

微分値学習による 変動パラメータの推定

2021年度 B4 望月陽介

卒論前半発表

発表の流れ

1. 研究背景
2. 研究目的
3. ここまでのアプローチ
4. MNLを用いた数値実験

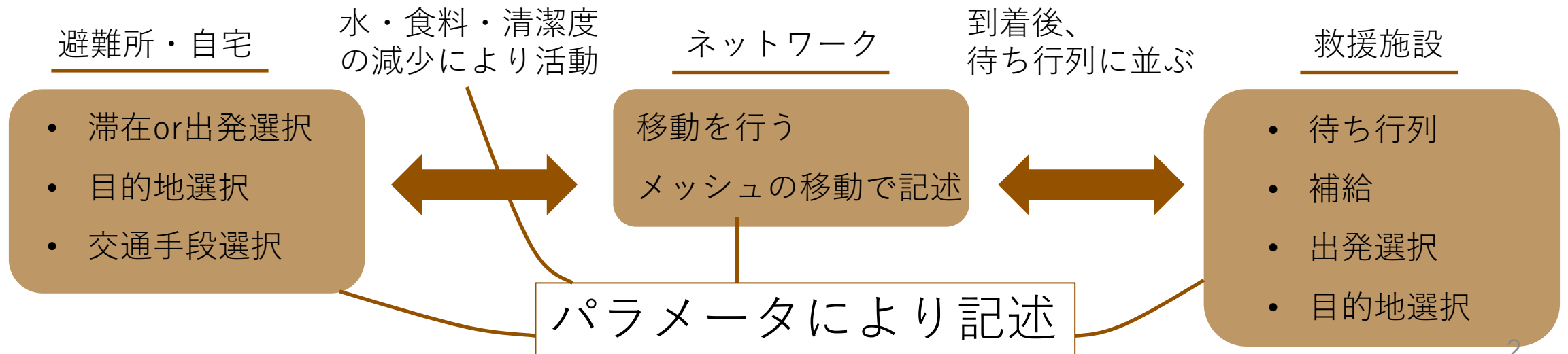
1. 研究背景 災害復旧期の活動需要予測

※アクティビティモデル¹⁾

移動は活動の派生需要という考えに基づき、個人・世帯単位での活動・移動を、予測・再現する手法。

被災活動需要予測

アクティビティモデルSPACE²⁾によって災害復旧期特有の活動需要を予測する。



1. 研究背景 Day-to-Dayのパラメータ変化

被災活動需要予測(SPACE)の活動生成フロー

実データから推定されたパラメータを用いて活動生成を行っている。



被災活動需要予測(SPACE)のパラメータ

物資需要, 目的地選択, 施設での補給間隔などをパラメータによって表現。

→災害復旧時にはパラメータがDay-to-Dayで変化する

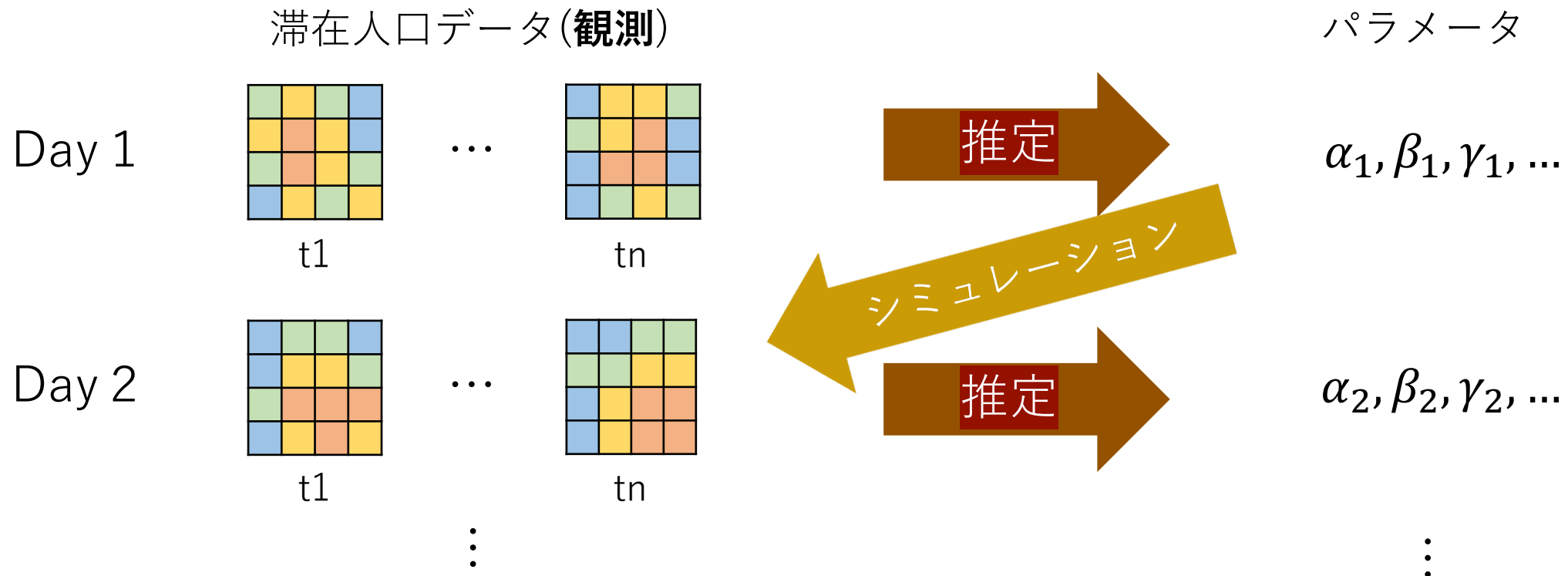
→毎日の活動を予測するためには、毎日新しいパラメータを推定する必要

2. 研究目的

毎日のインプットデータ(滞在人口, 時系列)から、

Day-to-Dayで変化するパラメータを推定する

(※既存手法…新しいデータを取り入れる仕組みがない、新しいデータへの感度が不明、計算時間)



3. ここまでのアプローチ

1. サロゲートモデルを用いた勾配降下



(数値)微分により
勾配降下、
Lossを最小にする
パラメータを探索

学習
サロゲートモデル

Loss(目的関数) = LOSS

滞在人口データ(予測)



t1

tn

滞在人口データ(観測)

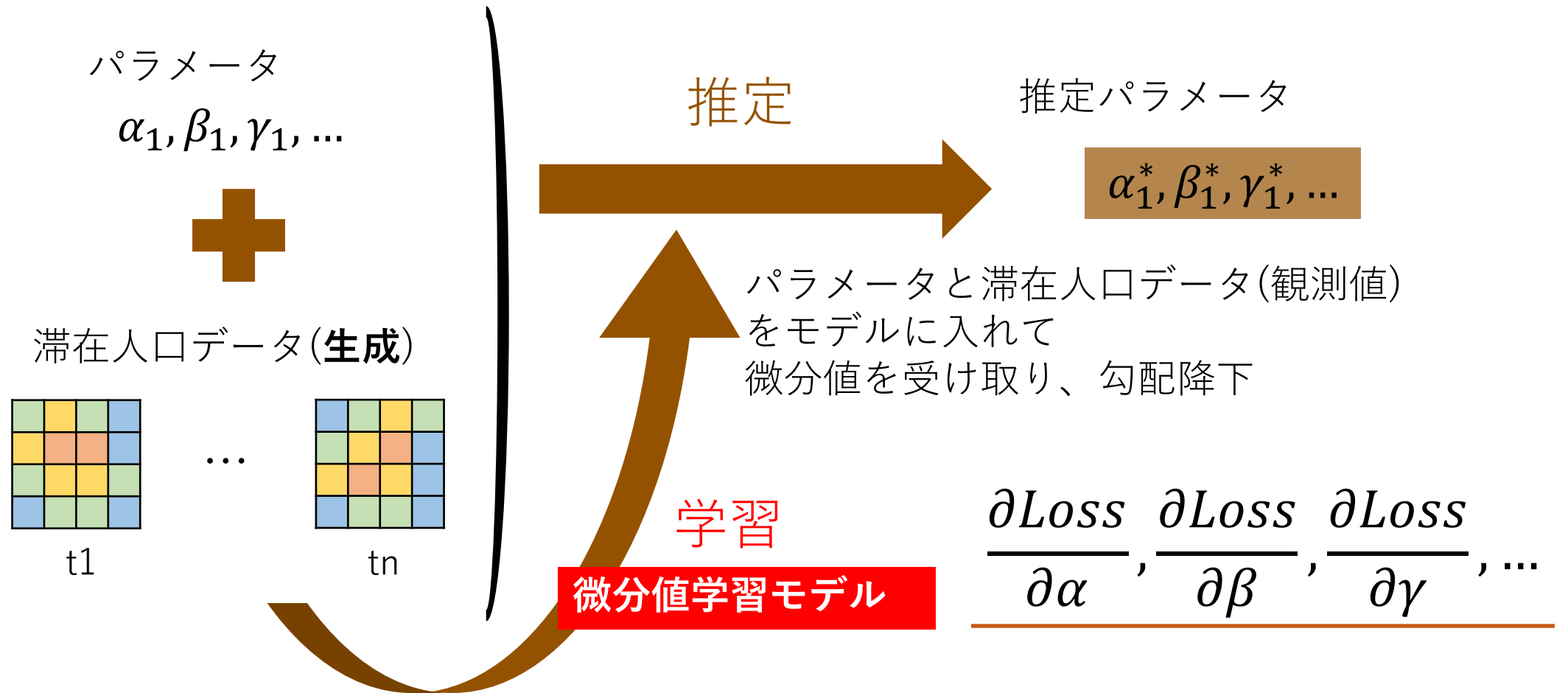


t1

tn

3. ここまでのアプローチ

2. 空間上で学習した微分値での勾配降下



4. MNLを用いた数値実験

A. 2つのアプローチをMNLでの最尤推定でテスト

学習 1. サロゲートモデルを用いた勾配降下
 LL (対数尤度)



パラメータセット (Input)

$(\beta, \beta_0)_1, (\beta, \beta_0)_2, (\beta, \beta_0)_3, \dots$
今回は $[-2, 0]$ をランダムで生成。
データ数は1000~50000で動かす。

学習 2. 空間上で学習した微分値での勾配降下
 $\frac{\partial LL}{\partial \beta}, \frac{\partial LL}{\partial \beta_0}$



パラメータ $(-0.78, -1.02)$ から交通手段選択
データを作成し、パラメータセットでの
 LL (対数尤度)、 $\frac{\partial LL}{\partial \beta}$ を計算

$$\begin{aligned} U_{car} &= \beta \cdot T_{car} + \beta_0 + \varepsilon \\ U_{rail} &= \beta \cdot T_{rail} + \varepsilon \\ \varepsilon &\sim N(0, 1) \end{aligned}$$

4. MNLを用いた数値実験

A. 2つのアプローチをMNLでの最尤推定でテスト

→テストデータの微分値精度を比較

データ数

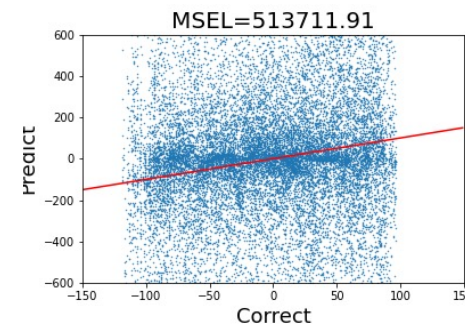
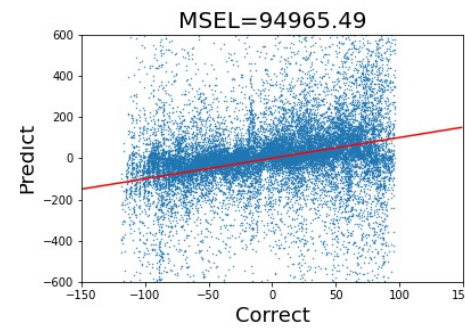
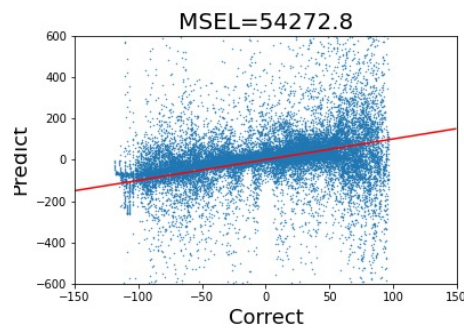
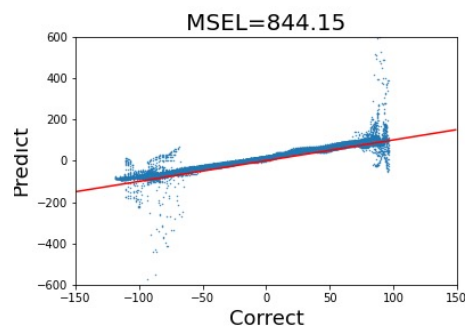
50000

10000

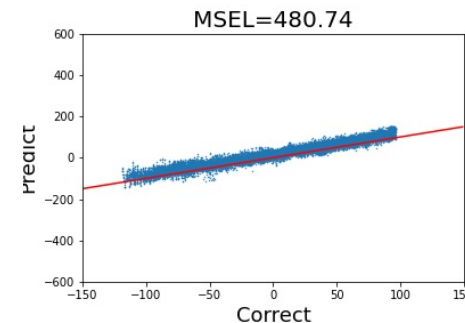
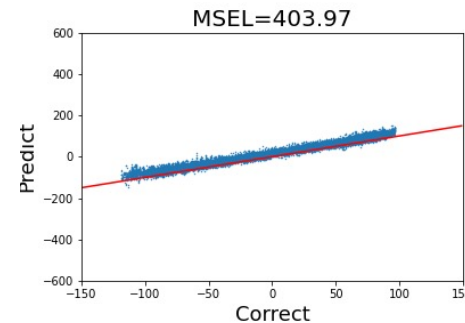
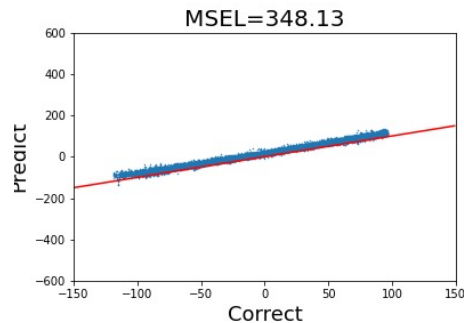
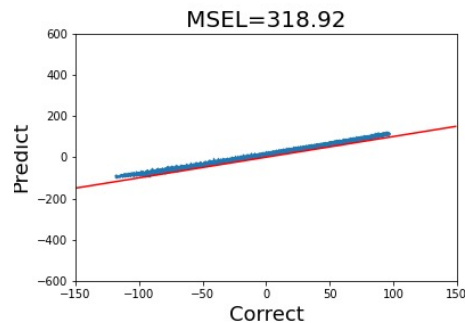
5000

1000

学習 1.

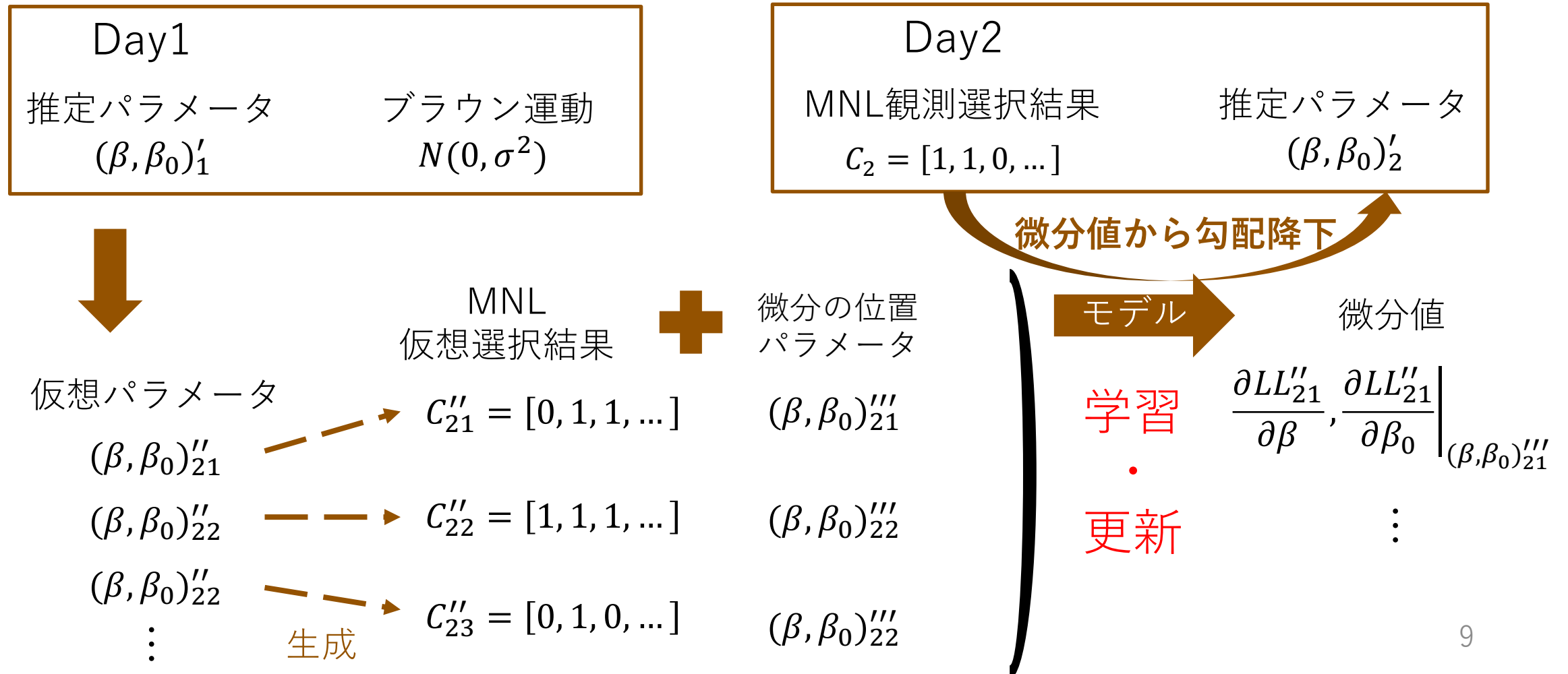


学習 2.



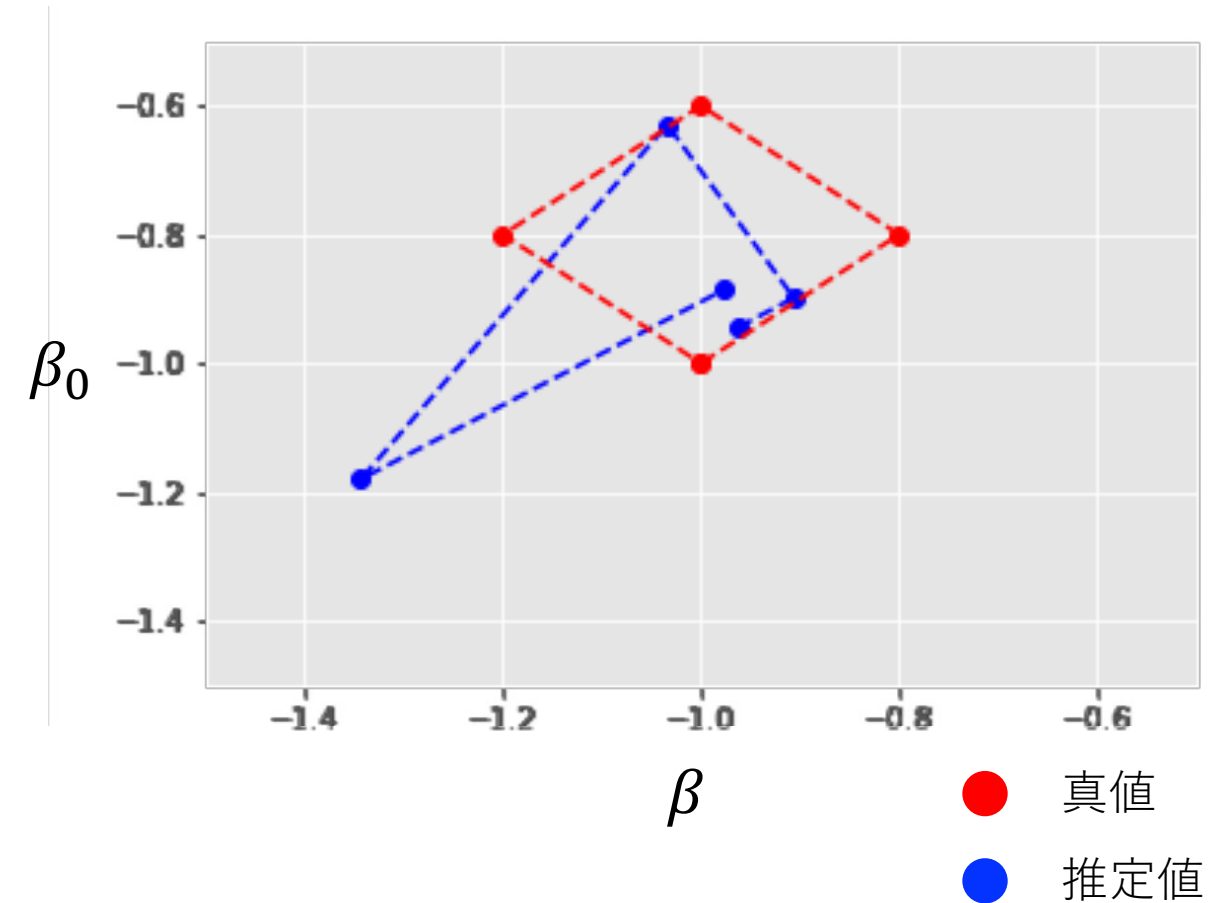
4. MNLを用いた数値実験

B. Day-to-Dayで変化するパラメータへのキャリブレーション



4. MNLを用いた数値実験

B. Day-to-Dayで変化するパラメータへのキャリブレーション 結果



結果

- Day-to-Dayの変化に対応
- 最尤推定量でも0.05程度の誤差があることを考えると、4日目以外は悪くない精度

課題

- シミュレーションへの適応
(微分値をどう与えるか?)
- 学習データ生成方法
- 精度や安定性を確保するモデル構造

参考文献

- 1) Roorda, Matthew J., Eric J. Miller, and Khandker MN Habib: Validation of TASHA: A 24-h activity scheduling microsimulation model, *Transportation Research Part A, Policy and Practice* 42.2 (2008), 360-375.
- 2) 佐々木 泰, 浦田 淳司, 井料 隆雅: 災害復旧期におけるアクティビティシミュレータの開発と適用, 第61回土木計画学研究発表会, No. 1057, 2020.
- 3) Soora Rasouli & Harry Timmermans (2014) Activity-based models of travel demand: promises, progress and prospects, *International Journal of Urban Sciences*, 18:1, 31-60, DOI: 10.1080/12265934.2013.835118