

車載カメラで撮影した画像列と 市街地地図情報を用いた建築物の出現・消失の推定

手塚 大基¹ 岡谷 貴之¹ 出口 光一郎¹

概要: 本研究では車載カメラで走行しながら市街地を撮影した画像群及び、建築物の輪郭情報が記載された住宅地図を使って、両者の間の不整合を自動的に特定する方法を述べる。例えば、住宅地図上には存在するが、実際には消失した建築物の自動判定が行なえる。具体的には画像群からシーンの3次元復元を行い、得られた3次元情報と地図上の建築物との比較を行い、建築物の存在を確率的に推定する。東日本大震災で被災した市街地を撮影して得た被画像と、被災前の住宅地図を使って実験を行ったので、その結果を報告する。

1. はじめに

本稿では、全方位カメラを搭載した車両で市街地等の道路を走行しながら撮影した画像及び、建築物の輪郭情報が記載された住宅地図を元に、両者の不整合を自動的に検出する方法を述べる。特に、住宅地図上にはあるのに、現実にはなくなっている建築物を検出することに関心がある。具体的には、ある市街地の道路を撮影した画像から Structure-from-Motion (SfM) によって3次元情報を得、これと同市街地の住宅地図を比較することで、両者の不整合性を推定する。

本研究は、2011年3月11日に東日本の広い地域を襲った地震被害、特に津波による被害を対象に、われわれの研究グループで行っている一連の研究の一つである。本研究の目的は、広範囲に渡り大きな被害が発生した市街地において、消失・残存している建築物を明らかにし、市街地の変化の全体像を把握できるようにする技術を実現することである。この技術によって、例えば被災直後に対象地域を撮影車で走行し画像を撮影すれば、消失した建築物を特定し、地区ごとの被害の詳細を知ることができる。また、災害からの復旧・復興過程において、ある市街地の画像を時期を違えて撮影すれば、その過程を定量的に分析し、可視化できる。

また住宅地図の作成は、現在のところ人を現地に派遣し、人手で行っている。特に今回の震災のように、大規模な空間において劇的な変化があった場合、速やかにこれを行うのは難しい。われわれの方法を用いれば、対象地域を撮影車

で走行するだけで、少なくとも変化を特定でき、住宅地図の作成を省力化できるはずである。

われわれは東日本大震災の約1ヵ月後から、全方位カメラを搭載した撮影車を使って、定期的に被災地の撮影を行い、直後の被災状況および復興状況の記録を行っている。撮影対象は、東北4県の沿岸部500kmにわたる範囲で、現在までに2000万枚を超える画像を取得している。撮影車と取得した画像の一部を図1に示す。

SfM や Visual SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) の技術の進展 [2], [3], [4], [5] により、市街地などの大規模空間をかなり正確にモデル化できるようになりつつある。中でも、車両に取り付けたカメラで撮影した動画を用いて街並みを復元する研究 [1] が有名である。また、車載のカメラと GPS センサにより得られた情報から、3次元復元結果を現実のスケールに変換する研究 [6], [7] や、住宅地図を用いて、市街地で撮影した画像から撮影位置を推定する研究 [8], [9] なども行われている。ただし、車載カメラで市街地を撮影した画像列を元に、建築物の消失判定を行う試みは、これまでにないと思われる。

本稿の提案手法は、取得した画像列から Structure from Motion による3次元復元を行い、カメラ位置とポイントクラウドを推定し、カメラ位置と注目する建築物の相対的な位置関係、及びポイントクラウドが注目する建築物から発生しているかどうかを確率的に計算し、建築物の残存推定を行う。

以降、第2節で詳しく提案手法について述べ、第3節で行った実験について述べ、第4節で本稿をまとめる。

¹ 東北大学
Tohoku University



図 1 左：取得した全方位画像の例。右：撮影車の全景。Point Grey Research 社の全方位カメラ Ladybug3 と GPS センサを搭載する。路上約 1-2m につき 1 枚の全方位画像を、走行中に撮影する。

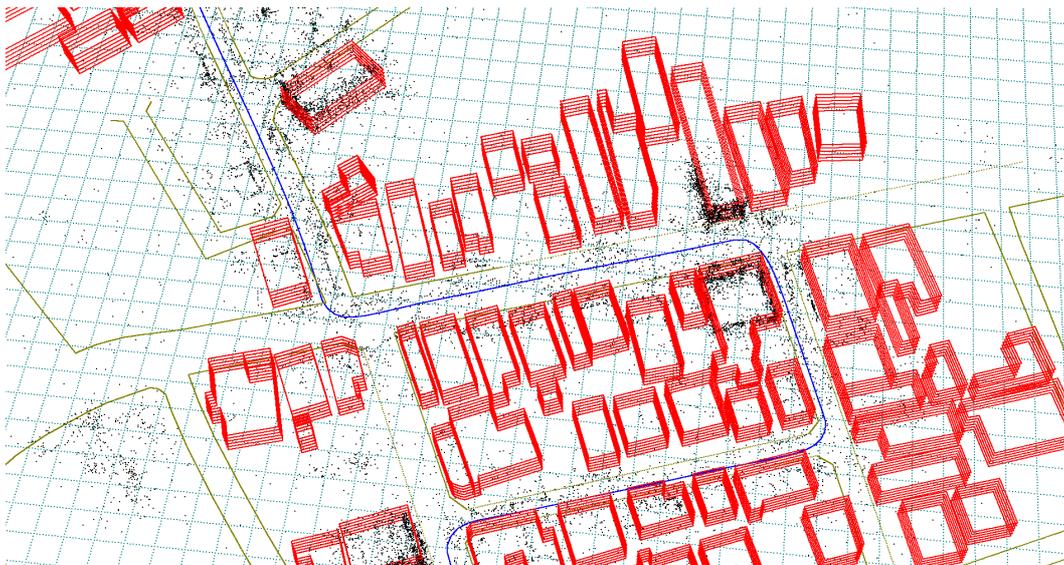


図 2 Structure from Motion による 3 次元復元結果を、GPS の測位結果をもとに座標変換し、住宅地図とあわせたものの例。黒い点が復元された 3 次元点を、青い線がカメラ軌跡を、赤い線群が建築物の外壁を、緑の線が道路をそれぞれ表す。

2. 画像と地図情報を用いた建築物消失判定

2.1 使用するデータ

本研究では、図 1 の右に示す撮影車両により取得した画像を使う。撮影システムは、ワゴン車のルーフ上に全方位カメラ (Point Grey 社製 LadyBug3) および GPS アンテナを取り付け、これらを車内に設置したノート PC に接続し、映像および GPS データを記録している。同カメラは 1616×1216 画素のカメラ 6 台が、鉛直方向の一部を除く全方位視野の映像を撮影するように配置され、毎秒最大約 20 フレームで一枚の全方位分の画像を撮影・記録できる。図 1 の左に撮影される画像の一例を示す。われわれのシステムでは、車両のエンジン制御用コンピュータから車速信号を取り出し、これを用いて路上約 1-2m ごとに 1 枚の画像を撮影している。

また地図には、建築物の外形をポリゴンによって表現しているものを使用した。地図上には、建築物の壁面の端点

及び、道路外線が日本測地系の緯度経度によって記録されている。そこでは建築物の形状は、地上面での端点のみによって表現され、立体的な構造、例えば出窓、バルコニーなどが表現されていない他、非常階段などといった付属物は存在せず、実際の建築物の形状とは若干の違いがある。また、建築物の高さの情報は含まれていない。そのため後述のように、本研究では全ての建築物の高さは一定であると仮定した。また、地図の単位 (区切り) が市町村単位のため、対象とする範囲のデータを切り出して使用した。

2.2 手法の概要

提案手法の概要は次の通りである。まず初めに、撮影した画像群から SfM による 3 次元復元を行う。具体的には、隣接する画像間で特徴点の対応付けを行い、これを元に各カメラの相対的な位置・姿勢、及びそれに対する特徴点の空間上の位置を求め、ポイントクラウドを作成する。

次に、GPS センサから得られた座標値を元に、SfM 復元結果を相似変換し、地図と位置合わせする。具体的には、

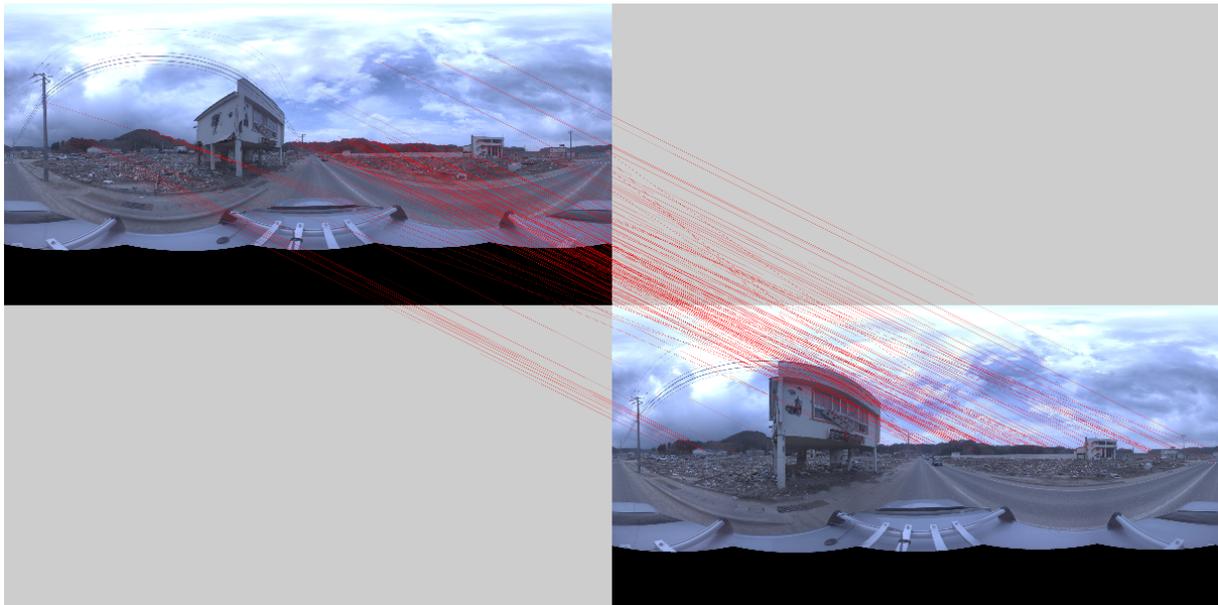


図 3 画像間で特徴点のマッチングをしている図.

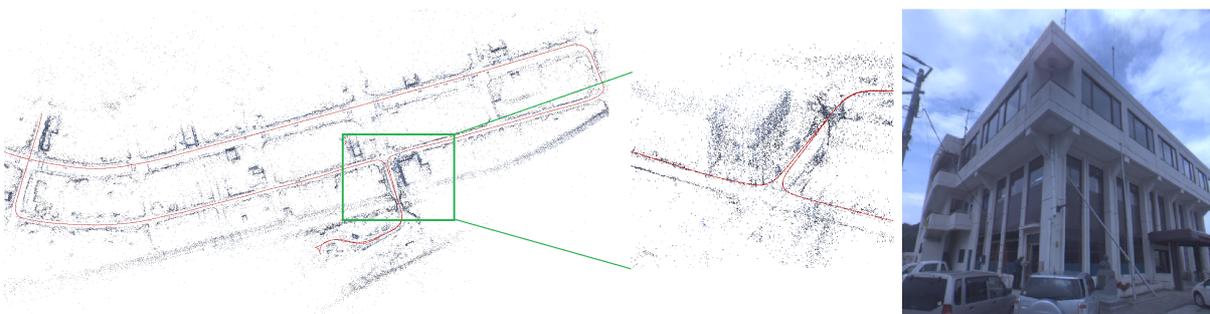


図 4 車載全方位カメラで撮影された画像からの 3 次元復元例.

3次元復元における画像撮影時のカメラ位置と、そのGPS座標を合わせるように相似変換し、さらにポイントクラウド内で道路特徴や建物外壁の特徴を取り出し、微調整を行って3次元復元と地図を高精度に位置合わせする。以上を行った結果の一例を、図2に示す。

次に、住宅地図に含まれる建物の壁面の幾何情報を、3次元復元と比較することで、建物の存在の有無を推定する。そのために、各建物の各壁面について、その存在確率を、得られたポイントクラウドおよびカメラ軌跡の情報を使って推定する。そこでは、カメラから遠くにある壁のポイントクラウドはその空間密度が低いと思われるが、そのことが考慮される。

一つの建物を構成する各壁面の存在確率を計算することで、その建物自体の存在確率を求める。具体的には、建築物を構成する壁が一つでも一定の確率で残存していると推定された場合、その建築物は存在すると判断するようにした。大抵の建築物で、その壁面のうち撮影車両が走行した道路側から見たものしか画像上には写っていないことを踏まえたものである。

なお、ある壁を復元したポイントクラウドは、カメラか

ら見た他の建物（の壁）による遮蔽の影響を受ける。つまり、遮へいされた壁のポイントクラウドは決してできない。したがって、各壁面および各建物の存在の判定は、理論的には、それぞれ相互に依存した最適化として定式化され、その依存関係の深さから、計算量の点で現実には実行が難しい。そこでわれわれは、遮へい関係のないことが明確な壁から順に判定を行ってゆく貪欲法により、この困難さを解決した。

2.3 SfMによる3次元復元

車載の全方位カメラで撮影した多視点画像列を元に、SfMを実行し、カメラ軌跡および画像上で抽出した特徴点の3次元位置を計算する。特徴点の抽出にはSURFを用い、連続する画像間で5点法を用いたRANSACを行い、抽出した特徴点の対応付けと連続画像列間の追跡を行った。その結果の一例を図3に示す。また、こうして復元したポイントクラウドとカメラ軌跡を図4に示す。

2.4 遮へいを考慮しない場合の壁の存在確率の推定

建築物の残存の有無は、地図から得られる建築物壁面の

情報と、SfMの復元結果として得られる点群を使って、確率的に推定する。

地図の建築物のポリゴン情報を元に、建築物の各壁の幾何学情報を取り出し、各壁をインデックス $j = 1, \dots$ で表す（この時点では建築物ごとの区別は行わない）。そして、壁 j の存在の有無を2値の変数 $w_j \in \{0, 1\}$ で表す。この壁が存在する場合、 $w_j = 1$ であり、そうでなければ $w_j = 0$ である。

ここでは、各壁があるかどうかを次の事後確率を推定することで判断する。

$$p(w_j = 1 | x_1, \dots, x_m, \mathbf{C}) \quad (1)$$

ただし x_1, \dots, x_m は SfM により得られた点群であり、 \mathbf{C} は各画像撮影時のカメラの位置を表す。これを計算するために、ベイズの定理を用いて

$$p(w_j = 1 | x_1, \dots, x_m, \mathbf{C}) = \frac{p(x_1, \dots, x_m | w_j = 1, \mathbf{C})p(w_j = 1 | \mathbf{C})}{p(x_1, \dots, x_m | \mathbf{C})} \quad (2)$$

と変形する。右辺の分母は w_j によらないため無視し、分子のみを考える。壁の有無とカメラ位置は独立だから $p(w_j = 1 | \mathbf{C}) = p(w_j)$ であり、さらに点群が互いに独立であると仮定することで

$$p(x_1, \dots, x_m | w_j = 1, \mathbf{C})p(w_j = 1 | \mathbf{C}) = \prod_{i=1}^m p(x_i | w_j = 1, \mathbf{C})p(w_j) \quad (3)$$

となる。

右辺の $p(x_i | w_j = 1, \mathbf{C})$ は、壁 j が存在し、視点群 \mathbf{C} にて画像を撮影したとき、点群のひとつとして x_i の位置に点が表れる確率を表す。点群は、上述のように各画像で抽出した特徴点を異なる視点の画像間で対応付け、得られた対応から（その3次元位置が計算されて）現れる。したがって、 x_j の位置に現れるかどうかは、少なくとも以下の要因が関与すると考えなければならない。

- 建築物壁面の有無：無い空間には基本的には生じない。ただし壁以外の構造物（木や電柱、電線など）もあり、そこでは生じる。
- 各壁面に対するカメラの視点の位置関係：壁に近いほど、その壁を何度も連続して画像上に捉えているほど特徴点およびその対応付けがより高い頻度で生じると考えられる。
- 各壁のテクスチャ：テクスチャが無い壁よりもあるものの方が特徴点が発生しやすく、また繰り返し構造を持つ壁よりもユニークな特徴点を生じるようなものの方がその傾向が強くなると考えられる。

ここでは3番目のテクスチャの影響を無視することにし、

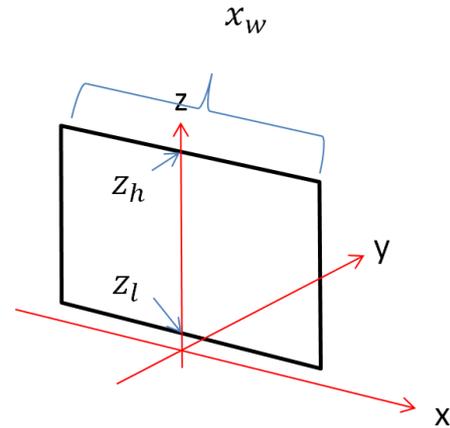


図5 壁面の概略図と壁面に対する極座標。 x_w が壁の長さ、 z_l, z_h がそれぞれ壁の下端、上端までの距離を表す。（撮影範囲は全て平面で、建築物の高さは全て一定と仮定しているため、全ての建築物について z_l, z_h は同じ値。）

1, 2番目の要因をモデル化する。その際、その要因は独立であると考え、

$$p(x_i | w_j = 1, \mathbf{C}) = f_w(x_i; w_j = 1) f_c^{(j)}(x_i; \mathbf{C}) \quad (4)$$

と書く。

$f_w(x_i; w_j = 1)$ は次のように考える。壁面 j の3次元空間における形状を、地図のポリゴンが与える直線を含む平面上の長方形と考える。具体的には、壁面に局所座標系をとったとき、図5のようなものと考え。そして、点 x_i のこの局所座標で (x, y, z) とするとき、

$$f_w(x_i; w_j = 1) = \text{rect}\left(\frac{x}{x_w}\right) \exp\left(-\frac{y^2}{\sigma_y^2}\right) \text{rect}\left(\frac{z - z_l}{z_h - z_l}\right) \quad (5)$$

とする。ただし、 rect は矩形関数で以下のように定義される。

$$\text{rect}(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } |t| > \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & \text{if } |t| = \frac{1}{2} \\ 1 & \text{if } |t| < \frac{1}{2} \end{cases} \quad (6)$$

(5)式は、壁 j が存在していた場合壁面から発生する特徴点は、 x, z 方向に関しては壁面内に収まり、 y 方向、すなわち壁面に垂直な方向に対しては、ガウス分布の上で発生するというモデルに基づく。ガウス分布を用いる理由は、SfMの潜在的精度、地図とポイントクラウドの位置あわせ誤差。また、住宅地図は地上面での座標を基準としており、バルコニーや非常階段などがあつた場合それらは地図には反映されないため、その分の誤差にもよる。

$f_c^{(j)}(x_i; \mathbf{C})$ は、視点からこの壁 j を見込む立体角の大きさによってモデル化する。すなわち、立体角が大きいくほど、全方位画像上でその壁は大きく写されていることになり、それだけ特徴点が発生する可能性が高いと考える。ただし、点群として復元されるには、単一視点でそうならばよいだけでなく、われわれのSfMアルゴリズムの性質上、連

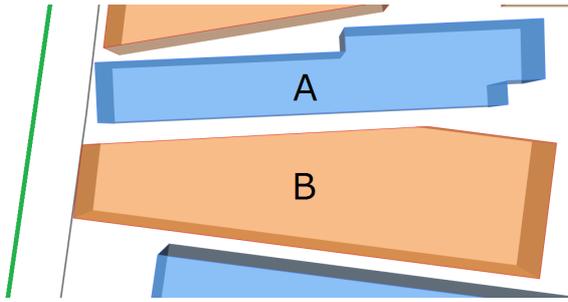


図 6 A が残存, B が消失している建築物. B のほうがカメラ軌跡に近い.

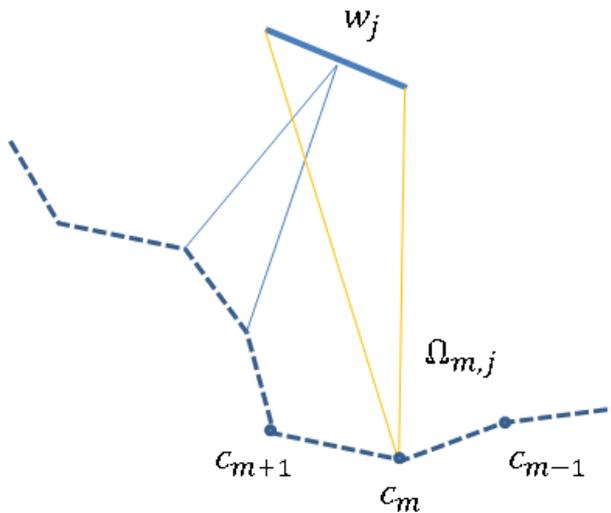


図 7 カメラ C_m から壁 w_j への立体角.

連続視点を続けて観測される必要がある. そこで, 視点 m から壁 j を見込む立体角を $\omega_{m,j}$ と書くとき,

$$f_c^{(j)}(x_i; \mathbf{C}) \equiv \max_m [\min\{\omega_{m-1,j}, \omega_{m,j}, \omega_{m+1,j}\}] \quad (7)$$

とモデル化する. 図 7 のように, 連続する 3 視点から見た立体角のうちで最小のものの値が, 最大になる視点 m を選んだ時, その立体角の値に比例するというモデルである.

なお, ここでは立体角は図 7 のように, カメラ軌跡, 壁面を真上から見た平面と考え, 壁の長さ, カメラから壁の端点までの距離をもとに計算した. また, カメラから壁面中央へのベクトルと, 壁面から外向きの法線ベクトルの角度が直角以上のものである壁面に対しては, 自身の別の壁面により遮蔽されるはずであるので, そのような場合, そのカメラからその壁面は見えていないと判定する. なお, ある建築物において, 全ての壁面の立体角が一定の閾値以下の場合, 画像群からほとんど見えていない建築物であると判断し, その建築物に対する推定は行わない.

2.5 建物間での相互の遮蔽を考慮した推定

2.2 節にも述べたが, 図 8 で示すように, 壁面の立体角は他の壁による遮蔽によって変化する. 特に, 建築物が密集する場所では, カメラから見て奥のほうにある建築物は

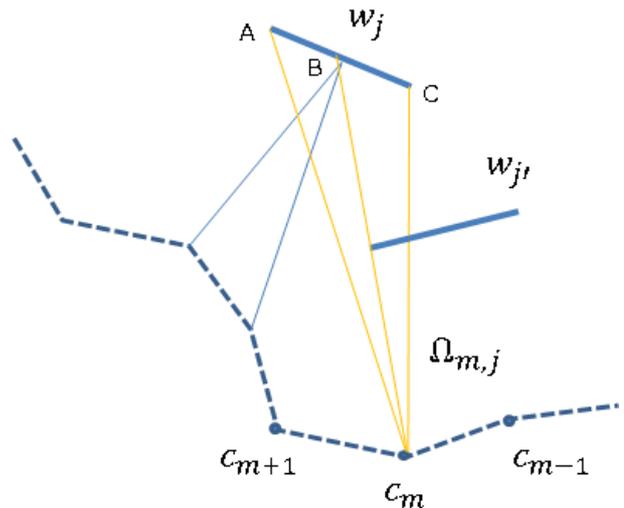


図 8 遮蔽のある環境下での立体角. この場合 C_m からの立体角は $\angle AC_mB$ となる.

画像上にはほとんど写らない.

今, 残存している建築物全てががあらかじめ分かっているとす. そして, その残存建築物の壁面群を \mathbf{W}_S とする. \mathbf{W}_S による遮蔽関係を考慮すると, (1) 式は以下のように変形される.

$$p(w_j = 1 | x_1, \dots, x_m, \mathbf{C}, \mathbf{W}_S) \quad (8)$$

これより (4) 式は

$$p(x_i | w_j = 1, \mathbf{C}, \mathbf{W}_S) = f'_w(x_i; w_j = 1, \mathbf{W}_S) f_c^{(j)'}(x_i; \mathbf{C}, \mathbf{W}_S) \quad (9)$$

となる.

また (5) 式より f'_w は

$$f'_w(x_i; w_j = 1, \mathbf{W}_S) = \text{rect}\left(\frac{x}{x'_w}\right) \exp\left(-\frac{y^2}{\sigma_y^2}\right) \text{rect}\left(\frac{z - z_l}{z_h - z_l}\right) \quad (10)$$

と表せる. ここで x'_w は \mathbf{W}_S による遮蔽で更新された, 壁面の長さを表す ($x'_w \leq x_w$). なお簡単のため, 図 5 中の局所座標の z 軸は, 常に壁面の見えている部分の中心を通るものとする.

次に, (7) 式より $f_c^{(j)'}$ は

$$f_c^{(j)'}(x_i; \mathbf{C}, \mathbf{W}_S) \equiv \max_m [\min\{\omega'_{m-1,j}, \omega'_{m,j}, \omega'_{m+1,j}\}] \quad (11)$$

と表せる. $\omega'_{m-1,j}, \omega'_{m,j}, \omega'_{m+1,j}$ はそれぞれ, \mathbf{W}_S による遮蔽で更新された立体角を表す ($\omega'_{m,j} \leq \omega_{m,j}$).

今, 建物をインデックス i で表し, 建物 i が有無を 2 値の変数 b_i で表す. すなわち, $b_i = 1$ は建物があることを, $b_i = 0$ は無くなっていることを指す. 建物 i はいくつかの壁 $\{w_j\}$ に結びついており, その情報は地図データから得

られる。問題は、上の壁の存在確率に基づいて、全ての建物の存在の有無 $\mathbf{b} = [b_1, \dots]$ を求めることである。

上で見たように各壁の間には相互の依存関係があるから、 \mathbf{b} の各要素も互いに依存しており、厳密解はその組み合わせ最適化によって得られる。具体的には以下に示す式のように、地図と復元結果の整合性を最大化するような、建築物の残存・消失のパターン \mathbf{b} を見つけることに帰着される。

$$\hat{\mathbf{b}} = \underset{\mathbf{b}}{\operatorname{argmax}} \prod_{i=1}^n p(b_i | x_1, \dots, x_m, \mathbf{C}, \mathbf{W}_S(\mathbf{b})) \quad (12)$$

ただし、 $p(b_i | x_1, \dots, x_m, \mathbf{C}, \mathbf{W}_S)$ は建築物 b_i が残存している確率で、 b_i がもつ全ての壁 w_j が残存している確率を用いて $b_i = 1$ のとき

$$p(b_i = 1 | x_1, \dots, x_m, \mathbf{C}, \mathbf{W}_S) = \max\{p(w_j = 1 | x_1, \dots, x_m, \mathbf{C}, \mathbf{W}_S)\} \quad (13)$$

とモデル化する。 $b_i = 0$ の確率は単純に

$$p(b_i = 0 | x_1, \dots, x_m, \mathbf{C}, \mathbf{W}_S) = 1 - p(b_i = 1 | x_1, \dots, x_m, \mathbf{C}, \mathbf{W}_S) \quad (14)$$

である。

(12) 式の最適化は、 \mathbf{b} の各成分が高次に相互依存していることから計算量の面で困難である。また、 \mathbf{b} の全パターン、すなわち建築物の消失と残存の全組み合わせは 2 の (地図上建築物数) 乗個ある。

そこでここでは、撮影車両が走行した道路に面した壁面は、そのカメラ軌跡から見て遮へいされていないことが明らかかなことから、この事実を利用した貪欲法によるアプローチを採用する。具体的には、カメラ軌跡から近い順に建築物をソートする。カメラ軌跡から建築物への距離は、各カメラから建築物中全ての壁面の midpoint への距離の中で、最も短いものとする。そして、カメラ軌跡から近い建築物から順に残存判定を行う。残存していると判定された建築物の壁は、 \mathbf{W}_S に入れられ、後に判定される壁面の遮蔽判定に反映される。したがってカメラ軌跡から近い建築物は、(真実はともかく) 他の建築物の遮蔽を受けない可能性が高く、後の方で推定されるものほど、遮蔽が考慮される可能性が高くなる。

全ての建築物について残存判定が終了したら、残存していると判定された建築物のみでもう一度残存判定を行う。つまり、残存していると判定された建築物が存在し、遮蔽しうる環境下で、カメラ軌跡から近い順から、一度残存と判定された建築物について判定をやり直す。

上記の処理をする理由に、図 6 に示す状況がある。図中 A は残存する建築物、B は消失した建物である。この場合 B のほうがカメラ軌跡から近いので、B の残存推定が先

に行われる。その際 A による遮蔽は考慮されないため、A と隣接する壁面が、A 側で発生している特徴点に影響されて、残存していると判定されてしまう。これを防ぐために、A が存在している環境下で B を推定することで、B の A と隣接する壁面はあまり見えていないと判定され、最終的に B が消失と判定される可能性が高くなる。上の 2 パスの判定を行うことで、このような場合の誤判定が解消される。

3. 実験

実際の被災市街地を撮影した画像を用いて、以上の方法の評価実験を行った。実験では、2011 年 7 月に岩手県大槌町大槌駅付近で撮影した画像列 2890 枚を使用した。また住宅地図は、ゼンリン株式会社から購入したデータを利用した。SfM の累積誤差を最小にする目的で、20 の区間に分けて 3 次元復元を行ったものを統合して 3 次元復元結果を得た。

図 9 の左に推定結果、右に手作業で得たグランドトゥールースを示す。図から分かるように、ほとんどの建築物についてその残存・消失が正しく推定されている。今回推定した建築物の総数は 817 棟で、誤判定したのはそのうち 22 棟であり、正解率は 97.3%であった。誤判定の内訳は、実際は残存している建築物を消失と判定したのが 14 棟、実際は消失した建築物を残存していると判定したのが 8 棟であった。前者の誤判定は、ほとんどの場合、逆光や壁面テクスチャの一意性による特徴点の不足および、3 次元復元と地図の位置あわせの誤差が理由である。後者の誤判定は、位置あわせの誤差により、付近に残存する建築物や自動車、電柱などの影響を受けた (すなわち、3 次元点が本来と違う壁に付近に来てしまう) ことが主な要因である。

なお、図の右のグランドトゥールースで緑で表示された建築物は、土台だけが残ったものであり、その高さが中途半端に低く、現在の推定方法ではどちらに判定されてもおかしくないため、正誤評価からは除外した。

4. まとめ

本研究では、車載全方位カメラで撮影した画像列と住宅地図を使って、建築物の残存・消失を判定する方法を示した。提案手法は SfM によって得られたカメラ位置とポイントクラウド、及び住宅地図を用い、建築物を成す壁が存在するかどうかを遮へい関係も含めてモデル化し、これに基づいて確率的に推定するというものである。遮へいは各建物の推定の相互依存関係につながり、計算量の面で困難な組み合わせ最適化に帰着される。カメラ軌跡に近い壁面は遮へいされない可能性が高いことに基づく貪欲法によるアプローチで、この困難さを回避し、現実的な計算量で推定を行えるようにした。東日本大震災被災地を撮影した画像を用いて、実験を行い、以上の方法の有効性を確認した。



図 9 (左) 岩手県大槌町で 2011 年 7 月に撮影した画像を用いて消失判定を行った結果. 青が
残存, 赤が消失. (右) Ground Truth. 緑は土台だけが残った建築物.

参考文献

- [1] LM. Pollefeys, D. Nister, J.-M. Frahm, A. Akbarzadeh, P. Mordohai, B. Clipp, C. Engels, D. Gallup, S.-J. Kim, P. Merrell, C. Salmi, S. Sinha, B. Talton, L. Wang, Q. Yang, H. Stewenius, R. Yang, G. Welch, H. Towles, Detailed Real-Time Urban 3D Reconstruction From Video, International Journal of Computer Vision (IJCV) 2008, Vol.78, pp.143-167.
- [2] A. Davison, I. Reid, N. Molton, and O. Stasse. MonoSLAM: Realtime single camera SLAM. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, Vol.29, pp.1052-1067.
- [3] Kurt Konolige and Motilal Agrawal, FrameSLAM: From bundle adjustment to real-time visual mapping. IEEE Transactions on Robotics, 2008, Vol.24, pp.1066-1077.
- [4] Henning Lategahn, Andreas Geiger and Bernd Kitt: Visual SLAM for Autonomous Ground Vehicles, In Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) 2011, pp.1732-1737.
- [5] David Crandall, Andrew Owens, Noah Snavely and Daniel P. Huttenlocher: Discrete-Continuous Optimization for Large-Scale Structure from Motion, In Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011, pp.3001-3008.
- [6] Maxime Lhuillier: Fusion of GPS and Structure-from-Motion using Constrained Bundle, In Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011, pp.3025-3032.
- [7] 糸 秀行, 武富 貴史, 佐藤 智和, 横矢 直和: 位置の連続性を考慮したバンドル調整による動画像と GPS からのカメラ位置・姿勢推定, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU) 講演論文集, pp.825-830
- [8] Tat-Jen Cham, Arridhana Ciptadi, Wei-Chian Tan, Minh-Tri Pham¹, Liang-Tien Chia: Estimating Camera Pose from a Single Urban Ground-View Omnidirectional Image and a 2D Building Outline Map, IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010, pp.366-373
- [9] Haifeng Li, Hongpeng Wang, Xiang Lu, and Jingtai Liu: Map-assisted Visual Localization using Line Features in Urban Area, Control and Decision Conference (CCDC), pp.2854-2859