TerraSAR-X 画像の建物一棟ベース・解析区画ベース解析の融合による 津波被災地の建物流失被害の把握

郷右近英臣¹⁾、越村俊一²⁾、松岡昌志³⁾

1) 非会員 東京大学生産技術研究所、助教 博（工）
e-mail : gokon@iis.u-tokyo.ac.jp

2) 正会員 東北大学災害科学国際研究所、教授 博（工）
e-mail : koshimura@irides.tohoku.ac.jp

3) 正会員 東京工業大学大学院総合理工学研究科、准教授 博（工）
e-mail : matsuoka.m.ab@m.titech.ac.jp

要 約

本研究では、2011年の東北地方太平洋沖地震津波の被災地において、津波被災前後の高分解能合成開口レーダ（TerraSAR-X）画像を使用し、建物一棟毎と解析区画の2スケールの変化を利用した新しい建物被害把握手法を開発した。両手法の融合には、機械学習のDecision tree法(C4.5)を適用した。構築した建物被害分類手法の検証を宮城県仙台市において実施したところ、総合精度91.0%、カッパ係数0.82が得られ、その有効性を確認することができた。
キーワード： 津波、合成開口レーダ、建物被害

1. 序論

2011年3月11日、Mw9.0の地震とそれに伴う大津波により、東日本沿岸部は壊滅的な被害を受けた。本津波による死者・行方不明者は18,499人、全壊建物棟数は127,390棟に及んだ（警察庁、参照2014-08-10¹⁹⁾）。災害発生後には、現地調査をはじめ、数値解析や、ヘリコプターから撮影した動画の解析、航空機や人工衛星による被災地の観測データを基に、来襲した津波の規模や被害実態が明らかにされてきた

（Koshimura et al., 2013⁸⁾, 2014⁹⁾）。このように、被災地の被害把握には様々な手段が用いられるが、災害発生直後に、広域に及ぶ被害の全容を早期に把握するには、リモートセンシング技術が有効である（Dell'Acqua et al., 2012⁴⁾）。特に、全天候性の合成開口レーダ（Synthetic Aperture Radar : SAR）は、緊急時の被害把握に適している。

TerraSAR-XやCosmoSkyMedのような高分解能SAR衛星の打ち上げに伴い、高い分解能を生かした、建物一棟毎の被害把握手法が発展してきた（Brunner et al., 2010²⁾; リュウら、2012²³⁾; Liu et al., 2013¹⁰⁾; 堺ら、2013²²⁾）。さらに最近では、合成開口レーダのサイドルッキングを利用し、建物壁面部の被害把握手法の検討も行われている（Yamazaki et al., 2013¹⁷⁾）。このような建物一棟毎の被害把握手法が開発されてきた一方で、広域に及ぶ被害を短時間で把握するのに有利な、解析区画毎に建物被害を把握する手法も開発されてきた（Matsuoka et al., 2004¹²⁾, 2005¹³⁾, 2010¹⁴⁾, 2013¹⁵⁾）。解析区画の形状としては、正方格子が使用される事が多かったが、近年では、被害状況に応じて適切な解析区画の形状を決定した後、各解析区画の建物被害を推計する手法も提案されている（郷右近ら、2014²⁰⁾）。

これまでに提案されてきた建物一棟ベースの解析手法は、建物輪郭内の後方散乱係数の変化を利用して、建物被害を分類するアプローチが主流であった。本アプローチは、建物一棟毎に生じた後方散乱係数の変化が建物被害の有無と関係する場合には有効であるが、実際には、建物被害とは関係のない要因により、建物輪郭内の後方散乱係数が変化することもあり、誤分類を生じる事がある。その一方、解析区画ベースの解析手法では、解析区画内で後方散乱係数の変化を平均化するため、建物一棟毎の被害把握は行えないものの、被災地の状況によっては、建物一棟ベースの解析手法よりも高い精度で被害を推計できることがある。そこで本研究では、これらの建物一棟ベースの解析手法と解析区画ベースの解析手法を組み合わせることにより、津波被災地の流失建物を建物一棟ベースで抽出する手法を開発する。

2. 研究対象領域と使用したデータセット

2011年3月11日の東北地方太平洋沖地震津波により甚大な被害を受けた、宮城県仙台市若林区荒浜地区を研究の対象領域とする（図1(A)、(B)）。建物被害の把握には、被災前の2010年10月20日（UTC）と被災後の2011年3月12日（UTC）の津波被災地を捉えた、TerraSAR-X画像を使用した（図1(C)、(D)）。撮影時の入射角は37.3度である。画像の撮影はStripMapモードで行われ、空間分解能は約3 mである。また、実際の被災地の状況を把握するために、2010年8月4日（UTC）と2011年3月14日（UTC）の津波被災地を捉えた、World View-II画像を使用した（図1(E)、(F)）。建物位置の特定には、ゼンリン電子地図(Zmap-TOWNII)を使用した(株式会社ゼンリン、参照2011-04-01¹⁸⁾)。また、建物被害推計結果の検証には、Gokon et al. (2012⁵⁾)により提案された、流失建物地図を使用した（図1(G)）。

3. 研究の手法

建物一棟ベースの解析手法と、解析区画ベースの解析手法を組み合わせる事により、流失建物被害の把握を行う。まず被災前後のTerraSAR-X画像へ前処理を施した後、建物一棟ベースで流失建物を抽出する。次に、郷右近ら（2014²¹⁾）の手法に基づき、オブジェクトベース解析より作成した解析区画毎に、建物流失率を推計する。最後にこれらの解析結果を組み合わせる事により、新たに建物一棟ベースで流失建物の抽出を行う手法を開発する。

3.1 前処理

TerraSAR-X画像の前処理として、最初にキャリブレーションにより、Digital Numberから後方散乱係数(dB)へ変換した。次に、ウィンドウサイズ3×3のLeeフィルタにより、スペckルノイズを軽減した(Lopesら、1990¹¹⁾)。最後に、正規化相互相関に基づき、被災前後の画像の位置合わせ補正を行った。

3.2 建物一棟ベースの被害把握

高分解能のSAR画像上では、建物壁面部はレイオーバーという現象により、高い後方散乱係数を示す。一方、建物が完全に流失すると、レイオーバーエリアが消失し、後方散乱係数は減少する。本特性に着目し、一棟毎に流失建物を抽出する。

まず、建物輪郭とその近傍に生じた変化を抽出するために、建物輪郭データを外側に10 m拡張する（図2 A-1、A-2）。次に図2(B-1 - B-4)のように後方散乱係数が-4dB以上の画素を、レイオーバーにより後方散乱係数が上昇した領域として抽出した。そして、各建物の拡張輪郭内において、以下の式によりレイオーバーエリアの変化率 Cr を計算した（Gokon et al., 2013⁶⁾、郷右近ら、2013²⁰⁾）。

$$Cr = 1 - \frac{Areas_{intersect}}{Areas_{pre}} \quad (1)$$

図1 研究の対象領域と使用したデータセット：(A)、(B) 研究の対象領域、(C) 被災前のTerraSAR-X画像 (2010年10月20日、UTC)、(D) 被災後のTerraSAR-X画像 (2011年3月12日、UTC)、(E) 被災前のWorld View-II 衛星画像 (2010年8月4日、UTC)、(F) 被災後のWorld View-II衛星画像 (2011年3月14日、UTC)、(G) 検証用の建物実被害データ)

ここで、 $Area_{intersect}$ は被災前と被災後のレイオーバーエリアの重複面積、 $Area_{pre}$ は被災前のレイオーバーエリアの面積である。建物被害分類のための Cr の閾値を決定するために、あらかじめ目視により判読した対象領域内の「流失」・「残存」の建物一棟毎の実被害データに、計算した Cr の値を割り当て、各グループにおいて Cr に関する確率密度関数を作成した後、その2つの密度関数の交点より、 Cr の閾値を0.69と決定した。そして、各建物の属性として割り当てられた Cr が閾値0.69よりも大きい場合には、「流失」、それ以下の場合には「残存」として、流失建物の抽出を行った。本手法により流失建物を抽出した結果を、図2(C-1)、(C-2)に示す。これらの解析結果を評価するために、総合精度とカッパ係数を計算した。総合精度は、全体の建物棟数のうちの、正しく「流失」と判定された建物棟数と、正しく「残存」と判定された建物棟数の和の割合である。建物被害分類の総合精度は82.5%、建物被害把握の網羅率と的中率の一致度を示す指標のカッパ係数は0.65であり、本手法でも概ね良好に流失建物を抽出できる事が確認できた。

図2 (C-2)において、(C-1)と比較し、中央から左下にかけて、残存した建物が流失と判定された。これらを引き起こした要因を調べるために、本地域において被災前後の高分解能衛星画像との比較を行った。その結果、瓦礫や建物が建物壁面に漂着し、レイオーバーエリアが消失もしくは移動した事により、被害の過大評価が生じた事がわかった。

図2 建物一棟ベースの建物被害把握：(A-1、A-2) 建物輪郭データと拡張した建物輪郭、及び TerraSAR-X画像(A-1)とWorld View-II衛星画像(A-2)、(B-1 - B-4) (B-1)と(B-3)は、被災前のレイオーバーエリアと被災前TerraSAR-X画像(B-1)および被災前World View-II画像(B-3)、(B-2)と(B-4)は被災後のレイオーバーエリアと被災後TerraSAR-X画像(B-2)および被災後World View-II画像(B-4)、(C-1、C-2) 実際の建物被害データ(C-1)と、建物被害抽出結果(C-2)。

3.3 解析区画に基づく建物流失率推計

郷右近ら(2014²¹⁾)の手法に基づき、解析区画に基づく建物流失率推計を実施する。まず、被災前後の TerraSAR-X画像により、相関係数を計算する。相関係数は以下の式により定義される。

$$r = \frac{N \sum_{i=1}^N I a_i I b_i - \sum_{i=1}^N I a_i \sum_{i=1}^N I b_i}{\sqrt{\left(N \sum_{i=1}^N I a_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N I a_i \right)^2 \right) \left(N \sum_{i=1}^N I b_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N I b_i \right)^2 \right)}} \quad (3)$$

ここで i はピクセル番号、 $I a_i$ と $I b_i$ は津波被災前後の後方散乱係数、 N は $225(=15 \times 15)$ である。被災前後で大きな変化が生じた場所では、相関係数は低い値を示し、被災前後の変化が小さな場合には、相関係数は高い値を示す。言い換えると、ほとんどの建物が流失したような、被害の甚大な被災地では相関係数は低い値を示し、多くの建物が残存したような、被害の軽微な領域の相関係数は高い値を示す。一方、残存建物の間に瓦礫が散乱したような、被害甚大な被災地と被害軽微な被災地の中間に位置するような被災地では、軽微な被害を受けた領域よりはわずかに低い相関係数を示すものの、被害甚大な領域よりは高い値を示す。図3(A)に計算した相関係数の画像を示す。図中赤線は、建物輪郭データを基に作成した建物域マスクである。

図3 解析区画ベースでの建物被害推計。(A) 相関係数画像と建物域の境界（図中赤線）、(B) 建物域のセグメンテーション例、(C) 実際の建物流失率、(D) 推計建物流失率

相関係数画像にRegion growing法に基づくセグメンテーション処理を施し、建物域をオブジェクトへ分割した。これは画像上の複数のピクセルを統合し、オブジェクトの作成を行う処理である。セグメンテーションは、画像中の隣接するピクセル間の画素や形状の特徴の同質性に基づき行われる（Benz et al., 2004¹⁾）。オブジェクトへの分割には、米国Trimble社の画像解析ソフトeCognition Developer(ver.8.64.0)の“multi resolution segmentation”という機能を使用した。最終的にオブジェクトの生成に使用したパラメータは、“Scale parameter”を200、“Shape”を0.1、“Color”を0.9、“Smooth”を0.5、“Compactness”を0.5である。建物域のオブジェクトへの分割結果を、図3(B)に示す。

次に、オブジェクト毎に相関係数の平均値を計算した後、郷右近ら(2014²¹⁾)により提案された建物流失率推計式を各オブジェクトの相関係数の平均値に掛けあわせることにより、建物流失率の推計を実施する。建物流失率推計式を以下に示す。

$$Pd = 1.17 - \frac{1.17}{\left(1 + \exp\left(-\frac{Rm - 0.24}{0.085}\right)\right)} \quad (4)$$

ここで、 Rm は各オブジェクトにおける相関係数の平均値、 Pd は流失建物の推計流失率である。本式は、仙台平野の建物棟数を30棟以上含むオブジェクトにおいて、相関係数と建物流失率の関係に回帰分析を施す事により得られたものである。本式により推計した流失率と実際の流失率を図3(C)、(D)に示す。推計流失率に、オブジェクト内の建物棟数を掛け合わせる事により推計した建物被害棟数と、実際の建物被害棟数の比較図を図4に示す。実被害データと推計結果のピアソン積率相関係数は0.998であり、両者の間に高い相関を確認する事ができた。特に、オブジェクトに含まれる建物棟数が多くなるほど、その整合性は高くなる事がわかった。さらに、実際の流失棟数1574棟に対し、推計建物棟数は1652棟であり、概ね5%程度の誤差の範囲内で、高精度に仙台市の流失建物棟数の推計を行える事がわかった。本手法の他地域での適用性に関する検討は、郷右近ら(2014²¹⁾)でも既に行われており、同等の精度で被害推計できる事が確認されている。

図4 解析区画ベース解析による建物被害棟数推計結果と、実際の建物被害棟数の比較

3.4 建物一棟ベースと解析区画ベースの手法の融合による建物被害把握

最後に、建物一棟毎のレイオーバーエリアの変化率 Cr と、建物の流失率 Pd を説明変数、建物被害の“流失”と“残存”を従属変数とした、建物被害分類モデルを構築する。変数 Cr と変数 Pd 、建物被害の関係を図5 (A) に示す。本図の右上に流失建物が多く分布している事より、流失建物の変数 Cr と変数 Pd は高い値を持つ傾向がある事がわかる。このような流失建物を分類するための、適切な閾値を決定するために、Quinlan (1993¹⁶⁾)により提案されたDecision tree法(C4.5)を適用する。本手法の適用には、オープンソースのデータマイニングツールWEKA (Ver.3.6.9)を使用した (Hallら、2009⁷⁾)。Decision treeとは、データを分類する基準をノード (節) とし、分類結果をリーフ (葉) とする木構造の、分類器のことである。C4.5による分類器の構築は、学習データにおける不純度に着目して行われ、不純度の指標としてはシャノンのエントロピー理論が使用される。シャノンのエントロピーは以下の式により定義される。

$$i(N) = -\sum_j p(\omega_j) \log_2 p(\omega_j) \quad (5)$$

ここで、 N はノードの番号であり、 ω_j は木構造内の j 番目のカテゴリー、 $p(\omega_j)$ はカテゴリー ω_j に含まれている「流失」と「残存」の2クラスの割合である。パラメータと分類の変数 Cr と変数 Pd の閾値は、各ノードにおいて、以下の式で定義される不純度の減少量が、最大になるように決定される。言い換えると、変数 Cr 、被害率 Pd 、流失被害の有無の3種類の属性が割り当てられた建物一棟毎のデータを、最もエントロピーの下がるように分類している。

$$\Delta i(N) = i(N) - P_L i(N_L) - (1 - P_L) i(N_R) \quad (6)$$

ここで、 N_L と N_R は、それぞれ左と右へ分岐するノードであり、 P_L は左のノードへ分類されるパターンの比率である。どの変数に基づきノードへの分類を行うかは最初の段階では決まっておらず、最もエントロピーを下げるのに有効な変数を各ノードにおいて、選択する。C4.5により構築したDecision treeを図5 (B) に示す。なお、過学習を避けるために、モデルを10分割し、交差確認法により最適なモデルを決定した。

流失建物被害の分類結果を図6と表1に示す。表1では、U.A. (User's Accuracy, 的中率) とP.A. (Producer's Accuracy, 網羅率)、総合精度の3つの尺度により、精度評価を実施した。建物一棟ベース

の手法では、被害分類の総合精度が82.5 %、カッパ係数が0.65であったのに対し、建物一棟ベースの手法と解析区画ベースの手法を組み合わせた新しい手法は、総合精度91 %、カッパ係数が0.82と、8.5 %程度、高い精度で被害を抽出できる事がわかった。

図5 (A)各建物におけるレイオーバーエリアの変化率(Cr)と、オブジェクト毎に推計した流失率(Pd)の比較図。図中赤色は流失建物、青色は残存建物。(B)機械学習により最終的に得られたDecision tree。

図6 Decision treeによる建物被害抽出結果。(A)実際の流失建物、(B)抽出した流失建物。

表1 Decision tree法による建物被害推計結果

		Estimated result		
		Washed away	Surviving	P.A.(%)
Truth	Washed away	1405	169	89.26
	Surviving	114	1467	92.79
	U.A.(%)	92.50	89.67	91.03

4. 考察

流失建物の抽出には、従来の建物一棟毎の変化のみに着目した手法よりも、建物一棟毎の変化に加え、建物を含む解析区画の変化を説明変数に加えた手法の方が、精度良く建物被害を抽出できることがわかった。また、純粋に地域全体の流失建物棟数を推計する場合、地域全体の建物被害棟数を推計するには、被災前後の相関係数画像をオブジェクトベース解析により解析区画へ分割し、各区画で推計した流失率

と区画内の建物棟数を掛け合わせるアプローチが有効であることがわかった。

建物一棟毎の変化に着目した場合、外的損傷が少ない建物の場合でも、周囲に瓦礫等が漂着する事により、レイオーバーエリアが移動、もしくは消失することがある。また、建物が完全に流失した場合でも、建物基礎部分でマイクロ波が二回反射を引き起こし、被災前にレイオーバーエリアであった場所の後方散乱係数が現象しない事もある。このような建物一棟ベースのアプローチにより被害把握が困難な建物の被害を判定するには、解析区画ベースの解析により算出した区画内の後方散乱係数の変化量を基に、統計的に予測する必要がある。このような事例に対し、本論文で提案した手法は有効であると推察される。

一方、モデルの汎用性については、今後検証を実施する必要がある。本研究で対象にした領域は非常に狭い範囲であり、本手法がどのような条件を持つ地域へ適用可能なのかについては、今後検討を行っていく必要がある。さらに、レイオーバーエリアは画像撮影時の入射角に依存するものであり、入射角と地表の建物密集度の条件によっては、レイオーバーエリアが複数の建物間で大きく重複し、一棟毎の建物被害推計精度が大きく下降する可能性もある。今後、このような異なる条件に対するモデルの適用性についても、改善していく必要がある。

また、本手法は建物一棟毎の位置を知るための建物輪郭データを必要とするものである。建物輪郭データを入手可能な国や地域では、災害発生直後にも本手法を適用する事が可能であるが、建物輪郭データの整備されていない一部の国に対しては、まず最初に建物位置の特定を行う必要があり、即時的な被害把握のためには、異なるアプローチを展開する必要がある。

5. 結論

本研究では、2011年東北地方太平洋沖地震津波被災地において、被災前後のTerraSAR-X画像を使用し、建物一棟ベースの解析手法と、解析区画ベースの解析手法を融合することにより、新しい建物被害分類モデルを構築した。分類モデルの構築は、機械学習のDecision tree法(C4.5)により行い、過学習を避けるために、10分割の交差確認法を適用した。本分類器の検証を宮城県仙台市において実施したところ、総合精度91.0%、カッパ係数0.82の高い水準で被害分類を実施できることを確認できた。建物一棟ベースの解析では、総合精度82.5%、カッパ係数0.65の分類精度であったのに対し、本研究で提案した手法では約8.5%高い精度で被害分類を行うことができた。

以上の結果より、津波被災地において建物一棟毎の被害を抽出する場合、建物一棟毎の変化だけでなく、さらに広い、解析区画ベースの変化も利用した方が、より高い精度で被害を推計できる事がわかった。

謝 辞

TerraSAR-X画像は株式会社パスコとの共同研究の一環として提供を受けた。本研究の一部は東北大学災害科学国際研究所プロジェクト経費、科学研究費補助金（課題番号：25242035、24241059）、JSPS特別研究員奨励費（課題番号：24・5839）の補助を受けて実施された。ここに記して謝意を表する。

参考文献

- 1) Benz, U. C., P. Hofmann, G. Willhauck, I. Lingenfelder, and M. Heynen : Multi-resolution, Object-oriented Fuzzy Analysis of Remote Sensing Data for GIS-ready Information, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 58. No. 3, 2004, pp.239-258.
- 2) Brunner, D., G. Lemoine and L. Bruzzone : Earthquake Damage Assessment of Buildings Using VHR Optical and SAR Imagery, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 48, No. 5, 2010, pp. 2403-2420.
- 4) Dell'Acqua F. and P. Gamba : Remote Sensing and Earthquake Damage Assessment: Experiences, Limits, and Perspectives, Proceedings of the IEEE, Vol. 100, No. 10, 2012, pp. 2876-2890.
- 5) Gokon H. and S. Koshimura : Mapping of Building Damage of the 2011 Tohoku Earthquake Tsunami in Miyagi Prefecture, Coastal Engineering Journal, Vol. 54, No. 1, 2012, p.12.

- 6) Gokon, H., J. Post, E. Stein, S. Martinis, A. Twéle, M. Mück, S. Koshimura : A Radar-based Method for Detecting Tsunami Devastated Areas Using Machine Learning Algorithm, Proceedings 34th Asian Conference on Remote Sensing, Oct, 20-24, CD-ROM, 2013.
- 7) Hall, M., E. Frank, G. Holmes B. Pfahringer, P. Reutemann, Ian H. Witten : The WEKA Data Mining Software: an Update; ACM SIGKDD Explorations Newsletter, Vol. 11, Issue 1, pp. 10-18, 2009.
- 8) Koshimura S., S. Hayashi and H. Gokon : Lessons from the 2011 Tohoku Earthquake Tsunami Disaster, Journal of Disaster Research, Vol.8, No.4, 2013, pp. 549-560.
- 9) Koshimura S., S. Hayashi and H. Gokon : The Impact of the 2011 Tohoku Earthquake Tsunami Disaster and Implications to the Reconstruction, Soils and Foundations, Vo.54, No.4, 2014, pp.560-572.
- 10) Liu, W., F. Yamazaki, H. Gokon and S. Koshimura : Extraction of Tsunami-flooded Areas and Damaged Buildings in the 2011 Tohoku-oki Earthquake from TerraSAR-X Intensity Images, Earthquake Spectra, Vol. 29, No. S1, 2013, pp. 183-200.
- 11) Lopes, A., R. Touzi, and E. Nezry : Adaptive Speckle Filters and Scene Heterogeneity, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 28. No. 6, 1990, pp. 992- 1000.
- 12) Matsuoka M. and F. Yamazaki : Use of Satellite SAR Intensity Imagery for Detecting Building Areas Damaged due to Earthquakes, Earthquake Spectra Vol. 20, No. 3, 2004, pp. 975-994.
- 13) Matsuoka M. and F. Yamazaki : Building Damage Mapping of the 2003 Bam, Iran, Earthquake Using Envisat/ASAR Intensity Imagery, Earthquake Spectra Vol. 21, No. S1, 2005, S285-S294.
- 14) Matsuoka M., S. Koshimura and N. Nojima : Estimation of Building Damage Ratio due to Earthquakes and Tsunamis Using Satellite SAR Imagery, Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2010 IEEE International, 2010, pp. 3347-3349.
- 15) Matsuoka M. and M. Estrada : Development of Earthquake-induced Building Damage Estimation Model Based on ALOS/PALSAR Observing the 2007 Peru Earthquake, Journal of Disaster Research, Vol.8, No.2, 2013, pp. 346-355.
- 16) Quinlan, J. R. : C4.5:Programs for Machine Learning. San Mateo, Calif.: Morgan Kaufmann, 1990, p.270.
- 17) Fumio Yamazaki, Yoji Iwasaki, Wen Liu, Takashi Nonaka and Tadashi Sasagawa : Detection of Damage to Building Side-walls in the 2011 Tohoku, Japan Earthquake Using High-resolution TerraSAR-X Images, SPIE 8892, Image and Signal Processing for Remote Sensing XIX, 2013, pp. 889212.
- 18) 株式会社ゼンリン : 住宅地図データベース (Zmap-TOWN II) 、
<http://www.zenrin.co.jp/product/gis/zmap/zmaptown.html>、2011年.
- 19) 警察庁 : 平成23年(2011年)東北地方太平洋沖地震の被害状況と警察措置、
<http://www.npa.go.jp/archive/keibi/biki/index.htm>、2014年.
- 20) 郷右近英臣、J. Post、E. Stein、S. Martinis、A. Twéle、M. Mück、越村俊一 : TerraSAR-X画像の機械学習による津波被災地の自動検出、土木学会論文集B2(海岸工学)、Vol.69、No.2、2013年、pp. 1441-1445.
- 21) 郷右近英臣、越村俊一、松岡昌志 : TerraSAR-X画像のオブジェクトベース解析による建物被害推計技術の開発、土木学会論文集B2(海岸工学)、Vol.70、No.2、2014年、pp. 1481-1485.
- 22) 堺友里、越村俊一、松岡昌志 : TerraSAR-X強度画像の変化に着目した津波被災地の建物被害程度の把握、土木学会論文集B2(海岸工学)、Vol.69、No.2、2013年、pp. 1456-1460.
- 23) リュウ・ウェン、山崎文雄、郷右近英臣、越村俊一 : 高解像度SAR画像を用いた東北地方太平洋沖地震における津波湛水域と建物被害の抽出、日本地震工学会論文集、Vol.12、No.6(特集号)、2012年、pp. 73-85.

(受理: 2015年3月20日)

(掲載決定: 2016年1月12日)

Integration of Building Unit Based and Zonal Based Approaches to Detect Washed-away Buildings in a Tsunami Affected Area Using TerraSAR-X Data

GOKON Hideomi ¹⁾, KOSHIMURA Shunichi ²⁾ and MATSUOKA Masashi ³⁾

1) Institute of Industrial Science, The University of Tokyo, Dr. Eng.

2) Member, Professor, Tohoku University, Dr. Eng.

3) Member, Associate Professor, Tokyo Institute of Technology, Dr. Eng.

ABSTRACT

A new method to detect buildings washed away by a tsunami is proposed using high-resolution Synthetic Aperture Radar (TerraSAR-X) data. The main focus of this study is to integrate building unit based approach and zonal based approach to detect building damage at a building unit scale. These were integrated based on decision tree application (C4.5) of machine learning algorithm. Finally, classifier for detecting washed-away buildings was developed and applied to Sendai coast, performing 91.0 % overall accuracy and kappa statistic of 0.82.

Keywords: Tsunami, Synthetic Aperture Radar, Building damage