均衡状態は以下の二つの条件を満たす：

i. 車両・利用者の選択：式 (1),(2)

ii. 市場清算条件：

$$\boldsymbol{0} \leq \boldsymbol{e} \perp \boldsymbol{\mu} - \sum_k \sum_{v \in \mathcal{V}^k} \boldsymbol{B}^k_{\mathrm{TNP}} \boldsymbol{x}_v \geq \boldsymbol{0} \quad (3a)$$

$$\boldsymbol{0} \leq \boldsymbol{p} \perp \sum_k \sum_{v \in \mathcal{V}^k} \boldsymbol{B}^k_{\mathrm{MS}} \boldsymbol{x}_v - \sum_\kappa \sum_{u \in \mathcal{U}^\kappa} \boldsymbol{B}^\kappa_{\mathrm{MS}} \boldsymbol{y}_u \geq \boldsymbol{0} \quad (3b)$$

ここで，式 (3a),(3b) はそれぞれ，TNP 市場と MS 市場の清算条件である．$\mathcal{V}^k$ はタイプ $k \in \mathcal{K}_V$ の車両の集合であり，$\mathcal{U}^\kappa$ はタイプ $\kappa \in \mathcal{K}_U$ の利用者の集合である．

これらの式で定式化される市場均衡状態は，以下の社会的最適状態 **[SO]** と等価である：

$$\min_{\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}} TC(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) \equiv \sum_k \sum_{v \in \mathcal{V}^k} \boldsymbol{c}_v \boldsymbol{x}_v + \sum_\kappa \sum_{u \in \mathcal{U}^\kappa} \boldsymbol{c}_u \boldsymbol{y}_u \quad (4a)$$

$$\text{s.t.} \sum_{k \in \mathcal{K}_V} \sum_{v \in \mathcal{V}^k} \boldsymbol{B}^k_{\mathrm{TNP}} \boldsymbol{x}_v \leq \boldsymbol{\mu} \quad (4b)$$

$$\sum_{\kappa \in \mathcal{K}_U} \sum_{u \in \mathcal{U}^\kappa} \boldsymbol{B}^\kappa_{\mathrm{MS}} \boldsymbol{y}_u \leq \sum_{k \in \mathcal{K}_V} \sum_{v \in \mathcal{V}^k} \boldsymbol{B}^k_{\mathrm{MS}} \boldsymbol{x}_v \quad (4c)$$

3. 問題の流体・粒子ハイブリッド分解

(1) 流体・粒子分解

[SO] は大規模な整数計画問題であるため，現実的な時間で解を得ることはできない (**課題 3**)．この計算困難性を回避するために，車両/利用者をタイプ・起点ごとの部分集合 ($\mathcal{V}^{ko}/\mathcal{U}^{\kappa r}$) に分割し，$\boldsymbol{x}_v, \boldsymbol{y}_u$ を集計化した変数 $\boldsymbol{X}^{ko}, \boldsymbol{Y}^{\kappa r}$ を導入する (i.e., $\boldsymbol{X}^{ko} \equiv \sum_{v \in \mathcal{V}^{ko}} \boldsymbol{x}_v, \boldsymbol{Y}^{\kappa r} \equiv \sum_{u \in \mathcal{U}^{\kappa r}} \boldsymbol{y}_u$)．これにより，[SO] は集計変数 $(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{Y})$ を扱う問題 (i.e., 流体問題) と，離散変数 $(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$ を扱う問題 (i.e., 粒子問題) に階層的に分解できる：

[SO-A]

$$\min_{(\boldsymbol{X},\boldsymbol{Y})\in\Omega'} \sum_{(k,o)} VC^{ko}(\boldsymbol{X}^{ko}) + \sum_{(\kappa,r)} UC^{\kappa r}(\boldsymbol{Y}^{\kappa r}) \tag{5a}$$

$$\text{s.t.} \sum_{(k,o)} \boldsymbol{B}^{k}_{\mathrm{TNP}}\boldsymbol{X}^{ko} \leq \boldsymbol{\mu} \tag{5b}$$

$$\sum_{(\kappa,r)} \boldsymbol{B}^{\kappa}_{\mathrm{MS}}\boldsymbol{Y}^{\kappa r} \leq \sum_{(k,o)} \boldsymbol{B}^{k}_{\mathrm{MS}}\boldsymbol{X}^{ko} \tag{5c}$$

[SO-atomic]

$$VC^{ko}(\boldsymbol{X}^{ko}) \equiv \min_{\boldsymbol{x}^{(ko)}\in\Omega^{ko}(\boldsymbol{X}^{ko})} \sum_{v\in\mathcal{V}^{ko}} \boldsymbol{c}_v^{\top}\boldsymbol{x}_v \tag{6a}$$

$$UC^{\kappa r}(\boldsymbol{Y}^{\kappa r}) \equiv \min_{\boldsymbol{y}^{\kappa r}\in\Omega^{\kappa r}(\boldsymbol{Y}^{\kappa r})} \sum_{u\in\mathcal{U}^{\kappa r}} \boldsymbol{c}_u^{\top}\boldsymbol{y}_u \tag{6b}$$

ここで，Ω' はフロー保存則を満たす解の集合である．$\Omega^{ko}(\boldsymbol{X}^{ko})/\Omega^{\kappa r}(\boldsymbol{Y}^{\kappa r})$ はフロー保存則と $\boldsymbol{X}^{ko} = \sum_{v\in\mathcal{V}^{ko}} \boldsymbol{x}_v/\boldsymbol{Y}^{\kappa r} = \sum_{u\in\mathcal{U}^{\kappa r}} \boldsymbol{y}_u$ を満たす解の集合である．[SO-A] は集合ごとの集計フロー $\boldsymbol{X},\boldsymbol{Y}$ を決定する問題であり，目的関数に含まれる $VC^{ko}(\boldsymbol{X}^{ko}), UC^{\kappa r}(\boldsymbol{Y}^{\kappa r})$ は [SO-atomic] の最適値関数である．

(2) [SO-atomic] の解法

[SO-atomic] は小規模な整数計画問題であるため，集合別の VCG オークションによって解くことができる．VCG オークションは「入札者が虚偽の入札を行う動機がない」という望ましい性質を有している．これを適用するには，解くべき問題が小規模であることが必要であるが，[SO-atomic] はこの要件を満たしている．

(3) ランダム効用理論に基づく [SO-A] の近似

[SO-A] に含まれる最適値関数 $VC^{ko}(\boldsymbol{X}^{ko}), UC^{\kappa r}(\boldsymbol{Y}^{\kappa r})$ は，粒子問題 [SO-atomic] を解かなければ計算できないが，ランダム効用理論を用いればこれを closed-form の関数として表現できる．具体的には，車両と利用者の認知費用 $\boldsymbol{c}_v, \boldsymbol{c}_u$ の頻度分布を連続確率分布で近似することで，最適値関数 $VC^{ko}(\boldsymbol{X}^{ko}), UC^{\kappa r}(\boldsymbol{Y}^{\kappa r})$ は期待最小費用を用いて closed-form の関数で表現することができる．この確率分布が NGEV モデルに従うと仮定すれば，最適値関数は以下のように表される：

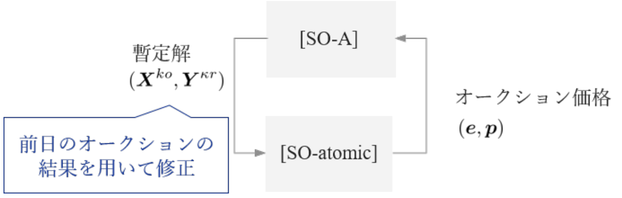
$$VC^{ko}(\boldsymbol{X}^{ko}) \simeq \boldsymbol{C}^{k}\cdot\boldsymbol{X}^{ko} - \hat{\boldsymbol{\theta}}^{k}\cdot\boldsymbol{H}^{ko}(\boldsymbol{X}^{ko}) \tag{7a}$$

$$UC^{\kappa r}(\boldsymbol{Y}^{\kappa r}) \simeq \boldsymbol{C}^{\kappa}\cdot\boldsymbol{Y}^{\kappa r} - \hat{\boldsymbol{\theta}}^{\kappa}\cdot\boldsymbol{H}^{\kappa r}(\boldsymbol{Y}^{\kappa r}) \tag{7b}$$

ここで，$\boldsymbol{C}^{k}, \boldsymbol{C}^{\kappa}$ は認知費用の確定項，$\hat{\boldsymbol{\theta}}$ は NGEV モデルのパラメータ，$\boldsymbol{H}(\bullet)$ はエントロピー関数である．

4. Day-to-Day メカニズム

流体問題 [SO-A] を解く手法として，(i) 管理者が [SO-A] を一日で計算する One-Day 手法と，(ii) 車両と利用者の日々の取引を通じて [SO-A] を徐々に最適解へ近づける Day-to-Day 手法がある．前者は，管理者が [SO-A] を解き，日々最適な配分 $(\boldsymbol{X},\boldsymbol{Y})$ を決定する中央集権的な手法である．後者は，進化ダイナミックに基づき，日々 [SO-A] の解を更新していく手法である (**図–2**)．本概要では，後者の Day-to-Day メカニズムのみを示す．



図–2 Day-to-Day メカニズム

(1) [SO-A] の Benders 分解

[SO-A] を Day-to-Day で解く場合，より少ない反復数で最適解へ収束するように解を更新することが望ましい．この要請を満たすため，本稿では [SO-A] を Benders 分解して解く手法を提案する．具体的には，$\boldsymbol{X}$ を上位で決定し，$\boldsymbol{Y}$ を下位で決定するように Benders 分解する：

[X-Master]

$$\min_{\boldsymbol{X}\in\Omega_X} Z_M(\boldsymbol{X}) \equiv \sum_{(k,o)} VC^{ko}(\boldsymbol{X}^{ko}) + Z_S^{*}(\boldsymbol{X}) \tag{8}$$

[X-Sub]

$$Z_S^{X*}(\boldsymbol{X}) \equiv \min_{\boldsymbol{Y}} \left\{ \sum_{(\kappa,r)} UC^{\kappa r}(\boldsymbol{Y}^{\kappa r}) \mid \text{s.t. (5c)} \right\} \tag{9}$$

Ω_X はフロー保存則と (5b) を満たす解の集合である．

(2) Benders 分解に基づく実装方法：PL メカニズム

本研究では，[X-Master] を部分線形化法 (PL)[4] に従い Day-to-Day で解く PL メカニズムを構築する．PL メカニズムでは，車両フロー $\boldsymbol{X}$ は管理者が中央集権的に決定し，利用者フロー $\boldsymbol{Y}$ はオークションによる取引で分権的に決定する．管理者は，m 日目の車両フロー $\boldsymbol{X}$ を PL に則して修正する．従って，m 日目の配分において $\boldsymbol{X}$ は必ずしも最適解ではないが，日数の経過に伴い，このフローは最適解へ収束する．

a) PL メカニズムの手続き

PL では，各反復において，[X-Master] の目的関数を部分線形近似した以下の補助問題を解く必要がある．

$$\min_{\boldsymbol{X}\in\Omega_X} \sum_{(k,o)} \left[VC^{ko}(\boldsymbol{X}^{ko}) + \nabla_{\boldsymbol{X}^{ko}} Z_S^{*}(\boldsymbol{X}) \cdot \boldsymbol{X}^{ko} \right] \tag{10}$$

この部分線形近似問題について，以下の命題が成立する：

命題 1 m 日目に解く部分線形近似問題 (10) は以下の

[補助問題](粒子問題) と等価である：

$$\bar{\boldsymbol{X}}^{ko(m)} \equiv \sum_{(k,o)} \sum_{v \in \mathcal{V}^{ko}} \boldsymbol{x}_v^* \tag{11}$$

$$\boldsymbol{x}^* \equiv \arg\min_{\boldsymbol{x} \in \Omega_x} \sum_{(k,o)} \sum_{v \in \mathcal{V}^{ko}} \left[\boldsymbol{c}_v - \boldsymbol{B}_{\mathrm{MS}}^{k\top} \boldsymbol{p}^{m-1}\right]^\top \boldsymbol{x}_v \tag{12}$$

ここで，Ω_x はフロー保存則と式 (4b) を満たす解の集合であり，$\boldsymbol{p}^{m-1}$ は，$(m-1)$ 日目の MS 価格である．この問題は，MS 価格を与件として，TNP 需給制約を満たす範囲で最適な車両フロー $\boldsymbol{x}$ を決定する問題である．

この補助問題を用いることで，PL メカニズムにおける m 日目の手続きは以下のようにまとめられる：

[PL メカニズム]

Step1. 各車両は認知費用 $\boldsymbol{c}_v$ を入札.

Step2. **[補助問題]** を解き，式 (13) で m 日目の車両フロー更新方向 $\boldsymbol{D}^m$ を決定.

$$\boldsymbol{D}^m := \bar{\boldsymbol{X}}^m(\boldsymbol{p}^{m-1}) - \boldsymbol{X}^{m-1} \tag{13}$$

Step3. 管理者は m 日目のステップサイズ α^m を決定 ($\alpha^m = \phi/(m+\phi)$: ϕ は正の実数定数).

Step4. m 日目の車両フロー $\boldsymbol{X}^m$ を (14) で決定.

$$\boldsymbol{X}^m := \boldsymbol{X}^{m-1} + \alpha^m \boldsymbol{D}^m \tag{14}$$

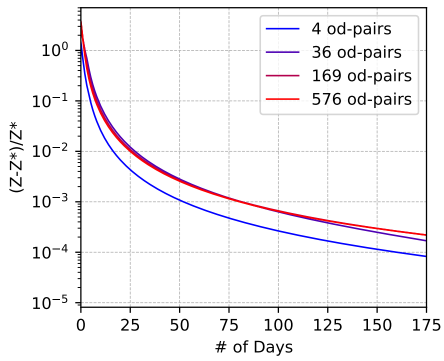
Step5. $\boldsymbol{X}^m$ を与件として，オークションで個々の車両/利用者の選択 $(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$ を決定．同時に，m 日目の MS 価格 $\boldsymbol{p}^m$ を決定.

PL メカニズムでの一日の手続きは，部分線形化法 (PL) の一回の反復に対応している．具体的には，**Step2-4** がこのアルゴリズムに従った解の更新方法である．**Step2** の **[補助問題]** の構築に必要となる MS 価格 $\boldsymbol{p}$ は，前日の **Step5** のオークションで得られる.

b) 日々のオークション

m 日目の車両側のフロー $\boldsymbol{x}$ は，$\boldsymbol{X}^m$ を与件として式 (6a) に対応する VCG オークションを行うことで決定する．このオークションは耐戦略性があるため，認知費用情報 $\boldsymbol{c}_v$ を入札額として正確に得ることができる．PL メカニズムでは，[補助問題] を解く際にこの情報が必要となるため，入札は **Step1** で行われる.

一方，利用者側では [X-Sub] に対応するオークションが行われ，個々の利用者のフロー $\boldsymbol{y}$ が決定される．[X-Sub] は流体問題として定式化されているが，離散変数 $\boldsymbol{y}$ を用いて粒子問題として定式化することができる．具体的には，利用者側の最適値関数 $UC^{\kappa r}(\boldsymbol{Y}^{\kappa r})$ に式 (6b)



図–3 メカニズムの収束状況

を代入することで，以下の **[MS 配分問題]** が得られる：

$$\min_{\boldsymbol{y} \in \Omega_y} \sum_{\kappa} \sum_{u \in \mathcal{U}^\kappa} \boldsymbol{c}_u^\top \boldsymbol{y}_u \tag{15a}$$

$$\text{s.t.} \sum_{(\kappa,r)} \sum_{u \in \mathcal{U}^{\kappa r}} \boldsymbol{B}_{\mathrm{MS}}^{\kappa} \boldsymbol{y}_u \leq \sum_{(k,o)} \boldsymbol{B}_{\mathrm{MS}}^{k} \boldsymbol{X}^{ko} \tag{15b}$$

ここで，Ω_x はフロー保存則と式 (4b) を満たす解 $\boldsymbol{x}$ の集合で，Ω_y はフロー保存則を満たす解 $\boldsymbol{y}$ の集合である.

[MS 配分問題] は，MS 供給量 $\boldsymbol{X}^m$ を与件として，利用者全体への MS 配分を決定する問題である．すなわち，一定量の財を利用者へ配分する問題であるため，この問題もオークションで解くことができる．ここで得られる価格は，制約条件 (15b) の最適双対変数であり，$(m+1)$ 日目の [補助問題] の構築の際に用いられる.

5. 数値計算例

PL メカニズムの収束性能を調べる数値実験の結果を**図–3** に示す．実験は Sioux-Falls ネットワーク (24 ノード・76 リンク) において，時間帯数を 20 とし，起終点数を 4 種類設定して行った．また，計算の都合上，車両・利用者のタイプは一つずつであると設定した

図–3 より，本稿で提案した Day-to-Day メカニズムは起終点数によらず最適解に収束している．また，収束速度は起終点数の影響をほとんど受けず，一ヶ月程度で誤差 1%以下に収束することが示された．以上より，現実的な規模のネットワークでも PL メカニズムは十分実用的な収束性能であることが明らかとなった.

6. おわりに

本研究では，現在の MS システムが抱える以下の四つの課題を解決した：**1.** 道路の渋滞，**2.** 交通・物流の分離，**3.** 最適マッチング問題の計算困難性，**4.** 私的情報の取得困難性．まず，**1** は通行権 (TNP) 取引制度を導入することで解決し，**2** は交通・物流を統合的に扱える MS プラットフォームのモデルを提案することで解決し

た．続いて，提案システムにおいて，進化ダイナミックに基づき Day-to-Day でマッチングを改善していくメカニズムを開発することで **3** を解決し，オークションの導入で **4** を解決した．数値実験では，PL メカニズムの収束性能を明らかにした．

REFERENCES

1) Ma, S., Zheng, Y. and Wolfson, O.: Real-Time City-Scale Taxi Ridesharing, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol.27, No.7, pp.1782–1795, jul 2015.
2) Archetti, C., Savelsbergh, M. and Speranza, M. G.: The vehicle routing problem with occasional drivers, *European Journal of Operational Research*, Vol.254, No.2, pp.472–480, oct 2016.
3) Akamatsu, T. and Wada, K.: Tradable network permits: A new scheme for the most efficient use of network capacity, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.79, pp.178–195, jun 2017.
4) Patriksson, M.: Partial linearization methods in nonlinear programming, *Journal of Optimization Theory and Applications*, Vol.78, No.2, pp.227–246, aug 1993.