

2.3.4 変状の進展を捉えるための測位・測域精度の検証

実施項目 3) 変状の進展を捉えるための測位・測域精度の検証 に関する実験項目として、橋梁などの定期点検要領にもとづき、0.2mm のコンクリートひび割れを検出する空間分解能での画像撮影を目安とし、変状の進展を捉えるための位置再現性を地図情報レベル 500 にもとづく精度（水平位置の標準偏差 0.25m 以内、標高点の標準偏差 0.25m 以内）で確立した。

令和 3 年度に実施した CLAS/SLAM の実証と検証において、CLAS 利用の GNSS 測位で FIX 解を得た位置（GNSS 測位環境）の測位精度が数 cm であるとともに、CLAS/SLAM における点群の合成精度も数 cm を実現できることを確認している。今年度は、屋内外シームレス測位における測位・測域の性能が、全方向画像の位置情報参照に利用できるレベルにあるかという観点で、特に橋梁下などの非 GNSS 測位環境での測位・測域の性能を検証した。令和 3 年度に検証済みである CLAS 利用の GNSS 測位の位置精度、CLAS/SLAM における点群の合成精度の検証結果、および、屋内外シームレス測位を利用する全方向画像の位置情報参照に関する実証実験（図 32）により、位置再現性が地図情報レベル 500 にもとづく精度で確立したと考察している。また、自動航行のための経路計画の設計法と同様に、GNSS 測位環境・非 GNSS 測位環境に限らず、気中の情報は十分に取得できることを確認した。絶対位置精度の検証方法については、地図情報レベル 500 の地図利用が妥当と考えており、地図入手が容易ではないため今後の課題としているが、方法論自体は令和 4 年度内で開発し、2.3.5 各実施項目で共通する根拠データとなる成果 に記述している。

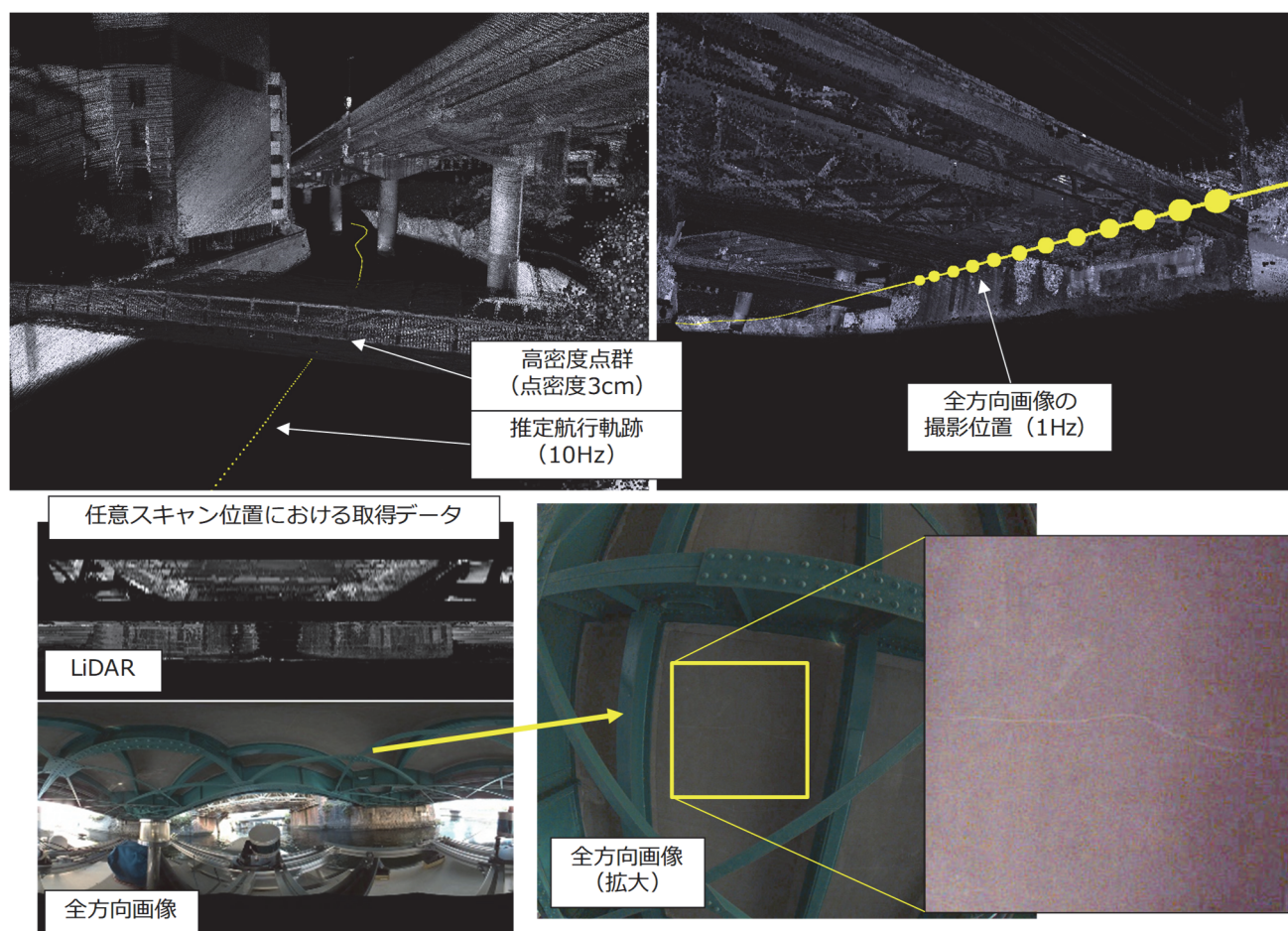


図 32. 屋内外シームレス測位を利用する全方向画像の位置情報参照（日本橋川）

さらに予備実験として、ハンドヘルド LiDAR(従来型 LiDAR-SLAM)での点群取得も実施した。相対精度で高精度な高密度点群を取得できることを確認したが、ハンドヘルド LiDAR(従来型 LiDAR-SLAM)には GNSS 測位と連携したいものが多く、絶対位置参照が容易ではない。また、点群取得において、SLAM 処理のためのループ閉じこみが必須となるため、河川内を頻繁に旋回する必要がある。都市河川においては、旋回できる区間は水路幅が狭さのために大幅に限られるため、計測精度の観点では精度を保てない程度にループ閉じこみの測線長が長くなる傾向がある点と、橋梁点検の効率性の観点では旋回の回数が多い点から、ハンドヘルド LiDAR(従来型 LiDAR-SLAM)は船舶航行計測に適さないと考察している。

高分解能な位置情報つき画像を取得できれば、目視判読に加え、機械学習を活用した時系列画像処理でも有用となる。機械学習を活用した時系列画像処理の実施成果としては、画像群からのコンクリート変状抽出におけるオートエンコーダによる異常検知処理の適用(図 33, 図 34)がある。ここでは、十分な構造物維持管理がなされている場合、変状に関する学習データの収集が容易ではないために深層学習の適用に難しい点があることに着目しており、変状の学習データ収集を不要とするアプローチを採用している。処理結果の内訳例を表 6 に示す。この場合の処理結果は、Accuracy: 90.1%, Precision: 96.6%, Recall: 83.4%, F1-score: 89.5%であった。

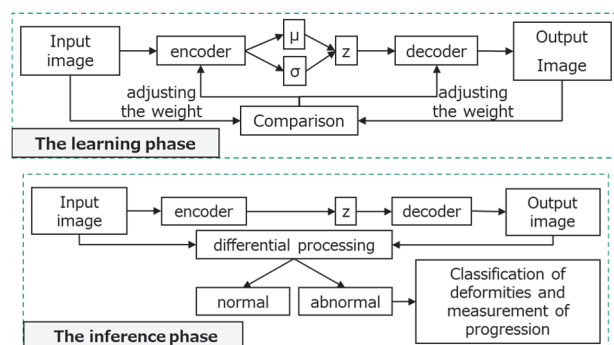


図 33. 画像群からのコンクリート変状抽出におけるオートエンコーダによる異常検知処理

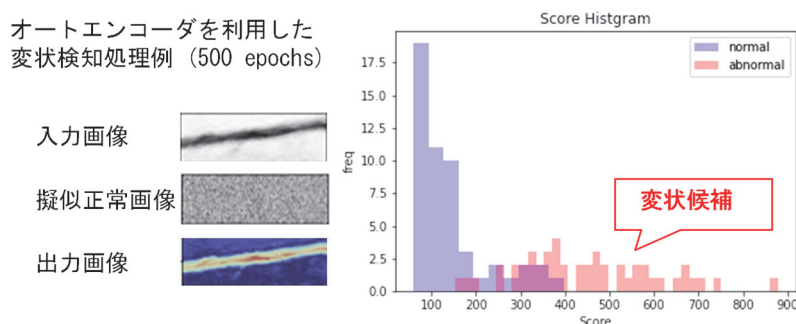


図 34. オートエンコーダを利用した変状検知処理例

表 6. 処理結果例

		Predictted class	
		Positive (Prediction results is anomaly)	Negative (Prediction results is normal)
Correct class	Positive	True Positive 1,168	False Negative (omission) 232
	Negative	False Positive (error detection) 41	True Negative 1,319

2.3.5 各実施項目で共通する根拠データとなる成果

実施項目 1) 自動航行のための経路計画の設計法と検証, 実施項目 2) 構造物計測のための経路計画の設計法と検証, および, 実施項目 3) 変状の進展を捉えるための測位・測域精度の検証 において実施した内容のうち, 測位・測域精度に関する根拠となる成果を下記に示す.

測位精度の高精度な検証については, RTK-GNSS 測位との比較で, 位置再現性が地図情報レベル 500 にもとづく精度であることを示しているが, 他の精度検証手法として, PLATEAU を利用する方法も適用している. PLATEAU は, 3D 都市モデル(CityGML2.0・セマンティクスモデル)をオープンデータ化しているものであり, 全体最適・市民参加型・機動的なまちづくりの実現を目指すものとしてデータ利活用の促進が進められているものである. 本業務で利用したデータは, 3D 都市モデル(Project PLATEAU)の「東京都 23 区(CityGML 2020 年度, 作成者:国土交通省都市局都市政策課, 最終更新:2022 年 4 月 1 日, 23:44 (UTC+09:00))」であり, オリジナルデータは, 都市計画基本図(地図情報レベル 2500, SD < 1.75 m)である. 都内については, 東京駅周辺の 3D モデリング結果が充実しているものの, 日本橋川の江戸橋付近では建物モデルにテクスチャなしモデルが混在し, 日本橋川の竹橋付近や神田川の聖橋・お茶の水付近では, 建物モデルはほぼテクスチャなしである. また, 橋梁および護岸周辺の形状情報は現時点で存在しない(図 35). しかしながら, 本業務で対象としている範囲においては, 建物の屋根外形データ(LOD0・RoofEdge)は充実している. そのため, この 3D 都市モデルの記述にある LOD0 (RoofEdge)の posList 座標値を抽出し, ポリゴンを再構成し, 参照用の地図データとした. RoofEdge とは, 屋根外形(建築物の屋根の外形線により囲まれた面)のジオメトリ情報である. 精度検証には, CLAS/SLAM で推定した軌跡から 50m 以内の建物データを利用し(図 36), 点群と建物データの重ね合わせ, 地図情報レベル 2500 の精度はあることを確認した(図 37). 一部のデータにずれがある箇所は, LOD0 では屋根外形を参照している点に対して, CLAS/SLAM では LOD3(開口部なども細かく再現した壁面など)に相当する地物を再現している関係で, 照合する地物が一部で異なっているためである.

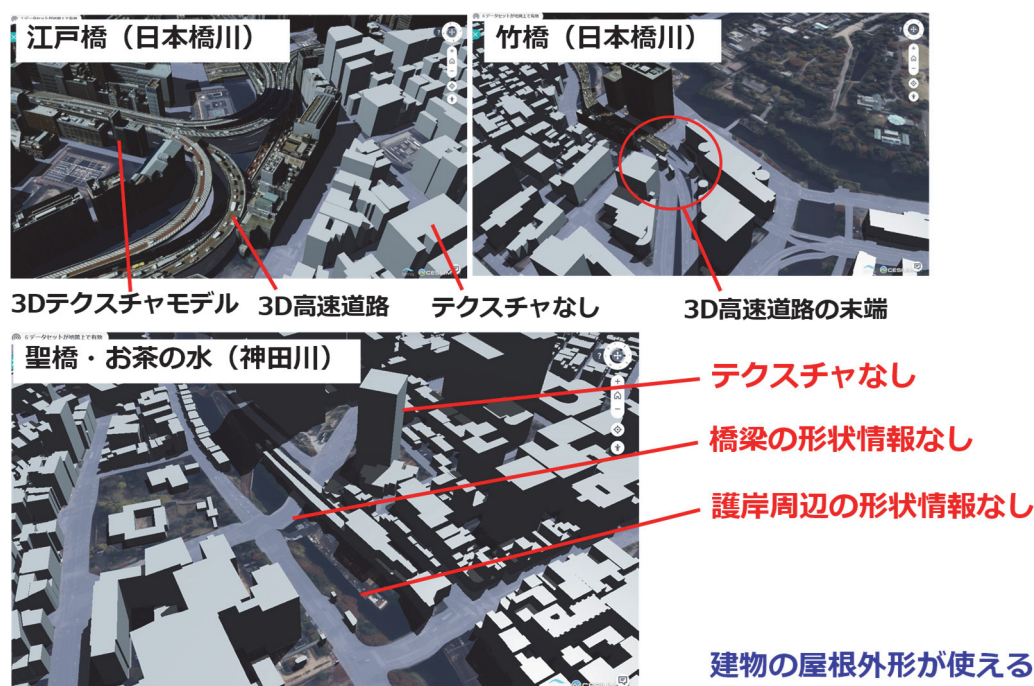


図 35. 現時点での PLATEAU の概要

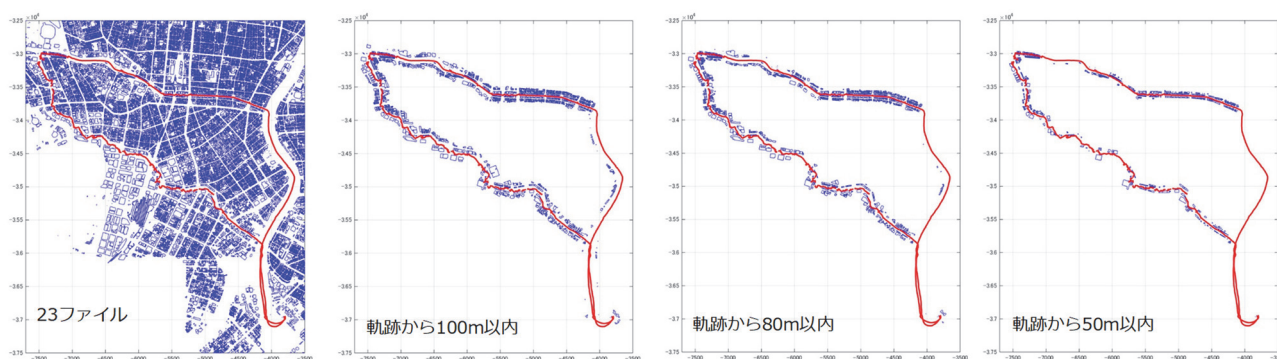


図 36. 建物データ使用領域



図 37. 点群(1 スキャン分)と建物データの重ね合わせ結果

CLAS/SLAM による点群生成例(日本橋川)を図 38 に示す。これらの図は、点群がズレなく統合できていることで、構造物の形状や輪郭線を明瞭に再現できていることを示しているが、これは、SLAM 処理が自己位置姿勢推定と点群統合を同時に行う処理であることから、船舶の位置姿勢が高精度に推定されていることを示している。各シーンにおけるスキャンマッチング精度は 3cm 以内で収束させたため、相対位置精度の精度も 3cm 程度と評価できる。また、絶対位置の参照は、CLAS 利用の GNSS 測位データから参照している。そのため、地図情報レベル 500 にもとづく精度(水平位置の標準偏差 0.25m 以内、標高点の標準偏差 0.25m 以内)で確立できていると評価できる。しかしながら、スキャンマッチング処理が成功しているという数値を出力しているにもかかわらず、スキャンマッチングに失敗しているという現象(SLAM 退化)が生じている箇所がいくつか残るため、広域での精度評価の観点では、まだ技術課題がある。現時点では、ポーズ調整アルゴリズムの改良で対応できるものが多いことを確認しているとともに、GNSS 測位環境においては CLAS 利用の GNSS 測位データとの照合で解決できる問題であるが、非 GNSS 測位環境においては低精度な箇所の発見方法が既存地図データ参照に依存するという課題が残っている。