

添付資料 2

過去の需要予測におけるずれの構造要因分析

1. 過去の需要予測におけるずれの構造要因分析

(1) ずれの要因について

交通需要予測のずれの要因は大きく分けると下表に示す5点(1. モデル作成方法、2. モデルの入力値、3. モデルに基づく推計・予測方法、4. モデルの前提条件、5. 外部要因)が考えられる。

表1 ずれの要因の分類

要因	内容
1. モデル作成方法	<ul style="list-style-type: none"> ・ 適切なモデルの選択(集計／非集計、離散選択モデル／分担率曲線、段階配分／均衡配分 等) ・ モデル構造の同定(カテゴリ(交通機関、目的／活動等)の定義、選択肢の設定、説明変数候補の設定 等) ・ パラメータ推定時のモデル採用基準(モデルの適合度指標、符号の条件、説明変数の選択、多重共線性の有無 等) ・ 解析解像度(詳細さ)(幹線道路のみ／細街路まで、日交通量／時間交通量、ゾーンの大きさ、集計／非集計 等) ・ 解析解像度の整合性(ネットワークとゾーンのバランス)
2. モデルの入力値	<ul style="list-style-type: none"> ・ 交通調査結果(調査の管理に起因する間違い、サンプルの偏り、回答者による回答漏れ、補正の有無、長期変動データの不足 等) ・ 既存統計データ・予測値(人口、GDP、自動車登録台数 等) ・ LOS データ(分析に用いるネットワークの密度、道路容量、リンクパフォーマンス関数、公共交通サービスレベル情報、距離／時間／一般化費用 等) ・ 各種パラメータの算定方法、設定根拠(時間価値、PCU、平均乗車人員の算定方法 等)
3. モデルに基づく推計・予測方法	<ul style="list-style-type: none"> ・ 将来ゾーン指標(人口、産業構造、土地利用、産業別就業地別就業人口、就学地別就学人口、所得階層 等)の算定方法 ・ 平均値法・数え上げ法(非集計の場合) ・ 複数段階のモデルを組み合わせた繰り返し計算の有無(例:混雑による公共交通の速度低下の考慮、公共交通台数増加による渋滞悪化の考慮、道路混雑による手段選択の変化 等) ・ 複数段階のモデルを組み合わせた繰り返し計算の収束条件 ・ スクリーンライン調査結果等の他の調査結果との比較検証

要因	内容
4. モデルの前提条件	<ul style="list-style-type: none"> ・ 全情報仮定(各個人は全ての選択肢についての情報を知っている。) ・ 選択者の合理性の仮定(非集計モデルにおいては効用関数の誤差項において擬似的に非合理性が考慮されている。) ・ モデルの時間的移転性 ・ ゾーン・カテゴリー内での均質性の仮定(集計モデルの場合) ・ 時空間制約の未考慮(ABM 以外) ・ 均衡配分における Wardrop の原則 ・ 交通ルール順守の仮定(車線を守る、バイクは歩道や中央分離帯を走行しない、逆走しない、信号の順守、右左折禁止等の交通規制の順守、無賃乗車はしない、公共交通の定員乗車) 等
5. 外部要因	<ul style="list-style-type: none"> ・ 政策(経済政策、交通計画・施策、人口政策、大規模開発や土地利用政策、車両輸入・関税政策、燃料税・燃料補助金・公共交通利用料金補助 等) ・ 交通計画主体による要因(公共交通運賃、交通施設構造、道路網・鉄道網の整備状況) ・ 社会・経済状況(国内景気動向、国外の景気の影響、都市圏外からの人口流入、性差別の改善、原油価格、地価 等) ・ 技術革新(例:新たなローン制度の普及、車両価格の低下、シェアドモビリティ等の新たな交通機関の普及、電気自動車の普及、情報通信技術の発達の影響) ・ 行動変容(例:バイクを中心としたライフスタイル)

これらのうち都市交通マスタープラン策定時に、予測者に要因があると考えられる1～3を対象に、検証項目を次表の通り整理した。本稿では、2.2 で行っている追加検証結果でモデルに誤差があると判断された四段階推定法の該当する段階について、これらの検証項目を報告書から読み取り、定性的な判断を行うことによって、ずれの要因の構造的な検証を行った。

表 2 ずれの要因の検証方法

項目	ずれの要因と判定される項目	判定結果 発分 手配
適切なモデルの選択	<ul style="list-style-type: none"> 長期計画策定時または大規模な開発計画が想定される場合に、分布モデルに重力モデルではなく、現在パターン法を用いている、将来内々率を設定している 手段選択モデルで離散選択モデルが使用されていない(例:分担率曲線等) 手段選択モデルや配分段階で車種区分が多すぎる/少なすぎる(例:主に利用されているオートバイが区分されていない) 	
モデル構造の同定(カテゴリの定義、選択肢、説明変数候補)	<ul style="list-style-type: none"> Non-Home-Based の目的が1つにまとめられている、目的別になっていない Home-Based/ Non-Home Based の別が手段選択モデルで考慮されていない 各段階で所得階層が自動車保有を考慮されていない 	
1.モデル作成方法	<ul style="list-style-type: none"> パラメータ推定時の適合度指標(重相関係数、尤度、的中率、t値など)が低すぎる、またはパラメータの符号条件が逆である 多重共線性の疑いがある 複数の説明変数候補のうち、t値の低い説明変数を採用している 手段選択で交通政策の評価に必要な説明変数がない(例:所要時間ではなく距離が利用されている) 一部の幹線道路がない 	
解析解像度(詳細さ)とバランス	<ul style="list-style-type: none"> 公共交通ネットワークを用いて配分されていない 対象地域のTAZが区より大きい、または都心部のTAZが細かく設定されていない ゾーンとネットワークのバランスが悪い TDM等の時間帯が大きく影響する施策が想定されているが日交通量で推計されている 	
交通調査結果の質 ^{注2}	<ul style="list-style-type: none"> 既存統計との乖離が見られるが、補正がなされなかった 調査実施時に不正等の報告が多いがその対策がなされなかった 古くに実施されたセンサスと経年の住民登録等の人口統計データがあるが、双方を利用した検証、補正を行っていない 政治的に決められた自治体の将来人口予測値を採用している 国家目標等の野心的な一人当たりGDPの目標値を予測値として利用している ナンバープレート登録機関の自動車登録台数と自動車輸入や自動車税徴収機関の自動車台数に齟齬があるが検証を行っていない 	
2.モデルの入力値	<ul style="list-style-type: none"> 明確な根拠なくダミー変数が設定されている(例:「郊外部」ダミー 等) 手段選択で、配分結果/最短経路探索/実測旅行時間データ/回答データ/距離のみ]のうち、規制速度による最短経路探索、回答データ、距離のみを用いてLOSデータを作成している 手段選択で車種別でLOSデータを算出していない 配分結果を用いる場合、規制速度でLOSデータを算出している 根拠に基づく二輪車のPCUが設定されていない 根拠に基づく配分ネットワークデータのパラメータ(容量、速度、パラメータ)が設定されていない 配分ネットワークデータの作成方法(サービスマイル、ゾーンセントロイドリンクの接続方法、ゾーンセントロイドから駅ノードへの接続方法、指標作成方法)が根拠なく設定されている 	
3.モデルに基づく推計・予測方法	<ul style="list-style-type: none"> 発生集中モデルで昼間人口まで考慮されていない 将来の所得あるいは自動車保有が推計されていない 特定地域の将来人口密度が極めて高い 現実的ではない大規模あるいは極めて高密度な開発計画を想定している 平均値法を採用している 混雑による公共交通の速度低下が考慮されていない 公共交通台数増加による渋滞悪化が考慮されていない 道路混雑による手段選択の変化を考慮した繰り返し計算を実施していない 収束計算の条件が不明確で、収束していないケースでも収束判定をしている スクリーンライン調査結果等を行い、他の調査との比較検証が実施されていない 	

●: ずれの主要な要因と考えられる、◎: ずれの要因としてやや疑わしい、未入力: ずれの要因と想定されない、N: データがないなどで不明、■: 対象外

注 1: モデル開発者でない、データが残っていない場合は判別不可

注 2: 真値が不明なため、多くの場合定量的な詳細な検証はできない

(2) ずれの構造要因分析結果

1) MMUTIS(マニラ)

予測結果のずれについて追加検証した結果、MMUTIS のモデルはゾーン内々率、分布交通量の部分で乖離が生じており、分布交通量のモデルの質が確保できなかったと判断された。

このため、ずれの構造要因分析では、分布の段階における関連する項目について、報告書の記載から検証を行った。

MMUTIS の報告書では、重力モデルが書かれており、現在パターン法は用いていないが、分布モデルは Home Based/Non-home Based の別にはなっていない。また、分布交通量モデルは距離による目的別モデルのみとなっており、所得階層や自動車保有台数のカテゴリ一別になっていない。パラメータ推定時の適合度指標(重相関係数、尤度、的中率、t値など)として重相関係数が記載されており、通常レベルの精度が確保されている。パラメータの符号条件が逆、多重共線性、複数の説明変数候補のうち、t値の低い説明変数を採用していることはなかった。また、対象地域の TAZ は区程度のゾーンをベースとし、必要に応じて分割されているため、大まかすぎるということはない。日ベースでの推計が行われているが、TDM の具体施策は記載されていない。HIS 調査の回答などで調査員が不正確な記入を行っている記載は特にない。分布交通量に不明確なダミー変数は設定されていないようである。

以上より、分布交通量モデルに自動車保有台数や所得階層の概念が入っていない点が、精度を落としている理由と判断された。

表3 MMUTIS の検証例

項目	判別結果	発分 手 配	判別結果	
			発分	手配
適切なモデルの選択	長期計画策定時または大規模な開発計画が想定される場合に、分布モデルに重力モデルではなく、現在パターン法を用いている、将来内々率を設定している		いずれの要因と判定される項目	
モデル構造の同定(カテゴリーの定義、選択肢、説明変数候補)	<ul style="list-style-type: none"> ・ 手段選択モデルで離散選択モデルが使用されていない(例:分担率曲線等) ・ 手段選択モデルや配分段階で車種区分が多すぎず/少なすぎ(例:主に利用されているオートバイが区分されていない) ・ Non-Home-Basedの目的が1つにまとめられている、目的別になっていない ・ Home-Based/Non-Home Basedの別が手段選択モデルで考慮されていない ・ 各段階で所得階層が自動車保有を考慮していない 			N
1. モデル作成方法	<ul style="list-style-type: none"> ・ パラメータ推定時の適合度指標(重相関係数、尤度、的中率、t値など)が低すぎる、またはパラメータの符号条件が逆である ・ 多重共線性の疑いがある ・ 複数の説明変数候補のうち、t値の低い説明変数を採用している ・ 手段選択で交通政策の評価に必要な説明変数がない(例:所要時間ではなく距離が利用されている) ・ 一部の幹線道路がない ・ 公共交通ネットワークを用いて配分されていない ・ 対象地域のTAZが区より大きい、または都心部のTAZが細かく設定されていない ・ ゾーンとネットワークのバランスが悪い ・ TDM等の時間帯が大きく影響する施策が想定されているが日交通量で推計されている ・ 既存統計との乖離が見られるが、補正がなされなかった ・ 調査実施時に不正等の報告が多いがその対策がなされていない ・ 古くに実施されたセンサスと経年の住民登録等の人口統計データがあるが、双方を利用した検証、補正を行っていない ・ 政治的に決められた自治体の将来人口予測値を採用している ・ 国家目標等の野心的な一人当たりGDPの目標値を利用して ・ ナンバープレート登録機関の自動車登録台数と自動車輸入や自動車税徴収機関の自動車台数が検証を行っている ・ 明確な根拠なくタミ変数が設定されている(例:郊外部/タミー 等) 			●
2. モデルの入力値	<ul style="list-style-type: none"> ・ LOSデータの算出方法^{注1} ・ 各種パラメータ設定方法^{注1} ・ 将来ゾーン指標(人口、産業構造、土地利用、所得階層等)の算出方法^{注1} ・ 平均値法:数え上げ法(非集計の場合) ・ 混雑による公共交通の速度低下が考慮されていない ・ 公共交通台数増加による渋滞悪化が考慮されていない ・ 道路混雑による手段選択の変化を考慮した繰り返し計算を実施していない ・ 収束計算の条件が不明確で、収束していないケースでも収束判定をしている ・ スクリーンライン調査結果等を行い、他の調査との比較検証が実施されていない 			
3. モデルに基づく推計・予測方法	<ul style="list-style-type: none"> ・ 発生集中モデルで風間人口まで考慮されていない ・ 将来の所得あるいは自動車保有が推計されていない ・ 特定地域の将来人口密度が極めて高い ・ 現実的ではない大規模あるいは極めて高密度な開発計画を想定している ・ 平均値法を採用している ・ 混雑による公共交通の速度低下が考慮されていない ・ 公共交通台数増加による渋滞悪化が考慮されていない ・ 道路混雑による手段選択の変化を考慮した繰り返し計算を実施していない ・ 収束計算の条件が不明確で、収束していないケースでも収束判定をしている ・ スクリーンライン調査結果等を行い、他の調査との比較検証が実施されていない 			

●: ずれの主要な要因と考えられる、◎: ずれの要因としてやや疑わしい、未入力: ずれの要因と想定されない、N: データがないなどで不明、■: 対象外

注1: モデル開発者でない、データが残っていない場合は判別不可、注2: 真値が不明なため、多くの場合定量的な詳細な検証はできない

2) HAIDEP(ハノイ)

予測結果のずれについて追加検証した結果、HAIDEP のモデルは発生集中量が過大、機関分担のバスの部分で乖離が生じており、発生集中と機関分担モデルの質が確保できなかったと判断した。

このため、ずれの構造要因分析では、分布と機関分担の段階において関連する項目について、報告書の記載から検証を行った。

① 発生集中モデル

報告書に発生集中別目的別発生集中モデルが記載されており、Home Based/Non-home Based の目的は1つにまとめられている。発生集中モデルは自動車保有別でカテゴリを持っている。ただしパラメータ推定時の適合度指標(重相関係数、尤度、的中率、t 値など)は記載が無い。パラメータの符号条件が逆、多重共線性は無いようであるが、複数の説明変数候補のうち、t 値の低い説明変数を採用しているかについては記載が見当たらない。TAZ は Commune をベースとしており、ゾーンが細かく設定されていないことは見受けられない。既存統計との乖離は見られないが、トリップ生成モデルを構築していることから、補正は行われていると考える。調査実施時の不正、古くに実施されたセンサスと経年の住民登録等の人口統計データによる検証、補正については記載がなかった。

また、政治的に決められた自治体の将来人口予測値を採用しているか、国家目標等の野心的な一人当たり GDP の目標値を予測値として利用しているか、ナンバープレート登録機関の自動車登録台数と自動車輸入や自動車税徴収機関の自動車台数に齟齬があるかどうかについても記載はなかった。

発生集中モデルは従学従業人口が説明変数となっており、昼間人口が考慮されている。将来の所得あるいは自動車保有は社会経済指標モデルとして推計されているようである。

特定地域の将来人口密度が極めて高い、現実的ではない大規模あるいは極めて高密度な開発計画を想定して無かった。

このため、Home Based/Non-home Based の別になっていないこと、発生集中モデルの推計精度が確認できないこと、野心的な GDP や人口をそのまま採用したかどうか不明の部分が精度を落としている理由と判断された。

② 機関分担モデル

報告書には手段選択モデルが記載されている。手段選択モデルは離散選択モデルが使用されており、対象地域で妥当な車種区分が設定されている。Home Based/Non-home Based の別は定められておらず、所得や自動車保有は考慮されていない。パラメータ推定時の適合度指標(重相関係数、尤度、的中率、t 値など)は記載が無い。多重共線性は無いようだが、複数の説明変数候補のうち、t 値の低い説明変数を採用しているかどうか記載がない。

手段選択モデルで旅行時間など交通政策の評価に必要な説明変数を採用している。

対象地域の TAZ は Commune ベースであり、必要に応じて分割している。推計は日ベースで行っているが、TDMに関する具体施策の記載はなかった。

既存統計、調査員の不正記入、ナンバープレート登録機関の自動車登録台数と自動車輸入や自動車税徴収機関の自動車台数の齟齬などに記載はなかった。

明確な根拠なくダミー変数が設定されていることはなかったが、手段選択で、規制速度による最短経路探索、回答データ、距離のみを用いて LOS データを作成しているかは記載が無く、Bicycle, Motor Cycle, Car, Bus, Truck 別で LOS データを算出している。

配分ネットワークデータの作成方法、平均値法を採用しているか、混雑による公共交通の速度低下が考慮されているかどうか、公共交通台数増加による渋滞悪化が考慮されているか、収束計算の条件の記載が無く、判断ができない。ただし、道路混雑による手段選択の変化を考慮した繰り返し計算は実施していないようである。

以上より、Home Based/Non-home Based の別になっていないこと、所得階層が自動車保有を考慮していない、道路混雑による手段選択の変化を考慮した繰り返し計算を実施していない部分が精度を落としている理由と判断された。

表4 HAIDEP の検証例

	項目	ずれの要因と判定される項目	判定結果		
			発	配	
1. モデル作成方法	適切なモデルの選択	<ul style="list-style-type: none"> 長期計画策定時または大規模な開発計画が想定される場合に、分布モデルに重力モデルではなく、現在パターン法を用いている、将来内々率を設定している 手段選択モデルで離散選択モデルが使用されていない(例:分担率曲線等) 			
	モデル構造の同定(カテゴリーの定義、選択肢、説明変数候補)	<ul style="list-style-type: none"> 手段選択モデルや配分段階で車種区分が多すぎると少なすぎると(例:主に利用されているオートバイが区分されていない) Non-Home-Basedの目的が1つにまとめられていない、目的別になっていない Home-Based/Non-Home Basedの別が手段選択モデルで考慮されていない 各段階で所得階層が自動車保有を考慮されていない 	●	●	
	パラメータ推定時のモデル採用基準(適合度指標や、説明変数の選択) ^{注1}	<ul style="list-style-type: none"> パラメータ推定時の適合度指標(重相関係数、尤度、的中率、t値など)が低すぎる、またはパラメータの符号条件が逆である 多重共線性の疑いがある 複数の説明変数候補のうち、t値の低い説明変数を採用している 手段選択で交通政策の評価に必要な説明変数がない(例:所要時間ではなく距離が利用されている) 一部の幹線道路がない 公共交通ネットワークを用いて配分されていない 対象地域のTAZが区より大きい、または都心部のTAZが細かく設定されていない ゾーンとネットワークのバランスが悪い TDM等の時間帯が大きき影響する施策が想定されているが日交通量で推計されている 	N	N	
	解析解像度(詳細さ)とバランス	<ul style="list-style-type: none"> 公共交通ネットワークを用いて配分されていない 対象地域のTAZが区より大きい、または都心部のTAZが細かく設定されていない ゾーンとネットワークのバランスが悪い TDM等の時間帯が大きき影響する施策が想定されているが日交通量で推計されている 			
	交通調査結果の質 ^{注2}	<ul style="list-style-type: none"> 既存統計との乖離が見られるが、補正がなされなかった 調査実施時に不正等の報告が多いがその対策がなされていない 古くに実施されたセンサスと経年の住民登録等の人口統計データがあるが、双方を利用した検証、補正を行っていない 政治的に決められた自治体の将来人口予測値を採用している 国家目標等の野心的な一人当たりGDPの目標値として利用している ナンバープレート登録機関連の自動車登録台数と自動車輸入や自動車税徴収機関連の自動車台数に齟齬があるが検証を行っていない 明確な根拠なくダミー変数が設定されている(例:「郊外部」ダミー等) 	N	N	
	2. モデルの入力値	LOSデータの算出方法 ^{注1}	<ul style="list-style-type: none"> 手段選択で「配分結果/最短経路探索/実測旅行時間データ/回答データ/距離のみ」のうち、規制速度による最短経路探索、回答データ、距離のみを用いてLOSデータを作成している 手段選択で車種別でLOSデータを算出していない 配分結果を用いる場合、規制速度でLOSデータを算出している 根拠に基づく二輪車のPCUが設定されていない 		
	各種パラメータ設定方法 ^{注1}	<ul style="list-style-type: none"> 根拠に基づく配分ネットワークデータのパラメータ(容量、速度、パラメータ)が設定されていない 配分ネットワークデータの作成方法(サービス道路、ゾーンセントロイドリンクの接続方法、ゾーンセントロイドから駅ノードへの接続方法、指標作成方法)が根拠なく設定されている 発生集中モデルで昼間人口まで考慮されていない 将来の所得あるいは自動車保有が推計されていない 特定地域の将来人口密度が極めて高い 現実的ではない大規模あるいは極めて高密度な開発計画を想定している 平均値法を採用している 			
	3. モデルに基づく推計・予測方法	複数段階のモデルを組み合わせた繰り返し計算の有無 ^{注1}	<ul style="list-style-type: none"> 混雑による公共交通の速度低下が考慮されていない 公共交通台数増加による渋滞悪化が考慮されていない 道路混雑による手段選択の変化を考慮した繰り返し計算を実施していない 		
		複数段階のモデルを組み合わせた繰り返し計算の収束条件 ^{注1}	<ul style="list-style-type: none"> 収束計算の条件が不明確で、収束していないケースでも収束判定をしている 		
		スクリーンライン調査結果等の他の調査との比較検証	<ul style="list-style-type: none"> スクリーンライン調査結果等を行い、他の調査との比較検証が実施されていない 		

●: ずれの主要な要因と考えられる、◎: ずれの要因としてやや疑わしい、未入力: ずれの要因と想定されない、N: データがないなどで不明、■: 対象外
注1: モデル開発者でない、データが残っていない場合は判別不可、注2: 真値が不明なため、多くの場合定量的な詳細な検証はできない

3) HOUTRANS(ホーチミン)

予測結果のずれについて追加検証した結果、HOUTRANS のモデルはゾーン内々率の部分で乖離が生じており、分布交通量のモデルの質が確保できなかったと判断した。

このため、ずれの構造要因分析では、分布の段階における関連する項目について、報告書の記載から検証を行った。

HOUTRANS の報告書では、重力モデルが書かれており、現在パターン法は用いていないが、分布モデルは内々率の設定で、調査当時のトリップ長がかなり短いことを考慮し、ゾーンの大きさを考慮した地域別の将来内々率を設定して対応している。また、分布モデルは Home Based/Non-home Based の別にはなっていない。また、分布交通量モデルは距離によるモデルだが目的別とはなっておらず、所得や自動車保有台数のカテゴリ別にもなっていない。パラメータ推定時の適合度指標(重相関係数、尤度、的中率、t 値など)として t 値、重相関係数が記載されており、通常のレベルの精度が確保されている。パラメータの符号条件が逆、多重共線性、複数の説明変数候補のうち、t 値の低い説明変数を採用していることはなかった。また、対象地域の TAZ は Commune 程度のゾーンをベースとし、必要に応じて分割されているため、大まかすぎるということはない。日ベースでの推計が行われているが、TDM の具体施策は記載されていない。HIS 調査の回答などで調査員が虚偽の記載を行っている記載は特にない。分布交通量に不明確なダミー変数は設定されていないようである。以上より、分布交通量モデルに個別の将来内々率を設定していること、目的別モデルとなっていないこと、保有台数や所得の概念が入っていない点が、精度を落としている理由と判断された。

表5 HOUTRANS の検証例

項目	判別結果	判別結果		
		発	配	
1. モデル作成方法	適切なモデルの選択	●		
	モデル構造の同定 (カテゴリーの定義、選択肢、説明変数候補)	●		
	パラメータ推定時のモデル採用基準 (適合度指標や、説明変数の選択) ^{注1}	●		
	解析解像度 (詳細さ) とバランス			
	交通調査結果の質 ^{注2}		N	
	既存統計データ・予測値			
	明確な根拠なくダミー変数が設定されている (例: 「郊外部」ダミー 等)			
	LOS データの算出方法 ^{注1}			
	各種パラメータ設定方法 ^{注1}			
	将来ゾーン指標 (人口、産業構造、土地利用、所得階層 等) の算出方法 ^{注1}			
3. モデルに基づく推計・予測方法	平均値法・数え上げ法 (非集計の場合)			
	複数段階のモデルを組み合わせた繰り返し計算の有無 ^{注1}			
	複数段階のモデルを組み合わせた繰り返し計算の収束条件 ^{注1}			
	スクリーンライン調査結果等の他の調査との比較検証			
	●: ずれの主要な要因と考えられる、◎: ずれの要因としてやや疑わしい、未入力: ずれの要因と想定されない、N: データがないなどで不明、■: 対象外			
	注 1: モデル開発者でない、データが残っていない場合は判別不可、注 2: 真値が不明なため、多くの場合定量的な詳細な検証はできない			
	ずれの要因と判定される項目			
	長期計画策定時または大規模な開発計画が想定される場合に、分布モデルに重力モデルではなく、現在パターン法を用いている、将来内々率を設定している			
	手段選択モデルで離散選択モデルが使用されていない (例: 分担率曲線等)			
	手段選択モデルや配分段階で車種区分が多すぎない (例: 主に利用されているオートバイが区分されていない)			
Non-Home-Based の目的が一つにまとめられている、目的別になっていない				
Home-Based/ Non-Home Based の別が手段選択モデルで考慮されていない				
各段階で所得階層が自動車保有を考慮されていない				
パラメータ推定時の適合度指標 (重相関係数、尤度、的中率、t 値など) が低すぎる、またはパラメータの符号条件が逆である				
多重共線性の疑いがある				
複数の説明変数候補のうち、t 値の低い説明変数を採用している				
手段選択で交通政策の評価に必要な説明変数がない (例: 所要時間ではなく距離が利用されている)				
一部の幹線道路がない				
公共交通ネットワークを用いて配分されていない				
対象地域の TAZ が区より大きい、または都心部の TAZ が細かく設定されていない				
ゾーンとネットワークのバランスが悪い				
TDM 等の時間帯が大きき影響する施策が想定されているが日交通量で推計されている				
既存統計との乖離が見られるが、補正がなされなかった				
調査実施時に不正等の報告が多いがその対策がなされていない				
古くに実施されたセンサスと経年の住民登録等の人口統計データがあるが、双方を利用した検証、補正を行っていない				
政治的に決められた自治体の将来人口予測値を採用している				
国家目標等の野心的な一人当たり GDP の目標値として利用している				
ナンバープレート登録機関の自動車登録台数と自動車輸入や自動車税徴収機関の自動車台数に齟齬があるが検証を行っていない				
明確な根拠なくダミー変数が設定されている (例: 「郊外部」ダミー 等)				
手段選択で、「配分結果 / 最短経路探索 / 実測旅行時間データ / 回答データ / 距離のみ」のうち、規制速度による最短経路探索、回答データ、距離のみを用いて LOS データを作成している				
手段選択で車種別で LOS データを算出していない				
配分結果を用いる場合、規制速度で LOS データを算出している				
根拠に基づく二輪車の PCU が設定されていない				
根拠に基づく配分ネットワークデータのパラメータ (容量、速度、パラメータ) が設定されていない				
配分ネットワークデータの作成方法 (サービス道路、ゾーンセントロイドリンクの接続方法、ゾーンセントロイドから駅ノードへの接続方法、指標作成方法) が根拠なく設定されている				
発生集中モデルで昼間人口まで考慮されていない				
将来の所得あるいは自動車保有別が推計されていない				
特定地域の将来人口密度が極めて高い				
現実的ではない大規模あるいは極めて高密度な開発計画を想定している				
平均値法を採用している				
混雑による公共交通の速度低下が考慮されていない				
公共交通台数増加による渋滞悪化が考慮されていない				
道路混雑による手段選択の変化を考慮した繰り返し計算を実施していない				
収束計算の条件が不明確で、収束していないケースでも収束判定をしている				
スクリーンライン調査結果等を行い、他の調査との比較検証が実施されていない				

●: ずれの主要な要因と考えられる、◎: ずれの要因としてやや疑わしい、未入力: ずれの要因と想定されない、N: データがないなどで不明、■: 対象外

注 1: モデル開発者でない、データが残っていない場合は判別不可、注 2: 真値が不明なため、多くの場合定量的な詳細な検証はできない

4) SITRAMP(ジャカルタ)

予測結果のずれについて追加検証した結果、SITRAMP のモデルは発生集中量が過小、かつ機関分担の二輪とバスの部分で乖離が生じており、発生集中と機関分担モデルの質が確保できなかったと判断した。

このため、ずれの構造要因分析では、発生集中と機関分担の段階における関連する項目について、報告書の記載から検証を行った。

発生集中モデルは通常の重回帰モデルであり、home based/non-home based は区別され、かつ所得階層別さらに都市部／郊外部別に細かくモデルが構築されている。パラメータの t 値や符号も概ね問題ないが、一部、郊外部の Home-Based Other の中所得者層の集中モデルで符号がマイナスかつ t 値も低いパラメータが見られた。ただし、これが発生集中量の過小となる原因の全てになるとは考えにくい。TAZ は行政の最小単位である Kelurahan/Desa をベースに全部で 336 ゾーンが設定されており、ゾーンが細かく設定されていないことは見受けられない。ナンバープレート登録機関の自動車登録台数と自動車税徴収機関の自動車台数との乖離はあったが、PT 調査データの拡大係数において補正は行われていた。しかし世帯の車両保有を予測するモデルの構築は行われていない。また、調査データの質を確保するために、様々な対策や手段が取られていた。

また、社会経済指標の予測については、著しい経済成長および当時の社会問題にもなった労働人口のジャカルタ首都圏への流入を背景に、就業者数は実際よりも多めの予測であった一方、全体の人口や学生数については実際よりも過小の予測となっていた。しかし、実際のデータを SITRAMP モデルに入力し直しても、発生トリップ数は実際の観測値を以前 2 割ほど下回るものであった。そのため、予想を上回るモータリゼーションやモビリティの増大等の外部要因により、発生集中モデルのパラメータ自体が異なってきたものと考えられる。ただし、世帯の自動車保有を直接予測するモデルを事前に構築し、発生集中モデルにも反映させていれば、この乖離は多少小さくできたかも知れない。

機関分担モデルについては、上層から順に動力／非動力系交通、公共／私的交通、二輪／乗用車の連続二項選択モデルであったが、各段階で非集計モデルではなく分担率曲線が採用されており、目的別、所得階層別、都市部／郊外部別に推計されているものの、特に動力／非動力系交通の選択および二輪／乗用車の選択に関しては、(時間やコストに依存しない)距離のみの関数となっている。

このため、需要予測モデルに関しては、外部要因による影響を除けば、世帯の自動車保有を直接モデルに組み込み予測していないこと、および時間やコストに敏感でない集計モデル(分担率曲線)を使用していることが精度を落としている理由と判断された。

表6 SITRAMP の検証例

項目	ずれの要因と判定される事例	判定結果		
		発	配	
1. モデル作成方法	適切なモデルの選択	長期計画策定時または大規模な開発計画が想定される場合に、分布モデルに重力モデルではなく、現在パターン法を用いている、将来内々率を設定している ・ 手段選択モデルで離散選択モデルが使用されていない(例: 分担率曲線等)	●	
	モデル構造の同定(カテゴリーの定義、選択肢、説明変数候補)	・ 手段選択モデルや配分段階で重率区分が多すぎる/少なすぎる(例: 主に利用されているオートバイが区分されていない) ・ Non-Home-Based の目的が1つにまとめられている、目的別になっていない ・ Home-Based/ Non-Home Based の別が手段選択モデルで考慮されていない ・ 各段階で所得階層が自動車保有を考慮されていない	○	
	パラメータ推定時のモデル採用基準(適合度指標や、説明変数の選択) ^{注1}	・ パラメータ推定時の適合度指標(重相関係数、尤度、的中率、t値など)が低すぎる、またはパラメータの符号条件が逆である ・ 多重共線性の疑いがある ・ 複数の説明変数候補のうち、t値の低い説明変数を採用している ・ 手段選択で交通政策の評価に必要な説明変数がない(例: 所要時間ではなく距離が利用されている) ・ 一部の幹線道路がない	○	
	解析解像度(詳細さ)とバランス	・ 公共交通ネットワークを用いて配分されていない ・ 対象地域の TAZ が区より大きい、または都心部の TAZ が細かく設定されていない ・ ゾーンとネットワークのバランスが悪い ・ TDM 等の時間帯が大きく影響する施策が想定されているが日交通量で推計されている ・ 既存統計との乖離が戻られるが、補正がなされなかった		
	交通調査結果の質 ^{注2}	・ 調査実施時に不正等の報告が多いがその対策がなされていない ・ 古く実施されたセンサスと経年の住民登録等の人口統計データがあるが、双方を利用した検証、補正を行っていない ・ 政治的に決められた自治体の将来人口予測値を採用している		
	既存統計データ・予測値	・ 国家目標等の野心的な一人当たり GDP の目標値を予測値として利用している ・ ナンバープレート登録機関の自動車登録台数と自動車輸入や自動車税徴収機関の自動車台数に齟齬があるが検証を行っていない ・ 明確な根拠なくダミー変数が設定されている(例: 「郊外部」ダミー等)		
	2. モデルの入力値	・ 手段選択で、[配分結果/最短経路探索/実測旅行時間データ/回管データ/距離のみ]のうち、規制速度による最短経路探索、回管データ、距離のみを用いて LOS データを作成している ・ 手段選択で重率別で LOS データを算出していない ・ 配分結果を用いる場合、規制速度で LOS データを算出している ・ 根拠に基づく二輪車の PCU が設定されていない ・ 根拠に基づく配分ネットワークデータのパラメータ(容量、速度、パラメータ)が設定されていない ・ 配分ネットワークデータの作成方法(サービスマイル、ゾーンセントロイドリンクの接続方法、指標作成方法)が根拠なく設定されている	◎	
	3. モデルに基づく推計・予測方法	将来ゾーン指標(人口、産業構造、土地利用、所得階層等)の算定方法 ^{注1}	・ 発生集中モデルで屋間人口まで考慮されていない ・ 将来の所得あるいは自動車保有が推計されていない ・ 特定地域の将来人口密度が極めて高い ・ 現実的ではない大規模あるいは極めて高密度な開発計画を想定している	
		平均値法・教え上げ法(非集計の場合)	・ 平均値法を採用している	
		複数段階のモデルを組み合わせた繰り返し計算の有無 ^{注1}	・ 混雑による公共交通の速度低下が考慮されていない ・ 公共交通台数増加による渋滞悪化が考慮されていない ・ 道路混雑による手段選択の変化を考慮した繰り返し計算を実施していない	
	複数段階のモデルを組み合わせた繰り返し計算の収束条件 ^{注1}	・ 収束計算の条件が不明確で、収束していないケースでも収束判定をしている		
	スクリーンライン調査結果等の他の調査との比較検証	・ スクリーンライン調査結果等を行い、他の調査との比較検証が実施されていない		

●: ずれの主要な要因と考えられる、◎: ずれの要因と想定されない、N: データがないなどで不明、■: 対象外
注1: モデル開発者でない、データが残っていない場合は判別不可、注2: 真値が不明なため、多くの場合定量的な詳細な検証はできない

添付資料 3

サンプル数縮減の影響の検証

1 サンプル数縮減の影響の検証

近年、都市交通 M/P 調査の調査期間の短縮、調査費用の縮減が求められているが、仮に既存 PT 調査から、より少ないサンプル数で需要予測を行った場合のモデルへの影響を分析する。すなわち、既存 PT 調査結果を用いてランダムにサンプルを抽出(世帯シリアル番号を奇数及び偶数グループに分離)して奇数と偶数のデータセットを作成し、これを用いて四段階推定法の各モデルを再推定、各モデル、及びモデルのアウトプットの比較を行う。なお、対象とする案件は、MMUTIS(マニラ)と SITRAMP(ジャカルタ)とした。なお、検証する項目は、①目的別トリップ発生数の比較、②分布交通量の比較、③交通手段分担推計結果の比較、④交通量配分結果の比較とした。

1.1 MMUTIS データ(マニラ)によるサンプル数縮減の分析

MMUTIS は 1996 年に行われたマスタープラン調査で、マニラ都市圏を対象に 1996 年に実施した 5 万世帯の PT 調査結果を活用(サンプルレート 2.5%)して需要予測モデルが構築された。サンプル数縮減の検証では、MMUTIS で構築された四段階推計法の集計モデルと同様の方法でモデルを構築した。ただし、パラメータ推計に用いられた元データが入手困難だったため、HIS データのそのままのデータベースを用いてパラメータ推定を行った。このため、パラメータ推計精度は低い、偶数奇数データに分け、両者を比較するにあたっては特に問題ないものと考えて分析を行った。

1.1.1 作業工程

需要モデリングのワークフローは、以下の手順で構成される。

各世帯に番号を付け、奇数および偶数に基づいて 2 つのデータセットを作成し、そのデータセットを完全なデータセットに拡大する。

輸送ネットワークは MMUTIS で使用された 1996 年で想定されたシナリオネットワークとする。

交通手段分担モデルの開発は、分割データセットを使用し、MMUTIS モデルとは異なる新しい交通手段分担モデルを構築した。

トリップ分布は、2 つのデータセットから、各データセットの結果を比較する。

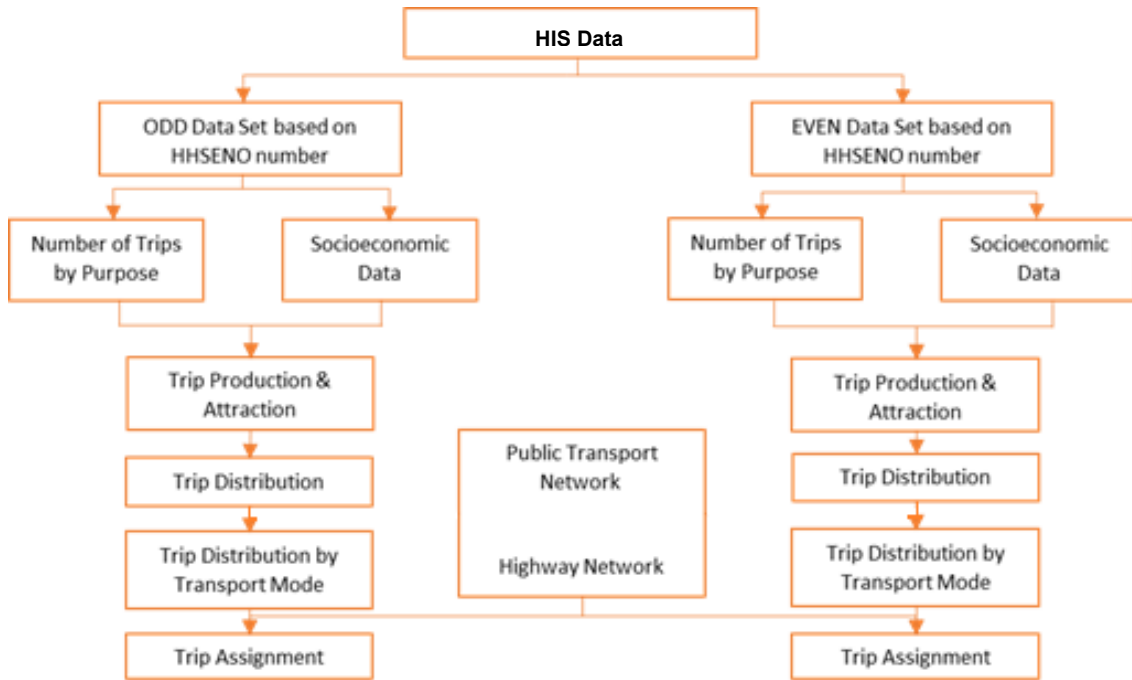


図 1 2つのデータセットのための移動需要予測プロセス

1.1.2 偶数奇数のデータセットの作成

MMUTIS HIS データから世帯番号を無作為に付け、2つのデータセットを作成した。分割は奇数(Even Dataset)と偶数(Odd Dataset)により行われ、社会経済データは、統計資料を基に作成し、最終的に統計資料を用いて、トリップ合計量に合わせる拡大係数を算出した。なお、偶数奇数データによりサンプル数が半分になるため、拡大係数を二倍として作成した。

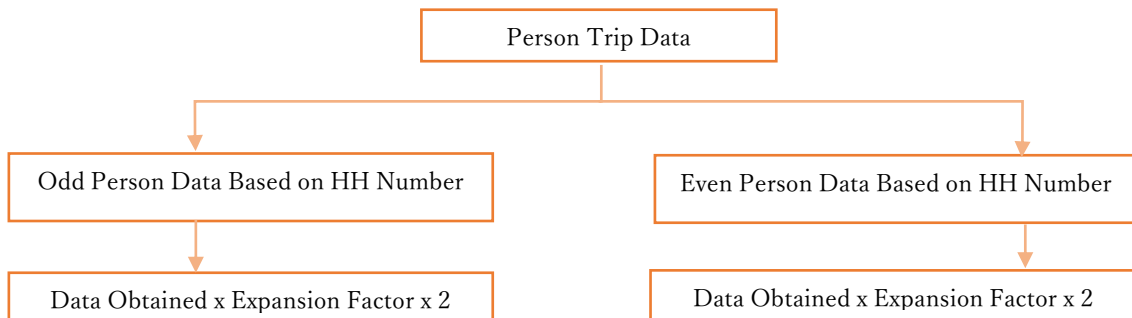


図 2 MMUTIS パーソンデータの2つのデータセットへの分割

1.1.3 ゾーンシステム

推計範囲は 94 ゾーンがメトロマニラ、77 ゾーンが周辺ゾーンとする 171 ゾーンであり、10 ゾーンは空港や港湾施設、及び外部ゾーンとなっている。

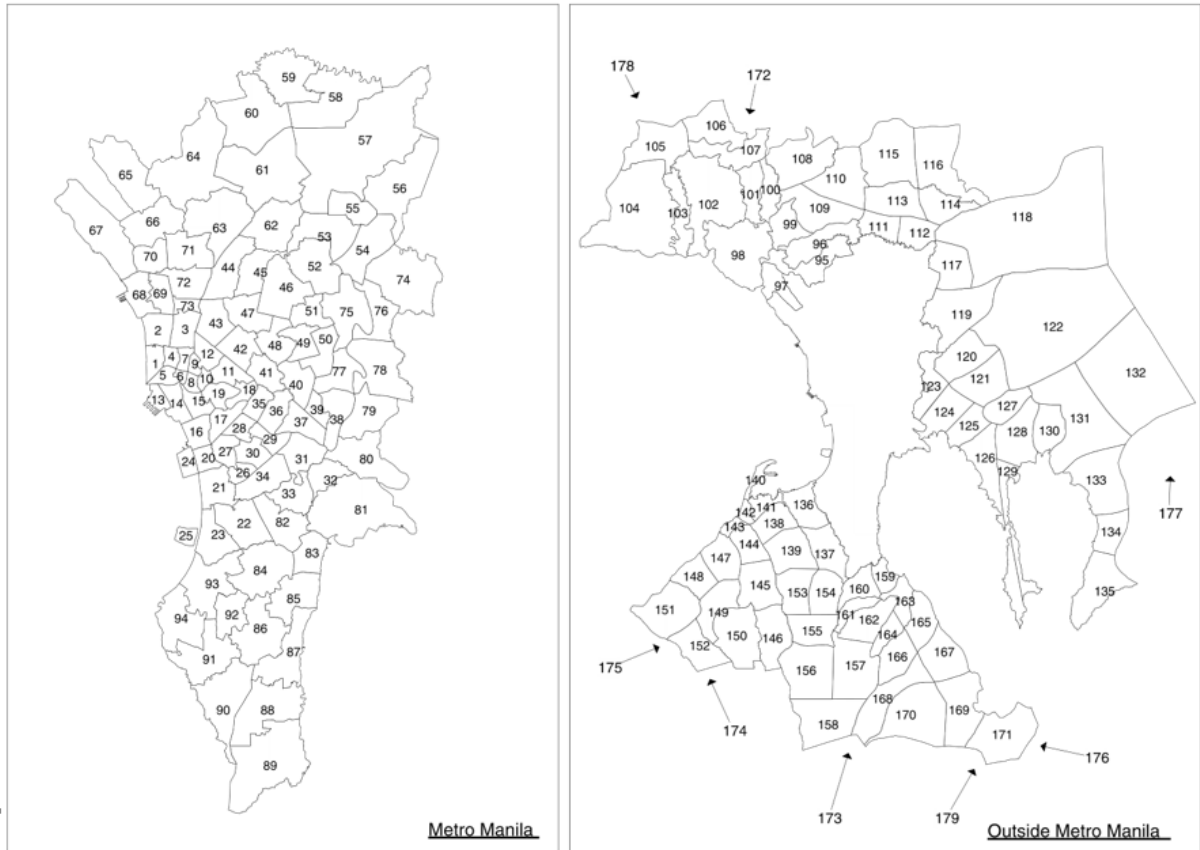


図 3 ゾーンシステム

1.1.4 ネットワークデータ

調査範囲のネットワークは道路ネットワークと鉄道ネットワークから成り、現況を 1996 年とされた。将来ネットワークは 2015 年を目標として次図のように計画されたが、実際の 2015 年では、鉄道網の形成は実現されず、高速道路の多くも 2015 年には建設されていない状況で、2015 年以降、新設高速道路や鉄道建設が検討され始めた状況である。

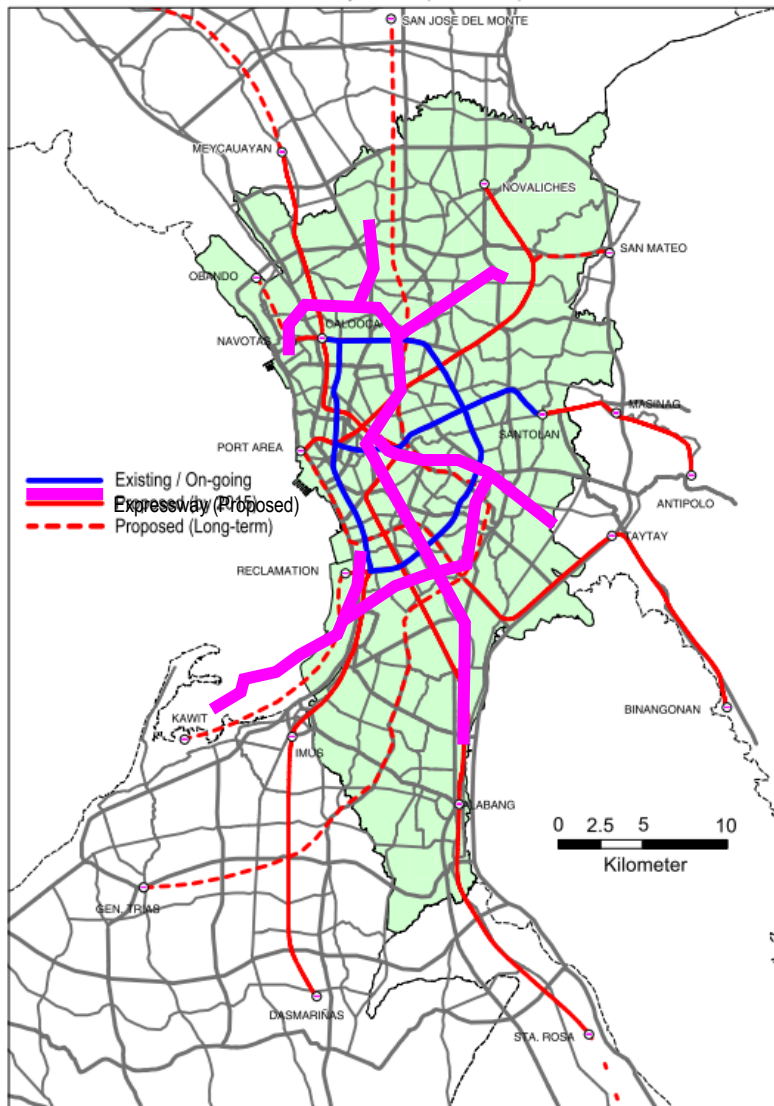


图 4 铁道・道路計画图

1.1.5 サンプル数縮減の検証

(1) 目的別トリップ発生量の比較

1) 基本概念

トリップ目的別、自動車保有有無別に回帰モデル式を構築している。自動車保有の有無によりトリップ生成率が異なることを考慮したモデルとなっている。また、業務、私事については、Home-Base、NonHomeBaseトリップで分けてモデルを構築している。

$$\text{Generation: } G_i = \sum_k a_k \cdot x_{ki} + C$$

$$\text{Attraction: } A_j = \sum_k b_k \cdot x_{kj} + D$$

Where,

x_{ki} : ゾーン i の説明変数

x_{1i} : 人口

x_{2i} : 従業人口

x_{3i} : 就業人口

x_{4i} : 自動車保有人口

x_{5i} : 自動車非保有人口

x_{6i} : 従学人口

x_{7i} : 第三次従業人口

x_{8i} : 第三次就業人口

a_k, b_k : パラメータ

C, D : 定数

トリップ目的別自動車保有別発生集中モデルを偶数、奇数データごとに構築し、モデルの比較を行った。なお、実際のモデル構築に使われたデータは入手が困難だったため、HISデータをそのまま使用して推計した。その結果、全体的に Non-Home Based の Private と Business で相関係数が低い傾向となり、偶数奇数別のパラメータを見ると多少違いがみられた。

表 1 偶数データによる推計結果(Non Car Owner)

Category	Trip Purpose	Linear Regression Model	F-Value	R2
Noncar Owner	To-home	G= 177.6730 -0.0169 X2 + 0.0021 X5 + 0.0293 X8	10.52	0.303
		A= 106.3666 -0.0227 X2 + 0.0052 X5 + 0.0427 X8	35.57	0.505
	To-work	G= 42.7496 -0.0043 X2 + 0.0008 X5 + 0.0088 X8	21.44	0.413
		A= 74.9401 -0.0007 X3	1.77	0.075
	To-school	G= 39.8721 -0.0001 X1 + 0.0171 X5 -0.010 X6 + 0.01 X8	35.65	0.561
		A= 59.0233 -0.0051 X2 + 0.0003 X5 + 0.0096 X8	8.18	0.270
	Business (home-based)	G= 14.0841 -0.0025 X2 + 0.0003 X5 + 0.0046 X8	23.94	0.433
		A= 21.0489 + 0.0004 X8	4.01	0.112
		G= 17.7237 -0.0006 X4	3.00	0.097
	Private (home-based)	A= 17.5457 -0.0006 X4	2.16	0.083
		G= 22.8059 -0.0023 X1 + 0.0113 X5 + 0.0035 X8	41.35	0.533
		A= 27.5206 -0.0047 X2 + 0.0007 X5 + 0.0083 X8	10.31	0.300
	Private (nonhome-based)	G= 13.7086 + 0.0001 X1 0.000 X4 0.000 X6	1.68	0.126
		A= 13.7306 -0.0007 X4	2.32	0.086

表 2 偶数データによる推計結果(Car Owner)

Category	Trip Purpose	Linear Regression Model	F-Value	R2
Car Owner	To-home	G= 27.2842 + 0.0018 X4	6.17	0.139
		A= 20.1131 -0.0046 X2 + 0.0053 X4 + 0.0067 X8	27.32	0.456
	To-work	G= 7.2396 -0.0013 X2 + 0.0020 X4 + 0.0018 X8	23.60	0.430
		A= 13.4139 0.0000 X1	3.87	0.110
	To-school	G= 7.3015 -0.0010 X2 + 0.0019 X8	19.91	0.336
		A= 9.2136 + 0.0009 X4	9.78	0.174
	Business (home-based)	G= 3.3399 + 0.0003 X4 0.0000 X8	4.17	0.161
		A= 4.2476 -0.0001 X5	3.55	0.106
		G= 3.1196 -0.0004 X5 + 0.0001 X6	8.20	0.223
	Business (nonhome-based)	A= 3.0927 -0.0004 X5 + 0.0002 X6	7.56	0.215
		Private (home-based)	G= 4.2318 -0.0008 X2 + 0.0010 X4 + 0.0011 X8	22.01
	A= 4.0723 -0.0008 X2 + 0.0009 X4 + 0.0012 X8		14.22	0.347
	Private (nonhome-based)	G= 2.4463 + 0.0001 X1 0.000 X5 0.000 X6	7.70	0.263
		A= 1.6781 + 0.0001 X4	2.85	0.095

表 3 奇数データによる推計結果 (Non Car Owner)

Category	Trip Purpose	Linear Regression Model	F-Value	R2
Noncar Owner	To-home	G= 179.747 -0.014 X2 + 0.001 X5 + 0.025 X8	7.82	0.264
		A= 111.127 -0.010 X1 -0.011 X2 + 0.053 X5 + 0.032 X8	38.19	0.574
	To-work	G= 35.521 -0.004 X1 -0.003 X2 + 0.020 X5 + 0.010 X8	45.41	0.607
		A= 75.065 -0.001 X3	1.37	0.066
	To-school	G= 36.358 -0.001 X1 + 0.024 X5 -0.009 X6 + 0.007 X8	51.97	0.633
		A= 58.117 -0.004 X1 + 0.019 X5 + 0.005 X8	19.57	0.398
	Business (home-based)	G= 11.472 -0.001 X1 -0.002 X2 + 0.007 X5 + 0.005 X8	42.42	0.594
		A= 77.031 + 0.005 X1 -0.004 X2 -0.014 X6 + 0.009 X8	8.91	0.321
		G= 15.934 + 0.000 X8	0.04	0.011
	(nonhome-based)	A= 15.951 + 0.000 X8	0.02	0.008
		Private (home-based)	G= 17.760 -0.002 X1 -0.004 X2 + 0.013 X5 + 0.009 X8	54.18
	A= 35.921 0.000 X1 + 0.001 X2 + 0.000 X8		4.53	0.168
	G= 13.628 0.000 X4 0.000 X6		2.43	0.124
	(nonhome-based)	A= 13.812 0.000 X4 0.000 X6	1.25	0.089

表 4 奇数データによる推計結果 (Car Owner)

Category	Trip Purpose	Linear Regression Model	F-Value	R2
Noncar Owner	To-home	G= 179.747 -0.014 X2 + 0.001 X5 + 0.025 X8	7.82	0.264
		A= 111.127 -0.010 X1 -0.011 X2 + 0.053 X5 + 0.032 X8	38.19	0.574
	To-work	G= 35.521 -0.004 X1 -0.003 X2 + 0.020 X5 + 0.010 X8	45.41	0.607
		A= 75.065 -0.001 X3	1.37	0.066
	To-school	G= 36.358 -0.001 X1 + 0.024 X5 -0.009 X6 + 0.007 X8	51.97	0.633
		A= 58.117 -0.004 X1 + 0.019 X5 + 0.005 X8	19.57	0.398
	Business (home-based)	G= 11.472 -0.001 X1 -0.002 X2 + 0.007 X5 + 0.005 X8	42.42	0.594
		A= 77.031 + 0.005 X1 -0.004 X2 -0.014 X6 + 0.009 X8	8.91	0.321
		G= 15.934 + 0.000 X8	0.04	0.011
	(nonhome-based)	A= 15.951 + 0.000 X8	0.02	0.008
		Private (home-based)	G= 17.760 -0.002 X1 -0.004 X2 + 0.013 X5 + 0.009 X8	54.18
	A= 35.921 0.000 X1 + 0.001 X2 + 0.000 X8		4.53	0.168
	G= 13.628 0.000 X4 0.000 X6		2.43	0.124
	(nonhome-based)	A= 13.812 0.000 X4 0.000 X6	1.25	0.089

2) 推計結果の検証

データを偶数/奇数で構築したモデルを用いて、目的別トリップを推計した。その結果、偶数、奇数のデータセットで違いはほとんど見られなかった。差の大きいトリップ目的は Non-Home Based の Private と Business で 1.05~1.06 となった。交差検証について行った結果、サンプル数が多い Home などの目的は殆ど差異が無かったが、Home-Based-Business で大きな差異があった。これは実際にモデル構築されたデータではなく、HIS データをそのまま用いているためと考えられる他、サンプル数が少ないことが原因と考えられる。

表 5 目的別トリップ発生数の比較

Home Based Trip Purpose	No. of Observed Trips			No. of Synthesized Trips		Synthesized/Observed	
	Odd Dataset	Even Dataset	Full Dataset	Odd Dataset	Even Dataset	Odd Dataset	Even Dataset
To Home	167,857	164,933	166,395	168,393	165,471	1.00	1.00
To Work	52,998	53,183	53,091	53,538	53,726	1.01	1.01
To School	58,363	59,999	59,181	58,871	60,509	1.01	1.01
Home-Based Business	17,833	47,800	32,817	18,348	48,317	1.03	1.01
Non-Home-Based Business	11,323	11,347	11,335	11,868	11,890	1.05	1.05
Home-Based Private	31,861	32,298	32,080	32,381	32,821	1.02	1.02
Non-Home-Based Private	8295	8261	8,278	8,819	8,786	1.06	1.06
Total	348,530	377,821	363,176	352,218	381,520	1.01	1.01

表 6 目的別トリップ発生数の交差検証

Home Based Trip Purpose	No. of Observed Trips			No. of Synthesized Trips		Cross Validation	
	Odd Dataset	Even Dataset	Full Dataset	Odd Dataset	Even Dataset	Odd Dataset	Even Dataset
To Home	167,857	164,933	166,395	168,393	165,471	1.02	0.99
To Work	52,998	53,183	53,091	53,538	53,726	1.01	1.01
To School	58,363	59,999	59,181	58,871	60,509	0.98	1.04
Home-Based Business	17,833	47,800	32,817	18,348	48,317	0.38	2.71
Non-Home-Based Business	11,323	11,347	11,335	11,868	11,890	1.05	1.05
Home-Based Private	31,861	32,298	32,080	32,381	32,821	1.00	1.03
Non-Home-Based Private	8295	8261	8,278	8,819	8,786	1.07	1.06
Total	348,530	377,821	363,176	352,218	381,520	0.93	1.09

(2) 分布交通量モデル

1) 基本概念

MMUTIS の分布交通量モデルは、内々、内外モデルに分かれている。なお、実際のモデルには修正係数などの設定があることを確認したが、今回は偶数奇数の比較に着眼するため、トリップ補正率の考慮はしないこととした。

内々トリップはトリップ発生集中トリップを計算後、調査結果に基づいて構築された以下のモデルで計算される。

$$T_{ii} = c \cdot G_i^\alpha \cdot A_i^\beta$$

T_{ii} : ゾーン i の内々トリップ

G_i :ゾーン i の発生トリップ

A_i :ゾーン i の集中トリップ

α, β :パラメータ

C :定数

内外モデルは、以下の Voorhees 型の重力モデルで構築されている。

$$T_{ij} = G_i (A_j / D_{ij}^\beta) / \sum_k (A_k / D_{ik}^\beta)$$

T_{ij} :ゾーン ij 間のトリップ

G_i :ゾーン i の発生トリップ

A_j :ゾーン j の集中トリップ

D_{ij} :ゾーン ij 間のインピーダンス

β :パラメータ

2) 交通解析ゾーン(TAZ)間 OD の一部比較

偶数、奇数データを用いて、TAZ 間での OD 表の比較を行った。その結果、モデル構築で使われたデータを用いていないことも影響し、個別の OD で見ると明らかに乖離が大きく、ほとんどの OD で Odd/Even の値が 0.8 未満、1.2 以上を示した。乖離の大きいところでは 100 倍以上になっている OD もあり、サンプル数の大きさに依存していることが見て取れる。郊外と都市部での比較では、郊外の方がばらつきが大きく、トリップの小さい OD で差が大きい傾向が多くみられる特徴があった。

表 7 TAZ 間 OD 比較(都市部)

Odd	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	22603	4042	2324	700	1221	259	160	216	1474	3720	735	2505	321	529	85
2	5901	35155	4685	35	1246	0	0	218	1849	2055	859	815	19	1632	0
3	1058	2493	20956	576	1505	103	0	258	795	163	289	119	63	320	57
4	811	146	556	6429	662	134	149	122	171	288	114	0	145	0	0
5	887	1158	1634	412	19365	865	0	1543	1008	65	844	0	48	320	237
6	107	48	0	65	1858	14477	354	856	502	197	103	0	110	207	126
7	0	28	0	53	280	673	2119	491	0	238	182	0	0	36	177
8	166	236	409	0	2547	670	109	6135	879	316	389	157	329	454	810
9	2369	1751	1614	434	1588	445	0	448	16792	1136	817	1447	1116	831	1503
10	2596	1310	549	53	715	411	0	51	1394	13381	676	1634	423	453	20
11	1150	658	539	89	934	1091	67	256	690	1120	1454	217	548	571	158
12	1910	476	0	160	137	72	0	45	1730	1140	139	1817	291	0	0
13	236	264	58	92	641	412	0	32	990	333	81	226	740	331	519
14	1024	1067	755	94	415	611	84	819	1055	909	117	73	374	3405	672
15	267	111	67	43	378	453	0	329	572	51	0	59	133	262	2838

Even	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	23201	5354	1011	716	924	169	55	189	2208	3009	1265	1984	218	964	267
2	4493	35135	2604	254	1382	0	28	236	1811	1215	784	535	211	741	58
3	2153	5012	20623	556	1538	0	0	438	1603	478	344	0	111	606	122
4	700	78	441	6817	381	65	0	0	444	53	190	160	92	94	43
5	1309	1264	1457	302	19443	1733	351	2627	1717	633	886	137	510	367	355
6	181	0	103	134	822	14607	638	624	420	337	994	102	351	667	489
7	160	0	0	96	0	324	1077	109	0	0	97	0	0	84	19
8	278	218	299	71	1571	843	356	6367	405	102	288	45	0	569	331
9	1409	1933	840	190	914	459	54	835	17089	1361	798	1698	562	798	514
10	3506	2160	163	288	107	212	238	279	1207	13196	1120	1223	296	1040	51
11	995	639	231	114	423	45	245	288	744	844	1478	109	393	596	0
12	2376	634	119	0	53	0	0	157	1501	1826	174	1665	292	124	105
13	300	19	63	112	48	110	0	346	1315	512	206	291	947	240	179
14	428	1724	379	0	301	293	36	860	1773	275	223	0	776	2757	205
15	94	275	57	0	209	126	132	778	1503	68	160	0	389	680	3023

Odd/Even	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0.97	0.75	2.30	0.98	1.32	1.53	2.91	1.14	0.67	1.24	0.58	1.26	1.47	0.55	0.32
2	1.31	1.00	1.80	0.14	0.90	0.00	0.00	0.92	1.02	1.69	1.10	1.52	0.09	2.20	0.00
3	0.49	0.50	1.02	1.04	0.98	103.00	0.00	0.59	0.50	0.34	0.84	119.00	0.57	0.53	0.47
4	1.16	1.87	1.26	0.94	1.74	2.06	149.00	122.00	0.39	5.43	0.60	0.00	1.58	0.00	0.00
5	0.68	0.92	1.12	1.36	1.00	0.50	0.00	0.59	0.59	0.10	0.95	0.00	0.09	0.87	0.67
6	0.59	48.00	0.00	0.49	2.26	0.99	0.55	1.37	1.20	0.58	0.10	0.00	0.31	0.31	0.26
7	0.00	28.00	0.00	0.55	280.00	2.08	1.97	4.50	0.00	238.00	1.88	0.00	0.00	0.43	9.32
8	0.60	1.08	1.37	0.00	1.62	0.79	0.31	0.96	2.17	3.10	1.35	3.49	329.00	0.80	2.45
9	1.68	0.91	1.92	2.28	1.74	0.97	0.00	0.54	0.98	0.83	1.02	0.85	1.99	1.04	2.92
10	0.74	0.61	3.37	0.18	6.68	1.94	0.00	0.18	1.15	1.01	0.60	1.34	1.43	0.44	0.39
11	1.16	1.03	2.33	0.78	2.21	24.24	0.27	0.89	0.93	1.33	0.98	1.99	1.39	0.96	158.00
12	0.80	0.75	0.00	160.00	2.58	72.00	0.00	0.29	1.15	0.62	0.80	1.09	1.00	0.00	0.00
13	0.79	13.89	0.92	0.82	13.35	3.75	0.00	0.09	0.75	0.65	0.39	0.78	0.78	1.38	2.90
14	2.39	0.62	1.99	94.00	1.38	2.09	2.33	0.95	0.60	3.31	0.52	73.00	0.48	1.24	3.28
15	2.84	0.40	1.18	43.00	1.81	3.60	0.00	0.42	0.38	0.75	0.00	59.00	0.34	0.39	0.94

表 8 TAZ 間 OD 比較(郊外部)

Odd	256	257	258	259	260	261	262	263	264	265	266	267	268	269	270
256	17439	0	180	0	0	0	111	320	0	0	0	0	0	0	0
257	0	35894	8552	483	0	593	4373	137	188	0	0	0	198	422	0
258	417	1621	59437	0	0	164	3333	139	180	500	250	82	0	139	0
259	0	0	0	71492	1668	585	193	0	0	0	0	0	0	138	0
260	0	0	0	697	28984	203	0	0	0	0	0	0	0	0	0
261	0	603	660	634	1014	56809	1755	0	174	168	167	228	0	344	0
262	0	782	1177	0	178	3275	41488	180	1703	70	528	0	0	158	0
263	0	0	0	0	0	0	0	25157	0	0	84	82	0	662	0
264	0	0	139	0	0	0	493	114	21897	1094	1583	480	148	487	0
265	0	0	185	0	0	292	240	0	1561	20149	167	171	0	232	0
266	0	139	75	0	0	198	297	477	3141	0	20488	1252	66	2906	0
267	0	81	48	0	0	0	0	0	293	70	678	29468	649	2407	52
268	0	78	0	0	0	0	0	180	0	0	333	1204	23395	1044	0
269	0	455	139	0	106	485	0	1979	1370	688	2104	3037	254	83783	1122
270	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3462	9769

Even	256	257	258	259	260	261	262	263	264	265	266	267	268	269	270
256	17478	0	572	214	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
257	0	35894	1621	0	0	603	782	0	0	0	139	81	78	455	0
258	180	8336	59531	0	0	584	921	0	139	185	75	48	0	139	0
259	0	320	0	71367	697	690	0	0	0	0	0	0	0	0	0
260	0	0	0	1668	28996	1066	178	0	0	0	0	0	0	0	0
261	0	593	164	585	297	57038	3301	0	58	292	131	0	0	507	0
262	111	4233	3517	193	0	1894	41819	0	420	240	297	0	0	0	0
263	320	137	347	0	0	0	180	25337	114	0	477	0	180	2342	0
264	0	260	180	0	0	174	1819	0	21412	1843	3038	234	80	1422	0
265	0	0	414	0	0	58	194	0	1153	20188	0	70	0	688	0
266	0	0	398	0	0	167	528	84	1623	81	20678	678	251	2082	0
267	0	0	55	0	0	228	0	82	414	171	1324	28777	1399	3025	0
268	0	198	0	0	0	0	71	0	321	0	131	996	22995	336	0
269	0	338	139	138	0	290	158	662	423	232	2782	2328	1226	83694	3600
270	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	52	0	970	9849

Odd/Even	256	257	258	259	260	261	262	263	264	265	266	267	268	269	270
256	1.00	0.00	0.31	0.00	0.00	0.00	111.00	320.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
257	0.00	1.00	5.28	483.00	0.00	0.98	5.59	137.00	188.00	0.00	0.00	0.00	2.54	0.93	0.00
258	2.32	0.19	1.00	0.00	0.00	0.28	3.62	139.00	1.29	2.70	3.33	1.71	0.00	1.00	0.00
259	0.00	0.00	0.00	1.00	2.39	0.85	193.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	138.00	0.00
260	0.00	0.00	0.00	0.42	1.00	0.19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
261	0.00	1.02	4.02	1.08	3.41	1.00	0.53	0.00	3.00	0.58	1.27	228.00	0.00	0.68	0.00
262	0.00	0.18	0.33	0.00	178.00	1.73	0.99	180.00	4.05	0.29	1.78	0.00	0.00	158.00	0.00
263	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.99	0.00	0.00	0.18	82.00	0.00	0.28	0.00
264	0.00	0.00	0.77	0.00	0.00	0.00	0.27	114.00	1.02	0.59	0.52	2.05	1.85	0.34	0.00
265	0.00	0.00	0.45	0.00	0.00	5.03	1.24	0.00	1.35	1.00	167.00	2.44	0.00	0.34	0.00
266	0.00	139.00	0.19	0.00	0.00	1.19	0.56	5.68	1.94	0.00	0.99	1.85	0.26	1.40	0.00
267	0.00	81.00	0.87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.71	0.41	0.51	1.02	0.46	0.80	52.00
268	0.00	0.39	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	180.00	0.00	0.00	2.54	1.21	1.02	3.11	0.00
269	0.00	1.35	1.00	0.00	106.00	1.67	0.00	2.99	3.24	2.97	0.76	1.30	0.21	1.00	0.31
270	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.57	0.99

3) トリップ市県間分布構成比の比較

トリップ市県間分布交通量の構成比を偶数、奇数のデータセットで比較した。その結果、個別 OD 間交通量では大きな乖離が見られているが、県間での分布交通量を集計すると構成比率の差分は 1 ポイント未満を示しており、ほとんど差が見られなかった。

表 9 トリップ市県間分布構成比の比較

Odd	Metro Man	Bulacan	Rizal	Cavite	Laguna	Other	Total
Metro Manila	70.0%	0.9%	0.1%	1.5%	0.2%	1.3%	73.8%
Bulacan	1.1%	7.9%	0.0%	0.2%	0.0%	0.0%	9.2%
Rizal	0.1%	0.0%	0.8%	0.0%	0.0%	0.0%	0.9%
Cavite	1.6%	0.1%	0.0%	9.8%	0.2%	0.1%	11.8%
Laguna	0.2%	0.0%	0.0%	0.1%	1.7%	0.0%	2.0%
Other	1.2%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.9%	2.2%
Total	74.0%	9.0%	1.0%	11.7%	2.1%	2.3%	100.0%

Even	Metro Man	Bulacan	Rizal	Cavite	Laguna	Other	Total
Metro Manila	70.0%	1.0%	0.1%	1.6%	0.2%	1.2%	74.0%
Bulacan	0.9%	7.9%	0.0%	0.1%	0.0%	0.0%	9.0%
Rizal	0.1%	0.0%	0.8%	0.0%	0.0%	0.0%	0.9%
Cavite	1.5%	0.2%	0.0%	9.9%	0.1%	0.0%	11.7%
Laguna	0.2%	0.0%	0.0%	0.2%	1.7%	0.0%	2.1%
Other	1.3%	0.0%	0.0%	0.1%	0.0%	1.0%	2.3%
Total	73.8%	9.2%	0.9%	11.8%	2.0%	2.2%	100.0%

Odd-Even	Metro Man	Bulacan	Rizal	Cavite	Laguna
Metro Manila	0.0%	-0.1%	0.0%	-0.1%	0.0%
Bulacan	0.2%	0.0%	0.0%	0.1%	0.0%
Rizal	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
Cavite	0.1%	-0.1%	0.0%	0.0%	0.0%
Laguna	0.0%	0.0%	0.0%	-0.1%	0.0%

(3) 機関分担モデル

1) 基本概念

機関分担モデルは、MMUTIS 報告書を参考に下記の多段階 2 項選択モデルとした。

表 10 機関分担パラメータ推定結果

手段	
徒歩トリップ	$G(W)_i = W_{gi} G_i$ ザーン i の徒歩率: W_{gi} ザーン i の発生量: G_i
私的トリップ	$G(PR)_i = (aX_i + c) G_i * 0.01$ ザーン i の自動車保有世帯割合: X_i a: Coefficient c: Constant

公共交通 トリップ	$G(PU)_i = G_i - G(W)_i - G(PR)_i$

2) 推計結果

偶数、奇数データセットを用いて推定したパラメータを比較した。その結果、Odd/Even の値は最小で 0.827、最大で 1.427 で推移しており、比較的大きな差が見られた。しかし、それ以外の多くのパラメータは比較的近い値を得られており、比率でほとんど 0.9-1.1 の間に収まっている結果を得た。また、これらのパラメータを用いて手段別交通量を推計したところ、Odd/Even の比率は 99.2%~105.8%を示しており、平均的にはほとんど差が見られない状況となっている。

表 11 交通手段分担パラメータ推定結果

	Odd Dataset			Even Dataset			Odd/Even		
	Walk Mean Rate	Coefficient	Constant	Walk Mean Rate	Coefficient	Constant	Walk Mean Rate	Coefficient	Constant
To home	0.184	0.291	24.952	0.177	0.296	24.730	1.043	0.982	1.009
To work	0.140	0.749	11.567	0.144	0.689	13.551	0.971	1.088	0.854
To school	0.302	0.521	14.002	0.300	0.515	13.795	1.008	1.013	1.015
To Private	0.074	0.691	24.599	0.067	0.484	30.107	1.104	1.427	0.817
To Business	0.118	0.522	28.046	0.126	0.548	27.647	0.933	0.951	1.014

表 12 交通手段別交通量推定結果

	Walk	Private	Public
Odd	12.4%	17.2%	70.4%
Even	11.7%	17.4%	70.9%
Odd/Even	105.8%	99.2%	99.2%

(4) 交通量配分

1) 基本概念

MMUTIS の交通量配分は、Highway 配分モデルと公共交通配分モデルの 2 タイプのモデルを構築している。

Highway 配分モデルは従来の分割配分モデルであり、アルゴリズムは一般的に多くみられるシンプルなモデルである。公共交通利用者は高速道路は利用しない、また、私的交通利用者は転換モデルで転換したトリップ以外は鉄道を利用しないことを前提としている。

2つめのモデルは、公共交通手段をトランジット配分する方法で、JICA によって開発された JICASTRADA によって鉄道やバス、他の公共交通を含む固定経路にトリップを配分する方

法である。

今回の検証では、公共交通手段はトランジット配分、私的交通手段は Highway 配分を行い、偶数奇数データを用いたときの断面交通量の比較を以下に示す。合計交通量の断面比較は 0.84 と推計値が過大となった。各断面交通量を見ると、実施されたプロジェクトに大きな差が出ているため、各交通網の交通量にはばらつきが出ていることが確認できた。

2) 交通量配分の検証結果

偶数、奇数データの推計セットを用いて交通量推計を行い、交通量について比較を行った。その結果、Odd/Even の区間別交通量比を集計してみると、ほとんどの区間で 0.8-1.2 の間に入り、大きな差が見られなかったが、いくつかの区間で 0.8 未満、1.2 以上のばらつきが見られた。最小値は 0.48、最大値は 0.45 となっているが比較的小さな交通量区間でばらつきが大きい傾向となっている。

表 13 交通量推計結果の比較

No.	Odd	Even	Odd/Even
OC01	3,336	3,328	1.00
OC02	17,204	17,042	1.01
OC03	21,635	19,157	1.13
OC04	62,208	60,206	1.03
OC05	60,563	61,516	0.98
OC06	2,950	2,950	1.00
OC07	1,328	1,238	1.07
OC08	807	868	0.93
OC09	991	2,049	0.48
OC10	252	252	1.00
OC11	16,334	16,428	0.99
OC12	16,334	16,428	0.99
OC14	9,916	9,961	1.00
OC16	2,771	1,860	1.49
OC18	1,253	1,253	1.00
OC20	16,029	15,658	1.02
SL01	45,833	45,051	1.02
SL02	48,694	50,424	0.97
SL03	46,795	49,526	0.94
SL05	45,287	47,648	0.95
SL06	26,666	25,017	1.07
SL07	41,498	40,109	1.03
SL09	50,401	49,749	1.01
SL10	11,591	10,027	1.16
SL11	11,888	11,586	1.03
SL12	18,401	16,589	1.11
SL13	6,419	6,591	0.97
SL15	29,201	28,435	1.03
SL16	10,120	10,089	1.00
SL19	74,317	73,097	1.02
SL21	45,987	45,786	1.00
SL22	13,186	9,120	1.45
SL23	18,424	18,432	1.00
SL24	18,424	18,432	1.00
SL27	80,273	82,471	0.97
SL27	77,721	73,126	1.06
SL28	25,432	23,254	1.09
SL29	6,709	7,566	0.89
SL30	67,080	65,796	1.02
SL31	34,455	33,623	1.02
SL35	64,366	62,652	1.03
SL36	6,448	5,710	1.13
SL37	36,265	36,030	1.01
SL39	7,221	9,197	0.79
SL41	58,955	56,683	1.04
SL43	9,523	10,197	0.93
SL44	14,748	11,672	1.26
SL45	30,658	28,735	1.07
SL45	45,267	40,434	1.12
SL49	6,643	5,459	1.22
SL50	8,358	8,306	1.01



図 5 Odd データでの配分結果



1.1.6 まとめ

サンプル数を縮減したことによって、どの程度結果に乖離が見られるか比較するため、MMUTISで行われたHISデータを用いて偶数奇数別のデータセット作成し、それぞれのデータで需要予測モデル構築した上で、モデルパラメータや需要予測結果について比較した。

その結果、発生集中モデルでは、トリップ目的別発生量では、サンプル数の少ない Non-Home-Based(NHB)など一部のトリップ目的の精度が5%程度乖離が生じているが、それを用いて需要予測をしてみると、概ねばらつきは見られなかった。

分布モデルでは、TAZ間による偶数/奇数の交通量比率は大きく異なっており、場合によっては2, 3倍の乖離が見られた。しかし、市県間分布構成比はほとんど差見られず、平均的には大きな問題が見られなかった。

機関分担モデルでは、Private、Workなど一部のトリップ目的を除き、パラメータにばらつきが見られず、推計した手段別交通量も99.2%~105.8%程度の乖離となった。

配分交通量の比較では、ほとんどの区間で1に近い値を示しており、サンプル数の縮減はそれほど大きな乖離が見られなかった。しかし、いくつかの地点において偶数/奇数の交通量比が0.8未満、1.2以上を示し、最小で0.48、最大値で1.45を示し、比較的交通量の小さい区間でばらつきが見られた。

1.2 SITRAMP データ(ジャカルタ)によるサンプル縮減の分析

Jabodetabekにおける統合交通マスタープランに関する調査(SITRAMP)からのHome Visit Survey(HVS)データを分割した2つのデータセットを用いた交通モデルと需要予測作業を行った。SITRAMP HVS データは、世帯配列番号(HHSENO)属性に基づいて奇数と偶数の2つのデータセットに分割し、輸送モデルは、Cube ソフトウェアと特定のオーダーメイドの輸送計画ソフトにより、開発された。

1.2.1 作業工程

需要モデリングのワークフローは、以下の手順とした。

- HHSENO 属性における奇数および偶数に基づいて2つのデータセットを作成し、そのデータセットを完全なデータセットに拡大する。
- 輸送ネットワークは SITRAMP で使用された2002年のコンピュータベースの年シナリオネットワークとする。
- 交通手段分担モデルの開発は、分割データセットを使用しているため、SITRAMP モデルとは異なる新しい交通手段分担モデルを構築する。
- トリップ分布は、2つのデータセットから、各データセットの結果を比較する。

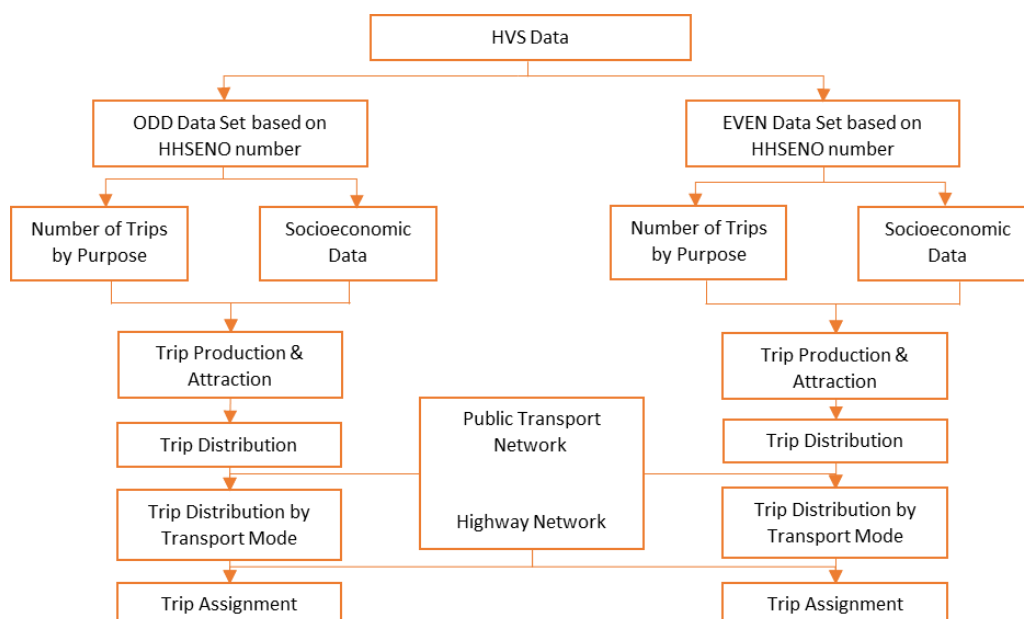


図 7 2つのデータセットのための移動需要予測プロセス

1.2.2 奇数偶数データセットの作成

SITRAMP HVS データから世帯番号 (HHSENO) 属性に基づいて、2 つのデータセットを作成した。分割は奇数(Even Dataset)と偶数(Odd Dataset)により行われる。HHSENO を使用する理由は、HVS 調査において均等に分散した場所のデータを手に入れようとしたとき、うまくいけば他の属性とともに手に入れられると考えられたためである。社会経済データは、社会経済的属性を含む個人および世帯 HVS データから得られた。そして、このデータを 2 つのデータセットに分割したので、2 つのデータセットを拡張係数で拡張した後、最後にデータ量を返すために 2 つのデータセットを再度 2 で掛ける必要がある。

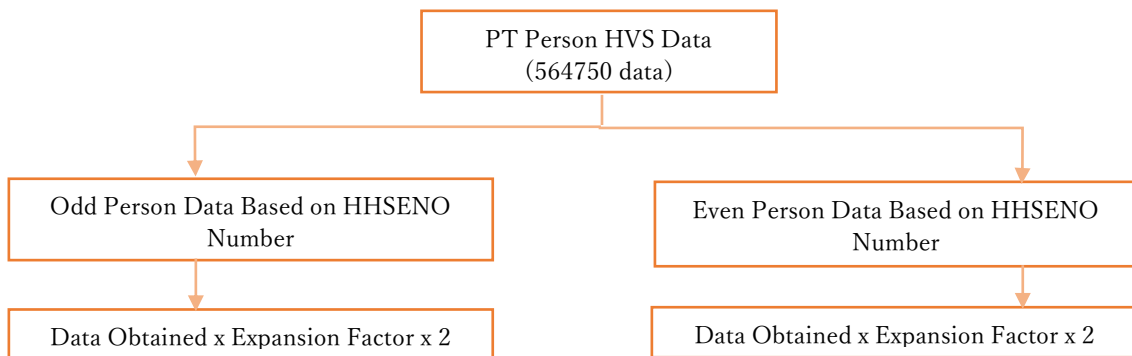


図 8 SITRAMP パーソンデータの 2 つのデータセットへの分割

表 14 奇数と偶数番号の社会経済データの比較

	SITRAMP (DATA)	Set ODD	Set EVEN	Set SITRAMP	Set ODD	Set EVEN	Set SITRAMP
INCL	9,169,396	9,802,918	9,847,548	9,825,233	1.07	1.07	1.07
INCM	9,234,140	8,241,568	8,217,334	8,229,451	0.89	0.89	0.89
INCH	1,467,822	1,052,842	1,076,287	1,064,564	0.72	0.73	0.73
POP	19,871,346	19,097,328	19,141,169	19,119,249	0.96	0.96	0.96
EMPL	2,915,893	3,525,322	3,540,262	3,532,792	1.21	1.21	1.21
EMPM	3,511,402	3,490,845	3,477,792	3,484,318	0.99	0.99	0.99
EMPH	617,110	493,606	492,691	493,149	0.80	0.80	0.80
EMP_T	7,044,406	7,509,773	7,510,745	7,510,259	1.07	1.07	1.07
STUL	2,261,531	2,685,525	2,709,808	2,697,666	1.19	1.20	1.19
STUM	2,638,978	2,521,877	2,541,366	2,531,621	0.96	0.96	0.96
STUH	438,996	341,342	352,703	347,022	0.78	0.80	0.79
STU_T	5,339,496	5,548,744	5,603,876	5,576,310	1.04	1.05	1.04
SCHL	2,265,121	2,677,573	2,701,628	2,689,600	1.18	1.19	1.19
SCHM	2,657,211	2,515,909	2,534,810	2,525,359	0.95	0.95	0.95
SCHH	441,154	340,613	351,260	345,937	0.77	0.80	0.78
SCH_T	5,363,483	5,534,095	5,587,698	5,560,896	1.03	1.04	1.04
JOB1L	244,930	248,527	253,799	243,255	1.01	1.04	0.99
JOB2L	488,702	605,784	605,182	606,386	1.24	1.24	1.24
JOB3L	1,407,758	1,538,816	1,545,902	1,545,902	1.09	1.10	1.10
JOB1M	90,868	68,107	63,997	66,052	0.75	0.70	0.73
JOB2M	589,298	681,367	674,455	677,911	1.16	1.14	1.15
JOB3M	2,228,455	2,044,195	2,060,418	2,027,972	0.92	0.92	0.91
JOB1H	28,038	21,920	24,954	23,193	0.78	0.89	0.83
JOB2H	65,654	64,002	65,500	65,500	0.97	1.00	1.00
JOB3H	429,412	374,867	377,978	376,423	0.87	0.88	0.88
JOB1_T	363,831	346,818	352,765	349,792	0.95	0.97	0.96
JOB2_T	1,143,652	1,309,744	1,298,957	1,304,351	1.15	1.14	1.14
JOB3_T	4,065,649	3,880,517	3,824,373	3,852,445	0.95	0.94	0.95
JOB_T	5,573,133	5,996,482	5,963,344	5,979,913	0.95	1.07	1.07

特記事項 :

INCL : Low-income population

INCM : Middle-income population

INCH : High-income population

EMPL : Number of low-income workers at residential place

EMPM : Number of middle-income workers at residential place

EMPH : Number of high-income workers at residential place

EMPT : Total number of workers at residential place

- STUL : Number of low-income student at residential place
- STUM : Number of middle-income student at residential place
- STUH : Number of high-income student at residential place
- STUT : Total number of student at residential place
- JOB1L : Number of low-income workers in the primary sector at working place
- JOB2L : Number of low-income workers in the secondary sector at working place
- JOB3L : Number of low-income workers in the tertiary sector at working place
- JOB1M : Number of middle-income workers in the primary sector at working place
- JOB2M : Number of middle-income workers in the secondary sector at working place
- JOB3M : Number of middle-income workers in the tertiary sector at working place
- JOB1H : Number of high-income workers in the primary sector at working place
- JOB2H : Number of high-income workers in the secondary sector at working place
- JOB3H : Number of high-income workers in the tertiary sector at working place
- SCHL : Number of low-income students at school place
- SCHM : Number of middle-income students at school place
- SCHH : Number of high-income students at school place

1.2.3 SITRAMP HVS データのトリップデータ分割

トリップデータを世帯配列番号 (HHSENO) によって設定された奇数および偶数の 2 つのデータに分割するため同様のプロセスが行われた。その後、2 つのデータセットは拡大係数を使用して合計値と一致させる。

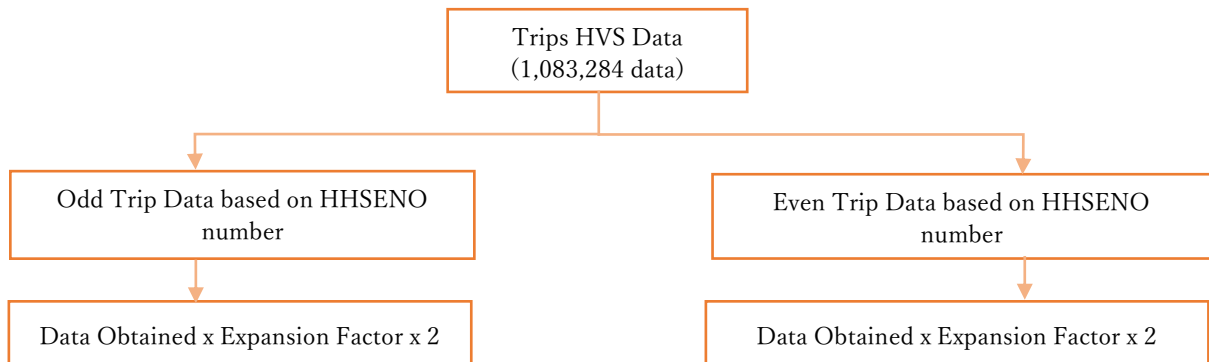


図 5.1 SITRAMP トリップデータの 2 つのデータセットへの分割

1.2.4 ネットワークデータ

調査ネットワークは、道路（高速道路）ネットワークと公共交通ネットワークからなる SITRAMP 由来の電算化されたネットワークである。この研究で使用したネットワークは、基準年次シナリオ SITRAMP 2002 モデルのネットワークを用いた。

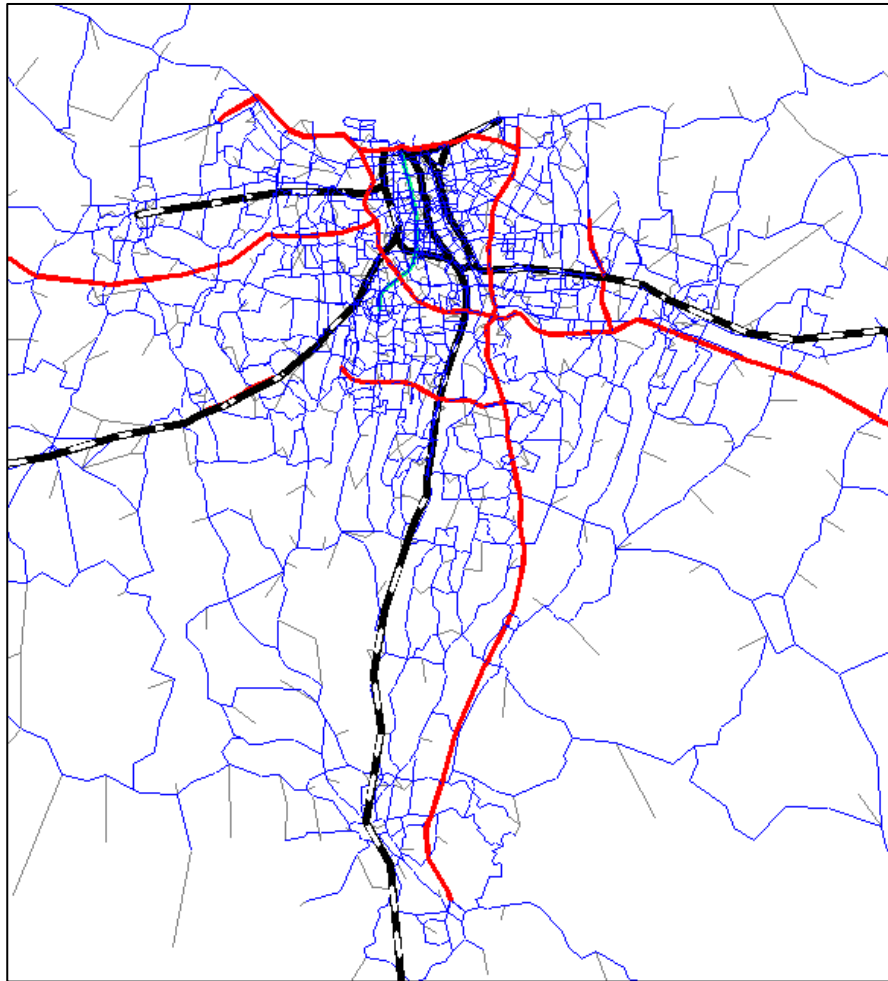


図 9 基準年次シナリオ SITRAMP 2002 モデルにおける高速道路ネットワーク

1.2.5 サンプル数縮減の検証

(1) トリップ生成モデル

トリップ生成は、4 段階モデリングにおける第 1 ステップで、以降の作業におけるフレームを設定するための重要な手順である。トリップ生成は、調査地域で生成されたトリップ数のコントロールトータル値を生成する。トリップ目的は、SITRAMP 調査と同様、8 つのホームベーストリップに分けた。

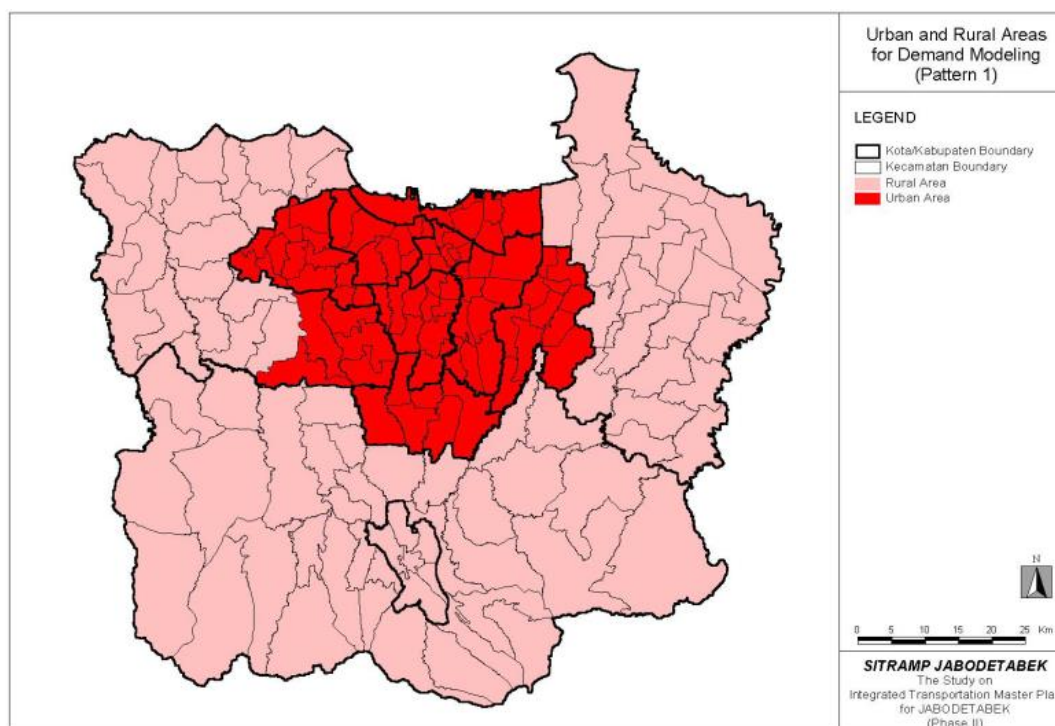
表 15 トリップの目的 (ホームベース)

8 Trip Purposes	5 Trip Purposes
Home to Work	Home-Based Work (HBW)
Work to Home	
Home to School	Home-Based School (HBS)
School to Home	
Home to Others	Home-Based Others (HBO)
Others to Home	
Non-Home-Based Business	(NHBB)
Non-Home-Based-Other	(NHBO)

(2) トリップ発生集中モデル

1) 都市地域と地方地域

分析は、3つの所得グループと都市と地方の地域にサンプルを区別することにより、行われる。調査地域は、Kecamatan 地域と一連の地域レベルの人口密度により、都市と地方地域に区別される。



Source: SITRAMP report

図 10 都市地域と地方地域

2) モデリングのゾーンパラメータ

本研究において、トリップ発生集中モデルのための解釈上の変数として使用されるゾーンパラメータは以下のとおりである。

- 人口(所得レベル別)
- 居住地の従業員数(所得レベル別)
- 居住地の学生数(所得レベル別)
- 職場での従業員(所得レベルと産業部門別)
- 通学先の学生数(所得レベル別)

さらに、調査サンプルは、低所得(15,000 以下/月)、中所得(15,000~40,000/月)、高所得(40,000 以上/月)の3つの所得レベルに区別された。

3) トリップ発生集中モデル

前述したように、8つのホームベーストリップの目的のうち、調査対象は2つの地域レベル（都市/地方）と3つの所得レベルに区別される。各モデルについて、相関係数、自由度調整済みの決定係数、標準誤差、および推定式を表に示す。2つのデータセットがあるため、それぞれの社会経済データとトリップデータを使用して、2組の発生集中モデルがある。

表 16 トリップ目的別のトリップ発生集中モデル 奇数データセット(都市地域)

Trip Purpose	Model	Income Group	Estimated Equation	Corr. Coeff.	Adjs. R2	Std. Error
H-W Home to Work	Production	Low	0.71 x EMPL 145.17	0.99	0.99	726.75
H-W Home to Work	Production	Middle	0.79 x EMPM 238.00	1.00	0.99	791.01
H-W Home to Work	Production	High	0.78 x EMPH 135.30	0.99	0.98	275.63
H-W Home to Work	Attraction	Low	1.55 x JOB1L + 1.07 x JOB2L + 0.92 x JOB3L + 183.25 7.43 58.62 81.54 2.60	0.98	0.98	559.13
H-W Home to Work	Attraction	Middle	0.99 x JOB1M + 1.03 x JOB2M + 0.94 x JOB3M + 121.12 5.56 83.78 168.70 1.91	1.00	0.99	275.19
H-W Home to Work	Attraction	High	1.02 x JOB2H + 0.79 x JOB3H 5.20 13.60	0.99	0.99	231.71
H-S Home to School	Production	Low	0.95 x STUL 387.58	1.00	0.99	275.19
H-S Home to School	Production	Middle	0.93 x STUM 320.51	1.00	0.99	523.11
H-S Home to School	Production	High	0.91 x STUH 200.20	0.99	0.99	165.19
H-S Home to School	Attraction	Low	0.95 x SCHL 358.24	1.00	0.99	297.86
H-S Home to School	Attraction	Middle	0.92 x SCHM 260.31	1.00	0.99	658.01
H-S Home to School	Attraction	High	0.88 x SCHH 143.17	0.99	0.99	218.39
H-O Home to Others	Production	Low	0.46 x INCL 59.99	0.95	0.94	3,073.60
H-O Home to Others	Production	Middle	0.39 x INCM 68.48	0.96	0.95	3,240.43
H-O Home to Others	Production	High	0.32 x INCH 48.99	0.62	0.69	4,789.78
H-O Home to Others	Attraction	Low	0.15 x JOB3 + 0.14 x POP 4.98 19.99	0.70	0.69	4,228.33
H-O Home to Others	Attraction	Middle	0.28 x JOB3 + 0.15 x POP 9.65 24.48	0.90	0.90	4,789.78
H-O Home to Others	Attraction	High	0.08 x JOB3 + 13.66	0.81	0.80	965.86
NH-BB Double Sample	Production & Attraction	Low	0.17 x JOB3L + 386.16 14.81 5.48	0.52	0.52	584.71
NH-BB Double Sample	Production & Attraction	Middle	0.06 x JOB2M + 0.13 x JOB3M + 228.26 5.34 27.49 3.95	0.80	0.80	521.11
NH-BB Double Sample	Production & Attraction	High	0.21 x JOB2H + 0.21 x JOB3H + 36.92 3.30 20.82 1.63	0.75	0.74	240.35
NH-BO Double Sample	Production & Attraction	Low	0.14 x JOB3 11.73	0.40	0.40	1,719.86
NH-BO Double Sample	Production & Attraction	Middle	0.45 x JOB3 24.07	0.74	0.74	2,669.00
NHBO Double Sample	Production & Attraction	High	0.12 x JOB3 31.17	0.83	0.82	849.34

表 17 トリップ目的別のトリップ発生集中モデル 奇数データセット(都市地域)

Trip Purpose	Model	Income Group	Estimated Equation	Corr. Coeff.	Adjs. R2	Std. Error
H-W Home to Work	Production	Low	0.69 x EMPL 71.8	0.98	0.97	1,716.37
H-W Home to Work	Production	Middle	0.79 x EMPM 99.5	0.99	0.98	744.10
H-W Home to Work	Production	High	0.70 x EMPH 42.7	0.93	0.93	111.13
H-W Home to Work	Attraction	Low	1.22 x JOB1L + 0.99 x JOB2L + 0.94 x JOB3L + 363.37 24.6 38.94 39.15 2.43	0.98	0.98	1,004.71
H-W Home to Work	Attraction	Middle	0.95 x JOB1M + 0.98 x JOB2M + 0.89 x JOB3M + 92.38 7.9 110.95 60.66 2.00	1.00	0.98	414.10
H-W Home to Work	Attraction	High	0.97 x JOB2H + 0.94 x JOB3H + 0.56 43.8 36.82 0.09	0.98	0.98	65.25
H-S Home to School	Production	Low	0.94 x STUL 318.4	1.00	0.99	414.10
H-S Home to School	Production	Middle	0.87 x STUM 35.6	0.91	0.90	1,692.65
H-S Home to School	Production	High	0.81 x STUH 14.9	0.63	0.62	261.79
H-S Home to School	Attraction	Low	0.94 x SCHL 344.2	1.00	0.99	384.15
H-S Home to School	Attraction	Middle	0.93 x SCHM 263.5	1.00	0.99	239.96
H-S Home to School	Attraction	High	0.92 x SCHH 131.7	0.99	0.98	37.10
H-O Home to Others	Production	Low	0.21 x INCL 19.7	0.75	0.74	5,457.52
H-O Home to Others	Production	Middle	0.21 x INCM 31.9	0.89	0.88	1,425.51
H-O Home to Others	Production	High	0.26 x INCH 27.8	0.86	0.82	1,903.25
H-O Home to Others	Attraction	Low	0.80 x JOB3 + 0.07 x POP 8.8 6.10	0.83	0.82	4,710.70
H-O Home to Others	Attraction	Middle	0.49 x JOB3 + 0.01 x POP 13.4 2.08	0.84	0.84	1,903.25
H-O Home to Others	Attraction	High	0.04 x JOB3 17.1	0.69	0.68	205.34
NH-BB Double Sample	Production & Attraction	Low	0.19 x JOB3L + 597.12 13.0 6.95	0.57	0.56	694.46
NH-BB Double Sample	Production & Attraction	Middle	0.06 x JOB2M + 0.09 x JOB3M + 50.32 11.2 10.58 1.91	0.77	0.77	233.66
NH-BB Double Sample	Production & Attraction	High	0.19 x JOB2H + 0.14 x JOB3H + -4.43 7.4 4.57 -0.59	0.52	0.51	76.42
NH-BO Double Sample	Production & Attraction	Low	0.12 x JOB3 18.6	0.73	0.72	580.41
NH-BO Double Sample	Production & Attraction	Middle	0.13 x JOB3 18.7	0.73	0.72	637.09
NHBO Double Sample	Production & Attraction	High	0.02 x JOB3 12.7	0.55	0.55	163.83

表 18 トリップ目的別のトリップ発生集中モデル 偶数データセット(都市地域)

Trip Purpose	Model	Income Group	Estimated Equation	Corr. Coeff.	Adjs. R2	Std. Error
H-W Home to Work	Production	Low	0.73 x EMPL 145.58	0.99	0.99	738.60
H-W Home to Work	Production	Middle	0.82 x EMPM 220.23	1.00	0.99	882.41
H-W Home to Work	Production	High	0.62 x EMPH 73.10	0.96	0.96	409.64
H-W Home to Work	Attraction	Low	1.64 x JOB1L + 1.04 x JOB2L + 0.92 x JOB3L + 257.60 10.81 63.35 88.89 4.11	0.99	0.99	497.98
H-W Home to Work	Attraction	Middle	1.09 x JOB1M + 1.03 x JOB2M + 0.95 x JOB3M + 140.79 8.23 92.11 190.18 2.48	1.00	0.99	250.89
H-W Home to Work	Attraction	High	1.30 x JOB2H + 0.90 x JOB3H 5.31 14.00	0.99	0.99	251.83
H-S Home to School	Production	Low	0.95 x STUL 427.78	1.00	0.99	250.89
H-S Home to School	Production	Middle	0.97 x STUM 296.94	1.00	0.99	589.70
H-S Home to School	Production	High	0.71 x STUH 77.87	0.97	0.96	332.27
H-S Home to School	Attraction	Low	0.95 x SCHL 373.36	1.00	0.99	287.40
H-S Home to School	Attraction	Middle	0.96 x SCHM 274.11	1.00	0.99	651.79
H-S Home to School	Attraction	High	0.71 x SCHH 79.77	0.97	0.96	319.04
H-O Home to Others	Production	Low	0.45 x INCL 55.42	0.94	0.93	3,306.04
H-O Home to Others	Production	Middle	0.40 x INCM 71.61	0.96	0.96	3,193.98
H-O Home to Others	Production	High	0.25 x INCH 34.31	0.85	0.69	5,090.03
H-O Home to Others	Attraction	Low	0.18 x JOB3 + 0.14 x POP 5.57 19.33	0.69	0.69	4,390.66
H-O Home to Others	Attraction	Middle	0.28 x JOB3 + 0.16 x POP 8.70 23.82	0.90	0.89	5,090.03
H-O Home to Others	Attraction	High	0.06 x JOB3 + 10.16	0.74	0.74	972.67
NH-BB Double Sample	Production & Attraction	Low	0.14 x JOB3L + 117.50 15.87 2.24	0.55	0.55	434.35
NH-BB Double Sample	Production & Attraction	Middle	0.07 x JOB2M + 0.17 x JOB3M + -16.74 5.78 33.64 -0.27	0.85	0.85	553.49
NH-BB Double Sample	Production & Attraction	High	0.00 x JOB2H + 0.20 x JOB3H + 8.42 0.04 20.91 0.39	0.72	0.72	228.62
NH-BO Double Sample	Production & Attraction	Low	0.12 x JOB3 13.19	0.46	0.46	1,224.82
NH-BO Double Sample	Production & Attraction	Middle	0.39 x JOB3 30.10	0.82	0.82	1,814.29
NHBO Double Sample	Production & Attraction	High	0.09 x JOB3 21.34	0.69	0.69	915.19

表 19 トリップ目的別のトリップ発生集中モデル 奇数データセット(地方地域)

Trip Purpose	Model	Income Group	Estimated Equation	Corr. Coeff.	Adjs. R2	Std. Error
H-W Home to Work	Production	Low	0.70 x EMPL 64.2	0.97	0.96	1,947.10
H-W Home to Work	Production	Middle	0.79 x EMPM 66.2	0.97	0.96	1,121.84
H-W Home to Work	Production	High	0.53 x EMPH 17.7	0.71	0.70	202.22
H-W Home to Work	Attraction	Low	1.40 x JOB1L + 1.05 x JOB2L + 0.90 x JOB3L + 131.27 18.5 27.02 24.72 0.58	0.95	0.95	1,531.97
H-W Home to Work	Attraction	Middle	0.51 x JOB1M + 1.03 x JOB2M + 0.90 x JOB3M + 145.50 1.9 50.93 26.81 1.38	0.98	0.76	436.88
H-W Home to Work	Attraction	High	0.83 x JOB2H + 0.44 x JOB3H + 53.23 13.7 6.25 3.02	0.76	0.76	178.77
H-S Home to School	Production	Low	0.95 x STUL 305.9	1.00	0.99	436.88
H-S Home to School	Production	Middle	0.93 x STUM 269.5	1.00	0.99	236.25
H-S Home to School	Production	High	0.90 x STUH 97.5	0.99	0.98	45.88
H-S Home to School	Attraction	Low	0.95 x SCHL 322.8	1.00	0.99	415.35
H-S Home to School	Attraction	Middle	0.94 x SCHM 259.0	1.00	0.99	250.24
H-S Home to School	Attraction	High	0.91 x SCHH 93.2	0.99	0.98	45.95
H-O Home to Others	Production	Low	0.21 x INCL 20.3	0.76	0.75	5,359.32
H-O Home to Others	Production	Middle	0.21 x INCM 28.3	0.86	0.85	1,601.29
H-O Home to Others	Production	High	0.28 x INCH 23.4	0.81	0.83	1,911.04
H-O Home to Others	Attraction	Low	0.83 x JOB3 + 0.07 x POP 9.4 6.08	0.84	0.83	4,587.50
H-O Home to Others	Attraction	Middle	0.51 x JOB3 + 0.01 x POP 13.9 1.40	0.84	0.84	1,911.04
H-O Home to Others	Attraction	High	0.04 x JOB3 15.3	0.64	0.63	211.86
NH-BB Double Sample	Production & Attraction	Low	0.20 x JOB3L + 598.56 13.0 6.84	0.57	0.56	707.92
NH-BB Double Sample	Production & Attraction	Middle	0.03 x JOB2M + 0.11 x JOB3M + 71.22 4.9 12.90 2.81	0.71	0.71	225.20
NH-BB Double Sample	Production & Attraction	High	0.05 x JOB2H + 0.12 x JOB3H + 13.48 2.3 4.85 2.09	0.29	0.28	65.45
NH-BO Double Sample	Production & Attraction	Low	0.12 x JOB3 21.0	0.77	0.76	523.41
NH-BO Double Sample	Production & Attraction	Middle	0.14 x JOB3 17.8	0.71	0.70	738.77
NHBO Double Sample	Production & Attraction	High	0.01 x JOB3 9.4	0.41	0.40	134.50

表 20 帰宅目的のトリップ発生集中モデル 奇数データセット(都市地域)

Purpose	Data 1	Parameter	Unit
Work to Home	(trips)		
Low Income	1,190,567	0.96	x Trip attraction (Home to Work)
Middle Income	1,913,525	0.89	x Trip attraction (Home to Work)
High Income	295,605	0.85	x Trip attraction (Home to Work)
School to Home	(trips)		
Low Income	1,195,646	0.95	x Trip attraction (Home to School)
Middle Income	1,701,341	0.92	x Trip attraction (Home to School)
High Income	249,287	0.86	x Trip attraction (Home to School)
Others to Home	(trips)		
Low Income	2,088,752	0.96	x Trip attraction (Home to Others)
Middle Income	2,637,454	1.05	x Trip attraction (Home to Others)
High Income	375,791	1.14	x Trip attraction (Home to Others)

表 21 帰宅目的のトリップ発生集中モデル 奇数データセット(地方地域)

Purpose	Data 1	Parameter	Unit
Work to Home	(trips)		
Low Income	1,067,029	0.87	x Trip attraction (Home to Work)
Middle Income	528,969	0.92	x Trip attraction (Home to Work)
High Income	27,744	1.16	x Trip attraction (Home to Work)
School to Home	(trips)		
Low Income	1,279,917	0.99	x Trip attraction (Home to School)
Middle Income	486,525	0.97	x Trip attraction (Home to School)
High Income	24,932	1.02	x Trip attraction (Home to School)
Others to Home	(trips)		
Low Income	854,634	0.98	x Trip attraction (Home to Others)
Middle Income	350,651	1.08	x Trip attraction (Home to Others)
High Income	22,171	1.19	x Trip attraction (Home to Others)

表 22 帰宅目的のトリップ発生集中モデル 偶数データセット(都市地域)

Purpose	Data 1	Parameter	Unit
Work to Home	(trips)		
Low Income	1,117,400	0.85	x Trip attraction (Home to Work)
Middle Income	1,901,904	0.88	x Trip attraction (Home to Work)
High Income	302,628	0.89	x Trip attraction (Home to Work)
School to Home	(trips)		
Low Income	1,185,518	0.94	x Trip attraction (Home to School)
Middle Income	1,692,262	0.91	x Trip attraction (Home to School)
High Income	250,808	0.87	x Trip attraction (Home to School)
Others to Home	(trips)		
Low Income	2,107,972	0.98	x Trip attraction (Home to Others)
Middle Income	2,676,054	1.08	x Trip attraction (Home to Others)
High Income	383,403	1.19	x Trip attraction (Home to Others)

表 23 帰宅目的のトリップ発生集中モデル 偶数データセット(地方地域)

Purpose	Data 1	Parameter	Unit
Work to Home	(trips)		
Low Income	1,147,621	1.01	x Trip attraction (Home to Work)
Middle Income	551,981	0.99	x Trip attraction (Home to Work)
High Income	22,831	0.75	x Trip attraction (Home to Work)
School to Home	(trips)		
Low Income	1,295,594	1.01	x Trip attraction (Home to School)
Middle Income	498,953	1.01	x Trip attraction (Home to School)
High Income	23,485	0.90	x Trip attraction (Home to School)
Others to Home	(trips)		
Low Income	856,502	0.85	x Trip attraction (Home to Others)
Middle Income	334,341	0.90	x Trip attraction (Home to Others)
High Income	18,417	0.86	x Trip attraction (Home to Others)

発生・集中モデルでは、高所得世帯のトリップ生成量は、データの制限により他の世帯所得グループに比べて、R 値が小さくなっていることがわかる。また、奇数と偶数データセットの目的別トリップ数は観測データから計算され、合成データと比較すると、下表に示すように、合成データと観測データの比は 0.91 から 1.22 までとなる。

表 24 目的別トリップ数の比較

Home Based Trip Purpose	No. of Observed Trips ('000)		SITRAMP ('000)	No. of Synthesized Trips ('000)		Synthesized/Observed	
	Odd Dataset	Even Dataset		Odd Dataset	Even Dataset	Odd Dataset	Even Dataset
Home to Work	5,561	5,553	5,607	5,616	5,649	1.01	1.02
Work to Home	5,023	5,008	5,082	5,072	5,101	1.01	1.02
Home to School	5,214	5,263	5,301	5,174	5,272	0.99	1.00
School to Home	4,938	4,983	5,031	4,896	5,014	0.99	1.01
Home to Others	6,425	6,493	6,518	6,462	6,478	1.01	1.00
Others to Home	6,329	6,388	6,461	6,360	6,371	1.00	1.00
NHBB	867	874	911	787	829	0.91	0.95
NHBO	2,373	2,384	2,414	2,902	2,374	1.22	1.00
Total	36,731	36,946	37,330	37,269	37,089	101.46%	100.39%

表 25 目的別トリップ数の交差検証

Home Based Trip Purpose	No. of Observed Trips ('000)		No. of Synthesized Trips ('000)		Cross Validation Synthesized/Observed	
	Odd Dataset	Even Dataset	Odd Dataset	Even Dataset	Odd Syn/Even Obs	Even Syn/Odd Obs
Home to Work	5,561	5,553	5,616	5,649	1.01	1.02
Work to Home	5,023	5,008	5,072	5,101	1.01	1.02
Home to School	5,214	5,263	5,174	5,272	0.98	1.01
School to Home	4,938	4,983	4,896	5,014	0.98	1.02
Home to Others	6,425	6,493	6,462	6,478	1.00	1.01
Others to Home	6,329	6,388	6,360	6,371	1.00	1.01
NHBB	867	874	787	829	0.90	0.96
NHBO	2,373	2,384	2,902	2,374	1.22	1.00
Total	36,731	36,946	37,269	37,089	100.87%	100.97%

(3) トリップ分布モデル

1) 基本概念

一般的に、トリップ分布モデルは重力モデルか現在パターンモデルの 2 つの方法により実施される。全ての目的におけるパーソントリップと自動車トリップの OD は、都市交通分析においては、人々が一日以内に自宅へと帰ることがほとんどのため、域外トリップを除いて、たいてい対称的なパターンとなるが、貨物トリップの分布は対称的にはならない。この2つのタイプのトリップは供給側の集中と、需要側の発生に相関を持ち、それらは移動コストと時間によって説明される。本調査では、この相関性が将来的に適用されると仮定し、人々はより近いところで働くことができ、貨物はより近くの場所に運ぶという前提を置いて分布交通量を推定する。

2) トリップ分布モデル構築結果

移動の分担に関してより正確な表現を可能にするために、基本年次のパーソントリップ OD マトリックスを所得階層（低所得、中所得、高所得層）とトリップの目的別にグループ分けして、階層化した。トリップの目的は 5 つに区別され、以下とした。

- Home-based work (home-to-work トリップと work-to-home トリップから成る)
- Home-based school (home-to-school トリップと school-to-home トリップから成る)
- Home-based others (home-to-others トリップと others-to-home トリップから成る)
- Non-home-based business トリップ
- Non-home-based others トリップ

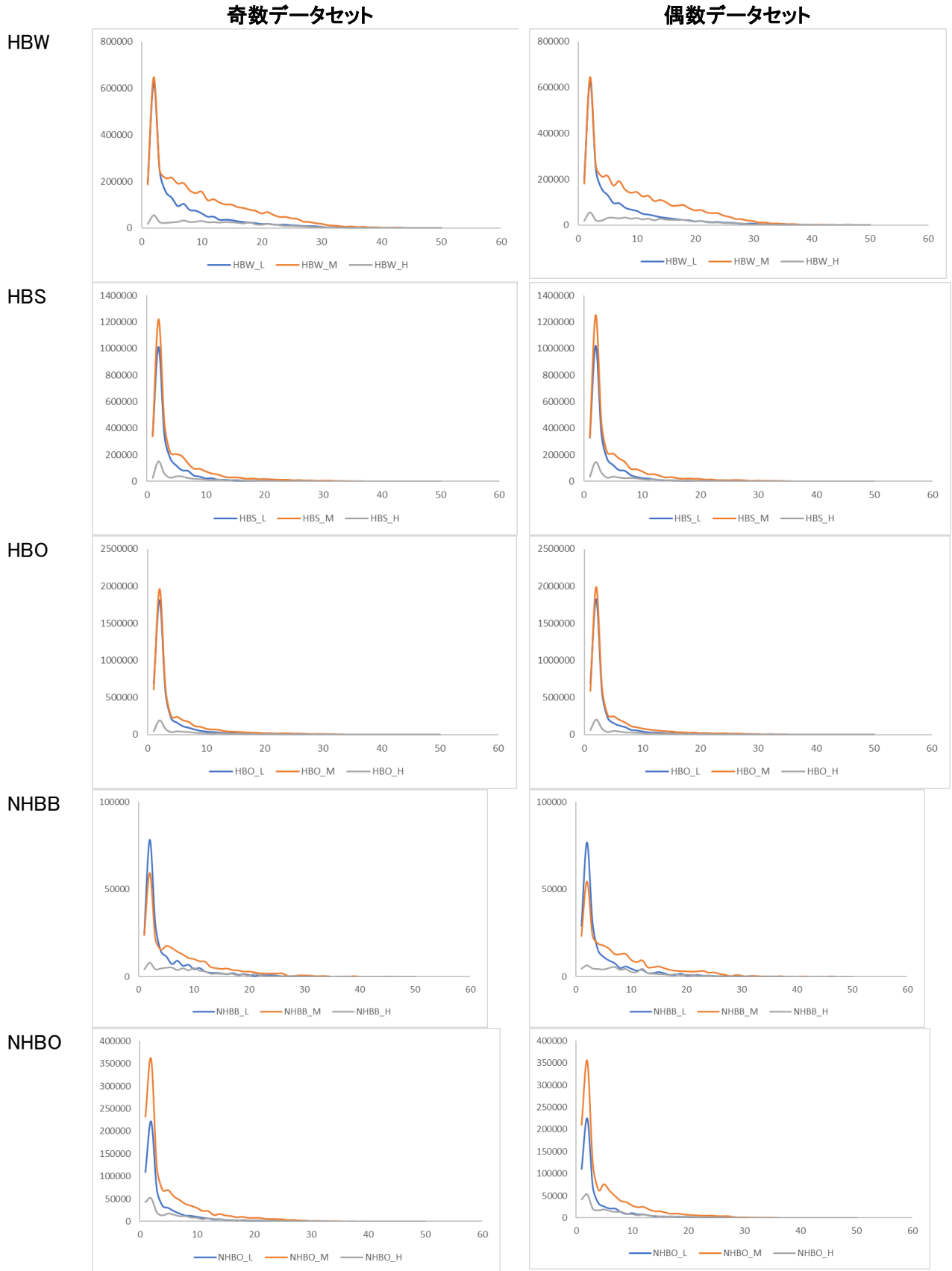


図 11 DKI + 3 Kota における TLFD 奇数と偶数データセット

3) 地域間ブロック OD 表の奇数及び偶数データセットの比較

下の表は奇数データセットと偶数データセットの挙動の比較を示す。

表 26 Jabodetabek 偶数及び奇数データセットの挙動

(number of trips in thousand)

Region	Odd Data Set					Even Data Set				
	DKI Jakarta	Tangerang	Depok & Bogor	Bekasi	Total	DKI Jakarta	Tangerang	Depok & Bogor	Bekasi	Total
DKI Jakarta	16,814	493	388	477	18,173	16,484	555	515	569	18,122
Tangerang	502	5,206	57	16	5,781	560	5,135	57	17	5,770
Depok & Bogor	399	59	7,378	48	7,885	523	59	7,178	48	7,808
Bekasi	483	17	50	4,880	5,430	574	18	50	4,747	5,389
Total	18,198	5,776	7,874	5,422	37,269	18,142	5,766	7,799	5,382	37,089

表 27 Jabodetabek 偶数及び奇数データセットの交差検証における挙動

Region	Odd Syn/Even Obs					Even Syn/Odd Obs				
	DKI Jakarta	Tangerang	Depok & Bogor	Bekasi	Total	DKI Jakarta	Tangerang	Depok & Bogor	Bekasi	Total
DKI Jakarta	1.03	0.89	0.81	0.85	1.01	1.01	1.02	1.03	1.02	1.01
Tangerang	0.90	1.02	0.99	1.02	1.01	1.02	1.01	1.03	1.05	1.01
Depok & Bogor	0.81	1.01	1.02	1.02	1.00	1.03	1.02	1.00	1.00	1.00
Bekasi	0.85	0.98	1.00	1.02	1.00	1.01	1.05	0.99	0.99	1.00

表 28 SITRAMP 奇数データセットとフルデータの比較

Kota/ Kabupaten	DKI Jakarta	Kota Tangerang	Kab Tangerang	Kota Depok	Kota Bogor	Kab Bogor	Kota Bekasi	Kab Bekasi
DKI Jakarta	1.03	0.92	0.87	0.79	0.84	0.75	0.87	0.71
Kota Tangerang	0.92	1.03	1.00	1.13	1.05	1.22	1.03	1.03
Kab Tangerang	0.88	1.00	1.02	0.95	1.17	0.96	0.90	1.01
Kota Depok	0.79	1.10	0.95	1.07	1.01	1.01	1.06	1.16
Kota Bogor	0.88	0.97	1.21	1.00	1.04	1.01	0.94	1.17
Kab Bogor	0.77	1.17	1.00	1.01	1.01	1.02	0.96	0.94
Kota Bekasi	0.87	0.97	0.96	1.04	0.95	0.99	1.04	1.02
Kab Bekasi	0.71	1.07	1.03	1.13	1.10	0.97	1.02	1.03

表 29 偶数データセットとフルデータの比較

Kota/ Kabupaten	DKI Jakarta	Kota Tangerang	Kab Tangerang	Kota Depok	Kota Bogor	Kab Bogor	Kota Bekasi	Kab Bekasi
DKI Jakarta	1.01	1.00	1.01	1.03	1.02	1.04	1.01	1.00
Kota Tangerang	1.00	1.01	1.02	0.87	0.97	0.81	0.96	0.99
Kab Tangerang	1.01	1.02	1.01	1.06	0.85	1.06	1.11	1.02
Kota Depok	1.03	0.92	1.07	1.00	1.02	1.01	0.96	0.86
Kota Bogor	1.02	1.05	0.82	1.02	0.99	1.02	1.09	0.86
Kab Bogor	1.05	0.86	1.03	1.01	1.02	1.01	1.05	1.07
Kota Bekasi	1.01	1.02	1.05	0.98	1.04	1.03	1.01	1.00
Kab Bekasi	1.00	0.94	0.99	0.88	0.92	1.05	1.00	1.01

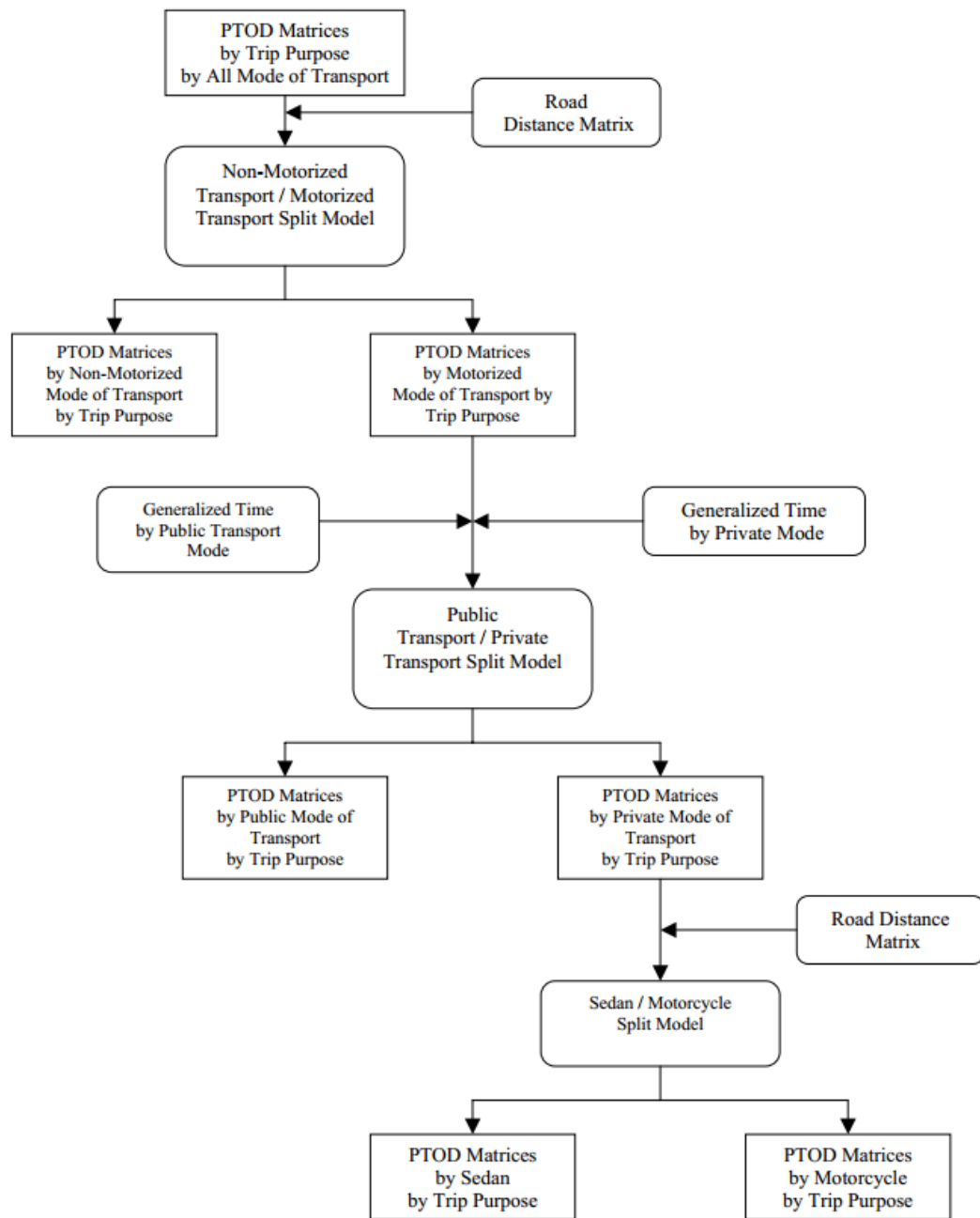
地域ブロックに分けた OD マトリックスを奇数データセット及び偶数データセットと SITRAMP の偶数奇数データセット合わせたフルデータセットを比較した。その結果、いくつかの OD で相違点があるが、ほとんどのトリップは 45%トリップを示すジャカルタ域内トリップのみであり、都市間/地域間トリップは都心/地域内トリップに比べて比較的小さい傾向となった。多くの場合、サンプル数半数のデータセットによるトリップ分布で最も影響を受けるのは、小さなトリップのあるゾーンであり、大きなトリップのゾーンはそれほど大きな影響を受けない傾向となっている。

(4) 交通手段選択モデル

1) 基本概念

一般に、交通モード選択に影響する要因は、(i)発生需要の特性として所得グループ、(ii)旅行特性として、トリップの目的及び地理的位置、(iii)輸送施設として移動時間(乗り物内における待機及びアクセス時間)やコストなどといった量的要因の 3 つが関係する。このため、観測されたパーソントリップデータを用いて、ゾーン間インピーダンスを算出し、それによる多段階のバイナリチョイスによるモデルを適用している(図 12参照)。具体的には以下の選択モデルを実施する。

- 非動力交通モード対動力交通モード:距離に応じて算出
- 公共交通モード対私的交通モード:一般化時間に応じて算出
- モーターサイクル対自動車:走行距離に応じて算出



Source: SITRAMP report

図 12 SITRAMP 交通手段分担モデル構造

2) 奇数及び偶数データセットを用いた交通手段選択モデル

ゾーン間インピーダンスは、道路と公共交通分担のシミュレーション結果から算出したそれぞれの所得グループごとの一般化時間を計算しており、乗り物のアクセス、イグレス、待機時間及び、公共交通運賃といった要因を含んでいる。転換曲線は、縦軸にモード分担率を、横軸に最短距離または道路/公共交通の一般化時間比率によって描かれており、下図のような曲線となる。

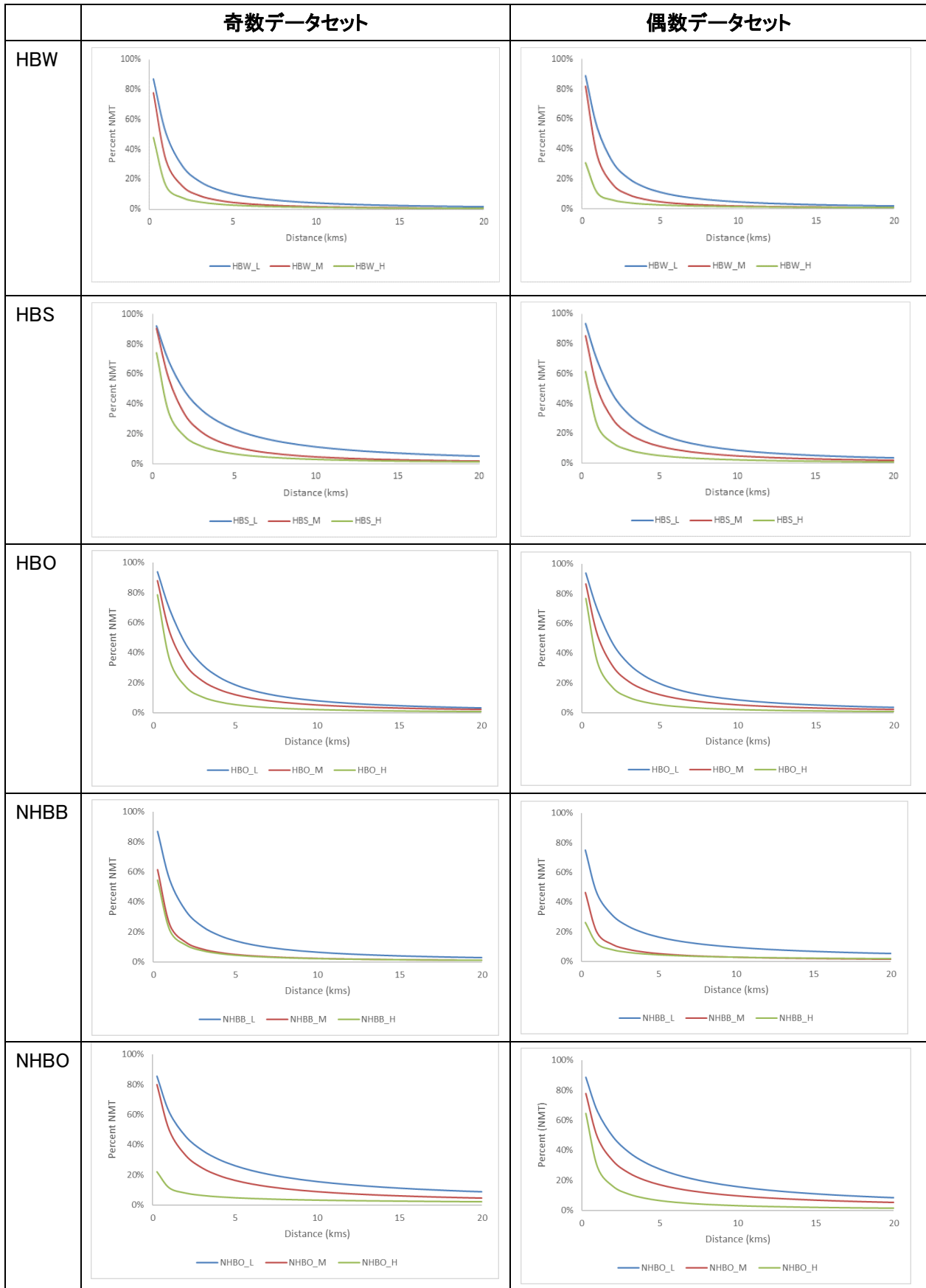


図 13 DKI + 3 Kota における非動力化交通モードと動力化交通モードの転換曲線

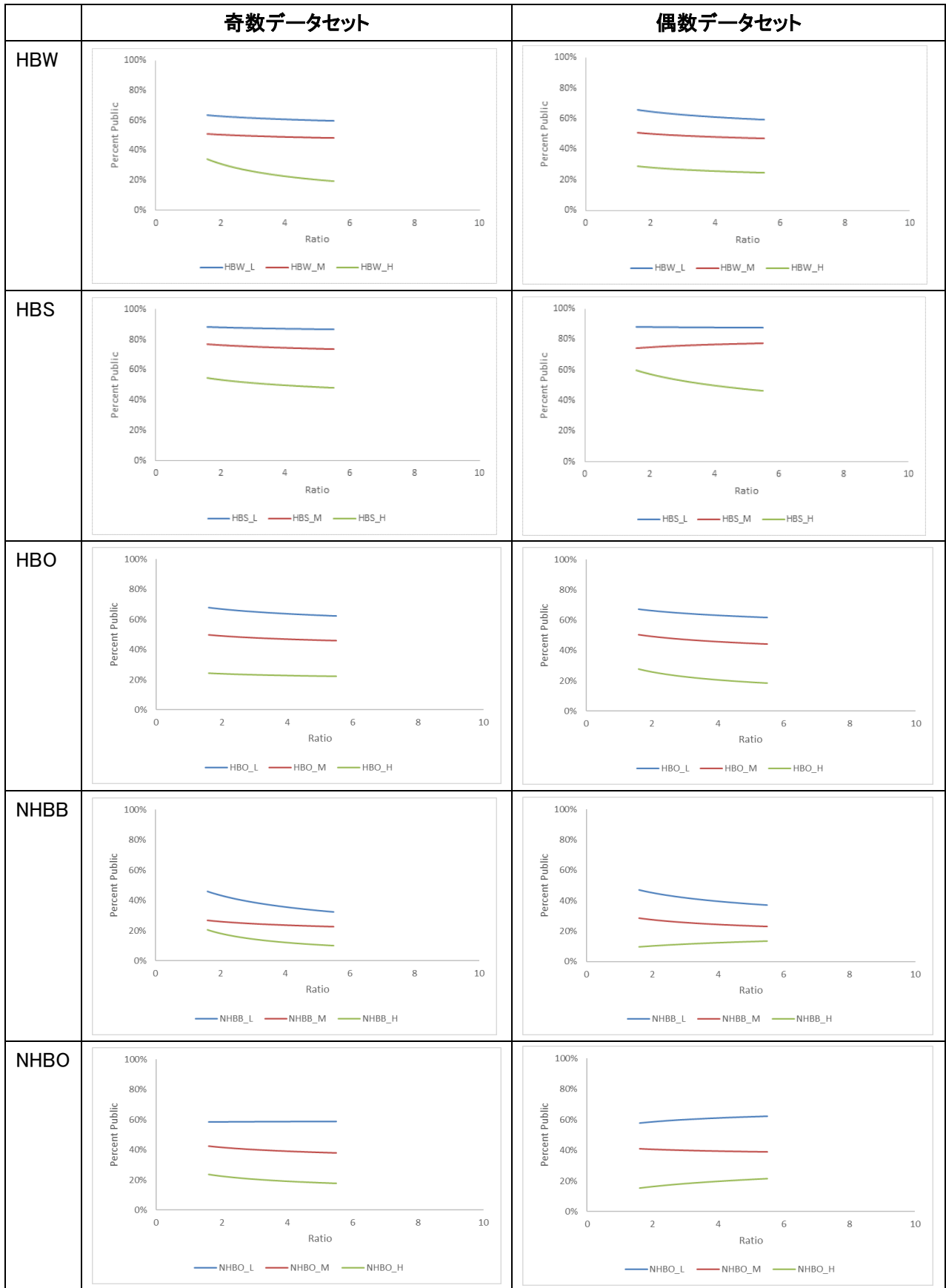


図 14 DKI + 3 Kotabにおける公共交通モードと自家交通モードの転換曲線

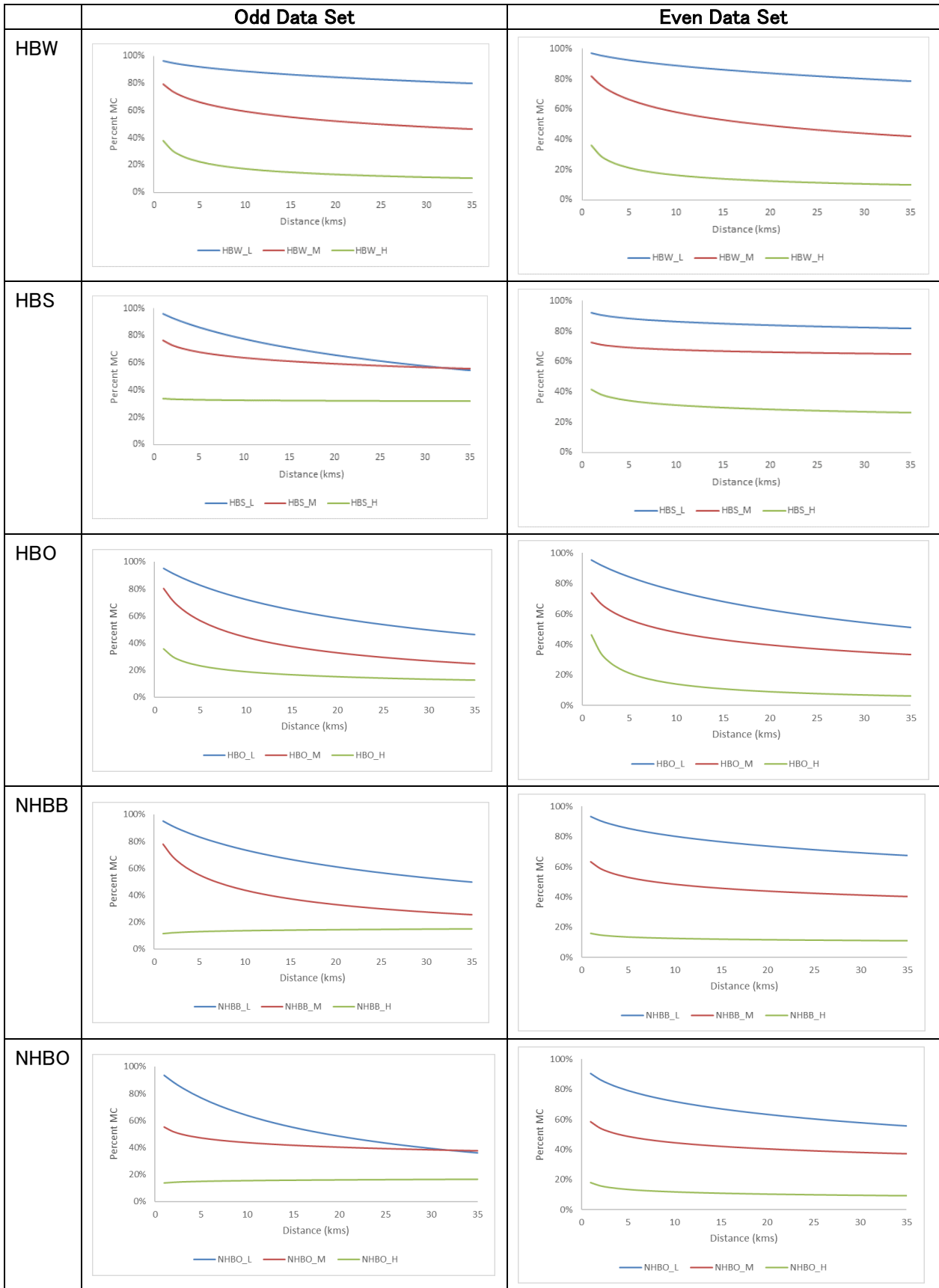


図 15 DKI + 3 Kota におけるモータサイクルとその他の時価交通モードの転換曲線

奇数/偶数モデルから得られたモーダルシェアの結果は、公共交通機関のモーダルシェアが奇数データセットで約 58.2%、偶数データセットで 59.0%であることを示し、前提的に 2 つのデータセットの差異は、ある特定の場合を除いて差は大きくない結果となった。以下にトリップ目的別モーダルシェアの結果を下の表に示す。

表 30 リップ目的別・奇数及び偶数データセットのモード選択の比較

Trip Purpose	ODD			EVEN		
	MC	Car	Public	MC	Car	Public
HBW	32.0%	14.8%	53.2%	31.8%	15.1%	53.2%
HBS	14.1%	6.0%	79.9%	14.5%	6.5%	79.0%
HBO	29.3%	17.2%	53.5%	28.7%	17.5%	53.8%
NHBB	42.6%	27.6%	29.8%	43.3%	28.2%	28.5%
NHBO	28.1%	30.8%	41.1%	27.8%	31.5%	40.7%

表 31 トリップ目的別・奇数及び偶数データセットのモード選択の交差検証

Trip Purpose	Odd Syn/Even Obs			Even Syn/Odd Obs		
	MC	Car	Public	MC	Car	Public
HBW	0.99	1.03	0.99	1.00	0.99	1.04
HBS	0.93	0.90	1.03	1.01	0.94	0.98
HBO	0.98	1.05	1.02	1.03	0.94	1.05
NHBB	1.14	0.91	0.96	0.89	1.14	0.93
NHBO	1.04	1.02	0.99	0.98	1.02	1.01

奇数データセット及び偶数データセットとフルデータセットの手段選択率を比較すると、比較的フルデータセットに近いという結果となった。転換曲線にいくつかの相違点はあったとしても、そのほとんどは長距離トリップで差異が起こっており、Jabodetabek におけるすべてのトリップにおいてわずかな割合しか占めていない。

表 32 奇数及び偶数データセットのモード選択の比較

Mode	Model		Full Dataset (HVS Survey)
	Odd Data Set	Even Data Set	
MC	26.6%	26.7%	28.0%
Car	15.2%	14.2%	15.2%
Public	58.2%	59.0%	56.8%

(5) 交通量配分モデル

1) 基本概念

交通量配分は、一般化費用における「マルチユーザークラス分割分配法」を用いている。なお、ユーザークラスは次のとおりである。

- 3つの所得クラスに区別したオートバイ
- 3つの所得クラスで区別した自動車
- 3つの所得クラスで区別した公共交通機関(バスは事前に配分)

オートバイと自動車パーソントリップは、Passenger Car Units (PCU)に換算し、一般化コストパラメータとその他の関連パラメータは SITRAMP 2002 で用いていたものを利用した。

2) Jabodetabek における交通量配分

次図に、Cube software フォーマットによって作成した交通量配分結果を示す。ネットワークは SITRAMP 2002 のものを使用した。

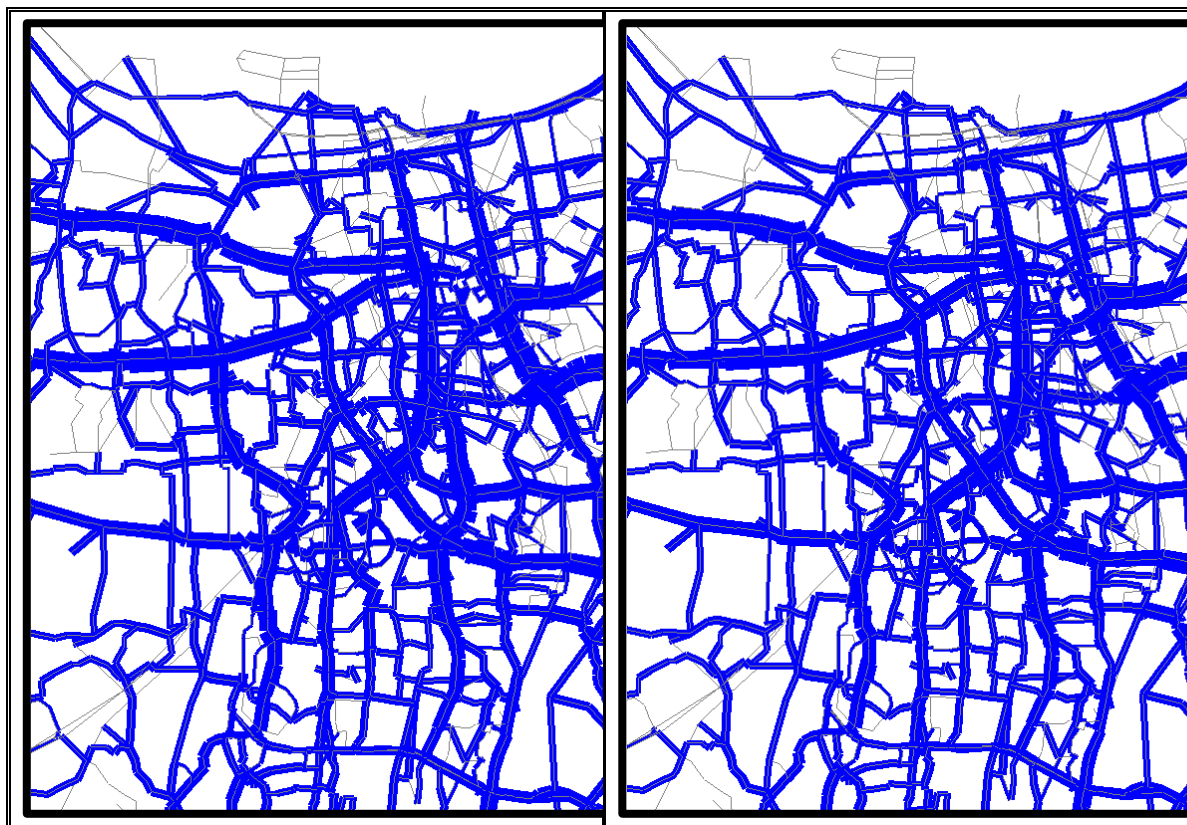


表 33 道路交通配分結果 奇数データセット(左)、偶数データセット(右)

交通量配分結果は、公共交通機関の分担結果と同様、奇数と偶数データセットの交通量にいくつかの差異があるが、特定のいくつかの道路を除いて、大きな差はなかった。しかし、観測 OD 表から配分された交通推計結果を交差検証すると、JI HOS Cokroaminoto

(Tangerang エリア)、JI Tol Cikampek (調査地域の東に位置する外部地域)、JIUT (Jakarta エリア)のいくつかの道路に 1.16 から 1.75 の大きな差異があった。しかし、交差検証値はほぼ同じであり、これは現況再現のモデルを検証する必要があることを示唆しており、さらなる分析が必要である。

表 34 道路交通配分結果

Location	PCU (Two Way)		Odd/ Even	Cross Validation	
	Odd	Even		Odd Syn/Even Obs	Even Syn/Odd Obs
JI Bekasi Raya	70,108	69,472	0.99	1.08	1.09
JI Jend. Sudirman	106,096	101,831	0.96	0.90	0.90
JI HR Rasuna Said	86,772	82,494	0.95	0.92	0.90
JI Tomang Raya	65,757	62,890	0.96	0.98	0.98
JI. HOS Cokroaminoto	39,653	40,238	0.99	1.16	1.16
JI Tol Cikampek	52,603	52,671	1.00	1.75	1.75
JI Lenteng Agung	42,925	41,709	1.02	0.92	0.93
JI Raya Bogor	13,616	13,804	0.99	0.86	0.85
JI Kalimalang	12,768	12,536	1.02	0.95	0.90
JI Mangga Dua Raya	31,954	31,029	1.03	0.92	0.97
JI Tol JAGORAWI	62,796	63,134	1.01	0.86	0.85
JI Tol Jakarta – Tangerang	77,633	76,430	0.98	1.03	1.01
JIUT Cawang	61,945	53,618	0.87	1.37	1.38
JI Margonda Raya	46,295	45,425	0.98	1.00	1.01
JI Daan Mogot	43,447	43,829	1.01	1.12	1.07
Minor Road – Jl. Senopati	9,974	9,635	1.04	0.96	0.97
Minor Road – Jl Joglo	13,996	12,869	1.09	0.86	0.90
Minor Road – Jl. M Kahfi	13,675	13,589	1.01	1.09	1.13
Minor Road – Jl. Boulevard Timur	12,740	13,341	0.95	1.09	1.01
Minor Road – Jl Dadap	8,600	8,746	0.98	1.09	1.14



図 16 公共交通配分結果 奇数データセット(左)、偶数データセット(右)

表 35 公共交通の分担結果

Location	Pax		Odd/ Even
	Odd	Even	
Jl. Medan Merdeka Selatan	61,180	59,486	1.03
Jl. MH Thamrin	77,817	77,925	0.99
Jl. Raya Bekasi	67,666	67,208	1.01
Jl. Tomang Raya	40,921	40,007	1.02
Jl. Raya Bogor	131,073	130,393	1.01
Jl. HOS Cokroaminoto	126,357	130,471	0.97
Jl. Daan Mogot	101,281	101,560	0.99
Jl. Tanjung Barat	169,663	171,140	0.99
Jl. Perintis Kemerdekaan	67,243	66,525	1.01
Jl. HR Rasuna Said	58,486	56,736	1.03
Jl. TB Angke	46,881	48,088	0.97
Jl. Suryo	40,465	37,298	1.08
Jl. Cilandak KKO	22,481	23,176	0.97
Jl. Pemuda	60,753	60,581	1.00
Jl. Plumpang Semper	58,190	59,387	0.98

奇数データセットと偶数データセットの交通量配分レベルでの結果は、比較的小互いに近いものとなり、最小値で 0.97、最大値で 1.03 となった。この事例では比較的小誤差が少ない結果となっているが、道路配分のように区間交通量でも倍半分の差が出る可能性があるため、この考察は注意深く取扱い、さらなる分析を重ねることが必要不可欠である。

1.2.6 ジャカルタの例のまとめ

SITRAMP における需要予測モデルは四段階推定法を用いており、都市と地方部のトリップのためのトリップ分布モデルを構築している。

交通手段分担モデルは、観測されたパーソントリップによって多段階二項選択モデルを構築し、Non-Motorized Trip (非動力化交通モードの割合は距離に応じて変化)、公共交通モード対私的交通モード (一般化時間比率で変化)、およびモーターサイクル対自動車モード (走行距離に応じて変化する) といった 3 つに分けられている。

地域ブロック間 OD 表の奇数または偶数データと SITRAMP フルデータセットを用いた推計結果を比較したが、いくつかの相違のみであり、ほとんどのトリップはジャカルタ域内トリップ (45%トリップ) のみ、都市間/地域間トリップは都心/地域内トリップに比べて比較的小さい傾向となった。偶数/奇数のデータセットとフルデータセットとの比率の比較では、いくつかの偏りが見られているため、細かく見るためにはトリップ分布レベルで分析する必要があること、多くの場合、半分のデータセットによるトリップ分布で最も影響を受けるのは、小さなトリップのあるゾーンであり、大きなトリップのゾーンはそれほど大きな影響を受けない、という傾向があった。

奇数と偶数のデータセットとフルデータセットにおける交通手段分担率を比べると、フルデータセットにおける手段分担率と半数にしたデータセットでは、それほど大きな差はない結果となった。転換率曲線の構築では、トリップ目的別での比較では若干の違いしかないが、サンプル数の少ない長距離トリップでみると、全てのトリップに占める割合は小さいものの、差が見られている。交通量配分では、奇数偶数データによる配分結果はほとんど違いが無かったが、事例が少ないため、考察については慎重に取り扱うことが不可欠である。

1.3 サンプル数縮減のまとめ

MMUTIS (マニラ) と SITRAMP (ジャカルタ) について、サンプル数を縮減させた際の精度の検証を行った。データを偶数奇数に分け、それぞれのデータを用いてモデルを構築し、モデルパラメータや需要予測値について比較を行った。

その結果、どちらの事例もサンプル数縮減によってモデル構築パラメータについては若干差が出たが、予測値の合計などを予測してみると、両者のデータセットでは差がそれほど大きくない結果を得た。なお、マニラの例のように、実際に使われたモデルの推計データを入手できずパーソントリップのそのままのデータを用いて検証を行っても、偶数奇数のデータセット間でそれほど差が大きくない結果となった。

しかし一方で、例えば分布交通量などについては、1つの OD の予測値に着目して検証を行ってみると差異が大きく、特に郊外部など、交通量の少ない OD で大きな差が見られた。転換率モデルについても、サンプル数が多い目的や近距離については予測値に特に大きな差が見られないが、長距離等、サンプル数が確保しにくいカテゴリで差が大きくなる傾向が見られた。

配分交通量の検証では、両者のデータから需要予測した配分結果を比較したところ、全体的にはあまり大きな差は見られなかったが、いくつかの区間、特に交通量の小さな区間で大きな差が見られた。

以上より、サンプル数が多く取れる主たる交通についてはサンプル数の縮減を行ってもそれほど差が見られない傾向となったが、将来予測においては、調査時点で多くのサンプルが得られている交通特性が将来にわたっても変わらない傾向が得られる場合は誤差が少ないことを示すが、調査時点のサンプルが少なく、しかし将来で多くの交通があるような場合は精度を落とす可能性があり、注意が必要であることを示唆している。特に高所得、長距離、ビジネスリップ等については、多くの発展途上国でみられる経済成長によって将来で増加する傾向があり、調査時点でサンプルが少なくても将来で多い可能性が高い。このため、こうしたサンプル数をターゲットとした補間調査の実施や調査方法改善、小さいサンプル数でも精度を確保できるモデルの活用が望まれる。とはいうものの、本調査では2つのパーソントリップ調査結果のみを基とした結果であり、今後分析事例を増やして同様の傾向がみられるかについても検証する必要がある。

添付資料 4

Quick Review of Conference Papers

East Asian Society on Transportation Studies (EASTS) 2015

EASTS Journal	Vol.11, 2015	Vol.11, 2015	Vol.11, 2015	Vol.11, 2015	Vol.11, 2015
Page No.	311-325	326-341	342-361	362-378	379-391
Paper No.	11-311	11-326	11-342	11-362	11-379
Paper Title	Empirical Analysis on the Impact of Rain Intensity on Commuter's Departure Decision on Torrential Rain Day	A Heuristic Solution Algorithm for the Combined Model of the Four Travel Choice with Variable Demand	A Deeper Insight of Neural Network Spatial Interaction Models Performance Trained with Different Training Algorithms	Analyzing Regional Travel Patterns in India: Disaggregated Analysis of Social, Health and Pilgrimage Trips	Study on Evaluation of Convenience of Access to the Nearest Railway Station by Residents in Housing Development Areas in the Suburbs of Kobe City in Japan - Using Utility-Based Accessibility Measures
Author(s)	Jun Sakamoto, Motohiro Fujita	Huey-Kuo Chen	Gusri Yaldi	Ronita Bardhan, Varun Varghese, Arnab Jana	Kazuki Terayama, Michiyasu Odani, Kohei Iwasaki
Affiliation	National Institute of Technology Gifu College, Nagoya Institute of Technology	National Central University, Taoyuan	Padang State Polytechnic	Indian Institute of Technology Bombay	Kobe University
Aggregate or Disaggregate?	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate
Target Model	Time of Day Choice	Four-Step Model	Land Use Model	Destination Choice	Mode Choice
Relevant Survey(s)/Data & Its Scale	RP Survey (Two Stations in Gifu City)	(no dataset is utilized)	(no dataset is utilized)	National Sample Survey - Household Survey 2008-2009	Person Trip Survey (Keihanshin Metropolitan 2010)
Contribution (Model/Method Improvement)	The paper models departure time change toward weather conditions (torrent rain). There are significant difference on people's decision based on the knowledge of when the torrent rain is coming. Probability of the torrent rain is not considered in the model assuming that there is a torrent rain on particular day as forecasted by weather channel.	The research approaches conventional four-step model with a new method suggesting four two-step model. This new suggested model is practically combining the variable demand and trip assignment into the conventional four-step model. The idea of doing this is to get the equilibrated travel cost in each step, thus, to reduce inconsistency from one step to another. Further work is necessary as this theory has never been tested with real dataset.	This paper tries to find out the most efficient method out of three available methods (backpropagation/BP, variable learning rate/VLR, and Lavenberg-Marquardt/LM) to run a neural network model and to get the most effective result. Based on the statistical comparison of the three methods, the suggestion of using LM method was decided as it has the lowest average means squared error and standard deviation.	The paper discusses travel pattern in India considering the unique variabilities-pilgrimage and health trips-of the country. MNL (Multinomial Logit) was used for making the model and the result suggests tendencies of each type of trips.	The research discusses the level of accessibility of railway station and the mode choice. Using MNL (Multinomial Logit) on the modeling process, the author suggests different level of mode choice in line with the change of level of accessibility of the nearest railway station.
					The research tries to model the trip chaming made by university student with also considering the transportation mode they use on the daily basis. With discriminant analysis of the trip chain and the modes, some tendencies are resulted from the model.

East Asian Society on Transportation Studies (EASTS) 2015

Vol.11, 2015		Vol.11, 2015		Vol.11, 2015		Vol.11, 2015	
411-424	425-443	444-456	457-472	473-487	488-506	11-411	11-425
11-411	11-425	11-444	11-457	11-473	11-488		
Trip Attraction, Trip Distribution, and Modal Split for Columbarium Trips	Effects of Two Fare Policies on Public Transport Travel Behavior Evidence from South East Queensland, Australia	Study on Travel Analysis and Statistical Verification between Paper Survey and Mobile Survey	A Longitudinal Analysis of the Model Share of Cars in the Keihanshin Metropolitan Area	Mode Choice Behavior and Modal Shift to Public Transport in Developing Countries - the Case of Hanoi City	A New Perspective of Traffic Assignment: A Game Theoretical Approach	W. Y. Szeto, Jonathan Yeung, Ryan C.P. Wong, W.H. Yang	Barbara T.H. Yen, Wen-Chun Tseng, Yu-Chium Chiou, Lawrence W. Lan, Corinne Mulley, Matthew Burke
The University of Hong Kong	Urban Research Program, Griffith University, National Chiao Tung University	Korea Transport Institute	Ritsumeikan University, Shiga	Vietnamese-German University	Gifu University		
Disaggregate	Aggregate	Aggregate (no model)	Aggregate	Disaggregate	Aggregate		
Four-Step Model	Time of the Day Choice		Mode Choice	Mode Choice	Traffic Assignment Model		
RP Survey of Ching Ming Festivals 2013 and 2014	Smart Card Database (City Level)	Vehicle Use Survey 2013 (Paper and Mobile-based)	Keihanshin Metropolitan Area Person Trip Survey 1990 and 2010	Travel Behavior Survey in Hanoi City (RP and SP Survey)	Synthetic Dataset		
The research models the specific annual big wave of trip happens in Hong Kong. The input from the survey is utilized as input for the model and by using the logit method, the specific annual big wave trip is able to model.	Using the regression linear method, the paper discusses about the effect of two fare policies toward the travel behavior. The model suggests one of which significantly influence and the other one is less significant.	Two survey methods were applied for the same exact survey purpose. Paper-based survey and Mobile-based survey. Using the statistical t-value measurement, the paper discusses about which method is proven better.	Using the multiple linear regression analysis, this research tries to forecast the tendency of mode share of cars in 2020. Significant variables are proven to be influential.	Applying the MNL (Multinomial Logit) for the research method, this paper exposes the joined SP and RP surveys to acknowledge mode choice and modal shift to Public Transport. Since BRT and MRT are not in operation in Hanoi City, respondents were asked SP survey.	This research discusses about new approach on the traffic assignment modeling, that is, the game theoretical approach which was originated by John Nash. The methodology of this new approach is hoped to replace the conventional method of user equilibrium or even stochastic user equilibrium method in the traffic assignment model.		

East Asian Society on Transportation Studies (EASTS) 2015

Vol.11, 2015	Vol.11, 2015	Vol.11, 2015	Vol.11, 2015	Vol.11, 2015	Vol.11, 2015
507-522	523-536	537-556	557-565	566-579	580-594
11-507	11-523	11-537	11-557	11-566	11-580
Validating and Improved Model for Feeder Bus Network Design Using Genetic Algorithm (GA) and Particle Swarm Optimization (PSO)	Analysis of Parking Lot Choice Behaviors by Utilizing Accounting Data	A Study on Drivers' Route Choice Under the Influence of ATIS Accuracy	A Location-Routing Decision Model for First-aid Restoration of a Damaged Road Network	Frequency Distribution of Leisure Travel by the Japanese: The Past and Future	Impact Analysis of Toll Policy for Expressway to Variable Traffic Demand for Local City with Integrated User Equilibrium Assignment Model
Mohammad Hadi Almasi, Sina Mirzapour Mounes, Mohamed Rehan Karim	Yuki Tsuboi, Ryo Kanamori, Toshiyuki Yamamoto, Takayuki Morikawa	El Bachir Diop, Shengchuan Zhao, Bingrong Sun	Ryo Itabashi, Katsuya Sakai, Takahiko Kusakabe, Yasuo Asakura	Hiromichi Yamaguchi, Makoto Okumura	Hiroki Hori, Masashi Okushima
University of Malaya	Nagoya University	Dalian University	Tokyo Institute of Technology	Tohoku University	West Nippon Expressway Engineering Kansai Company, Ltd., Tokushima University
Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Aggregate
Network Optimization Model	Parking Destination Choice	Route Choice	Route Choice Model	Frequency Model	Traffic Assignment Model
Synthetic Dataset	Online Parking Database in Nagoya	Questionnaire and SP Survey in the city of Dalian	Synthetic Dataset	National Survey on Time and Leisure Activities of Japan (1991, 1996, 2001, 2006, 2011)	Road Traffic Census Survey in Japan (1999)
The research discusses about two methods of optimizing the feeder bus network, they are, Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization. By testing the synthetic datasets with these two methods, it is proven that the Particle Swarm Optimization outperforms the other method. It is suggested to utilize this method for the feeder bus optimization model.	Using the MNL (Multinomial Logit) method for the destination (of parking lot) choice model, the research discuss about influential explanatory variables that significantly influence the parking lot choice behavioral. Several factors are uniformly assumed making this model needs further work.	Logit model is used for this research in order to characterize respondents influenced by ATIS (Advanced Traveler Information Systems) and their compliance to the suggested routes by the system.	The research discusses about sudden change of demand and network in the model, thus, find the optimum way to keep running the network. With the integer linear programming, the computation on searching the best route suggests a particular routes to go through.	By looking at the distribution trend of the previous years, the paper forecasted number of the leisure trip in 2020, 2030, 2040, 2050, and 2060. For the forecasting purpose, the paper utilizes the <u>Lorenzo Curve</u> method, which is basically method that prevents overestimation.	This paper discusses about changes in the toll policy and how it would affect the toll users. The methodology of user equilibrium is utilized to model the traffic assignment and with the changes of the toll price, changes of demand is clearly modeled/shown.

East Asian Society on Transportation Studies (EASTS) 2015

Vol.11, 2015	Vol.11, 2015	Vol.11, 2015	Vol.11, 2015	Vol.11, 2015
595-613	614-625	626-639	640-652	653-665
11-595	11-614	11-626	11-640	11-653
Household Flood Evacuation Route Choice models at Sub-district Level	Understanding the Effect of Online Shopping Behavior on Shopping Travel Demand through Structural Equation Modeling	Comparative Analysis of the Household Car Ownership between Toyota City and Nagoya City	Calibration Methods and Results for Activity-Travel Scheduling Models	Travel Behaviors of Immigrants in Queensland, Australia
Hector Lim, Ma. Bernadeth Lim, Mongkut Piantanakulchai	Muhammad Zudhy Irawan, Elfirra Wirza	Jia Yang, Hidetoki Kato, Ryosuke Ando	Xiao Fu, William H.K. Lam, Yiliang Xiong	Sunhyung Yoo, Luke Diamond, Jinwoo (Brian) Lee
Thammasat University	Gadjah Mada University	Toyota Transportation Research Institute	The Hong Kong Polytechnic University	Queensland University of Technology
Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate
Route Choice	Destination Choice	Auto Ownership Choice	Time of Day Choice	Mode Choice
Household Interview Survey in Bahay Toro and Sto. Domingo	Online Questionnaire Survey	Person Trip Survey in Toyota and Nagoya	Synthetic Dataset	Household Travel Survey of Southeast Queensland
The research tries to find the explanatory variables for the route choice model in sub-district levels (Bahay Toro and Sto. Domingo districts). With the binary logit and probit, the models were estimated and validated based on household post flood interviews.	Discussion about what explanatory variables that significantly influence the online shopping is the core of this paper. Using the MNL (Multinomial Logit), it is acknowledged.	This study analyzes the household car ownership in both cities. The Gibbs Sampler algorithm is implemented to estimate the result in both cities. The model also shows the variables concerning the household attributes.	Using the maximum likelihood method, the calibration process of the activity-travel scheduling is enabled.	The research discusses about the travel behavior made by immigrant and non-immigrant in the study area. It results knowledge of significant variables with MNL (Multinomial Logit) model.

International Conference on Transport Survey Methods (ICTSM) 2014

Journal	Transportation Research Procedia 11 (2015)	Transportation Research Procedia 11 (2015)	Transportation Research Procedia 11 (2015)	Transportation Research Procedia 11 (2015)	Transportation Research Procedia 11 (2015)	Transportation Research Procedia 11 (2015)
Section	Improving Survey Methods	Improving Survey Methods	Emerging and Neglected Topics	Emerging and Neglected Topics	Emerging and Neglected Topics	Technology in Transport Surveys
Pages	85-97	118-135	422-433	481-491	199-205	
Paper Title	Archiving Data From New Survey Technologies: Enabling Research with High-Precision Data While Preserving Participant Privacy	How to Combine Survey Media (Web, Telephone, Face-to-Face): Lyon and Rhone-Alps Case Study	I-Pet Individual Persuasive Eco-Travel Technology: A Tool for VTBC Program Implementation	Examining Mobility Behavior Among Youth - Progress Report	Workshop Synthesis: Conducting Travel Surveys Using Portable Devices - Challenges and Research Needs	
Author(s)	Jeffrey Gonder, Evan Burton, Elaine Murakami	Caroline Bayart, Patrick Bonnel	Italo Meloni, Benedetta Sanjust di Teulada	Juliane Stark, Ilii Beyar Bartana, Alexander Fritz	Chandra R. Bhat	
Affiliation	National Renewable Energy Laboratory, US Department of Transportation	University Lyon, Lyon-Vaulx-Velin	CRIMM, Research Center on Mobility Models, Italy	University of Natural Resources and Life Sciences Vienna	University of Texas at Austin	
For Aggregate or Disaggregate Analysis?						
Target Survey	GPS Data Collection	Web-Based, Face-to-Face, Telephone Surveys	Activity Diary Survey (Smartphone)	Web-Based, Face-to-Face Surveys	-	
Survey Scale (Sample Size, etc.)	No Data	Two web surveys, face-to-face, and telephone surveys in Lyon and Rhone-Alps	No Data	Survey to Four Schools in Vienna	-	
Contribution (Survey Method Improvement)	This paper describes development of TSDC (Transportation Secure Data Center) to address privacy concerns of GPS data collection. The TSDC structure supports this intention by providing a secure enclave with no external access for backing up and processing raw data, a publicly-accessible website for downloading cleaned data, and secure portal environment through which approved users can work with the detailed spatial data using a variety of tools and reference information.	This research proposes a combination of conventional survey method (telephone or Face-to-Face) and the advance ones (web-based survey). It is tested that through the same respondents, both methods created different results because in the conventional method, surveyors' roles of explaining, reminding, and confirming are always more reliable than just fill up web-based survey. Also, it is proven that web-based survey tends to be applicable for certain group of people only as opposed to representation of the population	This is a research about under-developing smartphone application that allows the users to make an activity diary. Main feature of the application is the warning system which informs the users to keep being eco-friendly. Measuring the CO2 emission each user produces within the day, the application sets the limitation and generates a warning. Award for being eco-friendly user is having user's profile ranked, thus, competition for being the most eco-friendly users occurs.	This research tries to prove that conventional method of survey or data collection is no longer effective for young people (students between 12-15 years old). By conducting the two types of survey (conventional and advance one) supervised, results showed slight differences as young people "prefer" to use the most convenient way which is doing the web-based survey. They found answering survey in cellphone is more likeable.	This workshop examined the range of portable devices, their advantages and limitations in terms of technology, the methodologies to extract useful information for travel behavior analysis from portable device data, and how data from multiple sources may be fused together to obtain the data needed for travel demand modeling.	

International Conference on Transport Survey Methods (ICTSM) 2014

Transportation Research Procedia 11 (2015) 206-217 Technology in Transport Surveys	Transportation Research Procedia 11 (2015) 218-226 Technology in Transport Surveys	Transportation Research Procedia 11 (2015) 227-241 Technology in Transport Surveys	Transportation Research Procedia 11 (2015) 242-246 Technology in Transport Surveys	Transportation Research Procedia 11 (2015) 247-262 Technology in Transport Surveys
The Challenge of Obtaining Ground Truth for GPS Processing Peter R. Stopher, Li Shen, Wen Liu, Asif Ahmed University of Sidney	Stop Detection in Smartphone-based Travel Surveys Fang Zhao, Ajinkya Ghorpade, Fransisco Camara Pereira, Christopher Zegres, Moshe Ben-Akiva Singapore-MIT Alliance for Research and Technology	Comparison of Travel Diaries Generated From Smartphone Data and Dedicated GPS devices Lara Montini, Sebastian Probst, Johann Schrammel, Nadine Rieser-Schussler ETH Zurich, Austrian Institute of Technology	Workshop Synthesis: Conducting Travel Surveys Using Portable Devices - Role of Technology in Travel Surveys Kouros Mohammadian, Stacey Bricka University of Illinois at Chicago	Automatic Trip and Mode Detection With A MoveSmarter: first results from the Dutch Mobile Mobility Panel Karst T. Geurs, Tom Thomas, Marcel Bijlsma, Salima Douhou University of Twente, City University London
GPS Data Collection (Calibration)	Activity Diary Survey (Smartphone)	Travel Diary Survey (Smartphone)	-	Travel Diary Survey (Smartphone)
-	Singapore : FMS (1,500 respondents)	Field Trial in Vienna (37 users)	-	Netherland (23,000 recorded trips)
This research enlightens the obstacles mainly for calibrating or crosschecking the result of GPS Survey with the ground fact. While memory of the respondent is not always reliable, rounding up time or distance or etc is no help to the GPS result calibration. There is a way to do this better way by doing lifelogging. The method in which camera is involved is to capture important facts. However, positioning GPS could also be a problem that may make unsynchronized photos and point data. The author suggests to never rely on the GPS Survey too much as the stand of it should be just a supporting survey.	This paper discusses about how the stop detection algorithm in the FMS (Future Mobility Sensing) machine works. Each stop is recorded by the GPS as a stop. It is not enough to explain if the respondent stops to do things such as: transfer, stuck in traffic, traffic light, stop for pedestrian, etc. There are many reason a respondent makes a one-second stop. In the FMS algorithm machine, the stop is filtered to an extent where the machine has many other stop data from other respondents, thus, that position is "the real" stop. Activity Diary Survey database is a sensitive database related to this matter, therefore, proper algorithm is necessary.	This paper shows the result of data collection of travel diaries with smartphone and built-in dedicated GPS. Through the application, respondent can access and participate the survey. However, challenges such as: partial responses by the respondent, battery drainage, and better positioning of the GPS locator, are the most commonly faced. In the end, raw data of the survey result, at this moment, will never be use-ready but requires cleaning process	The aim of this paper is to synthesize discussions of a workshop that was developed as part of the ISCTSC10 conference. Workshop attendees discussed the role of technologies such as GPS, smartphones and life-logging cameras in travel surveys, post-processing of location and time data collected by those technologies, their usability, and future opportunities and challenges.	This paper elaborates the first trial result of a smartphone-based survey result. The application MoveSmarter was proven to be able to accommodate up to 75% of the respondent's responses accurately. The other 25% seemed to have missing links as the trips were not detected when activity times at the trip destination is small. This biased may be caused by the difficulty to distinguish two successive trips that follow each other rapidly. Furthermore, human error of late reply, battery drainage problem, and so on, are more rooms to which the application needs to be expanded.

International Conference on Transport Survey Methods (ICTSM) 2014

Transportation Research Procedia 11 (2015) 263-279	Transportation Research Procedia 11 (2015) 280-288	Transportation Research Procedia 11 (2015) 289-296	Transportation Research Procedia 11 (2015) 297-310	Transportation Research Procedia 11 (2015) 311-329
Technology in Transport Surveys	Technology in Transport Surveys	Technology in Transport Surveys	Technology in Transport Surveys	Technology in Transport Surveys
Field Evaluation of the Smartphone-Based Travel Behavior Data Collection App "SmartMo"	Increasing Smartphone-based Travel Survey Participants	Workshop Synthesis: Respondent/Survey Interaction in a World of Web and Smartphones	A Web-Based diary and Companion Smartphone App for Travel/Activity Surveys	The Netherlands Mobility Panel: An Innovative Design Approach for Web-Based Longitudinal Travel Data Collection
Martin Berger, Mario Platzer	Takuya Maruyama, Yoshishiro Sato, Kotaro Nohara, Shotaro Imura	Joao de Abreu e Silva, Mark Davis	Stephen Greaves, Adrian Ellison, Richard Ellison, Dean Rance, Chris Standen, Chris Rissel, Melanie Crane	Sascha Hoogendoorn-Lanser, Nina T. W. Schaap, Marie-Jose OldeKater
Verkehrplus GmbH Austria	Kumamoto University	Universidade de Lisboa Portugal, IPSOS Melbourne	University of Sydney	University of Twente, Kim Netherlands Institute for Transportation Policy Analysis
Travel Survey (Smartphone)	Travel Survey (Smartphone)	Web and Smartphone Surveys	Travel Diary Survey (Smartphone)	Travel Diary Survey (Web-Based)
Austria (97 participants)	Kumamoto (1,000 samples)	-	Sydney (847 respondents)	The Netherlands (40,000 respondents)
This paper provides the result of smartphone-based survey result called SmartMo. <u>Matched starting and end points for this survey reached 56% of the total number of respondents</u> . Respondents were given regular SMS reminder to continue participating in the survey by giving up answers. This feature was the reason why the app collected significant percentage of complete data. <u>Problems such as privacy and battery life</u> were also problems in the survey process. For the case of battery, SMS was also given whenever the battery saver mode may be activated.	The paper discusses about methods to <u>improve the participation of the public to the smartphone-based surveys</u> in Kumamoto. Results suggested that such <u>campaign/advertisement is important</u> because usually lack of knowledge of survey is being held is the reason why people do not participate. Moreover, <u>triggering reward</u> such as free stuff and <u>entertaining advertisement</u> on the street helped communicating how the method of the survey. All led to the higher number of participant and higher rate of successful survey.	Web and smartphone surveys are increasingly being used to collect travel information. This workshop explored respondent interaction with these tools, covering a range of research concerns. While smartphone surveys facilitate real-time passive collection of continuous data, <u>thereby reducing respondent burden</u> , their use raises <u>many issues</u> common with those present in web surveys. These include <u>survey design, sample representativeness, privacy, respondent burden, data quality and validation</u> .	This paper provides results of an <u>online seven day travel/activity diary</u> and companion smartphone app in Sydney, Australia. The diary employs several innovative features to simplify data entry, while the app generates maps to assist recall. Based on 847 participants, 76% complete all seven days, 16,361 of 16,386 recorded trips are provided with complete details. <u>Reminder process such as email and SMS were the parameter of the success of the survey</u> . Conduct User-friendly display of the application also helped respondents to better understand the survey method.	The paper provides the result and discusses the survey method tackled for <u>three-day web-based travel diary survey</u> . Since this is a <u>web-based survey</u> (not a smartphone-based survey), <u>difficulties of providing real-time response from the respondents</u> occurred. Furthermore, respondents were required to fill the survey at the end of their day. To bridge the gap of time between the end of the day and the time when the activity took place, there was a reminder system applied in this survey, so called, <u>gatekeeper</u> . This function would send <u>SMS or email</u> , so respondent could be reminded when they fill the survey later <u>time</u> .

International Conference on Transport Survey Methods (ICTSM) 2014

Transportation Research Procedia 11 (2015) 330-339	Transportation Research Procedia 11 (2015) 340-349	Transportation Research Procedia 11 (2015) 350-364	Transportation Research Procedia 11 (2015) 365-380	Transportation Research Procedia 11 (2015) 381-398
Technology in Transport Surveys	Technology in Transport Surveys	Technology in Transport Surveys	Technology in Transport Surveys	Technology in Transport Surveys
Household Travel Survey of Intermodal Trips - Approach, Challenges, and Comparison	Workshop Synthesis: System Based Passive Data Streams Systems: Smart Cards, Phone Data, GPS	A Smart Card Transaction "Travel Diary" to Assess the Accuracy of the Montreal Household Travel Survey	Two-year worth of smart card transaction data - extracting longitudinal observations for the understanding of travel behavior	Passive Mobile Phone Dataset to construct origin-destination matrix: potentials and limitations
Martin Kagerbauer, Tim Hilgert, Ole Schroeder, Peter Vortisch	Martin Trepanier, Toshiyuki Yamamoto	Timothy Spur, Alfred Chu, Robert Chapleau, Daniel Piche	Ka Kee Alfred Chu	Patrick Bonnel, Etienne Hombourger, Ana Maria Oltenau Raimond, Zbingniew Somreda
Institute for Transport Studies Germany	Polytechnical Montreal, Nagoya University	Ecole Polytechnique de Montreal	Agence Metropolitan de Transport Canada	ENTPE, Lyon
Household Travel Survey (Web-Based and Telephone-Based)	Passive Data	Household Travel Survey and SmartCard-Based Surveys	SmartCard-Based Survey	Household Travel Survey and Call Detail Record (CDR)
Germany (2,167 respondents)	-	Montreal : Smart-Card (2 million transactions) and HTS (803 HHs)	Montreal (2 billion fare transactions)	Paris : CDR (1.5 billion call logs in 2009) and HTS (18,000 HHs in 2010)
<u>This paper discusses about how the web-based survey should be complemented with another method to accommodate unexpected things: CATI (Computer-Assisted Telephone Interview) and CAWI (Computer-Assisted Web Interview) were the two options complementing each other. Respondent could ask to be telephoned whenever circumstances to access the computer occurred.</u>	<u>This paper is a synthesis of a workshop on passive data streams held in Australia in November 2014. Many issues are discussed here: definitions, data collection and processing, privacy, how to use these data for transport planning, how to integrate these data with traditional and more "active" data sources, such as household travel surveys that respondents are explicitly asked to participate in, and how to cope with the absence of socio-demographic attributes in passive data streams</u>	<u>This paper compares the result of travel surveys conducted with two methods: SmartCard-Based and Interview-Based. One-day data was used for this research and it proposes the use of SmartCard "travel diary" to assess the accuracy of a household travel survey (HTS). However, it does not work well for HTS's respondents who use private car or do not use smart-card in general.</u>	<u>This paper proposes a sampling strategy by considering the usage of the SmartCard in Montreal metropolitan area. In total 2 billion fare transactions happened during the two-year of observation divided into weekly data. The data and information attached to the SmartCard, such as: multi-day observations of origin-destination, fare component, and spatial services, should be useful to make a sampling method as the fluctuation of the SmartCard usage varies over three months.</u>	<u>This paper presents validation of OD created in HTS in 2010 by using the CDR logs in 2009. To best of the author's knowledge, there have been no such validation method ever conducted before. Validation method was by comparing the data from both surveys and conducting regression analysis.</u>

International Conference on Transport Survey Methods (ICTSM) 2014

Transportation Research Procedia 11 (2015)
Technology in Transport Surveys 399-412
Behavior Analysis Using Tweet Data and Geo-Tag in Natural Disaster
Yusuke Hara
Tohoku University
Application-Based Survey
Japan : (180 million tweets, of which 280,000 available geo-tag)
This paper tries to show the usefulness and the challenges of social media data for travel behavior analysis with <u>case</u> <u>study</u> when the earthquake event <u>happens</u> . Using the MNL method, this paper creates the model with nested transportation modes and explanatory variables. Many outliers in the data were qualitatively explained as the tendency of people who were worried much about the family back home so they took all risks to go back home anyway.

Transportation Research Board (TRB) 2016

TRB Committee No.	ADB40	ADB40	ADB40	ADB40	ADB40	ADB40
Session No.	206	206	206	206	206	206
Paper No.	16-0637	16-1810	16-3141	16-5088	16-5139	16-5383
Paper Title	Can We Improve Choice Model Parameter Estimates by Jointly Modelling SP Choices with Corresponding Elicited Confidence Ratings ?	Choice Set Imputation in Atomistic Spatial Choice Models	Estimating Generalized Extreme Value Models with Targeted Sampling	Travel mode Choice Decision Making via Bayesian Decision Network	Simulation Evaluation of Emerging Estimation Techniques for Mixed Multinomial Probit Models	Discrete choice modeling with interdependencies: A spatial binary probit model with endogenous weight matrix
Author(s)	Khandker Nurul Habib	Alireza Zolfaghari, John Polak, Aruna Sivakumar	Jeffrey Newman, Cemal Ayvalik, Clyde Scoot, Thera Blaok, Aaron Grimes	Zheng Zhu, Lijang Tang, Xiqun Chen, Lei Zhang	Elisabetta Cherchi, Subodh Dubey, Ricardo Daziano, Abdul Pinjari, Chandra Bhat	Yiwei Zhou, Xiaokun (Cara) Wang
Affiliation	University of Toronto	Imperial College London	Thurston Regional Planning Council	University of Maryland	DTU Transport, Technical University of Denmark	Rensselaer Polytechnic Institute
Aggregate or Disaggregate?	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate
Target Model	Mode Choice	Spatial Choice	Mode Choice	Mode Choice	Mode Choice	Mode Choice
Relevant Survey(s)/Data & Its Scale	SP Survey (Toronto, Vancouver)	Household Survey (London, United Kingdom)	Household Survey (Thurston County, WA, USA)	Household Travel Survey (Baltimore, Maryland)	Synthetic Datasets	Time series dataset of firms from 1990-1999 in New Jersey area
Contribution (Model/Method Improvement)	Significant correlations exist between the unobserved factors influencing SP choices and corresponding confidence ratings. <u>Choice model parameter estimation efficiency improves for the joint estimation of choice model and confidence rating model.</u> The proposed model also gives better (more reasonable) estimates of marginal rate of substitution between cost and other SP attributes.	Inputting the attributes of non-chosen alternatives is common in other choice modelling contexts based on revealed preferences data (Route choice for example). The simulation results illustrate biases exist in estimation of atomistic spatial choice models when set of all chosen alternatives are assumed to be the universal choice set	Targeting may be capturing short term choice variation while the model implicitly is considering a longer term. If one typically travels to work via carpool but changes mode on a particular day, the switch is much more likely to be to Driver Alone or Transit, rather than to a different Carpool mode. The instability in the value of time is in part because most used modes are car-based with similar travel times.	The research tries to approach alternative simulation techniques rather than just relies on conventional Mixed Multinomial Logit or Multinomial Probit. The result shows that four proposed alternatives show "betterment" in specific area of the simulation. The four proposed alternatives are: GHK, Sparse grid integration-based quadrature, Maximum approximate composite marginal likelihood, and Bayesian markov chain monte carlo.	The research tries to approach alternative simulation techniques rather than just relies on conventional Mixed Multinomial Logit or Multinomial Probit. The result shows that four proposed alternatives show "betterment" in specific area of the simulation. The four proposed alternatives are: GHK, Sparse grid integration-based quadrature, Maximum approximate composite marginal likelihood, and Bayesian markov chain monte carlo.	The research considers the inclusion of three factors of mode choice model, they are: discrete, spatial, and endogeneity. Resulting the "new" modeling technique namely <u>Discrete Spatial Model with Endogenous Weight Matrix</u> . This is the first time of this model ever being proposed. The result of this method applied in the dataset, it better captures the endogeneity of the spatial factors and for further analysis.

Transportation Research Board (TRB) 2016

ADB40	ADB40	ADB40	ADB40	ADB40	ADB40	ADB40
206	206	206	265	265	265	265
16-5837	16-5845	16-6404	16-2084	16-3166	16-3166	16-5270
On Allowing a General Form for Unobserved Heterogeneity in the Multiple Discrete-Continuous Probit Model: Formulation and Application to Tourism Travel	Revisiting the Continuous Logit Numerical Analysis and Application to Time of day Choice Modeling	Capturing Heterogeneity in the Multinomial Logit Model by Implementing the Bagging Method	A General Framework for Modeling Shared Autonomous Vehicles	Assessing Potential for Demand-Adaptive Transit via Stated-Preference Choice Survey	Assessing Potential for Demand-Adaptive Transit via Stated-Preference Choice Survey	Differences Between Electric and Hybrid Car Use in A Free Floating Car sharing System
Chandra R. Bhat, Sebastian Astroza, Aarti C. Bhat	Carlos Carrion, Liang Tang, Sepehr Ghader, Lei Zhang	Milad Ghasri, Taha Hossein Rashidi	Michael W. Levin, Tianxin Li, Stephen D. Boyles, Kara M. Kockelman	Charlotte Frei, Michael Hyland, Hani S. Mahmassani	Charlotte Frei, Michael Hyland, Hani S. Mahmassani	Grzegorz Wielinski, Martin Trepanier, Vatherine Morency
The University of Texas at Austin	University of Maryland	University of New South Wales	(not mentioned)	Northwestern University Transportation Center	Northwestern University Transportation Center	Polytechnique Montreal
Disaggregate	-	Disaggregate	Aggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate
Mode Choice	Time of Day Choice	(Choice of College)	Traffic Assignment	Mode Choice	Mode Choice	Mode Choice
New Zealand Domestic Travel Survey 2012	Synthetic Datasets	Synthetic Datasets	Austin Network for Experimental Result	Chicago, SP Survey	Chicago, SP Survey	Montreal Car sharing Dataset
The research proposes a new method of discrete choice modeling, namely <u>finite discrete mixture of normal (FDMN) version of the MCP (Multiple Discrete-Continuous Probit) model</u> . The result of application of this method to the dataset is that the model is able to identify different segment of the sample and the model allows consumers to choose multiple alternatives at the same time (captures heterogeneity). The case maybe different for different study area as the research considers only recreational long trips.	The research mainly tries to lower the error of the time of day choice modeling by extending the approximation models for multidimensional cases (using Copula Methods) and to account for correlation in the continuous spectrum. The research is still work in progress, therefore, results have not been reached yet.	The research suggests that MNL (Multinomial Logit) result is unstable for the reasons of fluctuation of the likelihood among all of incorporated variables. By bootstrap aggregating (bagging) the incorporate variables, the likelihood of them is proven to be more stable as in the fluctuation becomes smoother. This method is guaranteed able to improve the MNL (Multinomial Logit) accuracy under restricted condition.	The research discusses about implementing sharing autonomous taxi (SAV) in the study area of Austin. It is set to autonomous for decreasing human factor as well as human error of, for example, interpreting route, slacking, and so on, thus model testing with DTA could be more realistic in the result. Still this research is premature, but as it is tested into the DTA, it is proven that SAV can supply the demand of OD trips better than the private cars with consideration of allowable waiting time.	The paper tries to discuss about the potential of demand-adaptive (flexible) transit with SP Survey. It is proven that in the city of Chicago, people tend to use flexible transit (such as Taxi or Uber) over other mass transit. One of the reason is the condition of the day, if it is too humid, too cold, and so on, people tend to avert the long headway of waiting for flex transit.	The paper tries to discuss about the potential of demand-adaptive (flexible) transit with SP Survey. It is proven that in the city of Chicago, people tend to use flexible transit (such as Taxi or Uber) over other mass transit. One of the reason is the condition of the day, if it is too humid, too cold, and so on, people tend to avert the long headway of waiting for flex transit.	Using the logit model, the research tries to find some statistical facts about <u>Hybrid and Electrical Vehicles (HV and EV)</u> . 422 observations and 18 independent variables were considered to model. The result shows that people consider the distance and whether or not there is snow on the ground to choose HV over EV.

Transportation Research Board (TRB) 2016

ADB40	ADB40	ADB40	ADB40	ADB40	ADB40	ADB40
265	265	265	265	265	547	681
16-5401	16-5455	16-5462	16-6460	16-6460	16-6460	16-3958
A Comprehensive Review of "Mobility as a Service" Systems	Microsimulation of Demand and Supply of Autonomous Mobility on Demand	Modeling Car sharing With The Agent-Based Simulation MATSim: state of the art, applications and future developments	Shared-use Mobility in the U.S.: Current Adoption and Potential Impacts on Travel Behavior	SimMobility: An Open Source Laboratory		Unifying Long and Short Distance Personal Travel in a Statewide Planning Model
Maria Kamargianni, WeiBo Li, Melinda Matyas	Lima Azevedo C., Marczuk K., Raveau S., Soh S., Adnan M., Basak K., Loganathan H., Deshmunkh N., Lee D.H., Frazzoli E., Ben-Akiva M.	F. Ciari, M. Balac and K. W. Axhausen	Regina R. Clewlow	Moshe Ben-Akiva		Kevin Stefan, Alan Brownlee, JD Hunt
UCL Energy Institute, University College London	SMART-MIT	ETH Swiss Federal Institute of Technology Zurich	Institute of Transportation Studies, UC Davies	Massachusetts Institute of Technology		HBA Specto
Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	-		Disaggregate
Mode Choice	Microsimulation	Car-sharing Model	(RP Survey, Opinion Survey)	-		Mode and Destination Choice
Comparing several surveys from all over the world	Singapore Traffic Datasets 2008 and 2012	Network Model of Zurich, Switzerland	Two waves of surveys conducted in 7 cities across the US.	-		California Statewide Travel Demand Model (CSTDm) system
The paper tries to score existing MaaS System in the world and assess whether the MaaS System is actually working. As a result, 4 components comprising MaaS are proven effective, they are: ticket integration, payment integration, ICT integration, and mobility package integration).	Through a sophisticated activity-based model and dynamic traffic simulation, the design and optimization of Autonomous Mobility on Demand (AMOD) could be achieved. The core process of the system would be the algorithm that is always processing and rebalancing the traffic condition as well as the demand every time AMOD is in operation.	Car-sharing model in the simulation model of MATSim has considered the pricing scheme. However, there are limitations of using this simulation program, they are: only calculate simple trip character and fixed activity chains, single day simulation, and very limited modeling of parking.	The paper would like to show the current shared-mobility adoption rates, how they differ by neighborhood type (urban or suburban), and demographic of the users. In addition to that the paper would like to know the influence factors such as vehicle ownership, VMT, use of transit. No modeling were made.	This is a critique paper from the academia point of view discussing about the travel demand model in which requires infrastructure investments, technological innovations, and policy/management innovations.		The authors tried to unify the three categories of trips made in the CSTDm, i.e.: short distance, long distance, and out of state trips by analyzing the attributes attached to each type of the trip. Results suggest : a consistent treatment of all households, long distance model leverages short distance model synthetic population and decisions, accessibility influences trade-off between short and long distance travel model, and practical implementation.

Transportation Research Board (TRB) 2016

ADB40	ADB40	ADB40	ADB40	ADB40	ADB40	ADB40
681	681	681	837	837	837	837
16-4242	16-5289	16-6223	16-1380	16-1795	16-3082	16-3082
Does the Vehicle-Miles Traveled Associated with Location Efficiency Vary by Income Group?	A Travel Time Reliability Estimation and Valuation Approach for Transportation Planning Applications	Implementation of A Practical Model System To Predict Long Distance Travel For the Entire U.S. Population	Modeling Variability and Stability of Travel Behavior in Longitudinal View Using Agent-Based Model mobiTopp	Inter-regional Analysis of Travel Behavior in Shanghai: Combined RP/SP Nested Logit Model	Error Propagation in User Equilibrium Traffic Assignment (UETA): Analytical Sensitivity-based Method Versus Simulation-based Method	
Greg Newmark, Peter Haas	Sabya Mishra, Liang Tang, Sepehr Ghader, Subrat Mahapatra, Lei Zhang	Mark Bradley, Maren Outwear, Nazneen Ferdous	Martin Kagerbauer, Nicolai Mallig, Peter Vortisch, Manfred Pfeiffer	Di Di	Hojjat Rezaee, Mahmoud Mesbah, Mark Hickman	
Center of Neighborhood Technology	University of Memphis and University of Maryland College Park	Resource System Group	Karlsruhe Institute of Technology (KIT)	Tongji University	The University of Queensland	
Aggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Aggregate	
Traffic Assignment	Planning Model and Mode Choice	Mode and Destination Choice	Activity-Based Model	Mode Choice	Traffic Assignment Model	
2012 California Household Travel Survey	2008 Maryland Household Travel Survey	Household Travel Survey (Statewide)	Survey and Travel Demand Model in the Greater Stuttgart Region	RP and SP Survey in Shanghai	Synthetic Dataset	
The paper tries to find if VMT associated with location efficiency is influenced by income or not. By inputting parameters into the regression equation, it is proven that the VMT associated with location efficiency does not vary by income.	The paper discusses an approach to estimate the reliability ratio, value of time reliability, benefits received from new network investments, and the reliability measures because of newly suggested improvements. Reliability savings are obtained as a post processor in the planning model. In the future, reliability can be incorporated in the travel demand model itself for more realistic behavioral implications.	Bias on the returning leg of those trips imputed usually with the assumption of the similar mode. By calibrating this in the model, it has been proven that: model performs well compared to available calibration data sources, model is useful for testing national policies, models were limited by available data sources, and framework provides direction to advance implemented models when new data are available.	The application simulates all individuals with their households, their activities, and travel behavior. Therefore, in the long-term model items such as: possession of season tickets, car sharing membership, and possession of cars can be modeled for all inhabitants in a planning area (comparable with a complete household travel survey).	The paper incorporates two auxiliary model into the RP/SP Model (main model) in order to get the checking result of whether or not the model is spatially transferable and elastically direct model. The result indicates that specifically in the study area, the joined SP/RP model is not transferable and it is necessary to establish inter-region models. Furthermore, this also means, in different areas of the city, different traffic policies should be formulated based on responding travel behavior.	This paper main objective is to question the User Equilibrium method in Traffic Assignment model and how big the error could be based on the synthetic dataset. Further work is needed.	

Transportation Research Board (TRB) 2016

ADB40 837 16-4260	ADB40 837 16-4708	ADB40 837 16-4712	ADB40 837 16-4763	ADB40 837 16-4843	ADB40 837 16-6078
Information-Based Framework for Incorporating Uncertainty in Transportation Modeling	Trend breaking Influences of Built Form on Travel in UK Cities: Evidence from New Quantifications of Within- and Between-Built-Form Variations	Transferability Study of Mode Choice Models in Terms of Structure and Parameters	Model Transferability of Hidden Markov Models and a Bayesian Approach to Recalibrating Travel Demand Models	Criteria for Selecting Model Updating Methods for Better Temporal Transferability	Spatial Transferability of Neural Network Models in Travel Demand Modeling
Gabriel Jiangbo Yu, R. Jayarkishan	Kaveh Jahanshahi	Amir Hossein Baghestani, Amir Reza Mamdoohi, Seyed Ehsan Seyedabrishami, Ali Reza Mahpour	Chenfeng Xiong, Di Yang, Lei Zhang	Nobuhiro Sanko	Liang Tang, Chenfeng Xiong, Lei Zhang
The University of California at Irvine	University of Cambridge	Tarbiat Modares University	University of Maryland	Kobe University	University of Maryland
Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate
Activity-Based Model and Dynamic Traffic Assignment	Mode Choice	Mode Choice	Mode Choice	Mode Choice	Mode Choice
Synthetic Dataset	Synthetic Dataset	Synthetic Dataset	Synthetic Dataset	Synthetic Dataset	2007/2008 Baltimore Household Travel Survey
This paper mainly suggests the integration of Activity-Based Model and Dynamic Traffic Assignment in order to reduce the uncertainty in general traffic model.	A new approach for measuring and monitoring urban planning influence on travel-behavior.	This paper tries to discuss transferability of one specific model applied into different study area. By applying the model parameters transferability, it can be noticed whether or not the model is transferable.	This paper tries to discuss transferability of the hidden Markov Model. The result suggests some ranges of transferability index.	This paper suggests that temporal transferability can be conducted if time series data from previous year is at hand and the trend is in the knowledge.	This paper first studies the transferability of Naive Models when no data is available in application context. Then a new naive model adaptation is proposed when limited local data is available.

Transportation Research Board (TRB) 2016

ADB40	ADB40
837	837
16-6172	16-6664
One Activity-Based Travel Model for Four Cities: Experience of ABM Estimation on a Pooled Data Set of Multiple Surveys	Exploring Model Uncertainty and Behavior Uncertainty: Temporal Transferability Assessment of Vehicle Ownership Models for Boston Metropolitan Area
Surabhu Gupta, Peter Vovsha, Gaurav Vyas	Yafei Han, P. Christopher Zegras
Parsons Brinckerhoff	the Masdar Institute of Science and Technology, Abu Dhabi, UAE
Disaggregate	Disaggregate
Destination Choice	Mode Choice
Synthetic Dataset	Boston Metropolitan Area Travel Surveys 1991 and 2010
<u>Destination Choice and travel time-cost perceptions are the most fundamental difference across regions: residential self-choice and endogenize and equilibrate time and cost coefficients as function of regional travel conditions.</u>	<u>By comparing the two datasets in 1991 and 2010, the paper suggests that some uncertainties, especially those within simpler model, is transferable. But in case of preferences, it is not entirely stable over time</u>

World Conference on Transport Research (WCTR) 2013

WCTR Topic	DI Econometric Methods	DI Econometric Methods	DI Econometric Methods	DI Econometric Methods	DI Econometric Methods
Session	DI-1	DI-1	DI-1	DI-1	DI-1
Paper No.	2111	1019	2407	1013	1956
Paper Title	Accounting for Stochastic Variables in Discrete Choice Models	Incorporating Uncertainty in Social Acceptance and Adoption in the Design and Analyses of Stated Choice Experiments: Example of the Electric Car	A Fixed-Point Route Choice Model For Route Correlation	Incorporating Heterogeneity in Decision Rule Representations of Travel Choice Decision	Built Environment and Travel for Social Interaction: Case Studies in Different Urban Contexts
Author(s)	Federico Diaz, Victor Cantillo, Julian Arellana, Juan de Dios Ortuzar	Soora Rasouli, Harry J.P. Timmermans	Louis de Grange, Sebastian Raveau, Felipe Gonzalez	Soora Rasouli, Harry J.P. Timmermans	Claudia G. Lima, Juan-Antonio Carrasco, Carolina Rojas
Affiliation	Transmetro S.A.S, Universidad del Norte, Universidad Catolica de Chile	Eindhoven University of Technology	Universidad Diego Portales, Pontificia Universidad Catolica de Chile	Eindhoven University of Technology	Universidad de Concepcion
Aggregate or Disaggregate?	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate
Target Model	(Discrete Choice Model)	Automobile Choice	Route Choice	Mode Choice	Destination Choice
Relevant Survey(s)/Data & Its Scale	Synthetic Data	Web-based Questionnaire 2012	OD Survey Santiago Metro	2009 Dutch National Travel Survey	Questionnaire of Individual from four neighboring cities
Contribution (Survey Method Improvement)	The paper discusses about applying "best" method for discrete choice model with stochastic variables over 5 alternatives methods, they are: MNL (Multinomial Logit), RCg (Random Coefficients Model with Genetic Coefficient), RCs (Random Coefficients Model with Specific Coefficients), SV (Stochastic Variables Model), and ECML (Error Components Mixed Logit Model). Result suggests that ECML is the best one to capture stochastic variable problems.	The research discusses about the social influence of the decision of purchasing electric car by applying Monte Carlo Simulation of Individual Realization in the simulation process. With iteration process, the result suggests that the decision about whether or not to purchase electric car is related to the socio-demographic variables.	The paper discusses about how to improve existing route choice model by applying 6 methods in the route choice model, they are: Multinomial Logit (MNL), C-Logit, Path-Size Logit (PSL), PCL, CNL, and Fixed Point Model (FPM). The result suggests FPM is the best method with iteration process.	In this research, the author tries to create a mode choice model using the method namely boosted decision tree where the simple decision trees are ensemble and used to predict the dependent variables. It shows better goodness-of-fit value by doing this method, making the method worth further exploring although the process of enabling decision tree is time consuming.	The research discusses about the relationship between accessibility of public/private transport to the workplace (in CBD) and the income level of people from the neighboring cities. The result shows variation of destination within the city of Concepcion is related to the household income.

World Conference on Transport Research (WCTR) 2013

D2 Novel Applications		D2 Novel Applications		D2 Novel Applications		D2 Novel Applications	
D2-1	1463	D2-1	1718	D2-1	1928	D2-1	2289
Exploring Socio-Economic Trend in Private Vehicle Fuel Efficiency: A Comparative Study of Brisbane and Sydney, Australia	Tatsuo Takase	Transportation Behavior Analysis of Commuting in Regional City Using Fractal Dimensions of States	Luis M. Martinez, Goncalo H.A. Correia, Jose M. Viegas	Transtools III: Development of a New Transport Model for Europe - Preliminary Work on Non-linearities and Value of Time Inputs	Andrew Daly, Stephane Hess, Thijs Dekker	Bayesian Approach to Integration of Technology and Methodology for Traveler Information System	Christine Weiss, Andre Kuehn, Wolfgang Schade
Griffith University	Shinshu University	Instituto Superior Tecnico, University of Coimbra	-	Carleton University	Institute for Transport Studies Karlsruhe Institute of Technology		
Aggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Aggregate/Disaggregate	Aggregate	Disaggregate	
Mode Choice	Mode Choice	Mode Choice	Microsimulation	Traffic Assignment	Integration Traffic System Model	Automobile Choice	
Australian Bureau of Statistics (ABS) data for Suburbs	2010 Commuter Survey in Matsumoto City, Japan	Mobility Data of Shared Taxi in Lisbon		(no dataset)	Synthetic Data	Sales Data (in both countries)	
The research discusses about the what explanatory variables would fit into the model of vehicle fuel efficiency in two cities by using/comparing two methods: OLS (Ordinary Least Square) and GWR (Geographically Weighted Regression). Result shows that GWR performs better to capture changes in spatial variation in urban social-vehicle efficiency behavior.	The research proposes a new methodology of analysis of the transportation mode choice behavior of commuters in a regional city of Japan, namely Fractal Dimension of States. It spreads the origin of the trips to a certain set degree, thus, the result is significantly affected by the degree of spread. This makes the Fractal Dimension of States useful.	The paper discusses a simulation method for better shared-taxi service in Lisbon, Portugal. The simulation is done in agent-based software where modification of both demand and supply attributes are measured statistically.	This paper has discussed two important inputs into the Transtool3 Model. The paper has illustrated how similar result can be obtained when replacing the Box-Cox transform with the gamma specification, leading to very substantial gains in efficiency as the model can then be estimated in Logit. Secondly, this paper has discussed how the value of time inputs for the model should come from meta analysis values rather than country-specific values obtained from individual studies.	The paper tries to introduce the Bayesian approach for the Integrated Traffic System (ITS) for the future of the system. It is indicated in the result, that having the Bayesian Approach (especially in the dynamic analysis) results improvement and overcoming methodological deficiency.	The paper attempts to forecast the number of cars owned by citizen in Russia and Brazil by using logit model to estimate trends from the previous year.		

World Conference on Transport Research (WCTR) 2013

D2 Novel Applications		D2 Novel Applications		D2 Novel Applications		D2 Novel Applications	
D2-1	D2-2	D2-2	D2-3	D2-3	D2-3	D2-3	D2-3
1516	2344	1877	2183	1913	3348		
The Unexpected Stable Market Share of the Bicycle in the Netherlands	Potential Demand for Cycling in Brasilia: A Study Among University Students	Transit Dependence and Choice Riders in the NHTS 2009: Associations with Walk, Bicycle, and Transit Trips	Preferences for Vehicle Ownership and Mode Choice for Commuting Trips in Cordoba City	Trade-off Effects Among Discounts and Fare Restrictions: A Case Study of an Intercity Bus Corporation	Analysis of Accessibility Distributions for Inter-City Travel by Public Transport		
Kees Van Goeverden, Bart van Arem, Tom Godelfrooij	Camila de C. Pires Lammers	Ugo Lachapelle	Juan Jose Pompilio Sartori, Carlos Walter Robeldo	Tsung-Hsien Tsai, Chien-Hung Wei, Zhih-Ting Shih	Ryan F Allard, Filipe Moura		
Delft University of Technology, Dutch Cycling Embassy	Federal District Government - Brazil	Universite du Quebec a Montreal	Universidad Nacional de Cordoba	Naitonal Quemoy University, National Cheng Kung University	Instituto Superior Tecnico		
Aggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate	Disaggregate		
Mode Choice Share	Mode Choice	Mode Choice	Car Ownership and Mode Choice	Mode Choice	Mode Choice		
Dutch National Travel Survey	Questionnaire for university students	NHTS (National Household Travel Survey) 2009	SP Survey in Cordoba, Argentina	Sampling Data from an Intercity Bus Operation	Data on Metro and Bus Schedules in Lisbon City		
The paper tries to find the explanatory variables that significantly affect the constant mode share of bicycle in the Netherlands for over than 3 years. Using the linear and logistic regression, the explanatory variables are able to discover.	This research exposes the questionnaire results about the demographic of the respondents and also the percentages of respondents who are willing to shift to bicycle.	The paper assesses how access to motorized travel options impacts active transportation and transit use. Exposing the NHTS, the paper analyzes the transit dependent individuals without cars or sharing cars used active transportation more.	Using Nested Logit Model integrating mode choice decisions for commuting trips, private vehicle ownership and the preferences for car and motorcycle buying a response to changes in transport modes level of service.	Using the MNL (Multinomial Logit Model) for deciding the significant explanatory variables in the model.	Using the discrete choice model, the paper examines the effect of access time distributions of the intercity mode choice for Lisbon-Madrid trips.		

World Conference on Transport Research (WCTR) 2013

D2 Novel Applications	D2 Novel Applications
D2-3	D2-3
1357	2577
A Conceptual Model of Post-Disaster Travel Behavioral Responses: Case Study of Great East Japan Earthquake 2011	National Travel Surveys: An Analysis of European Data Collection And Travel Statistics
Hitomi Nakanishi, John Black, Kojiro Matsuo	Aoife Ahem, Gill Weyman, Eleni Anoyrkati, Martin Redelbach, Angelica Schluz, Lars Ackerman
University of Canberra, University of New South Wales, Akita National College of Technology	University College Dublin
Disaggregate	Aggregate
Decision Choice	(no model)
Synthetic Data	National Travel Surveys in 30 European Countries
This research has proposed a methodology to analyze transportation demand in a post-disaster travel behavioral responses by considering decision tree for each phase of the event.	This paper compares the National surveys in 30 European countries and decides whether the survey uses random or stratified method. At the end, it suggests uniformity of the survey for better handling in the future.