

Local Differential Privacyによりプライバシーを考慮した位置情報分布推定

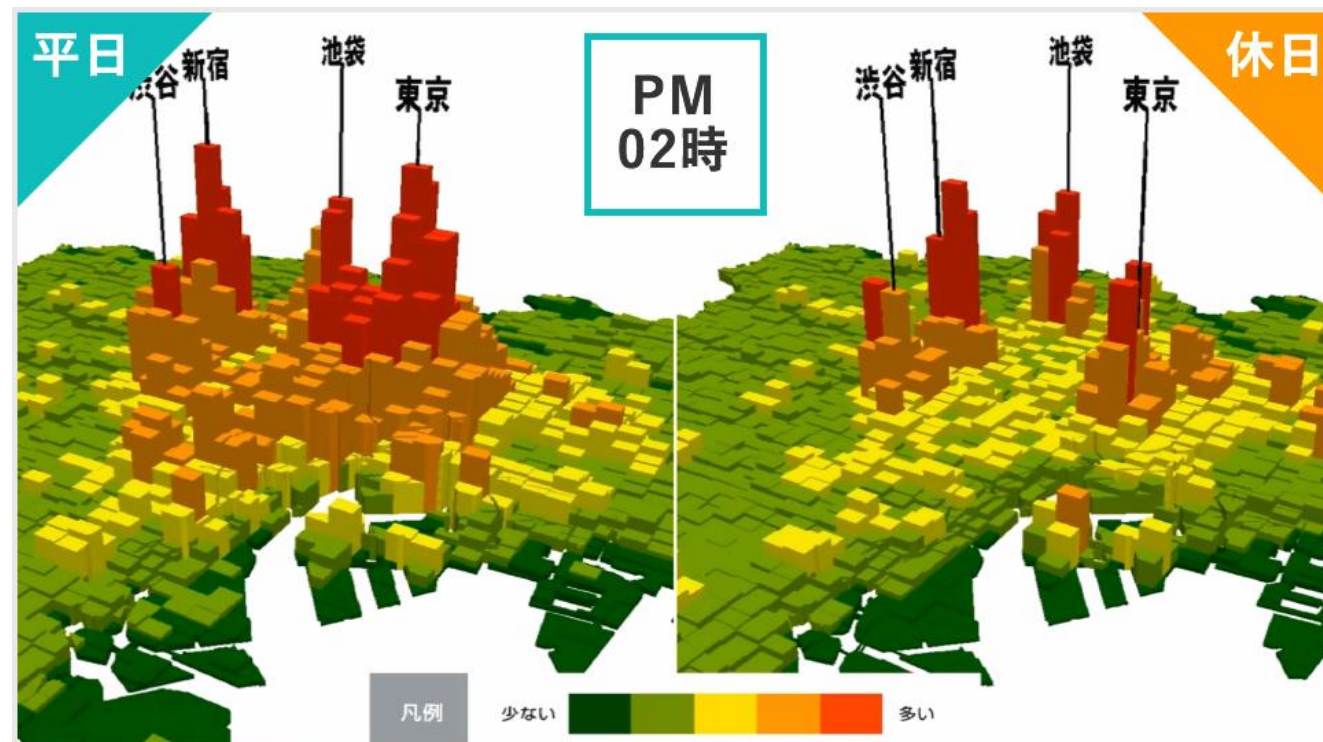
明治大学 総合数理学部

堀込光 菊池浩明

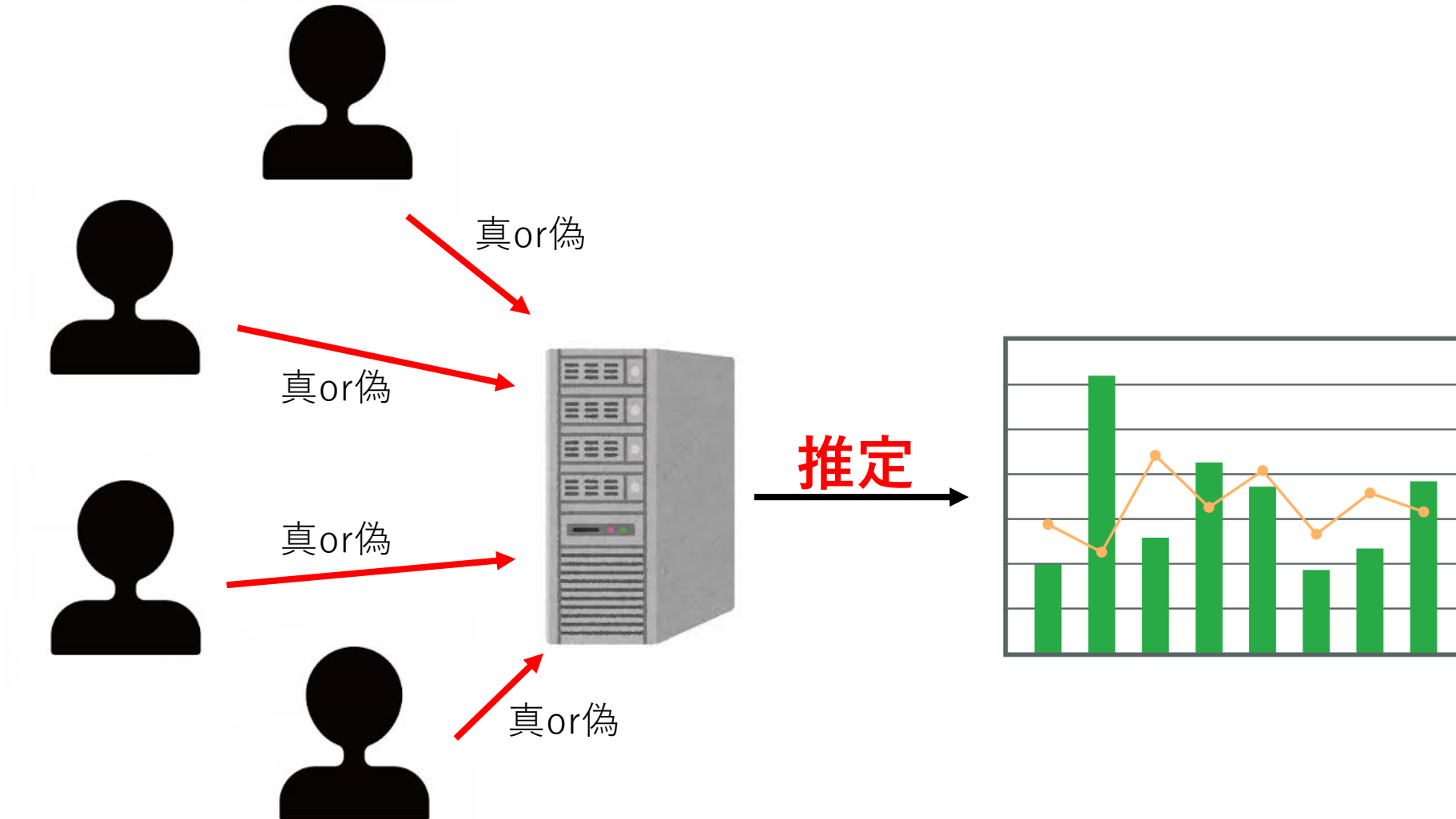
研究背景

- モバイル空間統計(NTTドコモ)

<https://mobaku.jp/>



Local Differential Privacy



RAPPOR

Q.どこの大学の学生ですか？(東京大学, 明治大学, 立教大学, 東洋大学)

明治大学！！



$$v = (0, 1, 0, 0)$$

RR

$$z = (0, 1, 1, 0)$$

解答

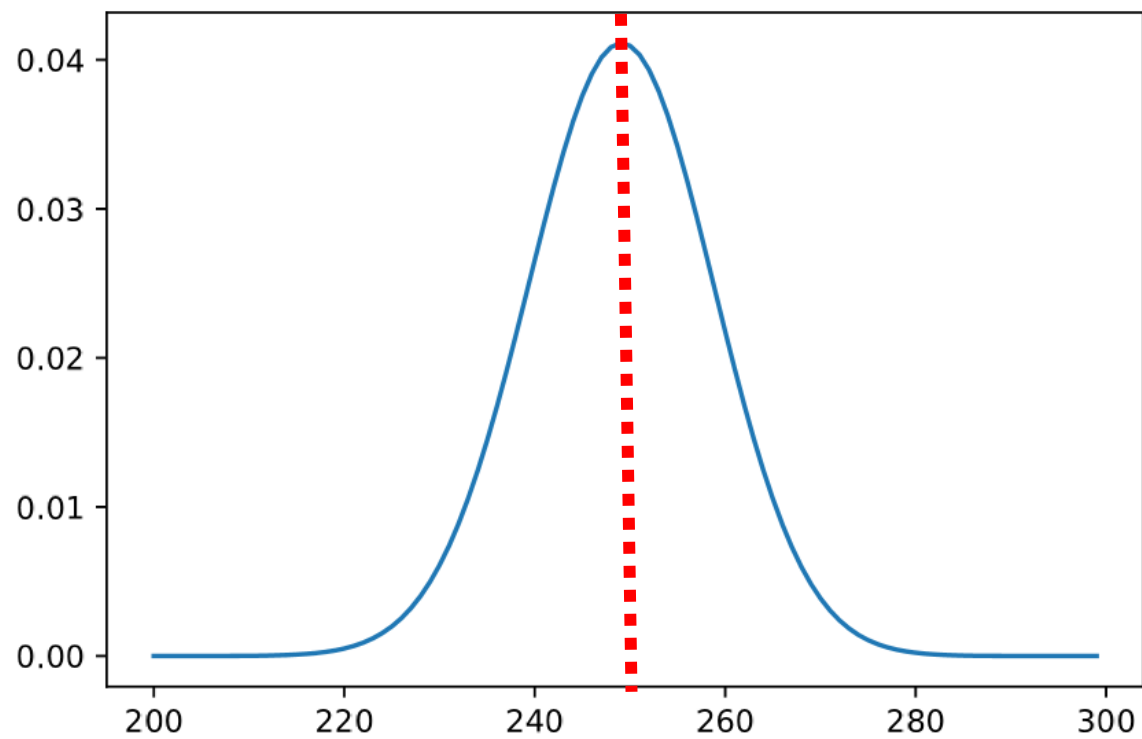


$$\begin{array}{l} \begin{array}{c} \mathbf{z}_i \\ \mathbf{p} \nearrow \\ \mathbf{q} \searrow \end{array} \begin{array}{l} \mathbf{v}_i \\ \bar{\mathbf{v}}_i \end{array} \end{array} \quad \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{p} = \frac{e^{\frac{\epsilon}{2}}}{1 + e^{\frac{\epsilon}{2}}} \\ \mathbf{q} = \frac{1}{1 + e^{\frac{\epsilon}{2}}} \end{array} \right.$$

[4]Ulfar Erlingsson, Vasyl Pihur,Aleksandra Korolova,“RAPPOR: Randomized Aggregatable PrivacyPreserving Ordinal Response”,ACM Conference on Computer and Communications Security, pp. 1054-1067, 2014.

従来方式

- ・ 最尤推定法

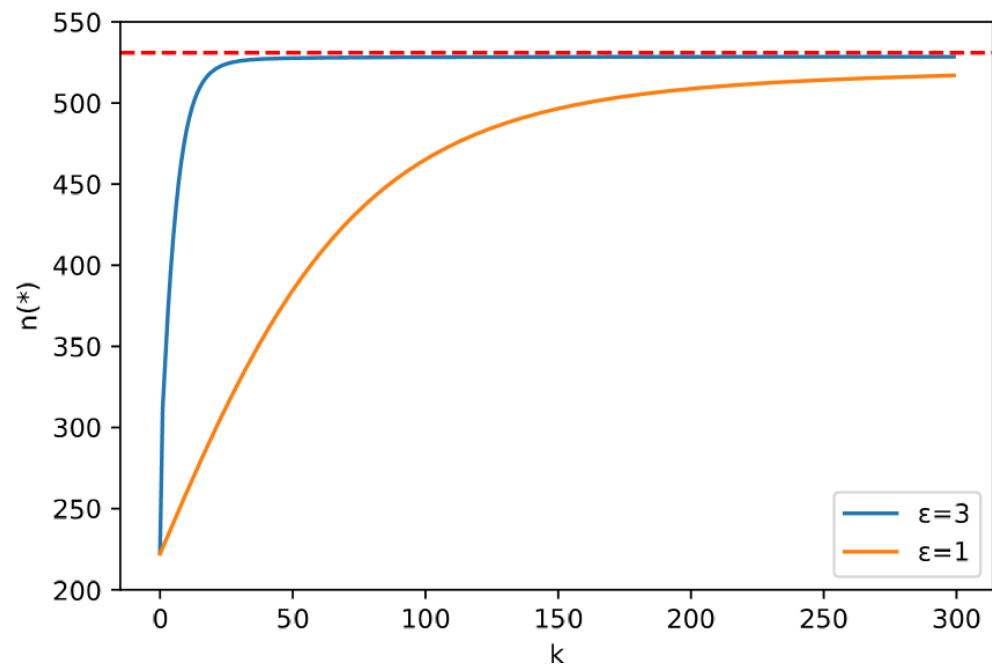


提案方式

- EMアルゴリズム

- 1, E-step : 事象に対する条件付き確率の期待値を計算

- 2, M-step : その期待値を最大にするパラメータを事後確率として更新



実験概要

1. 目的

- ・ RAPPORにおける推定精度の向上

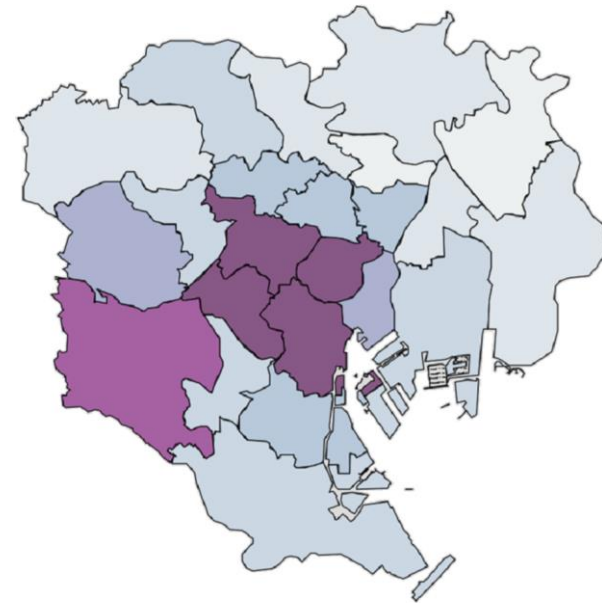
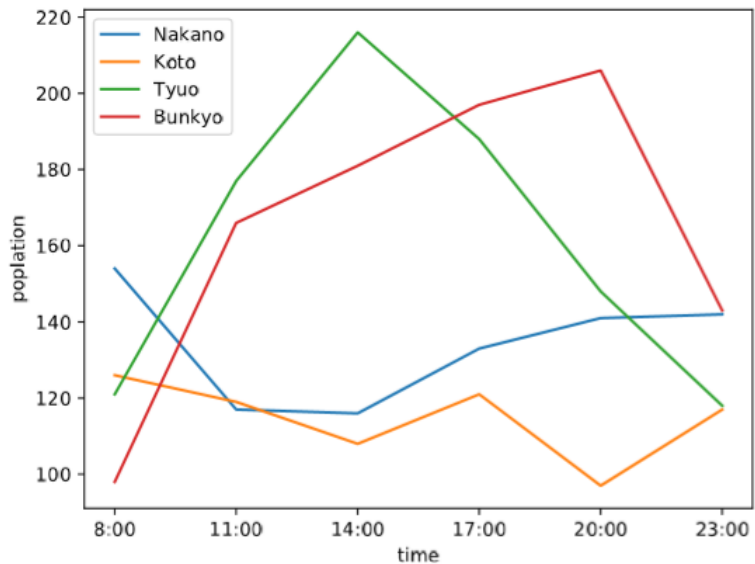
2. 方法

- ・ 東京23区内の疑似人流データを使用
- ・ 従来の推定方式である最尤推定と提案方式であるEMアルゴリズムの各々で推定を行い誤差を測定

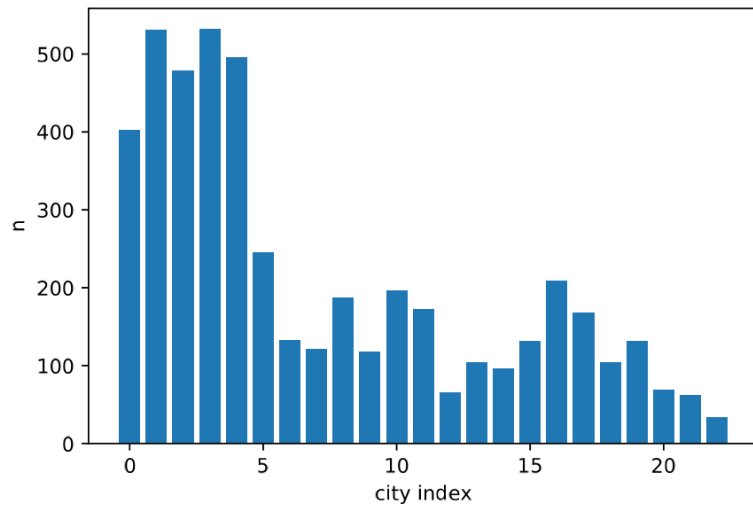
収集データ

(35.67159, 139.7078) $\xrightarrow{\text{Google Map API}}$ “渋谷区”

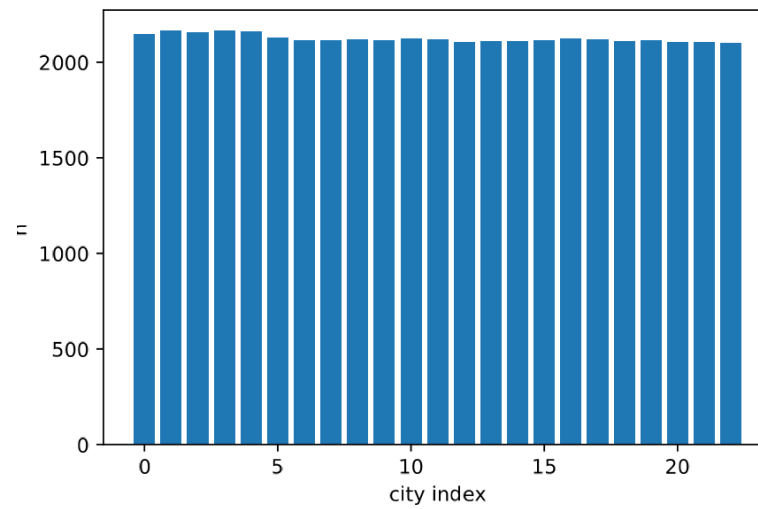
$$v = (n_{\text{世田谷区}}, n_{\text{中野区}}, n_{\text{渋谷区}}, \dots, n_{\text{葛飾区}}, n_{\text{江戸川区}})$$
$$= (0, 0, 1, \dots, 0, 0)$$



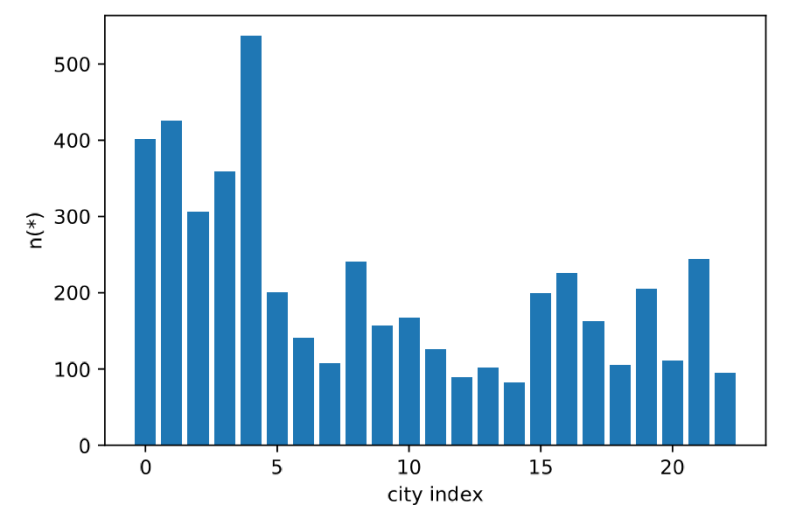
実験結果(1)



真の人口 n_i

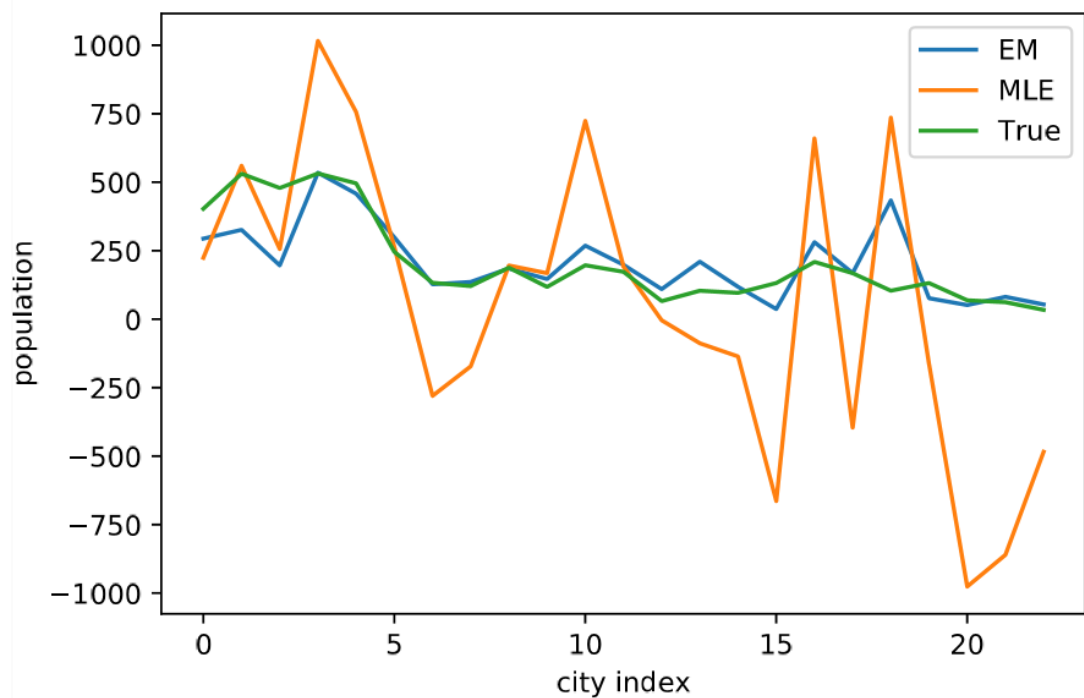


RAPPORにおける人口 n'_i

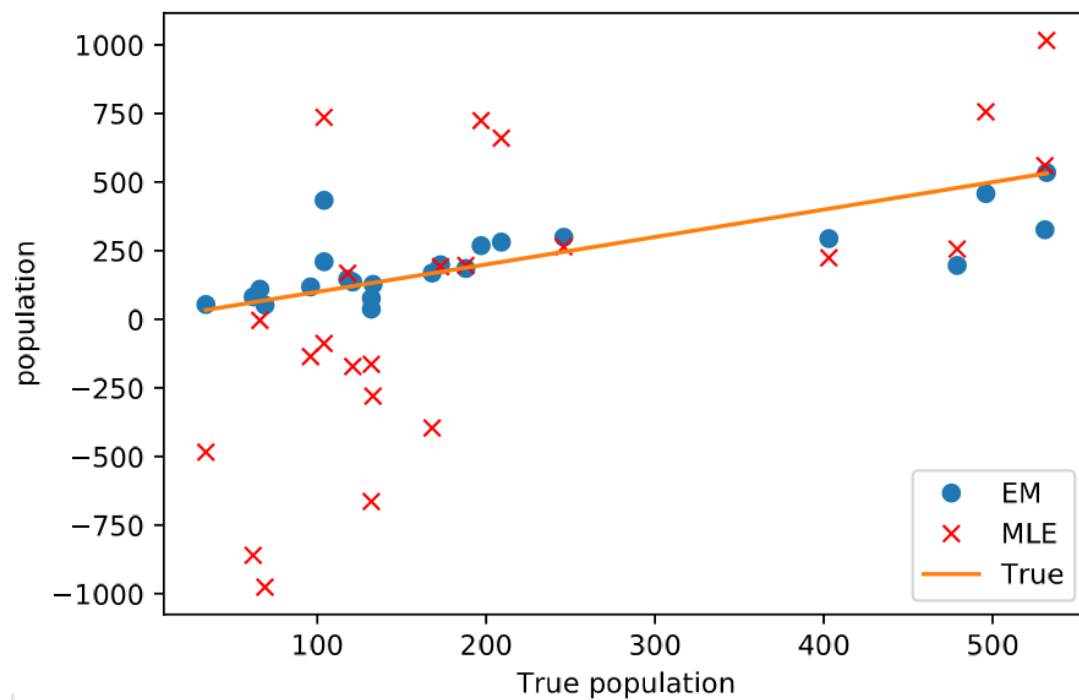


EMあるごリズムによる推定人口 $n^{(*)}_i$

実験結果：推定人口



推定人口($\epsilon = 0.1$)



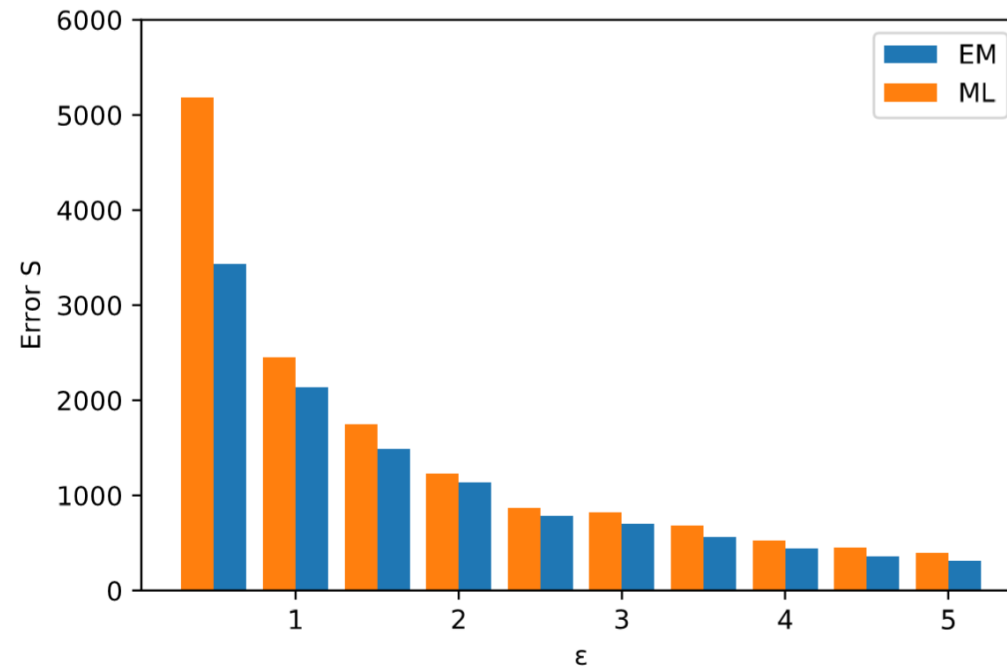
真の人口に対する推定人口($\epsilon = 0.1$)

平均絶対誤差(MAE)

\hat{n}_i : 最尤推定における推定人口

$n_i^{(*)}$: EMアルゴリズムにおける推定人口

$$MAE = \sum_{i=1}^{23} |n_i - \hat{n}_i|$$



まとめ

- 8:00から23:00までの3時間おきに ϵ を0.5ずつ変化させてMAEを求めた.

$$6(\text{時間}) \times 10(\epsilon) \times 10(\text{回数}) = 600(\text{回数})$$

600回中555回=92.5%でEMアルゴリズムの方がMAEが小さかった.

また, $\epsilon = 0.5$ の際, 37.7%から98.1%の精度の向上がみられた.