

合成開口レーダーを用いた建物損傷レベル把握の 高精度化・定量化に関する研究

星 野 景* 永 井 裕 人**

キーワード：合成開口レーダー、コヒーレンス、バイルート、災害、爆発

1. 序論

衛星リモートセンシングは大規模な災害の状況把握に有用な手段である。特に合成開口レーダー（SAR: Synthetic Aperture Radar）は地球観測衛星から地表に照射し反射・散乱してセンサへ返ってくるマイクロ波を測定する。昼夜・天候を問わず観測が可能であるため、光学衛星より確実なデータ取得が期待されている（e.g. Joyce et al., 2014; Plank, 2014; Elliott, 2020）。SARは自然災害によって生じた建物の損傷モニタリングにも広く使われている（e.g. Tsokas et al., 2022; Al Shafian, & Hu, 2024）。最もシンプルな手法は災害前後の後方散乱係数（衛星が受信するマイクロ波の強さ）の変化によって建物損傷を検知する方法である（Matsuoka & Yamazaki, 2004; 2005）。近年では干渉SAR解析（InSAR: Interferometric SAR）や偏波SAR解析（PolSAR: Polarimetric SAR）などの発展的手法が開発されている（e.g. Sun et al., 2022; Du et al., 2024）。InSARはSAR画像の各画素に生じる位相の差を解析し、主に地表面変位量を測定する手法であり、PolSARは垂直・水平のそれぞれの向きに送受信される電波の反射特性を利用する手法である。さらに最近では畳み込みニューラルネットワーク（CNN）やリカレントニューラルネットワーク（RNN）など人工知能を応用した手法も注目されている（e.g. Chen et al., 2019; Nex et al., 2019）。

しかし高層ビルやマンションなど一般的な市街地の建物は直角構造を多く持つ。SAR観測では2回反射が強く期待されるが、これらが損傷を受けると、瓦礫や破損により極めて複雑な散乱プロセスに変化する。その際には干渉性が失われ、散乱モデルも非常に複雑になる。汎用性の高い解析手法構築を念頭に置いた場合、事例に

よって様々な被災状況から一般解を示すには、十分な検証量が必要と見込まれる。さらに人工知能の運用には十分な計算機資源が必要であり、実利用・定常運用が可能な組織は限られる。災害時に速やかに運用するという実用性を重視した場合、より堅牢で利用しやすい解析手法を選ぶ必要がある。

したがって、本研究では上記手法とは異なり、コヒーレンスを用いた解析手法に注目する。SAR解析手法の一つであるコヒーレンス解析は、観測時期の異なる位相画像間における干渉のしやすさ、すなわち画像類似性を比較し、地上物体の形状変化を検出するものである（Touzi et al., 1999）。これまで地震等による建物損傷において多数の成果を上げてきた（e.g. Watanabe et al., 2016; Chen et al., 2018; Ge et al., 2020）。

コヒーレンスの空間分布は、広域における建物損傷を均一に把握でき、災害対応の意思決定に役立つと期待されるが、災害前後の観測間隔が大きい場合、災害に無関係な自然なコヒーレンスの低下が生じ、精度低下の原因となる。また正確な被害状況把握のためには大小様々な建物損傷の程度に対する検出感度を知っておく必要がある。

そこで本研究では、2020年8月にレバノンの首都ベイルートで発生した爆発事故を対象とし、建物損傷レベルとコヒーレンス低下の関係を比較・検討する。この爆発事故の被害については米国航空宇宙局（NASA）等が解析結果を早くに公表しているが、速報性を重視しているためSAR観測の感度・精度を検証するに至っていない（NASA, 2020）。その後の研究の多くは爆発中心に近い建物の写真数件による検証に留まるなど、網羅的な検証には至っていない（Agapiou, 2020; ElGharbawi and Zarzoura, 2021; Pilger et al., 2021）。Sadek, et al. (2022)

* 三菱電機インフォメーションネットワーク株式会社

** 立正大学地球環境科学部

は現地踏査により得られた損傷建物の分布をもとに、SAR解析結果の網羅的検証を実施している。

このような大規模災害の際にはSAR・光学衛星ともに緊急観測が実施されることが多い。光学衛星観測によってSAR観測結果を十分に検証できることが示されれば、現地調査に依存しない検証手法の確立と事例蓄積が進むことが期待される。本研究の目的は、高分解能光学衛星画像を用いて判読した建物損傷とSARコヒーレンス低下量との対応関係を定量的に評価し、SAR衛星を活用した災害モニタリング手法の高度化および堅牢化に必要な知見を得ることである。

2. 災害事例

2020年8月4日18時頃、レバノン・ベイルートの港湾倉庫において大規模な爆発が発生した（Al-Hajj et al., 2021; Kheir et al., 2021; Sadek et al., 2022）。原因は貯蔵されていた硝酸アンモニウムとされている。市街地には木造建築がほとんどなく、コンクリート建築やレンガ造りが大半を占めている。この爆発により広範囲にわたって建築物が破壊され（爆発前：図1 a；爆発後：図1 b）、200人以上が死亡し、6500人以上が負傷した（Al-Hajj et al., 2021）。M3.3相当の地震波が観測され、この爆発によって発生した爆風は近隣国のイスラエルやキブ

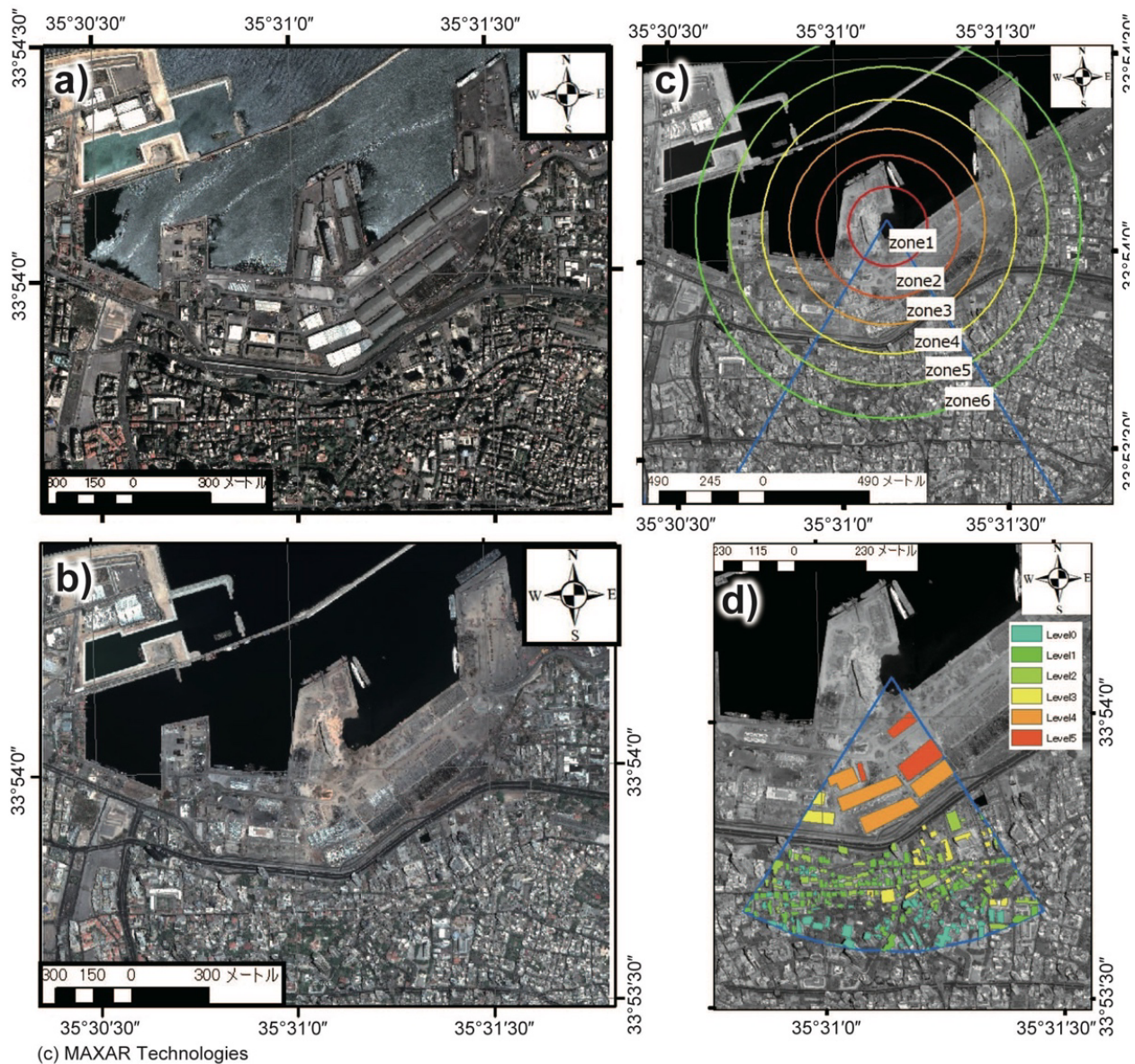


図1 レバノン・ベイルート港における(a)爆発前（2020/7/31）および爆発後（2020/8/16）の高分解能光学衛星画像。(c)同心円の南側に設定された解析区域における(d)建物損傷レベル。

ロスでも検知された (Pilger et al., 2021)。

3. データ

3.1. 合成開口レーダー

Sentinel-1はヨーロッパ宇宙機関 (ESA: European Space Agency) の地球観測プログラム《コペルニクス計画》において開発された、CバンドSARを搭載する地球観測衛星である (Malenovsky et al., 2012)。1号機 (Sentinel-1A) は2014年4月に打ち上げられ、同型複数機でのコンステレーション運用を行う。

搭載されたSARの中心周波数は5.41 GHzであり、複数のモードで多偏波観測が可能である。本研究では Interferometric Wide Swath (IW) モード、VV/VH偏波観測によって取得された垂直単偏波 (VV) データを使用した (表1)。空間分解能は5×20 mであり、250 kmの観測幅をもつ。市街地にはビル壁のように直角の

構造物が多く、このような場合には地面と建物外壁によって2回反射が顕著に生じる。異なる入射角で生じる差異を評価するため、上昇 (北向)・下降 (南向) の2つの異なる軌道からの爆発前後の観測データを用いた。

3.2. 高分解能光学衛星

本研究では建物損傷レベルの目視判読のため、高分解能光学衛星 WorldView-2/3 (Maxar Technologies社) の観測画像を使用した (表2; 図1a; 1b)。空間分解能はそれぞれ50 cm、30 cmである。これらの衛星は衛星本体を観測対象に向けるボディポインティングを多用するためオフナディア角が一定ではないが、直下視ではないことで壁面まで含めた建物損傷をよりの確に目視確認できることが期待される (Dalla et al., 2015; Wen et al., 2021)。爆発前 (2020/7/31) と爆発後 (2020/8/16) に取得されたオフナディア角の差が5°程度のペア画像を使用した (表2)。

表1 衛星データの仕様

観測衛星	軌道方向	軌道番号	観測日	観測タイミング	
Sentinel-1A	上昇	87	2020/07/11	爆発前ペア	爆発前後ペア
			2020/07/23		
			2020/08/04		
	降下	21	2020/07/07	爆発前ペア	爆発前後ペア
			2020/07/31		
			2020/08/12		
	空間分解能 (cm)	オフナディア角 (°)			
WorldView-2	50	17.2	2020/07/31	爆発前	
WorldView-3	30	24.5	2020/08/16	爆発後	

表2 建物損傷レベルの定義 (Okada et al. 2000)

被害レベル	被災名称	被害状況
0	None	被害なし。
1	Slight Damage	壁面に亀裂。まれに漆喰壁の小片落下。
2	Moderate Damage	多くの壁に亀裂。漆喰壁の落下が目立つ。
3	Heavy Damage	殆どの壁に深くて大きな亀裂。構造要素の一部が破壊。
4	Very Heavy Damage	壁面は重度の破壊。スラブの一部が破壊。構造要素はお互いの連続性を失う。
5	Destruction	完全またはほとんど完全に崩壊。

4. 手法

4.1.3 時期コヒーレンス解析

本研究では3時期コヒーレンス解析を実施する。これは災害前後のペア画像におけるコヒーレンス低下量から災害前2シーン間で自然に生じるコヒーレンス低下量を除去することで、災害のみで生じた変化を抽出する手法である（e.g. Watanabe et al., 2016）。合成開口レーダーの干渉度 γ は干渉位相のばらつきを0から1の値で規格化したもので、式（1）で表される。

$$\gamma = \left| \frac{E\langle I_1 \bar{I}_2 \rangle}{\sqrt{E\langle I_1 \bar{I}_1 \rangle E\langle I_2 \bar{I}_2 \rangle}} \right| \quad (1)$$

ここで、 $E\langle \rangle$ はカッコ内の平均を意味し、 I_1 と I_2 は干渉ペアのSingle Look Complex (SLC) 画像のサンプルを意味する。また I と $\bar{I}$ は複素共役を意味している。一般に、地表面の状態が大きく変化すると、地表面の散乱特性が変化するために干渉度 γ の値は大きく低下する。ある災害前同士の干渉ペアの干渉度 γ_{pre} と災害前後の干渉ペアの干渉度 γ_{co} の差分 τ を計算することにより、災害由来のみの変化を推定する。 τ は式（2）によって表され、-1から1の値をとる。

$$\tau_{Unnorm} = \gamma_{pre} - \gamma_{co} \quad (2)$$

本手法においては上昇・下降軌道それぞれについて、災害前1ペア（上昇：2020/7/11, 2020/7/23、下降：2020/7/7, 2020/7/31）、災害前後1ペア（上昇：2020/7/23, 2020/8/4、下降：2020/7/31, 2020/8/12）を用いて3時期コヒーレンス画像を作成した（表1）。計算にはESAが公開するSentinels Application Toolbox (SNAP) を使用した（図2）。SNAPに2枚のSAR画像を読み込み、衛星軌道情報を入力し、SAR画像中の対象地域を指定する。その後、2枚のSAR画像に共通する緯度経度情報を取得し、共登録を行う。さらに画像を構成する複数バースト間の位置ずれを修正したのち、SAR画像間のコヒーレンスを計算する。バースト間の分離線を除去する段階でレンジ方向とアジマス方向のセルサイズを統一し、オルソ補正によって地形歪みを補正した。最後に対象領域のみGeotiff形式で出力し、ArcMapのラスター演算によって爆発前ペアから爆発前後ペアのコヒーレンス画素値を減算し、3時期コヒーレンス画像を作成した。

4.2. 建物損傷レベルの定量分析

本研究ではOkada and Takai (2000) の分類基準に従

い、高分解能光学衛星画像の目視判読から建物損傷レベルを6段階に分類した（表2）。爆発中心地より北側には海面が多く含まれるものの、市街域全ての分析には膨大な時間を要する。そこで爆発地点を中心とする同心円を設定し、建物が多く含まれる南側の扇形の領域において解析を行った（図1c）。爆発地点から150 mごとに600 mまでZone1からZone6までの領域を設定、個々の領域の中で建物個々の被害レベルを分類・集計した（図1d）。なお隣接ゾーンのどちらにも含まれる建物は両方のゾーンに重複して登録したため、建物の総数は実際の建物の総数よりも多くなっている。

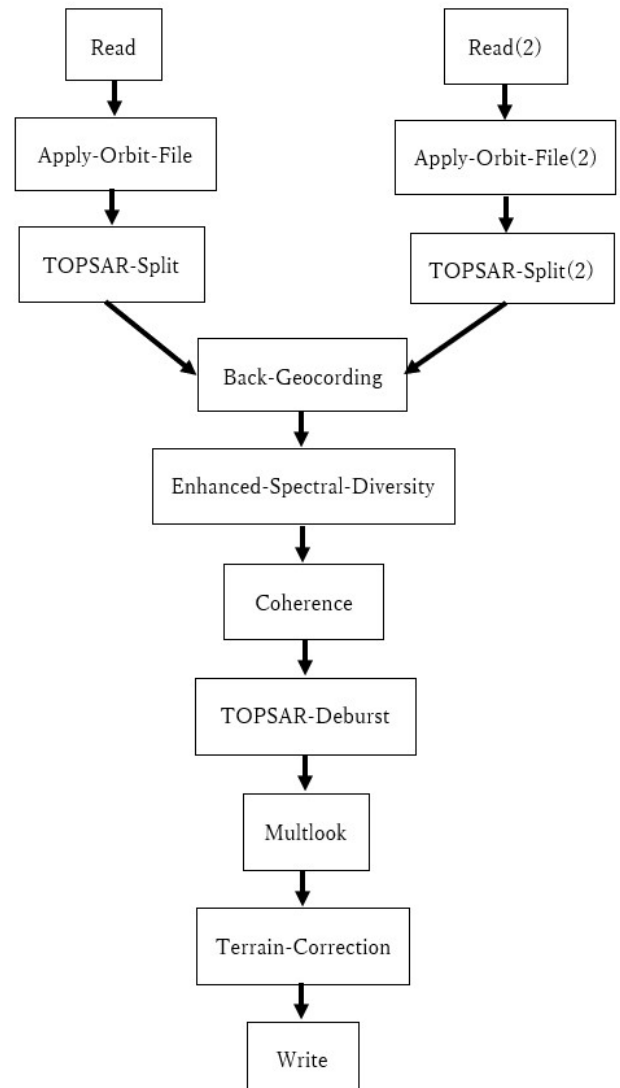


図2 Sentinels Application Toolbox を使用したコヒーレンス解析のフロー

5. 結果と議論

5.1. 3時期コヒーレンス解析

2020年ベイルート爆発事故前後の3時期コヒーレンスの空間分布は図3のようになった。値が高いほど変化が大きいことを示す。上昇軌道(図3 a)および下降軌道(図3 b)いずれも海上はもともとの変化が大きいので爆発由来の特異な値を示さず、均一に低い値を示している。一方の陸側は爆発地点周辺の港湾倉庫を中心に顕著に高い値が見られる。また2軌道で全く同じパターンを示すわけではないが、およそ建物サイズの規模で値の高

低が分布していることがわかる。

爆発中心からの距離に対するコヒーレンス分布をさらに詳しく評価するため、Zone1からZone6までそれぞれの領域における3時期コヒーレンスの画素の度数分布を比較する(図4)。異なる軌道で観測した場合においても、最も近いZone1(図4 a; 4 g)よりもすぐ外側のZone2(図4 b; 4 h)の方が3時期コヒーレンスの値が若干高く分布していることがわかる。それより外側の領域(Zone3-6)では爆発中心から離れるにつれて、値が徐々に低下し、最尤値はZone2の約0.5からZone6の約0.2に減少した。

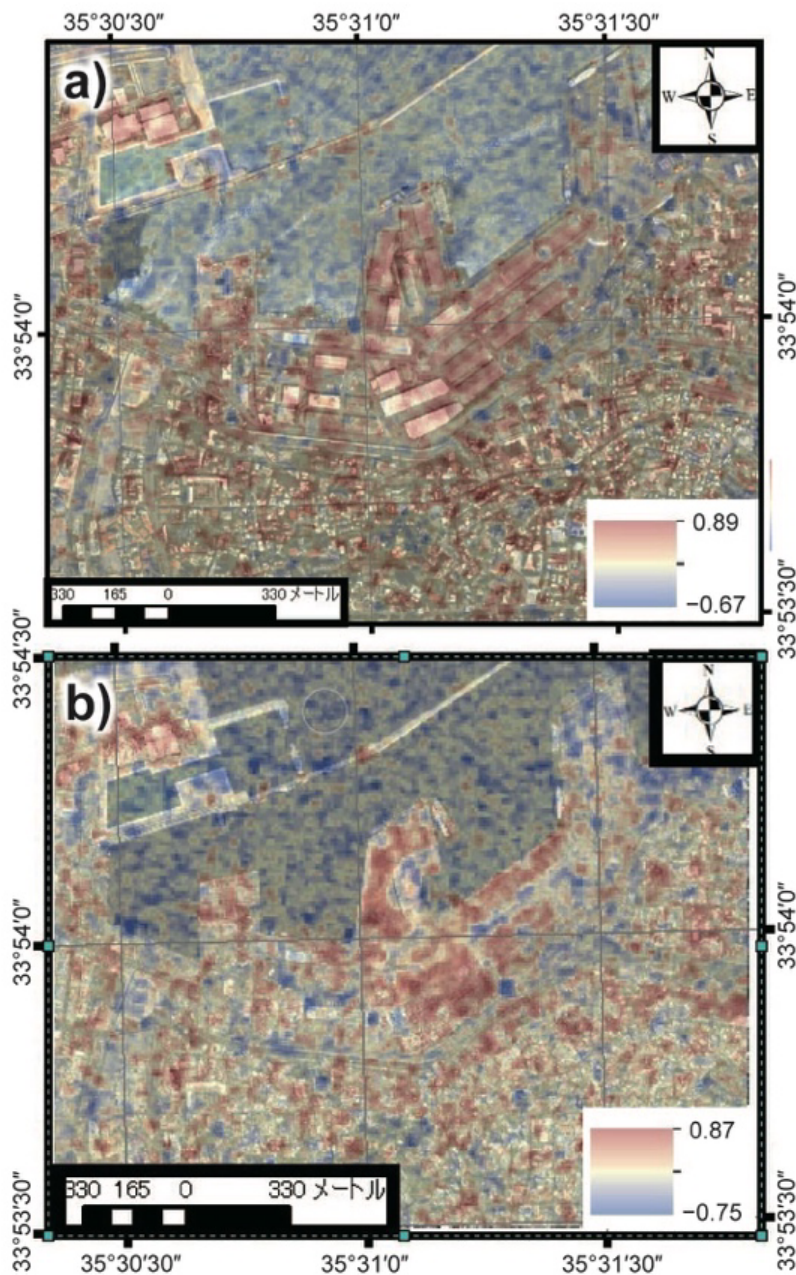


図3 (a) 上昇軌道および(b) 下降軌道における3時期コヒーレンス画像

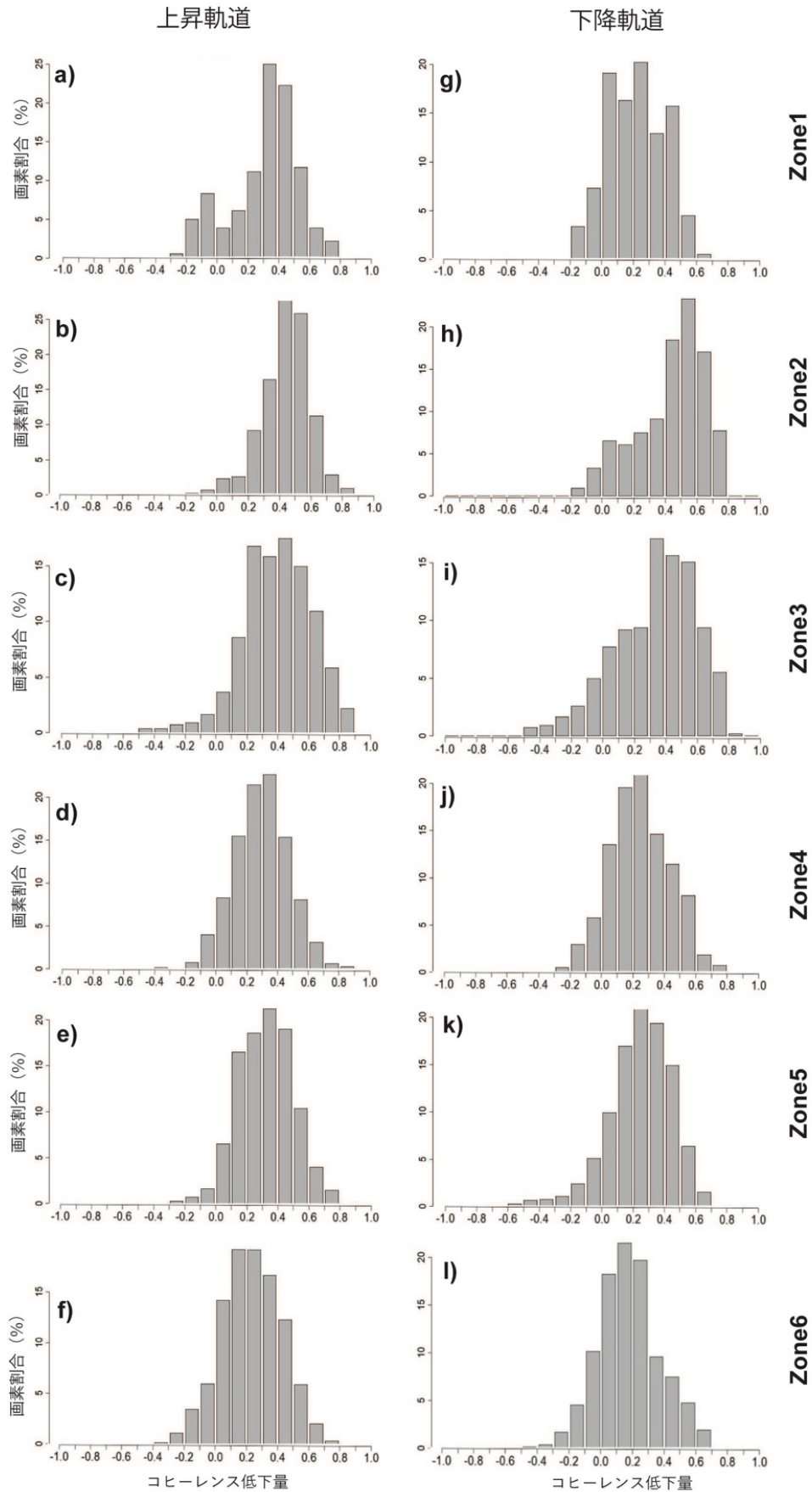


図4 3時期コヒーレンス解析におけるコヒーレンス低下量の画素割合の度数分布。上昇軌道で観測した (a) Zone1から (f) Zone6までと下降軌道で観測した (g) Zone1から (l) Zone6までが個々に示される。

5.2. 建物損傷レベルの分布

爆発前後の高分解能光学衛星画像を目視判読することにより、Zone1からZone6に含まれる建物個々の損傷レベルを分類した。全体として爆発中心から遠ざかるほど損傷レベルが低下する傾向が認められる（図1 d）。ここからそれぞれの損傷レベルの建物の面積と個数をゾーン毎に集計した（図5）。面積・個数どちらを基準にした場合も、同じように遠方ほど軽微な損傷であることがわかる。また、爆発中心に近いゾーン（Zone1-3）であるほど分布の尖度が高く、建物損傷が特定のレベルに集中している。そして中心から離れるほど（Zone4-6）、幅広い損傷レベルが示された。ただし、Zone1とZone2

には倉庫のような一個当たりの面積の大きな建物が顕著に多く含まれ、数も少ない。一方でZone3以遠には一般住宅程度の大きさの建物が多数含まれるため、元々の建物個別面積や種類が異なる点も考慮すべきである。

なおSAR画像においては、画素サイズが個々の建物の大きさと必ずしも一致しないため、特定の建物に着目した解析では、建物の形状や配置の影響を受けやすく、結果に大きな不確実性が生じることが考えられる。そのため、建物単位で評価を行うよりも、被害の傾向やパターンを全体の分布として統計的に示す方が、データの特徴をより適切に反映し、解析の信頼性向上につながると思われる。特に、大規模な被災地の被害評価を行う

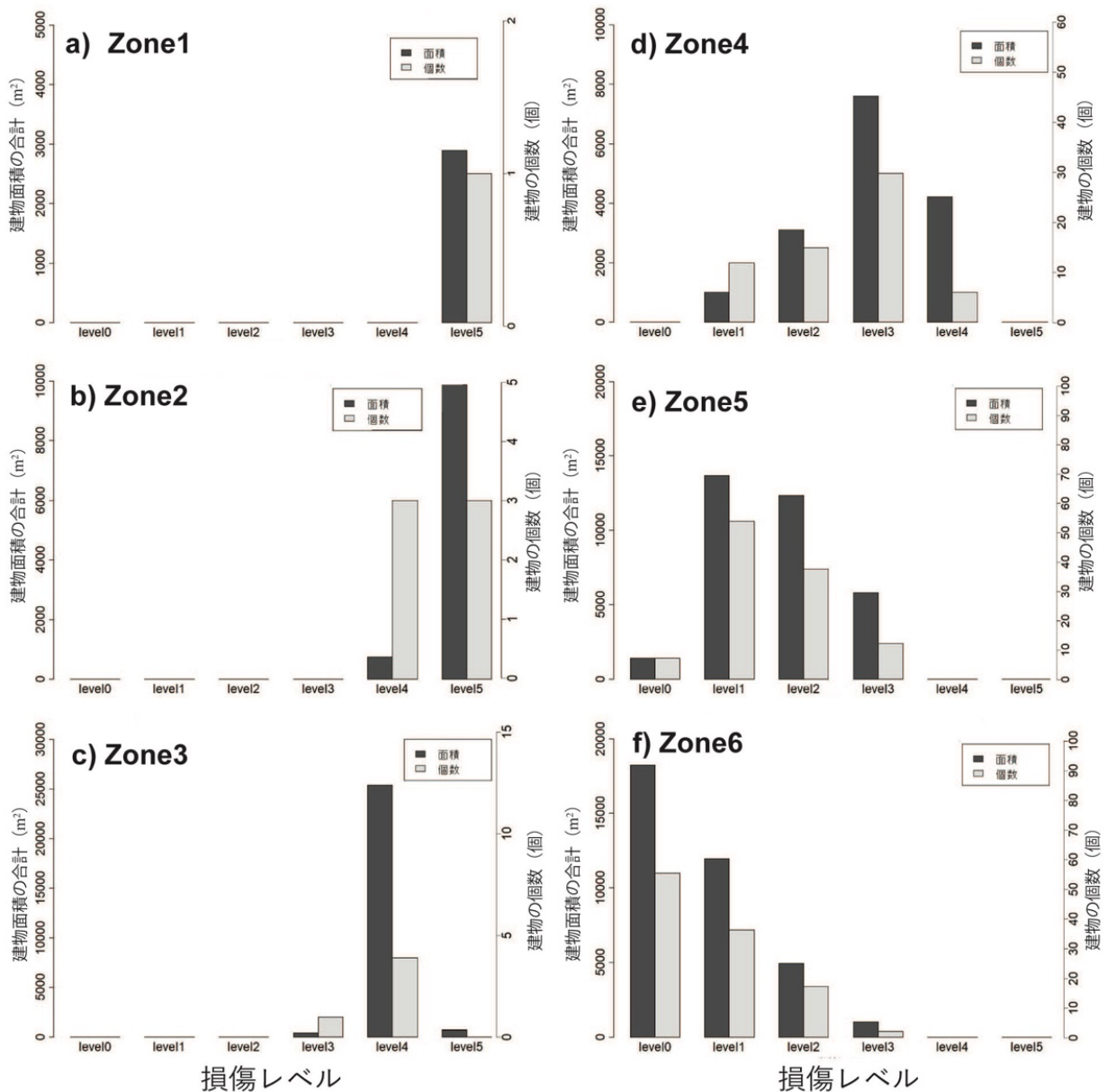


図5 各ゾーンにおける被害建物の面積と個数の被害レベル別分布

際には、局所的な変動に左右されることなく、広域的な傾向を捉えるためにも、統計的なアプローチが有効であると考えた。そのため本研究では多様な被害レベルで分布する建物群に対し、zoneを定義することによって、被害の空間的な広がりやパターンを統計的に一貫性ある評価を行うことを目指した。このゾーニング手法は、異なる都市や災害の種類に応じて適用できる柔軟性を持ち、広域的な災害評価や都市の脆弱性分析にも応用できる可能性があると考ええる。

5.3. 建物損傷レベルに対するコヒーレンスの対応

上記で説明された建物損傷レベルとコヒーレンス低下

との対応を議論するため、各ゾーンにおける（含まれる画素全ての）コヒーレンス低下量、（含まれる建物についての）面積基準および個数基準の建物損傷レベルの統計量をまとめた（図6）。最大値・最小値・中央値に加えて下位上位それぞれ25%のサンプルを含む第1／第3四分位がゾーンごとに比較できる。各ゾーンにおけるコヒーレンス低下量を比較すると、概ね爆発中心から遠ざかるほど有意に減少する傾向が認められた（図6 a）。ただしZone1はZone2よりコヒーレンス低下が小さく、Zone4とZone5については明確な大小関係が認められない。

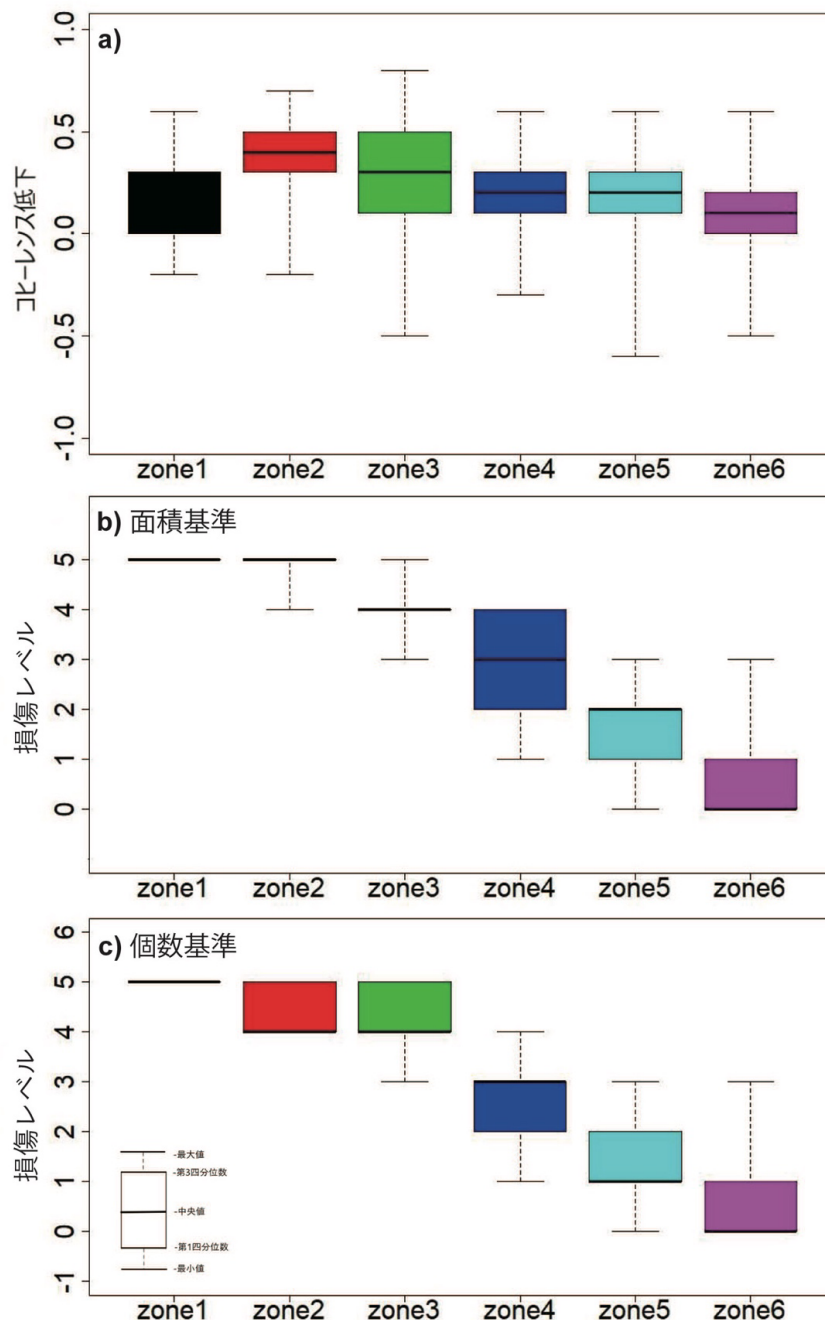


図6 各ゾーンにおける (a) コヒーレンス低下量、(b) 面積基準および (c) 個数基準の建物損傷レベルの各種統計量

建物損傷レベルをゾーン間で比較すると、Zone1からZone3までは建物一個あたりの面積が大きく個数が少ないため（ $n < 10$ ）（図5 a - 5 c）、ほとんど建物個々の損傷比較となるが、離れるほど軽微な損傷の建物が含まれることがわかる。Zone4以遠は遠ざかるほど損傷レベルが低下し、最も外側のZone6では75%以上の建物が損傷レベル0または1であることが示された（簡略化のため数値は全て整数に四捨五入されて表現されている）。

Zone1のコヒーレンス低下がZone2より小さい理由として、建物が1個しかなく領域に占める面積が16.25%と小さいこと、そして頻繁に移動する港湾施設の普段のコヒーレンスが小さいために、爆発由来の変化が小さく現れたことが考えられる。

Zone4とZone5では多くの建物損傷のレベルがlevel3からlevel1に顕著に下がるにも関わらず（図5 d；5 e、図6 b；6 c）、そのことがコヒーレンス低下の差異に反映されていない（図6 a）。level3とは「殆どの壁に深くて大きな亀裂。構造要素の一部が破壊。」、level1とは「壁面に亀裂。まれに漆喰壁の小片落下。」と定義される。建物が全倒壊に至らず壁面の剥がれや亀裂のみの場合、損傷を受けなかった壁面と地面の直角構造によって従来通り2回反射が生じることにより、SARの位相情報はそこまで変化なくコヒーレンスを保つことが考えられる。

一方で、Zone5とZone6では多くの建物損傷のレベルがlevel1~2からlevel0（被害なし）に顕著に下がるのに対し（図5 e；5 f、図6 b；6 c）、そのことがコヒーレンス低下の差異に有意に反映されている（図6 a）。一つの可能性として、少しでも損傷を受けると、剥離した瓦礫やガラスが地面に散乱することにより、2回反射を妨げていることが考えられる。被害の程度を詳細にレーティングすることにおいては、小規模被害では不確定性が考えられるものの、被害の有無判別に関しては一定の感度が期待できると解釈できる。

5. 4. 他の研究を踏まえた議論

建物損傷の網羅的な現地調査とSAR解析結果の比較検討は、すでにSadek, et al. (2022) により実施されている。この結果では、6段階に分類された損傷レベルの中程度に相当する建物グループについて、上下のカテゴリよりもSAR解析による損傷レベルが大きいことが示されている。SARによる損傷推定と実際の損傷レベルの序列が一致しないことは本研究と同様であり、これらの結果は、SARのコヒーレンス解析によって必ずしも建物の損傷レベルを正確に推定できないことを示唆し

ている。Sadek, et al. (2022) においても、「SARでは損傷レベルを大まかに区別する能力（無損傷、損傷、崩壊）は高い一方で、崩壊に至らない損傷レベル間の区別は難しいことを示している」と述べられており、前述の評価を支持するものである。

本研究の高分解能光学衛星画像を使用した建物損傷レベルの網羅的把握について、Sadek, et al. (2022) の現地調査結果はこれを含む範囲を調査しており、評価基準は異なるものの、およそ同距離において無傷の建物が現れるなど整合的な結果を示している。斜め方向から撮像された1 mを上回る空間分解能の光学衛星画像であれば、地上調査と同様の結果が得られることを示唆しており、今後の災害状況把握においてもSARとの組み合わせで活用できることが期待できる。

6. 結論

本研究では、2020年のベイルート爆発事故を対象に、高分解能光学衛星画像およびSARコヒーレンス解析を用いて建物損傷の分布およびその対応関係を評価した。結果として、建物損傷レベルの空間的傾向やSARコヒーレンスの変化特性を定量的に示し、以下の知見が得られた。

1) 爆発中心からの距離による損傷傾向

建物の損傷レベルおよびSARコヒーレンスの変化は、爆発中心からの距離に応じて一貫した傾向を示した。特に、中心から遠ざかるにつれて損傷レベルが低下し、SARコヒーレンスも減少することが確認された。

2) 損傷レベルとコヒーレンスの対応関係

SARコヒーレンスは、建物の損傷有無や崩壊の有無を大まかに識別する能力を有しているが、軽微な損傷レベル間の区別には限界があることが明らかになった。一方で、建物の被害有無の判別については一定の感度を有し、災害状況の早期把握に有用であることが示唆された。

3) 光学衛星画像の有用性

高分解能光学衛星画像は、現地調査と同等の精度で建物損傷レベルを網羅的に評価可能であることが確認された。これにより、現地調査に依存せず、迅速かつ広範囲な災害モニタリングが可能であることが示された。

以上の結果から、SARコヒーレンス解析と高分解能光学衛星画像を組み合わせた災害モニタリング手法は、

建物損傷評価において有用であり、特に現地調査が困難な状況下での実用性が高いことが示された。今後の研究では、これらの手法のさらなる精度向上と自動化の可能性を追求することで、災害時の迅速な被害評価と対応に貢献できると考えられる。

注釈

この論文は主著者による早稲田大学教育学部卒業論文（令和2年度、未発表）を、指導教員であった共著者が改訂および修正を実施し、全著者同意の上で投稿されたものである。

引用文献

- Agapiou, A. (2020). Damage proxy map of the Beirut explosion on 4th of August 2020 as observed from the Copernicus sensors. *Sensors*, 20(21), 6382.
- Al Shafian, S., & Hu, D. (2024). Integrating machine learning and remote sensing in disaster management: A decadal review of post-disaster building damage assessment. *Buildings*, 14(8), 2344.
- Al-Hajj, S., Dhaini, H. R., Mondello, S., Kaafarani, H., Kobeissy, F., & DePalma, R. G. (2021). Beirut ammonium nitrate blast: analysis, review, and recommendations. *Frontiers in public health*, 9, 657996.
- Chen, H., Wu, C., Du, B., Zhang, L., & Wang, L. (2019). Change detection in multisource VHR images via deep siamese convolutional multiple-layers recurrent neural network. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(4), 2848–2864.
- Chen, S. W., Wang, X. S., & Xiao, S. P. (2018). Urban damage level mapping based on co-polarization coherence pattern using multitemporal polarimetric SAR data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(8), 2657–2667.
- Dalla Mura, M., Prasad, S., Pacifici, F., Gamba, P., Chanussot, J., & Benediktsson, J. A. (2015). Challenges and opportunities of multimodality and data fusion in remote sensing. *Proceedings of the IEEE*, 103(9), 1585–1601.
- Du, Y. N., Feng, D. C., & Wu, G. (2024). InSAR-based rapid damage assessment of urban building portfolios following the 2023 Turkey earthquake. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 103, 104317.
- ElGharbawi, T., & Zarzoura, F. (2021). Damage detection using SAR coherence statistical analysis, application to Beirut, Lebanon. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 173, 1–9.
- Elliott, J. R. (2020). Earth observation for the assessment of earthquake hazard, risk and disaster management. *Surveys in geophysics*, 41(6), 1323–1354.
- Ge, P., Gokon, H., & Meguro, K. (2020). A review on synthetic aperture radar-based building damage assessment in disasters. *Remote Sensing of Environment*, 240, 111693.
- Joyce, K. E., Samsonov, S. V., Levick, S. R., Engelbrecht, J., & Belliss, S. (2014). Mapping and monitoring geological hazards using optical, LiDAR, and synthetic aperture RADAR image data. *Natural hazards*, 73, 137–163.
- Kheir, W. J., Awwad, S. T., Ghannam, A. B., Khalil, A. A., Ibrahim, P., Rachid, E., ... & Alameddine, R. M. (2021). Ophthalmic Injuries After the Port of Beirut Blast—One of Largest Nonnuclear Explosions in History. *JAMA ophthalmology*, 139(9), 937–943.
- NASA (2020). ARIA Damage Map: Beirut Explosion Aftermath. <https://www.jpl.nasa.gov/images/pia23692-aria-damage-map-beirut-explosion-aftermath/>
- Nex, F., Duarte, D., Tonolo, F. G., & Kerle, N. (2019). Structural building damage detection with deep learning: Assessment of a state-of-the-art CNN in operational conditions. *Remote sensing*, 11(23), 2765.
- Malenovský, Z., Rott, H., Cihlar, J., Schaepman, M. E., García-Santos, G., Fernandes, R., & Berger, M. (2012). Sentinels for science: Potential of Sentinel-1, 2, and 3 missions for scientific observations of ocean, cryosphere, and land. *Remote Sensing of environment*, 120, 91–101.
- Matsuoka, M., & Yamazaki, F. (2004). Use of satellite SAR intensity imagery for detecting building areas damaged due to earthquakes. *Earthquake Spectra*, 20(3), 975–994.
- Matsuoka, M., & Yamazaki, F. (2005). Building damage mapping of the 2003 Bam, Iran, earthquake using Envisat/ASAR intensity imagery. *Earthquake Spectra*, 21(1_suppl), 285–294.
- Li, L., Liu, X., Chen, Q., & Yang, S. (2018). Building damage assessment from PolSAR data using texture parameters of statistical model. *Computers & Geosciences*, 113, 115–126.
- Okada, S., & Takai, N. (2000). Classifications of structural types and damage patterns of buildings for earthquake field investigation. In *Proceedings of the 12th world conference on earthquake engineering*, Auckland, New Zealand (Vol. 30).
- Pilger, C., Gaebler, P., Hupe, P., Kalia, A. C., Schneider, F. M., Steinberg, A., ... & Ceranna, L. (2021). Yield estimation of the 2020 Beirut explosion using open access waveform and remote sensing data. *Scientific reports*, 11(1), 14144.
- Plank, S. (2014). Rapid damage assessment by means of multi-temporal SAR—A comprehensive review and outlook to Sentinel-1. *Remote Sensing*, 6(6), 4870–4906.
- Sadek, S., Dabaghi, M., O'Donnell, T. M., Zimmaro, P.,

- Hashash, Y. M., & Stewart, J. P. (2022). Impacts of 2020 Beirut explosion on port infrastructure and nearby buildings. *Natural Hazards Review*, 23(2), 04022008.
- Sun, X., Chen, X., Yang, L., Wang, W., Zhou, X., Wang, L., & Yao, Y. (2022). Using insar and polsar to assess ground displacement and building damage after a seismic event: Case study of the 2021 baicheng earthquake. *Remote Sensing*, 14(13), 3009.
- Touzi, R., Lopes, A., Bruniquel, J., & Vachon, P. W. (1999). Coherence estimation for SAR imagery. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 37(1), 135 – 149.
- Tsokas, A., Rysz, M., Pardalos, P. M., & Dipple, K. (2022). SAR data applications in earth observation: An overview. *Expert Systems with Applications*, 205, 117342.
- Watanabe, M., Thapa, R. B., Ohsumi, T., Fujiwara, H., Yonezawa, C., Tomii, N., & Suzuki, S. (2016). Detection of damaged urban areas using interferometric SAR coherence change with PALSAR-2. *Earth, Planets and Space*, 68, 1 – 12.
- Wen, D., Huang, X., Bovolo, F., Li, J., Ke, X., Zhang, A., & Benediktsson, J. A. (2021). Change detection from very-high-spatial-resolution optical remote sensing images: Methods, applications, and future directions. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 9(4), 68 – 101.

A Study on Enhancing Accuracy and Quantification of Building Damage Assessment Using Synthetic Aperture Radar

HOSHINO Kei*, NAGAI Hiroto**

* Mitsubishi Electric Information Network Corporation

** Faculty of Geo-Environmental Science, Rissho University

Abstract :

Satellite remote sensing, particularly synthetic aperture radar (SAR), plays a crucial role in disaster monitoring also for assessing building damage over wide areas. This study quantitatively evaluates the relationship between SAR coherence decrease and building damage levels in the case of the massive explosion that occurred in Beirut, Lebanon, in August 2020. By assessing multiple coherence results of Sentinel-1 SAR data with visually interpreted damage assessments derived from high-resolution WorldView-2/3 optical satellite images, we clarified the coherence decrease trends for different damage levels. The results indicate that the distribution of coherence loss depends on the distance from the explosion center and exhibits a certain correlation with building damage levels. However, the findings also suggest that SAR-based estimations may involve uncertainties depending on the severity of the damage.

Key words : SAR, coherence, Beirut, disaster, explosion

