

移動体観測を活用した交通NWの リアルタイムマネジメントに向けて： プローブカーデータを用いた動的OD交通量 のリアルタイム推定

名古屋大学 山本俊行

背景：マルチモード経路案内システム PRONAVI

「PRONAVI」マルチモード経路検索システム
 ファイル(F) ルート管理(M) 表示(O) オプション(O) ヘルプ(H)

日本全国 1/300万 1/100万 1/50万 1/25万 1/7万 1/2.5万 1/1万 1/5千 縮尺

経路検索結果
 愛知県名古屋千種区仲田2丁目 → 愛知県名古屋市中区本丸

道路ルート名称	出発時刻	到着時刻	所要時間(分)	距離(Km)	CO2(g)
1 一般道路最速ルート	13:04	13:19	15	5.4	1619
2 第二道路ルート	13:04	13:21	17	5.3	1799
3 マルチモードルート(特急料金なし)	13:04	13:41	31	4.8	57

マルチモードルート(特急料金なし)を選んで宜しいでしょうか?

マルチモードルート(特急料金なし)詳細情報

総料金: 230円 特急料金: 0円

区間	待ち時間(分)	出発時刻	交通方式	到着時刻	旅行時間(分)	区間距離(Km)
1 現在地 → 今池駅	0	13:04	徒歩	13:12	8	0.4
2 今池駅 → 久屋大通駅	5	13:17	地下鉄 桜通線	13:23	6	2.9
3 乗り換え	0	13:23	徒歩	13:28	5	0.0
4 久屋大通駅 → 市役所駅	1	13:29	地下鉄 名城線	13:31	2	0.9
5 市役所駅 → 目的地	0	13:31	徒歩	13:41	10	0.6

現在時刻: 13:09:28

2006年05月17日 (火) 青い矩形に囲まれたルート検索範囲内に出発地と目的地を設定してください。

● 渋滞
 ● 混雑
 ● 規制等
 (提供: JARTIC)

◆ プロブカーデータの概要

- プロブカー: タクシー1570台
- 蓄積用データ収集期間:
2002年1月～3月, 10月～2003年3月
- データ送信はイベントベース: 車両発進・停止・300m走行

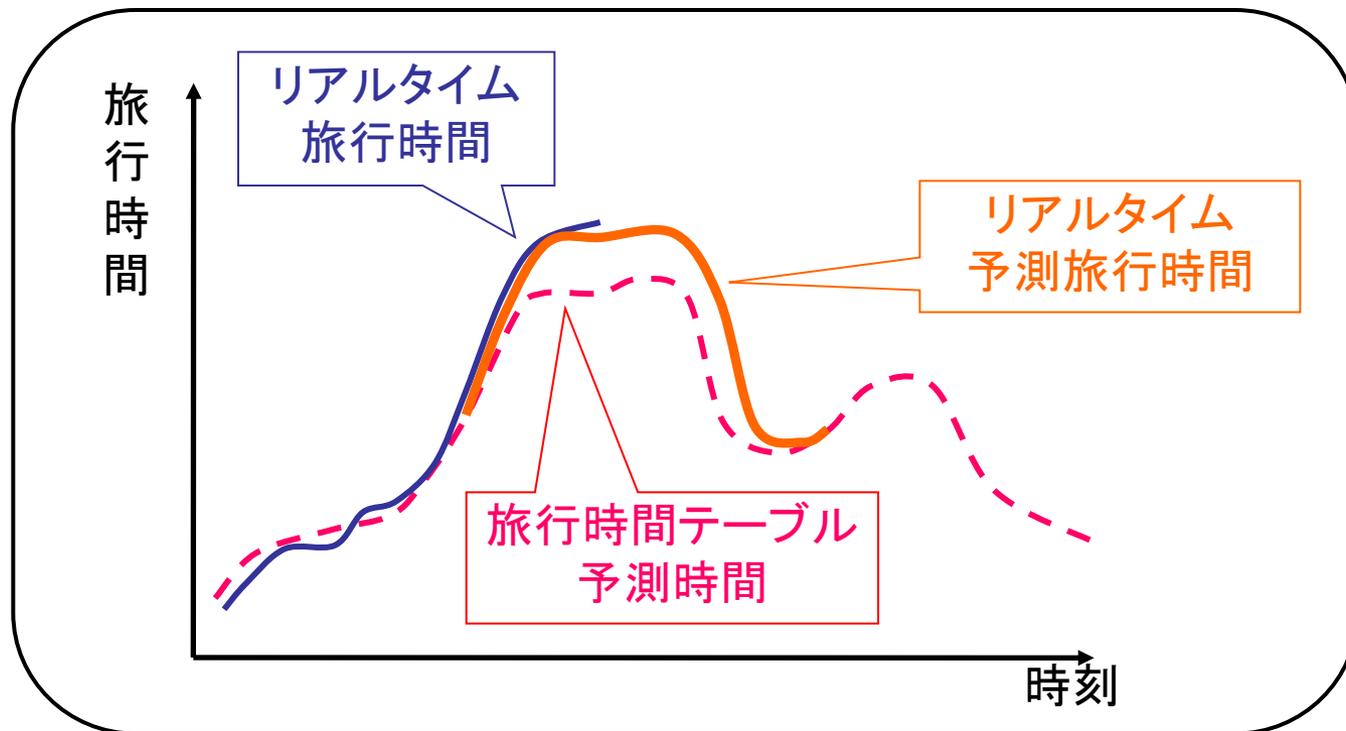
◆ 蓄積DB

- 各リンクごとの時刻別平均旅行時間

	...	リンクA	リンクB	リンクC	...
:					
h:mm～h:mm'		15.6	9.2	13.2	
h:mm'～h:mm''		15.9	9.9	14.1	
h:mm''～h:mm'''		17.1	10.5	13.9	
:					

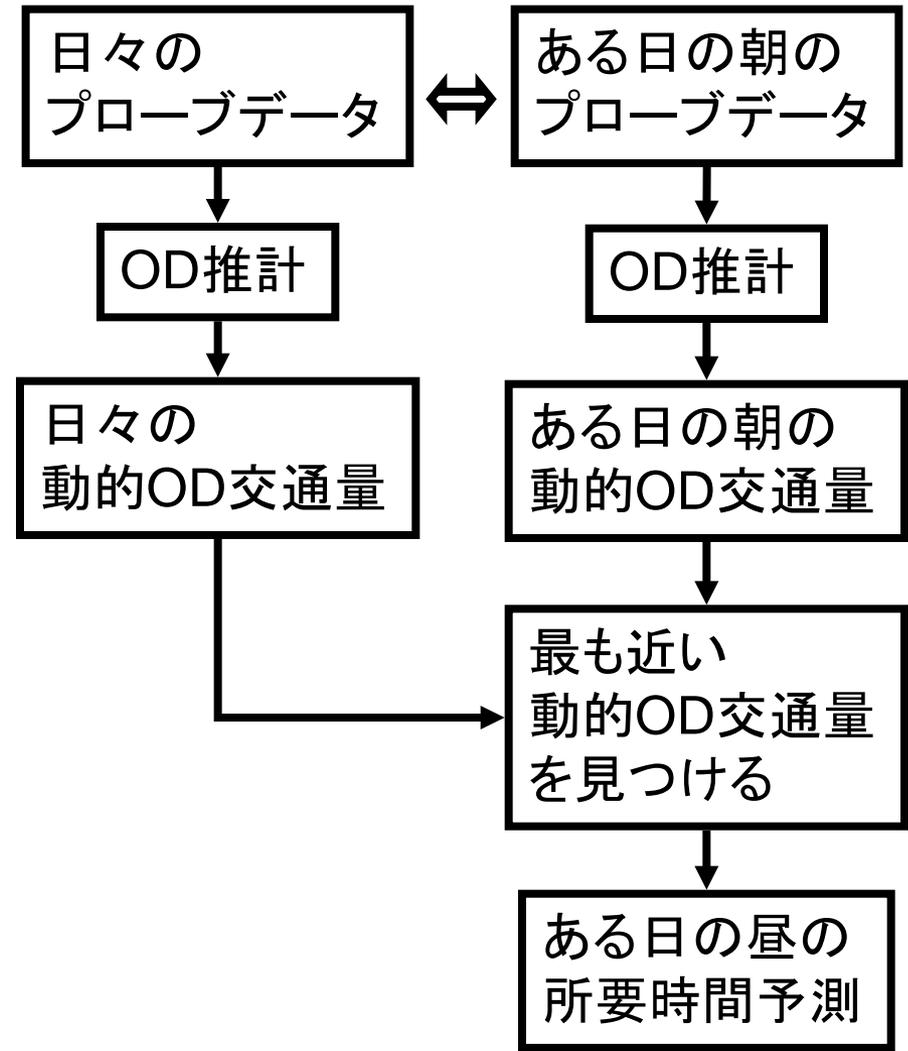
◆ リアルタイムプローブデータによる更新

- 5分毎に更新されるリアルタイムプローブデータ(リンク旅行時間)
- ARモデルにより以降のリンク旅行時間を予測
- 30分前までのリアルタイムデータを基に直近30分を予測



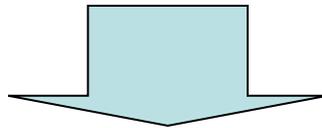
目標：中期所要時間予測

- ◆ ある日の朝のプローブデータを蓄積した日々のプローブデータと比較することで、ある日の午後のリンク所要時間を予測できるか？
- ◆ データマイニング的手法だけ(何の先験的知識も用いない)より、理論的モデル(交通工学的知識の活用)を組み入れた方が予測精度が向上するか？
- ◆ 日々の動的OD交通量の変動に関する知見自体も面白い？



目的:プローブカーデータを用いた 動的OD交通量のリアルタイム推定

- ◆ 従来の研究:プローブカーデータから、「経路選択確率」を用いる
- ◆ 問題点:
 - 目的地に到着するまで使えない
 - タクシー等は母集団を代表しない



プローブデータから「リンク所要時間」を用いる

リンク所要時間をリンク交通量に変換

k-v曲線(リンク交通量とリンク旅行速度の関係)

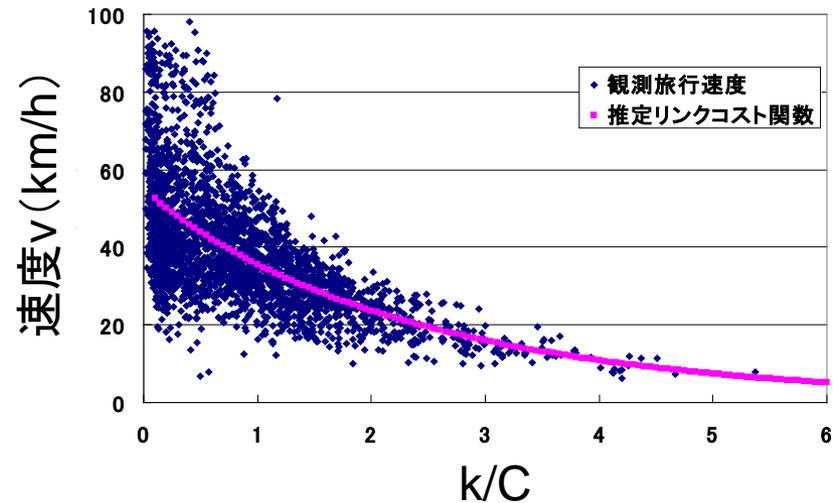
■ 追従理論における非線形モデル(Gazisら)から導出

$$v = f(k) = v_f \exp\left[-\alpha \left(\frac{k}{C}\right)^{n-1}\right]$$

名古屋市で収集された
プローブカーデータ(旅行速度)と
トラカンデータ(交通量)より

n , v_f , α を推定

v : 旅行速度
 v_f : 自由走行時の旅行速度
 α, n : 定数
 k : 交通密度
 C : 設計交通容量



◆ ポイント: 同一の交通量でも個々の車両の速度はバラツク

◆ ポイント: 同一の交通量でも個々の車両の速度はバラツク

⇒ 観測の信頼性を考慮したOD交通量推定

$$v_i = v + e$$

$$v = f(k) = v_f \exp\left[-\alpha \left(\frac{k}{C}\right)^{n-1}\right]$$

v_i : 個々の車両の速度

v : 平均速度

e : 個々の車両の速度のばらつき

リンク所要時間からリンク交通量への変換方法

第1手法: 個々の車両のばらつきを考慮しない

第2手法: ばらつきは一定の分散を持つ正規分布にしたがう

第3手法: ばらつきは速度が速いほど分散が大きい

リンクコスト関数の推定結果

1) 高速道路 (Drake式に近い)

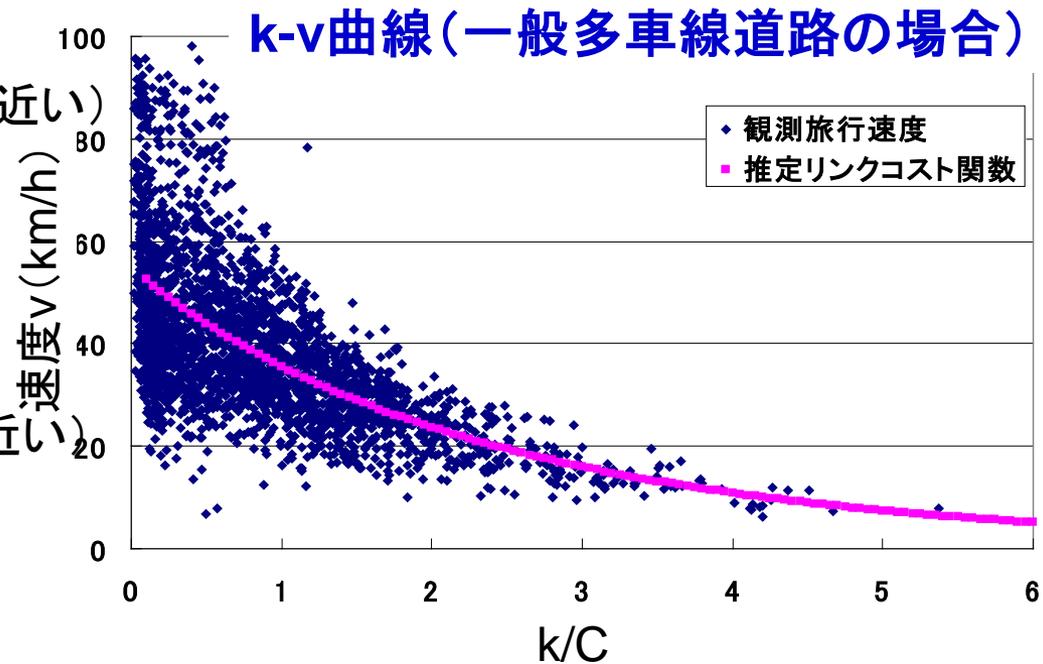
$$v = (1.018 + 0.323 \cdot v_{\max}) \cdot \exp\left[-0.282 \cdot \left(\frac{k}{C}\right)^{2.37}\right]$$

2) 一般多車線道路 (Underwood式に近い)

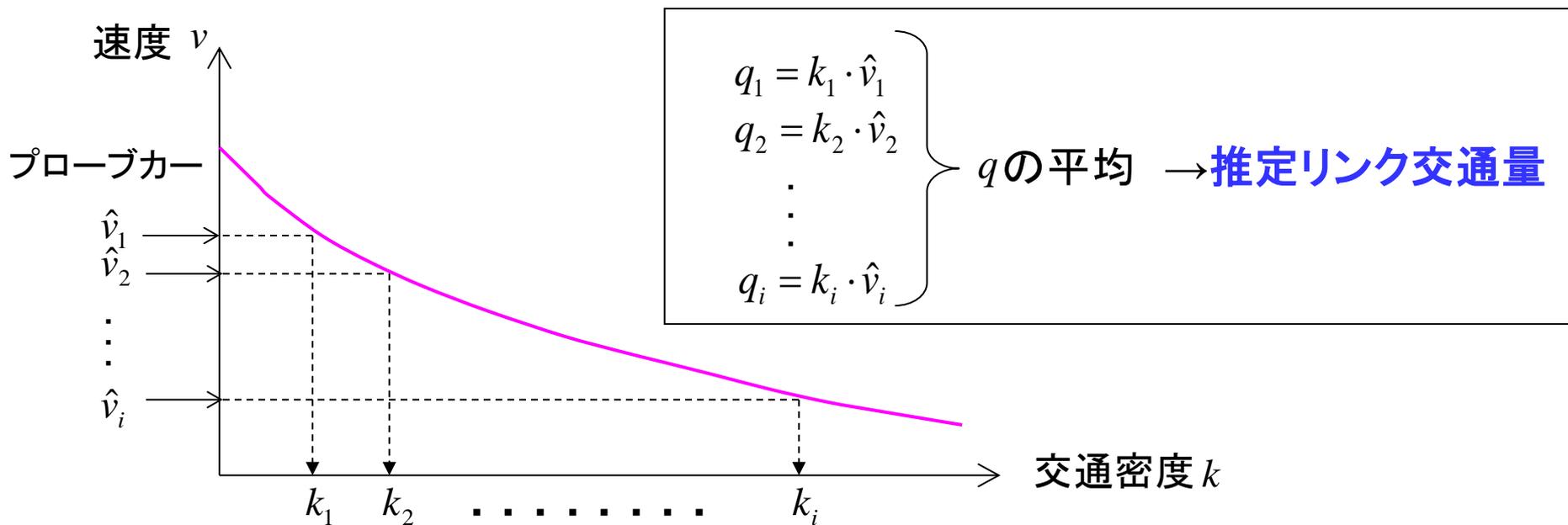
$$v = 0.922 \cdot \exp\left[-0.443 \cdot \left(\frac{k}{C}\right)^{0.94}\right]$$

3) 一般2車線道路 (Underwood式に近い)

$$v = 0.801 \cdot \exp\left[-0.200 \cdot \left(\frac{k}{C}\right)^{0.97}\right]$$

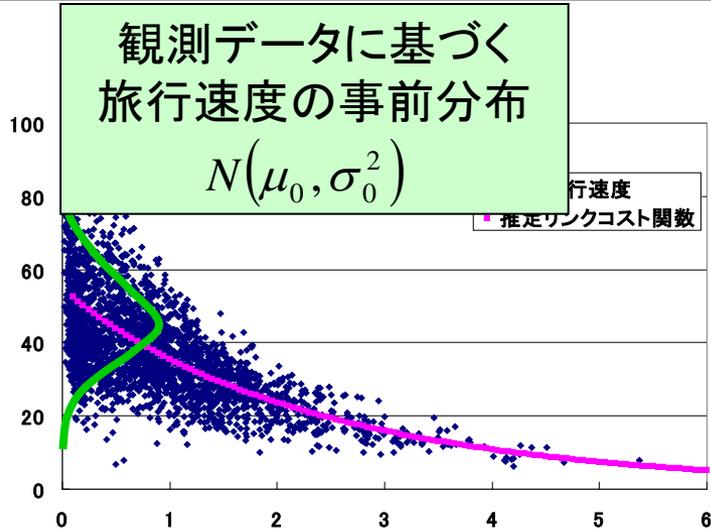


・第1手法：プローブカーの旅行速度のみからリンク交通量を推定



抽出されたサンプル数：観測データの信頼性を表す指標

・第2手法: ベイズの定理より, プローブカー観測時におけるリンクの速度分布を考慮



・観測された速度が従う分布: 標本分布 $N(\mu, \sigma^2)$

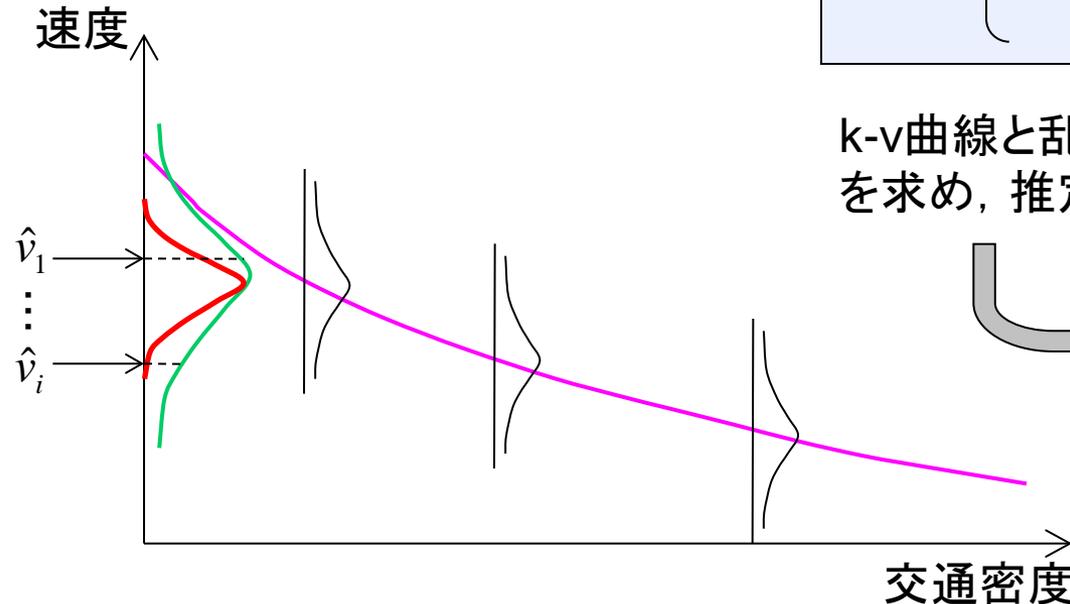
ベイズの定理

$$P(v_i | \hat{v}) = \frac{P(v_i)P(\hat{v}|v_i)}{\int_{v_i} P(v_i)P(\hat{v}|v_i)}$$

・速度の事後分布 $N(\mu_1, \sigma_1^2)$

$$\left[\mu_1 = \frac{\sigma_0^{-2} \mu_0 + n \sigma^{-2} \mu}{\sigma_0^{-2} + n \sigma^{-2}}, \quad \sigma_1^{-2} = \sigma_0^{-2} + n \sigma^{-2} \right]$$

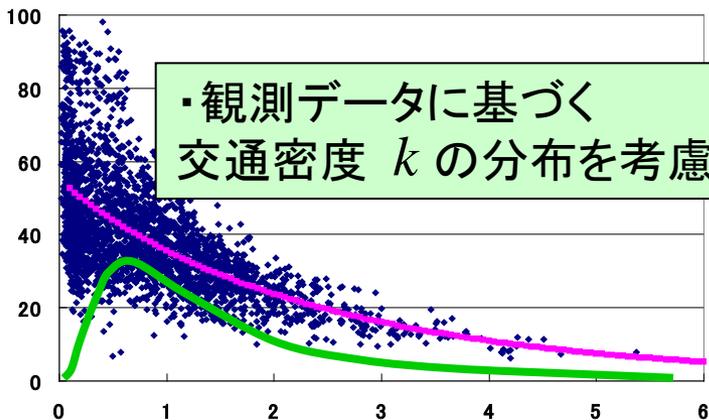
k-v曲線と乱数シミュレーションより交通密度の分布を求め, 推定リンク交通量の事後分布を計算



平均: 推定リンク交通量
標準偏差: 信頼性を表す指標

・第3手法:

ベイズの定理より, プロブカー観測時におけるリンクの交通密度分布を考慮



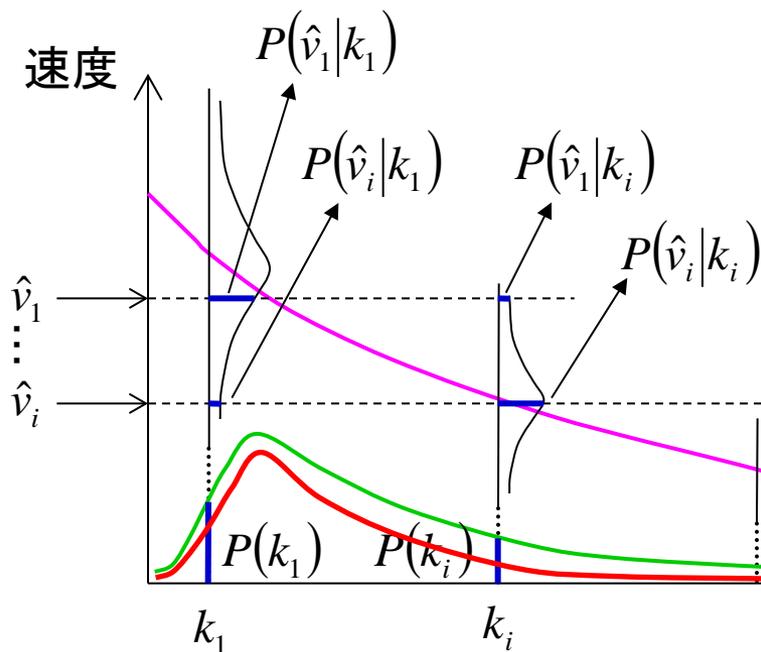
れる速度のデータのばらつきが

- ・交通密度が k_i である確率とその時 \hat{v}_i が観測される確率を計算

ベイズの定理

$$P(k_i|\hat{v}) = \frac{P(k_i)P(\hat{v}|k_i)}{\sum_{k_i} P(k_i)P(\hat{v}|k_i)}$$

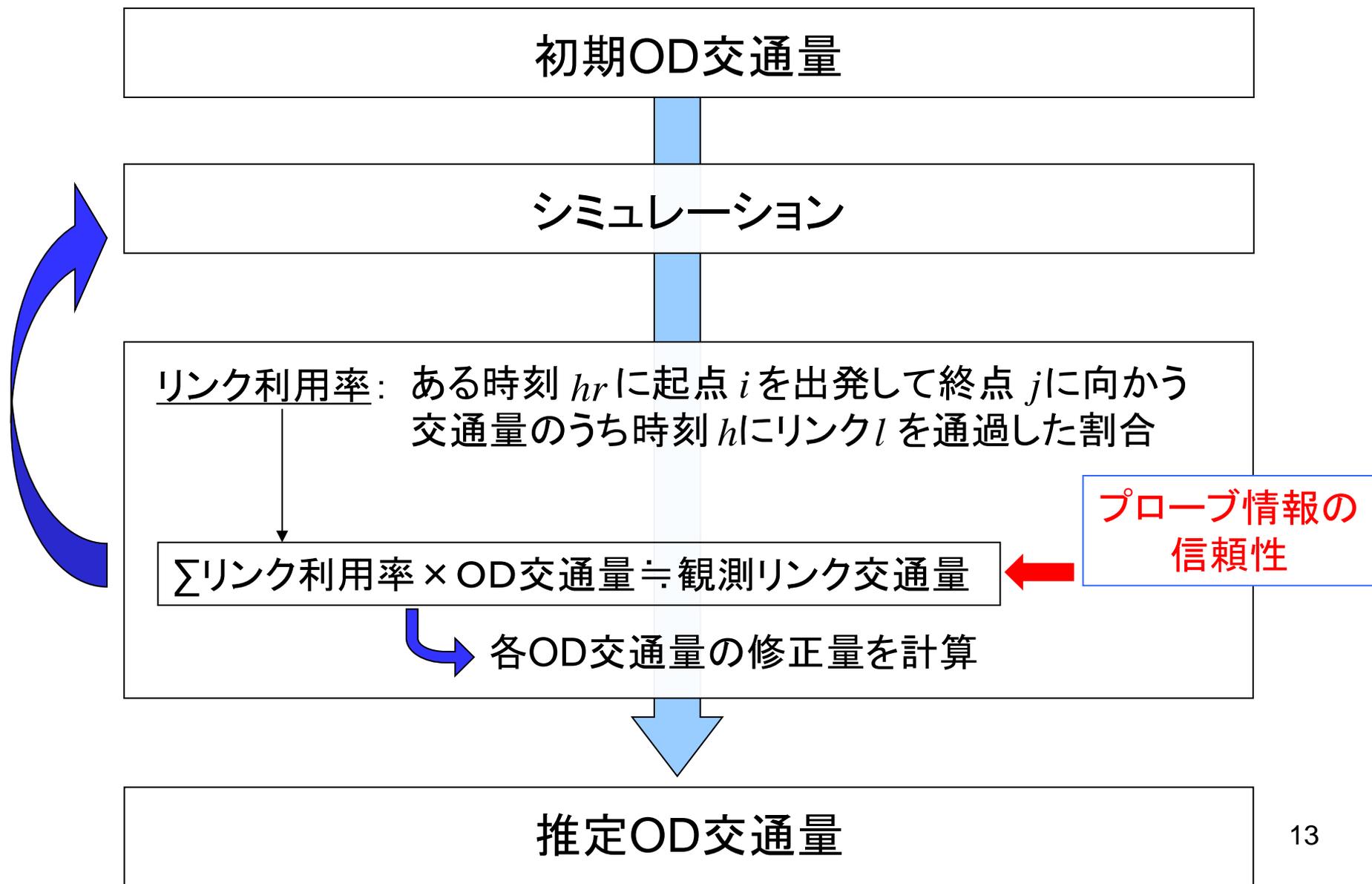
- ・交通密度 k の事後分布



k-v曲線と乱数シミュレーションより速度の分布を求め、推定リンク交通量の事後分布を計算

平均 : 推定リンク交通量
標準偏差 : 信頼性を表す指標

動的OD交通量の推定方法 —Willumsen(1984), 加藤ら(2003)を改良—



プローブ情報の信頼性の考慮

$$Adj(i, j, ts) = \sum_{l,t} \left[ErrLink(l, i, j, t, ts) \cdot \frac{\delta_{TSimQ} \cdot ObsQ(l, t) \cdot 1/ProbeQ_sd(l, t)}{\sum_{l,t} \left(\delta_{TSimQ} \cdot ObsQ(l, t) \cdot 1/ProbeQ_sd(l, t) \right)} \right]$$

Adj: OD (i,j) の時間帯tsに出発した交通量の補正量

ErrLink: リンクlの観測リンク交通量と再現リンク交通量の差分をOD別出発時間帯別交通量で重み付けたもの

ObsQ: 観測リンク交通量

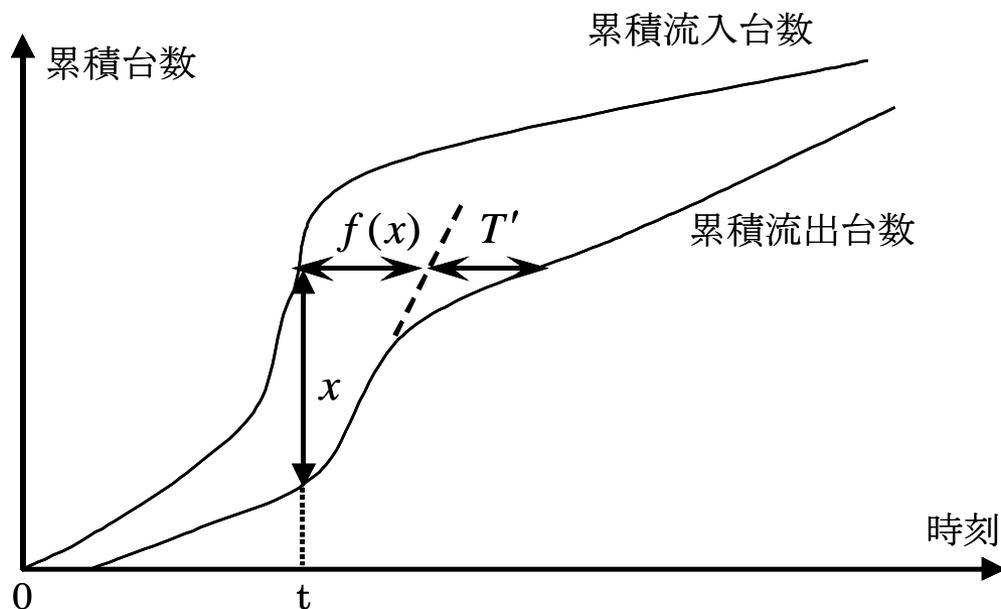
ProbeQ_sd: プローブ情報の信頼性

動的交通シミュレータの開発①

メソシミュレータ: 複数の車両から構成される車両群を一つのパケット
→パケットサイズ: 1(台/パケット)

ドライバーの経路選択行動: ロジットモデル
→ Dial法 + モンテカルロシミュレーション

ポイントキューだが
流入可能交通量を設定し,
渋滞延長を考慮



累積交通量曲線

動的交通シミュレータの開発②

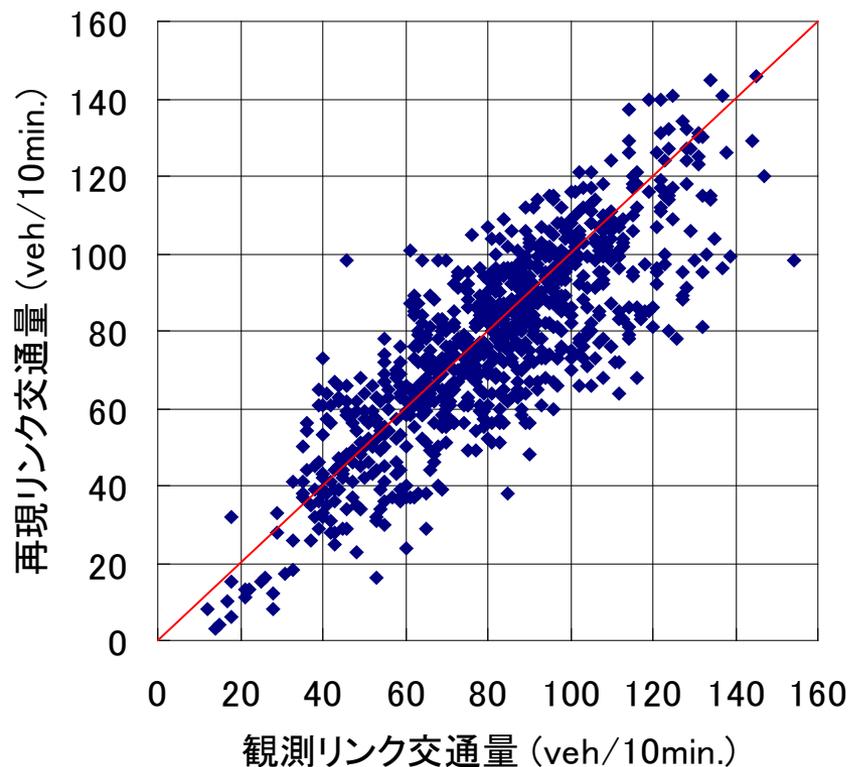
・吉祥寺BMデータ

対象エリア : 吉祥寺・三鷹エリア(約2km × 1km)
対象時間帯 : 約2時間(平成8年10月30日(水) 7:50~10:00)
ネットワーク : 138リンク、57ノード(セントロイド数27、観測リンク数70)

真のOD交通量 (10分間隔)

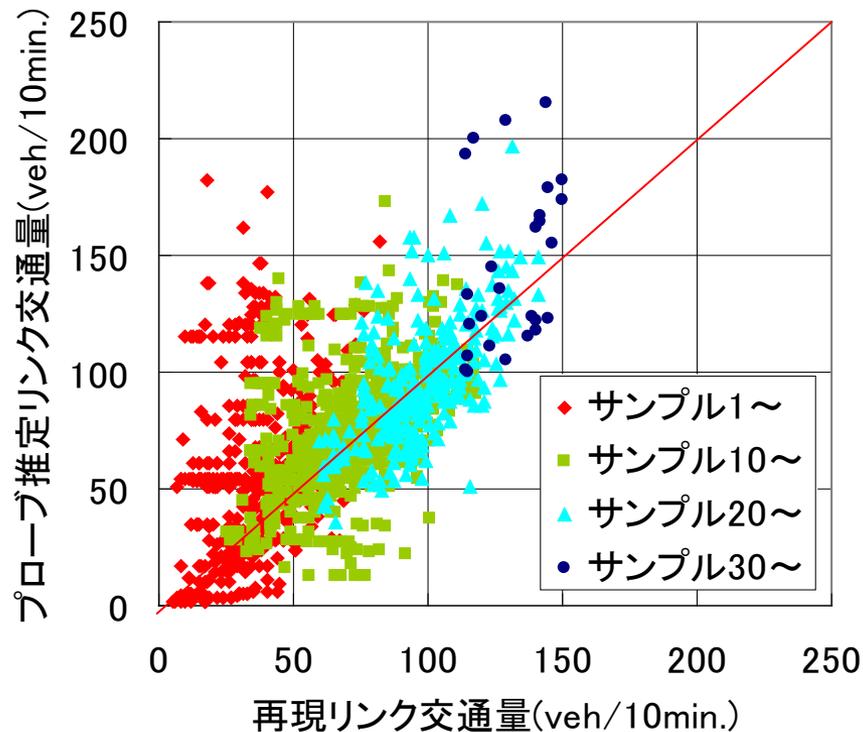
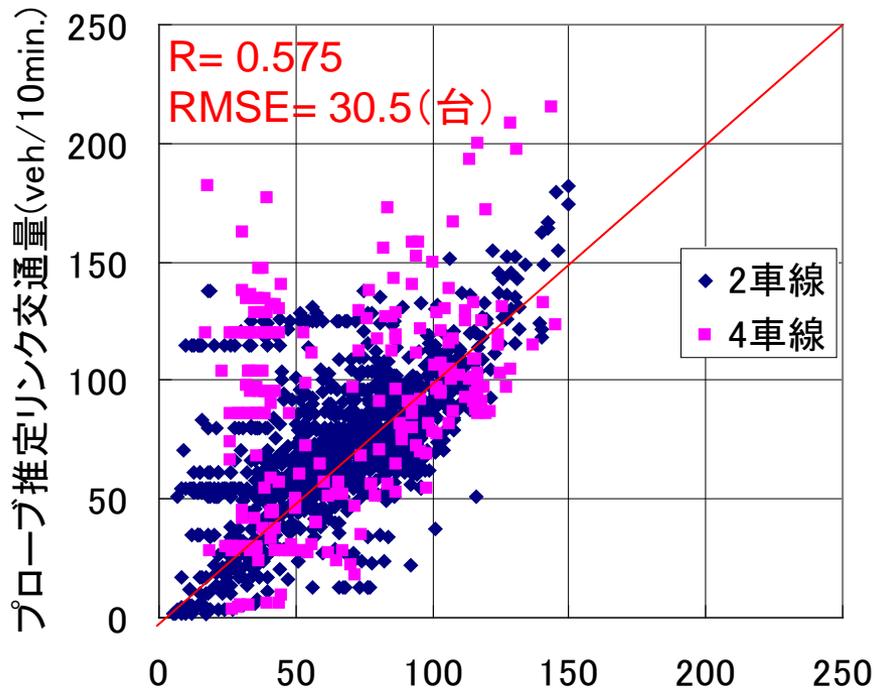
観測リンク交通量 (10分間隔)

相関係数 : 0.82
RMS誤差 : 15.1(台)



速度情報からの交通量推定手法の開発④

リンク交通量の推定精度 — 第1手法 —



・5で除した値が概ねサンプル数

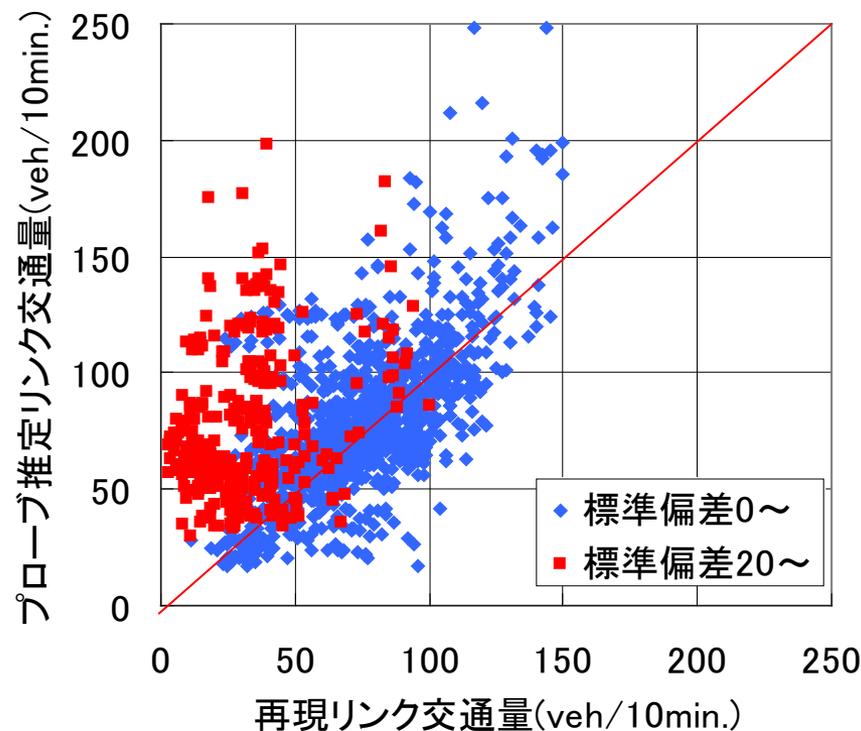
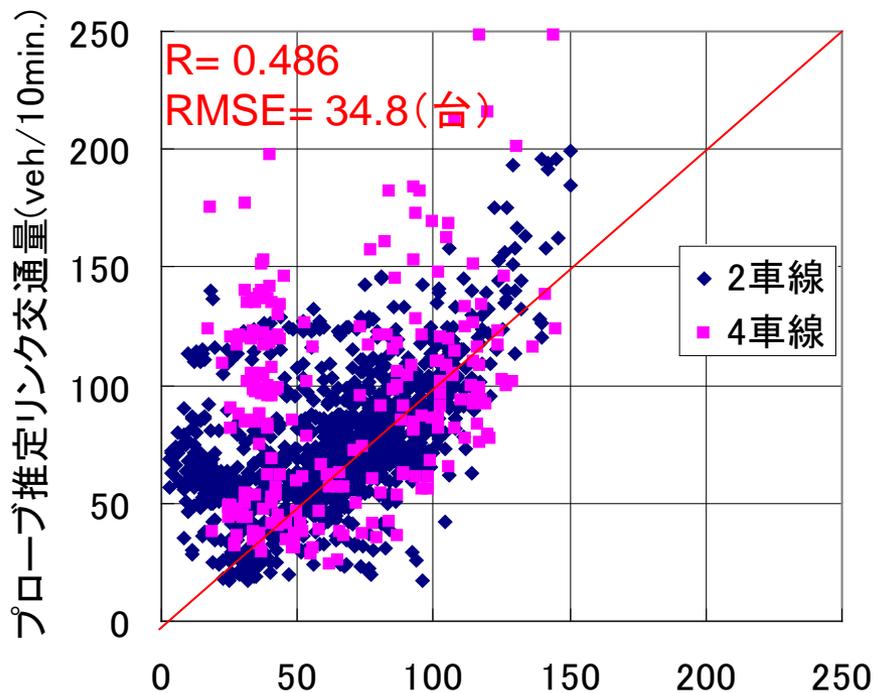
サンプル数が大きいほど推定リンク交通量は45度線に近づく傾向



サンプル数で推定精度をある程度表現可能

速度情報からの交通量推定手法の開発⑤

リンク交通量の推定精度 — 第2手法 —



・5で除した値が概ねサンプル数

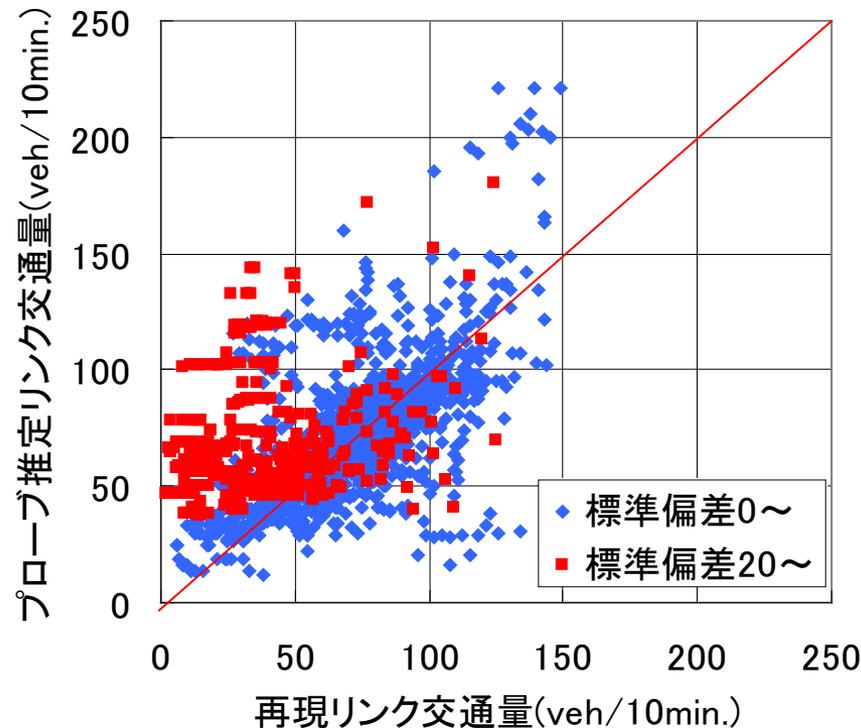
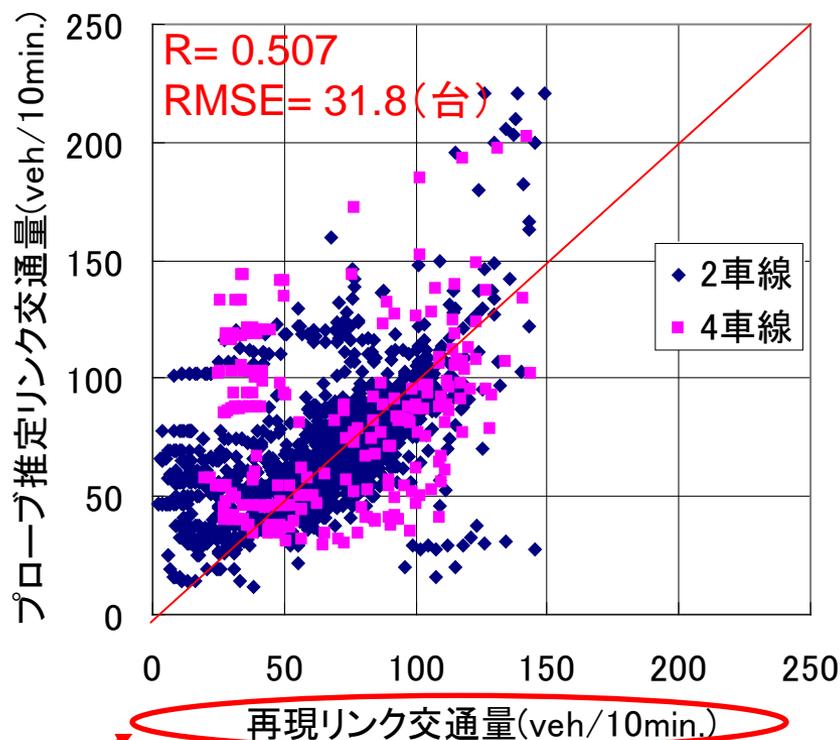
・サンプル数: 少ない → ばらつき: 大きい

標準偏差が大きい推定リンク交通量ほど45度線から離れる傾向

標準偏差で推定精度をある程度表現可能

速度情報からの交通量推定手法の開発⑥

リンク交通量の推定精度 — 第3手法 —



・5で除した値が概ねサンプル数

・サンプル数: 少ない → ばらつき: 大きい

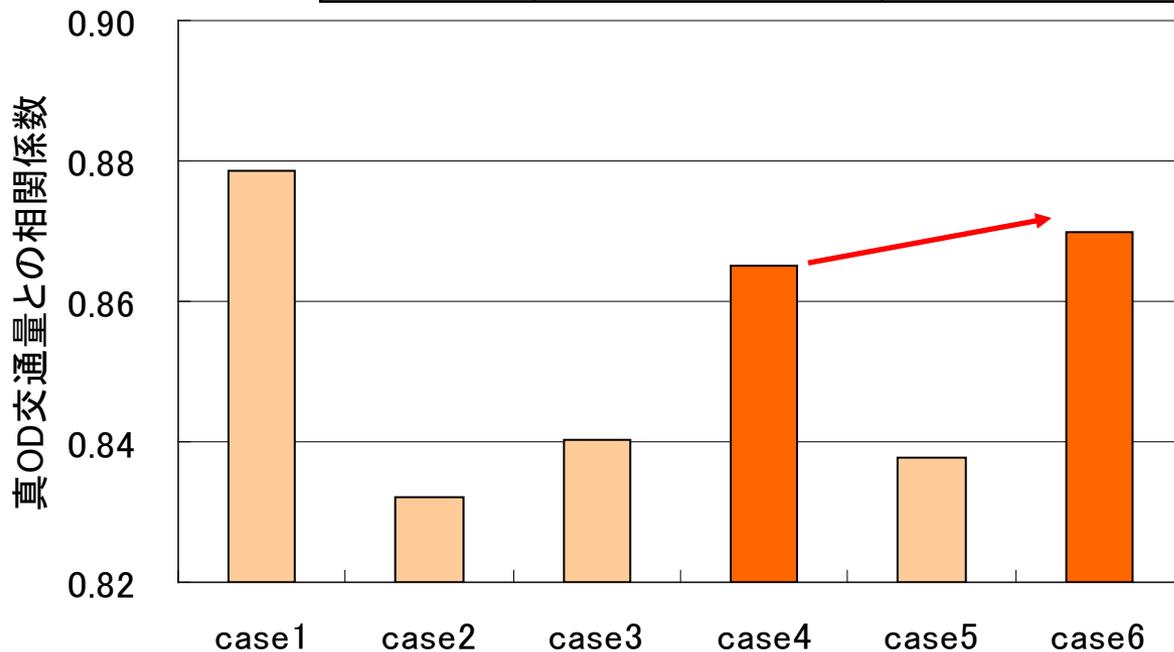
標準偏差が大きい推定リンク交通量ほど45度線から離れる傾向

標準偏差で推定精度をある程度表現可能

プローブカーデータを用いた動的OD交通量の推定②

動的OD交通量の推定結果 —OD交通量—

	手法	観測リンク交通量の重み付け
case1	第1手法	なし
case2	第1手法	通過台数
case3	第2手法	なし
case4	第2手法	1/標準偏差
case5	第3手法	なし
case6	第3手法	1/標準偏差

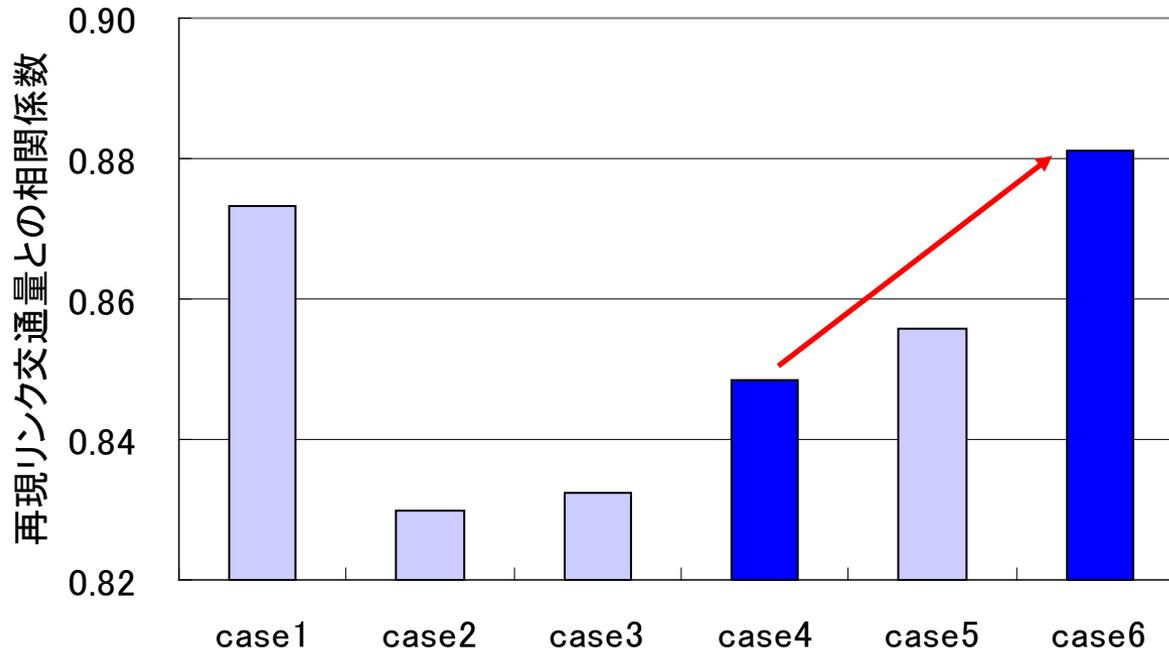


- ・case1: 最も相関が良い
- ・標準偏差で重み付けを行う方が精度が良い
- ・通過台数は重み付けの方法が適切でない
- ・標準偏差で重み付けしたケースと比較すると第3手法の精度が良い

プローブカーデータを用いた動的OD交通量の推定③

動的OD交通量の推定結果 —リンク交通量—

	手法	観測リンク交通量の重み付け
case1	第1手法	なし
case2	第1手法	通過台数
case3	第2手法	なし
case4	第2手法	1/標準偏差
case5	第3手法	なし
case6	第3手法	1/標準偏差



- ・case6: 最も相関が良い
- ・標準偏差で重み付けを行う方が精度が良い
- ・通過台数は重み付けの方法が適切でない
- ・標準偏差で重み付けしたケースと比較すると第3手法の精度が良い

結論と今後の課題

◆ 結論

- プローブカーから旅行時間情報を取得し, OD交通量を推定する手法を開発
- ベイズの定理を用いてプローブカーから取得されるデータの信頼性を考慮すると, その信頼性を考慮しない場合より高い現況再現性が得られる

◆ 今後の課題

- より理論的な整合性の高いエントロピー最大化法への適用
- 大規模ネットワークに適用しプローブカーデータを利用した動的なOD交通量推定の検証

拡張型エントロピー最大化法 (Willumsen, 1984)

$$P = \left[\frac{q!}{\prod_{w, h_r} q_w(h_r)!} \prod_{w, h_r} \left(\frac{\hat{q}_w(h_r)}{\sum_{w, h} \hat{q}_w(h_r)} \right)^{q_w(h_r)} \right] \cdot \left[\frac{v!}{\prod_{a, h} v_a(h)!} \prod_{a, h} \left(\frac{\hat{v}_a(h)}{\sum_{a, h} \hat{v}_a(h)} \right)^{v_a(h)} \right]^r$$

- ◆ 総OD交通量は一定⇒変動需要型の式に出来る？
- ◆ 全ての車両の選択確率は同じ⇒個人間異質性を考慮できる？
- ◆ リンク交通量の信頼性を表す r をリンク別にできる？⇒第2項を平均リンク交通量が v の時、プローブカーの個々のリンク所要時間が観測される確率を表す式で置き換えられる？