

携帯電話位置情報データによる 移動行動パターンの観測 と 防災計画

山口 裕通

金沢大学 都市河川防災講座 特任助教

22-Jun, 2018

第1回研究報告シンポジウム@しいのき迎賓館

本日の、山口の発表：

位置情報ビッグデータ

（とくに携帯電話位置情報）は、

防災・減災にどのように役に立ちうるか？？

“携帯電話位置情報” データ (1)

- Gonzalez et al. 2008 あたりから,
研究面で多く利用される
- 日本でも2011年ごろより, データが販売されるように

e.g. **モバイル空間統計** (ドコモインサイトマーケティング)

» **今回の発表で利用するデータ!**

- 携帯電話の運用情報から推計した人口分布データ
 - » 居住地・年齢性別毎に, 人口規模に拡大
 - » 15歳~79歳の推計人口
- 居住地・滞在地・性別/年齢ごとの人口

“携帯電話位置情報” データ (2)

- ある時点・ある場所に，滞在している人の数

いつもNAVI ラボ 混雑度マップ

うめちかナビ | ルー

データの利用に

人気スポットの混雑状況： ディズニーランド USJ 東京駅 渋谷駅 梅田駅 歌舞伎町 東京スカイツリー



ゼンリンデータコム・混雑度マップ
(4/12, 19:44時点)
<http://lab.its-mo.com/densitymap/>

モバイルデータの限界と得意な情報

– 空間的に細かい情報には限界

- 空間の情報を細かくすると、個人情報保護の問題...
- 基地局の配置・密度によっては精度が高くない
 - ⇔ 時間的に細かく長期間のデータが
ほぼリアルタイムに得られる！

特に防災・減災について、

– 少数の困っている人 / 要援護者の情報には限界

- 全数データではなく、携帯電話利用者だけの情報
- 個人情報保護の観点による制約
 - ⇔ 大多数の集計的な移動行動パターンがわかる！

特徴を生かしたモバイルデータの防災活用

Level 1: “通常時の” 移動行動パターンの理解

- より時間的解像度を上げた, 時空間人口分布の把握
- 外部からの流入者の量的把握

Level 2: “災害時の” 人の移動行動の把握

- 膨大な時間の蓄積データから,
過去の災害時の人の行動を観測可能

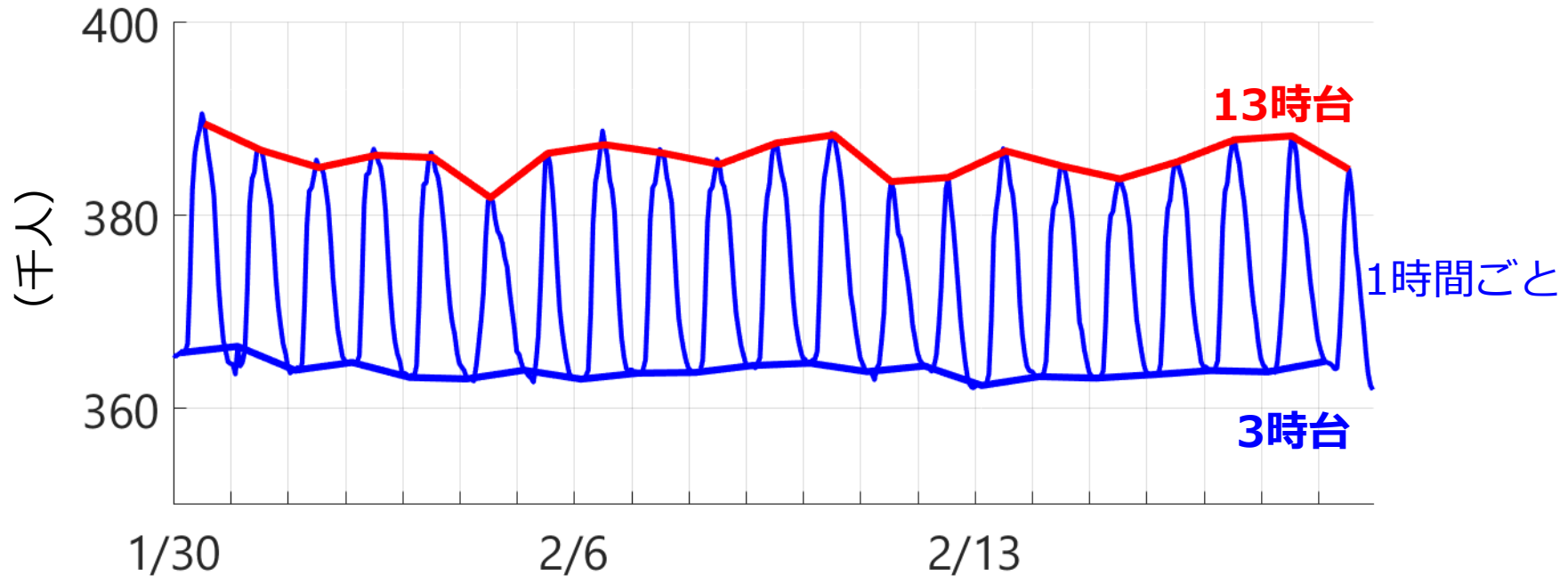
→ 本日は, 以上までに着目して発表

Level 3: リアルタイムデータ

Level 1: 平常時の人口時系列変動の特徴

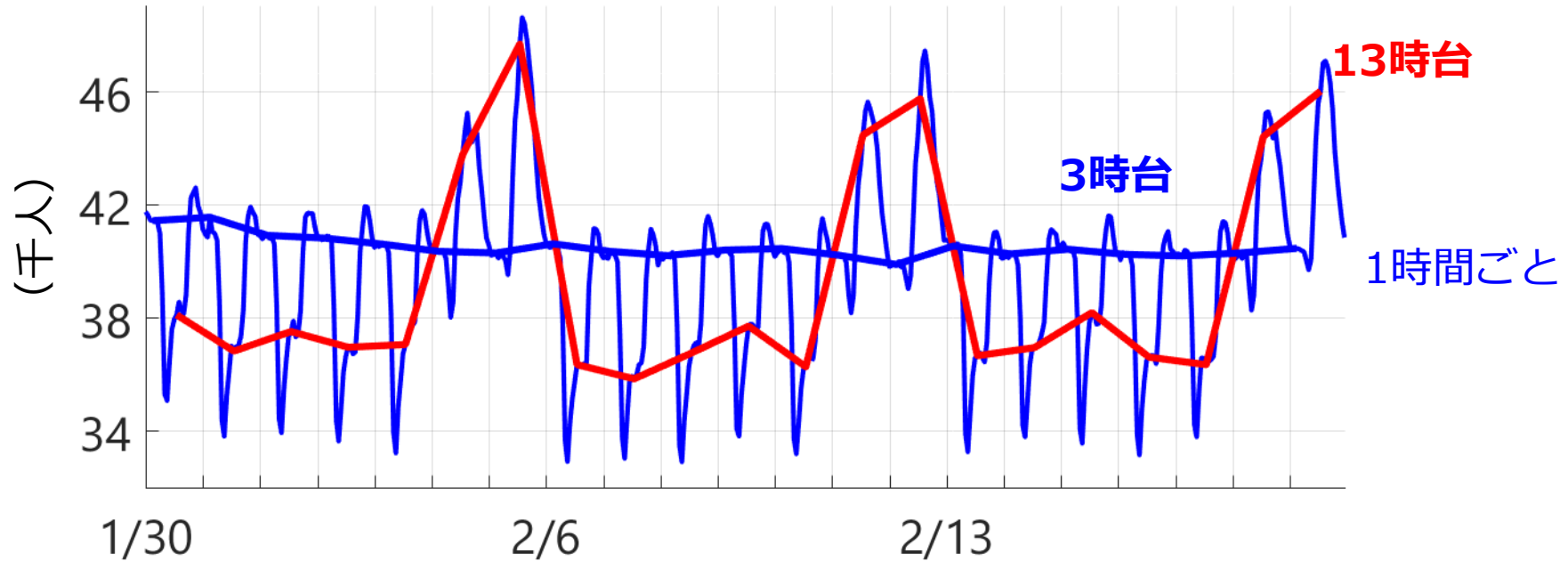
- ≫ 金沢市・野々市市の人口パターン
- ≫ 石川県の県外からの流入者数

金沢市推計人口の時系列推移 (2017年2月)



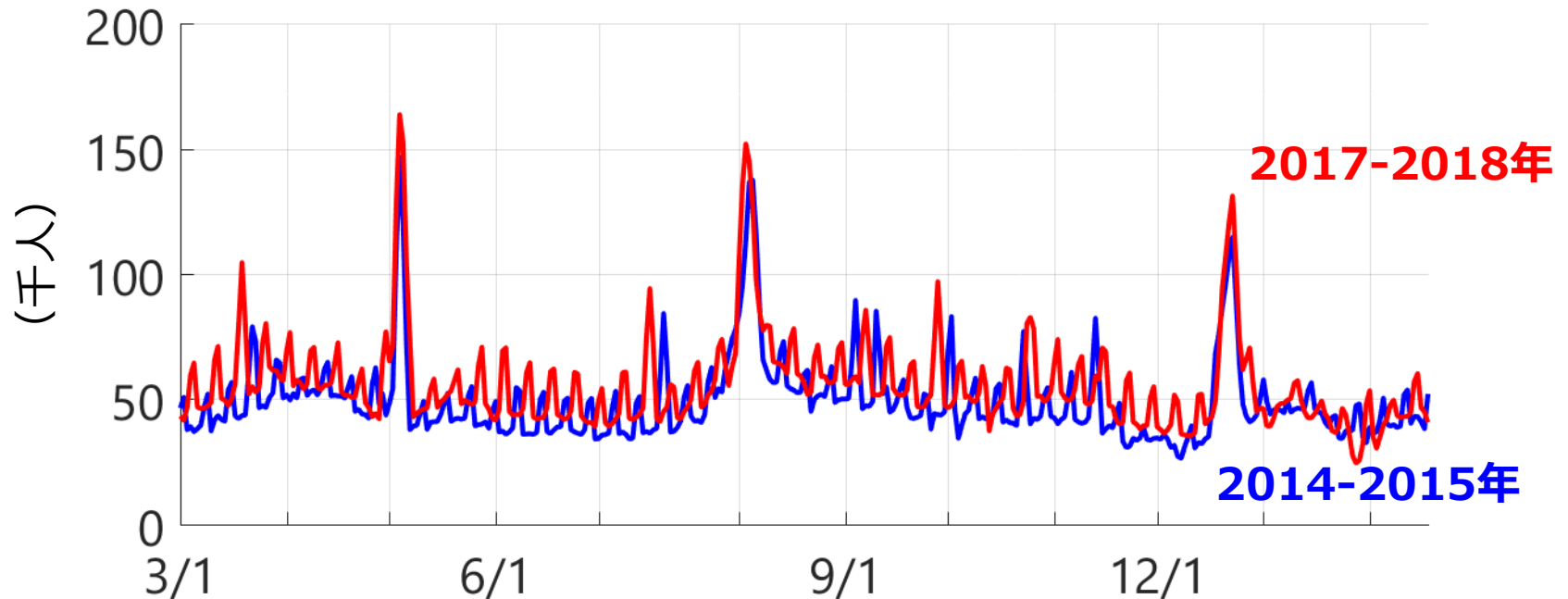
- 36万人～39万人の間で推移
- 昼間の人口 > 深夜の人口
 - » 通勤・通学等で、ほかの市町村から流入がある

野々市市推計人口の時系列推移 (2017年)



- 3万4千人 ~ 4万6千人の間で推移
- 平日： 昼間の人口 < 深夜の人口 (通勤・通学で流出)
- 休日： 昼間の人口 > 深夜の人口 (買い物等で流入)

石川県の県外住民滞在人数（昼間13時台）



- 各日・約4万人～15万人の人が来訪
- GW・お盆・年末年始には、普段の3倍（+10万人）
- 北陸新幹線開業前後：
49.3（千人/日） → 56.2（千人/日）

通常時の時系列変動の特徴 と 防災計画

携帯電話位置情報データ：

◆人口の時系列変動を精度良く把握可能

– 規則的（周期的）な時系列変動

→ 将来時点での滞在人数を精度よく予測可能

- 平日の通勤通学行動 / 土日の買い物・余暇行動
- GW, お盆, 年末年始などの長距離旅行

≫ “自宅にいない人” の定量的把握・予測

→ 対策検討がかなり容易に

- e.g.
- 新幹線で増えた観光客への対応は可能？
 - 帰宅困難者問題 など...

Level 2: 異常時における 集計移動パターンの反応

≫ 2017.8.8大雨時の,
梯川近辺の人口の時系列推移

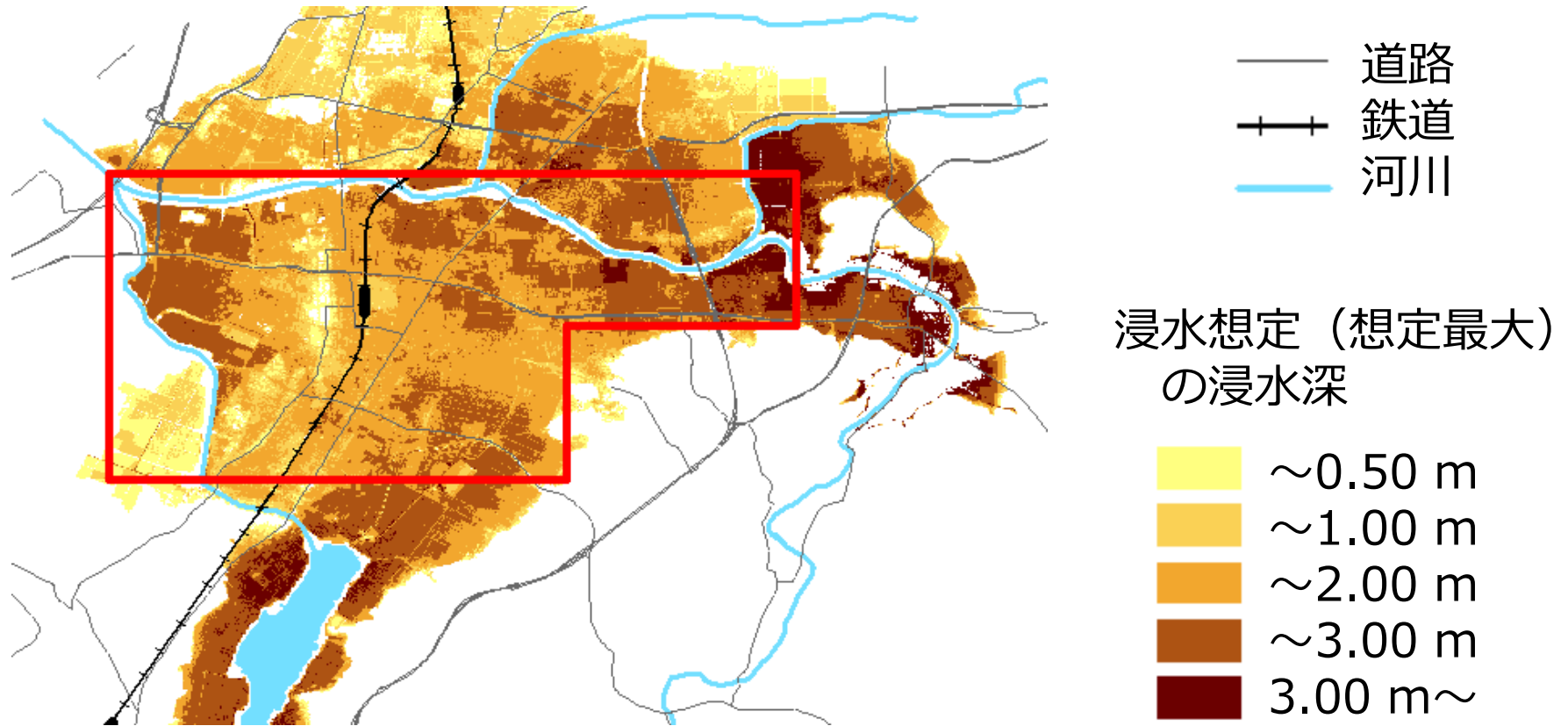
2017年8月台風5号の際の移動パターン

- ◆ 2017.08.08に、梯川で氾濫危険水位の超過
 - ≫ 小松市で4,954世帯13,741人に避難勧告
 - ≫ 緊急速報メールの配信

このとき、移動行動パターンはどう変わったか？

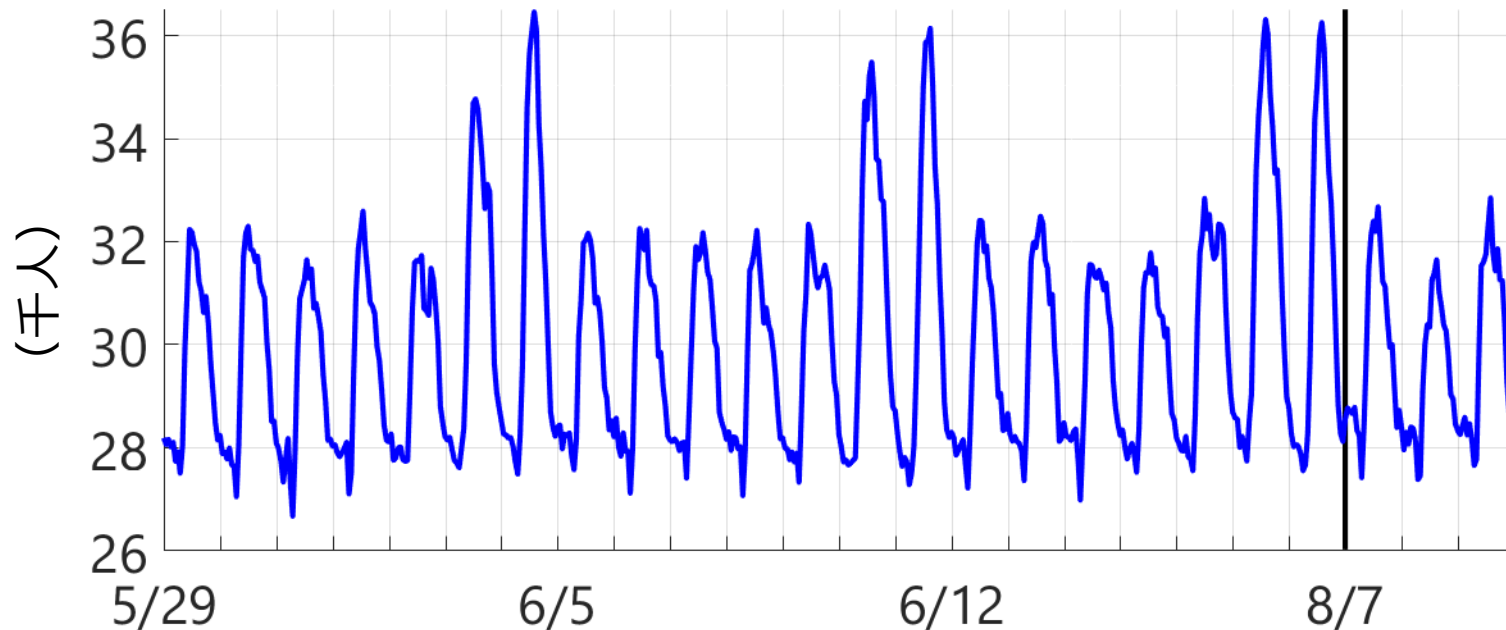
- 携帯電話位置情報から得られる
梯川近隣エリア人口の時系列推移で確認
- ※ 空間的に細かい範囲内での移動把握は難しい
 - ≫ 避難勧告を受けた人の避難行動はわからない
- ⇔ 外部から 梯川に近い場所に来た人数 はわかる

分析対象エリアの定義



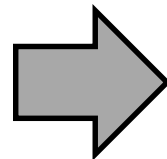
- 縦 4km × 横 6km
- 大半が浸水想定（想定最大）で浸水深50cm以上

分析対象エリア人口の時系列推移 (2017年)



時系列混合ガウスモデル (報告書 [18]) による分解 :

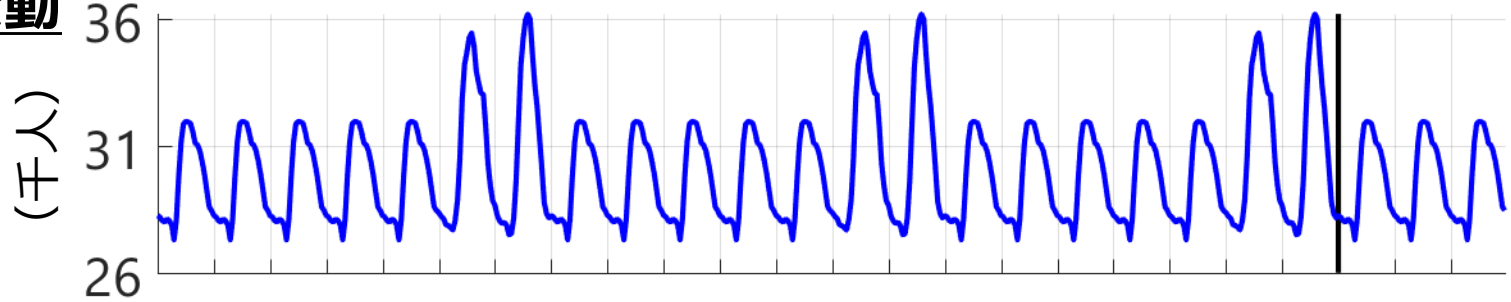
24日分の時系列変動



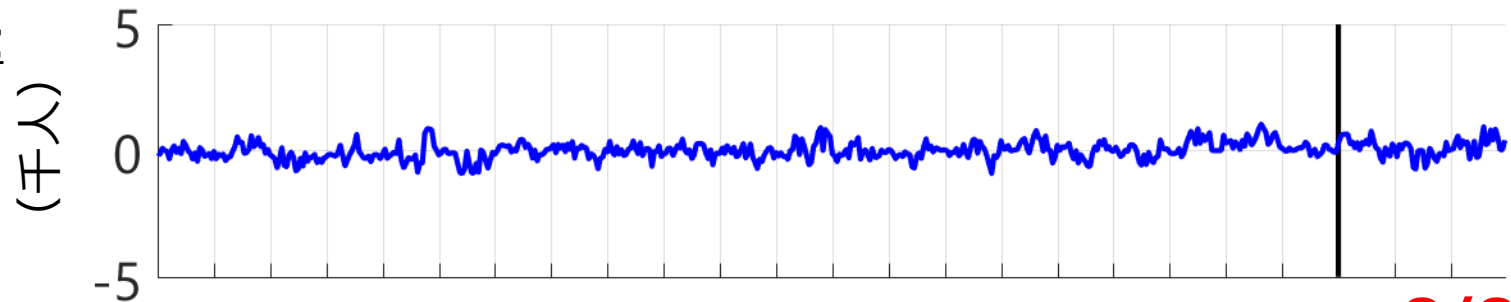
- 周期的 (規則的) な変動
- 平常時の誤差
- 異常時の乖離情報

人口時系列推移の分解 (2)

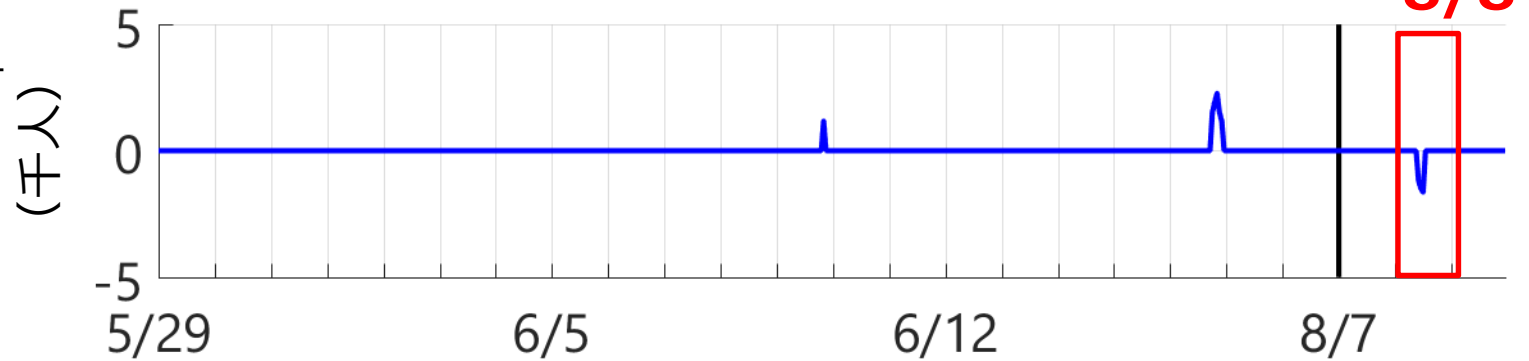
周期的変動



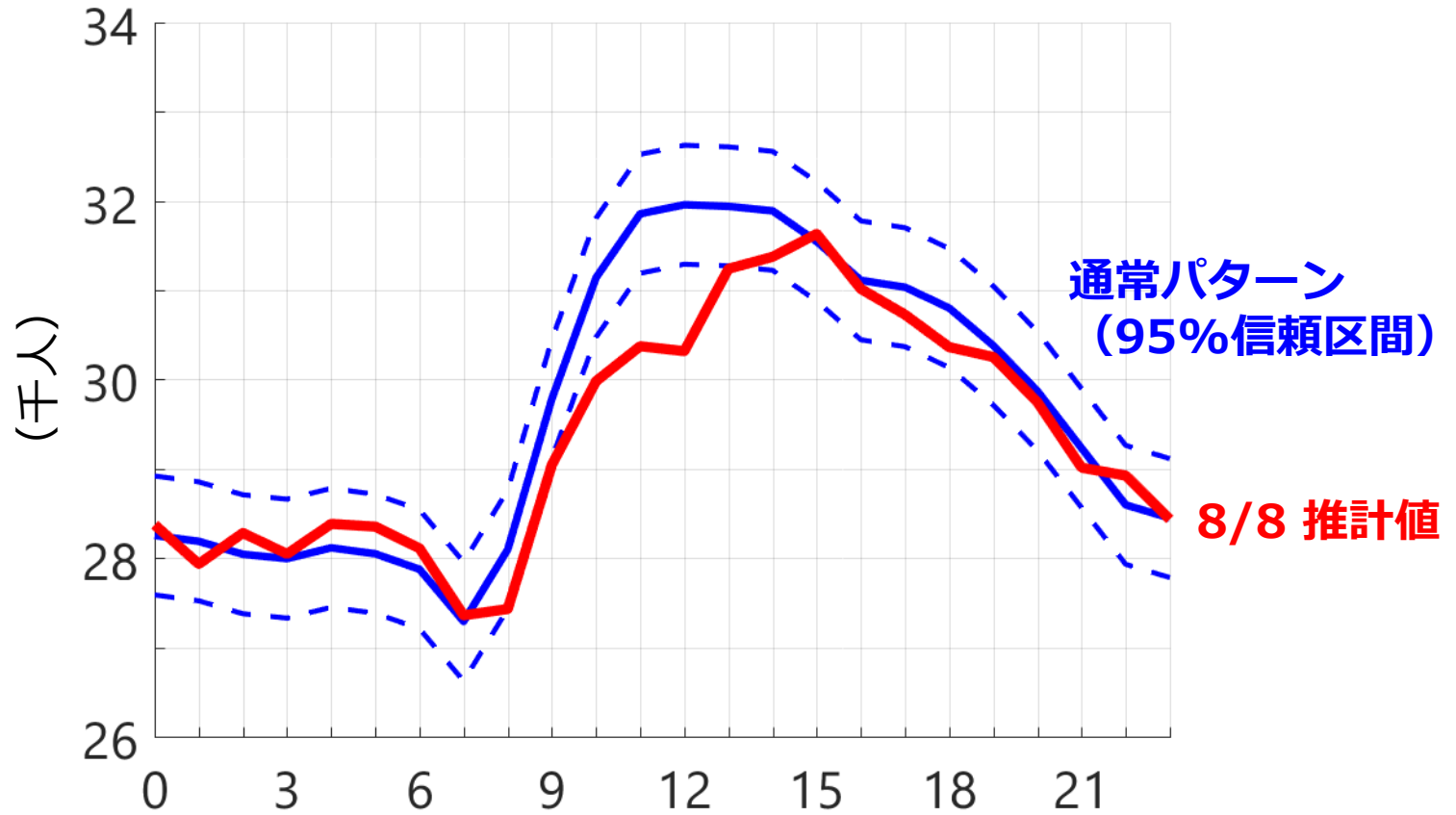
通常誤差



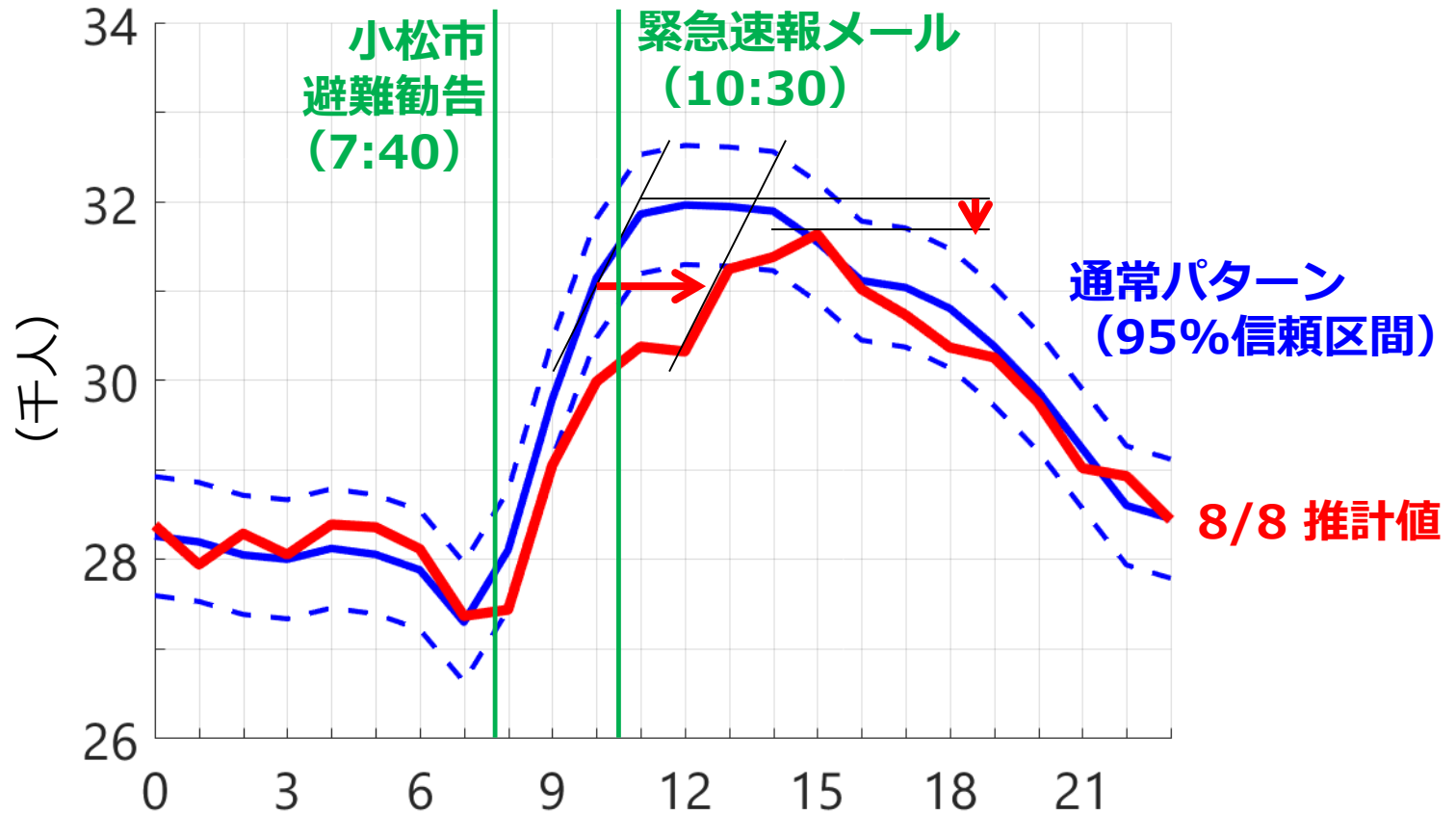
異常変動



2017年 8月 8日の人口時系列推移



2017年 8月 8日の人口時系列推移



- 約300人程度が減少 | 約1,500人程度が時間を遅らせる
- **それ以外 (約3,000人) は, ほぼ同時刻に流入**

大雨時の移動行動パターンのまとめ

- 通常時 平日には、夜→昼で約4,000人増加
- **8月8日は、通常時と異なる（異常な）パターン**
 - 流入をやめた人、遅らせた人が存在
⇔ 通常通りに流入した人が最も多い！
 ~ “被災者になりうる人” の増加を意味
 - 緊急速報メールの効果が非常に大きい、？
 - » 被災者になりうる人を減らす協力的ツール？
 - » “慣れていない” ために感度が高いだけ？
 or 携帯電話データのバイアスの可能性…

携帯電話位置情報による防災/減災の高度化

≫ 「時間」情報の面で高度化が図れる！

Level 1 : 通常時の時空間分布情報

- 「任意の人口分布」での分析が可能に
- 自宅/勤務地以外にいる人も定量的に把握・予測可能

Level 2 : 災害時の移動行動データ

- 「人がどう反応するか？」を踏まえて、
より効果的な対応検討が可能に

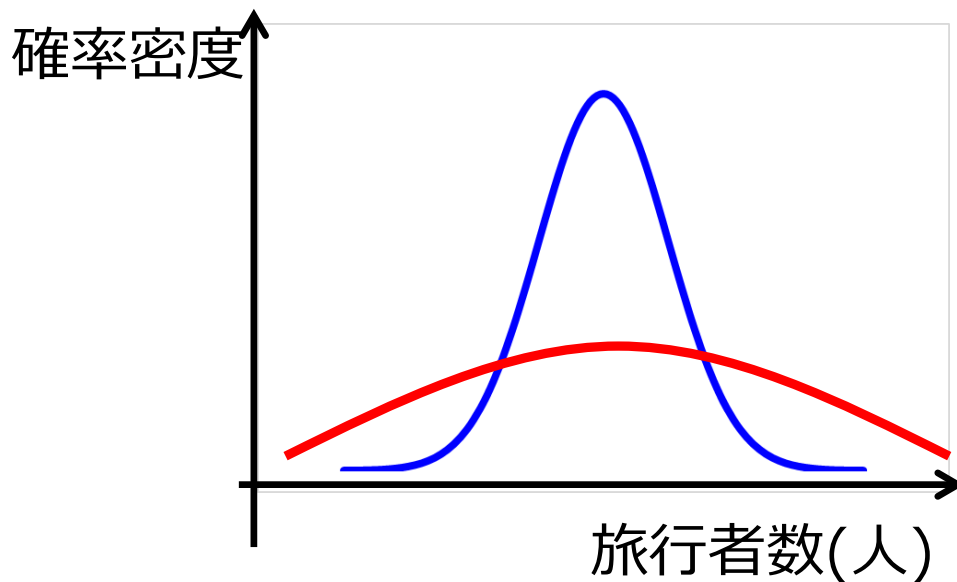
Level 3 : リアルタイムデータ

≫ より効率的な、救援・支援リソースの配分...など？

付録：時系列混合ガウスモデルの考え方

通常時と異常時では、旅行者数が別の正規分布に従う

- 通常時： 平均—平日/土曜/日曜の時間ごとに設定
分散—比較的小さい
- 異常時： 平均—時間的に一定
分散—大きい（様々な異常が考えうる）



通常時

平均： $\mu_{nd} = M_d x$

分散： σ_n^2

異常時

平均： μ_e

分散： σ_e^2

付録：GMM パラメータ推定方法

◆最尤推定法（EMアルゴリズム）による推定

$$\ln L = \sum_{d \in [1:2102]} \ln p(y_d | \mathbf{x}, \mu_e, \sigma, \alpha)$$

通常変動

$$p(y_d | \mathbf{x}, \mu_e, \sigma, \alpha) = \alpha_1 \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n^2}} \exp\left(-\frac{(y_d - M_d \mathbf{x})^2}{2\sigma_n^2}\right)$$

$$+ \alpha_2 \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_e^2}} \exp\left(-\frac{(y_d - \mu_e)^2}{2\sigma_e^2}\right)$$

異常変動

※ $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$: 混合率

付録：金沢市推計人口の時系列推移（大雪）

