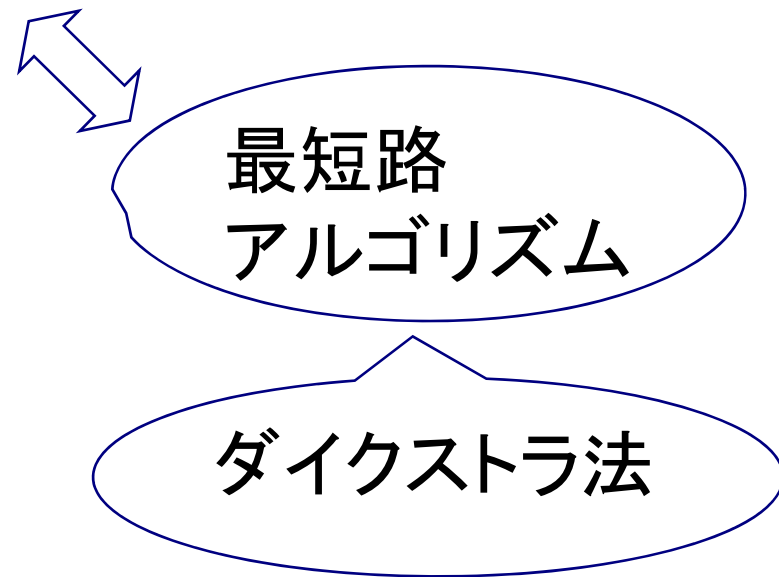
A landscape photograph featuring a vibrant rainbow arching across a grey, overcast sky. The foreground shows a road with traffic lights and a blue car. The middle ground is filled with lush green trees and a grassy area. The background consists of more trees and a distant horizon.

クリギングを利用した旅行時間 予測の試み

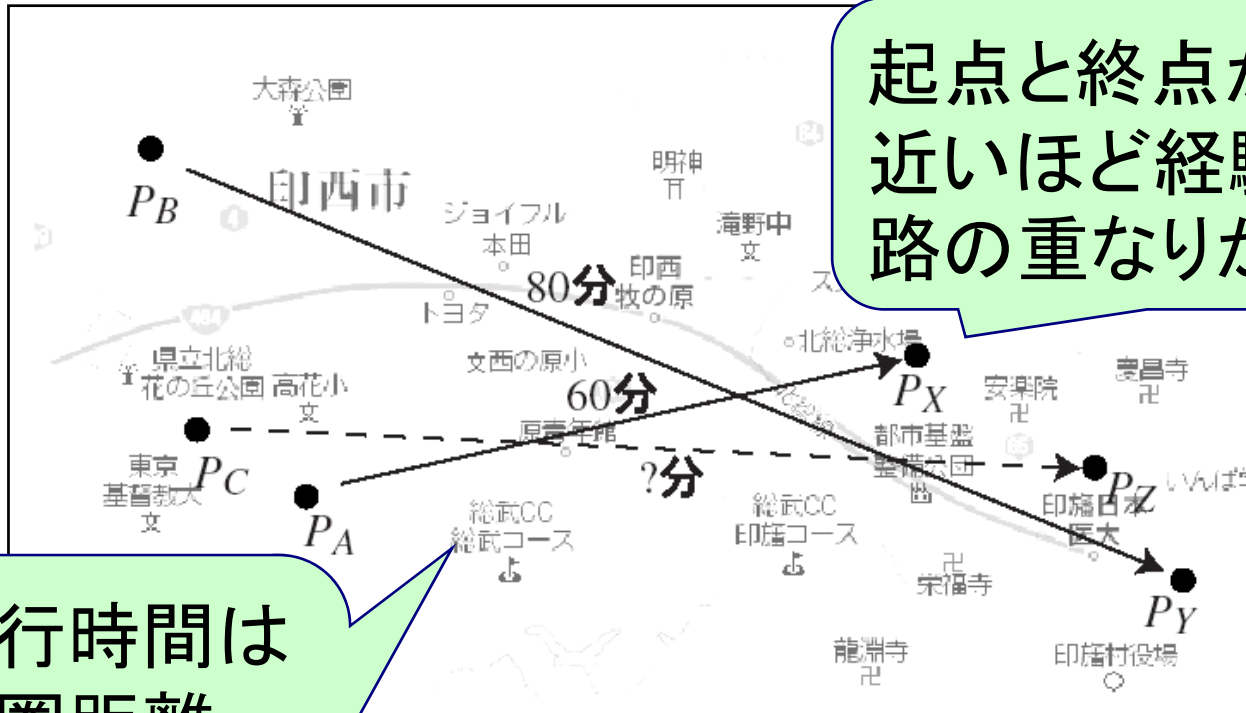
明海大学 三浦英俊

発表内容

- 自動車による移動を対象として、速度の変動が大きい都市中心部を通行するような経路の旅行時間を予測したい。
- クリギングを利用した旅行時間予測手法の提案
- 計算事例紹介
- 今後の課題



点間の距離と旅行時間の相関



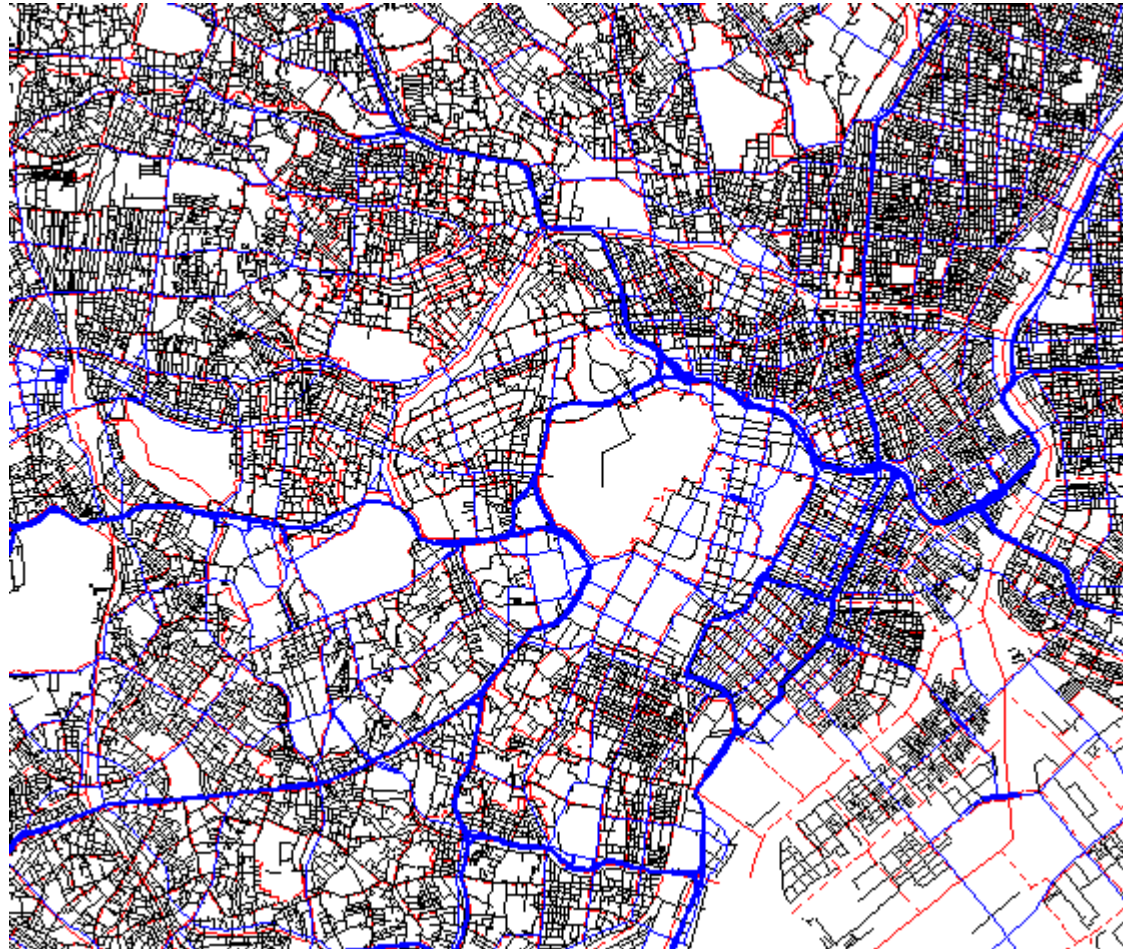
起点と終点が相互に
近いほど経験的に経
路の重なりが増える。

旅行時間は
大圏距離
(直線距離)
にほぼ比例
する。

同じくらいの旅行時
間になる。

図 1: 未知の旅行時間の推測

予測に必要なモデルとデータ



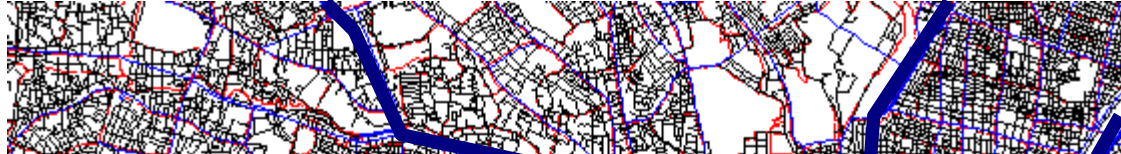
東京都心部
(mapple10000)

2008.5.24

南山大学オープン・リサーチ・センター
2008年度第1回公開研究会

予測に必要なモデルとデータ

- 最短路アルゴリズム



モデル:

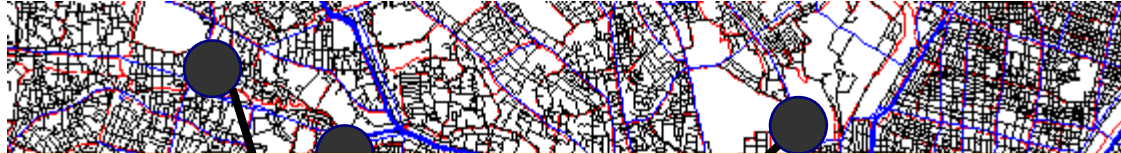
- 道路網から作成されるネットワークモデル
- 旅行者が何らかの最適化基準に基づいて経路を選択すると仮定.

データ:リンクの走行速度



予測に必要なモデルとデータ

- クリギングを利用した旅行時間予測



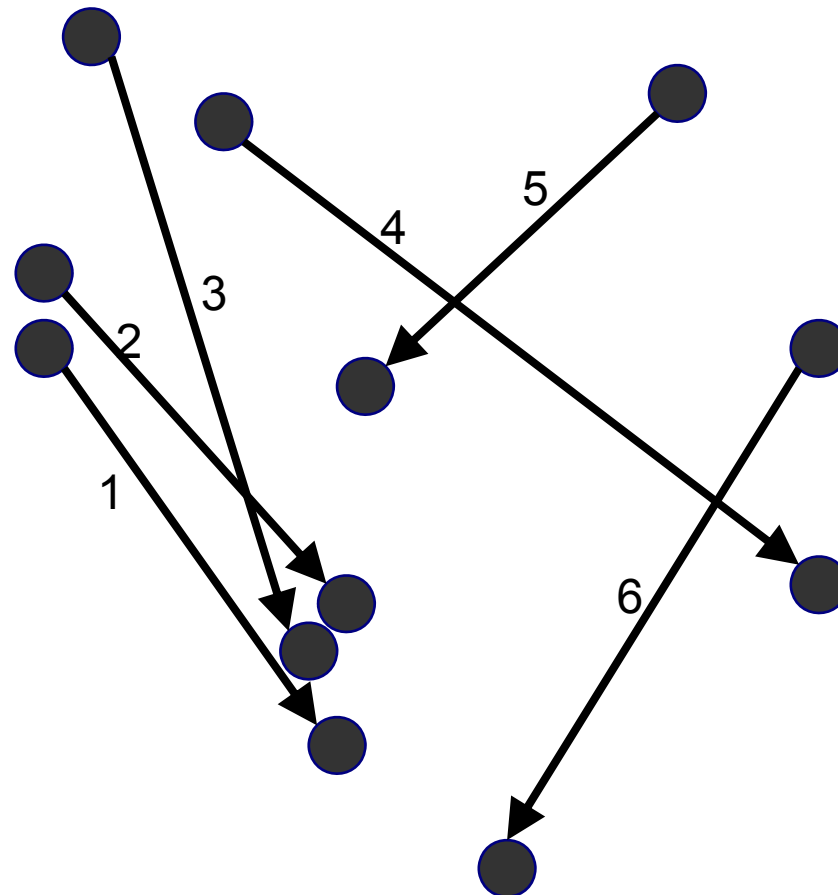
モデル:

- 出発地と目的地の平面座標によって構成される4次元ユークリッド空間
- 旅行時間の二次定常性の仮定(後述).

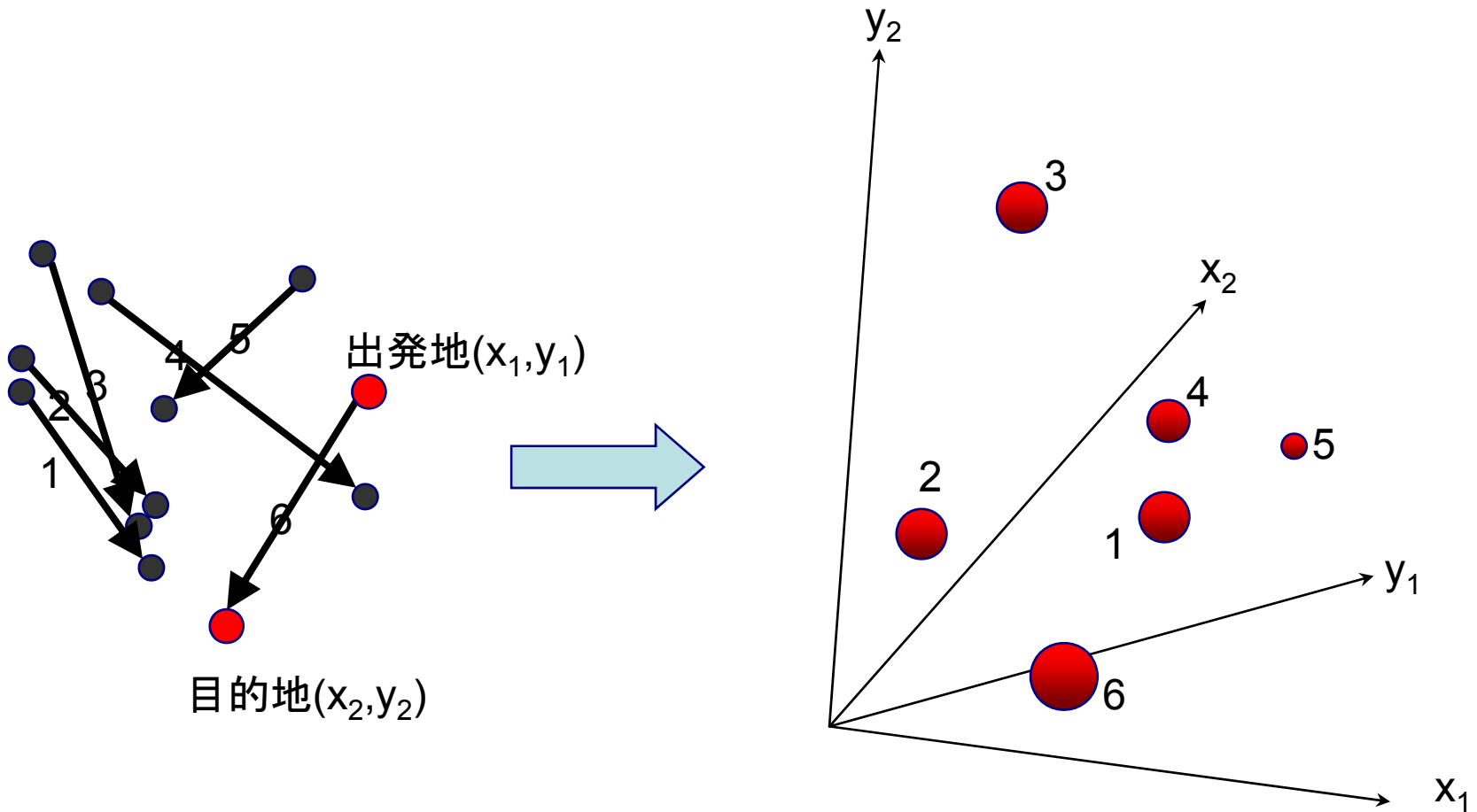
データ: 出発地から目的地までの旅行時間, 出発地と目的地の平面座標, 直線距離



出発地と目的地の平面座標によって構成される4次元ユークリッド空間



出発地と目的地の平面座標によって構成される4次元ユークリッド空間

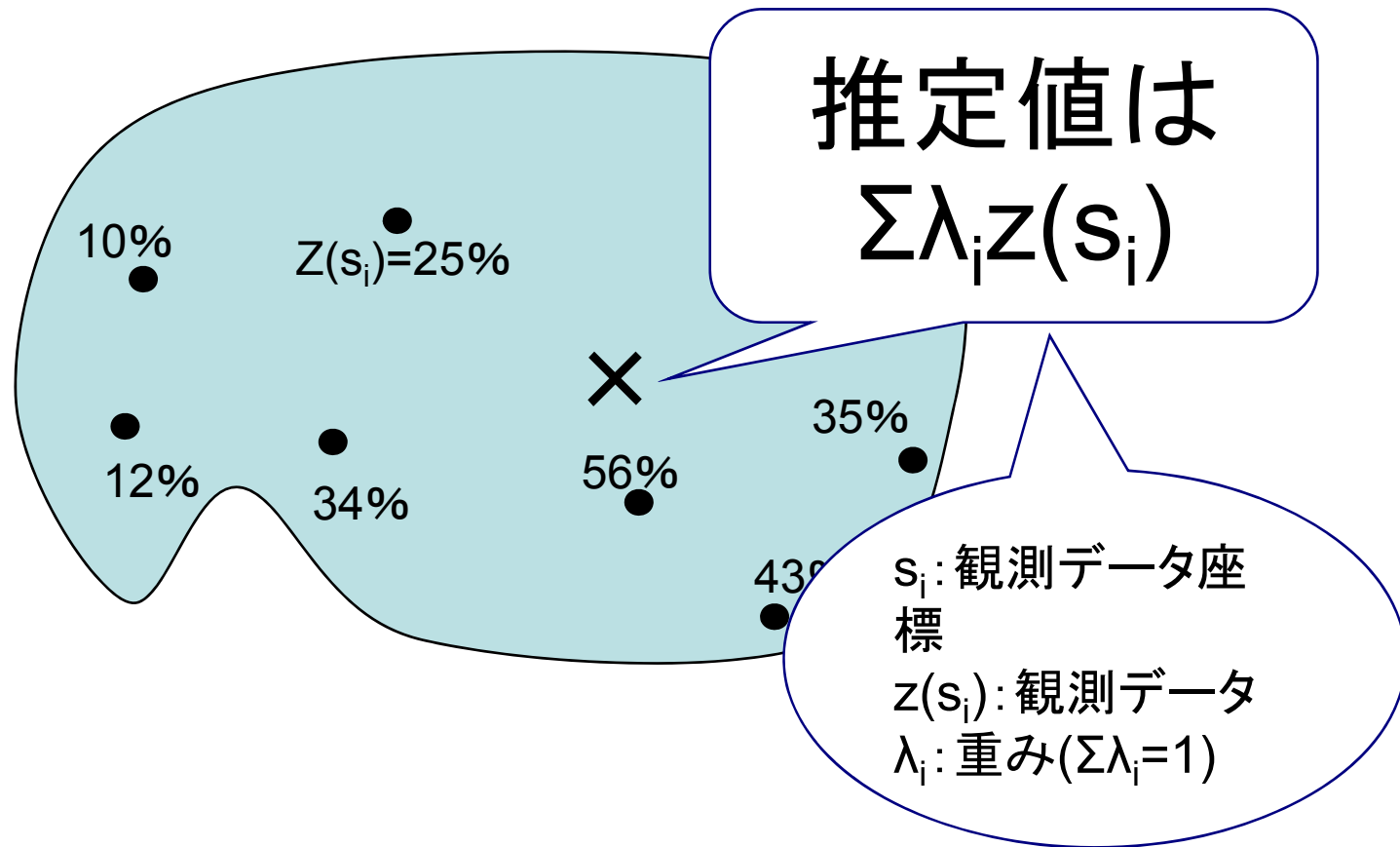


4次元空間を使用した旅行時間予測

- クリギングとは？

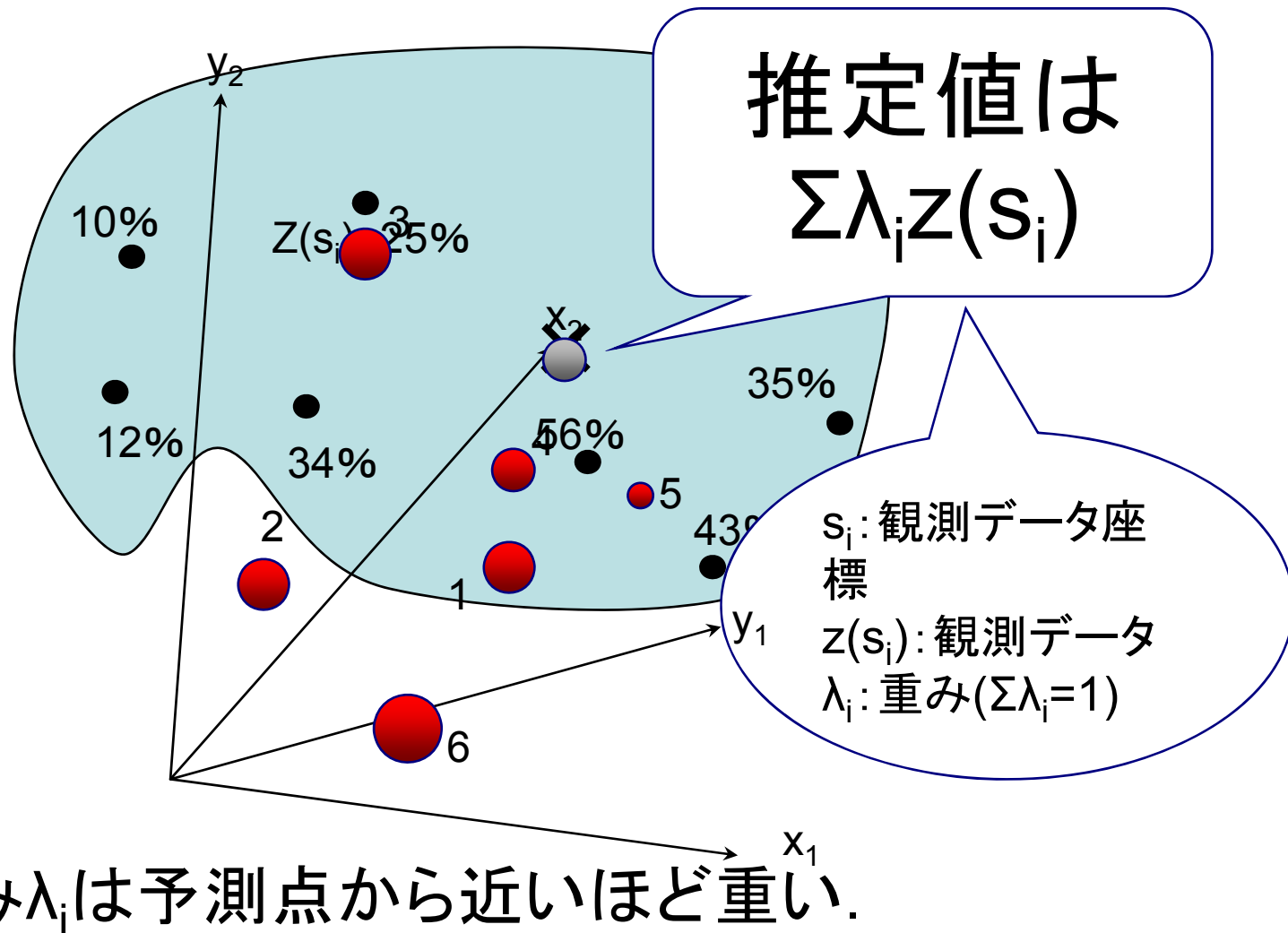
- 距離が近いほど似た値を示す性質をもつ空間データに対して、既知観測データの空間分布に基づいて未知データを予測する。
- 1950年代初め、南アフリカの鉱山技師D. G. Krigeと統計学者H. S. Sichel, フランス人技師G. Matheronによって「Kriging」と命名された。
- 地下の鉱床の空間分布を予測する鉱床学の手法として発展し、近年では空間分布を取り扱う分野で広く応用されている。

クリギングによる推定値の計算

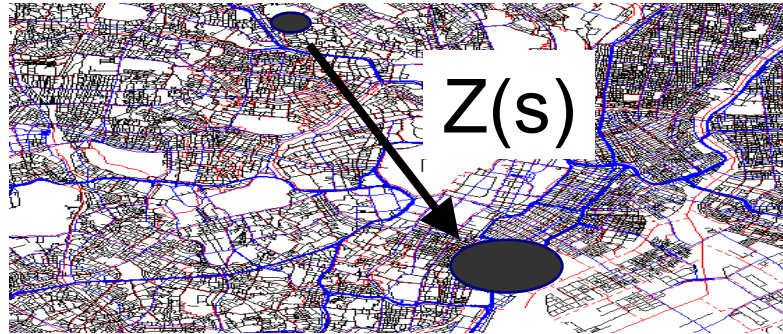
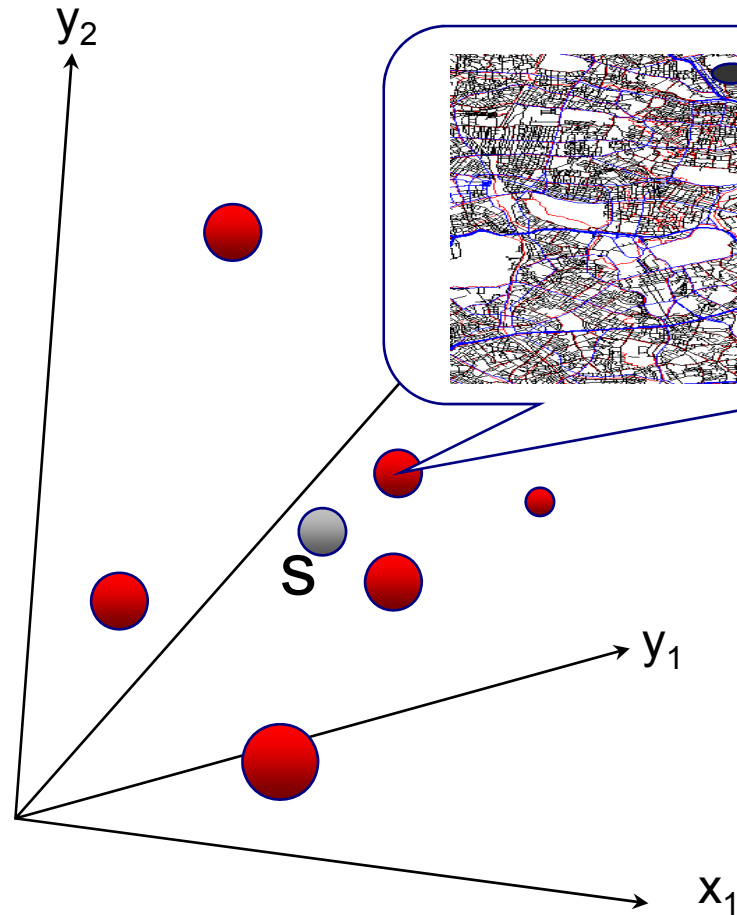


重み λ_i は予測点から近いほど重い。

クリギングによる推定値の計算



普遍クリギングに必要な仮定1



- s : 観測位置ベクトル
- $Z(s)$: 旅行時間
- $f(s)$: 大圏距離, β : パラメータ
- 次のような構造を仮定する:

$$Z(s) = \beta f(s) + \delta(s)$$

確率変数

$Z(s) = \beta f(s) + \delta(s)$ の妥当性

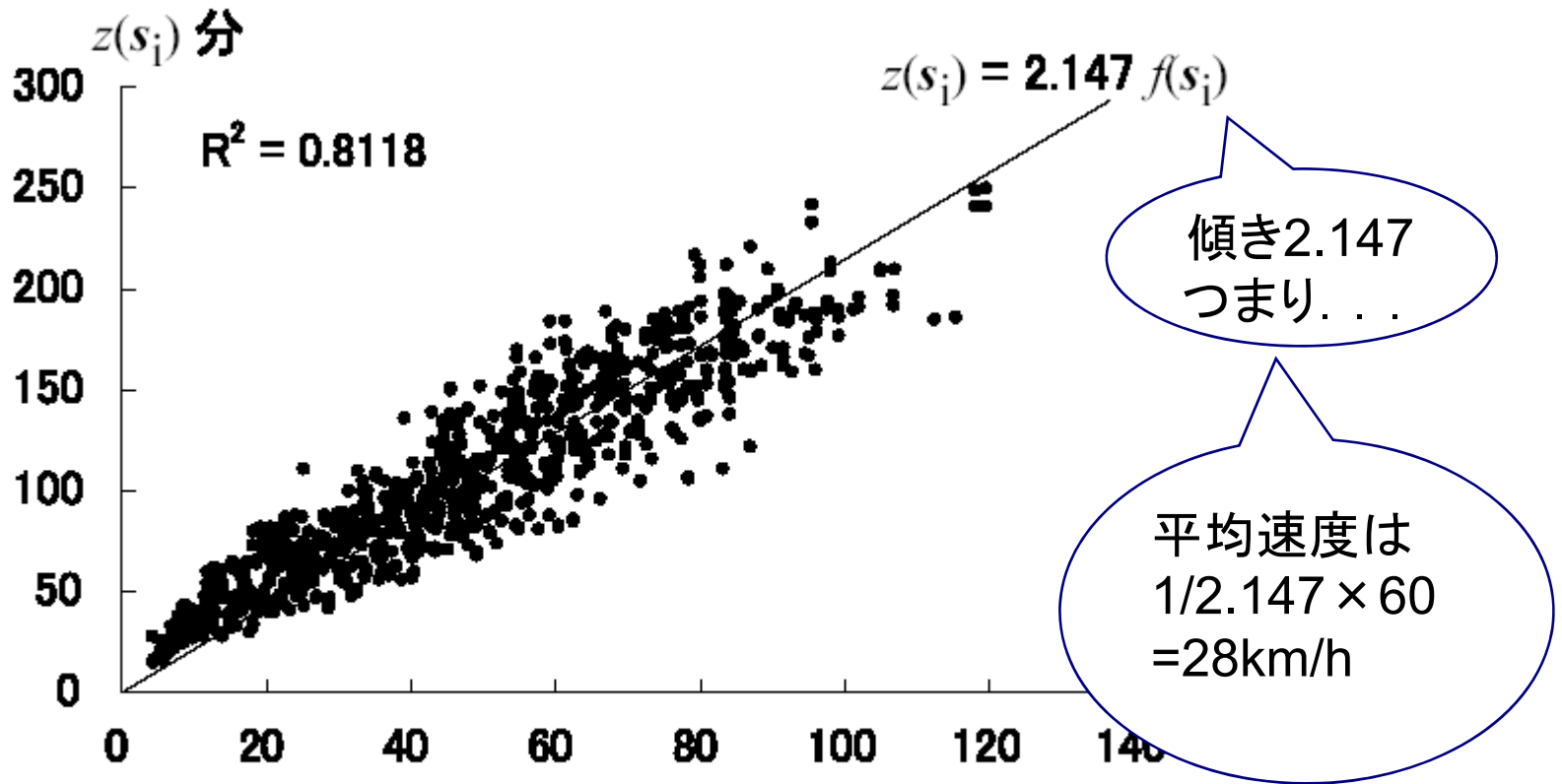


図 3: 大圏距離と最短旅行時間の散布図

普遍クリギングに必要な仮定2

$$Z(s) = \beta f(s) + \delta(s)$$

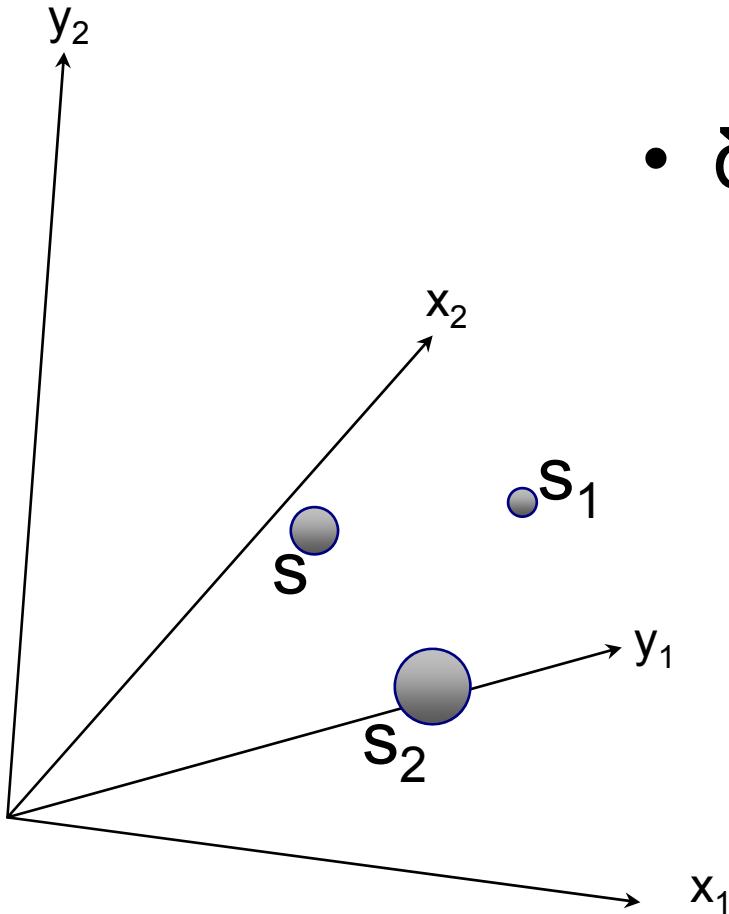
- $\delta(s)$ に次のような仮定をおく:

- 期待値 $E[\delta(s)] = 0$

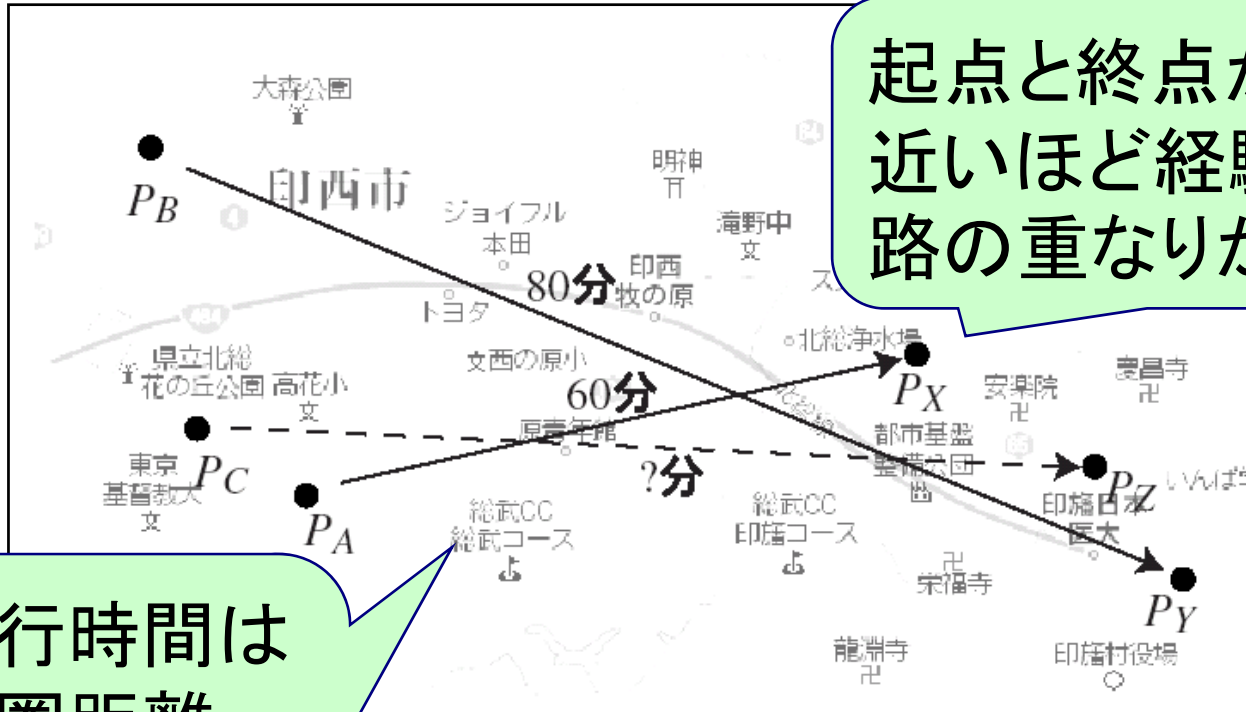
- 共分散 $\text{Cov}[\delta(s_1), \delta(s_2)] = C(s_1 - s_2)$: $\delta(s)$ は距離が近いほど相関がある.

- \uparrow 二次定常性●

- $C(\cdot)$ をコバリオグラムという.



点間の距離と旅行時間の相関



起点と終点が相互に
近いほど経験的に経
路の重なりが増える。

旅行時間は
大圏距離
(直線距離)
にほぼ比例
する。

同じくらいの旅行時
間になる。

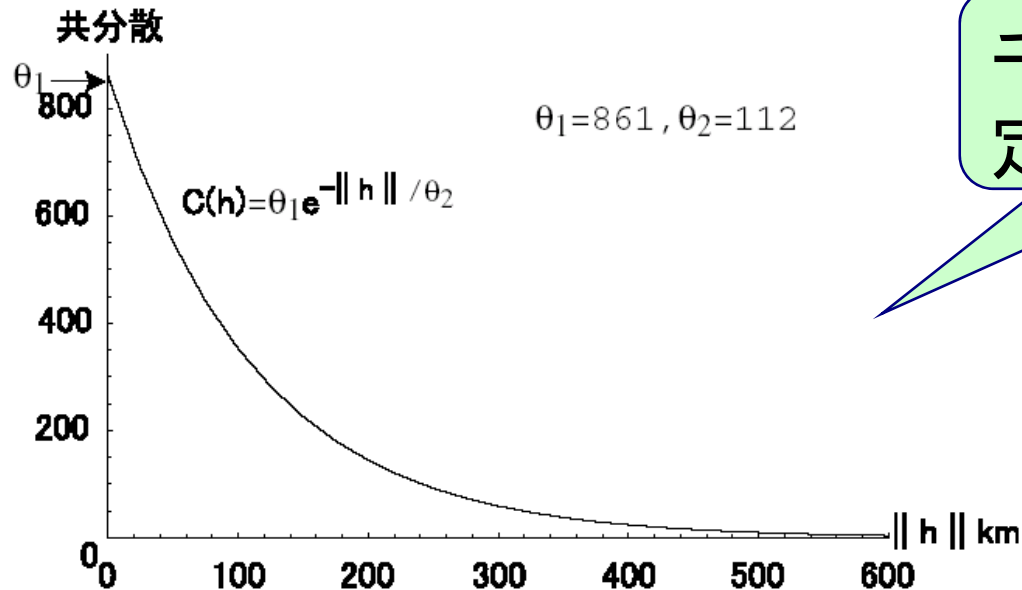
図 1: 未知の旅行時間の推測

コバリオグラム(共分散)による記述

- ベクトル $h = s_1 - s_2$ とする.
- $C(h) = \theta_1 \exp[-\|h\|/\theta_2]$ ($\theta_1 \geq 0, \theta_2 > 0$)

距離のみの関数

$C(0) = \theta_1 = 861$
は $\delta(s)$
の分散



千葉県
の推定例 ●

図 4: 推定されたコバリオグラムの図示

コバリオグラムパラメータの推定

- 観測データ $Z(s_i)$ を使用する.
- $\delta(s_i) = Z(s_i) - \beta f(s_i)$
- β が未知の場合の対応
 - 制限付き最尤推定法
 - $\theta_1 = 861, \theta_2 = 112, \beta_{\text{gls}} = 1.894$

「経験セミバリオ
グラム」を用いた
推定方法もある.

クリギング計算の手順

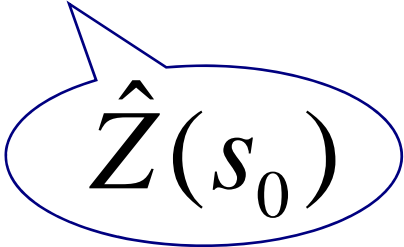
1. 観測データの空間的な性質の把握＝コバリオグラムの推定
2. 重みパラメータの計算＝推定値の導出

重み λ_i の導出1

- 任意の s について, $Z(s) = \beta f(s) + \delta(s)$
- n 個の観測点 s_1, \dots, s_n と観測データ $z(s_1), \dots, z(s_n)$ がある(起終点ペア間の旅行時間データ).
- 点 s_0 における旅行時間 $Z^{\wedge}(s_0)$ を予測したい.
- 起終点ペア s_0 における予測旅行時間 $Z^{\wedge}(s_0)$ が

$$Z^{\wedge}(s_0) = \sum \lambda_i z(s_i)$$

によって記述できるとする.


$$\hat{Z}(s_0)$$

重み λ_i の導出2

- $Z(s_0)$ と $Z^{\wedge}(s_0)$ の平均二乗予測誤差

$$\begin{aligned} & E[\{Z(s_0) - Z^{\wedge}(s_0)\}^2] \\ & = E[\{Z(s_0) - \sum \lambda_i z(s_i)\}^2] \end{aligned}$$

を最小にする λ_i を求める.

- 差の期待値 $E[Z(s_0) - Z^{\wedge}(s_0)] = 0$ を条件とする.
- すなわち $E[Z(s_0) - Z^{\wedge}(s_0)] = f(s_0) - \sum \lambda_i f(s_i) = 0$.
- ラグランジュ乗数 m を導入して, 次の関数を最小にする λ_i を求める.

重み λ_i の導出3

ラグランジュ未定乗数法:

$$E[\{Z(s_0) - \sum \lambda_i z(s_i)\}^2] - 2m\{\sum \lambda_i f(s_i) - f(s_0)\}$$
を最小にする λ_i と m を求める。

計算例

千葉県

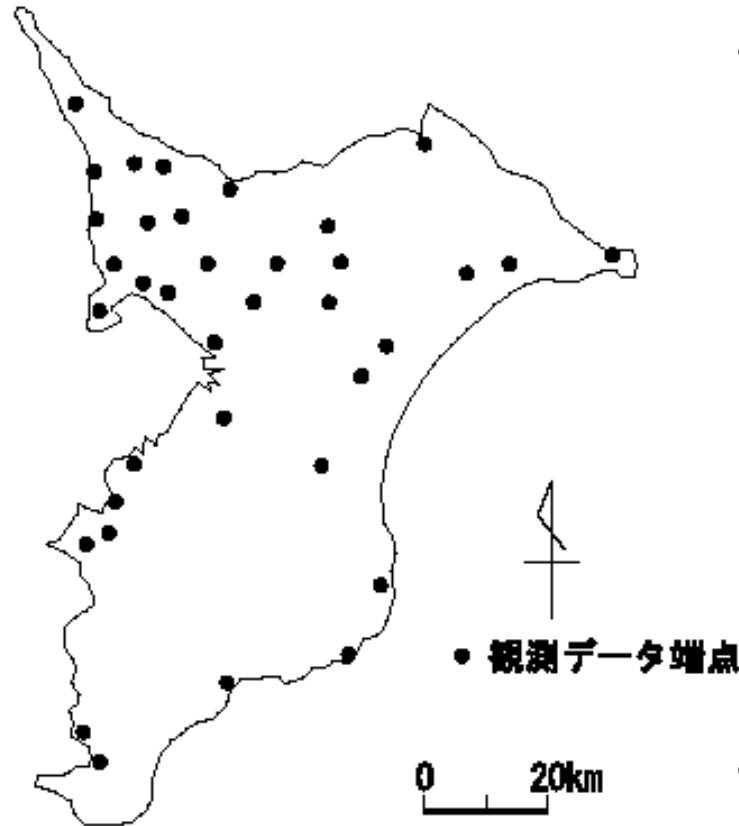


図 2: 千葉県の 36 市分布図

- 観測データ
 - 起終点 s_i : 千葉県の36市の市役所
 - 旅行時間データ $z(s_i)$: ナビタイム
 - 観測データ数 $n: 36 \times 35 = 1260$
- 地球面から平面への変換: 第Ⅹ座標系

千葉県

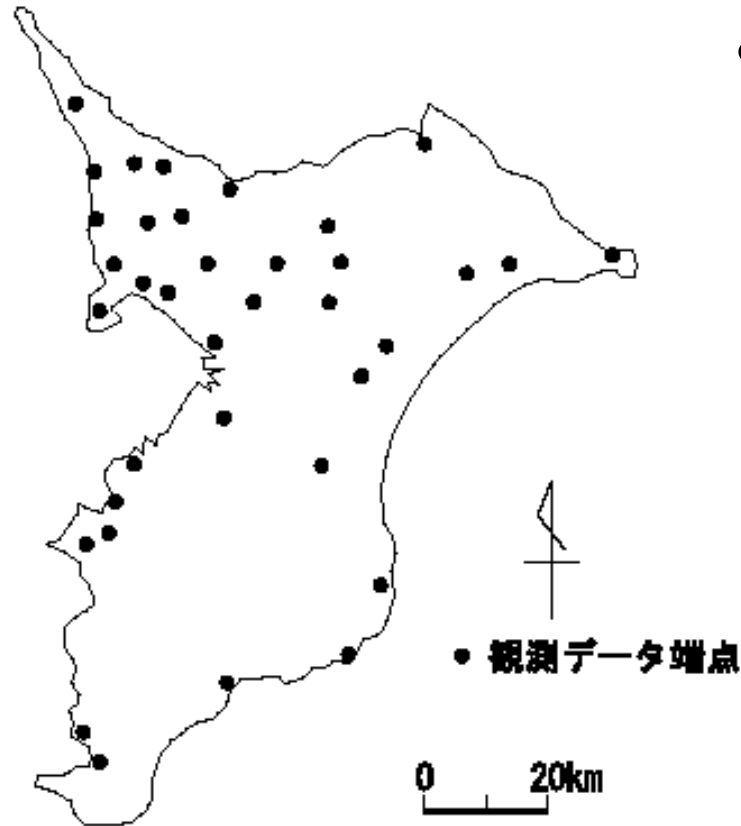


図 2: 千葉県の 36 市分布図

- 検証データ t_i
 - 千葉県内の郵便番号 (3538個) を利用する.
 - ここから2つとるペアを 100組取り出す.
 - 検証データ $z(t_i)$
 - 推定値 $Z^\wedge(t_i)$

推定精度の向上

(散布図による比較)

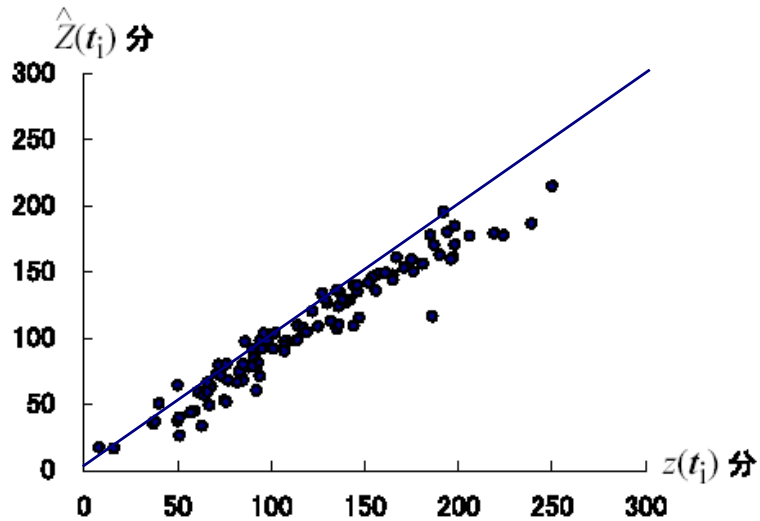


図 5: サンプルの最短旅行時間とクリギング予測値の散布図

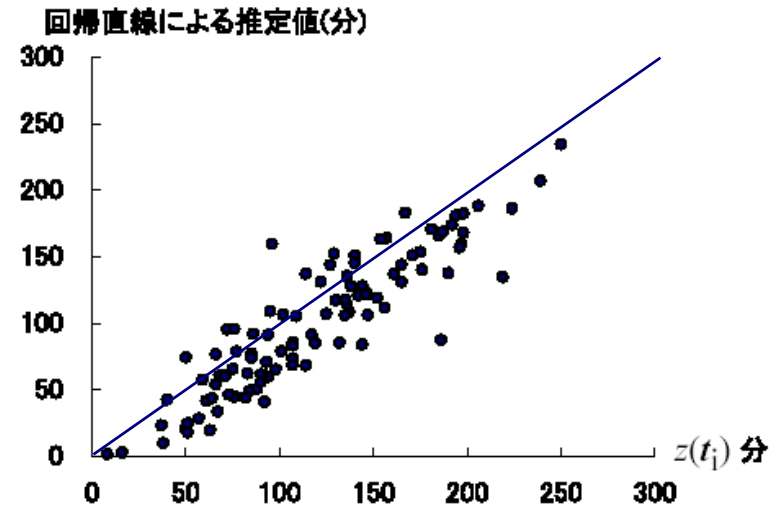
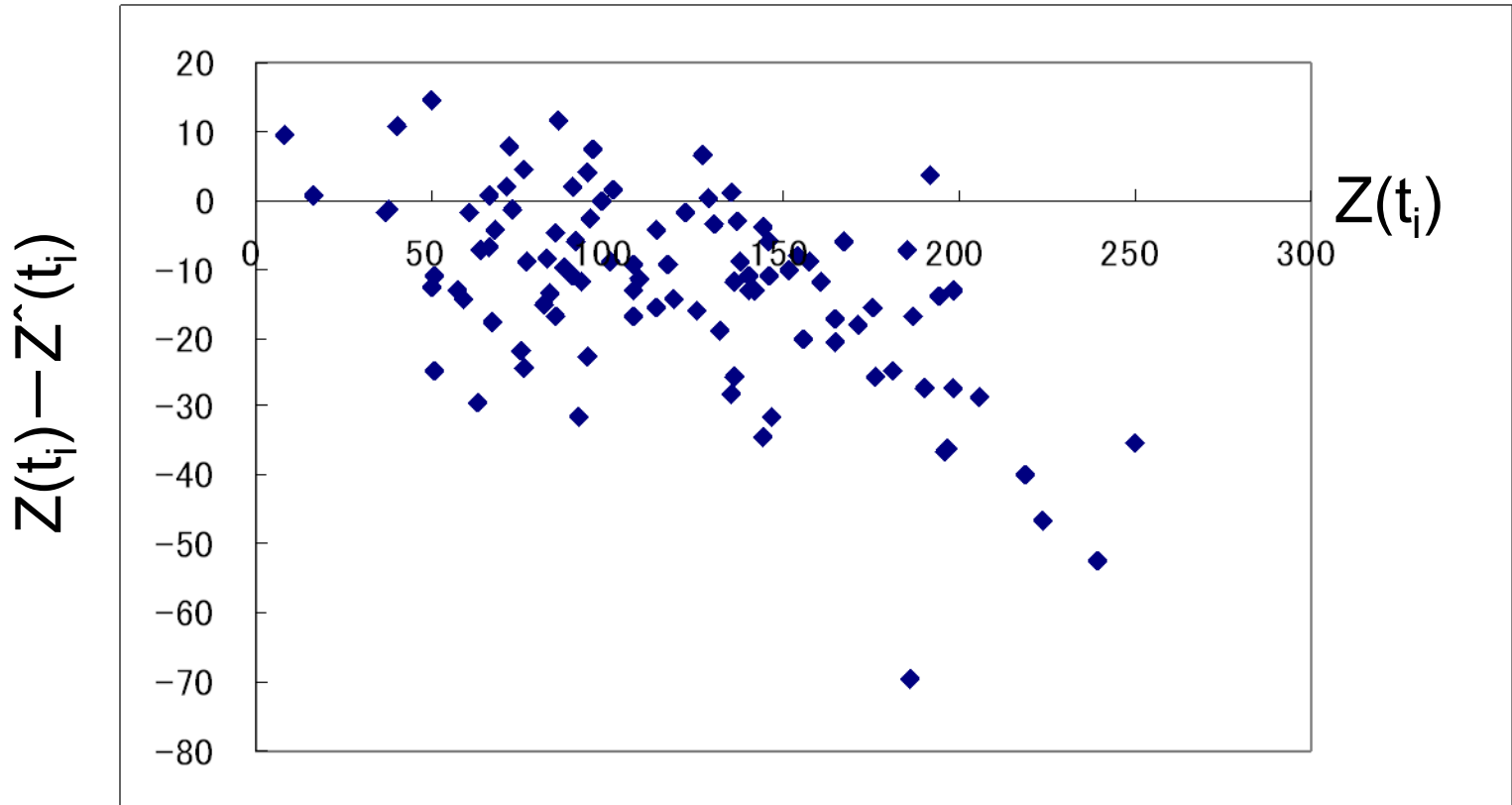


図 6: サンプルの最短旅行時間と回帰直線による予測値の散布図

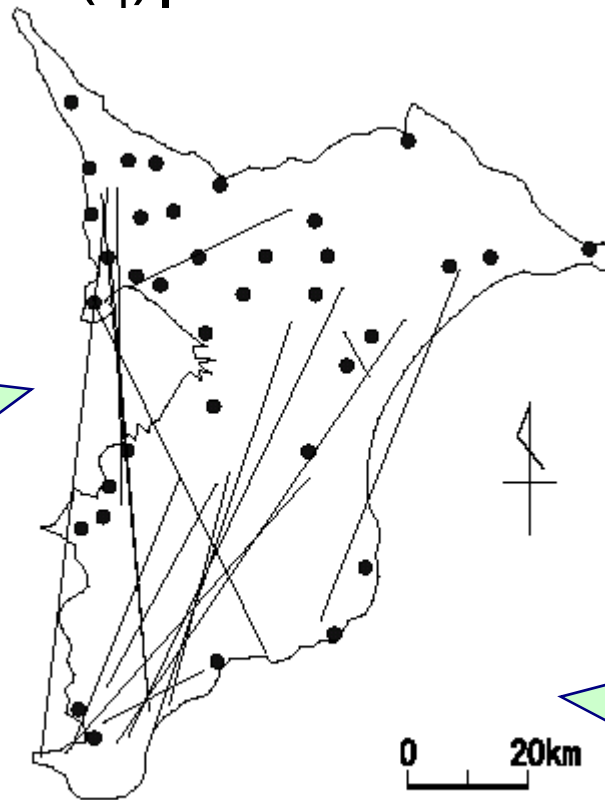
誤差 $Z(t_i) - \hat{Z}(t_i)$



推定誤差の大きな起終点ペア

- $3\sigma(t_j) < |Z(t_i) - \hat{Z}(t_i)|$ となる16ペア

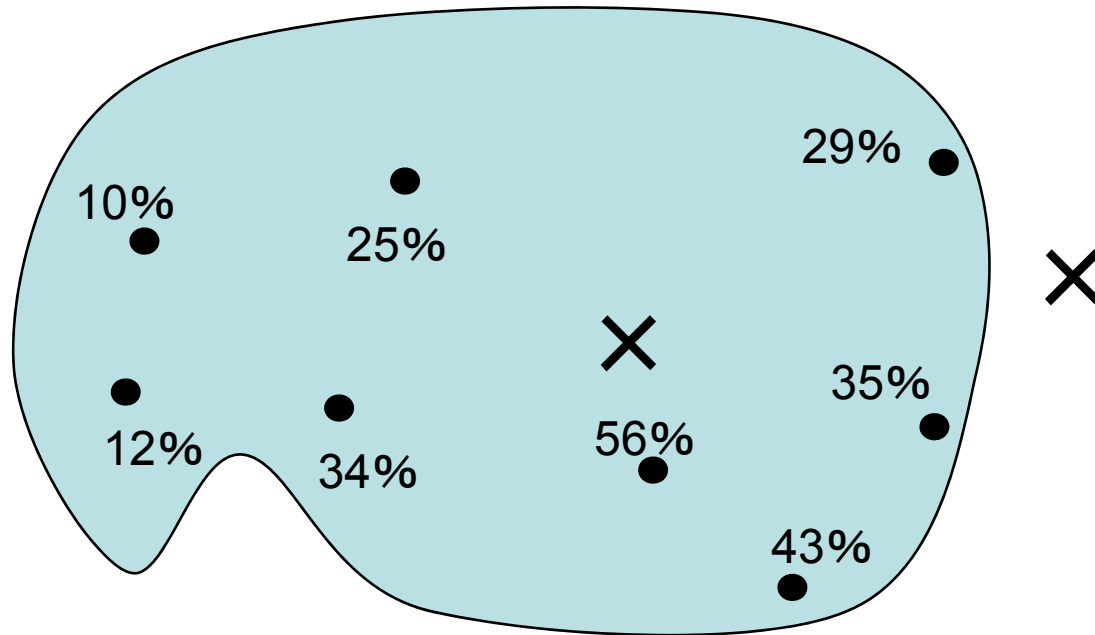
海岸近くの起終点ペアは「内挿」というよりむしろ「外挿」となっている。



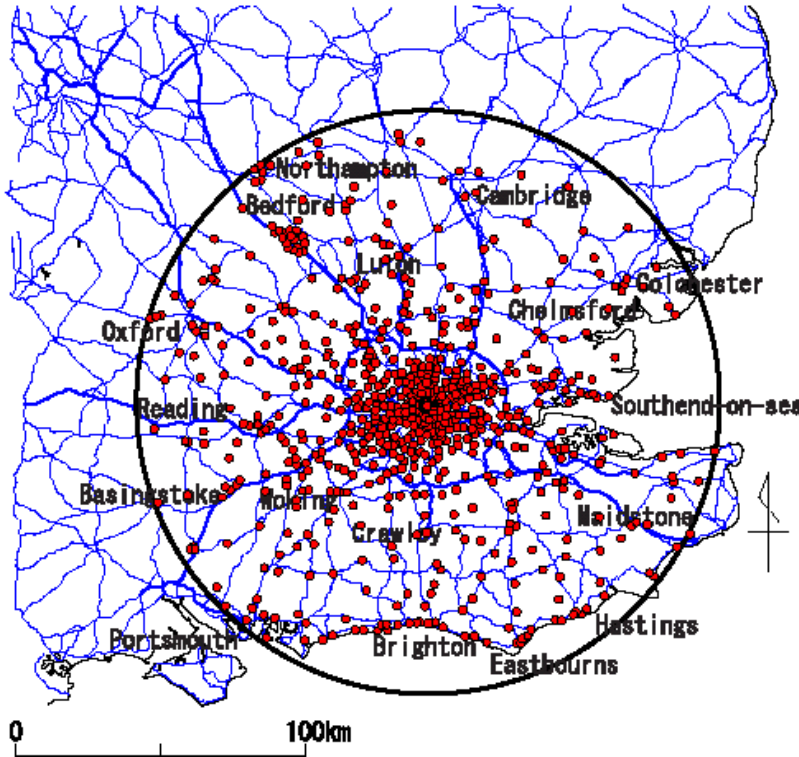
南部は観測データ端点が少ない

図 9: 予測誤差の大きいサンプル
南山大学オープン・リサーチ・センター
2008年度第1回公開研究会

内挿と外挿



ロンドン近郊



- 観測データ

- 範囲: ウェストミンスター寺院を中心とする半径100kmの円
- 起終点 s_i : postcode 746地点
- 旅行時間データ $z(s_i)$: Transport Direct
- 観測データ数 n : 1000

Figure 2: 746 points of postcode districts in the target area

千葉県(左)とロンドン(右)の比較 (平均速度)

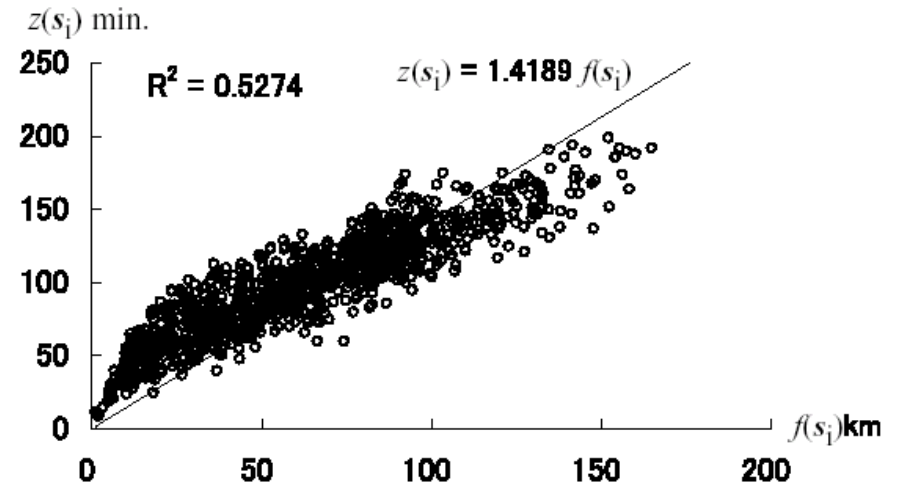
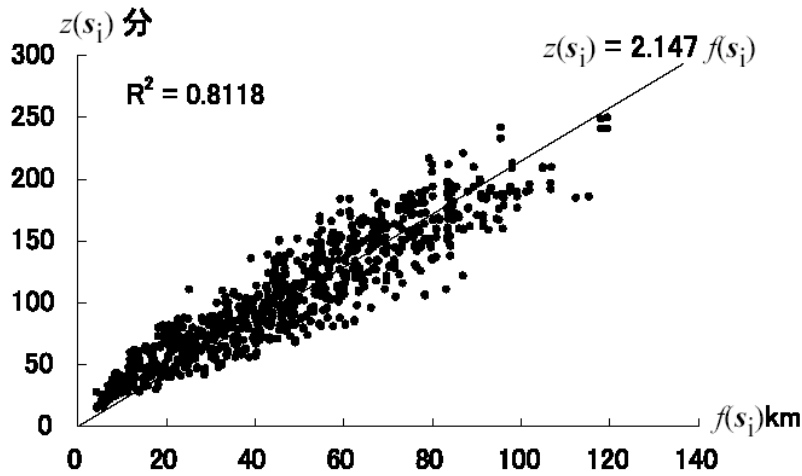


図 3: 大圏距離と最短旅行時間の散布図

Figure 3: Scatter diagram of observed data

千葉県: 平均
速度は
 $1/2.147 \times 60$
 $= 28 \text{ km/h}$

ロンドン近郊:
平均速度は
 $1/1.419 \times 60$
 $= 42 \text{ km/h}$

千葉県(左)とロンドン(右)の比較 (コバリオグラム)

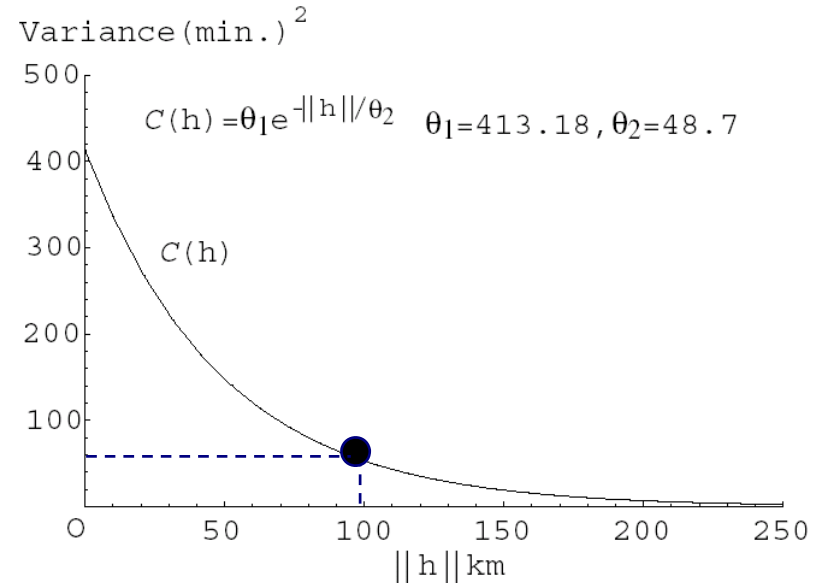
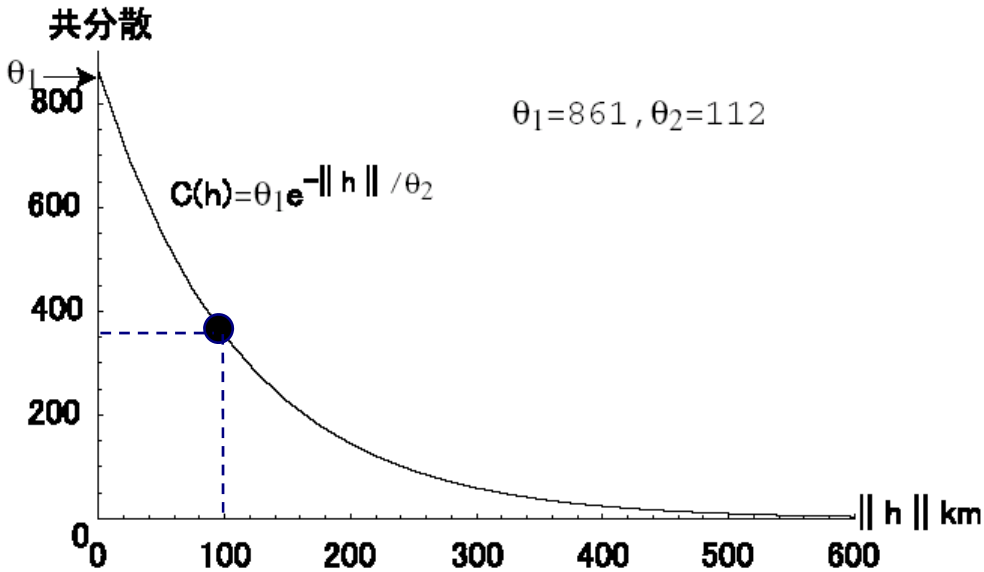


図 4: 推定されたコバリオグラムの図示

Figure 4: The estimated covariogram

旅行時間のばらつきは千葉県の方がロンドン近郊のほうが大きい。

ばらつきの差異の原因

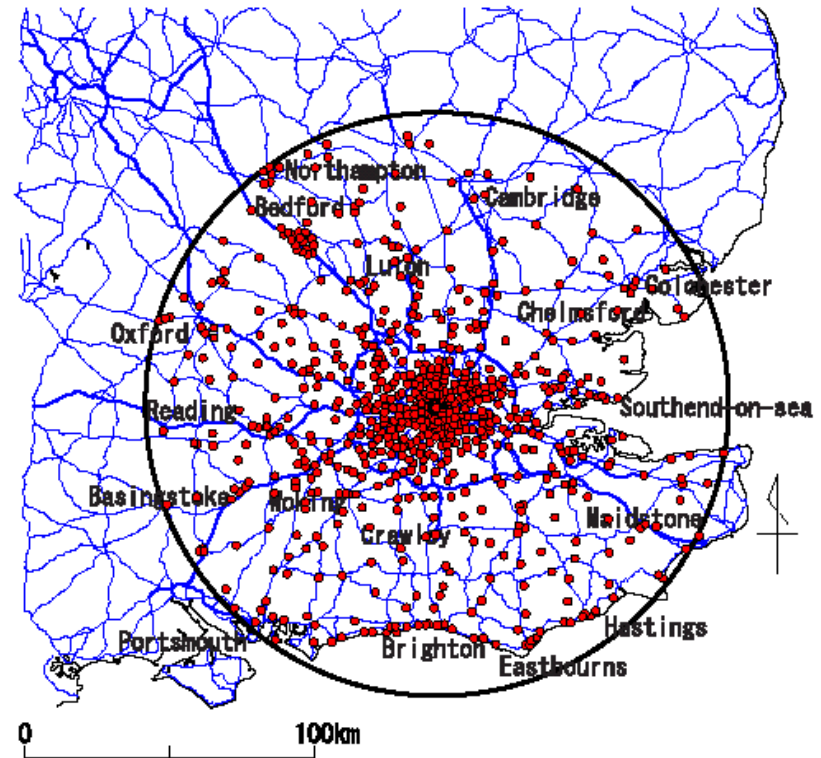


Figure 2: 746 points of postcode districts in the target area

検証データ
数200

検証データについて の推定精度の向上 (散布図による比較)

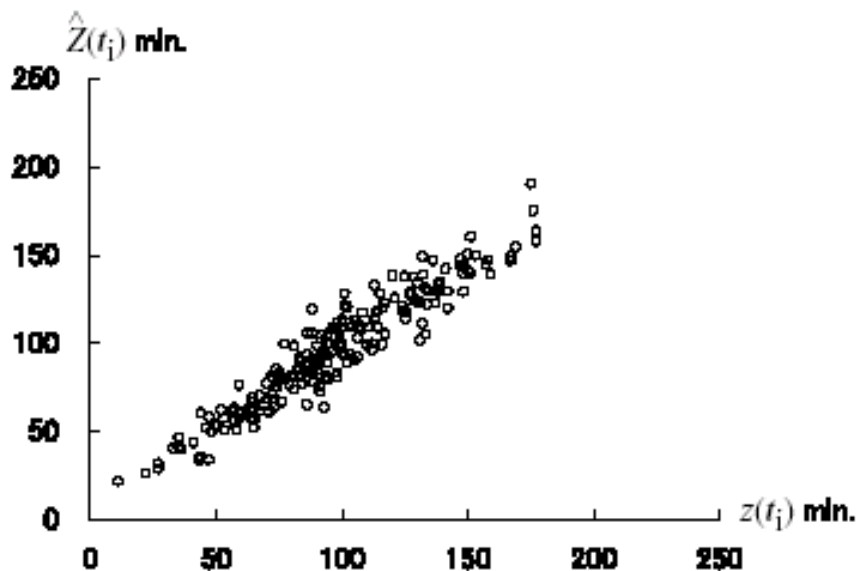


Figure 6: scatter diagram of the shortest travel time and predicted values by the universal kriging

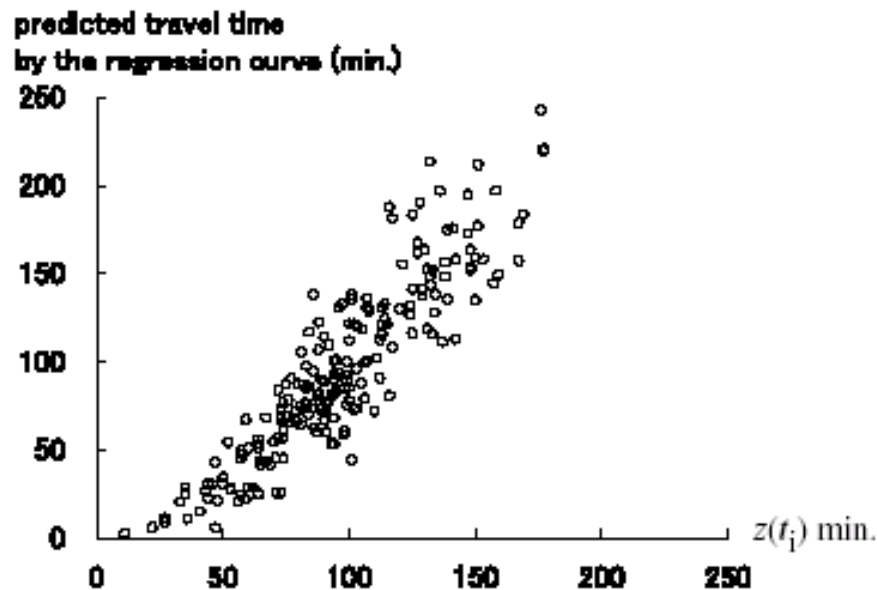


Figure 7: scatter diagram of the shortest travel time and predicted values by the regression curve

誤差

(誤差 $\hat{Z}(t_i) - Z(t_i)$)

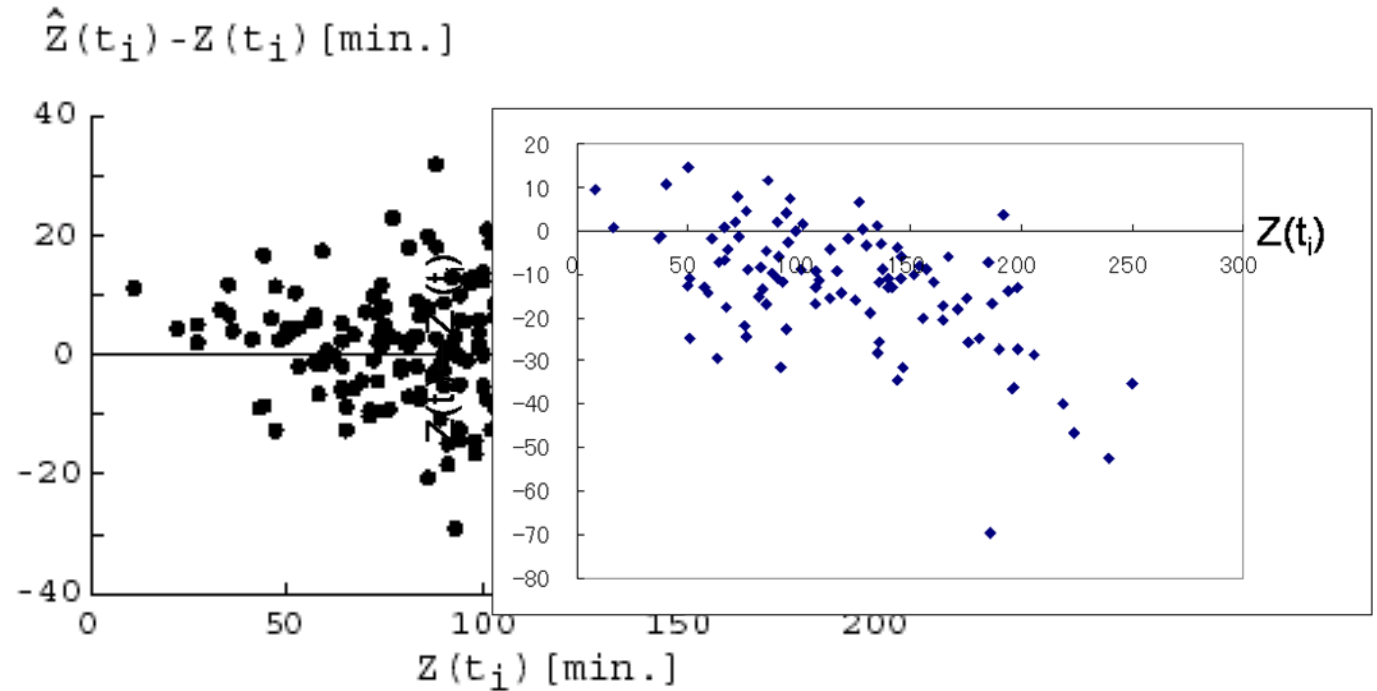


Figure 8: Plot of $Z(t_i)$ and $\hat{Z}(t_i) - Z(t_i)$

クリギング推定の特徴

-ネットワーク探索手法と比較して-

1. 道路速度データを網羅的に取得できるならばネットワーク探索手法の方が優れている.
2. 起終点旅行時間データがあり, 道路速度データがないならばクリギング推定を行う価値がある.
3. クリギングは経路の推定ができない.
 - どこを通ればよいか提案できない.

今後の課題

1. 法定速度と現実の速度が大きく異なるような場合(混雑時の都市中心部)でクリギングによる推定を実行してみたい。
2. 時空間クリギングの可能性
 - 5次元クリギング
 - プローブカーデータなどITS技術の活用
 - クリギングによるリアルタイム旅行時間予測(と情報提供)
3. 経路の推定:0-1クリギング
4. 適切なコバリオグラム関数形を求める



おわり