

1. 研究の背景・目的

都市部における相乗りを伴うオンデマンドサービス

国内

タクシーの「相乗りサービス」制度導入
都市部においても相乗りタクシー普及への期待

米国

TNCによるUberX ShareやLyft Sharedといった相乗り
オプションを伴うライドヘイリングの普及が進む

Mobility | Deepen → Expand → Scale sustainable low-cost products → Develop → Lead

Personal vehicles continue to represent
the vast majority of mobility trips today

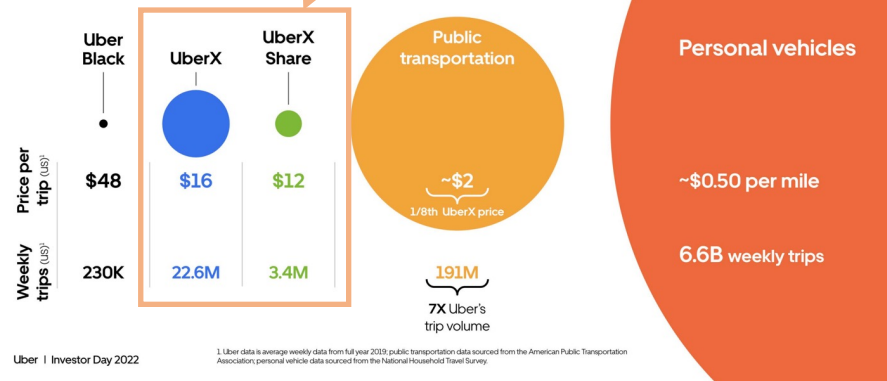


図1 各サービスのWeekly trips¹⁾

相乗りを伴うオンデマンドサービスの配車アルゴリズム

- 個々の車両がどの乗客群をいかなる順序で運送するのかというDial-a-Ride問題を解くアルゴリズムが発展

課題

最小化する所要時間に関する目的関数についての議論が少ない

研究の目的

- トリップ・車両の割り当てにあたって最小化する所要時間の目的関数がシミュレーション結果へ与える影響の分析
- 運用する車両群の乗車率などの指標を変数に用いるという状況に応じた目的関数による運送の効率性向上を検証

仮説

需要のピーク前から乗車率が上昇すると連動して相乗りを促す目的関数によってピーク時に車両が不足し乗客を運送することができない状況を低減

2. シミュレーションの諸条件

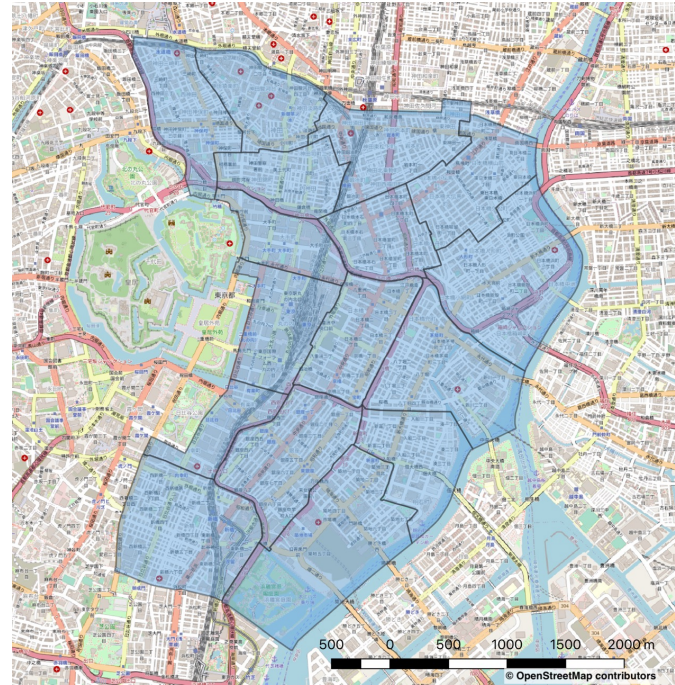


図2 16の少ゾーンと対象地域の周辺図

3. 配車アルゴリズム

扱った配車アルゴリズム

- Alonso-Mora et al. (2017)³⁾ による代表的な相乗りを伴う配車アルゴリズムを実装

AMアルゴリズムの特徴

- 30秒ごとにその30秒間にプールされたリクエストを概略図におけるフローによってグラフ理論に基づき計算量を限定しながら処理
- トリップ・車両の組み合わせと乗降順序をタイムビン毎に再最適化する柔軟性
- 最適解を導出

配車にあたっての3条件

- 許容最大待ち時間を5分30秒
 - 許容最大到着遅延時間を10分30秒
 - 乗車定員を4名
- 上記3条件を満たしながら
所要時間を最小化

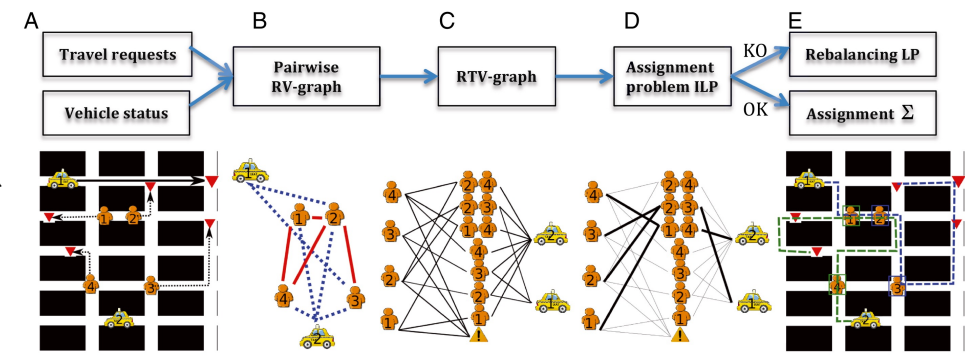


図3 Alonso-Mora et al. (2017) によるアルゴリズムの概略図³⁾

対象地域

- 東京都の大丸有地区を中心とした16の小ゾーン
(第6回東京都市圏パーソントリップ調査)

需要データ

- 東京のタクシー 2021²⁾ に基づくタクシー輸送実績とPT調査データから生成 (1日あたり51,141トリップ)

道路ネットワークデータ

- 道路ネットワークデータをOpenStreetMapから生成
- 各リンクの旅行速度は道路交通センサスを基に補正

シミュレーター

- エージェントベースシミュレーター「MATSim」を用いて1日分 (0時~30時) をシミュレート

車両台数：3シナリオ

- 台数の逼迫する**300台、400台、500台の3シナリオ**
 - 初期位置について全車両を八重洲中央口前交差点のリンクに配置
 - 東京のタクシー2021から推定される対象地域の1日の実働車両2,338車と比較して少数

3. 配車アルゴリズム -目的関数-

最小化される所要時間の定義

$$\delta = (1 - W_v) \cdot \delta_p + W_v \cdot \delta_v$$

- δ : 最小化する所要時間
- δ_p : 乗客の増加所要時間
- δ_v : 車両の拘束時間
- W_v : 区間[0,1]の値をとる車両の拘束時間の重み

5つのW_vシナリオ

- (a) “LOS最大化”シナリオ : $W_v = 0$
- (b) “バランス”シナリオ : $W_v = 0.5$
- (c) “VKT最小化”シナリオ : $W_v = 1$
- (d) “見込み乗車率”シナリオ : $W_v = \min(1, (r_o + r_a)/C)$
- (e) “将来逼迫度”シナリオ : $W_v = \min(1, (r_o + r_a + r_f)/2C)$

- r_o : 乗車中の乗客数
- r_a : 車両割り当て済みの乗客数
- r_f : 今後30分間に届けられるリクエスト数
- C : 運用車両の座席総数

4. シミュレーション結果

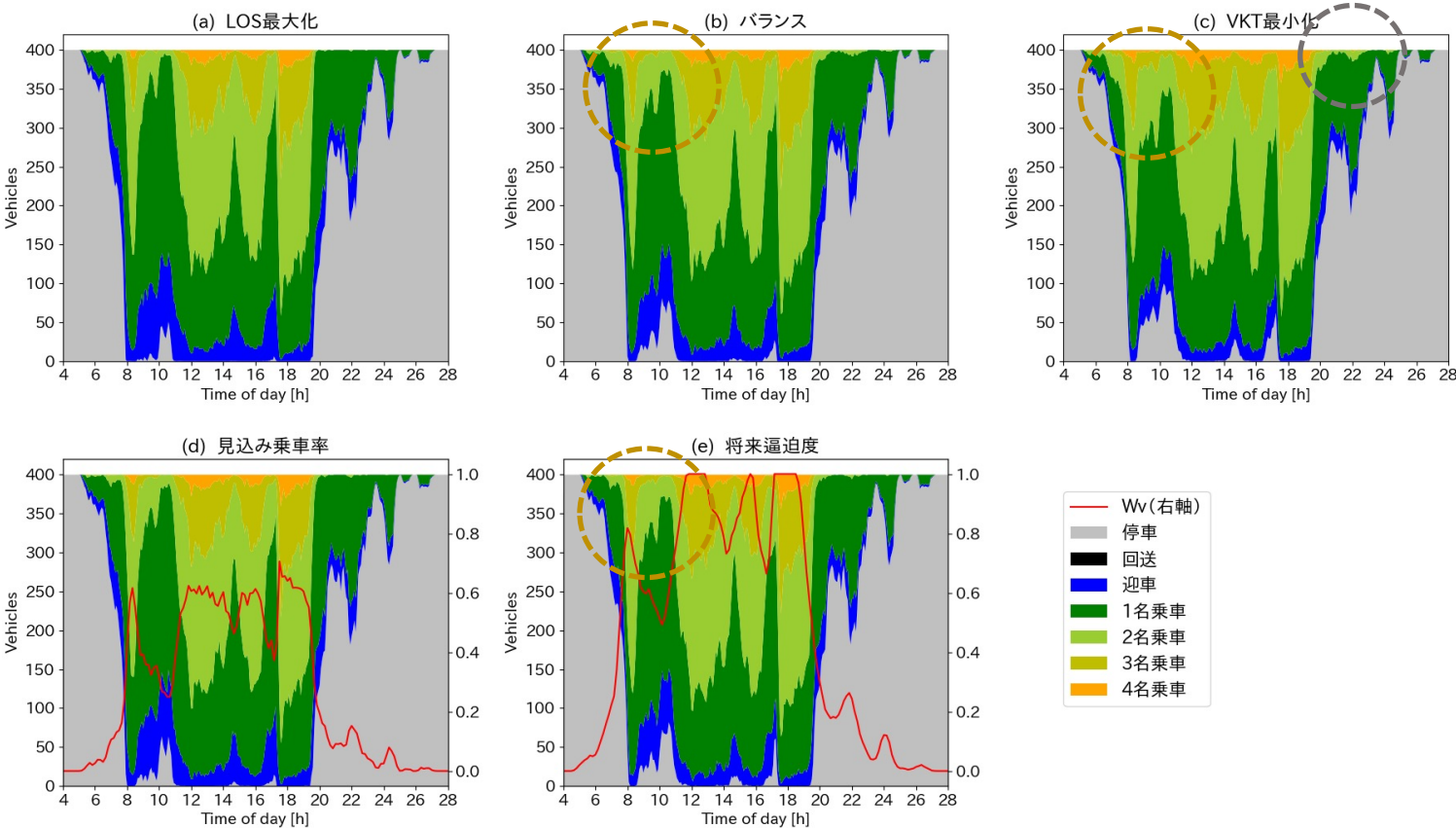


図4 車両の状態別台数の推移（400台運用）

表1 各シナリオのLOSとVKT指標

シナリオ	拒否リクエスト数	平均車内遅延時間 (秒)	1台あたり平均走行距離(km)
運用台数 300台			
(a) LOS最大化	15286	232	271.1
(b) バランス	15058	236.2	267.3
(c) VKT最小化	14957	248.5	263.5
(d) 見込み乗車率	15011	233.7	269.9
(e) 将来逼迫度	14944	239.5	267.9
運用台数 400台			
(a) LOS最大化	7484	191.9	256.4
(b) バランス	7305	202.6	251.4
(c) VKT最小化	7189	221	245.8
(d) 見込み乗車率	7168	197	254.8
(e) 将来逼迫度	7109	208.4	251.2
運用台数 500台			
(a) LOS最大化	2715	131.5	242.7
(b) バランス	2651	150	235
(c) VKT最小化	2737	179.1	225.9
(d) 見込み乗車率	2582	138.7	240
(e) 将来逼迫度	2558	155.2	234.8

参考文献

- Uber Technologies, Inc., 2022. Uber | Investor Day 2022, Available online: https://s23.q4cdn.com/407969754/files/doc_presentations/2022/Uber-Investor-Day-2022.pdf (accessed on 3 April 2022).
- 東京ハイヤー・タクシー協会, 2021. 東京のタクシー 2021, Available online: <https://taxi-tokyo.or.jp/assets/pdf/datalibrary/hakusyo2021all.pdf> (accessed on 28 March 2022).
- Alonso-Mora, J., Samaranayake, S., Wallar, A., Frazzoli, E. and Rus, D., 2017. On-demand high-capacity ride-sharing via dynamic trip-vehicle assignment. Proceedings of the National Academy of Sciences, 114(3), pp.462-467. DOI: 10.1073/pnas.1611675114.

5. シミュレーション結果の分析

図4 車両の状態別推移

- (b),(c),(e) : 7時から11時の時間帯の2名以上乗車の車両台数が比較的多い
- (c) : オフピークの22時前後の2名乗車の車両台数が比較的多い

図5 LOSとVKT指標

- 平均車内遅延時間と1台あたり平均走行距離に逆相関の傾向
 - 乗車率や将来の逼迫度を目的変数とした配車シナリオの拒否リクエスト数が少ない
- 目的関数を工夫することによる利点が存在

AMアルゴリズムにおいてW_vはシミュレーション結果に多様な影響を及ぼすことを検証

供給逼迫時における最小化する目的関数に改善の余地