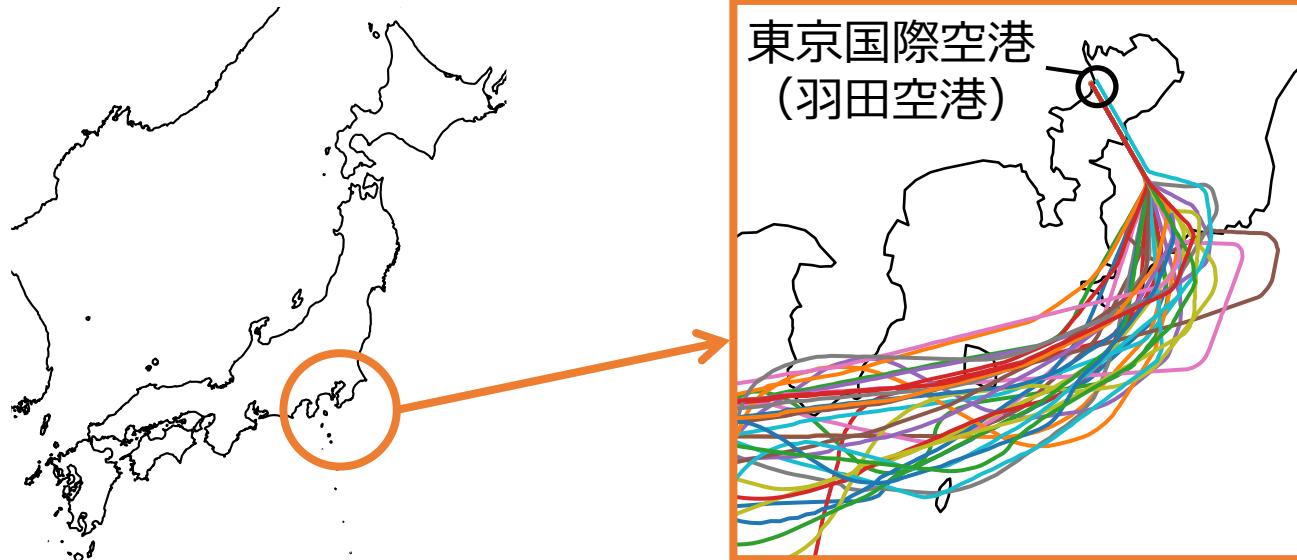


メタリング実現に向けた 速度制御に関する研究

国立研究開発法人 宇宙航空研究開発機構
航空技術部門 航空安全イノベーションハブ
松野 賀宣

背景

- ・航空需要の長期的な増加
- ・東京国際空港周辺で**混雑が集中**



課題：
✓ 管制官の負荷増大
✓ 環境負荷の増大

→增加する需要に**効率的・持続的**に対応するには**運用の改善が必要**

背景

- 混雑緩和のための航空交通流管理施策

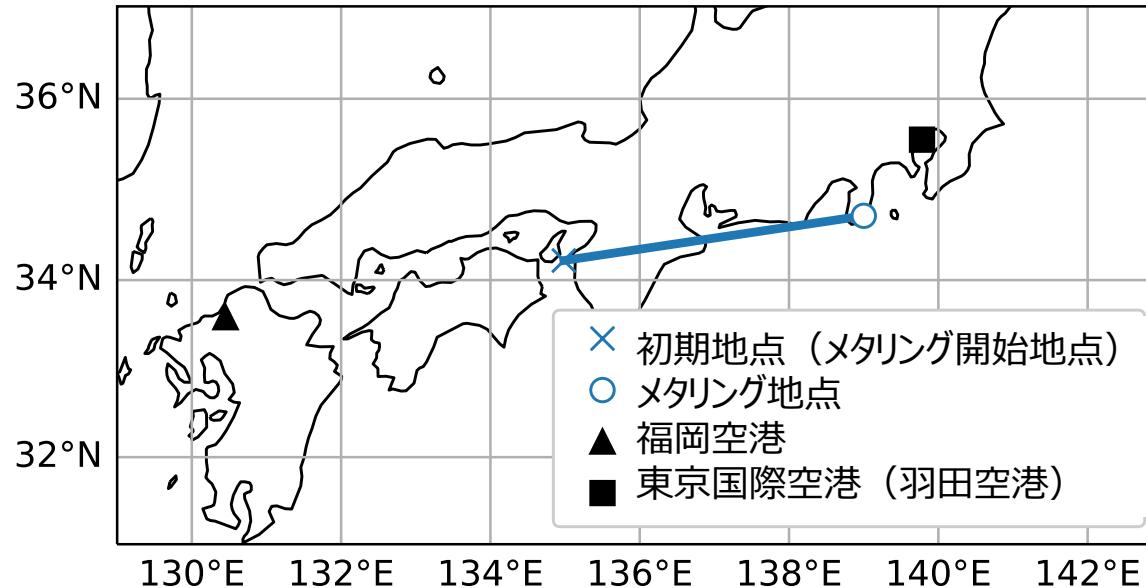


- 地上遅延 (EDCT)
 - ✓ 出発時刻を調整
 - ✓ 混雑空域や到着空港周辺の混雑を緩和
- メタリング運用
 - ✓ メタリング地点の通過時刻を調整
 - ✓ 速度変更により飛行時間を調整

→メタリング運用は軌道ベース運用の実現に向けた重要な施策

背景

- メタリング運用のための**速度制御方法**
 - ✓ メタリング地点の通過時刻を満たす速度制御
- **飛行時間の不確実性**
 - ✓ 気象予測誤差など様々な要因
 - ✓ **頻繁な速度変更**が必要になる可能性
→管制官とパイロットの負荷増大



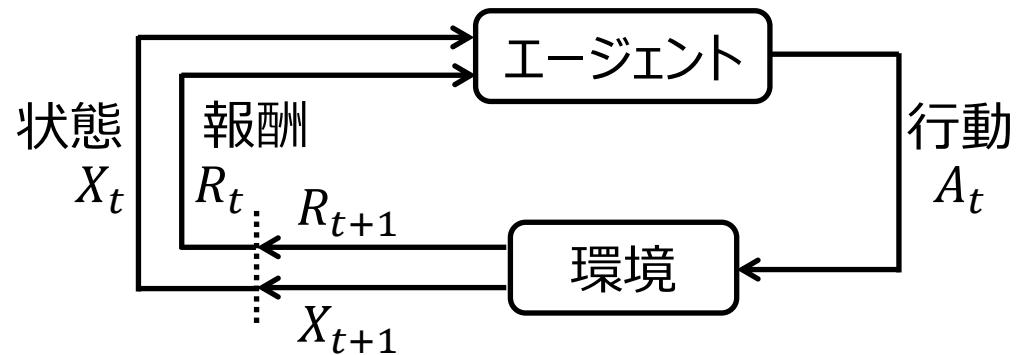
メタリング運用では管制官がパイロットへ通過時刻もしくは**速度**を指示する。

背景

- 本研究では**速度変更回数**に着目
 - ✓ マルコフ決定過程（MDP）に基づく速度制御方法を提案
 - ✓ 過去の飛行・気象データに基づく**不確実性モデル**を導入
 - ✓ 遅延や燃料コストのトレードオフを考慮
 - ✓ 速度変更回数に上限を設定
 - ✓ 速度変更の**タイミングと変更量**を最適化

マルコフ決定過程 (MDP)

- 不確実性下での意思決定

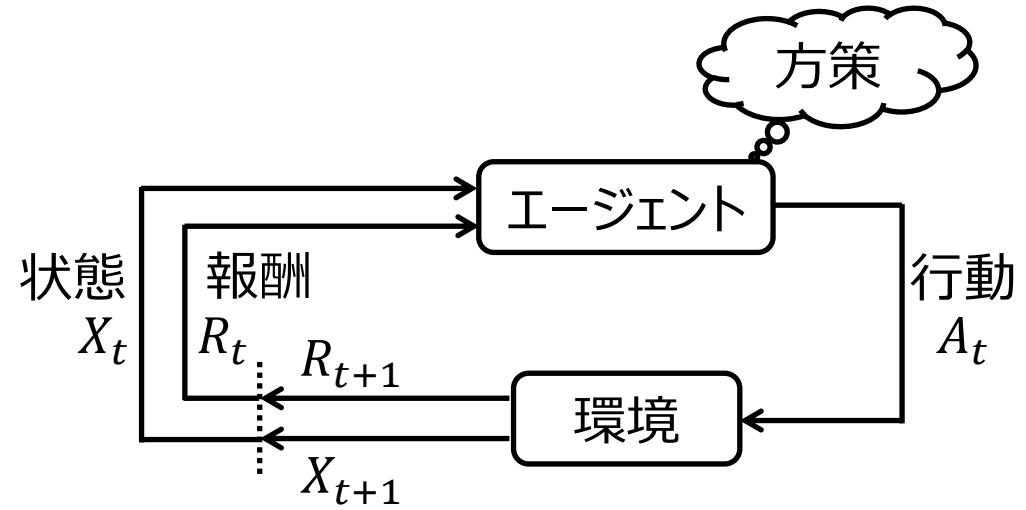


- ✓ エージェント: 意思決定者 (本研究では管制官)
現在の状態を観測し、行動を選択する。
- ✓ 環境: エージェント以外
次の状態への遷移や報酬を与える。

マルコフ決定過程 (MDP)

5つの構成要素：

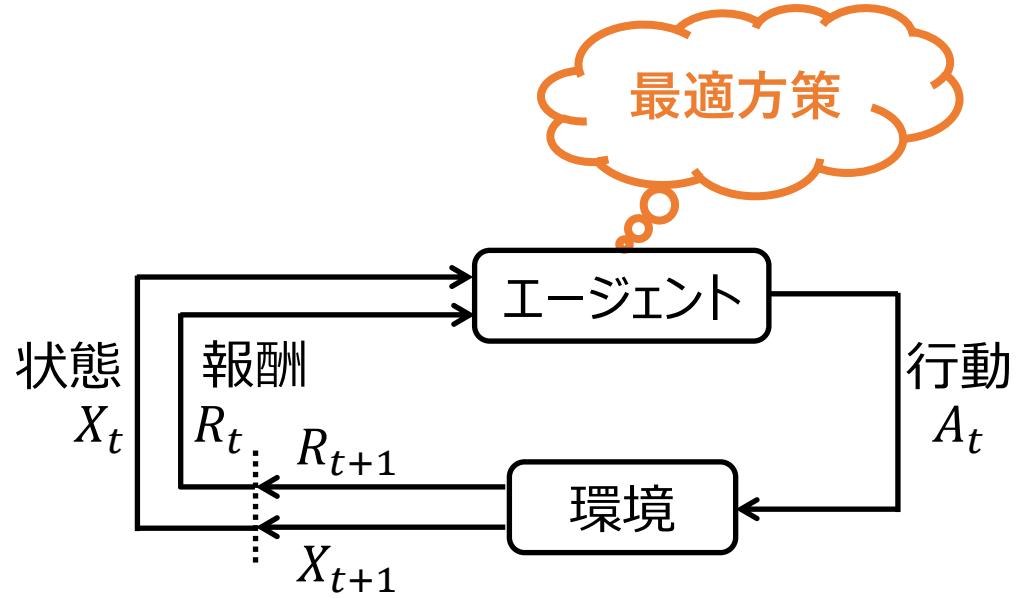
1. 状態
2. 行動
3. 報酬モデル
 - ✓ある行動を取った結果の質
4. 遷移モデル
 - ✓ある行動を取って次の状態に遷移する確率
5. 方策
 - ✓状態から行動へのマッピング



マルコフ決定過程 (MDP)

5つの構成要素：

1. 状態
2. 行動
3. 報酬モデル
4. 遷移モデル
5. 方策



目標: **報酬の期待値を最大**にする**最適方策**を決定する。

→**最適方策**が得られると、エージェントは**任意の状態**で**最適な意思決定**ができる。

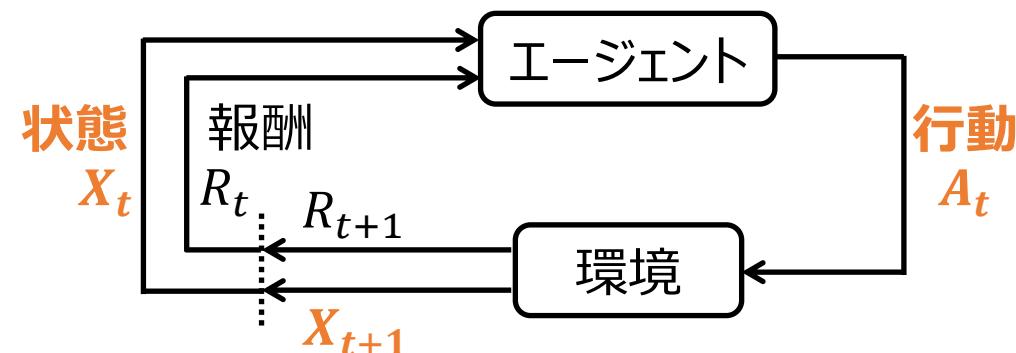
マルコフ決定過程 (MDP)

1. 状態

- ✓ 距離
- ✓ マッハ数
- ✓ メタリング地点での残存遅延
- ✓ 速度変更（管制指示）の残り回数

2. 行動

- ✓ 管制によるマッハ数指示

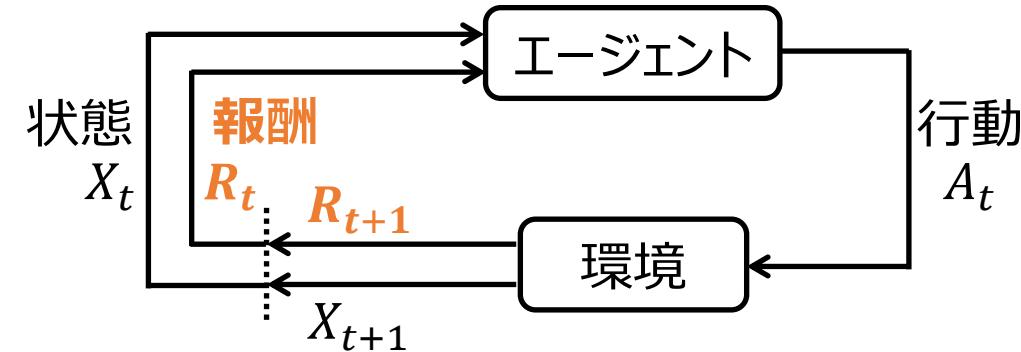


マルコフ決定過程 (MDP)

3. 報酬モデル

✓ 即時報酬

- ある状態からある行動を取った場合のコスト
- 機体性能モデル（BADAモデル）を用いて燃料消費量を計算し、
燃料コスト（ドル）に換算



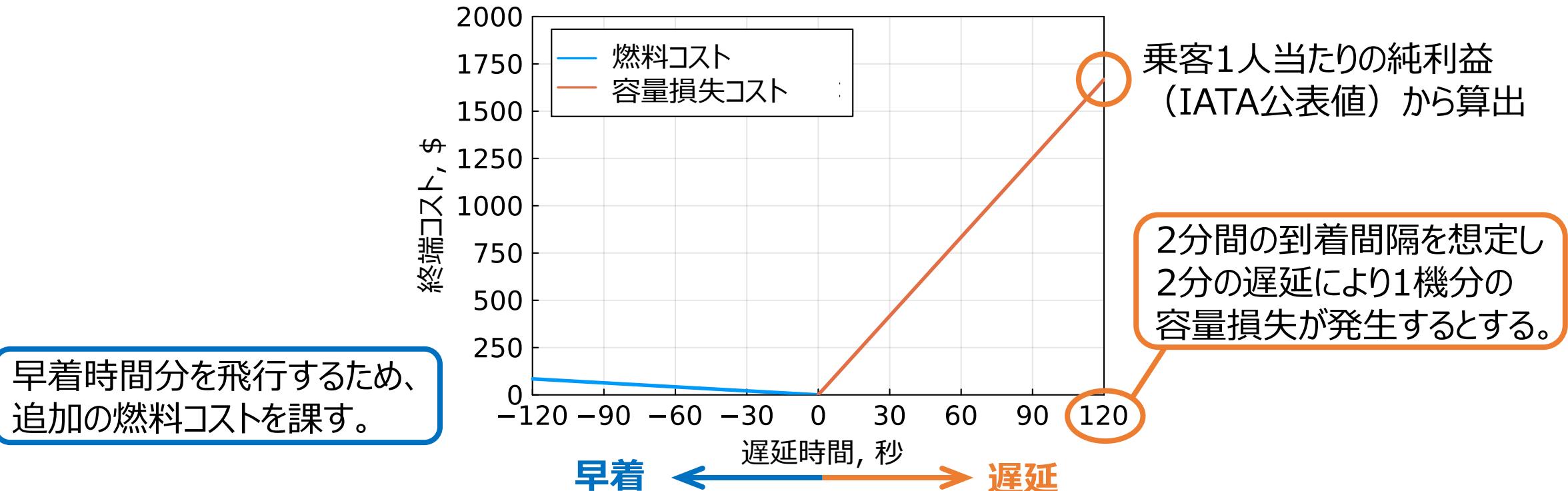
マルコフ決定過程 (MDP)

3. 報酬モデル

✓メタリング地点での遅延時間に基づく終端報酬

□負の遅延（早着）：燃料コスト

□正の遅延（遅延）：容量損失コスト



マルコフ決定過程 (MDP)

4. 遷移モデル

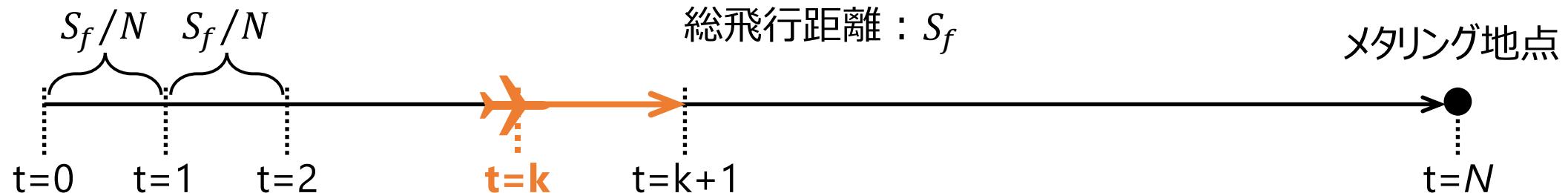
- ✓ある行動を取って現在の状態から次の状態へ遷移する確率
- ✓状態の各要素：

□距離：常に次の距離に遷移

□マッハ数：行動（次のマッハ数）に基づき更新

□速度変更の残り回数：

- ・現在のマッハ数と行動（次のマッハ数）が異なる場合、1回減少
- ・その他の場合、維持



マルコフ決定過程 (MDP)

4. 遷移モデル

✓ある行動を取って現在の状態から次の状態へ遷移する確率

✓状態の各要素 :

□残存遅延 : 飛行時間の不確実性モデルに基づき正規分布に従う。

飛行時間の平均と分散

飛行時間の平均 = 飛行距離 / 対地速度

飛行時間の分散 = 「飛行距離・マッハ数・風速・気温」の関数

過去の飛行・気象データに基づき作成

参考文献 :

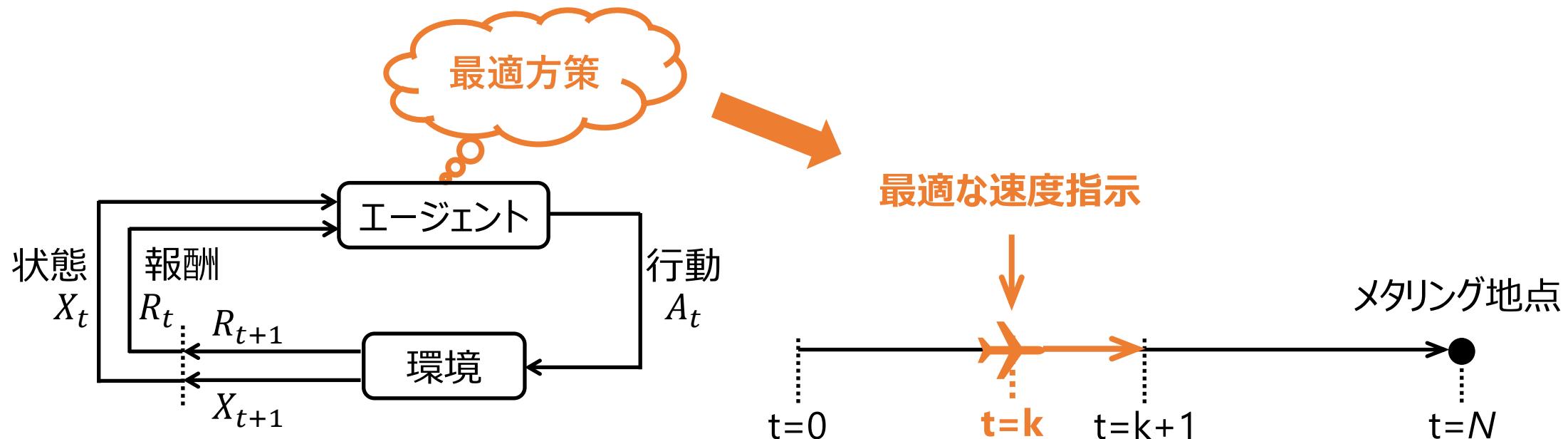
Takeichi, N. (2018) "Adaptive Prediction of Flight Time Uncertainty for Ground-Based 4D Trajectory Management," *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2018.07.028>

Takeichi, N., et al. (2020) "Development of a Flight Time Uncertainty Model for Four-Dimensional Trajectory Management," *Journal of Air Transportation*. <https://doi.org/10.2514/1.D0185>

マルコフ決定過程 (MDP)

5. 方策

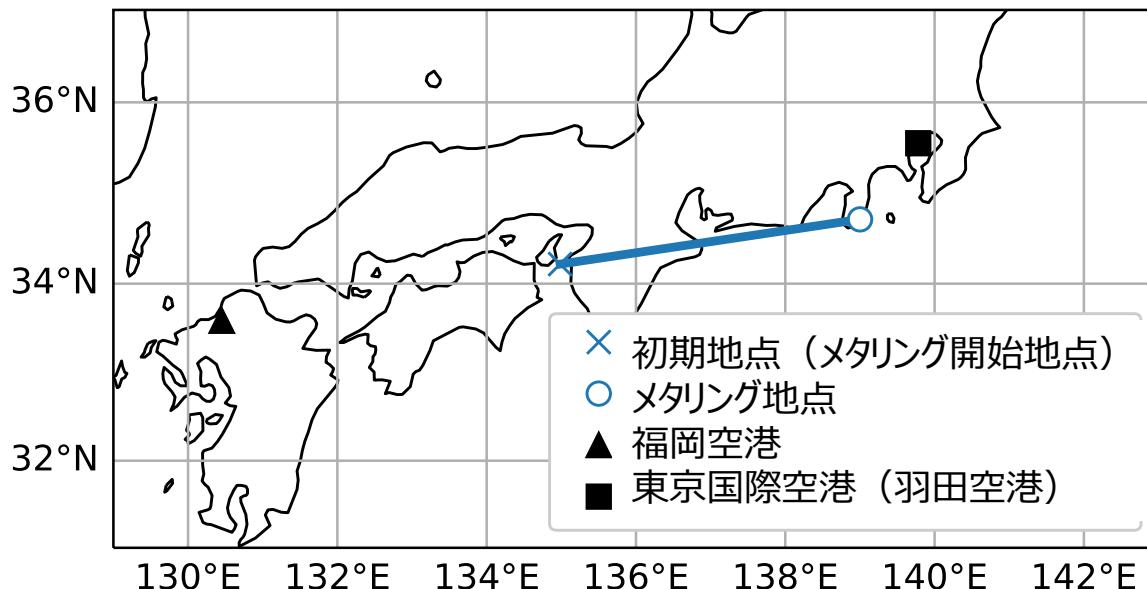
- ✓ 状態から行動へのマッピング
- ✓ **最適方策 :**
 - 全コストの期待値を最小化
 - ベルマン方程式を用いて計算
 - 各状態で**最適な速度指示**を提供



数値シミュレーション

・メタリング運用

✓ 福岡空港発 羽田空港着の国内路線



- ✓ 飛行距離 : **201.5 NM**
- ✓ ステップ数 : **20**
- ✓ 初期速度、高度、機種はCARATSオープンデータから抽出

初期地点（メタリング開始地点）で巡航状態にある。

✓ 2018年1・4・7・10月の全**1,205**便を解析

数値シミュレーション

- **MDPと決定論的手法の比較**

- ✓ 提案手法：MDPに基づく速度制御

- 不確実性を考慮

- 速度指示と指示タイミングを最適化

- 速度変更回数の上限を設定

- ✓ 比較対象：決定論的な速度制御

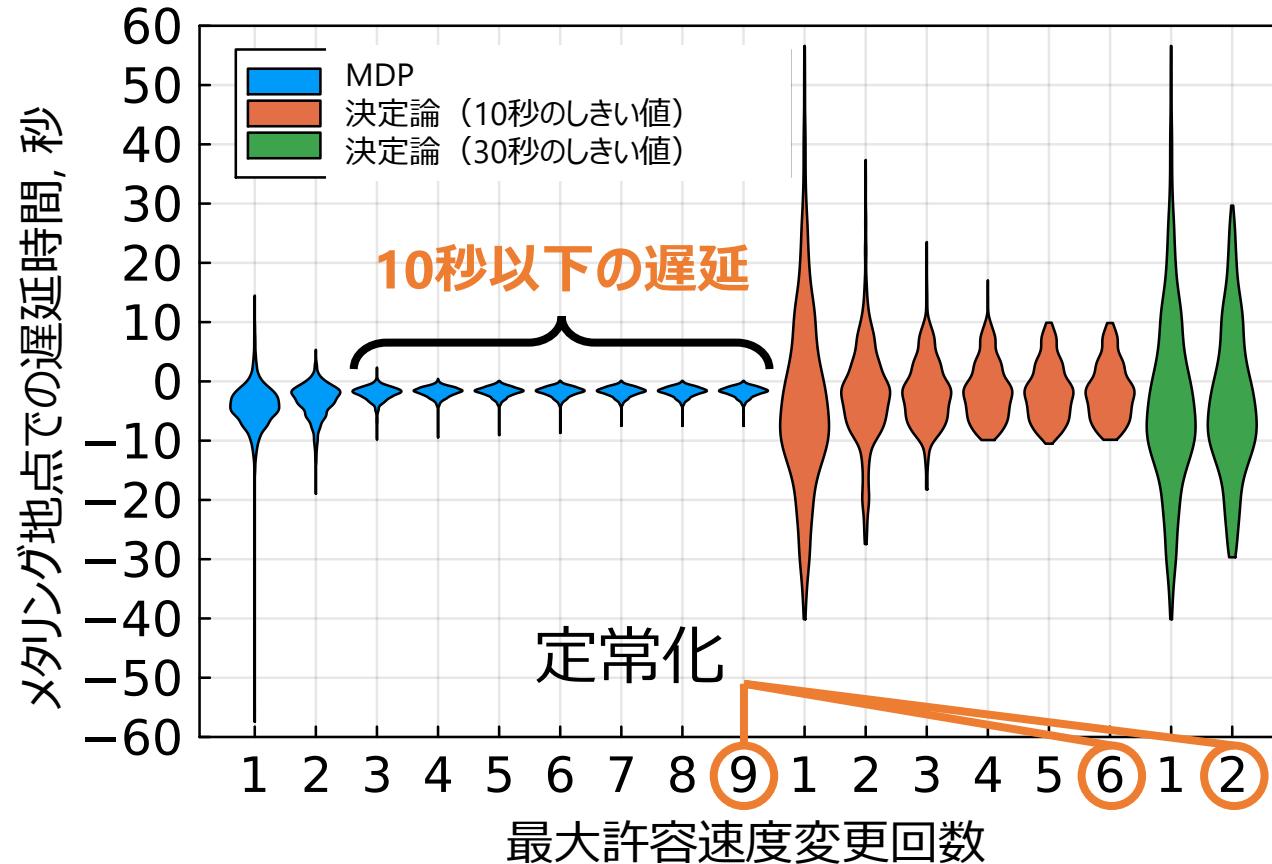
- 不確実性は無視

- 予測される遅延時間がしきい値（10もしくは30秒）を超えた場合、速度を変更

- ✓ メタリング開始地点で予測されるメタリング地点通過予定時刻から、メタリング運用により1分遅延させる。（メタリング開始地点で予測される遅延時間は1分となる。）

数値シミュレーション結果

- メタリング地点での遅延分布 (1,205便分)
 - ✓ 速度変更回数の増加で遅延のはらつきが縮小する。

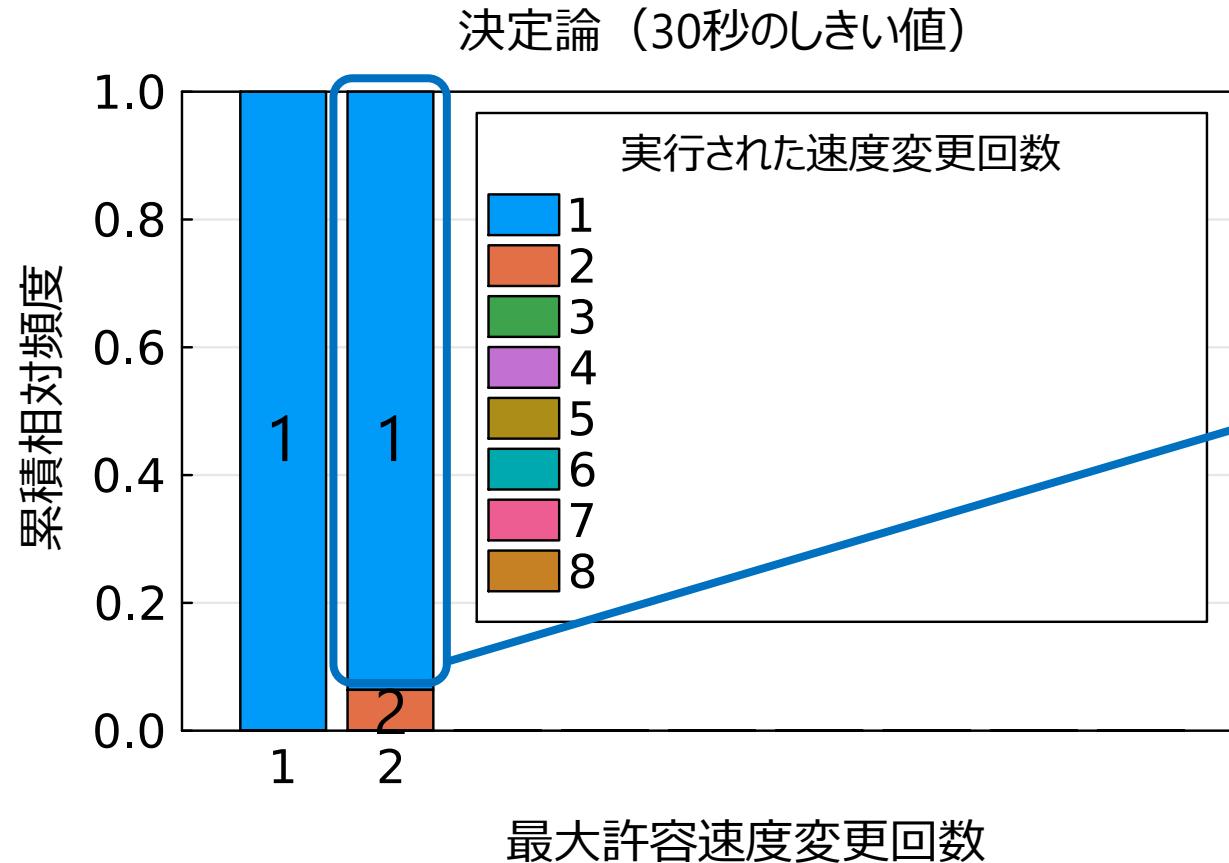


- MDP:
- ✓ 少ない速度変更回数でも遅延のはらつきが縮小できる。
 - ✓ 3回以上の速度変更回数で全便10秒以下の遅延を達成できる。

- MDPは少ない速度変更回数で少ない遅延を達成できる。

数値シミュレーション結果

- 実行された速度変更回数の頻度
 - ✓ 速度変更は事前に設定した上限以内で実行される。

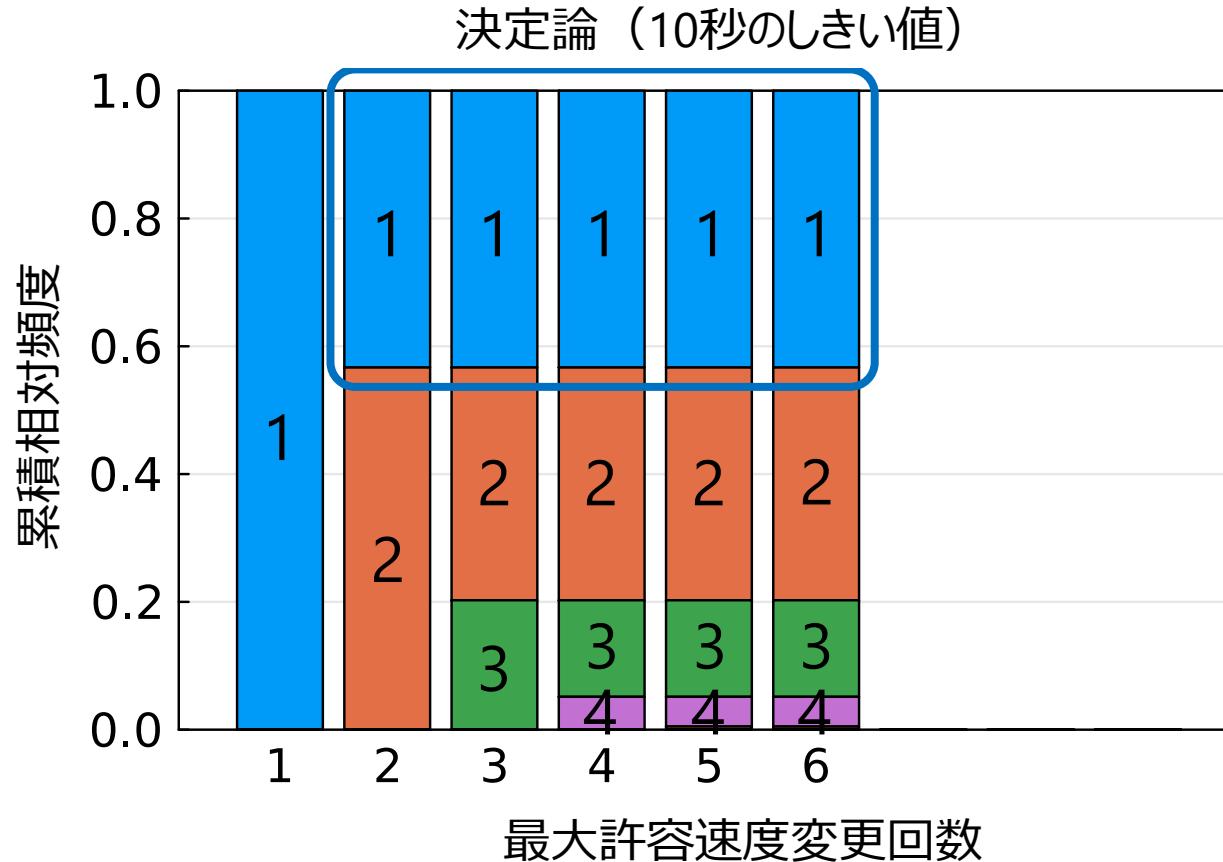


決定論（30秒のしきい値）：
✓ 上限まで活用しない

上限が2回の場合でも、多くの便で1回のみ
速度変更が実行される。

数値シミュレーション結果

- ・ 実行された速度変更回数の頻度
 - ✓ 速度変更は事前に設定した上限以内で実行される。

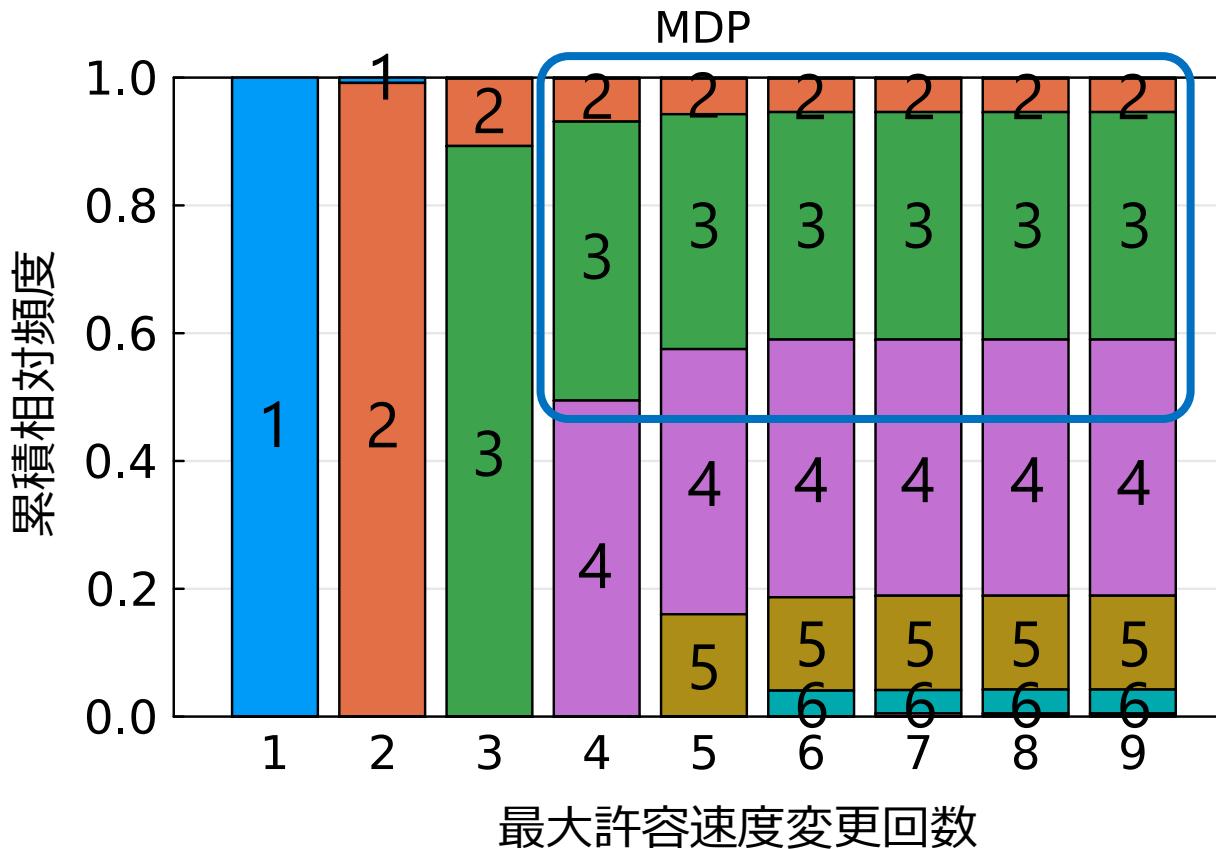


決定論（10秒のしきい値）：

- ✓ 上限まで活用しない
- ✓ 上限が2回以上の場合でも、40%の便で1回のみ速度変更が実行される。

数値シミュレーション結果

- 実行された速度変更回数の頻度
 - ✓ 速度変更は事前に設定した上限以内で実行される。



決定論（10秒のしきい値）：

- ✓ 上限まで活用しない
- ✓ 上限が2回以上の場合でも、40%の便で1回のみ速度変更が実行される。

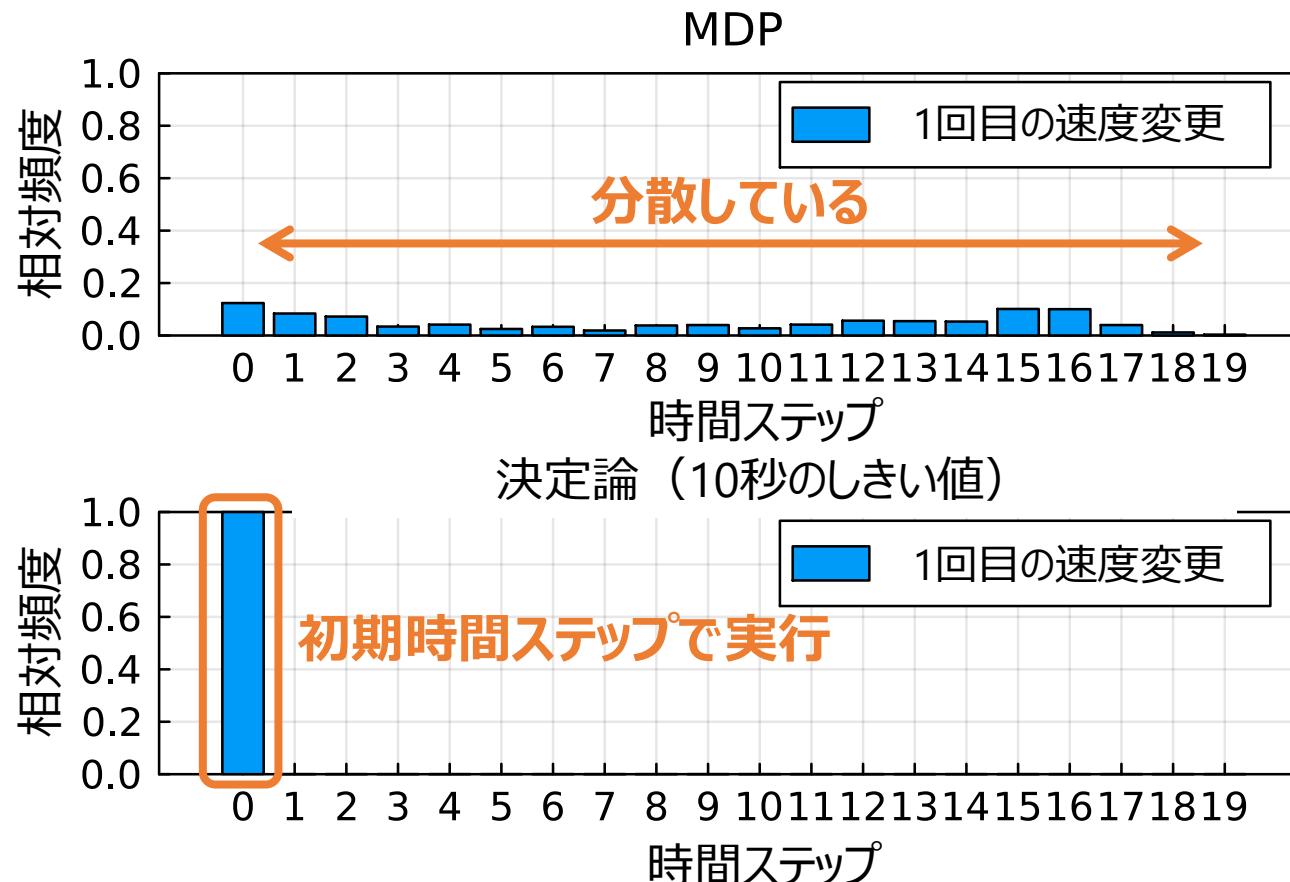
MDP：

- ✓ 上限が1～3回の場合、上限まで活用する。
- ✓ 上限が4回以上の場合、50%の便で2～3回のみ速度変更が実行される。

- MDPは上限まで活用し、全体的に遅延が減少する。

数値シミュレーション結果

- 速度変更タイミングの分布（上限が1回の場合）



MDP :

- 速度変更の**タイミングは分散**しており、各便に適したタイミングで速度制御が実行されている。

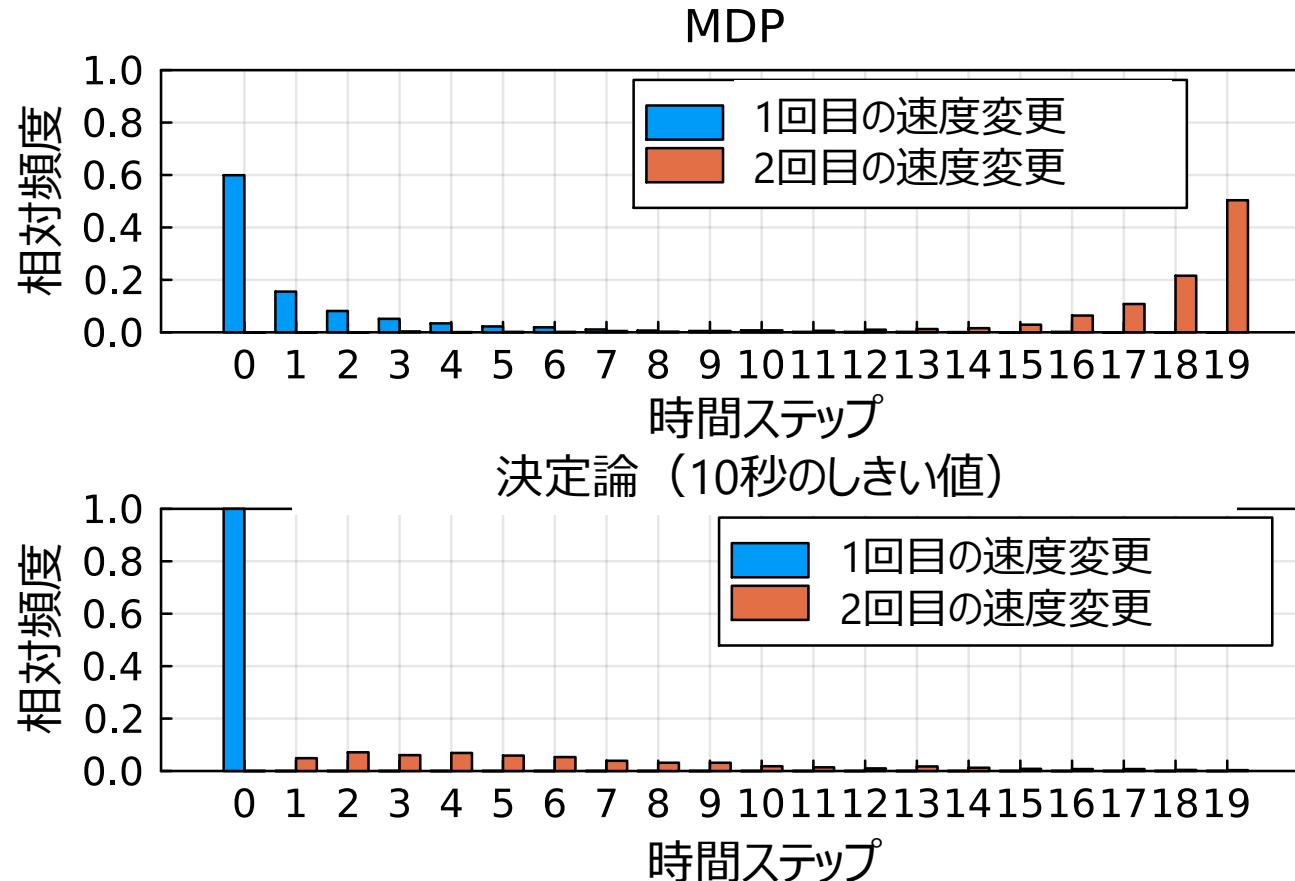
決定論 :

- 初期地点で常にしきい値を超えるため、**速度変更は常に初期ステップで実行**される。
- 速度変更は1回のみ許容されるため、それ以降の調整は不可能であり、**不確実性に 対して脆弱**な状態になる。

- MDPは**1回のみの速度変更でも少ない遅延**を達成できる。

数値シミュレーション結果

- 速度変更タイミングの分布（上限が2回の場合）



MDP :

- ✓ 序盤に1回目の速度変更を実行し、**不確実性の影響が小さくなる終盤**に2回目の速度変更を実行する。

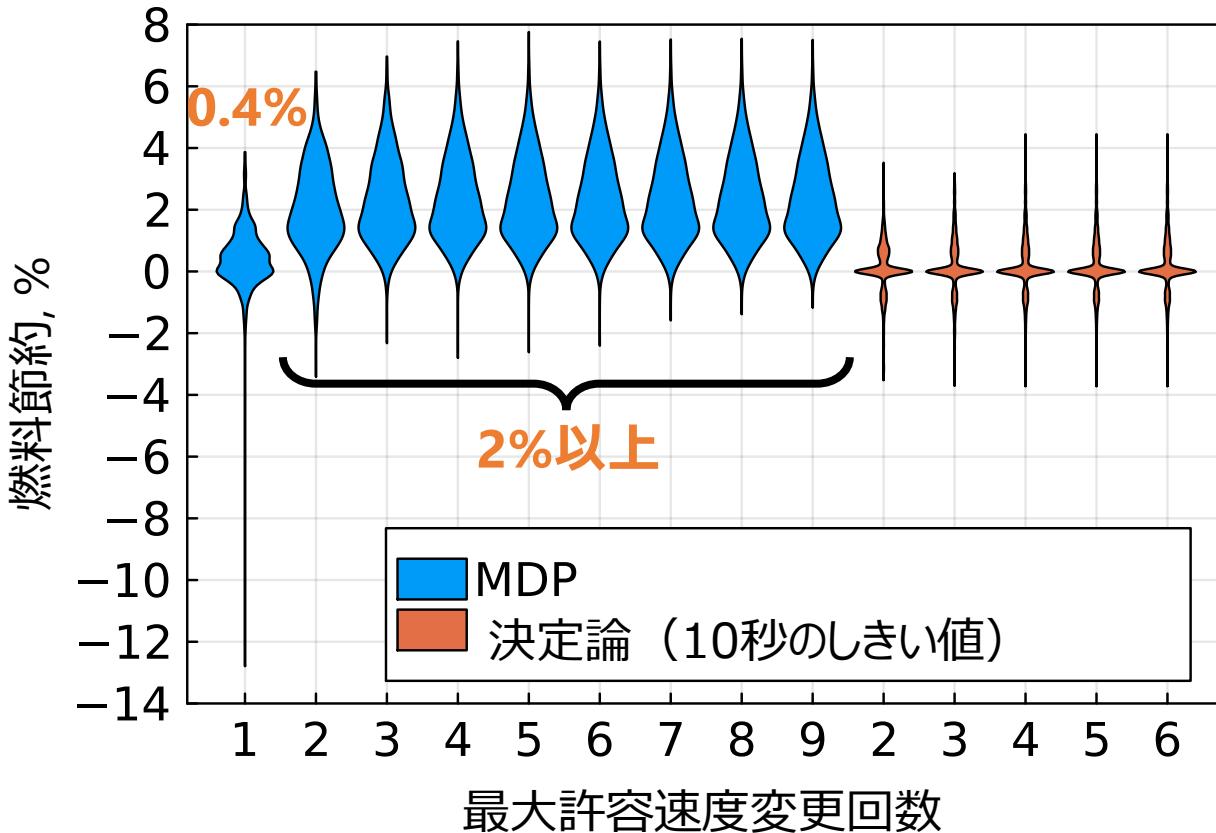
決定論 :

- ✓ 初期地点で常にしきい値を超えるため、**1回目の速度変更は常に初期ステップで実行**される。
- ✓ 2回目の速度変更はしきい値を超えたタイミングで**アドホックに実行**される。

- MDPは**序盤での調整と終盤での精緻な調整**により、**不確実性に効果的に対応**できる。

数値シミュレーション結果

- 燃料節約の分布
 - ✓ 燃料節約は決定論（30秒のしきい値）を基準に評価する。



- MDPは多くの便で**有意義な燃料節約**を実現できる。

MDP :

- ✓ 1回の速度変更の場合でも、**平均0.4%**の燃料節約
- ✓ 2回以上の速度変更の場合、**平均2%以上**の燃料節約

決定論 :

- ✓ 平均0.1–0.2%の燃料節約

まとめ

- MDPを用いた速度制御方法の提案
 - ✓ 遅延の不確実性と遅延・燃料の運用コストのバランスをとる。
 - ✓ 速度変更の最適なタイミングを決定する。
- 数値シミュレーションによる評価：
 - ✓ 決定論的手法に比べて、遅延削減と燃料効率の両面で優位
 - ✓ 平均2%以上の燃料節約を達成（但し、メタリングを実行している約200NMの区間での評価）
- 少ない速度変更回数で少ない遅延を達成できるMDPの実現可能性を確認することができた。

本研究は、東京都立大学との共同研究として実施されました。

参考文献：

Matsuno, Y., Matsuda, H., and Takeichi, N. (2025) "Stochastic Cruise Speed Control for Time-Based Metering Under Uncertainty," First US-Europe Air Transportation Research and Development Symposium.