博士論文

マイクロジオデータを利用した 大規模地震・津波被害リスクの推定とリスク分布から見た 災害想定シナリオの重要度評価に関する研究

A Study on the Evaluation of Risk Scenario in Large-scale
Earthquake and Tsunami: the Application of Micro Geodata)

小川 芳樹

目次

第1章		研究の概要	1
	1.1	研究背景	2
	1.2	研究目的	10
	1.3	先行研究	12
		1.3.1 マイクロジオデータに関する先行研究	13
		1.3.2 地震被害想定に関する先行研究	17
	1.4	研究の特色	21
第2章		地震被害推定に必要なマイクロジオデータの整備	23
	2.1	建物データの整備	24
		2.1.1 建物データについて	24
		2.1.2 統計データと住宅地図を組み合わせた推定手法	27
		2.1.3 機械学習による推定	40
	2.2	人流データの整備 2.2.1 手法の概要	48 48
		2.2.2 GPS 搭載の携帯電話の大規模プローブデータを用いた人流デー	49
		2.2.3 パーソントリップを用いた人流データの開発	62
第3章		定量的な被害推定に関わる設定条件	68
	3.1	地震動の設定	69
	3.2	想定する津波	72
	3.3	想定する時期と気象条件	74
	3.4	想定する被害項目と対象地域	75
第4章		物的被害推定	76
	4.1	揺れによる建物倒壊	77
		4.1.1 揺れによる全壊率の推定手法	77
		4.1.2 揺れによる全壊率の推定結果	79
	4.2	火災・延焼による建物被害推定手法	82
		4.2.1 火災による建物被害推定手法	82

		4.2.2 火災による建物被害推定結果	93
	4.3	津波による建物被害	96
		4.3.1 津波による被害推定手法の構築	96
		4.3.2 津波による建物被害推定結果	105
	4.4	倒壊・火災・津波による統合的な建物被害の推定	107
		4.4.1 倒壊・火災・津波による統合的な建物被害の推定手法	107
		4.4.2 倒壊・火災・津波による統合的な建物被害の推定結果	109
第5章		人的被害推定	114
	5.1	本研究での被害推定手法	115
		5.1.1 建物倒壊による人的被害推定手法	115
		5.1.2 火災・延焼による人的被害推定手法	116
		5.1.3 津波による人的被害推定手法	118
	5.2	倒壊・火災・津波による統合的な人的被害の推定手法	124
	5.3	倒壊・火災・津波による統合的な人的被害の推定結果	127
第6章		リスク分布からの地域ごとの重要被害量抽出	137
	6.1	地域ごとのリスク分布把握と重要被害抽出	138
第7章		スパースモデリングを用いた被害分析	146
	7.1	スパースモデリング	147
	7.2	スパースモデリングによる変数の選択	149
	7.3	重要被害量に基づくシナリオ選択	155
第8章		企業間取引データを用いた企業への被害波及の推定	160
	8.1	企業及び企業間の BCP/BCM の取り組み	162
	8.2	企業間取引データ	163
	8.3	南海トラフ沖地震を想定した企業への被害波及推定と可視化	165
		8.3.1 設定条件	165
		8.3.2 推定手法	166
		8.3.3 結果と可視化	167

第9章		本研究の活用事例	174
	9.1	浦安市における災害図上訓練	175
	9.2	震災ビックデータ	177
第10章		結論	178
	10.1	まとめ	179
	10.2	課題	184
参考文献			186
謝辞			201

図目次

1.1.1	求められている被害想定データ	5
1.1.2	内閣府による被害想: 250m メッシュ別の焼失棟数(都心南部直下地震)	8
1.1.3	内閣府による被害想: 250m メッシュ別の全壊棟数(都心南部直下地震)	8
1.2.1	本研究の目的と全体像	11
2.1.1	各建物の耐火性能の推定結果の例	30
2.1.2	建物構造の推定方法	31
2.1.3	本手法による建物構造の推定結果	31
2.1.4	本手法による建物の築年代推定結果	38
2.1.5	機械学習用いた推定手法	41
2.1.6	ランダムフォレストのアルゴリズム	41
2.1.7	耐火性能における特徴量ごとの寄与率と Gini 係数	42
2.1.8	建物構造における特徴量ごとの寄与率と Gini 係数	44
2.1.9	築年代における特徴量ごとの Gini 係数	46
2.2.1	ドコモ「地図ナビ」	50
2.2.2	GPS データを用いた人流データ開発手法	50
2.2.3	本研究で用いる GPS データの 2012 年全体の日別ユーザー数とトリップ数	51
2.2.3	GPS データ観測点の滞留・流動判定手法	53
2.2.4	四国を含む ID のサンプリング数(四国定住者以外も含まれる)	53
2.2.5	対象 ID のデータ欠損日のヒストグラム	54
2.2.6	トリップ間のブランク補間ルール	55
2.2.7	経路補間における道路ネットワークデータとの接続の考え方	56
2.2.8	パーソントリップの経路補間手法	56
2.2.9	GPS データの道路ネットワークを用いた経路補間の流れ	56
2.2.10	経路補間結果の例1	57
2.2.11	経路補間結果の例2	57
2.2.12	拡大係数の推計手法	58
2.2.13	定住人口(国勢調査)と拡大係数の比較(250m メッシュ)	58
2.2.14	従業員数(経済センサス)と拡大係数の比較(250m メッシュ)	58
2.2.15	GPS を用いた人流データの例(2012 年 1 月 5 日 8 時)	59

2.2.16	GPS を用いた人流データの例(2012 年 8 月 10 日 14 時)	60
2.2.17	高知市における,市内・県内・県外の人の滞留者数の時系列分布	60
2.2.18	高知市における,市内・県内・県外の人の流動者数の時系列分布	61
2.2.19	本研究のデータ整備の流れ	62
2.2.20	東京都市圏の PT データの数(調査単位)	63
2.2.21	4時における滞留人口の配分結果例	64
2.2.22	19時における滞留人口の配分結果例	64
2.2.23	本手法による推定メッシュ人口と夜間人口の偏差率(250m メッシュ)	65
2.2.24	既存手法(26)による推定メッシュ人口と夜間人口の偏差率(250mメッシュ)	65
2.2.25	東京都における本手法による推定メッシュ人口と夜間人口の偏差率(250m メッシュ)	66
2.2.26	本手法による新浦安駅周辺における人流データ	66
2.2.27	「人の流れプロジェクト」による浦安駅周辺における人流データ	67
3.1.1	50年超過確率 2% (カテゴリー1)	71
3.1.2	50年超過確率 39% (カテゴリー1)	71
3.1.3	50 年超過確率 2% (カテゴリー2)	71
3.1.4	50 年超過確率 39% (カテゴリー2)	71
3.3.1	30分における浸水深	73
3.3.2	90分における浸水深	73
3.3.3	各メッシュの津波到着時刻	73
4.1.1	揺れによる建物被害推定手法	78
4.1.2	本研究で用いる木造における PGV と建物全壊曲線	78
4.1.3	本研究で用いる非木造における PGV と建物全壊曲線	79
4.1.4	高知市における揺れによる全壊率 (50年2%カテゴリ1)	80
4.1.5	高知市における揺れによる全壊率 (50年39%カテゴリ1)	80
4.1.6	高知市における揺れによる全壊率 (50年2%カテゴリ2)	80
4.1.7	高知市における揺れによる全壊率 (50年39%カテゴリ2)	80
4.1.8	全国における揺れによる全壊率 (50年2%カテゴリ1)	81
4.1.9	全国における揺れによる全壊率 (50年39%カテゴリ1)	81
4.1.10	全国における揺れによる全壊率 (50年2%カテゴリ2)	81
4.1.11	全国における揺れによる全壊率 (50年 39%カテゴリ 2)	81

4.2.1	火災による建物被害の推定手法	82
4.2.2	季節・時間別火災件数	84
4.2.3	冬18時の火気器具・電熱器具に起因する出火率(一律に震度7を与えた場合,高 知市沿岸地域の例)	85
4.2.4	夏12時の火気器具・電熱器具に起因する出火率(一律に震度7を与えた場合,高 知市沿岸地域の例)	85
4.2.5	全国における冬の1時における出火率(一律に震度7を与えた場合)	86
4.2.6	全国における夏の1時における出火率(一律に震度7を与えた場合)	86
4.2.7	全国における冬の1時における出火率(一律に震度6強を与えた場合)	86
4.2.8	全国における夏の1時における出火率(一律に震度6強を与えた場合)	86
4.2.9	各々の建物から最近隣の消防施設までの距離	90
4.2.10	焼失棟数の推定手法	92
4.2.11	延焼運命共同体の例(延焼クラスター)	92
4.2.12	冬 18 時における焼失率(50 年 2%カテゴリ 1,高知市沿岸地域の例)	94
4.2.13	冬 18 時における焼失率(50 年 39%カテゴリ 1,高知市沿岸地域の例)	94
4.2.14	冬 18 時における焼失率(50 年 2%カテゴリ 2,高知市沿岸地域の例)	94
4.2.15	冬 18 時における焼失率(50 年 39%カテゴリ 2,高知市沿岸地域の例)	94
4.2.16	全国における冬1時における焼失率(50年2%カテゴリ1)	95
4.2.17	全国における夏1時における焼失率(50年39%カテゴリ1)	95
4.2.18	全国における冬1時における焼焼失率(50年2%カテゴリ2)	95
4.2.19	全国における夏1時における焼焼失率(50年39%カテゴリ2)	95
4.3.1	本研究における被害モデル構築の全体像	97
4.3.2	各建物の被災状況の例(青森県八戸市)	98
4.3.3	各建物の浸水深の例(青森県八戸市)	98
4.3.4	市区町村別の家屋被災状況	98
4.4.5	震災復興アーカイブスを基に作成した建物の構造別被害率のヒストグラム	99
4.3.6	個別建物の沿岸線からの距離の例(青森県八戸市)	101
4.3.7	個別建物の流速計算結果の例(青森県八戸市)	101
4.3.8	RC 造における最大浸水深と家屋被害率	102
4.3.9	建物構造別の被害関数	103
4.3.10	(a) 木造における全半壊の推定値と真値の集計値の比較	103
4.3.10	(b) S 造における全半壊の推定値と真値の集計値の比較	103
4.3.10	(c) RC 造における全半壊の推定値と真値の集計値の比較	103

4.3.11	機械学習による建物被害推定モデル	104
4.3.12	各特徴量の重要度(Gini 係数)	104
4.3.13	豊橋における 3mの津波高を与えた時の推定建物被害結果	105
4.3.14	西日本における 3mの津波高を与えた時の建物被害率(全壊・全半壊の割合)の推 定結果(4 次メッシュ集計)	106
4.3.15	南海トラフ地震の氾濫シミュレーション結果を用いた推定建物被害結果(高知 市沿岸域)	106
4.4.1	揺れ・火災・津波による統合被害	107
4.4.2	倒壊火災による全壊棟数(50年2%,カテゴリ1,冬18時,1棟以上)	110
4.4.3	倒壊火災による全壊棟数(50 年 39%,カテゴリ 1,冬 18 時,1 棟以上)	110
4.4.4	倒壊火災による全壊棟数(50年2%,カテゴリ2,冬18時,1棟以上)	110
4.4.5	倒壊火災による全壊棟数(50 年 39%,カテゴリ 2,冬 18 時,1 棟以上)	110
4.4.6	倒壊火災による建物ごとの全壊率(50年2%カテゴリ1,冬18時)	111
4.4.7	倒壊火災による建物ごとの全壊率(50 年 39%カテゴリ 1,冬 18 時)	111
4.4.8	倒壊火災による建物ごとの全壊率(50年2%カテゴリ2,冬18時)	111
4.4.9	倒壊火災による建物ごとの全壊率(50 年 39%カテゴリ 2,冬 18 時)	111
4.4.10	津波倒壊火災による建物ごとの全壊率(50 年 2%カテゴリ 1,冬 18 時)	112
4.4.11	津波倒壊火災による建物ごとの全壊率(50 年 39%カテゴリ 1,冬 18 時)	112
4.4.12	津波倒壊火災による建物ごとの全壊率(50 年 2%カテゴリ 2,冬 18 時)	112
4.4.13	津波倒壊火災による建物ごとの全壊率(50年39%カテゴリ2,冬18時)	112
5.1.1	火災による死者の増加傾向(諸井・武村(2004))	117
5.1.2	津波による人的被害推定手法	118
5.1.3	避難メッシュの考え方	122
5.1.4	最大浸水深に対する死者率の津波被害関数	123
5.2.1	統合的な人的被害評価	124
5.3.1	倒壊火災による死者数(2012年01月01日(日)0時,50年2%カテゴリ1,建物単位)	129
5.3.2	倒壊火災による死者数(2012年10月10日(水)0時,50年2%カテゴリ1,建物単位)	129
5.3.3	倒壊火災による死者数(2012 年 10 月 10 日(水)14 時,50 年 2%カテゴリ 1,建物単位)	129
5.3.4	倒壊火災による死者数(2012 年 08 月 12 日(日)14 時,50 年 2%カテゴリ 1,建物単位)	129

vii

5.3.5	倒壊火災による死者数(2012 年 01 月 01 日(日)0 時,50 年 39%カテゴリ 1,建物単位)	130
5.3.6	倒壊火災による死者数(2012 年 10 月 10 日(水)0 時,50 年 39%カテゴリ 1,建物単位)	130
5.3.7	倒壊火災による死者数(2012年10月10日(水)14時,50年39%カテゴリ1,建物単位)	130
5.3.8	倒壊火災による死者数(2012年08月12日(日)14時,50年39%カテゴリ1,建物単位)	130
5.3.9	倒壊火災による死者数(2012年01月01日(日)0時,50年2%カテゴリ2,建物単位)	131
5.3.10	倒壊火災による死者数(2012年10月10日(水)0時,50年2%カテゴリ2,建物単位)	131
5.3.11	倒壊火災による死者数(2012 年 10 月 10 日(水)14 時,50 年 2%カテゴリ 2,建物単位)	131
5.3.12	倒壊火災による死者数(2012 年 08 月 12 日(日)14 時,50 年 2%カテゴリ 2,建物単位)	131
5.3.13	倒壊火災による死者数(2012 年 01 月 01 日(日)0 時,50 年 39%カテゴリ 2,建物単位)	132
5.3.14	倒壊火災による死者数(2012 年 10 月 10 日(水)0 時,50 年 39%カテゴリ 2,建物単位)	132
5.3.15	倒壊火災による死者数(2012年10月10日(水)14時,50年39%カテゴリ2,建物単位)	132
5.3.16	倒壊火災による死者数(2012 年 08 月 12 日(日)14 時,50 年 39%カテゴリ 2,建物単位)	132
5.3.17	津波倒壊火災による死者数(避難開始迅速化)(2012 年 01 月 01 日(日)0 時,50 年 2% カテゴリ 1,10mmesh 単位)	133
5.3.18	津波倒壊火災による死者数(早期避難率高+呼びかけ)(2012年01月01日(日)0時,50年2%カテゴリ1,10mmesh単位)	133
5.3.19	津波倒壊火災による死者数(早期避難率高)(2012 年 01 月 01 日(日)0 時,50 年 2% カテゴリ 1,10mmesh 単位)	134
5.3.20	津波倒壊火災による死者数(早期避難率低)(2012 年 01 月 01 日(日)0 時,50 年 2% カテゴリ 1,10mmesh 単位)	134
5.3.21	避難を迅速化した場合における地震動別の各日時における統合人的被害の推移(日時別:15分単位)	135
5.3.22	避難行動シナリオ別の統合人的被害の推移(日時別:15 分単位)(確率的地震動 50 年超過確率 2%(カテゴリ 1))	136
5.3.23	火災倒壊による高知県における地震動別の死者率の推移(日時別:15分単位)	136
6.1.1	4 次メッシュ i における尤度分布とその確率密度関数の推定結果の例(青の縦線;平均値)	140
6.1.2	倒壊・火災による人的被害の最尤推定被害量	142
6.1.3	倒壊・火災による人的被害が平均値以上で尤度の高い被害量	142
6.1.4	倒壊・火災による人的被害が最大となる被害量	143

6.1.5	津波・倒壊・火災による人的被害の最尤推定被害量	143
6.1.6	津波・倒壊・火災による人的被害が平均値以上で尤度の高い被害量	144
6.1.7	倒壊・火災による人的被害が最大となる被害量	144
6.1.8	津波倒壊火災の被害量の尤度分布(シナリオ単位)	145
7.2.1	スパースモデリングによる変数選択	150
7.2.2	パラメータ λ(横軸) に対する SM-value(縦軸)	151
7.2.3	パラメータ λ(横時) に対する MSE(縦軸)	152
7.2.4	市区町村別に分析した場合の SM-value 推定結果	154
7.3.1	重要被害量を説明しているシナリオを抽出する概念図	156
7.3.2	最大被害量における各シナリオの SM-Value	157
7.3.3	最尤被害量における各シナリオの SM-Value	158
7.3.4	平均値以上の最尤被害量における各シナリオの SM-Value	159
8.2.1	企業取引データ	164
8.2.2	データ構造のイメージ	164
8.2.3	企業間取引データの可視化の例	164
8.3.1	地震被害による企業への経済的波及の推定手法	167
8.3.2	被害量の尤度が最大となる場合の取引額の1次波及(色:取引額減少率)	169
8.3.3	1次波及における取引額減少率のヒストグラム	169
8.3.4	被害量が平均値以上で尤度が最大となる場合の取引額の1次波及(色:取引額減 少率)	170
8.3.5	1次波及における取引額減少率のヒストグラム	170
8.3.6	被害量が最大となる場合の取引額の1次波及(色:取引額減少率)	171
8.3.7	1次波及における取引額減少率のヒストグラム	171
8.3.8	最尤被害における全企業を対象とした総受発注額の減少率(市区町村単位で集 計)	172
8.3.9	被害量が平均値以上で尤度最大となる全企業を対象とした総受発注額の減少 率(市区町村単位で集計)	172
8.3.10	最大被害量における全企業を対象とした総受発注額の減少率(市区町村単位で 集計)	173
9.1.1	図上避難訓練の風景	176
9.1.2	図上避難訓練の前後におけるハザードマップの理解度	176
9.2.1	震災ビックデータにおける本研究の番組内での紹介	177

表目次

1.1.1	主なマイクロジオデータの種類(時間分解能順)	5
1.1.2	中央防災会議による推定人的被害の例(都心南部直下地震)	7
1.1.3	被害評価におけるマイクロジオデータと集計データを利用したときの比較	9
2.1.1	建物ポイントデータの属性一覧	26
2.1.2	住宅地図の建物用途	26
2.1.3	防火・準耐火・耐火構造の属性別割合	29
2.1.4	2階建て以下の耐火性能比率	30
2.1.5	世田谷区における耐火性能推定の検証結果(8419棟を対象)	30
2.1.6	埼玉県における構造推定の検証結果	33
2.1.7	千葉県における構造推定の検証結果	33
2.1.8	東京都における構造推定の検証結果	33
2.1.9	神奈川県における構造推定の検証結果	33
2.1.10	1都3県における構造推定の検証結果	33
2.1.11	建物用途,建物構造,世帯主年齢,築年代のクロス表による組み合わせ	35
2.1.12	建物用途,建物構造,建物階数,築年代のクロス表による組み合わせ数	35
2.1.13	DID 地区指定時期と都市化された時期の関係と重み	36
2.1.14	埼玉県における築年代推定の検証結果	39
2.1.15	千葉県における築年代推定の検証結果	39
2.1.16	東京都における築年代推定の検証結果	39
2.1.17	神奈川県における築年代推定の検証結果	39
2.1.18	1都3県における築年代推定の検証結果	39
2.1.19	住宅地図に結合された不動産データの建物数	41
2.1.20	世田谷区におけるランダムフォレストによる耐火性の検証結果	43
2.1.21	埼玉県におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果	44
2.1.22	千葉県におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果	44
2.1.23	東京都におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果	44
2.1.24	神奈川県におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果	44
2.1.25	1都3県におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果	44
2.1.26	埼玉県におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果	46

2.1.27	千葉県におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果	46
2.1.28	東京都におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果	46
2.1.29	神奈川県におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果	47
2.1.30	1都3県におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果	47
2.2.1	パーソントリップの着目的と住宅地図の配分先との対応	63
2.2.2	パーソントリップの職業と住宅地図の配分先との対応表	63
3.1.1	確率的地震動におけるカテゴリー	70
3.3.1	津波遡上シミュレーションの概要	72
3.4.1	本研究で想定する被害項目	75
4.1.1	地表最大速度対応の建物被害予測式に用いる構造別・築年代別のλおよびξの 値	78
4.2.1	震度別・業種別の出火確率	84
4.2.2	初期消火成功率	87
4.2.3	震度別の初期消火補正係数	88
4.2.4	消防施設データの例(神奈川県横浜市の一部)	90
4.2.5	消化能力を持つ車両	91
4.2.6	消防施設毎に消防力・管轄建物面積・消防水利数を追加した例(神奈川県横浜市 一部)	91
4.3.1	「復興支援調査アーカイブ」のシェープファイルに含まれる属性について	97
4.3.2	Manning の粗度係数の土地利用別の設定値	101
4.3.3	家屋被害関数のパラメータ	103
4.3.4	クロスバリデーションによる本モデルの精度	105
5.1.1	避難の有無,避難開始時期の設定	120
5.1.2	交通モード別の避難速度	121
5.3.1	携帯電話プローブデータを用いて被害推定した日時とシーン	127
7.2.1	火災倒壊による人的被害における各変数の SM-Value	152
7.3.1	最大被害量における選択されたシナリオ	157
7.3.2	最尤被害量における選択されたシナリオ	158
7.3.3	平均値以上の最尤被害量における選択されたシナリオ	159

第1章 研究の概要

1.1 研究の背景

2011年東日本大震災そして2016年熊本地震において,従来の科学技術では想定でき ない災害事象が発災し甚大な被害をもたらした.このような経験をした我が国にとっ て,震災の教訓を活かし,将来予測されている首都直下地震や南海トラフ地震をいか に乗り越えていくかは国から企業・市民までに及ぶ重要な国家的・社会的な課題であ る.国レベルにおいては,東日本大震災後3度にわたる災害対策基本法の改正や国土強 靭化計画が進められ,地方においても地域強靭化計画が進められている.また企業レ ベルにおいては,日本経済団体連合会が東日本大震災後に,災害に強い経済社会の構 築に向け,企業サプライチェーンにおけるBCP(事業継続計画)・BCM(事業計画マネジ メント)に関する提言を行い,BCP・BCMの推進をしている.また提言の中で,官民の 連携も挙げており,官民が一体となりレジリエンスの向上を目指している.

研究レベルにおいては、この課題を解決するために、近年 GPGPU (General-Purpose computing on Graphics Processing Units) ベースなどの HPC(High Performance Computing) によるシミュレーション技術の発展を背景に、地震・津波に関する被害予測の推定・観測技術の高度化が進み、災害を正確に予測して被害を推計するための研究が進められ てきている.また GPS を搭載したスマートフォンによる通話履歴・移動履歴などのビッグデータが蓄積されつつあり、被害を多様かつ高精度に推計するための環境が整い つつある. 2011 年東日本大震災においては、発災後に車のプローブデータをマッピン グすることで、通行可能道路の把握に役立ち、ビックデータの有用性を示した.

日本政府による内閣府中央防災会議や各自治体においても,将来予測される南海ト ラフ巨大地震や首都直下地震など都市中枢機能への影響が大きい地震を想定した被害 を推計している⁽¹⁾.こうした被害想定は,集計された建物の築年代や構造などの市街地 データ(国勢調査や住宅土地統計調査など)を工学モデル(建物被害関数や火災延焼モ デル)によって地理情報システム(GIS: Geographic Information System)を利用し計算す ることで被害想定を行っている.また,想定するシナリオは,専門家のヒューリスティ ックスによって重要シナリオを選択しているため,冬の18時,夏の12時という少数シ ナリオのみを想定している.例えば,内閣府中央防災会議(2012)による南海トラフ地 震の被害想定⁽¹⁾では,建物倒壊・火災・津波によって最大 32.3万人の死者数に達する と推測されている.東京都による首都直下地震の被害想定(2012年)⁽²⁾では,火災・倒 壊・液状化などの被害を各事象単位で評価しており,墨田区や荒川区などの建物密集市 街地での危険性が冬の18時において最も高いという結果となっている.

このような被害想定結果は、各自治体でホームページにハザードマップとして公開 されているものの、揺れ、津波、火災や液状化による建物被害、人的被害、ライフライ ン被害などの多様な被害項目ごとにメッシュデータや町丁目で集計されたもののみで ある.さらに、自治体ごとに評価方法も異なるため、南海トラフ地震のような広域災害 の場合には、相対的な被害量の自治体を超えての比較を一律に行うことが出来ない. そのため、現状の被害想定では、複数の自治体にまたがる広域の防災計画や津波・火 災・倒壊が同時に発災するような複合型災害には十分に対応出来ないといえる.

加えて、専門家によってヒューリスティックスに先験的アプローチから選ばれた少数の重要シナリオの発災日時だけでは、実際に起こり得るシナリオを十分に網羅しているとはいえない.人的被害を考えた場合、発災日時によって火気利用状況や人の流動は変化し、死者数は大きく変動すると考えられるからである.しかしながら、休日を始めお正月やお盆における帰省やイベントなどによる人の流動を考慮に入れた研究はほとんどない.少数シナリオに基づく研究ばかりが続けられると、2011年東北地方太平洋沖地震のような想定外を引き起こす可能性があると考えられる.

また、このような被害想定は、国、地方自治体、企業、市民の各々の主体を対象として、全ての主体を網羅しうるものでなければならない.すなわち、国・地方公共団体における防災政策の材料だけでなく、企業や住民・市民それぞれが自分の課題として捉えられるような材料でなければならない.企業における BCP は、大企業の場合にある程度促進されている(70%程度)ものの、中堅企業・市区町村においては BCP 策定率が不十分(40%程度)である⁽³⁾.すなわち、現状の被害想定に加えて、BCP 策定の材料になりうる被害想定も必要であることが示されている.そのような意味においても現状の被害想定においては国、地方自治体、企業、市民の各主体間で共有可能な被害想定データが求められる(図 1.1.1).レジリエンスを高めるためにも、各々の主体が共通の課題として災害事象を捉えることが出来る材料となるデータが必要であると考えられる.

市民・住民レベルでは、全ての防災・減災の担い手である自助・共助・公助の中、公 設消防による公助の対応の限界を考えると自助・共助を高めることが大切となる.特に 東日本大震災以来、世の中の自助・共助の役割の重要性に対する意識が高まっており、 2013年の内閣府の調査によれば約9割の人が自助・共助・公助のバランスの取れた連 携の必要性を感じており、公助のみに重点を置いた対応をすべきであると回答した人 は震災前後で三分の一にまで減少している⁽⁴⁾.また市民・住民レベルで考える場合にお いては、集計されたデータや単一シナリオのデータを示すよりも、様々なシナリオを 想定したより実感の伴う詳細な被害像を描き出すことの方が、国民の意識が高まって いる現在においては重要である.さらには、市民・住民の各々が主体として被災状況を 理解するのに有効的な地域防災計画の材料となるべきである⁽⁵⁾.

一方で近年,各種観測技術の向上とデータ蓄積により,携帯電話の行動履歴データ や建物1棟1棟の情報が把握できるビックデータが生成・蓄積されている⁽⁶⁾.近年は, マイクロジオデータと呼ばれる建物単位や人単位で把握できるデータも登場している. 表1.1に示すようにマイクロジオデータは,建物1棟1棟の分布が観察できる詳細なデ ジタル地図である住宅地図や,店舗・事業所の分布を観察できるデジタル電話帳などを 代表とした様々なミクロな空間データであり,データの整備のされ方も多様である⁽⁷⁾. 近年,新しいマイクロジオデータとして企業単位で企業の取引先や取引金額などを把 握できる企業間取引データ(株式会社帝国データバンク)が注目されている.2011年東 日本大震災においては、企業の経済的被害波及を明らかにし、その波及は全国に及ん だ⁽⁸⁾.このような詳細な建物データや大規模 GPS データを主な契機としてマイクロジ オデータの有用性が都市計画、災害対応、マーケティング、人の行動分析など様々な分 野で広まる可能性がある⁽⁶⁾.マイクロジオデータの登場により建物単位や人単位での 新たなデータ開発が可能になり、特に地震被害想定に必要な各建物の構造、耐火性能、 築年代、また時間別の流動的な人口分布などが全国で整備されれば、詳細かつ高精度 な地震被害想定を行うのに必要な重要な基盤データとして大いに期待される.そして、 このようなマイクロジオデータが整備されることにより、建物単位や人単位といった 被害推定が可能となる.この技術が実現されれば、先に述べた国、地方自治体、企業、 市民全てに及ぶ主体で共有可能な被害想定データも整備可能になるだろう.

従来の被害想定の問題と近年のデータ蓄積を踏まえ、本研究の目指す被害想定の方 向性について以下に記述する.これは、被害想定は自治体向けの概算的な被害推定で あるという考え方ではなく、住民・企業・自治体、各々の主体性を必要とし、それぞれ の主体間で共有できるような情報を提供するという新たな考え方である.また、従来 は企業を対象とした被害波及を推定することは行われなかったが、企業も対象にすべ きであると考える.そして、住民から市区町村の地域レベルにおいては、ただ被害推定 した結果を見せるのではなく、その結果を分析した原因と結果の因果関係を定量的に 評価した上で提示する必要があると考える.つまり、ただ被害結果を見せるのではな く住民や地域企業が自助共助に基づいた防災対策を推進できるようわかりやすく被害 想定を提示する必要がある.住民や企業などが必要とする情報を提供することが可能 になれば、地震防災への理解促進に結び付けられるだけでなく、最大被害のような重 要被害への対応(初期対応) と、そのあとの復興にむけた対応(BCP) にも取り組むこと ができるようになる.

データ名称	データ単位	更新頻度
携帯電話 GPS ログ	端末	5分(最短観測間隔)
混雜統計®	端末	5分
Agoop	地域メッシュ	1時間
モバイル統計	地域メッシュ	1時間
電話帳データ	事業所	2ヶ月
商業集積統計	建物	2ヶ月
Web データ(飲食(食べログ) など)	個人	データによる
企業間取引ネットワークデータ	企業単位	数か月
住宅地図	建物	1年
マイクロ人口統計	世帯	5年
パーソントリップ	個人	約10年

表 1.1.1 主なマイクロジオデータの種類(時間分解能順)(4).



図 1.1.1 求められている被害想定データ

一般に地震の被害推定を精度よく理想的に行うためには,

- 1) 建物被害や人的被害などを推定する工学モデルの精緻化をし,
- 2) 各建物構造や築年代などの正確な市街地データの整備する必要がある⁽³⁾.

1) については,過去の地震被害状況から経験式によるモデル(被害関数)を構築するこ とが一般的に多い.しかし近年になると,工学基盤から建物の柱1本1本までを考慮し た数値応答解析,延焼シミュレーション,避難シミュレーションなどにより高精度な 推定手法が適用される場合もある⁽⁷⁾.加えて,揺れ・火災・津波を統合的に評価しよう という今までにない新たな被害想定(いわゆる,次世代型ハザードマップ)の開発に関 する研究計画もある⁽⁸⁾.しかしながら,そのような高精細な 2)の市街地データが整備 されないことには,何れの高精細かつ高精度な想定手法には適用出来ないという課題 がある.2)について,各行政の固定資産税台帳等には各建物データは存在するが個人 情報保護の観点から公開されることは制限されることから 1)以上に重要課題である. 逆にいえば,いくら被害推定工学モデルの精緻化がなされたとしても,2)の市街地デー タが無ければ地震の被害推定を精度よく行うことが出来ないことを示している.よっ て高精細な被害想定を行うためには,建物単位で全国の建物構造・耐火性能・築年数を 整備する必要がる.

本研究でのマイクロジオデータを用いた被害推定においては、統計データなどの集 計データを用いる既存の被害リスク評価手法と比べ表 1.1.3 に示すような相違点があ るため、以下のような課題を解決する必要がある.

1) データの整備

- I. 建物単位での全国で被害想定をするため,建物単位で全国の建物構造・耐火性能・ 築年数を推定しなければならない.
- II. 様々な時期・時間でのシミュレーションをするために大規模 GPS データやパーソ ントリップデータを用いて人流データを整備しなければならない.

2) リスク分布の把握・評価

既存の内閣府や自治体の被害想定⁽²⁾⁽¹¹⁾では、倒壊・火災・津波を個別に推定してお り(例えば図1.1.2.図1.1.3)、人的被害量に関しては、表1.1.2のように被害事象毎 に推定されてはいるが、統合的に推定はされておらず、統合的に推定するための手法 を開発する必要がある.また、人的被害結果については、人の流動に大きく依存すると 考えられるがどの時期・時間に地震が起こるかを本質的に予測するのは不可能である. 例えば、お祭りなど、何かのイベントで人が集まっている時に発災すれば、それだけ被 災者数が増えることになる. このように実際の被災人口には発災日時により被害に幅 があることが想定されるため、 平均的な単一のシナリオではなく、 多様なシナリオで シミュレーションすることで今までの被害想定では見えなかったことが定量的に示せ る可能性がある. 一方で, そうした多様なシナリオを行うための大規模携帯電話 GPS データなどのビックデータの活用により、爆発的にシナリオ数が増えるため、推定結 果からどのシナリオが重要であるのかを解釈するための被害評価の処理が必要になる. そのような処理が可能になれば、地域ごとの重要な被害(最大被害など)を描き出し、 重要なシナリオを多様シナリオの中から抽出することが可能になる.この結果という のは、従来の恣意的な冬の18時を重要シナリオとするようなシナリオ選択の仕方では なく科学的な根拠を持ったシナリオ選択が可能になることを示している. 加えて. 地 域ごとに分析をすることで地域特性を考慮した被害推定・評価になり、地域ごとの被害

様相および課題が明らかになる.また,こうした被害推定・評価環境が構築されれば, 本来すべてのシナリオを考えた場合には高度被害推定モデルを適用すると計算量も天 文学的になるが,各事象の高度数値被害予測モデルの導入も重要シナリオのみを対象 にすれば良くなるので効率的に高度モデル化と推定が出来るようになる.さらに,被 害推定結果と建物構造や地震動などの地域属性の影響分析を行うことで,客観的な被 害推定の潜在的構造が明らかになり,どの地域属性がどの程度被害に影響を与えてい るのかを定量的に示すことができる.これにより実践的に消防活動,避難計画,耐震・ 不燃化といった防災対策を考えた場合にどの地域属性を改善し,公助・共助・自助のど の部分に力を入れてどこを改善していかなければいけないのかなどの問題の所在を明 らかにするだろう.

		建物倒壊				ブロック握・	合計	
			(うち屋内収容物 移動・転倒)	急傾斜地崩壊	火災	屋外落下物等		(うち災害時要 援護者の死者)
5	茨城県	-	-	-	-	-	I	-
1	栃木県	-	-	-	-	-	-	-
1	詳馬県	-	-	-	-	-	-	-
t	埼玉県	約400	(約90)	-	約30	-	約400	(約200)
千葉県		約600	(約100)	約70	約50	-	約700	(約300)
]	東京都	約2,800	(約200)	約300	約300	-	約3,400	(約1,700)
神奈川県		約400	(約100)	約700	約20	-	約1,100	(約400)
山梨県		-	-	-	-	-	-	-
静岡県		-	-	-	-	-	-	-
스러	死者数	約4,200	(約600)	約1,000	約400	-	約5,600	(約2,600)
	構成比	75%	(10%)	18%	7%	-	100%	(46%)

表1.1.2 中央防災会議による推定人的被害の例(都心南部直下地震)⁽¹²⁾.

5時発生、風速 15m/s の場合



図 1.1.2 内閣府による被害想: 250m メッシュ別の焼失棟数(都心南部直下地震)⁽¹²⁾



図 1.1.3 内閣府による被害想: 250m メッシュ別の全壊棟数(都心南部直下地震)⁽¹²⁾

表1.1.3 被害評価におけるマイクロジオデータと集計データを利用したときの比較

項目	マイクロジオデータ	集計データ
単位	任意(ポイント(建物や人単	町丁目やメッシュ(250m
	位) ~250m メッシュなど)	mesh など)
元データ	住宅地図, GPS などのポイン	国勢調査や住宅土地統計調
	トデータと集計データの組	査などの集計データ.
	み合わせ.	
地域属性(築年代,構造など)	集計データを建物属性など	各統計の調査方法によるが、
のデータの作成方法	に基づき按分もしくは機械	主にサンプル調査.
	学習などを用いて統計値に	
	フィットするようにダウン	
	スケーリング.	
利点	・建物単位や人単位かつ広域	・データ量が小さいため計算
	での推定・評価が可能である	コストが小さい.
	ため,任意のスケールで集計	・個人情報などを考える必要
	が出来る. 任意の主体対象.	性があまりない.
	・携帯電話 GPS データを用	
	いることで任意の時期・時間	
	の被害推定・評価が可能.	
	・集計値に比べて地理的な偏	
	りを考慮できる推定が出来	
	る.	
	・建物単位であるため、各事	
	象を統合した評価が可能.高	
	度モデルも適用可能	
欠点	・建物レベルや人レベルの場	・集計単位に依存した被害評
	合, 推定値であるため誤差の	価しかできないため, 個々の
	あるデータ.	建物属性, 立地を考慮出来な
	・データが膨大になるため計	い.
	算に時間が掛かる.	・国勢調査による人口分布で
	・データの取り扱いに注意す	あるため, 昼・夜などのシナ
	る必要がある.	リオしか計算できない.
		・統合した評価でない.
		・データ更新頻度が低い.

1.2 研究の目的

本研究の目的は以下の通りである.合わせて本研究の全体像を図1.2.1に示す.

- 1) データの整備.
 - マイクロジオデータを利用することで精緻な人・都市データを整備し評価精度の 向上が可能になる.また,(マルチエージェントシミュレーション) MAS や延焼シ ミュレーションなどの高度被害推定モデルの導入も可能なプラットフォームに なりうる.
 - I. 建物構造,耐火性能,築年代を建物単位で推定する手法を開発すること.不動 産データと突き合わせることで推定モデルの精度を検証する.
 - II. 大規模携帯 GPS データを用いて、時空間内挿し、拡大係数を推定することで被 害想定に適用可能な時間別(365 日 15 分間隔)の人口分布データを開発すること、拡大係数については、国勢調査から得られる夜間人口と経済センサスから 得られる従業員数と突き合わせることで信頼性を検証する.
- 2) 倒壊・火災・津波による被害を詳細かつ統合的に推定できる環境構築.
 - I. 建物や人単位で倒壊・火災・津波の各事象を統合して人的・物的な被害推定を する.物的被害に関しては,揺れと津波による建物倒壊と火災焼失によるもので ある.人的被害に関しては,倒壊・火災のみと津波を加えた2パターンで推定を する.また15分単位でシミュレーションすることによりシナリオは多様になる. 倒壊と火災で約1万シナリオ,倒壊,火災,津波で約4万シナリオと膨大な数 となる.マイクロジオデータを用いることで建物単位・人単位の非集計分析にな るため,高度被害推定モデルを導入できる環境が構築される.
 - II. 地震災害による企業への影響評価を緯度経度付きの企業間取引データを結合して、地震による直接的・間接的な企業への被害影響を推定し可視化する.企業・市区町村の BCP/BCM 策定のための材料になりうると考えられる.
- 被害評価:推定結果を統計的分析することで地域ごとの重要な被害・シナリオを求める.
 - 2)で推定した多様シナリオからリスク分布を明らかにする.さらに各シナリオの尤度を計算することで地域(メッシュ)ごとにリスク分布を求め,重要被害量(最大被害量,平均値以上の最尤被害量,最尤被害量)を推定する.次に地域ごとに求めた重要被害量からそれらを説明するシナリオをスパースモデリングから抽出することを提案する.
 - II. 重要シナリオと地域属性の関係を明らかにする. Iで推定した重要シナリオと 築年数や建物構造などの建物属性,人の流動,出火率,倒壊率などの高次元の

地域属性をスパースモデリングにより分析評価することで,被害量と地域属性の潜在的構造を明らかにし寄与しうる地域属性選択を行う.また市区町村別で 分析することで,地域ごとの地震被害に対する地域属性の構造の違いを明らか にする.

MGDを用いた広域複合災害リスク評価



図 1.2.1 本研究の目的と全体像

1.3 先行研究

前節で記述した本研究の目的を達成するために解決すべき課題は,以下の2点である.

1) 地震の被害想定に必要なマイクロジオデータに関する課題

2) 地震被害想定に関する課題

本節では、これらの技術的課題に関する主要な先行研究を整理しつつ、その問題点を指摘する.

1.3.1 マイクロジオデータに関する先行研究

マイクロジオデータに関する研究アプローチは、大きく以下の2つに分けられる. 1) 住宅地図や電話帳などの建物に関するデータに付随するもの

デジタル緯度経度付き住宅地図⁽¹³⁾ やデジタル緯度経度付き電話帳⁽¹⁴⁾ と国勢調査な どの統計データを組み合わせて用いることで建物に新しい属性を付加したマイクロジ オデータを整備しようというものである.

2) GPS データや SNS などの人に関するデータに付随するもの

パーソントリップ(アンケート調査による人の流動調査)や GPS(Global Positioning System) などの人の流動に関するデータを用いて経路補間や建物配分などをすることで車や電車などの交通モードを考慮し、人の流動を入れた人口分布を整備しようというものである.

それぞれについて以下に詳細を示す.

1) 住宅地図や電話帳などの建物に関するデータに付随するもの

インターネットの高速化やコンピュータの高性能化に伴いデジタル住宅地図の普及 が進んだ背景から,より詳細かつ高精細な建物に関するデータの需要が高まった⁽⁴⁾. 建物に付随する研究については, Akiyama et al. ⁽¹⁵⁾⁽¹⁶⁾,加藤ら⁽¹⁷⁾,仙石⁽²¹⁾に代表される 様な地域分析を詳細にするために建物に付随するマイクロジオデータを開発した研究 事例が見られる.ここでは,地震被害想定に関わるマイクロジオデータの研究事例の みをまとめる.

Akiyama et al.⁽¹⁶⁾は、住宅地図と国勢調査を用いて、全国を対象に性別・年齢付きの 定住人ロデータ(マイクロ人口統計)を世帯単位で整備した.国勢調査から得られる 各クロス表(世帯人員×建物面積,性別×世帯人員,年齢区分×世帯人員)の町丁目単位 のデータを約6000万棟の住宅地図の建物属性に応じて統計値に合うようにダウンスケ ーリングすることで、属性付き人の詳細な分布を把握できるデータを開発した.この ような全国を対象とした世帯単位での人ロデータは従来にないデータであり、地震の 被害推定における人的被害者数の推計においては重要な基盤データである.推定デー タの信頼性に関しても各属性において250mメッシュ(250m×250m四方)集計におい ては、高い信頼性があり、推定データであるものの基盤データとしては、十分に満足の できる信頼性であると考えられる.こうした世帯データは、従来集計単位に制約を受 けて出来なかった、防災や地域分析のおけるマイクロシミュレーションにおいて重要 な基盤データであり、幾つかの研究で既に活用されている⁽¹⁹⁾⁽²⁰⁾.

加藤ら⁽¹⁷⁾は、地震時の火災による延焼シミュレーションをするために住宅地図を用いて、全国の建物の耐火性能の推定手法を提案している.住宅地図にある建物属性の 建物種別(戸建・ビルアパート・事業所・不明)と階数を元に耐火性能と即知のデータ との割合の比較を通して建物ごとの耐火性能を推定している.また推定に際して、地 域による耐火性能棟数比の多寡を考慮するために,住宅土地統計調査の統計データか ら得られる市区町村別の非木造率を用いて補正係数を定義して補正を計っている.こ のような建物ごとの耐火性能データは自治体の固定資産台帳等に記載されているもの の,オープンアクセスにすることは個人情報保護法の観点から難しい.こうした建物 の耐火性能を住宅地図や統計データを組み合わせて推定する初めての研究である.し かしながらどの程度の信頼性を持った手法なのかは述べられていない.

仙石⁽¹⁸⁾は、住宅地図を用いて、過去にさかのぼって時系列化することで、建物形状の変化から築年数の推定を試みている。住宅地図は過去に遡ると測地系が変わるためその補正を試み、また過去に遡る(1980年以前)と紙媒体の地図であるためそれをデジタル化し、形状を自動取得し時系列化することで、変形量に応じて築年数を推定した。八王子市をケーススタディとして行われたが広域展開するのには紙媒体の地図から文字を取り除く処理やデジタル化する処理などが必要となる。この他、建物単位や道路単位で家計収集、路線価、ライフスタイルを推定する試みもある⁽²¹⁾.

2) GPS データや SNS などの人に関するデータに付随するもの

都市空間の時間別の人の分布を把握するデータとしては、GPS 付帯のスマートフォン・携帯電話の行動履歴データ、パーソントリップデータ、ジオタグ付き(緯度経度付随)のツイッター、フォースクエアなどの SNS データが主に挙げられ、こうしたものから日々人々の行動履歴データが蓄積されている.特にこの中で最も更新頻度が高くユーザー数・地理的に網羅しているデータとしては、GPS 付帯のスマートフォン・携帯電話のプローブデータによるものであり、世帯別普及率で 67.4%(世帯数:約5196 万に対して)に達する⁽²²⁾. SNS の利用率に関しては、スマートフォンを利用しているもののうち 63.3% であるがジオタグを付けているユーザー数は 1~2%程度と GPS データに比べればデータ数は小さいといわれている⁽²²⁾⁽²³⁾.以下に(1) GPS 付帯の携帯のプローブデータと(2) パーソントリップデータを対象にそれぞれの研究事例を述べる.

(1) 携帯電話による GPS データ

携帯電話による GPS データも近年は利用されつつある. 例えば,株式会社ゼンリンデ ータコムの混雑統計®が挙げられる⁽²⁴⁾. GPS 搭載型の携帯電話データは最短でもデータ 取得間隔が5分であり,尚且つサンプリングされたデータであるため,断片的に取得さ れたデータを利用するには,データの補間などの前処理が必要となる. こうした課題 に対して, GPS データを補間や性別などの属性ラベル付けする手法の検討を羽田野ら ⁽²⁵⁾, 西村ら⁽²⁶⁾は,各々行っている.

羽田野ら⁽²⁵⁾,秋山・上山⁽²⁷⁾は、商業集積への来訪者の特性を分析するために複数日の GPS データを用いて、データの滞留点抽出、勤務地・自宅のラベル付け、商業集積への来訪者抽出を行った.滞留点抽出に関しては、10分以上、半径 300m 以内にあるものを滞留と判定しラベル付けしている.また自宅勤務地判定に関しては、複数日の GPS データを用いて、自宅付近にある複数の点(複数日のデータがあるため)を一つのまと

まりにするために DBSCAN というクラスタリング手法を用いてクラスタリングした 上で、それぞれのクラスタリングを分析し、午前 0~3 時に属するクラスタを居住地と し、勤務地は平日の午後 0~16 時に属するクラスタと定義している.

GPS データは個人情報の観点から,個人を特定出来ないように緯度経度と取得時間 のみが付加されている.しかしながら,人の行動分析をする上では,年齢性別などの属 性を考慮した分析が望ましいという課題に対して,西村⁽²⁶⁾は GPS データに性別・年 齢・職業の属性を機械学習(ランダムフォレスト,サポートベクターマシン,ニューラ ルネットワーク)により推定する手法を検討している.本手法は,パーソントリップ を教師データとし,パーソントリップに付加されている性別・年齢・職業の属性を基に, 勤務地への自宅の出発時間,帰宅時間,1日の総移動距離,時間別行動距離,居住地か ら勤務地までの距離などを特徴量にした機械学習を用いて推定している.中でも,職 業と性別に関する推定について識別性能の高いモデルを構築している.また,Yut et al⁽²⁸⁾は,パーソントリップと携帯の通話履歴(CDR: Call Detail Records) から通話する 人の行動モデルを構築し、データ同化する手法を検討している.

(2) パーソントリップデータ

パーソントリップ調査は国土交通省により10年に一度行われる.都市空間の時間別 の人の分布を把握するデータとして全国各地の主要都市圏で実施されてきた.PT デー タは、各都市圏を対象に調査し、調査地域に居住する人のある平日の1日の定常的な交 通の実態をアンケート調査するものである.この調査では、「どのような人が」、「い つ」、「どこから」、「どこへ」、「どのような目的で」、「どの交通手段を使って」 を把握するものである、例えば、2008年の東京都市圏における調査数は、約70万人と 大規模なアンケート調査である.また,各 PT データは人口に合わせるための拡大係数 (人/データ)が付加されており、調査区ごとに集計されたデータになっている. PT デー タは都市の人の分布と流れを把握出来るものの,地方や海外等では調査区が広くなる 場合が多い. PT データにおける発地や着地の位置はゾーンの中心(代表点) で表現され るため、PT データを地図にマッピングするとゾーンの中心点の上にそのゾーンの人口 が全て集約されて偏った空間分布となってしまう. これはPT データを応用する際にゾ ーンが広くなる地域で大きな問題となる。例えば津波被害シミュレーションによる人 的被害推定をすることを考えた場合、 ゾーン中心に集約する人口分布はゾーン中心が 浸水するか否かで被害推定結果を0・1 で過大もしくは過小評価することになる. この ような課題を解決するためには実際の建物の分布状況に基づいた PT データの位置情 報の空間的な精細化の実現が必要である.これまでに広域で時間別にPTデータの位置 情報を実際の建物の位置情報に基づいて空間的な精細化を試みた例では、マイクロジ オデータを用いて住宅地図ベースに移動起終点を建物に配分した研究がある⁽²⁹⁾.しか しながら、各点には拡大係数が付加されているため、1つの点に多くの人口が集約さ れており、津波避難シミュレーションなどのマイクロシミュレーションを行う際には

適切でない.また,住宅地図から得られる建物情報には限界がある.例えば建物用途を 把握する場合に住宅地図からは住宅,事業所,目標物,その他の判別しか出来ない課題 がある.

一方で金杉ら⁽³⁰⁾ と Sekimoto et al.⁽³²⁾ は,道路ネットワークデータ(DRM) と住宅地 図を用いて緯度経度,交通手段,移動目的などから経路補間,建物配分することで,1 分単位でかなり詳細な人の分布が把握できる「人の流れデータセット」を開発した.こ の手法を用いて日本以外にもパーソントリップ調査を行っているダッカやハノイなど の海外においても適用されている.ただし,海外の場合には日本に比べてデータ数が 限られる点から Watanabe et al.⁽³²⁾ はカーネル密度推定を行うことでデータを時空間的 に平滑化することで海外における「人の流れデータ」を整備した.「人の流れデータセ ット」は、空間情報科学センターで提供もされており様々な共同研究が行われている. しかしながら,人の流動は,曜日に応じて大きく変動する⁽³³⁾ ことから,休日の行動分 析には利用できないという課題に対して大佛・島田⁽³⁴⁾ は,各人の休日の行動は他の人 の平日の人の行動で交換できるという仮説を基に,鉄道駅の乗降客数によって平日と 休日の滞留者の空間分布を比較し,休日のトリップ推定を試みた.また首都直下地震 を想定した防災計画のための鉄道利用者の時空間分布推定を行った事例もある⁽³⁵⁾.

1.3.2 地震被害想定に関する先行研究

地震の被害想定に関する既往研究はこれまで主に火災・津波・倒壊と各事象につい てそれぞれにおいて被害関数のようなシミュレーションによらない静的な被害モデル を構築するものとマルチエージェントシミュレーション(MAS) などを用いた詳細な 避難シミュレーションを行う動的な被害予測モデルなどの直接被害に関する研究が行 われている.本節では、以下の各事象について、マイクロジオデータを用いることがで きる、建物単位や人単位での詳細な人的被害や建物被害推定被害推定を行なっている 研究を中心にレビューすることによって、それらの問題点などについてまとめる.

- ●倒壊に関するもの
- ●火災に関するもの
- ●津波に関するもの
- ●統合的被害に関するもの
- ●倒壊に関するもの

現在,内閣府や多くの自治体で行われている建物の被害想定では,建物被害関数を 用いて被害推定が行われている(11).村尾・山崎(36)の被害関数は内閣府や東京都の被害 想定のもとになっており多くの自治体で利用されており、兵庫県南部地震時に行った 神戸市の被害調査結果と独自の方法で推定した灘区の地震動分布を用いて. 構造・建築 年代別の建物被害関数を構築している.また.長尾・山崎⁽³⁷⁾の新潟県中越沖地震にお ける柏崎市の被害データを用いた年代別の被害分析結果より、木造建物における 1990 年代と 2000 年代の被害率が小さくなっていることから中央防災会議(2012) における 被害関数は、新たなに木造家屋において1990年代と2000年代の被害関数が加えられて いる. しかしながら, 建物の構造(木造・非木造) と築年代だけでなく, 建物の構造特性 まで考慮すべきであるという観点から東京大学地震研究所堀・市村研究室は、京コンピ ュータ⁽³⁸⁾を用いて地盤特性を考慮した有限要素法数値シミュレーションによる地震 応答解析により地設構造・地盤構造・建物構造の柱1本1本の挙動までをシミュレー トしている^{(39) (40)}. 京コンピュータを用い約 25 万棟の建物の計算量は, 16000 万プロセ ス 20,000 ノードを利用し、3446sec という膨大なものである. 建物データから各建物の 柱の分布などを自動的推定し、3次元都市空間の構築し、建物応答解析をするという被 害関数による静的な計算だけでは、推定出来ない階数レベルでの高精度シミュレーシ ョンを可能とするものである.このような超高精細なシミュレーションは研究途上で あるものの、ハイパフォーマンスコンピューティングの発展により可能になりつつあ る.

●火災に関するもの

(1) 建物被害に関して

加藤ほか⁽¹⁷⁾ は地震による火災リスクを国レベルから市民レベルに対応した評価を 行うために,全国の建物を対象として建物構造(耐火造,準耐火造,防火造) を建物面 積,階数に応じて推定し,建物間の距離から延焼限界距離を計算することで,延焼クラ スタを作成した.このため火災に対する延焼だけでなく,出火率の可能性を考慮した 延焼火災の危険性を絶対値で出力できるリスク評価が行える.最終的には延焼クラス タをあらかじめ確定し,建物群から出火する確率を与えることにより建物の焼失確率 を求めている.この手法は各建物データを用いて,さらに全国スケールの広い範囲を 対象にしたリスク評価ができる点において非常に優れている.また地震時の出火点の 特定は不可能であるため,様々な出火点パターンを変えてシミュレーションを行い出 火点により被害量が大きく変わることを示している.Hirokawa et al.⁽⁴¹⁾は東京 23 区の 175 万棟の建物データを利用し延焼シミュレーションを行っている.このような広域 シミュレーションを行うことでより多様な災害状況を再現することが近年可能になり つつある.

(2) 人的被害に関して

近年,加藤⁽⁵⁾や大佛・大澤⁽⁴²⁾は人の避難行動や不燃化,出火点による被害量を把握 するために大規模な広域避難シミュレーションを行っている.加藤⁽⁵⁾は火災シミュレ ーションを様々な出火点を設定することで死者数がどのよう変動するかを10万ポイン ト(合計 100 万人)の避難シミュレーションし,被害分布を求めた.発災時の発火点の 不確実性を考慮した点と100 万人オーダーのシミュレーションを行っている点で従来 にない研究である.

●津波に関するもの

(1) 建物被害に関して

津波による建物被害を推計するには、津波被害関数と呼ばれる浸水深や流速などの 外力と被害率の関係を定式化したものを用いる方法などがある.代表的な被害評価手 法に、首藤⁽⁴³⁾の津波強度指標があり、例えば浸水深が2m以上の状況では、全壊した木 造家屋がどの程度持ちこたえられるかを評価している.越村ら^{(44) (45)}、林ら⁽⁴⁶⁾は既往 の津波災害の被害実態から、大規模津波数値シミュレーションによる結果(浸水深、流 速、流体力)を用いて建物被害を評価する手法(津波被害関数)を確立している.揺れ による建物被害関数と同様に外力(浸水深、流速、流体力)に対して被害率を統計分析 し、累積正規分布で表現することにより全壊・半壊確率を算出するものである.越村ら の手法は中央防災会議(2012)⁽¹²⁾においても採用されている. (2) 人的被害に関して

津波による人的被害推定に関数研究は,主にマルチエージェントシミュレーション (MAS)を用いたものが多く堀ら⁽⁴⁷⁾,今村ら⁽⁴⁸⁾,鈴木・今村⁽⁴⁹⁾が先駆けて行っている. 計算コストがかかるため,広域でのシミュレーションは難しいもののMASを用いるこ とで,避難者の避難行動をシミュレートする際に,地理的認知,避難者間の意思伝達, 道路上の障害物の考慮なども行うことができる.特に堀ら⁽⁴⁷⁾による手法は,歩行速度, 視野,追越する確率などの「能力」,過去の移動経路による「知力」,その他「見る・ 考える・動く」などを環境設計に入れてシミュレートしている.このようなシミュレー ション結果の妥当性については実証実験を行う必要があると述べられている.

●統合的被害推定に関するもの

地震による倒壊・火災・津波までの全てを統合に被害推定する先行研究は見られないものの,火災を除く揺れ・倒壊・津波による被害を建物単位・人単位(マイクロジオ データベース)を用いて統合的評価を行っている研究は見られる.

JAMSTEC(HPCI プログラム分野 3 研究課題グループ)⁽¹⁰⁾と東京大学地震研究所の 堀・市村研究室⁽⁵⁰⁾は共同で、地震動予測、津波予測、建物被害予測、避難シミュレーシ ョンまでを一元的に行うための統合地震シミュレータの研究開発を行っている. 地震 震源域を設定し、建物1棟1棟がどのような被害を受け、人々がどのような避難行動を するのかについて一連の津波予測から建物被害,避難までを統合してシミュレートす るもので被害推定精度の高い推定を図ろうとする初の研究である.シミュレータは、 東京大学地震研究所において開発した統合地震シミュレータ(Integrated Earthquake Simulator, IES) をスーパーコンピュータ「京」を用いて計算している。香川県高松市に おいて、過去に観測された地震波を入力し、構造物応答解析を行った(藤田ら⁽⁵¹⁾、 Ichimura et al.⁽⁵²⁾). さらに, その結果を基に地震による被災を想定した都市モデルを 構築し、20万のエージェントの津波避難行動シミュレーションを適用させた.また、 IES には被害状況の可視化システムも導入されており、被害状況を把握しやすくなり、 議論・評価をする上で有効であると述べられている. また、「誤差を抑えるには、シミ ュレーションの前提条件となる人の位置や属性,建物の構造図といったデータをどれ くらい多く提供してもらえるかどうかにかかっている。」と述べている、すなわち基盤 データである建物データが得られない限りは横展開が難しいことを示唆している. こ のような高精度なシミュレーションする際には、建物・人単位の基盤となる建物データ と人口分布データが必要不可欠である. 建物単体の属性データの多くは日本では自治 体が所有しており、自治体はデータの公開をしておらず、更に全ての自治体が整備し ているわけではない. 木造・非木造戸数や世帯類型などの住宅に関する統計データであ る住宅土地統調査は、市区町村単位のデータであるため、高精細に被害予測するこれ らの研究には建物単位でのデータが求められる.また、人に関するデータは、大規模な GPS データの利用により整備可能と考えられるがまだ活用に至っていない. すなわち, MASなどのマイクロシミュレーションに対応した人口分布データを完成させるために は、得られるデータを加工することによりさらに高精細なデータを整備する必要があ る.またこれらの論文で要求されている人口分布を得るには、サンプルであるパーソ ントリップや GPS データを用いて人口に合わせるための重み、いわゆる拡大係数を考 え、拡大係数の推計をある程度の信頼性を持たせた上で、住宅地図などを用いて拡大 係数の再配分をするのが得策である.

こうした課題に対して、本研究ではマイクロジオデータのような詳細なジオビック データを用いて建物単位・人単位の高精細な基盤データを整備し、過去に実際に起こっ た人の流れや建物分布に基づく、従来では想定できなかった被害予測を津波・倒壊・火 災を統合的に扱い、詳細な推定方法を適用できるプラットフォームを構築し、推定精 度の向上を図ろうとするものでる.また先行研究においては多様シナリオからの被害 分布を作成・分析し、重要被害とシナリオを求める点においても本研究の新規性が認め られる.

1.4 研究の特色

本研究の特色を以下に示す.

- 多くの先行研究では集計データが利用されている故に評価単位が限定されるため、 評価精度が低下する課題があるのに対して、本研究では建物ごとのデータを整備 しようとした.つまり、住宅地図、電話帳、不動産データ、統計データをも用いる ことで建物ごとに構造(木造・非木造)、耐火性能(防火・準耐火・耐火)、築年代を 推定する手法を独自に開発した。
- 2) GPS データを時空間内挿(ジオコーディング,経路補間) することで 2012 年の 365 日分の人の流れデータを 15 分単位で開発した.また人口に合わせるための拡大係 数の推定手法を開発した.従来,人の流れデータは1点1点に人口に合わせるため の重み(拡大係数) が付加されたが,建物に拡大係数を再配分することで高精細(人 単位)の擬似的な人口分布を把握することが可能になり,その結果,365 日 15 分単 位の被害推定をすることが可能になった.
- 3) 被害推定:開発した上記マイクロジオデータを用いて,津波・倒壊・火災の統合 的被害を自助・共助・公助を考慮し既存の推定手法をもとに開発したことにより, 統合的推定が可能な環境が構築された.この手法により各々の事象分野で研究さ れてきた高精度な被害予測モデルの適用も可能になり,予測精度も改善されうる ものとなる.
- 4) 被害評価: 膨大なシナリオを基に地域(メッシュ) ごとに各被害量における尤度を 計算することで、それらの関係と被害量の幅を明らかにし、起こり得るクリティカ ルな被害量(最も尤度が高い被害量、平均値以上で最も尤度の高い被害量、最大被 害量)を求めた.さらにそのクリティカルな被害量と多様なシナリオからスパース モデリングを用いて分析することで各重要被害量を説明するシナリオを選択した. その結果、条件によっては大量に死者が出る最大被害量が起こり得る可能性があ ることが示され、そのシナリオ(発災日時・地震動) が明らかになり、これまでの被 害想定ではヒューリスティックに決めることが難しいことも明らかにできた.
- 5) 被害評価: 被害結果重要シナリオと地域属性の関係を明らかにした.重要シナリオと建物属性,人の流動,出火率,倒壊率などの高次元の地域属性をスパースモデリングにより分析することで,被害量と地域属性の潜在的構造を明らかにし寄与しうる地域属性選択を行った.また市区町村別で分析することで,地域ごとの地震

被害に対する地域属性の構造の違いを明らかにした.

6) 企業間取引データを用いて企業の被害波及シミュレーションを 4) のクリティカル な被害事象をもとに行い、地震被害が企業に与える影響を取引額・倒壊率から明ら かにし可視化した。

以上の結論についての詳細は10章で述べる.

第2章 地震被害推定に必要な

マイクロジオデータの整備

2.1 建物データの整備

本節では、地震の建物被害予測を行う際に必要となる建物構造・耐火性能・築年代に関して、それらの重要性と建物単位で推定する手法を以下に紹介する.

(1) 建物構造・築年代に関する統計データ(住宅・土地統計調査⁽¹⁾) と住宅地図 (Zmap-TOWN II (株式会社ゼンリン))⁽²⁾を用いて,建築基準法を基に建物面積・階数・ 用途に応じた統計値にフィットするよう確率的に配分する手法である⁽³⁾. 2. 1. 2 項にお いて詳しく述べる.

(2) 不動産データ(株式会社アットホーム)⁽⁴⁾ を教師データとして住宅地図から得られる属性を特徴量として,機械学習を用いる手法である.2.1.3 項において詳しく述べる.

また本研究では, 推定結果と不動産データの両データを突き合わせることで本手法 の信頼性検証を行う.

2.1.1 建物データについて

まず建物データのベースとなる住宅地図について説明をする. そのあとに, 建物構造・耐火性能・築年代に関して, 地震の被害への影響を関連付けて説明をする.

住宅地図(Zmap-TOWN II) には全国約 6000 万棟の建物のポリゴンデータで格納され ているが、秋山⁽⁵⁾ の手法を用いて緯度経度付きの建物のポイントデータ化したものを 用いる.表2.1.1に住宅地図の建物ポイントデータ化したあとの属性の一覧を示す.ま た表2.1.2に住宅地図に含まれる建物用途の詳細について示す.

次に耐火性能,建物構造,築年代の重要性について述べる.耐火性能には,耐火造・ 準耐火造・防火造の3 つがある.市街地の不燃化を図るために我が国の都市計画では 「防火地域」「準防火地域」が定められており,このような地域では,より厳しい建物 の耐火性能の規定がある(建築基準法2条7号).最も性能の高い,耐火造の建物は,建 築基準法2条7号に「通常の火災が終了するまでの間,当該火災による建築物の倒壊及 び延焼を防止する」と記載されており,火災に対し単に燃えないだけでなく,隣家から の火災の延焼を防止し,火熱のための変形や倒壊をしないような構造であることが求 められる.2番目に耐火性能の高い,準耐火造の建物は,建築基準法第2条7号に「通常 の火災による延焼を抑制する」と記載されており,建物の内外で発生した火災の想定時 間中(45分又は60分間)に,部材が座屈することなどにより建物が崩壊することがな
いようにしなければならない.構造であることが求められている.3つ目に防火造の建 物は,通常の火災に対して外壁や軒裏が延焼を抑制するような構造であることが求め られている.このように延焼する危険度も各耐火性能で異なることから,地震時の火 災リスクを評価する際には,1棟1棟の耐火性能を考慮した地震時の火災のリスク評価 が多く行われる⁽⁶⁾.そのため,各建物における耐火性能を推定する手法が本研究では求 められる.

次に建物の構造(木造・非木造) について説明する. 1995 年の阪神淡路大震災時の神 戸市の調査によれば、全壊率および全半壊率ともに木造が最も高く、次いで鉄骨造、軽 量鉄骨造、鉄筋コンクリート造の順で全壊率が下がる. 2008 年の住宅土地統計調査⁽¹⁾に よると、住宅の木造は、2923 万戸(全体の 58.9%)、非木造は、2037 万戸(41.1%)となって いる. また木造の割合は、昭和 53 年には、81.7%であったことを考えると年々非木造化 が進んでいる. つまり地震のリスクを考える上では年々地震リスクは減少していると もいえる. しかし、東京都を例にすると墨田区・荒川区のように市区町村により木造密 集地域もあることから木造非木造の詳細な分布を把握することは地震リスクを評価す る上で重要である.

建物倒壊リスクを推定する際には、建物構造に加え、築年代も大きな影響を与える. 1981年と2000年に建築基準法施行令改正が行われた.1981年6月1日建築基準法施 行令改正(新耐震)が行われたことで、その前後で建物倒壊に対する地震の耐力が兵庫 県南部地震においては大きく異なることが確認された⁽⁷⁾.2000年6月1日にも改正が行 われ性能設計の導入がされたことに従来の許容応力計算だけでなく限界体力計算も導 入された.それに伴い、新潟県中越地震における揺れによる全壊率は1990年代と2000 年代においては、2000年代の方が小さいという報告もされている⁽⁸⁾.このような背景か ら築年代を考慮することは重要となる.

本研究は広域災害での被害想定を前提に考えているため全国の建物について各属性 の割り当てを行い整備する.

フィールド名	内容	ソース
LAYERCD	レイヤCD	住宅地図固有
ATYPE	建物用途	住宅地図固有
JCODE	市区町村コード	住宅地図固有
ACODE	大字コード	住宅地図固有
CCODE	字丁目コード	住宅地図固有
GCODE	街区コード	住宅地図固有
DCODE	エリアコード	住宅地図固有
CHIBAN	地番	住宅地図固有
NAME	建物名称·表札	住宅地図固有
FLOOR	階数	住宅地図固有
TPOLYCD	ポリゴンCD	住宅地図固有
ATTRCD	建物CD	住宅地図固有
Shape_Leng	ポリゴン周長	算出(ArcGISのジオメトリ演算を利用)
Shape_Area	ポリゴン面積	算出(ArcGISのジオメトリ演算を利用)
Х	経度(日本測地系)	算出(ArcGISのジオメトリ演算を利用)
Y	緯度(日本測地系)	算出(ArcGISのジオメトリ演算を利用)
ADDRESS	住所	別記データから作成
wx	経度(世界測地系)	変換プログラムによりXから算出
wy	緯度(世界測地系)	変換プログラムによりYから算出
mesh_j	第4次地域メッシュコード(日本測地系)	変換プログラムによりX、Yから算出
mesh_w	第4次地域メッシュコード(世界測地系)	変換プログラムによりwx、wyから算出
b1364	入居者数(住宅)	別記データを集計し作成
b1365	入居者数(事業所)	別記データを集計し作成
b1200	入居者数(目標物)	別記データを集計し作成
b9000	入居者数(会議室等)	別記データを集計し作成
b3118	入居者数(不明)	別記データを集計し作成
bsum	入居者総数	b1364+b1365+b1200+b9000+b3118で算出
atype2	建物用途2	別記データの各情報の割合から決定
total_area	推定総床面積	AREA × FLOORで算出
ave_area	推定平均床面積	total_area / bsumで算出

表 2.1.1 建物ポイントデータの属性一覧(2)

表 2.1.2 住宅地図の建物用途(2)

ATYPE	建物用途	詳細
1200	目標物	公共施設·学校·神社仏閣等
1363	共同ビル	複数の入居者がいる建物。マンション・アパート・雑居ビル等が含まれる。
1364	個人宅	個人の戸建住宅
1365	事業所	戸建事業所。なお商業ビル等に入居している事業所は1363の入居者となる。
2090	その他	表札名不明の建物
2091~	その他	表札名不明・住所不明の建物

2.1.2 統計データと住宅地図を組み合わせた推定手法

統計データ(住宅・土地統計調査⁽¹⁾) と住宅地図(Zmap-TOWN II (株式会社ゼンリン))⁽²⁾ を用いて,建築基準法を基に建物面積・階数・用途に応じた統計値にフィットするよう 確率的に配分する手法である⁽³⁾. 次の項目順に述べていく.

- (1)耐火性能
- (2)構造

(3)築年数

(1)耐火性能

統計データ(住宅・土地統計調査⁽¹⁾) と住宅地図(Zmap TOWN II)⁽²⁾を用いて,建築基準 法を基に建物面積・階数・用途に応じて統計値にフィットするように確率的に配分す る手法である.本手法は加藤ら⁽⁶⁾の手法をベースに本研究で改良したものである.耐火 性能に関する統計データはないため,耐火造,準耐火造を非木造と仮定し,耐火性能の 割り当てについては,東京都世田谷区の即知の GIS データ⁽⁹⁾から配分割合を定める.

本研究での推定手順を以下に述べる.

- i) 住宅土地統計は世帯数単位で集計されているため、住宅土地統計を世帯数単位から建物棟数単位に変換する.まず、住宅地図には棟数と戸数両方が含まれているので、対象とする市区町村の棟数と戸数の合計から、建物1棟当たりの戸数(拡大係数C)を戸建・非戸建各々算出する⁽³⁾.この拡大係数Cを利用して住宅土地統計調査データの値を割ることで棟数ベースの統計データに変換する.最後に戸建・非戸建の木造・非木造棟数から非木造率Qを算出した.デジタル住宅地図で用途不明の建物については、戸建と非戸建の双方の可能性があることから、棟数ベースの平均値を用いて非木造率Qを算出した.
- ii) 住宅地図から各建物の属性(建物用途(戸建・非戸建・不明),建物階数,入居戸数).
- iii) 続いてテレポイントデータを結合し、建物毎に入居しているテナントの業種を割り当てる.
- iv) 最後に商業集積統計を空間結合することで, 建物がそれぞれ商業地域内にあるか 否かを把握する.
- v) 3 階建以上の各建物への耐火性能の割り当て割合については、表 2.1.3 に示すとおりである.
- vi) 2 階以下の耐火性能の割り当てについては、地域による耐火造・準耐火造の多寡を 考慮するために地域係数 k を定義する(式(2.1.1)).

$$k = \frac{(\sum n_{ij})Q_i}{\sum (n_{ij}(r_{ij} + s_{ij}))}$$
(2.1.1)

n_{ii}は面積区分別の建物棟数(i は戸建・非戸建の種別), r_{ii}は j での耐火造率(j は面積

区分), *s_{ij}*は*j*での準耐火造率である.地域係数*k*は,商業集積内外か,戸建・非戸 建・不明別に6つのパターンで各々において算出される.*n_{ij}*の面積区分は,0~75 ㎡, 75~100 ㎡,100~200 ㎡,200 ㎡以上の4区分である.耐火・準耐火の構造比は東京 都世田谷区の即知のGISデータから得られた割合を用いる.*Q_i*は,2階建て以下の推定 非木造率である.地域係数*k*は,地域による耐火造率,準耐火造率の多寡を市区町 村別の2階以下の非木造比率*Q_i*と面積区分別総数*n*を用いて重み付けして補正す るための係数である.2階建て以下の非木造非率*Q_i*に合うように地域係数*k*を定め ることで,戸建・非戸建の面積別,耐火・準耐火構造の棟数が推定することが可能 になる.地域係数*k*を用いて,耐火造率は*k×r_{1j}*,準耐火造率は*k×r_{2j}*となる.2階建て 以下の非木造率*Q_i*は式(2.1.2)で与えられる.

$$Q' = \frac{Q \cdot M - \sum \left(R^{(3)} + S^{(3)}\right)}{\sum n_{ij}}$$
(2. 1. 2)

M は住宅地図から得られる市区町村別の建物総棟数, *R*⁽³⁾は3 階以上の耐火造の棟数, *S*⁽³⁾は3 階以上の準耐火造の棟数である.よって耐火造の棟数 R⁽²⁾及び, 準耐火造の棟数 *S*⁽²⁾は,式(2.1.3) 及び式(2.1.4) で与えられる.

$$R^{(2)} = n_{ii} \cdot k \cdot r_{ii} \tag{2.1.3}$$

$$S^{(2)} = n_{ii} \cdot k \cdot s_{ii} \tag{2.1.4}$$

また防火造の棟数 T⁽²⁾は式(2.1.5)で与えられる.

$$T^{(2)} = Q' \cdot M - \left(R^{(2)} + S^{(2)}\right)$$
(2.1.5)

vii) 最後に上記方法で求められた建物の棟数分の耐火造(1)・準耐火造(2)・防火造(3)の数列をランダムに並び替え該当する建物に配置する. 図 2.1.1 に本手法による建物の耐火性能の推定結果を示す.

階数	商業集積地域内	建物用途	耐火造率(%)	準耐火造率	防火造
	外			(%)	(%)
5>	—	—	100	0	0
4	集積内	_	97	3	0
4	集積外	_	98	2	0
3	集積内	戸建	30	60	10
3	集積内	戸建事業	50	45	5
		所			
3	集積内	共同ビル	68	30	2
3	集積内	目標物	0	0	100
3	集積内	その他	40	20	40
3	集積外	戸建	15	60	25
3	集積外	戸建事業	40	45	15
		所			
3	集積外	共同ビル	67	30	2
3	集積外	目標物	0	0	100
3	集積外	その他	60	10	30
1,2	集積内	戸建			
1,2	集積内	共同ビル			
1,2	集積内	不明	それぞれの場合	に対して地域係数	なk を算出し
1,2	集積外	戸建	構造	起率により配分.	
1,2	集積外	共同ビル			
1,2	集積外	不明			

表 2.1.3 防火・準耐火・耐火構造の属性別割合(3)

表 2.1.42 階建て以下の耐火性能比率(3)

商業集積	建物用途	建物面積 [m ²]	耐火造	準耐火造
		0-75	r ₁₁ =2.0	s ₁₁ =8.0
	古建	75-100	r ₁₂ =2.0	s ₁₂ =1.0
	广建	100-200	r ₁₃ =3.0	s ₁₃ =1.0
		200-	r ₁₄ =3.0	s ₁₄ =3.0
		0-75	r ₂₁ =4.0	s ₂₁ =3.0
商業集積内	非百建	75-100	r ₂₂ =4.0	s ₂₂ =5.0
IN AN IRI	9F7 Æ	100-200	r ₂₃ =6.0	s ₂₃ =6.0
		200-	r ₂₄ =12.0	s ₂₄ =6.0
		0-75	r ₃₁ =3.0	s ₃₁ =5.5
	不明	75-100	r ₃₂ =3.0	s ₃₂ =3.0
		100-200	r ₃₃ =4.5	s ₃₃ =3.5
		200-	r ₃₄ =7.5	s ₃₄ =4.5
	戸建	0-75	r ₁₁ =2.0	s ₁₁ =4.0
		75-100	r ₁₂ =2.0	s ₁₂ =10.0
		100-200	r ₁₃ =3.0	s ₁₃ =1.0
		200-	r ₁₄ =3.0	s ₁₄ =2.0
		0-75	r ₂₁ =4.0	s ₂₁ =10.0
商業集諸从	非百建	75-100	r ₂₂ =4.0	s ₂₂ =10.0
向未未慎7下	9F/ E	100-200	r ₂₃ =6.0	s ₂₃ =13.0
		200-	r ₂₄ =12.0	s ₂₄ =12.0
		0-75	r ₃₁ =3.0	s ₃₁ =10.0
	不明	75-100	r ₃₂ =3.0	s ₃₂ =7.0
	191	100-200	r ₃₃ =4.5	s ₃₃ =7.0
		200-	r ₃₄ =7.5	s ₃₄ =7.0



図 2.1.1 各建物の耐火性能の推定結果の例

信頼性検証は、パラメータ調整に利用した東京都世田谷区の即知のGISデータ⁽⁷⁾8314棟 と付き合わせることでエラーマトリックスによる評価をする.表 2.1.5 に建物1棟1棟 でのエラーマトリックスによる信頼性検証結果を示す.総合信頼性が 77%である.耐 火造と防火造については信頼性が 83%、82%であり本手法が有効である一方で、準耐火 造の精度は 42%である.耐火造と準耐火造の建物構造が非常に似ていることが挙げら れ、本研究の手法だけでは難しいことがわかる⁽³⁾.

		耐火	準耐火	防火	合計	信頼性
推定データ	耐火	1191	158	82	1431	83.2%
	準耐火	284	483	379	1146	42.1%
	防火	341	694	4807	5842	82.3%
	合計	1816	1335	5268	8419	77.0%

表 2.1.5 世田谷区における耐火性能推定の検証結果(8419棟を対象)

(2)建物構造の推定

先に推定した耐火性能付きの住宅地図に,建物構造の属性を付加する.住宅土地統 計調査データから得られる市区町村別の戸建・非戸建の非木造率を推定することで木 造・非木造棟数を求めて建物属性に応じて配分する.用途不明の建物については,戸建 と非戸建の双方の可能性があることから,非木造率は平均値を用いる.建築基準法で は建物面積と階数に応じて立てることが出来る建物が定められている.そこで本研究 では同法に従い図 2.1.2 に示す方法で構造の推定を行う.ルールに該当する建物を抽 出した上で配分する際は,重み付けを行い防火造,商業集積外,容積の小さい建物ほど木造に 配分されやすいようした.

図2.1.3に本手法による建物構造の推定結果を示す.



図 2.1.2 建物構造の推定方法(3)



図 2.1.3 本手法による建物構造の推定結果

表2.1.6~表2.1.9に建物1棟1棟単位での建物の構造推定棟数結果と、アットホームデータによって得られた真値とのエラーマトリックスによる信頼性検証の結果を示す.また、表2.1.10に一都三県を合算した場合の信頼性検証の結果を示す.埼玉県と千葉県では信頼性が80%を超える結果となり、1棟1棟単位で見てもかなり高いものとなっている.誤差の原因としては、地域により非木造もしくは木造建物が過剰に分布していることが考えられる.表2.1.10が示すように、全体で見ると木造は約90%と十分高い信頼性と言えるが、非木造に関しては約71%とやや低い.

			検証デー	- タ(真値)	
		木造	非木造	合計	信頼性
推定棟数	木造	15559	1557	17116	90.90%
	非木造	7793	24028	31821	75.51%
	合計	23352	25585	48937	80.89%

表 2.1.6 埼玉県における構造推定の検証結果

表 2.1.7 千葉県における構造推定の検証結果

		検証データ(真値)						
		木造	木造 非木造 合計 信頼性					
推定棟数	木造	10723	1084	11807	90.82%			
	非木造	5694	17065	22759	74.98%			
	合計	16417	18149	34566	80.39%			

表 2.1.8 東京都における構造推定の検証結果

		検証データ(真値)				
		木造	非木造	合計	信頼性	
推定棟数	木造	23787	1532	1532	93.95%	
	非木造	35837	73231	109068	67.14%	
	合計	59624	74763	134387	72.19%	

表 2.1.9 神奈川県における構造推定の検証結果

		検証データ(真値)				
		木造	非木造	合計	信頼性	
推定棟数	木造	21677	4071	25748	84.19%	
	非木造	14045	42806	56851	75.30%	
	合計	35722	46877	82599	78.07%	

表2.1.101都3県における構造推定の検証結果

		検証データ(真値)				
		木造	非木造	合計	信頼性	
	木造	71746	8244	79990	89.69%	
推定棟数	非木造	63369	157130	220499	71.26%	
	合計	135115	165374	300489	76.17%	

(3)築年代の推定

本研究の手法⁽³⁾⁽¹⁰⁾は精度上の問題から年代区分を縮小したものである.よって統計 データからマルコフ連鎖モンテカルロ法を用い,建物ポイントデータに築年代の情報 を追加するが,1981年以前,1981~2000年,2001年以降の3区分の築年代のみとした. 住宅土地統計データ(2008),国土数値情報から得られるDID地区(人口集中地区)のポ リゴンデータ,建物世帯年齢及び,住宅地図から得られる建物階数を用いて,築年代の 推定を行う.住宅土地統計調査より,建物の築年代と世帯主年齢の間には正の相関が 見られ,地区年代と建物階数の間にも正の相関が見られた.建物毎の世帯主年齢のデ ータに関しては,1章において既往研究で紹介したAkiyama et al. (2013)⁽¹¹⁾により開発さ れた1棟1棟の世帯構成・年齢・性別が把握することができるマイクロ人口統計内の データを用いることとする.以下に推定手法を示す.

i) 住宅土地統計から2つのクロス表を作成する.1つは市区町村別の建物用途と建物構造(木造・非木造),建物構造と世帯主年齢,世帯主年齢と築年代,それぞれの組み合わせの統計表を得てこれらをクロス集計することで,建物用途×建物構造×世帯主年齢× 築年代のクロス表を作成する(表2.1.11).同様に2つ目に建物用途と建物構造,建物構造と建物階数,建物階数と築年代の組み合わせの統計表をクロス集計することで,建 物用途×建物構造×建物階数×築年代のクロス表を作成する(表2.1.12).以上のクロス集計を用いて,築年代を推定する.

表 2.1.11	建物用途,	建物構造,	世帯主年齢,	築年代のク	ロス表によ	る組み合	わせ
----------	-------	-------	--------	-------	-------	------	----

種類	建物用途	建物構造	世帯主年齢	築年代
区分数	2	2	6	3
区分名	戸建	木造	-24 歳	-1980年
	非戸建	非木造	25-34 歳	1981~2000年
			35-44 歳	2000+年
			45-54 歳	
			55-64 歳	
			64+歳	
		合計 72 クロス		

表 2.1.12 建物用途,建物構造,建物階数,築年代のクロス表による組み合わせ数

種類	建物用途	建物構造	建物階数	築年代	
区分数	2	2	9	3	
区分名	戸建	木造	1 階	-1980年	
	非戸建	非木造	2 階	1981~2000年	
			3 階	2000+年	
			4 階		
			5 階		
			6~7 階		
			8~10 階		
			11~14 階		
			15+階		
合計 108 クロス					

ii) 次に 1970~2005 年までの DID 地区のポリゴンデータを収集する. DID 地区 (人口 集中地区)とは,国勢調査基本単位区及び基本単位区内に複数の調査区がある場合は調 査区(以下「基本単位区等」)を基礎単位とし,原則として1)人口密度が1平方キロ メートル当たり 4,000 人以上の基本単位区等が市区町村の境域内で互いに隣接し,2) それらの隣接した地域の人口が国勢調査時に5,000人以上を有するこの地域,と定義さ れている.即ち DID 地区の指定を受けた地域は,その年代以降に大きく開発・発展した ため,その地域の建物の多くはその年代以降のものが多いことが考えられる(表 2.1. 13).

本研究では1970年,1980年,1990年,2000年のDID 地区ポリゴンデータを国土数値 情報から取得し建物ポイントデータと空間結合することで、どの年代のDID 地区の内 部に分布しているか把握することを可能とする.またDID 地区の指定解除を受けた建 物については,DID 地区に指定された際の年代を適用する.

iii)i)で作成した住宅土地統計データの建物用途×建物構造×世帯主年齢×築年代のクロス表と,建物用途×建物構造×建物階数×築年代のクロス表から,築年代に対する各条件付き確率を算出する.算出する際には DID 地区指定時期による重み付けを行うことで,より市区町村内の地域特性を反映させることが可能になる.DID 地区に指定された時期から表 2.1.13 に示すようにその建物が分布する地域が開発された年代が分かる. そこで表 2.1.13 に示すように,各年代の DID 指定時期に対して築年代ごとに重み付けを不動産会社アットホームの教師データと住宅土地統計調査の比較を通して行なった.

DID	都市化された時期	重み
1980	1971~1980	0. 85
1990	1981~1990	1.70
2000	1990~2000	1.78

表 2.1.13 DID 地区指定時期と都市化された時期の関係と重み

iv)ivで算出した条件付き確率を元に、マルコフ連鎖モンテカルロ法を用いて推定を行う.本研究ではマルコフ連鎖モンテカルロ法の中のメトロポリス法を用いた.メトロポリス法とはモンテカルロ法において、乱数発生により作った新しい状態を棄却するか採択するかの基準を与える一つの手法である.本研究においてマルコフ連鎖モンテカルロ法のメトロポリス法を適用すると次のようになる.まず対象の建物 x_iに対して任意の初期状態(適当な建築年代を割り当てる)を与えた上で、以下の処理を誤差が1/100 オーダーとなるように 1000 回繰り返す.

1. 対象となる建物 x,を 10 ステップおきにランダムに選ぶ.

2. 選んだ変数 x;の値を x';に置き換え,他の x;はそのままにした状態を次の「候補」と

する.

3. 「候補」の確率と現在の状態の確率比 *r* を計算する. ある変数 *x_i*の確率比 *r* は,式(2. 1.6)で与えられる.

$$r = \frac{p(x_i')}{p(x_i)}$$
(2.1.6)

4.0≦*R*≦1の一様乱数*R*を発生させる.

5. R<rの場合,2の候補を次の状態として採用する.R≦rの場合,現状維持とする.

以上により築年代の推定が可能となる. 図 2.1.4 に高知市における本手法による築年 代の推定結果の例を示す.

建物構造同様に不動産株式会社アットホームから提供されたデータを用いて,1棟1 棟に対して築年代が正しく推定されているかどうか検証を行う.

表2.1.14~表2.1.17に建物1棟1棟単位での築年代の推定結果と、アットホームデ ータによって得られた真値とのエラーマトリックスによる検証の結果を示す.また、 表2.1.18に一都三県を合算した場合の信頼性検証の結果を示す.全体を通して、総合 精度で30~36%程度に留まりあまり良好な結果は得られない結果となり、特に80年以 前の推定に関して特に精度の低い結果となった.誤差の原因として、建物の建て変わ りが進んでいると考えられる年代の推定においては、実際の建て変わりの推移を DID ではモデル化出来ない点が考えられる.また、用いたマイクロ人口統計などの誤差に よる伝播も考えられる.



図 2.1.4 本手法による建物の築年代推定結果

		真値				
		1980年以前	1981~2000年	2000年以降	合計	推定精度
	1980年以前	1938	5884	1250	9072	21.4%
推定棟数	1981~2000年	4876	14260	2460	21596	66.0%
	2000年以降	4190	13729	2366	20285	11.7%
					総合精度	36.4%

表 2.1.14 埼玉県における築年代推定の検証結果

表 2.1.15 千葉県における築年代推定の検証結果

		真値				
		1980年以前	1981~2000年	2000年以降	合計	推定精度
	1980年以前	2756	9298	1503	13557	20.3%
推定棟数	1981~2000年	1635	5088	806	7529	67.6%
	2000年以降	2772	9964	1353	14089	9.6%
					総合精度	26.1%

表 2.1.16 東京都における築年代推定の検証結果

		真値				
		1980年以前	1981~2000年	2000年以降	合計	推定精度
	1980年以前	10136	16026	3191	29353	34.5%
推定棟数	1981~2000年	15342	24427	4710	44479	54.9%
	2000年以降	22439	37714	7616	67769	11.2%
					総合精度	29.8%

表 2.1.17 神奈川県における築年代推定の検証結果

			真値			
		1980年以前	1981~2000年	2000年以降	合計	推定精度
	1980年以前	3936	10803	1887	16626	23.7%
推定棟数	1981~2000年	8336	24187	3886	36409	66.4%
	2000年以降	7364	21660	3116	32140	9.7%
					総合精度	36.7%

表 2.1.181 都 3 県における築年代推定の検証結果

			真値			
		1980年以前	1981~2000年	2000年以降	合計	推定精度
	1980年以前	18766	42011	7831	68608	27.4%
推定棟数	1981~2000年	30189	67962	11862	110013	61.8%
	2000年以降	36765	83067	14451	134283	10.8%
					総合精度	32.3%

2.1.3 機械学習による推定

不動産データ(株式会社アットホーム⁽⁴⁾)を教師データとし,住宅地図から得られる属 性を特徴量とした機械学習を用いる手法である.本手法の流れを図2.1.5に示す.本手 法では,2.1.2において整備した住宅地図の各建物にDIDと商業集積統計を結合した 建物データを用いるとする.

本研究では機械学習の1つであるランダムフォレスト⁽¹²⁾を利用した推定モデルの構築をする.ランダムフォレストを用いるメリットとしては計算速度が代表的な機械学習手法である Support Vector Machine (SVM)⁽¹³⁾ などに比べ速度が速いため大規模データに対応でき、ノイズに強い点が挙げられる⁽¹⁴⁾.ランダムフォレストの詳しいアルゴリズムは引用文献⁽¹³⁾に委ねるが、アルゴリズムの概念イメージは図2.1.6の示す通りである.ランダムフォレストは、以下の手順で学習・判別を行う.

(i) 重複可能な抽出によりn個のブートストラップ標本を作成する.

(ii)標本からランダムに選択された m 個の変数を用いて決定木を作る.

(iii) 作成した決定木に対して予測データを入れる.

(iv) 全ての決定木から得られた予測結果の多数決をとり、予測値を決定する.

様々な機械学習手法があるがランダムフォレストは相対的に高い予測精度を示すという報告もある⁽¹⁴⁾. ランダムフォレストのパラメータとして各決定木の特徴量は,特徴量数の平方根を用いるとする⁽¹⁵⁾. ランダムフォレストはモデル構築に際して,変数の重要度として Gini 係数を OOB(out of bag)データによる予測精度から算出し,同時に誤差率も算出される. OOB データはブートストラップサンプリングに含まれないデータであり,誤差率により評価する.

次に推定する前処理として,住宅地図の各建物ポイントデータとアットホームのポ イントデータを空間結合する.アットホームのデータには,住宅地図同様に緯度経度 が付随しているため,まず住所を参照することで住所が完全に一致する建物同士を結 合する.次に緯度経度を基にアットホームデータから最近隣に分布する建物ポイント データと結合処理を行う.2点間距離が双方の建物面積から得られる円の半径の合計を 超える場合は,アットホームデータ側のジオコーディングレベルが低いものとして除 外する.

なお耐火性については、アットホームのポイントデータ内の属性には記載がないこ とから、2.1.2 項において整備した、東京都世田谷区における GIS データ(せたがや i-map)⁽⁹⁾を用いるとする.

都道府県名	調査棟数
埼玉県	48937
千葉県	34566
東京都	134387
神奈川県	82599
合計	300489

表 2.1.19 住宅地図に結合された不動産データの建物数



図 2.1.5 機械学習用いた推定手法



図2.1.6 ランダムフォレストのアルゴリズム(7)を基に作成

続いて,(1)耐火性能,(2)構造,(3)築年代の順にそれぞれの特徴量,パラメータ,推定 精度について述べる.

(1)耐火性能の推定

本手法においては,住宅地図,DID,商業集積統計から得られる特徴量として以下を選 択した.

- ·建物階数
- ・床面積
- ・延床面積
- ・用途
- ·商業集積
- ·各年代のDID(1970, 1980, 1990, 2000, 2005年)

パラメータを決定するにあたり、各パラメータに対して OOB を求めることでパラメ ータの最適化を図った.その結果、本手法においては、決定木の数を 300、各枝の最小 データ数を2とした.図2.1.4に算出した特徴量ごとの Gini 係数を示す.各特徴量の Gini 係数(寄与量)を見ると、最も Gini 係数が高い特徴量は、建物階数であり、次いで 延床面積、床面積、建物用途の順に低くなっている.この要因として、先にも2.1.1項 で述べたように、建築基準法 2条において建物階数や延床面積などにより各建物に必 要とされる耐火性能が決まっている点が挙げられる.東京都世田谷区の即知のGISデータ の8314棟を対象とした真値と推定結果の1棟1棟の突き合わせによるエラーマトリッ クスにおける本手法の推定精度は、81%である.これは2.1.2項における統計値と住宅 地図による割り当て手法の推定精度 77%と比べても高い推定精度が得られたことにな り、教師データが得られる地域であれば本手法の方がより有効であると言える.



図 2.1.7 耐火性能における特徴量ごとの寄与率と Gini 係数

表 2.1.20 世田谷区におけるランダムフォレストによる耐火性の検証結果

	耐火	準耐火	防火	合計	推定	精度
耐火	57	5	115	17	707	0.81
準耐火	5	4	198	74	326	0.61
防火	14	.9	362	2466	2977	0.83
				総	合精度	0.81

(2)建物構造の推定

本手法では,建物構造に対する特徴量として耐火性能推定の場合と同じく以下のもの を選択した.

- ·建物階数
- ・面積
- ・延床面積
- ・用途
- · 商業集積
- ・各年代の DID(1970, 1980, 1990, 2000, 2005 年)

耐火性能の推定と同様にパラメータを決定するにあたり、各パラメータにたして OOB を求めることでパラメータの最適化を図った. その結果, 本手法においては, 決 定木の数を 200, 各枝の最小データ数を 2 とした. 図 2.1.8 に算出した特徴量ごとの Gini 係数を示す. 各特徴量の Gini 係数を見ると, 最も Gini 係数が高い特徴量は, 耐火 性能と同様に建物階数であり、次いで延床面積(floor)、建物用途(total area)、建物別記 (atype2), 床面積(atlode), の順に低くなっている. この要因として, 建物階数や延床面 積が大きくなれば非木造率が大きくなる点が挙げられる.また、建物用途が共同住宅 となると、マンション、アパートが多いため、このような結果になったと考えられる. アットホームの1都3県を対象とした真値と推定結果の1棟1棟の突き合わせによるエ ラーマトリックスにおける本手法の推定精度は、いずれの都県においても総合精度 80%以上の推定精度であり建物構造別においても概ね 80%の推定精度になることが確 認された.1都3県全域において集計した推定精度を見てみると、木造で78%、非木造 で87%、全体で84%という結果になった、2.1.2における統計値と住宅地図による割り 当て手法においては、全体での推定精度が76%であった、それと比べても8%程度高い 推定精度が得られる結果になった.耐火性能と同様、教師データが得られる地域であ れば本手法の方が有効であると言える結果であろう.

floor	•	floor	•
kcode	•	total_area	•••••
total_area	•••••	atype2	•••••
ave_area	•	at1ode	0
atype2	•••••	ave_area	•
did80	••••••	kcode	•••••
did70	•	ca_flag	•
ca_flag	•••••	did70	•
at1ode	0	did80	•
did90	•	did05	0
did05	•••	did90	•
did00	0	did00	•
	0.11 0.13 0.15		0 2000 4000
	MeanDecreaseAccuracy		MeanDecreaseGini

図 2.1.8 建物構造における特徴量ごとの寄与率と Gini 係数

表 2.1.21 埼玉県におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果

	非木造	木造	合計	推定精度
非木造	20672	4913	25585	80.8%
木造	3071	22314	25385	87.9%
			総合精度	84.3%

表 2.1.22 千葉県におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果

	非木造	木造	合計	推定精度
非木造	14501	3648	18149	79.9%
木造	2731	14305	17036	84.0%
			総合精度	81.9%

表 2.1.23 東京都におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果

	非木造	木造	合計	推定精度
非木造	106261	8674	114935	92.5%
木造	13390	13282	26672	49.8%
			総合精度	84.4%

表 2.1.24 神奈川県におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果

	非木造	木造	合計	推定精度
非木造	37569	10308	47877	78.5%
木造	4658	32659	37317	87.5%
			総合精度	82.4%

表 2.1.25 1 都 3 県におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果

	非木造	木造	合計	推定精度
非木造	179003	27543	206546	86.7%
木造	23850	82560	106410	77.6%
			総合精度	83.6%

(3)築年代の推定

本研究では,築年代の特徴量として以下の属性を選択する.先に(1),(2)で推定した耐 火性能と建物構造も特徴量に加えた.

- ·建物階数
- ・床面積
- ・延床面積
- ・用途
- ・商業集積
- · 各年代の DID(1970, 1980, 1990, 2000, 2005 年)
- ・耐火性能((1)による推定結果)
- ・建物構造((2)による推定結果)

耐火性能・構造推定と同様にパラメータを決定するにあたり, 各パラメータに対して OOB を求めることでパラメータの最適化を図る. 築年代の推定においては、決定木の 数を 500, 各枝数を 3 とした. 図 2.1.10 に特徴量ごとの Gini 係数算出結果を示す. 各特 徴量の Gini 係数を見ると、最も Gini 係数が高い特徴量は、延床面積(total area)であり、 次いで面積(ave area), 市区町村コード(kcode), 階数(floor), 建物用涂(atype2)の順に低 くなっている.特に面積に関する特徴量において重要度が高い結果となっている.こ れは、 延床面積が大きい建物ほど新年代に建てられたということを示しているが、 そ の要因については検討する必要がある.また,DIDが2.1.2項の手法においては、有効 であると仮定し, 推定手法を構築したがランダムフォレストによる手法においてはあ まり寄与度が高くない結果となった.アットホームの1都3県を対象とした真値と推定 結果の1棟1棟の突き合わせによるエラーマトリックスにおける本手法の推定精度は、 いずれの都県においても 70%程度の推定精度となり、築年代別においては、1980 年以 前の識別精度が 2000 年代以降の新年代と比較して低い傾向が確認された.1 都 3 県全 域で集計すると、1980年以前で 62%、1990年代で 64%、2000年代で 72% であり、全ての 年代での推定精度は 64%という結果になった. すなわち, 年代が古くなるほど建て替 えなどの要因により識別するのが難しいことを表していると考えら、建て変わりを考 慮できるような属性を見つけられるようになれば精度改善に繋がるだろう. しかしな がら 2.1.2 における統計値と住宅地図による割り当て手法においては、全体での推定 精度が 30~40%であったことを考えると、64%という結果は 30%以上高い推定精度が 得られたことになり本手法は有効であることを示している. すなわち教師データが得 られる地域であれば本手法の方が有効であると言える結果である.



図 2.1.9 築年代における特徴量ごとの Gini 係数

表 2.1.26 埼玉県におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果

			真値			
		2000年以降	1981~2000年	1980以前	合計	推定精度
	2000年以降	1872	802	555	3229	58.0%
推定値	1981~2000年	8995	32936	4886	46817	70.4%
	1980以前	140	148	636	924	68.8%
					総合精度	69.5%

表 2.1.27 千葉県における構造推定の検証結果

			真値			
		2000年以降	1981~2000年	1980以前	合計	推定精度
	2000年以降	1248	311	180	1739	71.8%
推定値	1981~2000年	5858	23991	3166	33015	72.7%
	1980以前	59	54	318	431	73.8%
					総合精度	72.6%

表 2.1.28 東京都におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果

			真値			
		2000年以降	1981~2000年	1980以前	合計	推定精度
	2000年以降	4696	2704	595	7995	58.7%
推定値	1981~2000年	43221	75467	14825	133513	56.5%
	1980以前	1	0	98	99	99.0%
					総合精度	56.7%

		真値				
		2000年以降 1981~2000年 1980以前			合計	推定精度
	2000年以降	1321	290	87	1698	77.8%
推定値	1981~2000年	18182	56187	8026	82395	68.2%
	1980以前	138	187	776	1101	70.5%
					総合精度	68.4%

表 2.1.29 神奈川県におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果

表2.1.301都3県におけるランダムフォレストによる構造推定の検証結果

			真値			
		2000年以降	1981~2000年	1980以前	合計	推定精度
	2000年以降	9137	4107	1417	14661	62.3%
推定値	1981~2000年	76256	188581	30903	295740	63.8%
	1980以前	338	389	1828	2555	71.5%
					総合精度	63.8%

2.2 人流データの整備

地震の被害想定において人的被害を推定する際に必要になるのが人口分布データで ある.代表的な人口分布データとしては,国勢調査から得られる 250m メッシュの定住 人口データであるが,時間別にシミュレーションに適用するには定住人口に屋内滞留 率を掛け合わせた大まかな推定結果を用いることが多い.加えて,国勢調査の定住人 ロデータであるため徒歩や車などで移動している人の分布を把握することができない 課題もある.このような課題を解決する「人」に関するデータとしては,1日のうちで 移動をする「人」を追跡するパーソントリップ調査と携帯電話から得られる GPS デー タが挙げられる.本研究では,パーソントリップ調査と携帯電話から得られる GPS デ ータから,地震の被害想定に適用可能な「人流データ」を時空間内挿することで開発す る.「人流データ」とは,滞留人口だけでなく流動人口も把握することが可能なデータ である.

2.2.1 手法の概要

本手法の特徴については以下の通りである.

GPS データとパーソントリップによる人流データを開発する際に主に共通で必要になるのが

(1)各トリップの始終点の移動目的に応じた滞留点の建物への配分手法(Point of Intersect: POI),

(2)各トリップの道路ネットワーク・鉄道ネットワークへの経路内挿である.

(1) に関しては, 住宅地図と電話帳データから各建物の業種や業種別の体積を把握 することで, 各トリップの移動目的と配分先を紐づけてどの建物に配分すべきか考慮 する手法を開発した.⁽¹⁶⁾(2) については, 既存研究においてパーソントリップデータを 時空間内挿し, 「人の流れデータ」⁽¹⁷⁾を開発したものと同様の手法を用いる⁽¹⁸⁾⁽¹⁹⁾. ただ し, GPS データに関しては, 365 日分のデータを扱うため, 携帯電話の電源が切れてい る場合などに観測できなかった観測点があり, データのブランクがあるため, データ のブランクを補間する必要がある. ブランクの時間・距離の大きさにより幾つかのパタ ーンに分けてルールを設定し補間点を追加することにより補正を可能にした.

加えて, GPS データには人口に合わせるための各点の重み(以下: 拡大係数) が付加さ れていないため(パーソントリップには付加されている) 拡大係数を推定する必要があ る. 拡大係数は滞留点から推計した, 自宅・勤務地場所から国勢調査の定住人口と経済 センサスの従業員数の両者を付き合わせ推計できる.本手法により最終的に擬似的な 人単位の人口分布を把握することの出来る人流データが整備される.2.2.2項にGPS 搭 載の携帯電話の大規模プローブデータを用いた人流データの開発手法,2.2.3項にパー ソントリップを用いた人流データ開発手法について述べる.

2.2.2 GPS 搭載の携帯電話の大規模プローブデータを用いた人流データの開発

本研究では、四国を対象に GPS 搭載の携帯電話のプローブデータを用いて人流デー タの開発をする.利用するデータは、株式会社ゼンリンデータコム⁽²¹⁾が、株式会社 NTTdocomo のナビゲーションサービスである「ちずナビ」(図 2.2.1)⁽²⁰⁾の利用者から の明確な同意を得てデータを取得したものの中から、2012 年1 年分のデータを用いる. 提供された GPS データはユーザーID や緯度経度等を総体的かつ統計的なデータに加工 したものであり、匿名加工処理されているため逆推定による個人の特定は不可能であ る.

本データの特徴は次の通りである.

- (1) 原則5分間隔で各 ID の連続な位置情報が取得・記録されている.
- (2) 抽出期間に毎日データがあるとは限らない(利用者に依存).
- (3) 緯度経度・観測時間以外の性別・年齢などの属性は一切含まれない.
- (4) 個人特定することは不可能.

このようなデータのままでは、マイクロジオデータを用いた災害シミュレーション への適用ができないため.図2.2.2に示す手法に従って処理をすることで災害シミュ レーションへの適用ができる人流データ開発をする.なお本研究で用いる2012年のデ ータにおける、総ID(端末)数は約135万人(端末)であり、総トリップ数は、約20億ト リップある(図2.2.3).



図 2.2.1 ドコモ「地図ナビ」(20)



図 2.2.2 GPS データを用いた人流データ開発手法



図 2.2.3 本研究で用いる GPS データの 2012 年全体の日別ユーザー数とトリップ数 (総 ID 数: 1,350,538, 総トリップ数: 1,955,018,555)

図 2.2.2 に示す 8 ステップの処理をすることにより人流データは整備される. ステップ1:まず, 観測された GPS データの各点に対して, 各点が滞留又は流動してい るのかのフラグを付けてトリップの分割をする. その上で, 各 ID の自宅・勤務地も推 定する. 続いて, 各観測点の前後の観測点に着目することで各点の交通モードを付加 する. 考慮する交通モードは, 徒歩・バイク・車・電車・滞留である.

ステップ2:対象地域である四国内で一日でも観測された ID の観測点を抽出する. すなわち,観光や出張などで数時間でも滞在した人の ID も抽出する.

ステップ 3:携帯電話の電源が切れているなどに由来するデータのブランク(欠損)をブ ランクの時間・距離の大きさによる幾つかのパターンに分けてルールを設定し補間点 を追加する.

ステップ4:滞留点のPOI(Point of Intersection)配分. すなわち移動の起終点の建物への 延床面積・建物用途を考慮したジオコーディング.

ステップ 5: ステップ 4 の起終点の経路補間をする. ステップ 2 で推定した交通モード を考慮し, 道路ネットワークデータと鉄道ネットワークデータを用いて行う. その際 に, 起終点間で観測された点に経路を寄せる処理もする.

ステップ 6:1 分単位のデータから 15 分毎にサンプリングする. 地震の被害推定をする 際には 15 分単位で十分な時間解像度が得られると考えられるため, 今回 15 分毎とした.

ステップ 7: GPS データはサンプルされたデータであるため、人口に合わせたシミュレ

ーションをするために各 ID に重み(拡大係数)付けをする.ステップ2で推定された勤務地と経済センサスの突き合わせと推定された自宅と国勢調査の突き合わせを行い,両者の平均値を算出する処理をする.

ステップ 8: 擬似的な人単位のデータを整備するために,ステップ 7 の拡大係数をステ ップ 4 と同様に建物へ再配分することで高精細化.

以上により,災害シミュレーション用の人単位の人流データが整備される.各ステ ップについて詳細に説明をする.

ステップ1:各観測点に滞留又は移動のフラグの割り当てと各 ID に自宅・勤務地フラ グを割り当てる.本研究では、Apichon(2013)⁽²²⁾、羽田野ら(2012)⁽²³⁾の手法により滞留・ 移動判定と自宅・勤務推定を行う.ここでの「滞留」とは「ある時間・ある範囲内に留 まること」と定義する.図 2.2.3に示すように観測点の前後を見ることで滞留点の推 定し、閫地として、15分以上半径 300以内に留まる点郡を滞留点と判定することでトリ ップの分割をする⁽²²⁾、次に自宅・勤務地の推定については、羽田野ら(2012)⁽²³⁾の手法に より、同じ場所であろう滞留点を接合する処理を DBSCAN⁽²⁴⁾といわれるクラスタリン グ手法により行い、推定する.DBSCAN は空間的に複雑な形状のクラスタでも取り扱 うことが出来、空間密度の高いものを1つにクラスタリングする手法である.クラス タリング結果に対して、滞留時間が深夜(00:00-03:59)のクラスタを居住地とし、昼間 (12:00-15:59)のクラスタを勤務地としている.各点の交通モードについては、 Apichon(2013)⁽²²⁾の手法により各観測点に徒歩・バイク・車・電車・滞留のフラグを付 加する.これは観測された前後の点の観測時間・緯度経度から移動距離・速度を推定し 交通モードを判定するものである.また鉄道のジオメトリを利用することで観測点が 鉄道による移動なのかの判定も可能となる.

ステップ2:対象地域である四国内で2012年1年間に観測された全ての人のIDを抽 出するために, GPSの観測誤差を考慮して四国から3kmのバッファを作り,この範囲に 含まれる IDを1年分抽出する処理を行う.データ量は大きくなるものの観光客やイベ ントに集まった人々の流動を考慮することでより信頼性の高い地震の被害推定が可能 になるため,このような処理手法を取る.図2.2.4に四国域のID抽出後の2012年の各 日のID数とトリップ数を示す.ID数は各日6~7万に対して,トリップ数は各日50~ 60万トリップであり,年末になるにつれ減少していることがわかる.



図 2.2.3 GPS データ観測点の滞留・流動判定手法⁽²²⁾



図 2.2.4 四国を含む ID のサンプリング数(四国定住者以外も含まれる) (総 ID 数: 112,830,総トリップ数: 212,295,335)

ステップ 3: GPS データ自体は 5 分毎に観測するようになっているものの,様々な要因 によりデータのブランクが生じることがある.例えば携帯電話の電源が切れていたり すると GPS の観測はその間行えない.図 2.2.5 にサンプリングされたデータのデータ 欠損日の分布を示す.データ欠損日数がゼロ日の ID が最も多いが, ID によっては 100 日を超える間データ欠損しているものも含まれていることがわかる.こうした背景か ら本研究では,1 日以内のデータブランクを対象に各トリップの補間することにする. なお一日を超えるものについては独立のものとする.

補間のルールは、図2.2.6に示すように、滞留点と流動点の組み合わせと欠損の大き さ具合により以下の場合分けをする.その際、空間的距離と時間的距離を設定し、それ ぞれ 200m と1時間を閾値として距離が近いかあるいは遠いかの場合分けをする.

- A) 滞留点~滞留点については,空間的距離が小さい場合はトリップを結合し,空間 的距離が大きい場合は,観測点間に中間点を追加する.
- B) 滞留点~流動点については、中間点を追加して滞留点を延長させる.中間点と流動点間については、流動点の交通モードを引き継ぐことにする.
- C) 流動点~滞留点については(B)と同様に処理する.
- D) 流動点~流動点については、時間的距離により場合分けする.時間的距離が大きければ、対流の中間点を追加し、前後の交通モードと距離から滞在時間を逆算し推定する.時間的距離が小さければ、前後の流動の結節点とする.



図 2.2.5 対象 ID のデータ欠損日のヒストグラム

■ 欠損区間の補間ルール

- 空間的距離:近い ≤ 200 m < 遠い</p>
- 時間的距離:短期 ≤ 1時間 < 長期

	短	期	長	期
	近い	遠い	近い	遠い
Stay 🗲 Stay	連続する滞在を連結	連続する滞在の中間 点を追加. 交通手段 は不明	連続する滞在を連結	連続する滞在の中間 点を追加. 交通手段 は不明*
Stay → Move	中間点を追加し滞在 _ を中間時点まで延長			
Move 🗲 Stay	中間点を追加し滞在 を中間時点まで延長			
Move → Move	中間点を追加し前後 の移動の結節点に		新規に滞在を中間 地点に追加し前後の - 移動を連結	

*追加する移動は今回は1つとする

図 2.2.6 トリップ間のブランク補間ルール

ステップ 4: 滞留点の POI(Point of Intersection) 配分を住宅地図にデジタル電話帳を結 合したものを配分先として扱う. 建物の延床面積・建物用途を考慮して, 観測点から半 径 200m 以内の建物を対象に確率的に割り当てるが, 移動目的が自宅であれば住宅系に 割り当て, 移動目的が勤務地であれば事業所系の建物に割り当てる. ただし, 建物体積 を確率分布として大きいほど配分されやすいようする. 配分に関する詳細は後述する 2.2.3 のパーソントリップの人流データ開発で述べる.

ステップ 5: ステップ 4 の起終点の経路補間を行う.ステップ 2 で推定した交通モード を考慮し, 交通モードが徒歩・バイク・車の流動であれば道路ネットワークデータを用 い, 鉄道の流動と鉄道ネットワークデータを用いて行う. 観測点の道路ネットワーク への接続はノードに接続してしまうと, ノード間が遠い場合に誤差が大きくなるため リンクへの接続を考える(図 2.2.7). リンク上の最近傍点を探索することで, ノードに 接続するよりも誤差を小さくすることが可能となる.

経路補間は Sekimoto et al. (2011)⁽¹⁸⁾, 金杉ら(2014)⁽¹⁹⁾のパーソントリップを経路補間 する手法(図 2.2.8) を GPS 用(トリップ間の観測点を考慮する) に変えた手法を用いる (図 2.2.9). このように本手法は, 図 2.2.9 に示すとおり単純にトリップ間を最短距離 で経路補間するのではなく,トリップ間の途中の観測点を接続点として考慮する手法 であり,起終点間で観測された点に経路を寄せる処理をするものである.なお今回の 対象地は四国であるため,四国以外においては線形補完のみ行う. 図 2.2.9 と図 2.2. 10 に経路補間結果のサンプルを示す.四国内のみを移動する場合はネットワーク上に 経路補完される(図 2.2.9).四国以外のトリップを含む場合は図 2.2.10のように線形補 完のみが行われる.



図 2.2.7 経路補間における道路ネットワークデータとの接続の考え方



図 2.2.8 パーソントリップの経路補間手法(Sekimoto et al. (2011)⁽²²⁾)



図 2.2.9 GPS データの道路ネットワークを用いた経路補間の流れ



図 2.2.10 経路補間結果の例 1



図 2.2.11 経路補間結果の例 2

ステップ 6:1 分単位のデータから 15 分毎にサンプリングする.今回,地震の被害推定 する際には 15 分単位で十分な時間解像度が得られると考えられるため 15 分毎とした. すなわち,四国を対象とした 2012 年1 年分が 15 分間隔のデータとして出力される.

ステップ 7: GPS データはサンプルされたデータであるため,人口に合わせたシミュレ ーションをするために各 ID に重み(拡大係数)付けをする.例えば,ある ID: A に拡大 係数 60 が仮に与えられたとすれば,A は 60 人分の重みを持つ代表点とする考え方であ る.

本研究では、500m メッシュの経済センサス(2010 年)⁽²⁶⁾内の従業員数と 500m メッシュの国勢調査(2010 年)⁽²⁷⁾内の定住人口を用いて拡大係数の推計をする.具体的には、 ステップ 2 で推定された勤務地と経済センサスの突き合わせ及び推定された自宅と国 勢調査の突き合わせを各メッシュで行い、両者の平均値を算出する処理をする.

まず、全ての ID の自宅・勤務地をそれぞれ 500m メッシュで集計することで 500m

メッシュ毎に ID 数: nを算出する. 一方で経済センサスと国勢調査から各メッシュの定 住人口: H と従業員数: W はわかるため, 各メッシュの 1ID 当たりの定住人口: Mh と従 業員数: Mw は, それぞれ ID 数で割ることにより求まる. 最後にそれらの平均値を求め ることで拡大係数が推計される. すなわち, 拡大係数を M とすれば, M=(Mh+Mw)/2 で 表される.

拡大係数の信頼性を検証するために、与えられた各 ID の拡大係数を 500m メッシュ に集計し、従業員数と定住人口のそれぞれで比較する. 図 2.2.13 に定住人口との比較、 図 2.2.14 に従業員数との比較結果を示す. 定住人口と従業員数どちらとの比較におい ても相関係数:0.9 以上の高い相関が見られた.



図 2.2.12 拡大係数の推計手法



左図 2.2.13 定住人口(国勢調査)と拡大係数の比較(250m メッシュ) 右図 2.2.14 従業員数(経済センサス)と拡大係数の比較(250m メッシュ)

ステップ 8: 擬似的な人単位のデータを整備するために,本手法では滞留点をステップ 7 で推計した拡大係数をステップ 4 と同様に観測点から半径 200m の近隣建物へ再配分 する.

以上により大規模 GPS データを用いた擬似的な人流データが整備される.2012 年1 月5日8時の結果を図2.2.15に,2012 年8月10日14時の結果を図2.2.16に示す.な おこれは擬似的な分布であり、実際の分布を示すものではない(個人特定は不可能). また、図2.2.17と図2.2.18に1月1日から5日の高知市における流動・滞留者数の時 系列分布をそれぞれ示す(15分単位).お正月の帰省による、県外滞留者が3日を境に減 少していることがわかる.逆に市内滞留者は1月3日から5日にかけて増加傾向にある. このように携帯電話 GPS を用いることで日々の人の流動を追うことが可能になってき ており、これは従来の国勢調査やパーソントリップでは把握できないものである.



図 2.2.15 GPS を用いた人流データの例(2012 年 1 月 5 日 8 時)



図 2.2.16 GPS を用いた人流データの例(2012 年 8 月 10 日 14 時)



図 2.2.17 高知市における,市内・県内・県外の人の滞留者数の時系列分布


図 2.2.18 高知市における,市内・県内・県外の人の流動者数の時系列分布

2.2.3 PT による人流データの開発

東京都市圏を対象としてPTデータ,住宅地図(ZmapTown II・株式会社ゼンリン)と緯 度経度付き電話帳(テレポイント・株式会社ゼンリン)を組み合わせることにより,拡大 係数を考慮した高精細かつ任意の時間で把握できる人口分布の推定手法の提案を行う. 最後に浦安市を対象として,経路補間を実施することで人流データの開発を試みる.

図 2.2.19 に本研究の流れを示す.対象とする PT データは東京都市圏 2008 年であり, ゾーン毎のデータ数は図 2.2.20 に示す通りである.



図 2.2.19 本研究のデータ整備の流れ

まず,住宅地図と電話帳を空間結合することで建物毎に業種別の面積を推定する. 電話帳の割り当てのない建物については,住宅地図から得られる建物用途(住宅・事業 所・目標物・その他)面積の割り当てを行う.次に滞留人口を対象に移動起終点を調査 ゾーン単位で各トリップの目的・職業に応じた各建物への空間的な割り当てを行う.着 目的と住宅地図側の配分先の関係(表2.2.1)を用いて対応する建物に面積按分すること で拡大係数を考慮した人数を割り当てる.さらに着目的が勤務先の場合は,各PTの職 業・年齢を考慮して対応する業種(表2.2.2)に当てはまる建物への割り当てを面積按分 により行う.各ゾーンに各PTを割り当てる建物が無い場合は,全体での割り当てを再 度行う.4時と19時における本手法と既存手法(秋山ら,2008)⁽²⁸⁾結果の例(図2.2.21, 図2.2.22)を比較すると本研究においては拡大係数分の移動起終点を再配分している ためポイント数が大きく異なり,特に19時においては,配分結果が大きく異なってい る.



図 2.2.20 東京都市圏の PT データの数(調査単位)

表 2.2.1 パーソントリップの着目的と住宅地図の配分先との対応

PT: 14 区分 着目的区分	住宅地図の配分先
1. 勤務先へ(帰社を含む)	勤務先(職業に応じて(18業種))
2. 通学先へ(帰校を含む)	学校(年齢に応じて)
3. 自宅へ	住宅
4. 買物へ	サービス業
5.食事・社交・娯楽へ	サービス業
6. 観光・行楽・レジャーへ	サービス業
7. 通院	医療業
8. その他の私用へ	全域
9. 送迎	サービス業
10.販売・配達・仕入・購入先へ	<u></u>
11. 打合せ・会議・集金・往診へ	土坝
12.作業・修理へ	専門的·技術的職業
13.農林漁業作業へ	農林業
14. その他の業務	全域

表 2.2.2 パーソントリップの職業と住宅地図の配分先との対応表

PT職業	住宅地図の配分先業種
農林漁業作業者	農業林業漁業
生産工程·労務作業者	鉱業採石業砂利採取業、建設業、 製造業、電気ガス熱供給、水道業
販売従事者	卸売業、小売業
運輸·通信従事者	情報通信業、運輸業、郵便業
保安職業従事者	警察、消防
專門的·技術的職業従事者	学術研究専門技術サービス業
管理的職業従事者	国機関
園児・小学生・中学生	幼稚園、小学校、中学校
高校生	高校・予備校
大学生·短大生·各種専門学校生	大学、専修学校、専門学校
医療·通院	医療
サービス業従事者,事務従事者	生活関連サービス業、娯楽業、金 融業、保険業、不動産業、物品賃 貸業、医療、複合サービス業、 サービス業
在宅(住宅)	住宅
その他事業所	その他業種
その他(どれにも属さない)	その他、不明



(a)既存の手法

(b)本手法

図 2.2.214 時における滞留人口の配分結果例



(a)既存の手法(b)本手法図 2.2.22 19 時における滞留人口の配分結果例

本研究手法の信頼性を検証するために,国勢調査の定住人口と被害関数を用いた推 定結果と多くの人が滞在していると考えられる午前4時のデータを比較する.国勢調 査と高精細化した PT のメッシュ(250m 四方)あたりの人口の差異を偏差率によって評 価する(式(2.2.1)).偏差率は誤差の割合を-1~+1で評価する指標である.

偏差率 =
$$\frac{PT \vec{r} - \beta - \Xi$$
勢調査
 $PT \vec{r} - \beta + \Xi$ 勢調査
(2.2.1)

本手法による偏差率(図 2. 2. 23) と既存手法(秋山ら(2008)⁽²⁸⁾) による偏差率(図 2. 2. 24) を比較すると、本手法の方は、ばらつきの大きいメッシュがあるものの偏差の小さい中心に集約していることがわかる. 偏差率が-0.5~+0.5の間に本手法では全体の 97. 5%, 既存手法では 84. 3%のメッシュ数が含まれ、本手法により差異の大きいメッシュ数が少なくなっているといえる. 東京都における偏差率(図 2. 2. 25) を見ると地理的な偏差率の違いはあまり見られない. また、RMSE (Root Mean Squared Error) で比

較した場合,本手法はRMSE=187.2に対して既存手法はRMSE=235.6であり本手法の 信頼性の方がやや高いといえる.



図 2.2.23 本手法による推定メッシュ人口と 夜間人口の偏差率(250m メッシュ)



図 2.2.22 既存手法⁽²⁶⁾による推定メッシュ人口と 夜間人口の偏差率(250m メッシュ)



図 2.2.25 東京都における本手法による推定メッシュ人口と夜間人口の偏差率 (250m メッシュ)

滞留人口を空間配分したデータを経路補間することで人流データの開発をする.経路補間手法については,2.2.1 項でも利用した金杉ら(2014)⁽¹⁸⁾と Sekimoto et al. (2011)⁽¹⁹⁾を用いる.本手法による人流データ(図 2.2.26)と既存手法(「人の流れプロジェクト」) (図 2.2.27)を比較すると拡大係数を考慮した分,擬似的に人単位の人口分布になっており,防災分野やマーケティング分野などにおけるマイクロシミュレーションへの応用に適用可能なデータであるといえる.



図 2.2.26 本手法による新浦安駅周辺における人流データ



図 2.2.27 「人の流れプロジェクト」(17)による浦安駅周辺における人流データ

第3章 定量的な被害推定に関わる設定条件

3.1 地震動の設定

本研究で設定する地震動は以下の2種類である.

1)震度別地震動

全国一律に震度5弱~7までの地震動を仮定したものである.

2) 確率的予測地震動

確率的予測地震動データは防災科学技術研究所地震調査研究推進本部(独立行政法 (人)⁽¹⁾がホームページで公開しているデータであり、ダウンロードが可能である、確率 的地震動データは, 最近100年程度の地震を基に, 日本及びその周辺で起こりうる全て の地震に対して、その発生場所、発生可能性、規模を確率論的手法によって評価し、さ らにそれら地震が発生したときに生じる地震動の強さをバラツキも含めて評価するこ とにより、一定の期間内に、ある地点が、ある大きさ以上の揺れに見舞われる確率を計 算することにより作成されている⁽¹⁾.本研究では公開されている4パターンの確率にお ける地震動を入力地震動として設定する.4パターンの確率的地震動は.50年間超過確 率 2%,39%のそれぞれ地震カテゴリー1と地震カテゴリー2である.地震カテゴリー1 は、海溝型巨大地震を想定したもので震源断層が予め特定でき、再来間隔が数百年オ ーダーの海溝型の巨大地震である. 地震カテゴリー2は、海溝型震源が不特定で海溝の プレートで発生する震源断層を予め特定しにくい地震動を想定している(表 3.1.1).⁽²⁾ 地震動の超過確率は、着目地点において、その地点に影響を与える様々な地震につい て、ある期間内に少なくとも1回地震動の強さがあるレベルを超える確率のことをい う⁽²⁾, 超過確率 2%は希に起こる巨大地震であり, 超過確率 39%は超過確率 2%に比べ て比較的起こり得る地震を意味する.

地震カテゴリー1	地震カテゴリー2
・南海トラフの地震(南海地震・東南海地	・三陸沖北部の固有地震以外のプレート間
震・東 海地震)	地震
・宮城県沖地震・三陸沖南部海溝寄りの地	・三陸沖から房総沖の海溝寄りのプレート
震	間大地震 (津波地震)
・三陸沖北部のプレート間大地震	・三陸沖から房総沖の海溝寄りのプレート
・十勝沖の地震	内大地震 (正断層型)
・根室沖の地震	・ 福島県沖の地震 ・ 茨城県沖の地震 ・
• 色丹島沖の地震	十勝沖・根室沖のひとまわり小さいプレー
・択捉島沖の地震	卜間地震
・大正型関東地震	• 色丹島沖・択捉島沖のひとまわり小さ
	いプレート間 地震
	・ 千島海溝沿いの沈み込んだプレート内
	のやや浅い 地震
	・ 千島海溝沿いの沈み込んだプレート内
	のやや深い 地震
	・ 安芸灘~伊予灘~豊後水道のプレート
	内地震
	・日向灘のプレート間地震 ・ 日向灘のひ
	とまわり小さいプレート間地震
	・与那国島周辺の地震
	・その他の南関東で発生する M7 程度の地
	震
	・太平洋プレートのプレート間及びプレー
	ト内の震 源断層を予め特定しにくい地震
	・フィリピン海プレートのプレート間及び
	プレート 内の震源断層を予め特定しにく
	い地震
	・浦河沖の震源断層を予め特定しにくい地
	震

表 3.1.1 確率的地震動におけるカテゴリー⁽²⁾



図 3.1.1 50 年超過確率 2%(カテゴリー1) 図 3.1.2 50 年超過確率 39%(カテゴリー1)



図 3.1.3 50 年超過確率 2%(カテゴリー2) 図 3.1.4 50 年超過確率 39%(カテゴリー2)

3.2 想定する津波

本研究の津波データは、東北大学越村俊一教授⁽³⁾より提供を受けたものであり、津波 データは、南海トラフ地震を想定した津波遡上シミュレーション結果である.180分(30 秒間隔)、すなわち360シーンの10mメッシュ単位のデータである。対象領域は高知市 と土佐市周辺であり、データに関する概要は表3.3.1の通りである。津波遡上シミュレ ーション結果の浸水深の例を図3.3.1と図3.3.2に示す。図3.3.1は30分における浸 水深であり、図3.3.2は、90分における浸水深である。また図3.3.3に各メッシュにお ける津波到着時刻を示す。概ね、30~60分程度で最初の津波が襲来することがわかる。

項目	内容
想定地震	南海トラフ地震
格子間隔	陸域 10m
領域	高知県:(x,y)=(-16210, 42650), (x,y)=(18830,66290)で囲まれた範囲
格子数	8,283,456
基礎方程式と解法	非線形長波理論式, Leap-Frog 差分法(東北大学モデル)
時間	180 分(30 秒間隔)
座標系	平面直角座標系(4系)
断層モデル	1707/10/28 (宝永)東海・南海地震(相田モデル 2) ⁽⁴⁾⁽⁵⁾
潮位	満潮を考慮
底面摩擦	Maning 粗度係数を考慮

表 3.3.1 津波遡上シミュレーションの概要



図 3.3.1 30 分における浸水深



図 3.3.290 分における浸水深



図 3.3.3 各メッシュの津波到着時刻

3.3 想定する時期と気象条件

1) 物的被害

物的被害建物被害は,特に火災の出火,つまり時間によって大きく異なることから,発 災の季節・時間・風速を下記のように設定した.

- ・冬(1時間単位)
- 夏(1時間単位)

なお風速については平均的な風速よりやや強い 8m/s とした.

2) 人的被害

人的被害は,平常時に加えて,年末年始やお盆期間における人の流動により大きく影響を受ける可能性があることから,以下の発災時期を設定した.

- ・1月1~5日(15分単位)
- ・8月7~12日(15分単位)
- ・10月10~17日(15分単位)
- ・12月25~31日(15分単位)

なお風速については平均的な風速よりやや強い 8m/s とした.

3.4 想定する被害項目と対象地域

本研究で想定する被害項目とそれぞれの対象地域については,表3.3.2に示すとおりである.

項目	内容	対象地域(単位)		
・建物被害	揺れによる倒壊	全国(各建物)		
	火災による焼失	全国(各建物)		
	津波による倒壊	高知市,土佐市周辺(各建物)		
	揺れ火災の統合的被害	全国(各建物)		
	津波揺れ火災の統合的被害	高知市,土佐市周辺(各建物)		
・人的被害	倒壊による被害	マイクロ人口の場合:		
		全国(各建物)		
		携帯電話 GPS の場合:		
		四国全域(各建物)		
		揺れと同様		
	火災による被害			
		高知市,土佐市周辺(10m メ		
	津波による被害	ッシュ,浸水域のみ)		
		マイクロ人口の場合:		
	揺れ火災の統合的被害	全国(各建物)		
		携帯電話 GPS の場合:		
		四国全域(各建物)		
		高知市,土佐市周辺(10m メ		
		ッシュ, 浸水域のみ)		
	津波揺れ火災の統合的被害			
・企業への被害	企業間取引先への影響	高知市、十佐市周辺(各企業)		
	企業間取引額の経済的影響			

表 3.4.1 本研究で想定する被害項目

第4章 物的被害推定

本章では、2章で整備した各種のマイクロジオデータを用いて、揺れによる倒壊・火災・津 波による建物被害の推定を既存の経験式による推定手法により統合的に行う環境を構築す る.非集計かつ統合的に推定する環境が構築されれば、本研究で用いる経験式による推定手 法だけでなく、新しい被害推定モデルや動的なシミュレーションモデルなどの適用が可能で ある.

建物被害に関しては, 揺れ・火災・津波による被害について全壊率を算出し, 倒壊・火災 については, 内閣府中央防災会議や東京都, 高知県などの多くの自治体で用いられている既 存の評価手法^{(1),(2),(3),(4)}を用いて, 津波については 2011 年東北地方太平洋沖地震の被害調査 データを基に被害モデルを機械学習で構築したのをマイクロジオデータに適用する. 最後に, それぞれの事象を確率として扱いダブルカウント事象を除去することで統合的な被害推定 を試みる. ここでは, 津波・倒壊・火災のみを対象としてその他の液状化, 急傾斜地崩壊な どによる影響は考慮しない.

4.1 揺れによる建物倒壊

4.1.1 揺れによる全壊率の推定手法

地震の揺れによる建物倒壊については、被害関数(フラジリティカーブ)を用いて構造別(2 区分)・築年代別(3区分)を考慮して入力する地震動(PGV)について1棟1棟において倒壊率を 算出する(図4.1.1). PGVとは地震動の強さを示す地表最大速度[cm/sec]である.想定する地震 動に関する情報は、3章で設定した確率的地震動の情報を利用する.

地表最大速度対応の建物被害予測式は、日本の被害想定で多く用いられている建物被害関数による経験式を用いる^{(5),(6)}. ある建物*i*がある地震動xのときに被災ランクR以上の被害が発生する確率 $P_{Ri}(x)$ は、標準正規分布の累積確率分布関数 $\varphi(x)$ を用いて式(4.1.1)で定義される.

$$P_{Ri}(PGV) = \phi((\ln(PGV_i) - \lambda_i) / \xi_i)$$
(4.1.1)

λ,ξは*ln(x)*の平均値及び標準偏差であり,建物の構造とその被害状況により与えられる.この予測式は村尾・山崎により⁽⁵⁾阪神・淡路大震災時の罹災証明書に基づいて作成されたモデルである.表4.1.1に各構造と年代のパラメータλ,ξを示す.しかしながら,2007年新潟中越沖地震における被害分析結果⁽⁶⁾では,1980年代,1990年代,2000年代と年代が新しくなるごとに

被害が小さくなっているため,最新の被害想定では,新しく1990年代,2002年以降の区分が加 えられている.そのため,1990年代,2002年以降のパラメータを100.27kineにおいて全壊率が 7.3%,1.95%となるように定めた.その結果,築年代が1990年代と2000年代におけるλは,それ ぞれ5.18と6.13となった.木造と非木造の築年代別のPGVと建物倒壊確率の関係をそれぞれ図 4.1.2,図4.1.3に示す.



図4.1.1 揺れによる建物被害推定手法

			全壞		全半壊			
		λ	ξ	R ²	λ	ξ	R ²	
木造	-1951	4.36	0.411	0.957	3.66	0.674	0.880	
	1952-61	4.44	0.353	0.976	3.97	0.490	0.952	
	1962-71	4.45	0.342	0.977	4.02	0.456	0.966	
	1972-81	4.73	0.378	0.974	4.25	0.395	0.976	
	1982-1994	5.12	0.496	0.881	4.61	0.474	0.969	
	全年代	4.51	0.410	0.983	4.07	0.514	0.983	
RC造	-1971	5.12	0.646	0.954	4.72	0.691	0.929	
	1972-81	5.33	0.575	0.941	4.85	0.612	0.844	
	1982-94	6.00	0.789	0.902	5.33	0.789	0.917	
	全年代	5.50	0.705	0.968	4.99	0.716	0.924	
S造	-1971	4.64	0.619	0.718	4.25	0.712	0.788	
	1972-81	4.97	0.490	0.941	4.49	0.549	0.797	
	1982-94	5.64	0.731	0.893	5.01	0.733	0.824	
	全年代	5.14	0.628	0.752	4.69	0.672	0.686	
軽量S造	-1971	4.70	0.550	0.928	4.41	0.504	0.913	
	1972-81	5.82	0.972	0.728	4.95	0.855	0.783	
	1982-94	6.19	1.101	0.858	5.28	0.865	0.849	
	全年代	5.03	0.564	0.944	4.73	0.601	0.970	



図 4.1.2 本研究で用いる木造における PGV と建物全壊曲線 (村尾・山崎(2000)⁽⁵⁾,東京都(2012)⁽²⁾を基に作成)



図 4.1.3 本研究で用いる非木造における PGV と建物全壊曲線 (村尾・山崎(2000), 東京都(2012)を基に作成)

4.1.2 揺れによる全壊率の推定結果

以上により建物毎にその建物の倒壊確率が与えられる.

3 章で建物に与える確率的地震動即ち、50 年超過確率 2%のシナリオ(確率は小さいものの 揺れが大きくなると予想されるもの) と 50 年超過確率 39%のシナリオ(最も発生する可能性 が大きいが揺れはそれほど大きくならないもの) を与えた場合の高知市周辺における倒壊率 を図 4.1.4~図 4.1.7 に示す.図 4.1.4 は南海トラフなどの海溝型地震(カテゴリ 1) を想定した 地震動であるため、全壊率の高い建物が多い.高知市は築年代が旧耐震である 1981 年以前の 建物の割合が高い地域であるが、特に北部においては、木造建物が多いため倒壊率 50%(赤 色) が多いことがわかる.一方で、50 年確率 39%の地震動を入力した場合、地震動の大きさ が大きくても 6 弱程度であるため全壊率は高くても 30%程度になっている(図 4.1.5) . また カテゴリ 2 の地震の場合,高知市地域では揺れの大きな地震が歴史的に発生していないため, 50 年超過確率 2%において全壊率はカテゴリ 1 の地震動と比較した場合小さくなっていると 考えられる(図 4.1.6) . 特に超過確率 39%の場合,多くの建物で全壊率は 10%以下(青色) と なっている(図 4.1.7) .

図 4.1.8~図 4.1.11 にそれぞれの地震動における建物単位で推定した全壊率を 4 次メッシュ に集計した結果を示す.



図 4.1.4(左図) 高知市における揺れによる全壊率(50 年 2%カテゴリ 1) 図 4.1.5(右図) 高知市における揺れによる全壊率(50 年 39%カテゴリ 1)



図 4.1.6(左図) 高知市における揺れによる全壊率(50 年 2%カテゴリ 2) 図 4.1.7(右図) 高知市における揺れによる全壊率(50 年 39%カテゴリ 2)



図 4.1.8(左図) 全国における揺れによる全壊率(50 年 2% カテゴリ 1) 図 4.1.9(右図) 全国における揺れによる全壊率(50 年 39% カテゴリ 1)



図 4.1.10(左図) 全国における揺れによる全壊率(50 年 2%カテゴリ 2) 図 4.1.11(右図) 全国における揺れによる全壊率(50 年 39%カテゴリ 2)

4.2 火災・延焼による建物被害

4.2.1 火災による建物被害推定手法

本研究では、中央防災会議⁽¹⁾と同様に延焼クラスター(延焼運命共同体)⁽⁷⁾を用いて初期 対応力(公設消防・消防団)を考慮したマイクロジオデータ(建物単位)に適用できるように手 法を一部改良して用いることで被害推定をする. 図 4.2.1 に火災による建物被害推定手法の 流れを示す. また、本節では以下の項目について考えそれぞれ述べていく.

(1)各建物の出火率
 ①火気器具・電熱器具からの出火率(倒壊以外)
 ②倒壊建物からの火気器具・電熱器具の出火率
 ③電気機器・コンセントからの出火率
 ④①~③の出火率と初期消火を考慮した炎上率

(2) 消防運用(公助力)

(3) 焼失率

また,火災による被害は火気利用率の影響を受けることから時間帯を考慮して,1つの地震動あたり,2季節(夏・冬) *24 時間(1時間単位) =48 シナリオを想定して行う.また中央防災会議(2012)⁽¹⁾ と同様に住民による初期消火率を考慮する.



(1) 建物出火率の推定

①火気器具・電熱器具からの出火(倒壊以外)

表 4.2.1 は、東京消防庁が公開している過去の地震における出火状況から設定した地震動別の出火確率である⁽⁸⁾.建物用途別の出火率が設定されているため、建物ごとの建物用途を 把握することで出火率を推定することが出来る.しかしながら、夏の昼と冬の夜のみしか設 定されていないため、季節ごとの時間別出火率から出火率の補正をする.補正係数は高知県 における過去 10 年間における火気器具が原因の時間別の平均出火件数(高知県 2010)⁽⁹⁾から 設定した(図 4.2.2).

①-(i) 各建物に入居するテナント業種の把握

本研究では各建物にどのような業種が何戸入居しているのかをデジタル電話帳(テレポイ ントデータ)を建物ポイントデータに空間結合することで明らかにし、その建物の出火率の 推定を行う. テレポイントデータには全件に緯度経度が付加されているため、住宅地図の緯 度経度を用いて最近隣の住宅地図の建物ポイントにテレポイントデータが持つ業種情報を 結合する. 雑居ビルのように複数のテレポイントデータが結合する場合は、複数の業種が入 居するため、それらを建物ポイントに継承するようにする. テレポイントデータには約2,200 種類の業種が含まれるが、東京消防庁の業種別出火率に合わせてテレポイントデータの業種 を変換する. テレポイントデータが付加されない建物については、住宅地図が持つ建物用途 (戸建住宅・戸建事業所・共同ビル・目標物)を用いる. なお目標物については戸建事業所扱 いとする.

①-(ii) 各建物の火気器具・電熱器具からの出火率の推定

全ての建物に震度5弱~7までの震度別出火率を表4.2.1に基づいて割り当てる.本研究では、複数の業種を持つ場合はそれらの出火率の合計を与える.

(各建物における火気器具・電熱器具からの出火率) = <u>
<u>
</u>(震度・業種の出火率)×(時間補正係数) (4.2.1)</u>

図 4.2.3、図 4.2.4 に高知市における本手法で推定した建物の出火率を示す.マイクロジオデ ータを用いることで各建物に出火率が与えられた. 複数の店舗・事業所,あるいは世帯が分 布している建物で出火率は高くなっている. また地震動の大きさが同じでも季節・時間によ り図 4.2.4 では図 4.2.3 と比べて全域的に出火率が高くなっていることが分かる結果となって いる. また建物ごとの結果を 4 次メッシュ集計した出火率を図 4.2.5~図 4.2.8 に示す. 建物 単位の場合と同じように同じ出火率の基では冬の方が高い出火率であることがわかる. また 地域別に見ると、東京都や大阪府にける出火率が相対的に他の地域に比べて高いことがわか る. また、冬における出火率においては、震度 7(図 5.2.5) の場合と震度 6 強(図 5.2.7) の場合 では大きく出火率が変わる. それに対して、夏の出火率においては震度 7(図 5.2.6) の場合と 震度 6 強(図 5.2.8)で出火率は冬の場合のそれに比べればあまり変わらない.

田治	震度5弱		震度5強		震度 6 弱		震度6強		震度7	
711 225	夏昼	冬夕								
映画館	0.0043%	0.0039%	0.0116%	0.0125%	0.0300%	0.0305%	0.0832%	0.1005%	0.1865%	0.2956%
キャパレー	0.0000%	0.0041%	0.0000%	0.0100%	0.0000%	0.0242%	0.0006%	0.0860%	0.0229%	0.2902%
料理店	0.0044%	0.0058%	0.0044%	0.0086%	0.0131%	0.0231%	0.0323%	0.0771%	0.0954%	0.2292%
飲食店	0.0069%	0.0073%	0.0096%	0.0106%	0.0291%	0.0306%	0.0808%	0.0858%	0.2058%	0.2168%
百貨店	0.0271%	0.0211%	0.1000%	0.0774%	0.2513%	0.1928%	0.7232%	0.5694%	1.8200%	1.6071%
物品販売店舗	0.0017%	0.0014%	0.0041%	0.0042%	0.0107%	0.0105%	0.0384%	0.0458%	0.3243%	0.3866%
旅館・ホテル	0.0148%	0.0151%	0.0644%	0.0653%	0.1600%	0.1618%	0.4566%	0.4752%	0.9663%	1.0709%
共同住宅	0.0007%	0.0012%	0.0011%	0.0027%	0.0031%	0.0070%	0.0090%	0.0249%	0.0349%	0.0757%
病院	0.0045%	0.0035%	0.0093%	0.0089%	0.0247%	0.0222%	0.0701%	0.0759%	0.2191%	0.4329%
診療所	0.0013%	0.0014%	0.0013%	0.0034%	0.0040%	0.0082%	0.0106%	0.0282%	0.0495%	0.1250%
寄宿舎	0.0014%	0.0016%	0.0028%	0.0025%	0.0075%	0.0068%	0.0228%	0.0244%	0.1116%	0.1456%
保育所	0.0025%	0.0002%	0.0033%	0.0009%	0.0095%	0.0019%	0.0246%	0.0094%	0.0694%	0.0393%
幼稚園	0.0019%	0.0013%	0.0019%	0.0042%	0.0056%	0.0109%	0.0137%	0.0594%	0.0431%	0.1772%
小学校	0.0083%	0.0022%	0.0136%	0.0058%	0.0374%	0.0142%	0.1002%	0.0612%	0.2989%	0.2175%
大学	0.0037%	0.0007%	0.0062%	0.0020%	0.0170%	0.0050%	0.0458%	0.0155%	0.1263%	0.0604%
公衆浴場	0.0006%	0.0009%	0.0009%	0.0027%	0.0026%	0.0064%	0.0073%	0.0225%	0.0282%	0.0874%
工場・作業場	0.0016%	0.0013%	0.0046%	0.0046%	0.0118%	0.0117%	0.0330%	0.0564%	0.0796%	0.1529%
事務所	0.0024%	0.0012%	0.0069%	0.0038%	0.0176%	0.0095%	0.0496%	0.0307%	0.1208%	0.0980%
住宅	0.0007%	0.0016%	0.0007%	0.0035%	0.0021%	0.0094%	0.0058%	0.0505%	0.0274%	0.1521%

表 4.2.1 震度別・業種別の出火確率(8)

※東京都第16期火災予防審議会答申



図 4.2.2 季節·時間別火災件数(高知県消防年報(2010)⁹⁾)



 図 4.2.3(左図) 冬 18 時の火気器具・電熱器具に起因する出火率 (一律に震度7を与えた場合,高知市沿岸地域の例)
 図 4.2.4(右図) 夏 12 時の火気器具・電熱器具に起因する出火率 (一律に震度7を与えた場合,高知市沿岸地域の例)



図 4.2.5(左図) 全国における冬の1時における出火率(一律に震度7を与えた場合) 図 4.2.6(右図) 全国における夏の1時における出火率(一律に震度7を与えた場合)



図 4.2.7(左図) 全国における冬の1時における出火率(一律に震度6強を与えた場合) 図 4.2.8(右図) 全国における夏の1時における出火率(一律に震度6強を与えた場合)

②建物が倒壊した場合の火気器具・電熱器具に起因する出火

阪神淡路大震災時の被害状況から建物が倒壊した場合の火気器具・電熱器具からの出火率は, 冬の場合 0.0449% である⁽¹⁾.①の火気器具・電熱器具(倒壊以外)からの出火と同様に季節・ 時刻補正を行う.マイクロジオデータ(建物単位)に手法を置き換えると,物が倒壊した場合 の火気器具・電熱器具に起因する出火率は次式で表される.

(各建物における倒壊による火気器具・電熱器具からの出火率) =

(全壊率)×(全壊建物からの出火率(冬18時:0.0449%))×(時間補正係数) (4.2.2)

なお全壊率は、4.1節で推定した値を用いる.

③建物が倒壊した場合の電気機器・配線からの出火

阪神淡路大震災時の被害状況から建物が倒壊した場合の電気機器・配線からの出火率は、電気機器からの出火率:0.044%であり、配線からの出火率:0.030%である(中央防災会議(2012)).

(各建物における倒壊による電気機器からの出火率) =0.044%×(全壊率) (4.2.3)

④初期消火率を考慮した出火

式(4.2.1)~式(4.2.4)を合計することによる建物ごとの出火率が求まる.一方で,住民による 初期消火率は東京消防庁(1997)⁽¹⁰⁾より表 4.2.2 に示すとおりである.また地震動の大きさに より初期消火率の変動が予測されることから,震度別の補正を東京消防庁(2005)⁽⁸⁾より表 4.2.3 に示す通りに行う.以上より,初期消火を考慮した炎上率は,次式で表される.

(炎上率) =(1-初期消火成功率×震度別補正係数)×(全出火率) (4.2.5)

用途	映画館	++/id-	飲食店	料理店	物品販 売店舗	百貨店	旅館・ ホテル 木造
初期消火率	0.67	0.42	0.53	0.51	0.50	0.75	0.45
用途	旅館・ ホテル 非木造	寄宿舎	共同 住宅	病院	診療所	保育所	幼稚園
初期消火率	0.62	0.67	0.67	0.67	0.62	0.66	0.66
用途	小学校	大学	公衆 浴場	工 <u>場</u> 作業所	事務所	住宅	-
初期消火率	0.56	0.56	0.67	0.50	0.75	0.67	-

表4.2.2 初期消火成功率(東京消防庁(1997) (10))

表4.2.3 🎾	震度別の初期消火補正	E係数(東京消防庁	(2005)) ⁽⁸⁾)
----------	------------	-----------	--------	------------------	---

加速度(gal)	150	250	350	700	1000
震度	震度5弱	震度5強	震度6弱	震度6強	震度7
補正係数	1	1	1	0.453	0.229

(2) 消防運用(初期対応力)

本研究では、東京都(2012)⁽²⁾の手法を参考に公設消防と消防団による消火を考慮する.公設 消防に消火率を Ps と消防団を Pd とすると、公設消防と消防団による消火率 P は式(4.2.6) で 表すことが出来る.

$$P = Pd + (1 - Pd) * Ps$$
 (4.2.6)

Pdは、消防団による消火率であり、Psは、公設消防による消火率である.

ここで各建物の最近隣の公設消防施設(消防署やその出張所等.ここでは消防施設と呼ぶ.) を明らかにするためには、日本全国の消防施設の所在地が分かるデータを整備するとともに、 消防施設ごとにそこが保有していると予想される消防力(消防ポンプ車台数・消防職員数) と施設が管轄する面積,建物等数,消防水利数についても明らかにする必要がある.

●消防施設データの分布の把握

全国消防便覧(2011)から全国の消防施設の所在地(住所・経緯度),消防施設名,その消防施設が所属する消防本部名が分かるデータを整備した.全国の消防施設に関する上記の情報を収集し,まずアドレスマッチングを行なって経緯度情報を取得した.更に位置精度の低いデータについてはデジタル電話帳及び住宅地図との結合(施設名称・住所を用いたマッチング)を実施し,全ての施設に詳細な位置情報を与えた.表4.2.4に消防施設データの例を示す.

●消防本部ごとの消防力の整理

続いて消防本部ごとにそこが保有する消防ポンプ車の台数,消防職員数,管轄内の消防団 員数を明らかにした.消防本部ごとの以上の情報は全国消防長会ホームページにて取得する ことが出来る.消防ポンプ車の台数については消防本部ごとに保有する装備の数が取得でき るため,表4.2.4 に示す装備をその消防本部が持つ消火能力を持つ車両数として集計した.消 防職員数,消防団員数については消防本部別に集計されているため,それらをそのまま採用 する.

●消防施設データへの消防力の割り当て

表 4.2.4 に示すように全ての消防施設は何れかの消防本部に所属している.また消防力は 消防本部毎にそれらが管轄する消防施設に,概ね均等に配置されるとされている(総務省消 防庁).そこで本研究では消防本部毎にそれらが管轄する消防施設数で消防ポンプ車数,消 防職員数,消防団員数を割ることで平均値を求め,各消防施設に消防ポンプ車数,消防職員 数,消防団員数をそれぞれ割り当てた.例えばある消防本部が消防ポンプ車を12台保有して おり3箇所の消防施設を管轄している場合,それら3箇所の消防施設に配備される消防ポン プ車の数はそれぞれ4台となる.

●各消防施設が管轄する建物数の計算

最後に各消防施設が管轄する建物数を明らかにする.各消防施設が管轄する建物数が分か ることで、その消防施設がカバーするべき建物の棟数が明らかになる.管轄する建物数が多 い消防施設ほど、その管轄圏内に分布する建物にその消防力が到達することが困難になる. 理想的には各消防施設の管轄範囲が分かるデータがあれば、その消防施設が管轄する建物棟 数を正確に把握することが出来る.しかしそのようなデータは現在のところ公開されていな い.そこで本研究では各建物からネットワーク距離で最近隣の消防施設を検索することで、 各消防施設の管轄する建物の棟数を決定した.道路データは、基本道路データ(日本デジタル 道路地図協会発行)を用いて行う.最短経路を検索する際には、建物及び消防施設から最短 (最近隣)のノードをそれぞれ検索し、そこから最短距離の算出をダイクストラ法 (Dijkstra's Algorithm)により行った.この際、都道府県をまたいだ消防力の移動は無いものと仮定した. 即ちこの計算は都道府県単位で行なっている.また離島などで、消防施設の無い地域では算 出を行わない.図 4.2.9 に高知市沿岸地域における各々の建物から最近隣の消防施設までの 最短距離の算出結果を示す.また表 4.2.4 に消防施設毎に割り当てられた消防ポンプ車台数、 消防職員数、消防団員数、消防水利数とそれらがそれぞれ管轄する建物棟数・管轄面積を整 理したデータの例を示す.

●消防による消火率の算出

いままでに整備した消防に関するデータから消防団と公設消防による消火率を算出する⁽¹⁴⁾.

消防団消火率: Pd={1-(1-62,426/部隊有効範囲面積)^{消防水卵數}}×

20/{29×(消火活動開始所要時間+火点までの駆付け時間+

ホース展開時間)/10} (4.2.7)

公設消防消火率Ps ={1-(1-249,705/管轄区域面積)水利数}× 30/{29×(消火活動開始所要時間+火点までの駆付け時間+

ホース展開時間)/10} (4.2.8)

●火点までの駆付け時間

消防ポンプ車と消防職員については消防施設からの距離から駆けつけ時間を算出する. な お阪神大震災時の調査より消防団員の平均動員完了時間は約11.7分とされている. そこで本 研究ではこの値を採用する. なお消防ポンプ車の平均走行速度[m/分]は,政令指定都市では 15km/h,それ以外の地域では25km/hと仮定し各建物への駆けつけ時間を算出した.ホース展 開時間に関しては,1本当たり7秒とし,各出動部隊のホース本数は神奈川県川崎市震災警防 計画⁽¹³⁾により20本とする.

表 4.2.4 消防施設データの例(神奈川県横浜市の一部)

消防本部	消防署	出張所	住所	緯度	経度	ポンプ車数	消防職員数	消防団員数	管轄建物数	管轄面積
横浜市消防局	横浜市民防災センター		横浜市神奈川区沢渡4-7	139.618	35.47119	1.255102	34.285714	84.744898	6013	765617
横浜市消防局	横浜市消防教育訓練センター		横浜市戸塚区深谷町777番地	139.5046	35.3877	1.255102	34.285714	84.744898	5504	448124
横浜市消防局	横浜ヘリポート		横浜市金沢区福浦三丁目2番地	139.6553	35.34246	1.255102	34.285714	84.744898	1342	674736
横浜市消防局	横浜市鶴見消防署	生麦出張所	横浜市鶴見区鶴見中央三丁目20-1	139.6776	35.50301	1.255102	34.285714	84.744898	5595	559403



図 4.2.9 各々の建物から最近隣の消防施設までの距離 (高知市沿岸地域の例)

装備名	消防ポンプ車 として集計
ポンプ車	0
はしご自動車	0
屈折はしご車	0
化学消防車	0
大型化学消防車	0
高所放水車	0
泡原液搬送車	×
排煙高発泡車	0
林野工作車	×
救助工作車	×
電源車	×
救急車	×
高規格救急車	×
消防艇	×
ヘリコプター	×
指令指揮車	×
査察広報車	×
防災教室車	×
起震車	×
救急指導車	X
救援車	X

表 4.2.5 消化能力を持つ車両

表 4.2.6 消防施設毎に消防力・管轄建物面積・消防水利数を追加した例 (神奈川県横浜市一部)

消防本部	消防署	出張所	住所	緯度	経度	ポンプ車数	消防職員数	消防団員数	管轄建物数	管轄面積	消防水利数
横浜市消防局	横浜市民防災センター		横浜市神奈	139.618	35.47119	1.255102	34.285714	84.744898	6013	765617	643.5
横浜市消防局	横浜市消防教育訓練センター		横浜市戸均	139.5046	35.3877	1.255102	34.285714	84.744898	5504	448124	4178
横浜市消防局	横浜ヘリポート		横浜市金沂	139.6553	35.34246	1.255102	34.285714	84.744898	1342	674736	3524
横浜市消防局	横浜市鶴見消防署	生麦出張所	横浜市鶴見	139.6776	35.50301	1.255102	34.285714	84.744898	5595	559403	446.4

(3) 延焼

加藤ほか⁽⁷⁾ の手法を用いて推定する.本手法は,風速風向きを設定し,各建物の耐火性能 から燃え移るかどうかの延焼限界距離を求めて,全ての建物が延焼限界距離内にあれば同じ 延焼クラスターとして一体的に延焼するあるものと扱い,延焼運命共同体と定義する(図 4.2.10).(1),(2) で与えられた出火率に対して,消防運用を考慮することにより算出した炎 上率(初期対応力を考慮した出火率)を用いて,延焼クラスターデータベースを適用し,焼失 棟数の期待値を算出する.風速については,アメダスの平均風速を用いる.

建物の出火確率をpとすると、各建物の焼失確率 Pは、式(4.2.9)で求まる.

$$P = 1 - \prod_{i=1}^{n} (1 - p_i) \tag{4.2.9}$$

計算時間の短縮を図るため次の式(8)の近似式を用いて計算を行う.

$$P = 1 - exp(-\sum_{i=1}^{n} p_i)$$
(4.2.10)

以上により公設消防・消防団による初期対応力と延焼を考慮した焼失率が与えられた.







図 4.2.11 延焼運命共同体の例(延焼クラスター)

4.2.2 火災による建物被害推定結果

図 4.2.12~図 4.2.15 に高知市における建物ごとの確率地震動別に初期対応力を考慮して推定した焼失率を示す.マイクロジオデータを用いることで延焼クラスターや公設消防,消防団による初期消火を考慮した焼失率が得られた.図 4.2.12 を見るとクラスター(同じ焼失率の集合)が形成されており,延焼クラスターを考慮した結果であることがわかる.また確率的地震動が 50 年 2%においてはカテゴリ I (図 4.2.12)の方がカテゴリ II(図 4.2.14)に比べて焼失率の高い建物が多く火災リスクが高くなる.確率地震動が 50 年 39%においては、いずれも地震動があまり大きくないことから焼失率が低い結果となった(図 4.2.13,図 4.2.15).また建物ごとの結果を全国で 4 次メッシュ集計した焼失率を図 4.2.16~図 4.2.19 に示す.カテゴリ I (図 4.2.13,図 4.2.15)においては東海から関西にかけて焼失リスクが大きく、カテゴリ I (図 4.2.14,図 4.2.16)においては東海から関西にかけて焼失リスクが大きく、カテゴリ I (図 4.2.14,図 4.2.16)においては東海から関西にかけて焼失リスクが大きく、カテゴリ I (図 4.2.14,図 4.2.16)においてはカテゴリ I 別の違いは見られなかったが広域でみると静岡から滋賀にかけてはカテゴリ I (図 4.2.16)の方がカテゴリ II(図 4.2.18)に比べ焼失リスクが低いことがわかる.これは、カテゴリによる想定震源域が違うためである.このように全国 1 棟 1 棟の地震動別の焼失リスクが推定された.



図 4.2.12(左図) 冬 18 時における焼失率(50 年 2%カテゴリ 1, 高知市沿岸地域の例) 図 4.2.13(右図) 冬 18 時における焼失率(50 年 39%カテゴリ 1, 高知市沿岸地域の例)



図 4.2.14(左図) 冬 18 時における焼失率(50 年 2%カテゴリ 2, 高知市沿岸地域の例) 図 4.2.15(右図) 冬 18 時における焼失率(50 年 39%カテゴリ 2, 高知市沿岸地域の例)



図 4.2.16(左図) 全国における冬1時における焼失率(50年2%カテゴリ1) 図 4.2.17(右図) 全国における夏1時における焼失率(50年39%カテゴリ1)



図 4.2.18(左図) 全国における冬1時における焼焼失率(50年2%カテゴリ2) 図 4.2.19(右図) 全国における夏1時における焼焼失率(50年39%カテゴリ2)

4.3 津波による建物被害

4.3.1 津波による被害推定手法の構築

2011年東北地方太平洋沖地震津波においては、被災後に国土交通省により浸水域を対象に 現地調査が行われた.浸水域の全棟調査であるため建物被災状況や浸水深などのデータが豊 富であり、従来の衛星画像による判読した被災データ等に比べれば信頼性が高く、被害関数 や被害モデルの構築をするに検証を含めて適したデータであるといえる.

そこで本研究では、2011年東北地方太平洋沖地震津波で浸水域全域の建物を対象として、 津波による建物被害推定手法について検討を行う.本研究では(i)回帰分析による津波被害 関数(モデル1)と(ii)機械学習による津波被害推定モデル(モデル2)を構築する.(i)につ いては、最大浸水深と家屋被害関係を構造別に回帰分析を行い簡易的な津波被害関数の構築 をする.(ii)については、機械学習手法の1つであるランダムフォレスト⁽¹⁶⁾を用いて津波被 害モデルを提案する.ランダムフォレストによる分類は、大きなデータに対しても計算速度 が早く学習データのノイズに強いため現地調査データによるノイズにも強いと考えられる. また、分類精度も他の機械学習手法に比べ相対的に高いことが知られている.⁽¹⁷⁾

本研究で用いる2011年の東北地方太平洋沖地震津波による建物被害状況は国土交通省都 市局の「東日本大震災津波被災市街地復興支援調査」をアーカイブ化し東京大学空間情報科 学センターが管理運営している「復興支援調査アーカイブ」⁽¹⁸⁾内のデータを利用する.この データは浸水域全域(青森県,岩手県,宮城県,福島県,茨城県,千葉県)の各自治体の罹災証 明,国土交通省の現地調査と衛星画像により判別した建物ポリゴンデータがシェープファイ ル形式で限定公開されており,個別家屋の被災状況,浸水深や構造などが含まれる.表4.3.1 に本研究で利用した個別建物の属性を示す.図4.3.1に本研究の流れを示す.まず,モデル評 価のためにデータを学習データと検証用データに分ける.次いでモデル1:最大浸水深と家屋 被害データを用いて建物構造別の津波被害関数とモデル2:機械学習によるモデルを構築す る.次に構築したそれぞれのモデルに検証用データを適用し,被害の真値と比較することで 検証を行う.


図4.3.1 本研究における被害モデル構築の全体像

「復興支援調査アーカイブ」から得られる個別建物の被災状況と浸水深を図4.3.2と図4.3.3 に示す.このように個別建物単位でのデータとなっている.また浸水域と全壊・半壊した棟 数を市区町村別に集計した結果を図 4.3.4 に示す.宮城県石巻市で被害が一番大きくなって おり,そこを中心に南北方向にいくにつれて被害棟数が小さくなっている.被害関数の構築 に際して本研究では,衛星画像により被害の判読を行ったものを除いた信頼性の高い罹災証 明と現地調査によるデータかつ表 4.3.1 にある各属性が満たされているデータを用いるとす る.そのため被災した全家屋約 22 万棟(全壊約 12 万棟)の内の約 10 万棟(全壊約 5 万棟)を 本研究の対象建物とする.家屋の構造別の最大浸水深と被害率の関係は,図-5 に示す通りで ある.最大浸水深 2m において全壊率は木造で 50%,鉄骨造(以下 S 造)で 40%,鉄筋コン クリート造(以下 RC 造)で 25%となっている.

フィールド名	フィールド内容
市区町村id	id
建物id	id
建物構造	RC造、S造、木造、その他
建物階数	階数
築年数	年代に変換し利用
建物用途	住宅、商業、工業、公益、 その他
被災区分	全壊、大規模半壊、半壊、 一部損壊、被災なし
浸水深	現地調査によるもの
浸水高	現地調査によるもの
標高	現地調査によるもの

表 4.3.1「復興支援調査アーカイブ」のシェープファイルに含まれる属性について



図 4.3.2 各建物の被災状況の例(青森県八戸市)



図 4.3.3 各建物の浸水深の例(青森県八戸市)



図 4.3.4 市区町村別の家屋被災状況(震災復興アーカイブスより作成)



図 4.4.5 震災復興アーカイブスを基に作成した建物の構造別被害率のヒストグラム

(3) 津波の流速推定

松富・飯塚⁽¹⁹の手法を用いて津波の陸上流速を 5m メッシュ(市区町村により 100m メッシュ) で推定し各建物に空間結合する.式(1) に示すように流速 *u* はフルード数 *Fr* と浸水深 *h*_rの関数である.

$$Fr = \frac{u}{(gh_r)^{0.5}}$$
(4.3.1)

gは重力加速度.いま,浸水深は既知であるからフルード数が推定出来れば流速 u=urが推定できる.最大の沿岸津波高が生起したときの波峰から陸上部を考え,この部分の流れは定常的と仮定しエネルギーと質量の保存則を用いることで算出する(式(4.3.2)と(4.3.3)).

$$z + hr + \frac{u^2}{2g} + f\left(\frac{\delta}{hr}\right)\frac{u^2}{2g} \cong H_0 + \frac{u_0^2}{2g}$$
(4.3.2)

$$h_r u \cong H_0 u_0 = (h_0 + a_0) u_0 \tag{4.3.3}$$

*z*は標高,*f*は摩擦損失係数,*n*は Manning の粗度係数であり,小谷ら⁽²⁰⁾を参考に表-1の示す ように土地利用別に設定をする.土地利用データは国土数値情報⁽²¹⁾からダウンロードできる 細密メッシュデータ(100m メッシュ)を用いるとする. δ は沿岸から対象地点までの距離で 沿岸線からのバッファを生成することで各メッシュに割り当てる(図 4.3.6) . また h_0 は静水 深, u_0 は沿岸津波高生起時の流速である. 式(4.3.2)と(4.3.3)を解くことによりフルード数の評価式として式(4.3.4) を得る. フルード数を式(4.3.1) に代入することで流速の推定値を得る.

$$Fr \cong \left\{ 2(H_0 - z - h_r) / h_r \left(1 + \frac{2gn^2\delta}{h_r^{3/4}} - \frac{h_r^2}{H_0^2}\right) \right\}^{0.5}$$
(4.3.4)

図 4.3.7 に流速の計算結果を建物に空間結合したものを示す. 図 4.3.3 の浸水深が同じ場所 においても場所によって土地利用や沿岸距離を考慮することで流速が変化しているのがわ かる.

土地	粗度係数	
建物用地	80%-100%	0.08
	40-80%	0.06
	10-40%	0.04
田・その他	0.02	
森林		0.03
河川地(水域)		0.025
その他(荒地,公園など)		0.025

表 4.3.2 Manning の粗度係数の土地利用別の設定値



図 4.3.6 個別建物の沿岸線からの距離の例(青森県八戸市)



図 4.3.7 個別建物の流速計算結果の例(青森県八戸市)

(4) 被害モデル

モデル1:累積正規分布とモデル2:機械学習による2つのモデルを提案する.

●被害関数を用いた被害モデル

地震や津波による被害関数は一般的に累積対数正規分布または累積正規分布として定義 される(式(4.3.5) と(4.3.6))⁵.

$$P(x) = \Phi\left[\frac{\ln x - \lambda}{\xi}\right] \tag{4.3.5}$$

$$P(x) = \Phi\left[\frac{x-\lambda}{\xi}\right] \tag{4.3.6}$$

ここでxは地震動や浸水深等の外力,λは平均値,ξは標準偏差である. 村尾・山崎⁽²⁾による 1995年の阪神淡路大震災における地震動による建物被害関数を築年代や構造別に構築したものは,現在の被害想定においても広く利用されている.本研究では全壊と全壊+ 半壊の2つの被害関数を構築する.図4.3.5のように浸水深別に被害棟数を集計し,図4.3.8に示すように累積正規分布の逆関数 ϕ^{-1} を縦軸に最大浸水深を取り回帰分析することで,パラメータを求める.その際の級数は,スタージェスの公式により決定し,級数幅はデー タ数が同じになるようにする.累積正規分布が累積対数正規分布かは適合度の高い方を選択するとするが本研究では,累積正規分布も採用する.それぞれ回帰分析した結果のパラメータを表-3に示す.また,構築した津波被害関数を図4.3.9に示す.全壊曲線のS造と RC造は最大浸水深が2.5m付近から急激に被害率が大きくなり似た傾向を示すのに対し, 木造は1.5m付近から被害率が大きくなっている.



図 4.3.8 RC 造における最大浸水深と家屋被害率



図 4.3.9 建物構造別の被害関数

関数種別	データ	平均λ	標準偏差σ	決定係数R2
	木造	1.8255	0.7595	0.889
全壊	S造	2.1408	0.9243	0.8851
	RC造	2.3206	0.7532	0.9747
全半壊	木造	-0.1248	0.7665	0.9274
	S造	0.1179	0.763	0.8723
	RC造	0.2318	0.9599	0.9161

表 4.3.3 家屋被害関数のパラメータ

本研究で求めた津波被害関数の検証をするために,被害関数を用いた推定結果と実被害結 果を集計(市区町村)比較することで信頼性検証をする.全半壊についての結果を図 4.3.10 に 示す.全壊・全半壊のいずれの構造においてもばらつきはあるものの決定係数が 0.95 以上 (p < 0.05)であり高い信頼性であるといえよう.



図 4.3.10 (a) 木造における全半壊の推定値と真値の集計値の比較, (b) S 造における全半壊の 推定値と真値の集計値の比較, (c) RC 造における全半壊の推定値と真値の集計値の比較

● 機械学習を用いた被害モデルの構築

機械学習の1つであるランダムフォレスト⁽¹⁶⁾を利用した建物被害推定モデルを構築する (図 4.3.11). ランダムフォレストの説明については2.1.3 項を参照されたい.

図4.3.12に学習データより算出した特徴量ごとのGini係数を示す. 津波の流速が一番に寄 与しており, 続いて築年代, 浸水深, 沿岸からの距離の順に大きく影響していることがわか る.しかしながら階数や構造は低いGini係数になっている.これは同じ構造や階数でも被災 状況にはばらつきが大きいためであると考えられる.本モデルの精度は, 図4.3.12の特徴量 全てを利用した場合でOOB 誤差率が 0.82%であり, 特徴量数を5 にした場合(流速, 築年代, 浸水深, 沿岸距離, 浸水高)で1.05%である.また築年代データは一般に得られにくいことか ら, 特徴量から築年代を除いた場合(特徴量数を4) においてもOOB 誤差率は4.17%である. 加えて, 特徴量全てを利用した場合にクロスバリデーション(k=10) を行なった結果の平均 誤差率は, 2.00%であった(表4.3.4).



図 4.3.11 機械学習による建物被害推定モデル





	按 宇带:2	推定値				
	拟吉扒儿	被災なし	半壊·一部損壊	大規模半壊	全壊	精度
寅	被災なし	21692	190	183	96	0.98
兵值	半壊·一部損壊	61	8499	0	3	0.99
몓	大規模半壊	41	2	12574	8	1.00
	全壊	37	42	32	1540	0.93
		総合精度:0.98				

表 4.3.4 クロスバリデーションによる本モデルの精度

4.3.2 津波による建物被害推定結果

本研究で提案したモデルを将来予測される津波に対して他の地域で適用するには、建物構 造や標高が個別建物データで整備されている必要がある.本研究では、日本全国を対象にこ の津波被害推定をするために標高データ(10m メッシュDEM(国土地理院))を各建物に空間 結合し、そこに任意の浸水データもしくは浸水高を入力することで被害推定を行うことが可 能になる.被害推定においては、信頼性の高いランダムフォレストを利用したモデルを採用 する.一律に津波高さ3mを与えた場合の愛知県豊橋市における推定結果を図4.3.13に示す. また図4.3.14に西日本における一律に津波高さ3mを与えた場合の4次メッシュ集計における 全壊・全半壊率を示す.一律に浸水高を与えたため標高の低い地域で被害が大きくなってい る. また高知市において南海トラフ地震津波の数値シミュレーション結果を入力した場合 の建物被害を図4.3.15に示す.推定結果は建物1棟1棟というミクロなスケールから都道府県 や市区町村という広域なスケールで整備されている.そのため防災政策を議論する際の基礎 データとして利用できるだけでなく、津波避難シミュレーションをする際には、どこの建物 を避難ビルに選定するのか、どの建物が倒壊するのかという今まで多くは恣意的に決めてい たものを定量的に把握することが可能になる.



図4.3.13 豊橋における3mの津波高を与えた時の推定建物被害結果(豊橋市,赤色::全壊,橙 色:大規模半壊,黄緑色:半壊,水色;一部損壊)



図4.3.14 西日本における3mの津波高を与えた時の建物被害率(全壊・全半壊の割合)の推定 結果(4次メッシュ集計)



図4.3.15 南海トラフ地震の氾濫シミュレーション結果を用いた推定建物被害結果 (高知市沿岸域)

4.4 倒壊・火災・津波による統合的な建物被害の推定

4.4.1 倒壊・火災・津波による統合的な建物被害の推定手法

統合して推定するためには、単純にすべての被害確率を足すだけではダブルカウン トが生じてしまうため、確率的なダブルカウントの除去を行うことで統合的な推定す る.すなわち、揺れ・津波・火災の建物全壊棟数予測が重複する確率となっているため、 重複を除去して各建物の全壊率の再計算を行う(図 4.4.1).例えば揺れによって倒壊し た建物に津波により全壊した建物を足してしまうと重複して被害率を出してしまうた め、統合的な推定をするためにそれらを取り除く必要がある.

統合的な被害確率は,揺れ・火災・津波の各被害項目の建物全壊率の推定結果に基づいて,

(1) 揺れと津波による建物全壊率の算出.

(2)(1) と火災による焼失の全壊率算出(揺れ・津波・火災による統合的な全壊率).



図 4.4.1 揺れ・火災・津波による統合的な建物被害

(1) 揺れと津波による建物全壊率の算出.

揺れと津波による建物全壊率を求めるために、まず津波と揺れによる建物全壊率の 重複を考慮して補正する. すなわち各建物について、津波の建物全壊率から、揺れによ る建物全壊率を除去する. 補正後の津波による全壊率は、揺れによる全壊率と補正前の 津波による全壊率より式(4.4.1) となる.

(補正後の津波による全壊率)

=(補正前の津波による全壊率)×{1-(揺れによる全壊率) } (4.4.1)

よって津波と揺れによる全壊率は式(4.4.2) により求まる.

(津波と揺れによる全壊率)

=(揺れによる全壊率) +(補正後の津波による全壊率)(4.4.2)

(2)(1)の結果と焼失による全壊率算出(揺れ・津波・火災による統合的な全壊率).

火災による焼失棟数と揺れ・津波による建物全率は、各建物について火災の焼失率から、揺れ・津波による全壊率のダブルカウントを除去した上で掛け合わせることにより 求める.具体的な手法は式(4.4.3)のように揺れと津波による全壊率とから火災による 焼失確率のダブルカウントを除去した上で式(4.4.2)を足し合わせることより求める.

(補正後の火災による焼失率)

=(補正前の火災による焼失率)× {1-(補正後の揺れと津波による全壊率) } (4.4.3)

(津波・揺れ・火災による全壊率)

=(補正後の津波と揺れによる全壊率) +(補正後の火災による焼失率)(4.4.4)

以上により1棟1棟で統合的な建物被害が夏・冬それぞれ24時間(1時間単位)の推定することが可能となった.

4.4.2 倒壊・火災・津波による統合的な建物被害の推定結果

図 4.4.2~図 4.4.5 に地震動として確率地震動(4 パターン)を入力した場合の冬の 18 時における揺れと火災による統合的建物全壊率を 4 次メッシュ集計した結果を示す.な お集計値が 1 棟以上となるメッシュのみを表示した.50 年 2%カテゴリ 1 の地震動の場 合(図 4.4.2) 南海トラフなどを想定した地震動であるため東海~南海にかけて被害量が 大きくなっていることがわかる.また同じカテゴリの地震動でも 50 年 39%になるとそ の被害量は全体的に小さくなっていることがわかり,東京都においても同じ傾向があ るのがわかる(図 4.4.3).一方で大正地震などを想定したカテゴリ II の地震動場合,南 海トラフ域では被害は小さく,特に関東において被害が大きくなる結果となっている. (図 4.4.4).特に 50 年 39%の地震動(カテゴリ II)の場合は関東だけ被害が出る結果と なった(図 4.4.5).

図 4.4.6~図 4.4.9 に高知市沿岸域における各建物の確率地震動(4 パターン)を入力した場合の冬の 18 時における揺れと火災による統合的建物全壊率を示す. 建物ごとで見ると各建物で被害量が異なる推定結果になっえいることがわかる. これは,従来の自治体の被害想定では見ることのできない結果である. 特に図 4.4.6 の南部におけるクラスタリングされた結果は,延焼クラスターを用いた故の結果であろうと考えられる.

津波・揺れ・火災による統合的建物全壊率の場合の結果を図4.4.10~図4.4.13に示す. 高知市沿岸域における各建物の確率地震動(4パターン)を入力した場合の冬の18時に おける津波・揺れ・火災による統合的建物全壊率結果である.津波データは南海トラフ 自身を想定したものを入力した.沿岸域において,揺れ・火災のみの場合(図4.4.6~図 4.4.9)と比べると,沿岸域で被害率の高い建物が多くなっていることが見て取れる.こ れは津波による全壊率が影響したものといえる.また当然のことながら津波により浸水 しない建物については,揺れ・火災の結果と同じ結果となる.



図 4.4.2(左図)倒壊火災による全壊棟数(50 年 2%, カテゴリ 1, 冬 18 時, 1 棟以上) 図 4.4.3(右図)倒壊火災による全壊棟数(50 年 39%, カテゴリ 1, 冬 18 時, 1 棟以上)



図 4.4.4(左図)倒壊火災による全壊棟数(50 年 2%, カテゴリ 2, 冬 18 時, 1 棟以上) 図 4.4.5(右図)倒壊火災による全壊棟数(50 年 39%, カテゴリ 2, 冬 18 時, 1 棟以上)



図 4.4.6(左図)倒壊火災による建物ごとの全壊率(50 年 2%カテゴリ 1,冬 18 時) 図 4.4.7(右図)倒壊火災による建物ごとの全壊率(50 年 39%カテゴリ 1,冬 18 時)



図 4.4.8(左図)倒壊火災による建物ごとの全壊率(50 年 2%カテゴリ 2, 冬 18 時) 図 4.4.9(右図)倒壊火災による建物ごとの全壊率(50 年 39%カテゴリ 2, 冬 18 時)



図 4.4.10(左図)津波倒壊火災による建物ごとの全壊率(50 年 2%カテゴリ 1,冬 18 時) 図 4.4.11(右図)津波倒壊火災による建物ごとの全壊率(50 年 39%カテゴリ 1,冬 18 時)



図 4.4.12(左図)津波倒壊火災による建物ごとの全壊率(50 年 2%カテゴリ 2,冬 18 時) 図 4.4.13(右図)津波倒壊火災による建物ごとの全壊率(50 年 39%カテゴリ 2,冬 18 時)

本章では、マイクロジオデータを用いて揺れによる倒壊・火災・津波による建物被害の推定を統合的に行う環境を構築した.非集計かつ統合的に推定する環境が構築されたことにより、今後出てきた場合の新しい被害推定モデル(各種被害関数)や動的なシミュレーションモデル(建物応答解析、延焼シミュレーション)などへの適用が可能である.

第5章 人的被害推定

5.1 本研究での被害推定手法

本研究では、既存の推定手法⁽¹⁾⁽²⁾⁽³⁾を用いて人的被害の推定をする.ただし既存の推 定手法はメッシュ単位で推定しているため、マイクロジオデータに一部置き換えて推 定する.なお図表や数式などは既存の推定手法⁽¹⁾⁽²⁾⁽³⁾のものを引用した.本研究の人的 被害の推定に用いることが可能な人口データは、2章で整備した携帯電話のGPSデータ、 パーソントリップによる人流データ及び詳細な夜間人口が把握できるマイクロ人口統 計⁽⁴⁾である.また本研究では既存の経験式に基づく推定手法を用いているが、非集計計 算をしているため、より高精度な推定を行える避難シミュレーションモデルへの適用も 可能である.

5.1.1 建物倒壊による人的被害推定手法

中央防災会議の被害想定手法⁽¹⁾では,建物倒壊による被害の死者数の予測を,300人 以上の死者が発生した5つの地震(鳥取地震,東南海地震,南海地震,福井地震,阪神淡 路大震災)の被害結果の分析から算出した全壊棟数と死者数との関係に基づき,各建物 単位で推定する.

地震発生時刻における人口分布データは、2 章において整備した GPS データ付帯の携帯電話のプローブデータによって推定したものを用いる.各木造建物における死者数は式(5.1.1)で表される.各非木造建物における死者数は式(5.1.2)で表される.

(各木造建物における死者数) =tw×(木造全壊率)×(滞留人数) (5.1.1)

(各非木造建物における死者数) =tn×(非木造全壊率)×(滞留人数) (5.1.2)

ただし、木造建物における全壊建物における死者率は tw=0.0676 とし、非木造建物における全壊建物における死者率は tn=0.00840 とする⁽¹⁾.

5.1.2 火災・延焼による人的被害推定手法

火災による被害は以下の3つの項目について死者数を算出する.

- 1) 炎上出火火災からの逃げ遅れによる死者
- 2) 倒壊後に焼失した建物内の救出困難者による死者
- 3) 延焼拡大時の逃げまどいによる死者

1) 炎上出火建物内からの逃げ遅れ

1 建物出火(放火を除く)当たりの死者数の期待値は、2005年~2010年の5年間の全国 における集計結果より0.046人/件である.よって炎上出火建物内から逃げ遅れた死者数 は次式から求める.

(炎上出火建物内から逃げ遅れた死者数)

2) 倒壊後に焼失した建物の救出困難者

倒壊後に焼失した建物内の閉じ込めによる死者数は次式から求める.

(閉込めによる死者数)

=(倒壊かつ焼失建物の救出困難な人の人数)×(1-(生存救出率) (5.1.4)

であり生存救出率は 0.387 である.この「倒壊かつ焼失建物内の救出困難な人数」は次 式から求まる.

(倒壊かつ焼失建物内の救出困難な人)
=(1-0.72×(早期救出可能な割合))
×(倒壊かつ焼失建物内の要救助者数)

また(倒壊かつ焼失建物内の要救助者数) は次式から求まる.

(倒壊かつ焼失建物内の要救助者数)

=(建物倒壊による自力脱出困難者数)

×(倒壊かつ焼失の棟数÷倒壊建物数) (5.1.6)

3) 延焼拡大時の逃げまどい

延焼拡大時の逃げまどいによる死者数は諸井・武村(2004) による関東大震災における 推定式を適用する(図 5.1.1).

Log{(全潰死者数+火災死者数) /(全潰死者数) }=1.5×世帯焼失率 (5.1.7)



図 5.1.1 火災による死者の増加傾向(諸井・武村(2004))

5.1.3 津波による人的被害推定手法

津波による人的被害推定は、中央防災会議 2012 の手法により 10m mesh 単位で推定す る.中央防災会議の手法は、津波浸水域において津波が到達する時間までに避難が完了 できなかった場合に津波に巻き込まれるものと仮定するものである.なお 2.2 節で整備 した携帯電話のプローブデータによる人流データを用いるため、車や徒歩による移動 など交通モードを考慮した避難速度を用いて推定をする.巻き込まれた位置での浸水深 を越村らの浸水深別の人的被害関数を適用し、死者数を算出する.内閣府中央防災会議 2012 より、①避難行動(避難の有無、避難開始時期)、②津波到達時間までの避難完了可 否、③津波に巻き込まれた場合の死者発生率の順に計算する(表 5.1.2).



図 5.1.2 津波による人的被害推定手法

(1) 避難行動(避難の有無、避難開始時期)

中央防災会議では東日本大震災の被災地域での調査結果及び過去の津波被害の避難の状況を踏まえ以下の4つの避難パターンを設定している(表 5.1.1).本研究でも同じ避難パターンを採用した.

	避難行動別の比率		
	避難する		
	すぐに避難 する (直接避難)	避難するが すぐには避 難しない (用事後避 難)	切迫避難あ るいは避難 しない
全員が発災後すぐに避難		, ,	
を開始した場合	100%	0%	0%
(避難開始迅速化)			
早期避難者比率が高く、さ			
らに津波情報の伝達や避			
難の呼びかけが効果的に	70%	30%	0%
行われた場合	(※1)	(**2)	(**3)
(早期避難率高+呼びか			
け)			
早期避難者比率が高い場	700/	200/	100/
合	/0% (※1)	20% (※2)	10% (※4)
(早期避難率高)	(,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,	(,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,	(,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,
早期避難者比率が低い場	200/	500/	200/
合	20% (**5)	50% (₩2)	30% (※6)
(早期避難率低)	()••••	\/• \ _/	()•(0)

表 5.1.1 避難の有無、避難開始時期の設定(中央防災会議 2012)(1)

- ※1:すぐに避難した人の割合が最も高い市で約67%であった.また、従来の被害想定では北海道南西沖地 震の事例から意識の高いケースとして70%としている.これらを踏まえて従来想定どおりの70%と設 定
- ※2:全体から「すぐに避難する」+「切迫避難あるいは避難しない」の割合を引いた数値として設定
- ※3:津波情報や避難の呼びかけを見聞きしている中でそれをもって避難のきっかけとなった場合,切迫避難 の割合が一番低い市で0%である.また,従来の被害想定では意識が高い場合に2%としている.
- ※4:従来の被害想定では意識が高い場合に避難しない人の割合を2%としているが、東日本大震災では意識 の高い地域でも6.5%もの人が避難しなかった(死者含む)ことを踏まえて設定.
- ※5: すぐに避難した人の割合が最も低い市で約35%であった.また、従来の被害想定では日本海中部地震の事例から意識の低いケースとして20%としている.この市は避難意識の高い地域と考えられるが、それでも予想を超えて津波浸水の被害を受けた地区が多いこと等もあり早期避難率は低い.他の地域は相対的により意識の低い地域が多いと考えられることから、従来想定どおりの20%と設定.
- ※6:切迫避難(死者含む)の割合が高い市で25%~約27%であった.また、従来の被害想定では意識が低い 場合に32%としている.これらを踏まえて30%と設定.

(2) 避難未完了率

地震が発災時の所在地から安全な場所まで避難完了できない人の割合, すなわち避 難未完了率については以下の考え方で算定する.

(a) 避難が必要となるメッシュの特定

最大津波浸水深が 30cm 以上となる避難が必要なメッシュを特定.

(b) 避難先となるメッシュの設定

避難元のメッシュから最短距離にあり、かつ避難元のメッシュよりも津波浸水深 1cm 到達時間が長い、かつ津波浸水深 30cm 未満を避難先のメッシュとして特定.

(c) 避難距離の算定

東日本大震災の調査結果⁽⁵⁾よりメッシュ中心間のユークリッド距離の1.5倍を避難距離 とする.

(d) 避難完了所要時間の算定

各要避難メッシュについて,避難距離を人流データから推定された交通モードから避 難速度(表 5.1.2)で割って避難完了所要時間を算出.避難速度は東日本大震災における 調査結果を用いた.なお避難開始時間は,昼間発災時は直接避難者で発災5分後,用事 後避難者で15分後とし,切迫避難者は当該メッシュに津波が到達してから避難するも のとする.

交通モード	避難速度
徒歩	2.3km/h
車・バイク	9.0km/h

表 5.1.2 交通モード別の避難速度(5)

(e) 避難成否の判定

各要避難メッシュについて,避難先メッシュの隣接のメッシュにおける浸水深 30cm 到達時間と避難先メッシュまでの避難完了所要時間を比較し,避難行動者別に避難成 否を判定する.

夜間発災の場合にはより避難が遅れることが想定されることから,避難開始は昼間 に比べてさらに5分準備に時間がかかると仮定するとともに,避難速度も昼間の80%に 低下するものとする.



図 5.1.3 避難メッシュの考え方(中央防災会議(2012)⁽¹⁾)

3) 津波避難ビルの考慮

本研究では津波避難ビルによる人的被害軽減効果を考慮するが,住宅地図から得ら れる階数及び床面積を用いて,4階以上の建物を対象に津波避難ビルへの収容可能人数 を求めた.まず,収容可能人数は床面積 1m²当たり1人収容可能として算出する.次に 避難可能人数を算出する.中央防災会議(2012)⁽¹⁾より,式(5.1.8)~(5.1.10)により収納 可能人数を算出する.

(避難可能人数) =
$$\{\pi \times (避難距離)^2\} \times 0.5 \times 周辺人口密度(\Lambda/m^2)$$
 (5.1.8)

ここの 0.5 は避難阻害係数である.

(周辺人口密度(人/m²)) =津波浸水区域人口(人) ÷津波浸水面積(m²) (5.1.9) ただしこの周辺とは 2km*2km 四方をいう.

(避難距離(m)) =
$$\{44.2(m/分) \times 避難時間(分)\} \div 1.5$$
 (5.1.10)

東日本大震災の避難行動分析より徒歩の避難距離の最大値は 500m とする⁽⁶⁾.

1 棟当たり避難可能人数と収容可能人数を比較し、少ない方を津波避難ビルへの収容 可能人数として 10m メッシュに再度収納可能人数を配分することで、各メッシュにお ける避難可能人数とするする.よって津波避難ビルへの収容可能人数分だけ人的被害が 軽減されるものとなる. 4) 各メッシュにおける死者率

津波に巻き込まれた際の死者率については,図 3.2.3 に示す浸水深津波被害関数⁽¹⁾により求める. なお巻き込まれる浸水深(移動中の浸水深) については,式(5.1.11)から求まる.

(移動中の浸水深)=(避難元浸水深)ー

{(避難元浸水深) - (避難先浸水深)} ×{(避難先メッシュ周辺の 30cm 到達時間) -(避難準備時間) }:(避難完了所要時間) (5.1.11)



図 5.1.4 最大浸水深に対する死者率の津波被害関数(中央防災会議(2012))

5.2 倒壊・火災・津波による統合的な人的被害の推定手法

統合的な建物被害率を算出したときと同様に揺れ・津波・火災の死者数を重複してカ ウントしないために各推定結果を見直して予測の計算を行う(図 5.2.1).例えば,揺れ によって被災した建物に津波により被災した建物を足してしまうと重複して被害量を 出してしまうため,統合的な推定をするためにそれらを取り除く必要がある.統合的な 被害率は,揺れ・火災・津波の各被害項目の死者率の推定結果に基づき,

(1) 揺れと津波による人的被害率の算出

(2)(1)の結果と 焼失による人的被害算出(揺れ・津波・火災の統合的被害率).



(1) 揺れと津波による人的被害率の算出

津波と揺れによる死者率とのダブルカウントによる津波の死者率の補正は,各建物 について,津波の死者率から揺れによる死者率を補正して行う.ただし流動人口に関し ては,揺れの被害と重複しないものとして扱う.また津波の被害を受けない地域は,津 波による被害率をゼロとして扱う.具体的な手法は以下のように揺れによる死者率と補 正前の津波による死者率より求める.

(補正後の津波による死者率(滞留人口))

=(補正前の津波による死者率)×{1-(揺れによる死者率)}(5.2.1)

ただし流動人口に関わる死者率(数) は補正を行わない.

(補正後の津波と揺れによる死者率)

=(揺れによる死者率) +(補正後の津波による死者率) (5.2.2)

(2) 津波による死者率と火災の死者率のダブルカウントによる死者率の補正

火災による死者率と揺れ・津波による死者率とのダブルカウントによる火災による死 者率の補正は,各建物について火災の死者率から,揺れ・津波による死者率を補正して 行う.具体的な手法は式(5.2.3)より揺れと津波による死者率と補正前の火災による死者 率から火災による死者率を補正し,式(5.2.2)を足し合わせることで求める.

(補正後の火災による死者率)

=(補正前の火災による死者率)× {1-(補正後の揺れと津波による死者率) } (5.2.3)

よって補正後の津波・揺れ・火災による死者率は式(5.2.4)で与えられる.

(補正後の津波・揺れ・火災による死者率)

=(補正後の津波と揺れによる死者率) +(補正後の火災による死者率) (5.2.4)

よってある建物における統合的な死者数は式(5.2.4)を用いて、

(各建物の津波・揺れ・火災による死者数)

= (補正後の津波・揺れ・火災による死者率)×(滞留人口) (5.2.5)

10m メッシュや町丁目など任意の集計された単位ごとの統合的な死者数は,式(5.2.5) を用いて式(5.2.6) となる.

(津波・揺れ・火災による死者数)

= ∑(各建物の津波・揺れ・火災による死者数) + ∑(流動人口による死者数) (5.2.6)

以上により1棟1棟もしくは10mメッシュで統合的な人的な被害が推定することが可能となった.町丁目や250mメッシュポリゴンがあれば必要に応じた任意の集計が可能である.

5.3 倒壊・火災・津波による統合的な人的被害の推定 結果

本節では 5.2 節で推定した人的被害結果を可視化し考察を行う.

本研究では表 5.3.1 に示す期間の人流データを用いて対象に被害推定した. 想定する 生活シーンはお正月,お盆,仕事・通学,クリスマス大晦日である. 地震動は 4 種類の 確率的地震動(50 年 2%, 39%, カテゴリ 1,2) を入力した. 以下に結果を示す.

・図 5.3.1~図 5.3.16 に確率的地震動を入力した場合の高知市における倒壊・火災による推定死者数の分布.

・図 5.3.17~図 5.3.20 に確率的地震動を入力した場合の高知市における津波・倒壊・火災による推定死者数の分布.

・図 5.3.21 に避難を迅速化した場合における地震動別の各日時における津波・倒壊・火災による推定死者数の推移.

・図 5.3.22 避難行動シナリオ別の津波・倒壊・火災による推定死者数の推移 (確率的地 震動 50 年超過確率 2%(カテゴリ 1))の場合.

・図 5.3.23 に火災倒壊による高知県における地震動別の推定死者数の推移.

月	日	シーン
1	1~5	お正月休み
8	8~12	お盆(お祭り)
10	10~17	仕事・通学
12	25~31	クリスマス・大晦日

表 5.3.1 携帯電話プローブデータを用いて被害推定した日時とシーン

まず,図 5.3.1~図 5.3.16 の確率的地震動を入力した場合の高知市における倒壊・火災 による推定死者数の分布について述べる.

・図 5.3.1~図 5.3.4 は 50 年超過確率 2% (カテゴリ 1) の地震動を入力した場合の 1 月 1 日(日) 0時,8月12日(日)14時,10月10日(水)0時,10月10日(水)14時の結果である.

・図 5.3.5~図 5.3.8 は 50 年超過確率 39% (カテゴリ 1) の地震動を入力した場合の同じ 期間の結果である.

・図 5.3.9~図 5.3.12 は 50 年超過確率 2%(カテゴリ 2) の地震動を入力した場合の同じ 期間のである.

・図 5.3.13~図 5.3.16 は 50 年超過確率 39%(カテゴリ 2) の地震動を入力した場合の同 じ期間のである.

日時別に見てみると、いずれの日時においてもマンションなどの大きな建物が立地 し、建物が密集している北部において被害が大きい建物が多いことがわかる.同じ北部 でも在宅率の高いと考えられる年越しにおける被害量が他の時期に比べて大きいこと がわかる.一方で住宅が多い南部は、日時により被害が出る地域とそうでない地域があ ることがわかる.これは昼間は夜間に比べて在宅率が低いことによるためであることが 考えられる.地震動別に見てみると、50年2%カテゴリ1の地震動の場合は南海トラフ などを想定した地震動であるため必然的に他の地震動に比べて被害が大きい建物が多 くなっている.しかし同じカテゴリの地震動でも50年39%になるとその被害は大きく 減ることがわかる.また、カテゴリⅡの地震動に関して、2%と39%では面積が大きいと 思われる建物以外はほとんど被害が出ない結果となった.

次に津波・揺れ・火災による人的被害の結果を図 5.3.17~図 5.3.20 に示す.図 5.3.17 ~図 5.3.20 は同じ発災時刻(1月1日0時)の避難行動パターン別の高知市沿岸における 結果である.津波データは南海トラフ自身を想定したものである.地域別にみると,沿 岸と湾の奥において相対的に人的被害の程度が大きいことがわかる.図 5.3.17 は全ての 人が迅速に避難行動をすると仮定してシミュレーションしたものである.すなわち全て の人が理想的に避難行動をするため,人的被害は湾入口を除いては出ない結果になっ た.しかしながら東日本大震災で最も避難行動意識が高かった地域と同様の設定条件の 結果(図 5.3.18)においては,地域によっては人的被害が出る結果となった.すなわち, 現状において防災意識の高い地域においても南海トラフ地震津波では人的被害が出る 可能性があることを示している.また、東日本大震災において早期の避難行動した割合 が低い市と同様の設定条件で行うと図 5.3.18,図 5.3.19 に示すように被害が極端に大き くなることがわかり,住民の避難行動意識が重要であることを示唆している.



図 5.3.1(左図) 倒壊火災による死者数 (2012 年 01 月 01 日(日) 0 時, 50 年 2%カテゴリ 1,建物単位) 図 5.3.2(右図) 倒壊火災による死者数 (2012 年 10 月 10 日(水) 0 時, 50 年 2%カテゴリ 1,建物単位)



図 5.3.3(左図) 倒壊火災による死者数 (2012 年 10 月 10 日(水) 14 時, 50 年 2%カテゴリ 1, 建物単位) 図 5.3.4(右図) 倒壊火災による死者数 (2012 年 08 月 12 日(日) 14 時, 50 年 2%カテゴリ 1, 建物単位)



図 5.3.5(左図) 倒壊火災による死者数 (2012 年 01 月 01 日(日) 0 時, 50 年 39%カテゴリ 1, 建物単位) 図 5.3.6(右図) 倒壊火災による死者数 (2012 年 10 月 10 日(水) 0 時, 50 年 39%カテゴリ 1, 建物単位)



図 5.3.7(左図) 倒壊火災による死者数 (2012 年 10 月 10 日(水) 14 時, 50 年 39%カテゴリ 1, 建物単位) 図 5.3.8(右図) 倒壊火災による死者数 (2012 年 08 月 12 日(日) 14 時, 50 年 39%カテゴリ 1, 建物単位)



図 5.3.9(左図) 倒壊火災による死者数 (2012 年 01 月 01 日(日) 0 時, 50 年 2%カテゴリ 2, 建物単位) 図 5.3.10(右図) 倒壊火災による死者数 (2012 年 10 月 10 日(水) 0 時, 50 年 2%カテゴリ 2, 建物単位)



図 5.3.11(左図) 倒壊火災による死者数 (2012 年 10 月 10 日(水) 14 時, 50 年 2%カテゴリ 2, 建物単位) 図 5.3.12(右図) 倒壊火災による死者数 (2012 年 08 月 12 日(日) 14 時, 50 年 2%カテゴリ 2, 建物単位)



図 5.3.13(左図) 倒壊火災による死者数 (2012 年 01 月 01 日(日) 0 時, 50 年 39%カテゴリ 2, 建物単位) 図 5.3.14(右図) 倒壊火災による死者数 (2012 年 10 月 10 日(水) 0 時, 50 年 39%カテゴリ 2, 建物単位)



図 5.3.15(左図) 倒壊火災による死者数 (2012 年 10 月 10 日(水) 14 時, 50 年 39%カテゴリ 2, 建物単位) 図 5.3.16(右図) 倒壊火災による死者数 (2012 年 08 月 12 日(日) 14 時, 50 年 39%カテゴリ 2, 建物単位)


図 5.3.17 津波倒壊火災による死者数(避難開始迅速化) (2012 年 01 月 01 日(日) 0 時, 50 年 2%カテゴリ 1,10m mesh 単位)



図 5.3.18 津波倒壊火災による死者数(早期避難率高+呼びかけ) (2012 年 01 月 01 日(日) 0 時, 50 年 2%カテゴリ 1, 10m mesh 単位)



図 5.3.19 津波倒壊火災による死者数(早期避難率高) (2012 年 01 月 01 日(日) 0 時, 50 年 2%カテゴリ 1,10m mesh 単位)



図 5.3.20 津波倒壊火災による死者数(早期避難率低) (2012 年 01 月 01 日(日) 0 時, 50 年 2%カテゴリ 1, 10m mesh 単位)

次に避難を迅速化した場合における地震動別の,各日時における津波・倒壊・火災に よる推定死者数の推移を図 5.3.21 に示す.この図は,15 分単位で全期間において推定し た死者数の結果を時系列でグラフにしたものである.迅速に避難行動を取った場合にお いても地震動が大きい場合は被害量が大きくなることが読み取れる.また,各日時間に より被害量の波があることがわかる.期間別に推定結果を見てみると,8 月において一 番死者数が多くなることがわかる.これは,高知市・土佐市には海水浴場が幾つかあり, 夏の期間は観光客が多くなるためと考えられる.特に毎年 8 月 9~11 日は四国三大祭り であるよさこい祭りが開催され,初日には花火大会も開催される.こうしたイベントを 考慮した被害推定もマイクロジオデータを使うことで可能になることを示した結果で あろう.

図 5.3.22 には,確率的地震動 50 年超過確率 2%(カテゴリ 1) 入力のもとでの避難行動 シナリオ別の統合的な推定死者数の推移を示したグラフである.避難行動の違いにより 死者数が数百人から数千人と 10 倍以上の被害幅があることがわかる. すなわち,住民 の日頃の防災意識を高めることで被害量を大幅に減らせることになる.

図 5.3.23 は火災・倒壊による被害のみを対象とした高知県における地震動別の推定死 者数の推移を表したものである.赤線で示された南海トラフ地震などを想定した地震動 においては,他の確率的地震動よりも3倍以上の被害量が出る結果となった.期間別に みると,何もイベントの無い期間(10月)とお盆・年末年始期間を比較すると,相対的に 10月の被害量が一番小さく各日の揺れ幅が小さい結果となっている.



図 5.3.21 避難を迅速化した場合における地震動別の各日時における 統合人的被害の推移(日時別: 15 分単位)







図 5.3.23 倒壊・火災による高知県における地震動別の死者率の推移(日時別:15分単位)

第6章 リスク分布からの地域ごとの重要被害量抽出

6.1 地域ごとのリスク分布把握と重要被害抽出

本節では 5 章で推定した多数のシナリオの被害推定結果を統計的処理することで被 害量の尤度分布を把握し、重要な被害量抽出を行う、例えば、5章において倒壊火災に関 しては約1万シナリオ,津波倒壊火災に関しては約4万のシナリオが計算された.この ようにビックデータを活用することによりデータが多様になる一方で爆発的にシナリ オ数が増える、今後、1 年分の被害推定や様々な地震動を入力した被害推定をおこなう ことでそのシナリオ数は数百万を超える可能性がある.そして、全てのシナリオ事象を 可視化したとして、どのシナリオが重要であるのかを人間の認知能力で把握・解釈する のは不可能である、そのため、その膨大な計算結果を被害量郡とみなして集計すること で起こり得る被害量とその尤度の分布を明らかにし、 膨大なシナリオから起こりやす い被害量や極値的な最大被害量などの重要な被害量を形成することが重要である. こ こでは、地域ごとに見た場合の各地域(500m メッシュ)での被害量分布と、広域で見た 場合の被害量分布は異なるためそれぞれの尤度分布を見ることにする.したがって前 者の場合、シナリオ毎に建物単位の物を地域メッシュ集計し各メッシュで尤度計算を 行い,後者の場合,県単位で集計し尤度分布を作成する.特に前者の場合,地域ごとに 最大被害量などの重要被害量をもたらすシナリオは地域特性により異なると考え,本 研究においては多様なシナリオから求められる被害量と尤度の分布に着目しながらそ の重要被害量を導き出せる点において,従来の被害推定では不可能であったものを可 能とするものである.

ここでの重要な被害量の考え方を説明する.重要な被害量は、地域防災計画や国土政 策などを考える際にその被害量に着目して行うことが望ましいと考えるものである. そして、その被害量をベースに防災計画を実施するとその地域での被害量の期待値が 軽減されるものと考える.2011年東日本大震災そして2016年熊本地震においては、従来 の想定ではカバーしきれない被害をもたらした.こうした想定外を最小化するという 意味では、最大の被害量に着目するのが合理的であるが、ほとんど起こりえない被害だ けに着目しても被害の期待値はあまり軽減されない可能性がある.また住民の防災意 識レベル向上という意味では、最大の被害だけを提示しても住民のイマジネーション を超える被害であったら住民は真剣に防災に取り組まないという可能性もある.被害 量の期待値や住民の防災意識向上という意味では、平均値よりも被害量が大きく、ある 程度尤度がある被害量(起こりやすい被害量)に対する備えも最低限必要であろうと考 えられる.以上のような考え方に基づき、1 つの被害量に着目するよりは比較対象にな りうる被害量を選択し、それぞれの目的に応じて被害量を選択する. 以上を踏まえて本研究では様々な重要被害量の選び方はあるものの,次の3つを選択 する.

- 1) 多数シナリオの尤度計算の中で尤度が最も高い被害量, すなわち最尤推定量でもっとも起こりやすい被害のことである.
- 2) 平均値以上の被害で尤度が最も大きい被害量, すなわち被害が深刻であるにも関わらず, 起こりやすい被害のことである.
- 3) 多数シナリオの中で地域ごとに最も被害量が大きくなる, 極値的な事象.

上記を 1) 津波・倒壊・火災の被害を受ける場合と 2) 倒壊・火災の被害を受ける場合について求め, 被害分布を把握し, 重要被害量を求める.

今,全体のシナリオ数を母数 θ とし被害量を $x = \{x_1, x_2, ..., x_n\}$ と置き,確率密度関数 $f(x|\theta)$ を考えると,尤度関数は,

$$L(\theta|\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}|\theta) \tag{6. 1. 1}$$

と記述さる. また被害量 x が出現する確率を $q(x_i)$ とすると、 尤度は次式で記述される.

$$L(x) = \prod_{i=1}^{n} q(x_i)$$
 (6. 1. 2)

ここで離散的な尤度分布から連続的な尤度分布を推定することを考える.ここでは カーネル密度推定を用いて連続的な尤度分布L(x)の確率密度関数f(x)の推定量を $\hat{f}(x)$ とすると、

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{1}^{n} K\left\{\frac{x - X_i}{h}\right\}$$
(6. 1. 3)

で表せる. ここでは, カーネル関数は一般的なガウス関数を用いる. バンド幅 h については, Silverman(1986)のルールオブザサム(経験則)に基づいて,

$$h_{ROT1} = 0.79Rn^{-1/5}, h_{ROT2} = 0.9An^{-1/5}$$
 (6. 1. 4)

Rは四分位偏差, $A = min\{\sigma, R/1.34\}$ である.

以上により被害量の尤度分布が求めることができる.ここで各シナリオの尤度は確率 f(x) で表されることから,本研究では想定した発災日時と地域ごと(4 次メッシュ) に被害量 x に対する尤度を求めた例を図 6.1.1 に示す.



図 6.1.1 地域メッシュ *i* における尤度分布とその確率密度関数の推定結果の例 (青の縦線;平均値)

尤度が最大となる被害量 x は式(6.1.5) より最尤推定値を求めればいい.

x where
$$\frac{\partial L(x)}{\partial x} = 0$$
, $\frac{\partial^2 L(x)}{\partial x^2} = 0$ (6. 1. 5)

被害量が平均値以上で最大となる被害 x は式(6.6.6) から求まる.

x where {Max{
$$L(x)$$
}, $(x > \bar{x})$ } (6. 1. 6)

極値となる最大の被害量 xmax は、被害量 xの最大値を用いることで直ちに求まる.

ここで,各シナリオの発生確率は,確率地震動の確率と,発災日時の確率をかけ合わせることで求まる.確率的地震動は,確率が2%,39%があり,発災日時はお正月・お盆などの行楽期間の場合は,1年の中でそのときに発災(1/365日*1/24時間*1/60分)とし,10月の場合には平均的な平日と休日の行動をすると仮定することで1年分の同じ曜日の平日を確率に加える処理をする.

1) 地域(4次メッシュ)ごとに重要被害量を求めた場合

倒壊・火災による人的被害の場合に,最も起こり得る被害量を図 6.1.2 に示す.四国 全域の全ての4次メッシュ(約 35000 メッシュ(建物があるメッシュのみ))で死者数は5 人以下となった. 倒壊・火災による人的被害が平均値以上で尤度の高い被害量を図 6.1. 3 に示す. 被害量が大きく尤度の高い被害量の場合,死者数が 5 人以下のメッシュが一 番多いものの,死者数が 5~10 人と推計されるメッシュが 4000 程度となり,50 人と推計 されるメッシュも 54 メッシュ確認された一方で,被害量が変化しないメッシュも多く 見られた. 被害量が極値的に大きくなる被害量の場合(図 6.1.4),局所的に 50 人を超え る死者数が発生するメッシュが多く見られ,これは建物が密集している市街地で極値 的に甚大な被害が出る可能性があることを示している.

次に津波・倒壊・火災による人的被害の場合の,最も起こり得る最尤被害量を図 6.1. 5に示す.高知市,土佐市周辺においては局所的に死者数が 50人(赤色)を超える場所も 見られる.このような場所は,他の地域に比べて津波避難が困難な地域であるか,日常 的に人が多い地域と考えることが出来る.

人的被害が平均値以上で尤度の高い被害量を図 6.1.6 に示す. 被害量が大きく尤度の 高い被害量の場合,海岸線に沿って死者数が 50 人と推計されるメッシュが多く,その 原因といては,桂浜のようなビーチや水族館といった観光スポットが海岸沿いに集中 している点が挙げられる.各地域で被害が極値的に大きくなる被害量を図 6.1.7 に示す. 海岸沿いはすべて 50 人を超える死者数が発生するメッシュになっていることがわかる. 最悪の条件の場合には甚大な被害が出る可能性があることを示している

以上をまとめると、地域により最尤被害量、平均値以上で尤度の高い被害量被害量、 最大被害量の比較を通じて、地域的に被害が大きくなりやすい場所とあまり被害が大 きくならない場所があることが確認できた。それらの違いの要因としては、ビーチな どの観光地として日常的に人が集まりやすい場所など人の移動に由来するものや、津 波到達時間や浸水深の違いによるもの、木造率などの都市構造の違いが挙げられる。 こうした違いによりシナリオごとの被害量が脆弱なところは、被害幅の大きい分布も しくは被害量の大きいところに集中した(平均値が大きい)被害幅の小さい分布になる。 逆に強靭な地域は、平均値が小さく被害幅があまり変わらない狭い被害分布になる。

以上により従来にはない数万オーダーのシナリオ計算により重要な被害量を明らか にできるようになった.

7章において、本章で明らかにした地域ごとの重要被害量がどのシナリオに起因しているのかを選択する(7.3節).



図 6.1.2 倒壊・火災による人的被害の最尤推定被害量



図 6.1.3 倒壊・火災による人的被害が平均値以上で尤度の高い被害量



図 6.1.4 倒壊・火災による人的被害が最大となる被害量



図 6.1.5 津波・倒壊・火災による人的被害の最尤推定被害量



図 6.1.6 津波・倒壊・火災による人的被害が平均値以上で尤度の高い被害量



図 6.1.7 倒壊・火災による人的被害が最大となる被害量

2) シナリオごとに見る場合

シナリオ単位でみることで広域における被害を見ることが可能になる. 津波・倒壊・ 揺れによる人的被害推定においては,約4万のシナリオの計算をした. その結果に対し て,尤度分布を作成した結果を図6.1.8に示す. 被害量が少ないシナリオにおいて尤度 が高く,被害量が大きくなるにつれて尤度が小さくなることがわかる. また被害量に関 しても最もおこりえるシナリオの死者数は 500人以下であるが発災日時により最悪の 場合は 5000人を超える死者が出る可能性がある. 現在の被害想定で想定している発災 時間は,主に夏・冬それぞれ昼・夜・朝などであり,組み合わせても10シナリオもない. そのため被害量の幅を十分なシナリオ数をもって把握するのは困難であるため,これ まで被害分布がどうなるかを知る方法はなかったが,マイクロジオデータをもちいる ことで網羅できるシナリオが大幅に増えたといえる.



図 6.1.8 津波倒壊火災の被害量の尤度分布(シナリオ単位)

第7章 スパースモデリングを用いた被害分析

本章では,被害推定結果をスパースモデリング用いて分析することで,シナリオの重要度評価と被害に影響を与える変数(地域属性)の重要度評価の手法を提案する.

7.1 スパースモデリング

近年、様々の計測技術の向上による大量のデータが医療や天文学だけでなく、工学に おいても観測され蓄積されてきているが、こうした背景に伴いデータモデリングの高 次元化が進んでいる、そうした中で、Tibshirani⁽¹⁾は高次元データから科学的知識抽出を するためのモデルとして、スパースモデリングを考案している.スパースモデリングは、 2000年代後半より計測工学、応用工学、生化学などの幅広い分野で革新的情報抽出技術 として応用されている. 岡田は、津波堆積物や神経細胞の高次元データからそれらに潜 む潜在的な構造法則を抽出する普遍的なスパースモデリング手法を開発した⁽²⁾. このよ うな圧縮センシングによるスパース化は、高次元データから適切な少数の説明変数を 自動抽出し、科学者の恣意的な推理では導き出せなかった本質的な構造を見出すこと が可能であることを示唆している. 例えば、従来MRI画像は時間的空間的分解能の問題 から病態観測をするには十分でなかったが、スパースモデリングにより、時間的空間的 分解能の向上が可能になり病態構造の可視化が可能になりつつある(3).本研究において も、 津波・ 倒壊・ 火災の複数事象を様々な日時で取り扱うことにより、 高次元の空間デ ータによる処理を要する. そのため、潜在的構造を明らかにした上でモデリングが可能 になれば計算時間の短縮になる.また計算するシナリオの絞込みが可能になれば、効率 的に高度数値シミュレーションによる被害予測モデルにも取り込めるようになる.

そこで本研究では、2つの分析を行う.1つは被害推定する際に用いた高次元空間デー タと被害量の結果を分析することで被害量に寄与している変数選択をスパースモデリ ングにより行う.もう 1 つは、地域(メッシュ)ごとに推定した重要被害量についても、 広域で考えた場合はそれらの事象を説明しうるシナリオ(発災時間・地震動)を明らか にする必要があるため、重要シナリオ選択をスパースモデリングにより行う.

本研究で用いる手法はスパースモデリングの Lasso 回帰を用いるとする. 回帰式は式 (7.1.1)で表される. パラメータ β は式(7.1.2)で推定される.

$$\mathbf{y} = \sum \beta_i x_i + \beta_0 \tag{7. 1. 1}$$

$$\min_{(\beta_0,\beta)\in R^{p+1}} R_{\lambda}(\beta_0,\beta) = \min_{(\beta_0,\beta)\in R^{p+1}} \left[\frac{1}{2N} \sum (y_i - \beta_0 - x_i^T \beta)^2 + \lambda P_{\alpha}(\beta) \right]$$
(7. 1. 2)

where

$$P_{\alpha}(\beta) = (1 - \alpha) \frac{1}{2} \|\beta\|_{l_2}^2 + \alpha \|\beta\|_{l_1}$$
(7. 1. 3)

$$= \sum_{j=1}^{p} \left[\frac{1}{2} (1-\alpha) \beta_j^2 + \alpha |\beta_j| \right].$$
 (7. 1. 4)

式(7.1.2), (7.1.3)がペナルティ項である. $\alpha=0$ で Lasso 回帰となる. λ は Complexity Parameter と呼ばれ, λ が 0 だと通常の最小二乗法に一致する. パラメータ β は式(7.1.2) から分かるとおり大きいとペナルティの影響が強くなるので, パラメータ β が小さく推 定される. λ (Complexity Parameter)の大きさが小さいと複雑なモデルとなり多くの変数 を利用するモデルとなる. 大きいとシンプル(Shrinkage が大きい)なモデルとなり少数 の変数を利用するモデルになるのが特徴である. また Lasso は推定と変数選択を同時に 行うことができるため, 高次元小標本データから変数選択を行うのに有用である. ただ し変数間に高い相関性を有するデータの変数選択を考える場合には, Lasso ではこの相 関は捉えきれず, 適切な変数選択が必ずしも行われないことに留意する必要がる.

Lasso から推定されたモデルのよさを考えるために本研究ではクロスバリデーション (CV: cross validation; Stone(1974)) による評価を行う. データとモデル評価に用いるデー タを分けて MSE(予測2乗誤差)の推定を行う. まず, データの中から分けた評価用デー タを取り除いたデータに基づいてモデル構築し, そのモデルに評価用データを用いて 予測二乗誤差を推定する.本研究では, 複数個にデータを分けて CV を行う K-fold cross-validation を用いる.

7.2 スパースモデリングによる変数の選択

従来,地震被害に与える木造・非木造などの変数の選択は,各事象の推定モデル構築 の際に過去の地震被害調査データとの相関分析を基に行われてきた.しかし倒壊・火 災・津波が複合的に起こり得る地震災害において,どの要素が被害に本質的に影響を与 えているかは説明変数が従属しているにも拘らず,専門家の意見に委ねられることが ほとんどであった.本研究では多数の高次元都市変数を用いて倒壊・火災・津波による 被害を統合的に推定することができるようになった.残された課題は,多数の高次元地 域属性の中から,被害を与えるのに有用である属性をいかにして選択するかである.こ の課題をデータ解析においては,特徴選択問題と位置付ける.特徴選択問題は,与えら れた変数の中から意味のある変数を選択する問題であり,教師有り学習における精度 向上のための特徴量選択の課題である.こういった課題に対して,永田・岡田(2015)は 地球科学データに対してスパースモデリングを用いて誤差関数を最小にしつつできる だけ少ない変数で実現できるパラメータ推定する手法を開発している.

本研究においては、この手法を用いて図7.2.1に示すように地震被害と高次元変数空間(都市構造変数)との関係を分析することで、潜在的な構造を把握して地震被害に影響を与える重要変数の選択を試みる.高次元変数空間から被害結果に与える変数を選択することを考える.ここでは、高知県における倒壊・火災による死者数の結果と都市構造を説明する高次元変数を用いてスパースモデリングにより分析する.本研究では、建物属性、人口、焼失率、倒壊率からなる24変数(建物用途、階数、面積、住居戸数、共同住居戸数、工場戸数、不明戸数、会議戸数、総戸数、用途2、延床面積、人数、平均面積、耐火性能、構造、共助力、築年数、公助力、地震動、消防距離、延焼クラスター、クラスター構成数、焼失率、倒壊率)を用いてデータ分析をおこなった.データ解析方法はスパースモデリングのLasso回帰により行う.また変数選択については、クロスバリデーションにより最小誤差になるものを選択する.本研究ではK-fold cross-validationの10-foldという手法を用いてデータの9割を訓練データとし、1割をテストデータとして使い、そのMSEの平均をとることで地震被害最も誤差が最小となる変数を決定した.

149



図 7.2.1 スパースモデリングによる変数選択

図7.2.2は、パラメータλに対する変数のパラメータである. 点線は MSE が最小の場 合(最高精度) のλを表している. λを変化させると変数のパラメータも変化することが わかる. パラメータ λ(変数の数) の変動による各変数パラメータの大きさの変化はその 変数の寄与率の変化とも解釈できるため、潜在的な構造の把握が可能になり、変数の変 化と共にそのパラメータを追っていくことで、どの属性が重要でどうすれば被害軽減 に繋がるかを科学的に示し得る材料になると考えられる. MSE が最小になるのは、変数 を24から(建物用途,共同住居戸数,不明戸数,会議戸数,用途2,延床面積,人数,共助 力, 築年数, 公助力, 倒壊率)の 11 変数を利用するときである. すなわち, 被害量を説 明している変数は潜在的には,11しかないことを表している.表7.2.1に MSE 最小時の 変数のパラメータを示す. 全壊率と人数のパラメータの値が大きいことから. 倒壊によ る死者数の要素が被害数に特に重要であると考えられる. 焼失率が選択されなかった のは、焼失による死者は倒壊に比べれば小さい傾向があるためであると考えられる。-方で、変数の選択数の違いによる予測誤差を見ると(図 7.2.3) 用いた 24 変数の全てを 用いた場合の推定精度は、最高精度を示した 11 変数の組み合わせの場合よりも僅に劣 る. これは、情報分野における機械学習でいう過学習した状態になり、訓練データに対 してテストデータの識別が上手くできていない状態に陥って、汎化性能が落ちている ことを表している.訓練データの説明変数の数が多い場合や構築した予測モデルに複

雑な関数を用いた場合に, 訓練データに対する当てはまりが良くてもテストデータに 対する予測精度が悪いことを示している. すなわち, 高い推定精度モデルをベースに考 えた変数選択問題においては, 全ての変数が必ず必要ではなく, 潜在的構造に基づく変 数の適切な選択が重要であり, 本研究においては被害推定における重要変数選択を推 定する手法を提案することができた. このように構築した予測モデルを用いればより 効率的にシナリオ計算することが可能になる. また, 選択された変数に関してより高精 度にデータ整備をすればより高精度な被害推定結果になることを検討する一つの材料 になるともいえる. さらには, 一部データが得られにくい地域においても推定モデルを 用いることで被害推定を補うことが可能になる.



図 7.2.2 パラメータ λ (横軸) に対する SM-value(縦軸)



図 7.2.3 パラメータ λ(横時) に対する MSE(縦軸)

表 7.2.1 火災倒壊による人的被害における各変数の SM-Value

説明変数	推定パラメータ	説明変数	推定パラメータ
(Intercept)	-0.02559	平均面積	0
用途	0.00001	耐火性能	0
階数	0	構造	0
面積	0	共助力	-0.00436
住居戸数	0	築年数	-0.00055
共同住居戸数	0.00126	公助力	0.00007
工場系戸数	0	消防距離	0
会議室戸数	0.00021	地震動	0
不明戸数	-0.00598	延焼クラスタ	0
総戸数	0	クラスタ構成棟数	0
用途2	0.0000005	焼失率	0
延床面積	0.000007	倒壊率	0.02041
人数	0.00863		

次に市区町村レベルでの分析評価をする.各市区町村において将来予測される巨大 地震で甚大な被害予測される中,2011年東北地方太平洋沖地震後,地域強靭化計画が進 められており地震に強いまちづくりの推進が求められている.地震に強いまちづくり を目指す状況を推進するためには,地域ごとの倒壊・火災・津波による被害を統合的に 勘案しつつ,いかなる地域属性要因と災害要因を改善すべきか客観的かつ定量的な分 析評価のもと,住民や自治体といった主体におけるコンセンサスを醸成することが重 要である.本研究では,多様なシナリオに基づく被害推定基に選択した重要シナリオを 基に各市区町村における減災に向けた防災計画を支援する材料として,地域属性変数 と災害変数を評価する.都市構造変数としては,建物構造や築年数などが挙げられ,災 害変数としては,地域住民による共助力,消防による公助力,倒壊率,焼失率が挙げら れる.こうした変数を用いて,被害に大きく与える変数を選択し,その影響具合を定量 的に評価する手法を提案する.

本評価手法の活用意義としては、現状の多次元の地域属性を基にした評価結果について、近隣市区町村や類似規模の市区町村平均値との比較を行うことにより、どのような地域属性において課題があるのかを統合的に客観的かつ定量的に把握することが可能になる.さらに本研究ではマイクロジオデータを用いた評価であるため、小学校区や町丁目といった市区町村よりもさらに詳細に評価を行うことも可能であり、その考察を行うことにより、より詳細な課題把握をおこなうことも可能である.評価に用いた地域属性は、地震被害推定する際に用いた変数を用いていることから、被害への影響具合の大きい項目に着目し、この数値を改善する防災計画を講じることにより、強靭な街づくりをハードとソフトの両面の改善に寄与する形で効率的に進めることが可能になると考えられる.

評価手法に関しては,県全域での評価と同様に,スパースモデリングによって行う. 評価変数としては,地域属性である建物属性,焼失率,倒壊率からなる 13 変数(建物用 途,階数,面積,延床面積,耐火性能,構造,共助力,築年数,公助力,地震動,消防距離, 焼失率,全壊率)を用いる.被害結果としては,倒壊・火災を対象としたものを用いる.

被害結果を目的変数,地域属性を説明変数としてスパースモデリングの Lasso 回帰の パラメータ(SV-value) により寄与度の大きさを評価し,レーダーチャートを作成する. レーザーチャートにより,各々の市区町村の現状の課題を適切に把握すると共に,住民 や自治体にわかりやすく理解してもらえることが可能になると考えられる.近隣や他 の市区町村と比較することで,その市区町村が抱える減災に向けた課題を視覚的に把 握することができる.また,レーダーチャートの凸凹をみることで,その市区町村が地 域防災計画において補う必要のある地域属性を視覚的把握することが可能になる.

高知市,土佐市,安芸市,南国市,室戸市,四万十町における評価結果の一例を図7.2. 4 に示す.各市区町村により防災計画を考える際に,どの地域属性に力を入れていく必要があるのか把握することが可能になる.例えば,高知市は倒壊と火災の寄与率が高い が、四万十町は焼失率が大きく寄与していることがわかる.すなわち、高知市において は、倒壊と火災によりリスクの両方が同程度に高いため、耐震化と不燃化の両方を進め る必要があることを示している.四万十町においては、焼失率だけが地域属性として選 択されていることから、倒壊のリスク軽減よりも火災リスク軽減に向けた不燃化、火災 からの避難計画、消防運用を進める必要があると考察される.また、その他の市におい ては県域で分析した場合と同様に倒壊による影響が大きいことを示している.すなわ ち、この地域での被害は倒壊により特徴付けられるため、耐震化の促進を行うことが重 要であると考えられる.この結果は、一例に過ぎず、こうした分析は、市区町村レベル だけでなく町丁目レベルなど、どのような集計単位においても評価可能なため必要な 状況に応じて詳細に分析をすることが必要である.また、耐震化や不燃化を進めた場合 のシミュレーションも何度も行うことで、最も効果的な防災計画が立案する材料にな ると考える.



図 7.2.4 市区町村別に分析した場合の SM-value 推定結果

7.3 重要被害量に基づくシナリオ選択

6章において、多様なシナリオの被害量から地域(メッシュ)ごとに被害分布を分析す ることで重要被害量(最大被害量,平均値以上の最尤被害量,最尤被害量)推定した.し かしながら、推定した重要被害量がどのシナリオに起因するかは、地域ごとに異なり、 複数のシナリオに起因すると考えられる.例えば、ある地域での最大被害量が1月1日 18 時におけるシナリオだったとしてもその隣の地域では必ずしも同じ日時に最大被害 量にならない場合がある. これは、各地域の木造率や人流などは地域属性により異なる ためである. そのため, 各地域を見つつ県全域において地域ごとの重要被害量という目 的変数に着目して、その重要被害量を説明するシナリオを求める必要がある. その際、 広域でシナリオを抽出しようとすると、地域ごとに同じ被害量を含む全てのシナリオ を選択するため多様なシナリオが抽出される可能性がある。よって、どのようにシナリ オを絞り込むかが問題となる. そこで本研究では、まず地域ごとに推定された重要被害 量は、多様なシナリオの中の幾つかの少数シナリオに起因していると仮定する. したが って、地域ごとの重要被害量という目的変数が少数シナリオで説明できるとすれば、残 りの多くのシナリオはスパースであると考えスパースモデリングから誤差最小化のも とで説明しうるシナリオを科学的に推定する.図7.3.1に概念図を示す.本研究では.6 章で推定した地域ごとの最尤被害量, 平均値以上の最尤被害量, 最大被害量から, それ らを説明するシナリオの推定を Lasso 回帰(7.1節参照) 用いて 9984 シナリオから推定 する.

推定結果を図 7.3.1~図 7.3.3 に示す. MSE 最小の場合には,最尤被害量の場合に選 択されたシナリオは 9984 シナリオの中から 2 シナリオである.平均値以上の最尤被害 量の場合,選択されたシナリオは 9984 シナリオの中から 36 シナリオである.最大被害 量の場合選択されたシナリオは 9984 シナリオの中から 27 シナリオである.

最大被害量の場合, 選択された地震動は全て 50 年 2%シナリオ1(南海トラフ地震など の巨大地震を想定した地震動) であり,1月と10月の深夜時間帯以外の火気利用時間帯 が多く選択された(表 7.3.1). これは,火気利用時間かつ食事時間帯と重なる滞留者が 多い時間に被害が大きくなることを示している.また 8 月 9 日が選択されているのは, 高知県において四国三大お祭りである「よさこい祭り前夜祭」と「第 62 回高知市納涼 花火大会」が開催されており通常よりも県外の人口が多く人が集まったためである.こ うしたイベントシナリオは従来考慮されてこなかったのにも関わらず選択される結果 になった.すなわち,県全域における地域ごとの最大被害量は,1月や10月の火気利用 時間帯シナリオとお祭りや花火大会があるシナリオから説明できる可能性があると言 える.

平均値以上の最尤被害量の場合, 地震動 50 年 39%が多く選択されたが, 夕方や朝な ど火気利用率が高い時間帯が選択された(表 7.3.2). また 10 月におけるシナリオのパラ メータが大きいことから, 10 月の平日のような平時の火気利用時間帯においては,平均 値以上の被害が起こりやすいことを示している.

最尤被害量の場合,選択されたのは全て 50 年 2%シナリオ1の地震動であるが,10 月 の平時である 12 時台のシナリオが選択された.このときの被害量は他の日時に比べて 小さく,地域ごとの被害の多様性がない被害(どの地域も被害が小さい)であることか ら他の重要被害量に比べ選択されたシナリオが少ないと考えられる.

このようにスパースモデリングを用いることで重要被害量に対してシナリオを抽出 する手法を提案した.全てのシナリオに高度被害推定モデルを適用するのは計算リソ ース上,非現実的であり,選択された重要と考えられるシナリオに対して効率的に高度 被害予測モデルを適用することで効率的に高精度な被害予測結果を推定することが可 能になる.また従来,専門家がヒューリスティックスに冬の18時が最大被害量になる と決められていたが,本来であれば多様シナリオからそれを明らかにすべきであり,本 研究では科学的に重要シナリオを選択する手法を提案することができた.



図 7.3.1 重要被害量を説明しているシナリオを抽出する概念図



図 7.3.2 最大被害量における各シナリオの SM-Value

表 7.3.1 最大被害量における選択されたシナリオ

シナリオ	パラメータ
2%シナリオ1:10月15日10時	0.438656
2%シナリオ1:12月31日19時45分	0.376042
2%シナリオ1:1月04日12時30分	0.323778
2%シナリオ1:10月16日18時45分	0.274424
2%シナリオ1:10月13日12時	0.243085
2%シナリオ1:8月09日21時	0.234557
2%シナリオ1:1月01日6時15分	0.225371
2%シナリオ1:1月04日12時15分	0.187838
2%シナリオ1:10月16日18時45分	0.184874
2%シナリオ1:1月04日3時	0.142111
2%シナリオ1:12月26日8時30分	0.13171
2%シナリオ1:1月01日21時	0.101121
2%シナリオ1:1月01日11時30分	0.09988
2%シナリオ1:8月09日8時	0.090185
2%シナリオ1:1月01日15時15分	0.082369
2%シナリオ1:8月09日20時45分	0.080362
2%シナリオ1:10月11日4時45分	0.077799
2%シナリオ1:10月17日19時30分	0.07522
2%シナリオ1:1月03日12時45分	0.074114
2%シナリオ1:1月03日12時30分	0.045948
2%シナリオ1:1月01日9時	0.042458
2%シナリオ1:10月15日12時	0.041706
2%シナリオ1:1月01日23時15分	0.035377
2%シナリオ1:1月01日2時15分	0.032316
2%シナリオ1:1月05日1時	0.017237
2%シナリオ1:10月13日11時15分	0.01507
2%シナリオ1:1月03日11時30分	0.01458



図 7.3.3 最尤被害量における各シナリオの SM-Value

表 7.3.2 最尤被害量における選択されたシナリオ

シナリオ	パラメータ
2%シナリオ1:10月14日12時	0.044244672
2%シナリオ1:10月14日12時45	0.035830529



図 7.3.4 平均値以上の最尤被害量における各シナリオの SM-Value

シナ	リオ		パラメータ
39%シナリオ1:10月	12 🖯	7時15分	11.24249
39%シナリオ1:10月	14 🖯	7時45	7.908934
39%シナリオ1:12月	29 ⊟	8時	7.420919
39%シナリオ1:8月	11 🖯	14時45分	6.90713
39%シナリオ1:12月	31 ⊟	9時45分	6.713281
39%シナリオ1:12月	29 ⊟	6時	6.643027
39%シナリオ1:8月	9⊟	7時45分	5.831148
39%シナリオ2:8月	10 🖯	17時45分	5.60145
39%シナリオ2:10月	14 🖯	2時45分	5.157977
39%シナリオ1:10月	13 🖯	12時15分	4.319525
39%シナリオ2: 1	5⊟	8時30分	3.771216
39%シナリオ1:8月	10 ⊟	18時15分	3.077024
39%シナリオ2:10月	12 🖯	8時	2.777986
39%シナリオ1: 1	4 ⊟	19時	2.722213
39%シナリオ2:12月	25 ⊟	14時45分	1.938811
39%シナリオ2:8月	10 ⊟	22時30分	1.84396
39%シナリオ2:10月	13 🖯	10時30分	1.673142
39%シナリオ2:10月	16 🖯	19時30分	1.087428
39%シナリオ1:8月	10 🖯	7時30分	0.24137
39%シナリオ1:10月	10 🖯	0時30分	0.236362
39%シナリオ1:10月	14 🖯	3時30分	0.163318
39%シナリオ1:8月	11 🖯	12時	0.132921
2%シナリオ1:12月	27 🖯	7時30分	0.118741
2%シナリオ1:10月	15 🖯	4時15分	0.117034
39%シナリオ1:12月	29 ⊟	23時	0.111363
39%シナリオ1:12月	29 ⊟	22時30分	0.108575
39%シナリオ2:1月	4 ⊟	19時15分	0.103867
2%シナリオ1:10月	13 🖯	6時45分	0.083615
2%シナリオ1:10月	17日	12時45分	0.064554
2%シナリオ1: 1	1 🖯	7時15分	0.057892
2%シナリオ1: 1	1 🗄	7時	0.003149
2%シナリオ1:10月	15⊟	17時15分	0.001563
2%シナリオ1: 1	1 🗄	4時30分	0.000648
2%シナリオ1: 1	5⊟	3時45分	0.000632
2%シナリオ1:12月	29日	23時	7.46E-05

表 7.3.3 平均値以上の最尤被害量における選択されたシナリオ

第8章 企業間取引データを用いた企業への被害波及の推定

4章~7章にかけて地震・津波災害による建物被害と人的被害について述べてきた.本 章では、各企業の BCP(事業継続計画)を検討する上においても重要な材料となりえる 企業への経済的な波及影響について考える.すなわち、津波などである企業の建物が被 災した場合には、その企業はもちろんのこと、その企業と直接取引のある企業も取引喪 失により経済的な影響を受ける(被害の1 次波及と呼ぶ)ことが考えられる.言い換え れば、企業が被災することにより、仮に企業取引が県域を超えて行われていれば、被災 した県だけでなく県域を超えてサプライチェーンに影響を受けることになる.さらに、 その影響の受けた企業と取引のある別の企業、つまり、被災した企業から2ステップ目 の企業もまた影響を受けることを考えると(被害の2次波及と呼ぶ)、その影響は全国に 波及する可能性がある.以上のような、影響を定量的に評価し可視化することを目的と する.

8.1 企業及び企業間の BCP/BCM の取り組み

2011年東北地方太平洋沖地震以降, BCPを策定する企業は着実に増加しており, 内閣府の調査⁽¹⁾によると大企業では7割以上の企業がBCPを策定している.一方で,中堅企業においては,4割の企業がBCPを策定しており,中堅企業のBCP策定を推進することが課題として挙げている.また災害時におけるサプライチェーンの復旧に向けサプライチェーンを構成する企業間でのBCP・BCMの取り組みが進展している⁽²⁾.さらに,2011年東北地方太平洋沖地震以降,効率的な災害対応に取り組むことを可能にするために,複数の民間企業,全日本トラック協会や日本建設業連合会,全国建設業協会などの業界団体が災害対策基本法に基づく指定公共機関となった.また地方公共団体と民間企業との協定も増えており,災害復興や物資に関する協定が多く締結されている.しかしながらレポートの中で,官民での協定が多く締結される一方で,広域災害においては,複数の都道府県の市区町村や民間企業に対して同時多発的に応援要請が届くため,適切な災害対応が難しくなるという指摘もされており,多層化する民間協定の整理・可視化の必要性が問われている.さらに,2015年の第三回国連防災世界会議に採択された

「仙台行動枠組 2015-2030」において, GIS などの ICT の利活用の必要性が強調されている. レポートの中でも ICT の利活用による災害対応の効率は必須であると記述されている. このような背景から本研究においては, 広域地震津波による複数の自治体にまたがる広域かつ多層化する取引への被害波及を推定し, 可視化することを目的とする. そしてこれは, 広域災害を対象とした BCP 策定の際の材料に寄与するものと考えられる.

8.2 企業間取引データ

企業間取引データとは、サプライチェーンにおける製造業、卸売業、小売業などにお けるそれぞれの相互間の取引(B2B (Business to Business) 取引)をいう.本研究では、株 式会社帝国データバンクの企業間取引データを用いる.本データは日本国内の事業所 に対して信用調査を行っており、大企業から中小企業まで業種を問わず網羅的に偏り なく調査したものである.全国約 143 万社の企業データであり、全体の約 3 割の企業を 網羅している(経済センサスにおける企業数との比較).取引データには図 8.2.1 のよう に発注企業と受注企業に対して、取引金額と発注から受注という有向グラフが形成さ れる.そして企業データが集まることで図 8.2.2 のような企業ネットワークデータが形 成される.なお利用データは 2012 年の全ての最終取引である.

本企業間取引データのデータは以下の2つから構成されている.

1) 取引データ

企業間の取引情報を格納したデータベースであり,全国の 590 万に及ぶ企業間ネットワ ークデータである.主な属性は以下の通りである.

- ・発注企業 ID
- ・受注企業 ID
- 取引品目
- 取引発生月
- ・推定取引額
- 2) 企業データ

企業取引に関わった約 143 万社(2014 年) の企業情報を格納したデータベースであり, 格納されている主な属性は以下の通りである.

- ・ 企業 ID
- ・売上高
- ・住所
- ·資本金
- ・業種
- · 従業員数
- 営業所数
- 後継者有無

など



図 8.2.1 企業取引データ

図 8.2.2 データ構造のイメージ



図 8.2.3 企業間取引データの可視化の例 (1)

なお本研究で用いる取引額の一部は推定値であり、田村ら(2014)⁽²⁾ によって付加さ れたものである.この手法は企業をノード、取引をリンクとして取り扱い、ノードの持 つスカラー量の積となる非線形な相互作用関係を明らかにし、グラビティモデル⁽³⁾ に より各取引に売上を配分することで取引額を推定するものである.

8.3 南海トラフ沖地震を想定した企業への被害波及推定

と可視化

本節では以下の項目について考え,波及推定・可視化する.

1) 津波・倒壊・火災による建物被害の重要なシナリオをインプットした場合の企業間 取引額への経済的影響を n 次取引(ネットワークになった企業間取引) まで推定する. ここでは,1 次波及を対象として可視化し,被災前の取引額と被災後の推定取引額の減 少率みる.

2) 津波・倒壊・火災による建物被害の重要なシナリオをインプットした場合の各企業 の総受注総額における経済的影響の可視化.ここでは,n 次取引までの全取引と全企業 を対象に,被災前後の総受発注総額を市区町村ごとに推定し,その減少率を可視化す る.

8.3.1 設定条件

本研究での設定条件は以下の通りである. 設定条件:

- ・入力する被害データは、6章で求めたクリティカルなシナリオを入力する. すなわち、
 - 1) 最も尤度の高い最尤被害量
 - 2) 被害量が大きく尤度の高い被害量
 - 3) 最大の被害量
 - を入力被害データとする.
- ・経済的影響は,揺れ・津波・火災による建物被害(全壊率:r) によって影響を受けるものとする.
- ・被災した各企業は総受注総額 V に対して建物被害の影響を受ける.
- ・受注額と発注額については区別しない.
- ・また,被災した各企業の各取引先との取引額:vの影響は,一律に全壊率:rが作用すると仮定する.
- ・被災直後の影響を定量化すると仮定するため、ネットワーク上の循環はしない.すなわち、一度計算した取引は循環している場合でも再度計算を行わないとする.

8.3.2 推定手法

本研究での推定手法を示したものを図8.3.1に示す.

まず,ある企業のn次取引における企業iとの取引額をv_{li}とし,n次取引における企業の総受注総額をVnとする.

被災する企業の建物の倒壊率をrとし,被災する前の企業iとの取引における取引額 を v_{li} とすると,倒壊率が直接被災後の取引額 v'_{l} に影響すると仮定すれば,被災後の取 引額 v'_{li} は,

$$v'_{1i} = v_{1i} * (1-r)$$
 (8. 3. 1)

と表せる.一方で,被災前の企業の総受注総額 V₁とすると取引額同様に,被災後の企業の総受注総額 V'1は,

$$V'_{1} = V_{1} * (1 - r)$$
 (8. 3. 2)

と表すことができる.次に2次取引について考えると,2次取引企業の被災後の総受発注 額は、被災した企業との取引だけが影響を受け、それ以外の取引は影響を受けない.し たがって、被災後の取引額v'1と1次取引企業との取引額 $v1_i$ と2次取引企業との取引 額 $v2_i$ を合計することに等しい(式 8.3.3).

$$V'_{2} = v1i * (1 - r) + \sum v1i + \sum v2i$$
(8. 3. 3)

また、n次取引における被災後の企業iとの取引額 v'_{ni} は、n次取引における総受注額 V'_{n} を用いれば次式で表される.

$$v'_{ni} = V'_n * \frac{v_{ni}}{\sum v_{(n-1)i} + \sum v_{ni}}$$
(8. 3. 3)

よって n 次取引における被災後の総受注額 V'n は, n 次取引における被災後の企業 i と の取引額 v'ni を全て足し合わせればよい.

$$V'_{n} = \sum v'_{ni} = V'_{(n-1)} * \frac{\sum v_{ni}}{\sum v_{(n-1)i} + \sum v_{ni}}$$
(8. 3. 3)

以上の計算を全ての企業に対して行うことにより,各企業への経済的影響を推定する ことができる.



図 8.3.1 地震被害による企業への経済的波及の推定手法

8.3.3 結果と可視化

高知市・土佐市周辺を対象とした重要シナリオに基づく地震被害(津波・倒壊・火災) による1次取引の取引金額の被災前後における減少率を地図上に可視化したものを図 8.3.2,図8.3.4,図8.3.6に示す.また各シナリオにおける1次取引のある企業の取引 額減少率のヒストグラムを図8.3.3,図8.3.5,図8.3.7に示す.企業間取引データを用 いることで企業単位での推定被害状況が見て取れる.

最尤被害量(最も起こりえる被害)の場合の取引額の1次波及結果(図8.3.2)を見ると、多くの企業において減少率は低い(図8.3.3)が高知市・土佐市周辺からネットワーク(線)が全国各地に延びていることがわかる.すなわち1次波及においても取引額減少率が低いものの、全国に地震による間接的な被害が及ぶことがわかる.

次に被害量が平均値以上で尤度が最大となる場合の取引額の1次波及を地図上に表示したものを見てみると、多くの繋がりのある企業が減少率40%以上となっており、減少率の度数のピークは最尤被害量の場合で10%だったものが50%にシフトしている(図8.3.5).減少率の大きい企業は、高知県から距離が近い企業だけでなく遠くに立地する企業にもみられる(図8.3.4).すなわち被害が大きくなると予測されている南海トラフ地震においては、被災地域近辺だけでなく全国の企業へ経済的に大きな被害が波及する可能性がある.1次波及における取引額について、地震による建物被害が最大の場合の結果を見ると、被害量が平均値以上でかつ尤度が最大となる場合と同様の傾向が見られた.ただし、1次取引のある企業の取引額減少率のヒストグラム(図8.3.7)を見て

みると大半の取引先企業は、40%以上の取引減少率となる.

このように企業間取引データを用いて企業単位の取引の繋がりを把握することで、 広域災害時の企業から企業への被害影響を n 次取引まで多層的に明らかにし定量的に 評価することが出来た.このようなデータは,現在,広域災害における官民連携による BCP が課題と挙げられる中で,各企業が BCP(事業継続計画)を策定する際の意思決定 支援材料になりうるものと考えられる.

次に1次波及だけでなく全波及(全ての企業・取引)を考察する.図8.3.8~図8.3.10 に被災前後の総受発注額を市区町村別に集計しその減少率を示す. 全波及を対象にす ると、被災地域(高知市・土佐市周辺) との取引に依存している地域を把握することが可 能となる.図8.3.8と図8.3.9を比較すると、四国だけを見ても高知県だけ極端に総受 発注額ベースで被害の影響を受けることがわかる. 隣県の徳島や愛媛への波及は, 本州 などの他の県とあまり変わらない傾向がみられる. すなわち, 同県内における取引が総 受発注額ベースに大きく占めてられているといえる.一方で、図 8.3.9、図 8.3.10を見 てみると、本州において岡山県と滋賀県にある市町村においては、総受発注額ベースで 20-30%の喪失が見られる.地域的に離れていても被災地域に経済的に大きく依存して いる市町村であるといえる. このような市町村は直接的被害がなくても間接的被害に より大きな経済的被害を受けることとなる. すなわち, 企業レジリエンスで考えた場合 には、ある地域にのみ取引依存している場合その地域が被災すれば被災地域と同様な 被害が出ることになるため、分散して取引をしている市区町村と比較すれば企業レジ リエンスが低い地域であるといえる.マイクロジオデータにより企業や地域ごとの企 業レジリエンス評価が可能になり. 企業の経済的リスクを既存の統計データでは評価 できない手法で評価することが可能になった.そしてこれは、各企業の長期事業計画 (BCP)の適正化を進めるための1つ判断材料となりうるだろう.


図 8.3.2 被害量の尤度が最大となる場合の取引額の1次波及(色:取引額減少率)



図8.3.31次波及における取引額減少率のヒストグラム



図 8.3.4 被害量が平均値以上で尤度が最大となる場合の 取引額の1次波及(色:取引額減少率)



図8.3.51次波及における取引額減少率のヒストグラム



図 8.3.6 被害量が最大となる場合の取引額の1次波及(色:取引額減少率)



図8.3.71次波及における取引額減少率のヒストグラム



図 8.3.8 最尤被害における全企業を対象とした総受発注額の減少率 (市区町村単位で集計)



図 8.3.9 被害量が平均値以上で尤度最大となる全企業を対象とした総受発注額の減少率 (市区町村単位で集計)



図 8.3.10 最大被害量における全企業を対象とした総受発注額の減少率 (市区町村単位で集計)

第9章 本研究の活用事例

9.1 浦安市における災害図上避難訓練

本研究データを利用して,千葉浦県浦安市と合同で市内全域の中学生から選ばれた 30人の生徒を対象に宿泊型研修の中で図上避難訓練を行った.概要は以下の通りであ る.

- 名称: 浦安市「立志塾」宿泊型防災研修プログラム
- 愛称: Disaster Evacuation Coaching = DECO
- 開催日: 平成 27 年 8 月 4 日(月), 5 日(火)
- 場所: 浦安市総合体育館および運動公園
- 主催: 浦安市, 浦安市教育委員会

本研究で整備したマイクロジオデータを用いて, 震度別のシナリオの DIG(災害図上 訓練)をおこなった.初めに浦安という土地の成り立ちを解説し,続いて参加者たちは 直下型地震が発生した時のシナリオを体験した.災害時には,行政を主体とした防災関 係機関からの支援には限界があるため,地域住民を率先して先導するリーダーの存在 が重要となる.そのような背景から「地域の想定される震災の規模・内容を知る」こと を目的に,地図活用のスキルを習得する学習プログラムを実施した(図 9.1.1).本プロ グラムでは iPad を 1 人 1 台利用し,Google Earth と紙媒体の地図との両方を用いること により,紙の地図では難しかった各種データの重ねあわせや,拡大縮小などの操作を可 能とし,より詳細な災害のシミュレーションを行うことができた.参加者はどのような 対応策が準備されているのかを学びながら,どのように「自助」「共助」を行えばよい のかを自分たちで考えた.その結果,図上避難訓練前後で図 9.1.2 に示すようなアンケ ート結果が得られた.デジタル教材とマイクロジオデータを組み合わせることで中学 生の興味関心を刺激することがき,本研究の有用性が示された.



図 9.1.1 図上避難訓練の風景



図 9.1.2 図上避難訓練の前後におけるハザードマップの理解度

9.2 震災ビックデータ

本研究で開発した建物ごとの倒壊危険度マップと共助力マップが NHK(日本放送協会)の「『震災ビックデータ File. 3』"首都圏パニック"を回避せよ"」⁽¹⁾の中で紹介された.図9.2.1は本研究により推定された,50年超過確率2%の地震動を入力した場合の建物ごとの揺れによる推定倒壊率である.このような観測ビックデータや詳細な建物データをどのように活用していくかは注目されつつある.



図 9.2.1 震災ビックデータにおける本研究の番組内での紹介(1)

第10章 結論

10.1 まとめ

本研究をまとめると以下の通りである.

1) 既存の統計データ,住宅地図,電話帳などのマイクロジオデータから建物構造・耐火 性能・築年代を推定する手法を開発し,全国整備しようとした.

2) GPS 付帯の携帯電話のプローブデータ,住宅地図,電話帳などのマイクロジオデータから 365 日 24 時間 15 分単位で詳細な人の流動が把握出来るデータを開発した.

3) 1)で整備したマイクロジオデータを用いて建物単位で揺れ・火災・津波による建物被 害を統合的に推定する環境を構築した. さらに 2) のデータを用いて建物単位(又は 10m メッシュ) で揺れ・火災・津波による人的被害(死者数) を多様的かつ統合的に推定する 環境を構築した. この被害推定環境は, 延焼シミュレーションやマルチエージェントモ デルなどの詳細な推定モデルにも適用可能なものである.

4) 多様な推定結果からその被害分布を地域ごとに明らかにし,統計的に分析・評価する ことで,重要な被害量を抽出する手法を提案した.さらにスパースモデリングを用いて, 地域ごとの重要な被害量から重要シナリオを選択する手法を提案した.また,スパース モデリングを用いて地震被害推定結果と多次元の地域属性との関連性を定量的に明ら かにする手法を提案した.

5) 地震で企業が被災したときに企業間の取引にどのような被害が波及するのかを企業 間ネットワークデータから推定・可視化した.

これらのうち主なものをあげると以下の通りである.

1)地震被害予測に必要な建物データの推定手法の開発と整備

地震の被害予測の高度化を図るために建物単位の建物構造・築年代・耐火性を把握することが出来るマイクロジオデータが求められていた.本研究では,緯度経度付きデジタル住宅地図・電話帳,不動産データ,住宅土地統計調査,商業集積統計,DIDを利用することで,全国の建物約 6000 万棟に対して,建物構造(木造・非木造),築年代(1980 年,1981~2000 年,2001 年以降),耐火性(耐火造・準耐火造・防火造)の各属性を推定する手法を以下の2つのアプローチにより開発した.

(1) 各建物の建物構造・築年代・耐火性を統計値に合うように,住宅地図の属性に応じ て割り当てる手法

住宅土地統計調査と住宅地図を用いて,建築基準法を基に建物面積・階数・用途に応じて統計値にフィットするように確率的に建物構造・築年代・耐火性の各属性を配分す

る手法を開発した.耐火性能(耐火造,準耐火造,防火造)に関しては,統計データはないため,耐火造及び,準耐火造を非木造と仮定し,耐火性能の割り当てについては,東京都世田谷区の即知のGISデータから配分割合を定めることで行った.推定された耐火性能の1棟1棟の推定精度は、耐火造の場合に83%,準耐火造の場合に42%,防火造の場合に82%,全体では、77%である.準耐火造の推定精度が他に比べて低いのは、耐火造への誤判定が多いことに由来し、その要因は、建物階数・延床面積だけではどちらの耐火性能も有することが可能であるためである.

建物構造(木造・非木造)に関しては、住宅土地統計調査データから得られる市区町村別 の戸ベースの値を棟数ベースの非木造率に変換することで木造・非木造棟数を求め、建 物属性に応じた建築基準法を基に配分ルールを決めることで推定した.推定された建物 構造の1棟1棟の推定精度は、1都3県の不動産データ約30万棟を用いることで検証をした.そ の結果、木造の場合に90%、非木造の場合に71%、全体の場合に76%である.誤差の要因は、同 じ市区町村内でも地域により非木造もしくは木造建物が過剰に分布してしまう傾向が ある地域(団地など商業集積統計では把握できない地域)が見られたためである.

築年代に関しては,統計データからマルコフ連鎖モンテカルロ法を用い,築年代 (1981年以前,1981~2000年,2001年以降の3区分)を推定した.築年代に関するデータ は住宅土地統計データから築年代・建物用途・構造・建物階数・世帯主年齢のクロス集 計表を用いて,国土数値情報から得られる DID 地区(人口集中地区)のポリゴンデータ, 建物世帯年齢及び,住宅地図から得られる建物階数をもとに推定をした.推定された耐 火性能の1棟1棟の推定精度は,1都3県の不動産データ約30万棟を用いることで検証をした. その結果,1980年以前の場合に22%,1990~2000年の場合に62%,2001年以降の場合に11%,全 体では、32%である.誤差の要因は,建物の建て変えが進んでいると考えられる1980年以 前の推定においては,実際の建て替えの推移をDID ではモデル化出来ない点が挙げら れる.また用いた推定の世帯主年齢と建物構造の推定誤差による伝播も考えられる. (2)機械学習を利用した推定モデル

株式会社アットホームの不動産データを教師データとして住宅地図から得られる属性 を特徴量として,機械学習の1つである Random Forest を利用した耐火性能・構造・築 年代の推定モデルを構築した.住宅地図,DID,商業集積統計から得られる建物階数,床 面積,延床面積,用途,商業集積,各年代のDID を特徴量として各パラメータに対して 誤差率を求めることでパラメータの最適化を図った.その耐火性能・構造・築年代のい ずれに於いても(1)の手法より高い精度で推定することが可能となった.

建物構造に関しては、木造の場合に87%、非木造の場合に78%、全体の場合に84%である.耐 火性能に関しては、耐火造の場合に81%、準耐火造の場合に61%、防火造の場合に83%、全体の 場合に81%である.築年代に関しては、1980年以前の場合に62%、1990年代の場合に64%、 2000年代の場合に72%、全ての場合に64%という結果になった.誤差の要因としては、 (1)と同じことが考えられるが、いずれの属性に於いても総合精度では精度改善が出来、 特に築年代に関しては大幅に精度が高まった. すなわち, 統計値と住宅地図を用いる場合に比べて, 不動産データを教師データとし機械学習を用いることで精度改善が出来ることを示した.

2) 地震被害予測に必要な人流データの開発

本研究では、パーソントリップ調査と携帯電話から得られる大規模な GPS データから、時間別の地震の被害想定に適用可能な人流データを開発した. 擬似的に人単位で滞留人口と流動人口も把握出来るデータを時空間内挿することで開発した. パーソントリップに関しては、首都圏を対象に平日の一日分の人流データ、GPS データに関しては、四国を対象に 2012 年 1 年分の人流データを整備した.

滞留・流動点の推定及び、交通モード推定には既存研究手法を用いたが、各トリップの始終点の移動目的に応じた滞留点の建物への配分手法(Point of Intersect: POI) に関しては、住宅地図と電話帳データを空間結合し各建物の詳細な業種や業種別の体積を把握することで、各トリップの移動目的と紐づけてどの建物に配分すべきか詳細に考慮する手法を開発した。

各トリップの道路ネットワーク・鉄道ネットワークへの経路内挿については,既存研 究手法を用いたが,GPS データに関しては,365日分のデータを内挿するため,携帯電話 の電源が切れているなどに由来するデータのブランクがあるものに対して,データの ブランクを補間することで1年分の内挿が可能となった.加えて,拡大係数を滞留点か ら推計する手法を提案し,自宅・勤務値から国勢調査の定住人口と経済センサスの従業 員数を用いることで両者を付き合わせ推計した.本手法により最終的に擬似的な人単 位の人口分布をパーソントリップの場合に首都圏の時間別に,携帯電話の GPS データ 場合に四国の時間・日別に把握することの出来る人流データが整備された.このように 災害シミュレーション向けの広域な人流データを GPS データから整備したことは,今 後の災害シミュレーションを行う上で重要な基盤データとなるだろう.

3) 地域ごとの被害リスクを相対的に明らかにするために,地震の建物被害を対象に独 立行政法人防災科学研究所の確率的地震動を入力することで全国を対象に倒壊・火災に よる統合的な建物被害の推計を行った.また東北大学より提供された南海トラフ地震 の津波氾濫シミュレーション結果(10mメッシュ)を用いて,高知県の一部を対象とし て津波・倒壊・火災による統合的な建物被害の推計を行った.加えて,津波による建物 被害モデルを2011年東北地方太平洋沖地震の現地調査データに土地利用や住宅地図を 統合することで,津波の陸上流速計算をし,機械学習を用いて,新たな津波被害モデル の構築をした.更に既存の評価手法を組み合わせてマイクロジオデータを用いて1棟1 棟で全国6000万棟を対象に被害推計を一律の評価手法で統合的に評価する手法を提案 した. 四国を対象に整備したマイクロジオデータを用いた人的被害(死者数)の推計を内閣 府中央防災会議の手法をベースに行った. 2012年1月1~5日,8月7~12日,10月10~17日, 12月25~31日を対象に24時間15分単位で確率的地震動を入力し,数万パターンのシナ リオのシミュレーションを行った.このようなきめ細かい時間単位かつ建物単位で統 合的に被害推定できる環境構築したのは本研究が初めてである.そして,倒壊・火災に よる被害は人の流動や発災日時などの要因により被害量が大きく変動することを明ら かにした.

4) 結果, 倒壊・火災が発災する場合と津波・倒壊・火災が発災する場合のそれぞれにおいて,地域ごとの(各4次メッシュで) 全シナリオの被害量の分布や被害量の尤度を算出することにより尤度が最も高い被害量,被害量が大きく尤度の高い被害量,極値的に大きくなる被害量を抽出し明らかにした.その結果以下のようなことが明らかになった.
(1)倒壊・火災の場合

最も尤度の高い被害量,すなわち最も起こり得る被害量の場合,四国全域の全ての4 次メッシュ(建物がある約35000メッシュ)で死者数は5人以下となった.被害が大きく 尤度の高い被害量の場合,死者数が5人以下のメッシュが一番多いものの,死者数が5 ~10人と推計されるメッシュが4000程度となり,50人と推計されるメッシュ数も54確 認された一方で,被害量が変化しないメッシュも多く見られた.被害量が極値的に大き くなる被害量の場合,局所的に50人を超える死者数が発生するメッシュが多く見られ, 建物が密集している市街地で極値的に甚大な被害が出る可能性があることを示唆して いる.以上をまとめると,地域により最も高い尤度の被害量と被害量が大きく尤度の高 い被害量の比較を通じて,地域的に被害が大きくなりやすい場所とあまり被害が大き くならない場所があることがわかり,前者は特に高知や徳島の市街地において確認さ れた.このような被害量が大きくなるのにも拘らず,尤度が高くなる地域を明らかにす ることが可能になったのは,今までの単一のシナリオだけでは網羅出来ないシナリオ 計算が可能になったためである.そのような意味でマイクロジオデータを用いる必要 性がわかる結果となった.

(2)津波・倒壊・火災の場合

高知市, 土佐市, 南国市で津波が浸水するエリアのみを対象とした推定の結果, 最も 尤度の高い被害量は,4次メッシュで死者数は5人以下となった. 被害が大きく尤度の高 い被害量の場合, 死者数が5人以下のメッシュが一番多いものの, 沿岸に近い場所によ っては死者数が大きく推計されるメッシュが確認された. 倒壊・火災の場合と同様に被 害量が変化しないメッシュも多く見られた. 被害が極値的に大きくなる被害量の場合, 沿岸域の多くのメッシュは 50 人を超える死者数が発生する. これは, 避難行動意識が 低い場合の避難シミュレーション結果によるものである. 当然のことながら避難行動 が遅れることにより甚大な被害が出ることを示している.以上をまとめると,被害が大きく尤度の高い被害量の場合,沿岸域に近いほど被害が大きくなり,言い換えれば津波による影響が大きいといえる.

地域ごとに推定した重要被害量はどのシナリオに起因するかは、地域ごとに異なる のに加えて、複数のシナリオに起因すると考えられるため、県全域において地域ごとの 重要被害量という目的変数に対して、その重要被害量を説明するシナリオをスパース モデリングの Lasso 回帰から誤差最小化のもとで推定した.最尤被害量の場合に選択さ れたシナリオは 9984 シナリオの中から 2 シナリオであった.また平均値以上の最尤被 害量の場合、選択されたシナリオは 9984 シナリオの中から 36 シナリオであった.最大 被害量の場合選択されたシナリオは 9984 シナリオの中から 27 シナリオであった.選択 されたシナリオは最大被害量の場合には、被害が大きくなるお祭りや花火大会のイベ ントシナリオなどの従来考慮されなかったシナリオも選択することができた.このよ うにシナリオの絞込みする手法を提案することで、今後ビックデータが多く観測され る中でシナリオ爆発を抑えることのできる可能性を示せた.

5) 高知市と土佐市の企業を対象に, 地震の建物被害が企業に与える経済的な影響を企 業取引のネットワークデータを用いて, 取引額と各企業の総受発注総額への影響を明 らかにした. その結果, 1 次波及においても北海道から沖縄まで全国へ経済的に被害が 及ぶことがわかった. 特に高知県内の総受注発注総額減少率は高く, 高知県外において も総受注発注総額減少率が高い地域が見られた. そのような地域においては, 地震によ る直接被害を受けていなくても, 被災地域と経済的な繋がりが強く間接的な影響を大 きく受けることが定量的に明らかになった.

このように様々なミクロなビックデータである「マイクロジオデータ」を整備して倒 壊・火災・津波を統合的に被害推定する環境構築し、多様シナリオに基づく広域かつ高 精細に被害推定した結果から、従来では把握できないリスク分布を明らかにすること が可能になった.また、地域ごとのリスク分布を把握し、分析することで、重要シナリ オ評価や重要地域属性評価をすることが可能になった.そしてさらに、建物単位や人単 位といったマイクロジオデータを利用すると、地震による企業から企業への経済的な 波及、人の流動を考慮した被害推計が可能であることを示すことができた.

10.2 課題

本研究の課題をまとめると以下の通りである.

- 1) 耐火性能, 築年代の建物データの推定精度の向上
- 2) 人流データの拡大係数推計手法の改善
- 3) 被害予測の精度と誤差
- 4) 地震による建物・人的被害推定手法の高度化(リアルタイム・マルチエージェントシ ミュレーション)
- 5) 企業への被害波及推定手法の改善

これらのうち主なものをあげると以下の通りである.

1)各建物の耐火性能と築年代の推定に関しては、機械学習を用いることで精度改善する手法を提案したが、これらのデータは地震被害の大きさに直接関係することからこれまで以上に高精度に推定することが望ましい.これについては、本研究では着目しなかった、耐火性能と電話帳から得られる業種の関係を明らかにすることや、用途地域や容積率などの建物に関わる属性を考慮することで改良が出来る可能性がある.また、住宅地図を時系列で追い、各年代の建物ポリゴンの形状に着目することにより形状変化=建て替えと仮定すれば推定できる可能性もある.

2) 拡大係数の推定については、本研究では経済センサスの従業者数と国勢調査の定住 人口の両データを用いて推計したが、各駅もしくは駅間の鉄道利用者数データを用い ることで推計精度の向上が見込まれる.鉄道の各駅の乗降客数や駅間の利用者数につ いては、国土交通省の大交通センサスを用いることが可能である.

3)本研究での被害推定精度に関する検証はしていないため今後検証していく必要がある.既存の被害想定においても検証はなされていないが、今後詳細な歴史地震の調査データが入手できればそれらと比較可能である.また誤差の要因としては、基盤データの推定精度や予想モデルの精度、地震動そのものの精度など様々なものがあるが、今後高度推定モデルの導入などを考えると、基盤データを如何に高精度に整備できるかが重要になると考えられる.また、スパースモデリングによる分析についても本研究は1つの結果に過ぎず、今後各々の事象との被害結果との比較や、分析単位を可変させることで結果がどのように変化するかを分析・考察しつつ結果の妥当性を検討する必要がある.

4) 地震による建物・人的被害推定手法の高度化については、各々の事象に関する高精度な研究は既に進みつつあるため、そうした研究手法を導入することが挙げられる.まず、既往研究においても幾つか紹介したマルチエージェントシミュレーションが挙げられる.計算量が膨大となるため広域での適用となると、ハード面でのハードルの高さはあるものの近年のコンピュータ性能の向上により有効な一つの手法になるだろう.実際、近年はエージェントごとに学習機能を持たるなどシミュレーションの高度化が図られている.また火災については、延焼クラスターを用いる手法により延焼被害の推定をしたが、出火点を幾つも設定し何度も延焼シミュレーションをする(モンテカルロシミュレーション)ことでより高精度に被害量を推定出来る可能性がある.一方で、災害初期対応の支援ツールとして本研究を捉える場合には、リアルタイムでの被害予測が挙げられる.例えば、2016年熊本地震のように夜間に発災する場合や東日本大震災のような広域災害の場合には、発災後すぐに被害量を把握するのは困難であるため、本研究のようなマイクロジオデータを利用したリアルタイム被害予測が可能になれば災害初期対応への支援ツールに成りうる可能性がある.

5) 企業への間接的な被害波及推定については,幾つか改善する必要がある.手法に関 して,本研究では,0次取引において倒壊率を直接取引額に掛け合わせているが,厳密に は過去の地震被害状況から倒壊率と取引額の関係を明らかにした上で適用する必要が ある.また,2011 年東日本大震災のときには,取引が喪失した企業は,代替の企業との 取引をすることでサプライチェーンへの影響を最小限に留めるなどのバックアップ措 置もあったため,そうしたバックアップを考慮し,時系列で被害波及を推定出来るモデ ルを今後は構築する必要があると考える.加えて本研究では2014 年の全最終取引を用 いたため,過大評価になっている.本来は発災日時における取引データを用いることで 現実に即した評価が可能になるため,今後,より詳細な取引データが入手できればそれ らを適用していくべきである.

参考文献

第1章 参考文献

- (1) 内閣府, 2012年, 南海トラフの巨大地震モデル検討会(第二次報告)
- (2) 東京都, 2012年, 首都直下地震等による東京都の被害想定報告書
- (3) 一般社団法人日本経済団体連合会, 2016年, 大規模災害への対応における関門連携 の強化に向けて(ポイント).
- (4) 内閣府, 2013年, 防災に関する世論調査
- (5) 加藤孝明, 2015年,市民・住民によるビックデータの活用と課題-減災・防災の観点から-,林良嗣,鈴木康弘(編),レジリエンスと地域創生—伝統知とビッグデータから探る国土デザイン,明石書店, pp. 190-202.
- (6) 秋山祐樹, 2014 年, 流通・消費の地理学研究グループ講演資料, 日本地理学会春季 学術大会
- (7) 秋山祐樹, 2011 年, マイクロジオデータが拓く新しい研究領域, 若手技術者・研究 者のための技術研究発表大会
- (8) 阿部博史, 2014, 震災ビッグデータ—可視化された〈3・11の真実〉〈復興の鍵〉〈次 世代防災〉, NHK 出版
- (9) M. Hori, T. Ichimura and K. Oguni, 2006, Development of integrated earthquake simulation for estimation of strong ground motion, structural responses and human action in urban area, Asian Journal of Civil Engineering (Building and Housing), Vol. 7, No. 4, pp. 381–392.
- (10) JAMSTEC, HPCI プログラム分野 3 研究課題グループ, (http://www.jamstec.go.jp/hpci-sp/, 最終アクセス日:2016年6月5日)
- (11) 中央防災会議, 2012 年, 「南海トラフの巨大地震 建物被害・人的被害の被害想定 項目及び手法の概要」
- (12) 中央防災会議, 2013 年, 「首都の M7 クラスの地震及び相模トラフ沿いの M8 クラ スの地震等の震源断層モデルと震度分布・津波高等に関する報告書」
- (13)株式会社ゼンリン、「Zmap-TOWN II」
- (14)株式会社ゼンリン,「座標付き電話帳データベース テレポイント Pack!全国版」
- (15) Akiyama, Y., Sengoku, H., Hiroyuki, T., and Shibasaki, R., 2011, Development of Commercial Accumulation Polygon Data Throughout Japan Based on the Digital Classified Telephone Directory, CUPUM2011 (Computers in Urban Planning and Urban Management), F-TC-3(1).
- (16) Akiyama, Y., Takada, T., and Shibasaki, R., 2013, Development of Micropopulation Census through Disaggregation of National Population Census, The 13th International Conference on Computers in Urban Planning and Urban Management (CUPUM2013)

- (17)加藤孝明,程洪,亜力坤玉素甫,山口亮,名取晶子,2006年,建物単体データを用いた全スケール対応・出火確率統合型の地震火災リスクの評価手法の構築,地域安全学会論文集,No.9, pp. 279-288.
- (18) 仙谷裕明, 2015年, 時系列地図を利用した建物の築年代推定手法とその応用に関す る研究, 東京大学博士学位論文
- (19)加知範康,新川登志朗,塚原健一,2014年,東日本大震災における津波避難実態に 基づく避難困難者の把握と対策検討: 宮崎市津波浸水想定区域を対象として.交通 工学研究発表会論文集,No34,pp133-136.
- (20) 梶本涼輔,加知範康,塚原健一,秋山祐樹,東日本大震災における津波避難実態に 基づく避難困難者の把握と対策検討 ~宮崎市津波浸水想定区域を対象として~, 第49回土木計画学研究講演集
- (21)株式会社マイクロベース(URL; http://microbase. co/(最終アクセス日 2016 年 6 月 5 日))
- (22)総務省, 2014年,「ICTの進化がもたらす社会へのインパクトに関する調査研究」
- (23) 関本義秀, Horanont, T., 柴崎亮介, 2011年, 解説:携帯電話を活用した人々の流動解 析技術の潮流, 情報処理, Vol. 52, No. 12, pp. 1522-1530
- (24)株式会社ゼンリンデータコム、(http://www.zenrin-datacom.net/business/campaign/s01.
 html),最終アクセス日:2016年6月5日
- (25) 羽田野真由美・上山智士・秋山祐樹・Teerayut Horanont・柴崎亮介, 2012 年, GPS デ ータを用いた商業集積地来訪者の行動パターン抽出方法の検討, 地理情報システ ム学会講演論文集 CDROM: F-3-4
- (26) 西村隆宏, 秋山祐樹, 金杉洋, Teerayut Horanont, 柴崎亮介, 関本義秀, 2014, 人の流 れデータセットを用いたデモグラフィック属性の推定及び GPS データへの適用可 能性に関する研究, 地理情報システム学会講演論文集 CDROM: E-6-5
- (27) 秋山祐樹, 上山智, 2012 年, 大規模移動データを用いた商業地域における来訪者の 特性分析, 地理情報システム学会講演論文集 CDROM: C-5-4
- (28) Yut, Horanont, T., Shibasaki, R. (2011), Nowcast of Urban Population Distribution using Mobile Phone Call Detail Records and Person Trip Data, Computers in Urban Planning and Urban Management 2011 (CUPUM2011)
- (29) 秋山祐樹 ・金杉洋・関本義秀・柴崎亮介, 2012 年, 「住宅地図データを用いた人々の時刻別空間位置の精細化」, 第 32 回交通工学研究発表会論文集, 317-323.
- (30) 金杉洋・樫山武浩・関本義秀・柴崎亮介(2014):大規模な人々の流動データセット整備へ向けた基盤技術の検討,地理情報システム学会研究発表大会講演論文集 CDROM, E-1-4

- (31) Sekimoto, Y., Shibasaki, R., Kanasugi, H., Usui, T., Shimazaki, Y., PFLOW: Reconstruction of people flow by recycling large-scale fragmentary social survey data, IEEE Pervasive Computing, 10, 4, 27-35
- (32) Watanabe, A., Nakamura, T., Sekimoto, Y., Usui, T., Shibasaki, R., A Study on Automatic Kernel Bandwidth Selector for Questionaire-Based Statistics–Using JICA Person Trip Data in Various Developing Cities, The 32nd Asian Conference on Remote Sensing
- (33) 大佛俊泰, 2007 年, 休日パーソントリップの推定方法ついて, 日本建築学会大会学 術講演梗概集 (F-1), pp771-772.
- (34) 島田兼・大佛俊泰, 2007 年, 休日の都市内滞留の時空間分布推定, 地理情報システム学会論文集 CD-ROM, 6-8
- (35) 大佛俊泰・大谷郁子, 2005 年, 首都直下型地震を想定した防災計画のための鉄道利 用者の時空間分布推定, 地理情報システム学会講演論文集, vol. 14, 453-458
- (36)村尾修・山崎文雄,2000年,自治体の被害調査結果に基づく兵庫県南部地震の建物 被害関数,日本建築学会構造系論文集,527,pp189-196.
- (37) 長尾拓真;山崎文雄. 2007年,年新潟県中越沖地震における柏崎市の建物被害分析. 地域安全学会論文集,14,pp249-254.
- (38) 理化学研究所, 京コンピュータ, (http://www.aics.riken.jp/jp/), 最終アクセス日 2016 年 6 月 9 日
- (39) 堀宗朗朗,田中謙吾, Gholamreza, S.,市村強,小国健二,2010年,自然災害シミュレーションのための GIS から都市モデルへの汎用的データ変換, 土木学会論文集 A, 66(1), pp1-12.
- (40) 市村強, 堀宗朗, 篠竹英介, 2006 年, 統合地震シミュレーションと地域防災への応 用, 統合地震シミュレーションと地域防災への応用.
- (41) Hirokawa, Noriaki, and Toshihiro Osaragi, 2016, Earthquake Disaster Simulation System: Integration of Models for Building Collapse, Road Blockage, and Fire Spread, *Journal of Disaster Research (Special Issue on Disaster and Big Data)*, 11. 2, 175-187.
- (42) 大佛俊泰; 守澤貴幸, 2011 年, 都市内滞留者・移動者の多様な状態と属性を考慮した大地震時における広域避難行動シミュレーションモデル, 日本建築学会計画系論文集, 76.660, 389-396.
- (43) 首藤伸夫, 1992 年, 津波強度と被害:津波工学研究報告, 第9号 pp. 101-36
- (44) 越村俊一, 郷右近英臣, 2012 年, 2011 年東北地方太平洋沖地震津波災害における建 物脆弱性と津波被害関数, 土木学会論文集 B2, (68), I_336-I_340.
- (45) 越村俊一,行谷佑一,柳澤英明,2009 年,津波被害関数の構築, 土木学会論文集
 B65(4),320-331.

- (46) 林里美,成田裕也,越村俊一,2013 年,東日本大震災における建物被害データと数 値解析の統合による津波被害関数, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. B2, 69.2, I_386-I_390.
- (47) 堀宗朗, 宮嶋宙, 犬飼洋平, 小国健二, 2008 年, 地震時避難行動予測のためのエージェントシミュレーション. 土木学会論文集 A, 64(4), 1017-1036.
- (48) 今村文彦, 鈴木介, 谷口将彦, 2001 年, 津波避難数値シミュレーション法の開発と 北海道奥尻島青苗地区への適用, 自然災害科学, 20(2), 183-195.
- (49) 鈴木介, 今村文彦, 2005 年, 住民意識・行動を考慮した津波避難シミュレーション モデル, 自然災害科学, 23(4), pp521-538.
- (50) 東京大学地震研究所 堀・市村研究室, Integrated Earthquake Simulation, (URL: http://www.eri.u-tokyo.ac.jp/sensing_and_simulation/J/index.html/, 最終アクセス日: 2016年6月4日)
- (51)藤田零,吉田秀典,堀宗朗,&Wijerathne, M. L. L, 2015年,地震による建物被害を考慮した避難行動シミュレーション,土木学会論文集 A2,71(2), I_643-I_654.
- (52) ICHIMURA, T., SAMO, T., HORI, M., & ITAMI, H., 2014, Integrated earthquake simulator to generate advanced earthquake disaster information.

第2章 参考文献

- (1) 住宅・土地統計調査,総務省統計局, (http://www.stat.go.jp/data/jyutaku/index.htm), 最終アクセス日:2016年6月5日
- (2) 株式会社ゼンリン、「Zmap-TOWN II」
- (3) Ogawa, Y., Akiyama, Y. and Shibasaki, R., 2013, Evaluation of Catastrophic Earthquake Damage throughout Japan using Estimated Micro Data, CUPUM2013 conference papers, 103.
- (4) 株式会社アットホーム, 南関東(埼玉県, 千葉県, 東京都, 神奈川県)の不動産データ
- (5) 秋山祐樹,2010年、「都市空間の詳細時空間データセット開発と商業集積地域の時空間分析」、東京大学大学院新領域創成科学研究科社会文化環境学専攻平成 22 年 度博士論文
- (6) 加藤孝明, 程洪, 亜力坤玉素甫, 山口亮, 名取晶子, 2006年, 建物単体データを用い た全スケール対応・出火確率統合型の地震火災リスクの評価手法の構築, 地域安全 学会論文集, No. 9, pp. 279-288
- (7) 村尾修・山崎文雄,2000年,自治体の被害調査結果に基づく兵庫県南部地震の建物 被害関数,日本建築学会構造系論文集,527,pp189-196.
- (8) 長尾拓真; 山崎文雄, 2007年, 年新潟県中越沖地震における柏崎市の建物被害分析. 地域安全学会論文集, 14, pp249-254.
- (9) せたがや i-map (http://www.sonicweb-asp.jp/setagaya/),最終アクセス日:2016年
 6月6日
- (10)秋山祐樹,小川芳樹,仙石裕明,柴崎亮介,加藤孝明,2013年,大規模地震時におけ る国土スケールの災害リスク・地域災害対応力のためのミクロな空間データの基盤 整備,第47回土木計画学研究・講演集,CDROM392
- (11) Akiyama, Y., Takada, T., and Shibasaki, R., 2013, Development of Micropopulation Census through Disaggregation of National Population Census, The 13th International Conference on Computers in Urban Planning and Urban Management (CUPUM2013)
- (12) Breimman L, Random forests, Mach. Learn. 2001, Vol. 45, pp. 5-32
- (13) V. Vapnik and A. Lerner, 1963, Pattern recognition using generalized portrait method. Automation and Remote Control, 24.
- (14) Boser, B. E.; Guyon, I. M.; Vapnik, V. N., "A training algorithm for optimal margin classifiers". Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory -COLT '92. p. 144, 1992
- (15) Díaz-Uriarte, SA De Andres, Gene selection and classification of microarray data using random forest, BMC bioinformatics 7 (1), 3

- (16)小川芳樹,秋山祐樹,金杉洋,柴崎亮介,2015年,マイクロジオデータを用いたパー ソントリップの高精細化と人流データの開発,第 24 回地理情報システム学会研究 発表大会,F-2-4
- (17)「人の流れプロジェクト」,東京大学空間情報科学研究センター(CSIS), (http://pflow. csis. u-tokyo. ac. jp/),最終アクセス日:2016年6月6日
- (18) Sekimoto, Y., Shibasaki, R., Kanasugi, H., Usui, T., Shimazaki, Y., 2011, PFLOW: Reconstruction of people flow by recycling large-scale fragmentary social survey data, IEEE Pervasive Computing.
- (19)金杉洋・樫山武浩・関本義秀・柴崎亮介,2014年,大規模な人々の流動データセット整備へ向けた基盤技術の検討,第23回地理情報システム学会研究発表大会, E-1-4
- (20) ちずナビ, (https://www.nttdocomo.co.jp/service/information/map_navi), 最終アクセス日:2016年6月5日
- (21) ゼンリンデータコム, (http://www.zenrin-datacom.net/business/campaign/s01.html),
 最終アクセス日:2016年6月5日
- (22) Apichon Witayangkurn, 2013, A Study on Human Activity Analysis with Large Scale GPS Data of Mobile Phone using Cloud Computing Platform, 東京大学博士論文
- (23) 羽田野真由美・上山智士・秋山祐樹・Teerayut Horanont・柴崎亮介, 2012 年, GPS デ ータを用いた商業集積地来訪者の行動パターン抽出方法の検討, 地理情報システ ム学会講演論文集 CDROM: F-3-4
- (24) Ester, M. and Kriegel, H. P. and Sander, J. and Xu, X., 1996. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise, Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data mining, 226-231.
- (25) 金杉洋, 関本義秀, 樫山武浩, 2013 年, 人々の流動再現へ向けたオープンな鉄道インフラデータの構築, 地理情報システム学会講演論文集 CDROM:
- (26) 経済センサス,総務省統計局,(http://www.stat.go.jp/data/e-census/),最終アクセス日:2016年6月5日
- (27) 国勢調査,総務省統計局, (http://www.stat.go.jp/data/kokusei/2015/index.htm), 最終 アクセス日:2016年6月5日
- (28)秋山祐樹・金杉洋・関本義秀・柴崎亮介, 2012年, 住宅地図データを用いた人々の 時刻別空間位置の精細化, 第32回交通工学研究発表会論文集, pp. 317-323
- (29) Ogawa, Y., Akiyama, Y., Kanasugi, H., Sengoku, H. and Shibasaki, R., 2015, "Evaluating the Damage of Great Earthquakes in Aggregate Units Based on Detailed Population Distribution for Each Time Frame", Proceedings of CUPUM 2015, 316, 1-18.

第3章 参考文献

- 国立研究開発法人防災科学研究所地震調査研究推進本部, (http://www.bosai.go.jp/), 最終アクセス日:2016年6月5日
- (2) 独立行政法人防災科学研究所地震調査研究推進本部,確率的地震動地図技術報告書
- (3) 東北大学大学院工学研究科災害制御研究センター
- (4) 相田勇, 1981年, 東海道沖におこった歴史津波の数値実験, 東京大学地震研究所彙報, 56, pp. 367-390.
- (5) 相田勇, 1981 年, 南海道沖の津波の数値実験, 東京大学地震研究所彙報, 56, pp. 713-730.

第4章 参考文献

- (1) 中央防災会議, 2012年, 南海トラフの巨大地震 建物被害・人的被害の被害想定項 目及び手法の概要.
- (2) 東京都防災会議, 2012年, 首都直下地震等による東京の被害想定報告書
- (3) 高知県, 2013年, 資料3; 被害想定の計算方法
- (4) 大阪府, 2013 年, 被害想定の検討手法
- (5) 村尾修・山崎文雄, 2000年, 自治体の被害調査結果に基づく兵庫県南部地震の建物 被害関数, 日本建築学会構造系論文集, 527, pp189-196.
- (6) 長尾拓真; 山崎文雄, 2007 年, 年新潟県中越沖地震における柏崎市の建物被害分析. 地域安全学会論文集, 14, pp249-254.
- (7) 加藤孝明, 程洪, 亜力坤玉素甫, 山口亮, 名取晶子(2006) : 建物単体データを用い た全スケール対応・出火確率統合型の地震火災リスクの評価手法の構築, 地域安全 学会論文集 No. 8
- (8) 火災予防審議会・東京消防庁, 2005年, (火災予防審議会答申) 地震時における人口 密集地域の災害危険要因の解明と消防対策について
- (9) 高知県, 2010, 2010年消防年報
- (10) 火災予防審議会・東京消防庁, 1997 年, (火災予防審議会答申) 直前の地震を踏ま えた新たな出火要因及び延焼性状の解明と対策
- (11) 全国消防長会ホームページ(http://www.fcaj.gr.jp/). 最終アクセス日:2016年6月
 5日
- (12) 火災予防審議会・東京消防庁, 1997 年, (火災予防審議会答申) 直下の地震を踏ま えた新たな出火要因及び延焼性状の解明と対策
- (13) 神奈川県川崎市, 2005年, 神奈川県川崎市震災警防計画
- (14)総務省消防庁,2004年,「消防力の整備指針に関する答申(平成16年12月28日消防審議会)」
- (15) 越村俊一,行谷祐一,柳沢英明:津波被害関数の構築,土木学会論文集 B, Vol. 65 No.
 4, pp. 320-331, 2009
- (16) Breimman L, Random forests, Mach. Learn. 2001, Vol. 45, pp. 5-32
- (17) 杉本 知之,下川 敏雄,後藤 昌司:樹木接近傍法と近年の発展,計算機統計学
 Vol. 18(2), pp. 123-164, 2007
- (18) 国土交通省:復興支援アーカイブ: (http://fukkou. csis. u-tokyo. ac. jp/), 最終アクセス日:2016年6月5日

- (19) 枝松富英夫, 飯塚秀則:津波の陸上流速とその簡易推定法, 海岸工学論文集 Vol. 45, pp. 361-365, 1998
- (20)小谷美佐, 今村文彦, 首籐伸夫, 1988年, GIS を利用した津波遡上計算と被害推定法, 海岸工学論文集 Vol. 45, pp. 356-360
- (21) 国土数値情報ダウンロードサービス, (http://nlftp. mlit. go. jp/ksj/), 最終アクセス日:2016年6月5日

第5章 参考文献

- (1) 中央防災会議, 2012年, 南海トラフの巨大地震 建物被害・人的被害の被害想定項 目及び手法の概要.
- (2) 大阪府, 2013年, 被害想定の検討手法
- (3) 高知県, 2013年, 資料3; 被害想定の計算方法
- (4) Akiyama, Y., Takada, T., and Shibasaki, R., 2013, Development of Micropopulation Census through Disaggregation of National Population Census, The 13th International Conference on Computers in Urban Planning and Urban Management (CUPUM2013)
- (5) 国土交通省, 2012, 津波避難を想定した避難路, 避難施設の配置及び避難誘導について
- (6) 国土交通省, 2011年, 東日本大震災の津波被災現況調査結果(第3次報告)~津波 からの避難実態調査結果(速報)~

第6章 参考文献

1) Silverman, Bernard W., 1986, *Density estimation for statistics and data analysis*. Vol. 26. CRC press.

第7章 参考文献

1) Tibshirani, R. (1996). Regression shrinkage and selection via the lasso. J. Royal. Statist. Soc B., Vol. 58, No. 1, pages 267-288).

2) 文部科学省科学研究費補助金「新学術領域研究」平成 25 年度~29 年度 スパースモ デリングの深化と高次元データ駆動科学の創成, (http://sparse-modeling.jp/, 最終アクセ ス日: 2016 年 7 月 22 日)

3) Tsutomu Murata, Takashi Hamada, Tetsuya Shimokawa, Manabu Tanifuji, Toshio Yanagida Stochastic Process Underlying Emergent Recognition of Visual Objects Hidden in Degraded Images, PLoS ONE, 9, 12, 2014.

4) Stone, M. (1977). An asymptotic equivalence of choice of model by cross-validation and Akaike's criterion, J.

Roy. Statist. Soc. B, 36, 44-47.

第8章 参考文献

1) 内閣府, 2016年, 平成27年度企業の事業継続及び防災の取り組みに関する実態調 査

2) 日本経済団体連合会, 2016年, 大規模災害対応における官民連携の強化に向けて

1) 朱山裕宜, 2015 年, 企業間取引データと GPS データを用いた地域間資金流動ネット ワークの推定, 東京大学修士学位論文

2) 田村光太郎, 高安美佐子, 2014年, 企業間取引ネットワーク上でのお金流れのモデル 化とシミュレーション, 日本シミュレーション学会誌, 33, 4, pp262-268.

3) Reilly, W. J., 1931, The Law of Retail Gravitation, New York Knickerbocker

第9章 参考文献

1) NHK, 「震災ビックデータ File. 3」"首都圏パニック"を回避せよ", (https://www6. nhk. or. jp/special/detail/index. html?aid=20140302), 最終アクセス日 2016 年 6 月 10 日

謝辞

多くの方々のご指導ご協力があり、ここに一篇の博士論文を仕上げることができま した.皆様への感謝の気持ちを込めて、ここにお礼の言葉を述べさせていただきます.

主査である柴崎亮介教授には修士課程より5年間,懇切丁寧なご指導を賜りました. 研究の進め方,発表練習,成果の仕上げ方など最後の最後まで粘り強くご指導してくだ さったことに感謝しております.海外のお仕事でご多忙な中でも、ときにはオンライン ミーティングでご指導していただきました.そして私が迷いながら研究しているとこ ろを気にかけてくださったり,軌道修正して正しい出口を導いてくださりました.柴崎 先生から研究に対する考え方や社会に貢献できるような研究をする考え方にインスピ レーションをいただきました.このような先生のもと刺激的な研究生活が送れたこと は今後においても私の財産です.修士課程の内から文部科学省 Grene 事業や株式会社ゼ ンリンとの共同研究プロジェクトにも参加させていただき,色々な経験や人とのつな がりを提供していただき大変恵まれた環境で研究生活を過ごすことができました.こ こに厚くお礼申し上げます.

副査である社会文化環境学専攻の出口敦教授,都市工学専攻の浅見泰司教授,加藤孝 明准教授,社会基盤学専攻の関本義秀准教授には,研究の質を高めるための的確なご指 摘をいただき,研究内容の本質的なところから言葉の用い方や今後の展望など,種々の 貴重な助言を頂きました.加藤孝明先生には,修士1年のときから5年間一緒のプロジ ェクト(文部科学省 Grene 事業)に参加させていただき,豊富な知見から多くの貴重なア ドバイスをしていただき大変勉強になりました.全てのアドバイスを活かしきれなか ったのが残念ですが,今後の研究生活に生かしていきたいです.出口先生と浅見先生に は修士論文のときからご指導していただきました.実務に携わっておられる先生方の アドバイスはどれも新鮮かつ的確であり,パソコンに向かって座っているだけでは得 られない知見を得ることができ大変勉強になりました.関本先生には,入学当初から 色々とアドバイスをいただきました.特に人の流れデータは研究室に入ったときに感 動したことを今でも覚えており,大変刺激を受けました.以上の先生方のご意見は全て が示唆に富んだものであり,研究の深みを出す貴重な糧になりました.ここに厚くお礼 申し上げます.

東北大学の越村俊一教授には,詳細な津波シミュレーションデータのご提供頂きま した.ここに厚くお礼申し上げます.

秋山祐樹助教には,修士課程からの5年間,常に一緒に研究を指導してくださいました. 柴崎研究室に入ってから,研究テーマで悩んでいた私に色々と研究のご提案をして くださり,そのあとも Grene 事業,ゼンリンとの共同研究,国土政策事業,震災ビック データなど様々な貴重な研究時間を提供してくださいました.中でも国土政策事業と Grene 事業は本研究のベースになる部分であり,一緒に研究していただいたおかげで, プログラミングや GIS も身につき本論文が完成できたと考えております.今でも2人で 徹夜のブートキャンプをしてデータ整備したのを覚えております.秋山祐樹助教の研 究に対するストイックな姿勢にはいつも刺激を受けております.ここに厚くお礼申し 上げます.

金杉洋研究員には、人流データ整備に関して大変お世話になり、金杉洋研究員無しに 本論文を書く事は出来ませんでした.人流データに関して何度も無理なお願をしてし まい、ご迷惑をおかけし、どのように感謝を申し上げていいのかわからないくらいお世 話になりました.ここに厚くお礼申し上げます.

岡田真人先生にはスパースモデリングについてご指導を頂きました. 文部科学省 DIAS/Grene 事業都市課題グループにおいて東京大学,名古屋大学,九州大学の多くの 先生方とお仕事が出来たのは,研究生活での貴重な経験であり,広い知見を得ることが できました. ここに厚くお礼申し上げます.

また研究室の多くの方々に本当にお世話になりました.研究室秘書の秋枝久美子さ ん,本間理恵子さん,川端晴子さんには,出張などの数え切れない事務手続き,研究サ ポートをしていただき大変お世話になりました.おかげさまで5年間の良い研究生活を 送ることができました.深く感謝申し上げます.また小野さんには,隣の席でいつも楽 しい話や相談にも乗っていただきました.よくご飯に連れて行っていただき,笑いの絶 えない楽しい研究生活を過ごすことができました.心より感謝申し上げます.同期の桑 田さんには,同期として博士課程の3年間を共に過ごすことが出来て嬉しく思います. 研究内容は違うものの,優秀で豊富な知識を持った桑田さんならではのお話をしてい ただいたり,プライベートでもスキーに行って温泉入ったりと楽しく過ごすことがで きました.博士論文提出前には,一緒に頑張っている仲間がいて大変励みになりました. ありがとうございました.池澤くん,和田くん,西本さん,宮崎さん,上山さん,新井さ ん,大平さん,宮澤くん,藤原さん,松原さん,福島さん,長谷川さん,矢部くん,前田 くん,熊谷さん,ユットさん,アピチョンさん,他にも多くの研究室メンバー,卒業し ていったメンバーの方々には,何かとお世話になりました.充実した研究室生活を送る ことが出来たのは皆様のお陰です.ありがとうございました.

ここに挙げた方々以外にも,研究室内外を問わず,また研究以外での活動においても 多くの方々の力添えによって本論文を完成させることができました.この場をお借り して, 謹んでお礼申し上げます.

最後に,27歳までアルバイトもせず学生でいさせてもらい,物心両面において日々応援し支えてくれた両親・姉に心から感謝いたします.

2016年8月4日

大学・企業等の支援・協力があり本研究を実施することができた.ここに記して謝辞を 表する.

<大学> 東京大学 新領域創成科学研究過 空間情報科学研究センター(CSIS) 生産技術研究所(IIS) 東北大学 名古屋大学 九州大学 京都大学 東京工業大学 千葉大学 首都大学東京 奈良大学 津田塾大学

<学会> 社団法人地理情報システム学会 社団法人上木学会 社団法人リモートセンシング学会 G空間エキスポ学生運営委員会 Asian Conference on Remote Sensing (ACRS) Computers in Urban Planning and Urban Management (CUPUM) Geo-information for Disaster management (Gi4DM) International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS)

<<p><企業など> 株式会社ゼンリン 株式会社ゼンリンデータコム 株式会社帝国データバンク 株式会社 JPS ESRI ジャパン株式会社 日本放送協会 (NHK) 国土交通省 文部科学省 千葉県浦安市 静岡県沼津市