

車載カメラの画像を用いた大規模空間の時間変化の認識

櫻田 健^{†1} 柳澤 惇^{†1}
岡谷 貴之^{†1} 出口 光一郎^{†1}

カメラを搭載した自動車を走行させて撮影した画像を用いて、市街地の3次元形状の時間変化を推定する方法について述べる。提案方法は、異なる2つの時刻に車載カメラで撮影された画像列を使って時間変化を推定する。これまで提案されてきたシーンの変化を画像から認識する方法は、基準時刻における認識対象の3次元モデルが必要であったり、認識精度が天候を始めとする撮影条件の変化に大きく影響される問題があった。提案方法は、異時刻の多視点画像間に成り立つ幾何学拘束を利用して、シーンの形状が変化したかどうかを直接、確率的な枠組みで推定し、この問題を解決する。東日本大震災に伴う津波被害をこうむった市街地を車載カメラで撮影した画像に提案方法を適用したので、その結果を示す。

Detecting Temporal Changes of a Large-scale Space from Images Acquired by a Car-mounted Camera

KEN SAKURADA,^{†1} JUN YANAGISAWA,^{†1}
TAKAYUKI OKATANI^{†1} and KOICHIRO DEGUCHI^{†1}

This paper presents a method for estimating temporal changes of three-dimensional shapes of urban areas from their images acquired by a car-mounted camera. The proposed method estimates the temporal changes using image sequences captured by the camera at two different times. Existing approaches to the problem of recognizing temporal changes of scenes from their images require a three-dimensional model of the target scene at a base time or have problems that the accuracy of the recognition is largely affected by the environmental factors such as weather changes. To solve these problems, the proposed method directly estimates whether or not the scene shape changes in a probabilistic framework by using geometric constraints that hold among multi-view images captured at different times. We applied the proposed method to the damaged urban areas due to the tsunami associated with the Great East Japan Earthquake.

1. はじめに

本稿では、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を元に、市街地の3次元的な形状の時間変化を推定する方法について述べる。具体的には、ある街の同じ道路を異なる時刻に車両で走行し撮影した、2つの時刻の画像列を用いて、撮影時刻間における空間の形状変化を推定する。なお、車両による撮影は、(少なくとも通常の交通状況における走行速度以上で) 車両を普通に走行させるだけでできるようなものとする。図1(a)に、画像の撮影から空間形状変化の推定に至る一連の手続きを示す。

この背景に、地震等の災害や、その後の復旧・復興の過程など、市街地が広範囲にわたってその形状を大きく変容させるような場合に、その様子をとらえたいという要請がある。例えば、被災の直後、対象地区にて撮影車両を走行させるだけで(事前に撮影しておいた画像とあわせて用いることで) 被害状況の迅速な把握ができる。また、同じ街の撮影を何度も繰り返すことで、被災からの復旧の進捗状況や、さらに長期の復興の過程を可視化できる。

本研究では、このように変化の程度・規模ともに大きな形状変化を対象に、普通の可視光カメラで撮影した数枚の画像からこれを推定することを考える。一方、レーザ光などを用いるレンジセンサの進歩が近年目覚ましく、これを使った市街地等屋外空間の3次元モデリングの研究が盛んに行われている。市街地空間の形状変化を推定するのに、同様の方法で異なる時刻に計測した結果を比較する方法も考えられる。ただし、この種のレンジセンサは、近距離の計測が対象であるものは別として、本稿で対象とするような広範囲を短時間で計測できるものは高価であり、また可搬性などの自由度にも制約がある。

また、普通のカメラで撮影した画像を元に、SfM(Structure from Motion) や Visual SLAM(Simultaneous Localization And Mapping) の技術⁴⁾⁻⁷⁾ により、都市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、ウェブ上の未整列画像を用いて都市の3次元形状を自動復元する研究^{1),2)} や、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³⁾ が有名である。このような方法で異時刻における空間の形状を復元し、比較する方法も考えられる。しかしながら、天候などの外部環境の影響下にあつて、いつも安定して高精度な3次元形状を得られるまでには至っていない。車両で道路を走行しながら車載カメラで画像を撮影する場合、空間に占める視点の広がりやどう

^{†1} 東北大学
Tohoku University

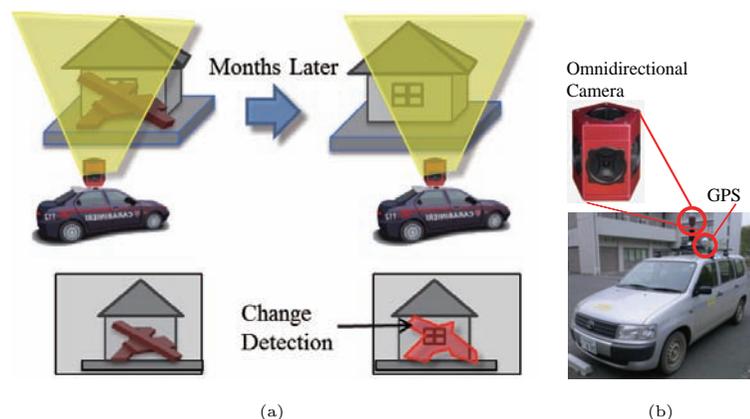


図 1 (a) 画像の撮影から空間の形状変化の推定に至る一連の流れ。(b) 本研究で使用する撮影車両。Point Grey Research 社の全方位カメラ Ladybug3 と GPS を搭載、車両のオドメトリを使用し、約 2m 間隔で道路上を走行中に画像を撮影する。

しても疎なものとなってしまう、特にこのことがあてはまる。

本研究では、時間を隔てて（たとえば 1 か月など）撮影された同一シーンの 2 つの画像列を使って、そのシーンの時間変化を推定する。つまり、ある一つの空間を複数の視点で観察した画像が、2 つの時刻について 2 セット得られる場合を考える。各画像を撮影したカメラの姿勢は不明^{*1}であるが、画像間の特徴点の対応付けに基づく SfM によって、これを推定できるとする。また、特に異時刻の画像間のおおまかな位置関係は GPS センサ等で得られるものとする。

提案手法は、画像間の局所的な濃淡類似度の評価に基づいて、シーンの形状の時間変化を直接推定する。その特徴を要約すると、(a) シーンの形状を陽には求めず、確率的に表現すること、(b) 時間変化を認識するのに異時刻の画像間での類似度を求めることはせず、同時刻の画像間でのみ類似度を計算することである。

(a) は次の考えに基づく。先述の通り、市街地におけるシーンの状況、車両走行状態がいろいろ変り得る条件の下では、密な形状復元を正確に行うのは難しい。そこで本研究では、

*1 車両は同一道路上を走行するため、各時刻において似たような位置・姿勢にあるカメラで画像は撮影されるが、厳密に同じ経路を走行するわけではなく、画像が撮影されるタイミングも一般にずれることによる。

陽には 3 次元形状を求めず、つまりシーンの形状をあるカメラから見たデプス値で表現したとき、デプス値をただ一つ定めない。代わりに、デプスの確率分布を求めて利用する。

(b) は、異なる時刻に撮影した画像は、天候をはじめとする様々な要因により、直接類似度を比較するのが難しいことによる。晴天と曇天、あるいは朝と夕方などで撮影した画像は相当異なるから、そのみかけを直接比較しても形状の変化を推定するのは容易でない。提案手法では、過去のある時刻に物体表面上にあった点が現在も変わらずそうであるならば、異なる視点で撮影した現在の画像上で、その点は（局所的には）同じように見えるはずである、という事実に基づいて、同一時刻の画像類似度の計算のみから、形状変化を推定する。これはベイズ推定の枠組みで定式化され、その際に先述のデプスの確率分布が利用される。

われわれは提案手法を、東日本大震災の津波被災地にて撮影した画像に対し適用する実験を行った。そのためにわれわれの使用している撮影車両とカメラを図 1(b) に、撮影された画像の例を図 2 に示す。図のような全方位画像が、車両のオドメトリを使用することで道路上約 2m 間隔でくまなく撮影されており、これを用いた。

以降、第 2 節で関連研究について述べ、第 3 節で提案手法の詳細を述べる。第 4 節で上述の実験結果を示し、第 5 節で論文をまとめる。

2. 関連研究

画像から対象物の時間的な変化を検出・認識する方法の研究はいくつかあり、これらについて以下にまとめる。

まず、静止したカメラで異時刻に撮影された画像間での対象シーンの変化を検出する方法の研究が多数ある¹¹⁾。監視カメラを使うサーベイランスが典型的な応用であり、われわれの用途には適さない。これらの方法では、各画素の濃淡値を適当な確率モデルによって表現し、濃淡の変化を確率的に判断する方法が主流である。この考え方を多視点カメラに拡張し、3 次元空間の形状変化を捉えられるようにした試みもある¹²⁾。ここでは画素の代わりに空間を量子化したボクセルに対し、同様の確率的判断を行っている。ただし、視点の位置は基本的には固定されている必要があり、照明条件が一定であることも必要である。われわれの用途では、新旧の画像間で一般に撮影条件（主に天候）が大きく変化するため、これらの方法を用いるのは難しい。これらの問題を解決するため、多視点画像を元に、空間中の線分の出現と消失を推定することによって変化を認識する手法¹³⁾が提案されている。しかしながら、監視カメラによるサーベイランスが基本的な用途であって、例えば駐車場などの空間で自動車や人など移動物の検出を行うことを目的としており、われわれのように、大規模な



Kamaishi, Iwate(April 26, 2011)



Kamaishi, Iwate(June 13, 2011)

図 2 被災市街地のほぼ同じ場所の時刻の異なる画像. 画像は全方位画像を円柱パノラマ画像として表示したもの.

空間を自動車で行きながら撮影した画像を元に、空間の形状変化を系統的に取り出そうとする用途には適していない。

本研究と最も近いのが Taneja らの研究である。彼らは、対象とする空間を、過去に何らかの方法で計測しその 3 次元モデルを構築済みである場合に、新たな時刻に撮影した画像を 2 枚以上用いて、どこが 3 次元的に変化したかを認識する手法を提案している¹⁴⁾。この研究の背景には、日々変化する市街地の 3 次元モデルをいかに更新すべきかという課題がある。3 次元モデルを一から計測し作り直すのはコストがかかるため、カメラで画像を撮影するだけで変化した部分を簡単に特定できれば、その部分のモデルのみを作り直すだけで済む。このような動機から、この手法では、対象シーンを異なる視点から撮影した 2 枚の画像のうち、1 枚を 3 次元モデルを用いてもう一方の画像に投影し、元々の画像との濃淡の差分を見ることで空間の形状変化を特定する。

これに対しわれわれの方法では、過去の時点における市街地の 3 次元モデルを前提としない。3 次元モデルを構築すること自体それほど簡単でないし、短期間に街の様子が大きく変わるような場合には Taneja らの方法はそもそも使えない。

他には、数十年にわたって都市の景観を撮影した数百枚の画像を用いて 3 次元復元を行

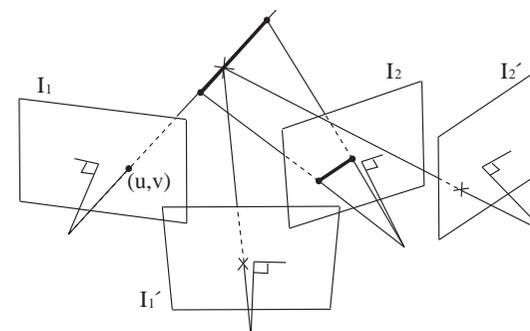


図 3 2 つの異なる時刻における 2 枚の画像の幾何. 片方の時刻の画像のペアを使ってデプスの確率分布を求め、もう一方の時刻の画像ペアに対して、各空間の点に対する画像類似度を計算する. 両者を統合することで、シーンの形状が変化したかどうかを推定する.

い、各画像の撮影時期や建物の建築時期などの時間情報を推定する方法がある⁹⁾。多数の画像のうち、正確な撮影時期が分かっているものはごく一部で、残りの大部分はおおまかな情報が与えられるかあるいはまったく与えられないという設定を考えている。これら画像群を全て用いて 3 次元復元を行い、その結果から各画像の撮影地点における建物同士の遮へい関係を確率的にモデル化することで、各画像の撮影時刻および建物に属する画像特徴の存在期間を推定する。

3. 画像を用いた時間変化の認識

3.1 方法の概要

最初に提案方法の概要を述べる。以下では使用する視点数の最小構成である、各時刻につき 2 枚ずつ計 4 枚の画像を用いる場合を考える (図 3)。

最初に、4 枚の画像を撮影したカメラの姿勢を SfM によって推定する。具体的には、同時刻の画像間および異時刻の画像間で特徴点の対応付けを行い、これを元に各 (画像を撮影した) カメラの相対的な姿勢を求め、空間の一点が各視点の画像上のどこに投影されるかが計算できるようにしておく。

次に、2 つの時刻の画像列のうち的一方、たとえば新しい方の 2 枚を使って、ステレオマッチングを行い、各画素のデプス値の確率分布を求める。この 2 枚のうちどちらか一方をキーフレームとし、以下その各画素について個別に処理を行う。後述のように、隣接画像間のデプス値の連続性を平滑化項とする MRF モデルを採用し、LBP を用いてキーフレー

ムの画素ごとのデプスの周辺分布を計算する。

次に、図3のように、あるデプスを持つ空間の点を残りの2枚の画像上に投影したとき、2点まわりの局所パッチの濃淡（カラー）の類似度を計算する。この類似度が高ければ、注目している点がシーンの物体表面に属することを示唆し、その逆も真である。さらに図のように、キーフレームのある画素を逆投影した直線上の各点についてのみ、この類似度は計算されるので、2枚の画像上の投影点の位置には一定の拘束があり、その分、高い類似度は、異なる時刻の間でシーンの物体表面の位置（デプス）すなわちその形状が不変であることを示唆する。さらに上述のデプスの確率分布を使えば、シーンの形状の変化の有無をより高い精度で推定できるはずである。

以上の推論は、後述のようにベイズ推定の枠組みで定式化できる。第1節で述べたように、奥行きを完全には決定していないこと、異なる画像間で画像類似度を求めていることに注意されたい。

3.2 デプスの確率分布の推定

選んだキーフレームと同じ時刻の画像とで作る画像ペアに対し、ステレオマッチングを行い、キーフレームの画素ごとにデプスの確率分布を求める。

通常ステレオマッチング同様、画像はMRF(Markov Random Field)でモデル化する。つまり、画像間の対応点の類似度を濃淡（カラー）によって求めたものをデータ項、隣接画素間のデプスの近さを平滑化項にとる。このMRFに対し、LBP(Loopy Belief Propagation)を用いてMPM(Maximum a Posterior Margin)推定を行って、各画素のデプス値の確率分布を得る^{15),16)}。

デプス値は一定の範囲を n 分割し、各値をインデックス $d = 1, \dots, n$ を用いて表す。キーフレームを I_1 とし、その上にある画素 (u, v) について考える。 (u, v) の各デプス d に対応するもう一方の画像 I_2 上の対応点を (u_d, v_d) とすると、画像間の局所パッチの濃淡差を

$$r_d = \frac{1}{3|\mathcal{W}|} \sum_{m=1,2,3} \sum_{(k,l) \in \mathcal{W}} |I_1(u+k, v+l) - I_2(u_d+k, v_d+l)| \quad (1)$$

のように計算し、その類似度を

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_r} \exp\left(-\frac{r_d^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (2)$$

のように定義する。ただし \mathcal{W} は局所パッチを与え（実験では 5×5 画素とした）、 $m = 1, 2, 3$

は画像におけるRGBの各成分を指す。

画素を (u_i, v_i) とインデックス i で表すとき、隣接画素 $(i, j) \in \mathcal{N}$ について、そのデプス d_i, d_j 間の類似性を仮定し、次のようなコストを持つMRFを考える。

$$E(d(u_i, v_i)) = \sum_i \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_r} \exp\left(-\frac{r_d^2}{2\sigma_r^2}\right) + \beta \sum_{(i,j) \in \mathcal{N}} \exp\left(-\frac{|d_i - d_j|}{\lambda}\right) \quad (3)$$

これに対しLBPでMPM推定を行い、各画素 (u, v) ごとに周辺分布 $p(d)$ を求める。 d は離散値なので $p(d)$ はヒストグラムとして表される。

3.3 変化の有無の推定

デプスの推定を行ったのと別な時刻の画像ペアを I'_1, I'_2 と書く。キーフレーム I_1 のある点 (u, v) について、同時刻にこの点に対応する空間の点が、 I'_1 および I'_2 の撮影時刻においてその場に存在しない（＝変化した）ことを、2値の変数 c を用いて、 $c = 1$ と表す。 $c = 0$ は、その逆、つまり、注目している点が時間を超えてそのまま、この点について形状が3次的に変化していないことを表す。

このキーフレームの点 (u, v) について、さらにデプス d を指定すると空間の1点が決まるが、この空間の点を I'_1, I'_2 上に投影することを考える（図3）。この2点をそれぞれ (u'_d, v'_d) 、 (u''_d, v''_d) と書き、 I'_1, I'_2 のこれらの位置における画像パッチの濃淡（カラー）の差 s_d を(1)式同様に

$$s_d = \frac{1}{3|\mathcal{W}|} \sum_{m=1,2,3} \sum_{(k,l) \in \mathcal{W}} |I'_1(u'_d+k, v'_d+l) - I'_2(u''_d+k, v''_d+l)| \quad (4)$$

のように計算する。

$d = 1, \dots, n$ における s_1, \dots, s_n を画像から求めたとき、これを観測とする c の事後確率

$$p(c = 1 | s_1, \dots, s_n) \quad (5)$$

を評価することを考える。これは、 I_1 の注目画素 (u, v) の対応するシーンの点における形状が、変化したかどうかの確率を直接与える。ベイズの定理よりただちに

$$p(c = 1 | s_1, \dots, s_n) = \frac{p(s_1, \dots, s_n | c = 1)p(c = 1)}{p(s_1, \dots, s_n)} \quad (6)$$

ここで、各デプスに対する $s_i (i = 1, \dots, d)$ は互いに近似的に独立であると見え、

$$p(s_1, \dots, s_n | c = 1) = \prod_{d=1}^n p(s_d | c = 1) \quad (7)$$

および

$$p(s_1, \dots, s_n) = \prod_{d=1}^n p(s_d) \quad (8)$$

とする。

ここで、 I_1 撮影時の、 I_1 の点 (u, v) におけるシーンのデプスが d であることを 2 値の変数で表し、そうであれば $\delta_d = 1$ 、そうでなければ $\delta_d = 0$ と書く。(7) 式の各項は

$$\begin{aligned} p(s_d | c = 1) &= p(s_d, \delta_d = 1 | c = 1) + p(s_d, \delta_d = 0 | c = 1) \\ &= p(s_d | \delta_d = 1, c = 1) p(\delta_d = 1 | c = 1) + p(s_d | \delta_d = 0, c = 1) p(\delta_d = 0 | c = 1) \\ &= p(s_d | \delta_d = 1, c = 1) p(\delta_d = 1) + p(s_d | \delta_d = 0, c = 1) p(\delta_d = 0) \end{aligned} \quad (9)$$

と分解できる。

ここで、 $p(s_d | \delta_d, c)$ をモデル化する。まず、 $\delta_d = 0$ (=注目点の表面はデプス d の位置にない) の場合、 $c = 0$ でも $c = 1$ でも (d が真の表面の位置のデプスと離れているならば特に) s_d は対象シーンの画像の任意の 2 点でのパッチの濃淡差から生じるようなものになるだろう。ここでは、最も簡単なモデルとして、一様分布

$$p(s_d | \delta_d = 0, c) = \alpha \quad (10)$$

を考える。

次に $\delta_d = 1$ の場合を考える。さらに $c = 0$ (=空間は不変) であれば、 s_d を与える 2 つのパッチの見た目は基本的に同じとなるはずで、 $p(s_d | \delta_d = 1, c = 0)$ は $s_d = 0$ 付近にピークを持ち、 s_d の増加とともに急峻に低下するような分布となるだろう。そこでこれを

$$p(s_d | \delta_d = 1, c = 0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_s^2} s_d^2\right) \quad (11)$$

とガウス分布 (の片側) でモデル化する。一方 $c = 1$ のときは、シーンは変わってしまっている、正しいデプスの点であっても 2 つのパッチの見た目は一般に変わるだろう。ゆえに $\delta_d = 0$ のときと同様

$$p(s_d | \delta_d = 1, c = 1) = \beta \quad (12)$$

とする。

なお、 $p(\delta_d = 1)$ は前節で求めた $p(d)$ そのものとする。 $\sum_{d=1}^n p(\delta_d = 1) = \sum_{d=1}^n p(d) = 1$ である。 $p(\delta_d = 0)$ は、 $\delta_d = 0$ が「この点の空間の表面は d 以外の点にある」ことを表し

$$p(\delta_d = 0) = \sum_{k \neq d} p(\delta_k = 1) = 1 - p(\delta_d = 1) \quad (13)$$

のように与えられる。

(8) 式の各項は

$$p(s_d) = p(s_d | c = 1) p(c = 1) + p(s_d | c = 0) p(c = 0) \quad (14)$$

と分解でき、 $p(s_d | c = 0)$ は $p(s_d | c = 1)$ 同様に

$$p(s_d | c = 0) = p(s_d | \delta_d = 1, c = 0) p(\delta_d = 1) + p(s_d | \delta_d = 0, c = 0) p(\delta_d = 0) \quad (15)$$

より計算できる。

以上により、 (u, v) において $p(c = 1 | s_1, \dots, s_n)$ を計算できる。キーフレーム I_1 の全画素についてこれを評価し、たとえば 0.5 を閾値にこれを上回った画素は形状が変化し、下回れば不変と推定する。また、 $p(c = 1 | s_1, \dots, s_n)$ の値をデータ項とし、隣接画素間の形状変化の関数の相関を平滑化項とする MRF で画像をモデル化し、グラフカットなどを用いて大域最適解を求めれば、形状変化をより安定して推定することができるだろう。

4. 実験結果

上述のような時間変化の認識手法を用いて、実際に被災地を車両で走行し撮影した画像を対象に実験を行った。図 4, 5, 6 に 3 つのシーンに対する時間変化の推定結果を示す。上段の画像は各図ともに各時刻につき 2 枚ずつ計 4 枚の画像である。それぞれのシーンのデータに対し、デプスの確率分布を一様分布とした (=デプス情報なし) 場合と、LBP による MPM 推定の結果を用いた (=デプス情報あり) 場合の 2 通りを行った。デプスマップは近いものを白、遠いものを黒で表しており、各ピクセルに対し最大確率のデプスの色を表示している。

いずれのケースにおいても、デプスの情報を利用しない場合も、提案した確率モデルを用

いることで、画像中で瓦礫が撤去された領域を概ね認識することができた。しかし、明らかに古い画像で瓦礫があり、新しい画像で撤去された部分でも未検出となっている箇所が多い。一方、デプス情報ありの場合の結果を見ると、変化した部分の未検出領域が大幅に減少したことが分かる。瓦礫全体からパイプのような細い形状のものまで正確に推定できている。デプスマップを見ると分かるように、推定したデプスの確率分布から一意にデプスを決定したのでは、形状は正しく復元できない。シーンの形状を確率的に表現し、これを時間変化の確率的な推定に組み込むことで、変化を正しく認識できるようになっている。窓ガラスの部分の表面反射や車の影の影響で推定は一部誤っているが、これは局所パッチの濃淡差を類似度とすることの限界を示すものである。より識別力の高い局所パッチの類似度計算手法を用いることでさらなる精度向上が期待できる。

5. ま と め

本研究では、車載カメラで撮影した画像を元に、街の3次元形状の時間変化を推定する手法を提案した。東日本大震災の被災地で撮影した画像を用いて実験を行い、その有効性を確認した。提案手法は、過去の時刻に物体表面上にあった点が現在も存在するならば、異なる視点で撮影した現在の画像上で、その点は同じように見えるはずである、という事実に基づいている。シーンの形状を陽に求めず、確率的に表現することで、密な形状復元を正確に行うことが難しい状況でも、時間変化を推定することができることと、時間変化を認識するのに同時刻の画像間でのみ類似度を計算することで、天候などに左右されにくいようにしたこととを特徴とする。

今後は、まず、識別力の高い局所パッチの類似度計算手法を検討することで、時間変化の誤認識を減少させる。LBPにおけるデータ項と平滑化項の最適化を行うことで、デプスの推定精度を向上させることも課題である。さらに、1つの街全体を対象に形状変化を推定し、変化した部分を自動的に抽出する実験を行う。

参 考 文 献

- 1) Sameer Agarwal, Noah Snavely, Ian Simon, Steven M. Seitz, Richard Szeliski: Building Rome in a day, In Proc. International Conference on Computer Vision (ICCV), 2009, Vol.3, pp.72-79.
- 2) Noah Snavely, Steven M. Seitz, Richard Szeliski: Modeling the World from Internet Photo Collections. International Journal of Computer Vision, 2008, Vol.80, pp.189-210.

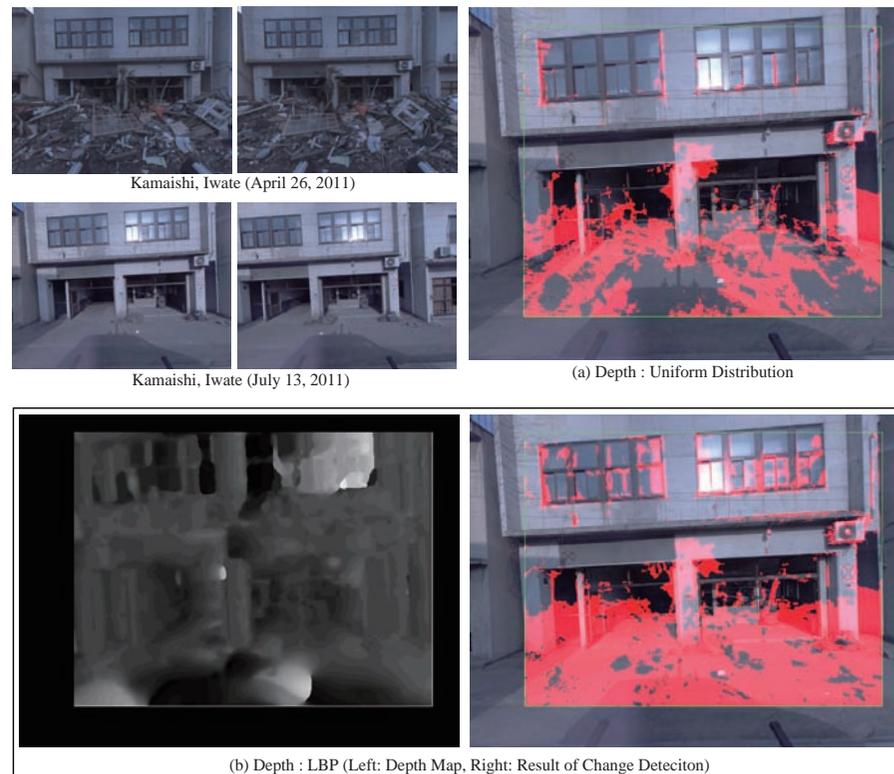


図4 時間変化の認識結果 ケース1. (a) デプスの確率分布を一様分布とした場合、瓦礫があった地面の部分などの時間変化を認識できていない。(b) 確率伝搬法で推定したデプスの確率分布を利用した場合、瓦礫全体からパイプのような細い形状のものまで認識できている。

- 3) 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.
- 4) 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.

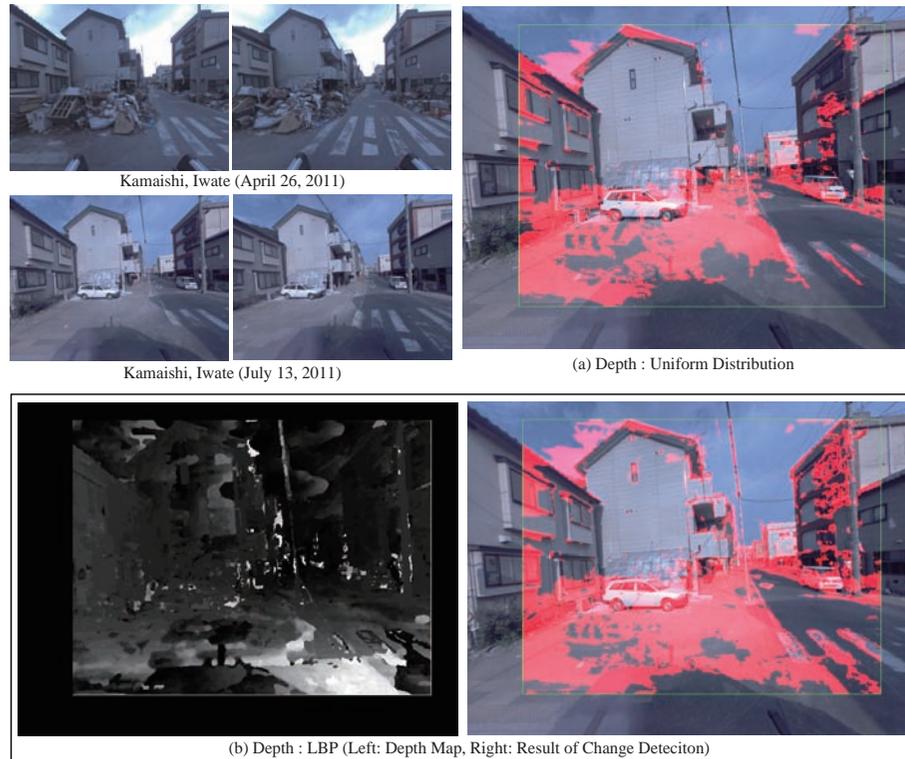


図 5 時間変化の認識結果 ケース 2

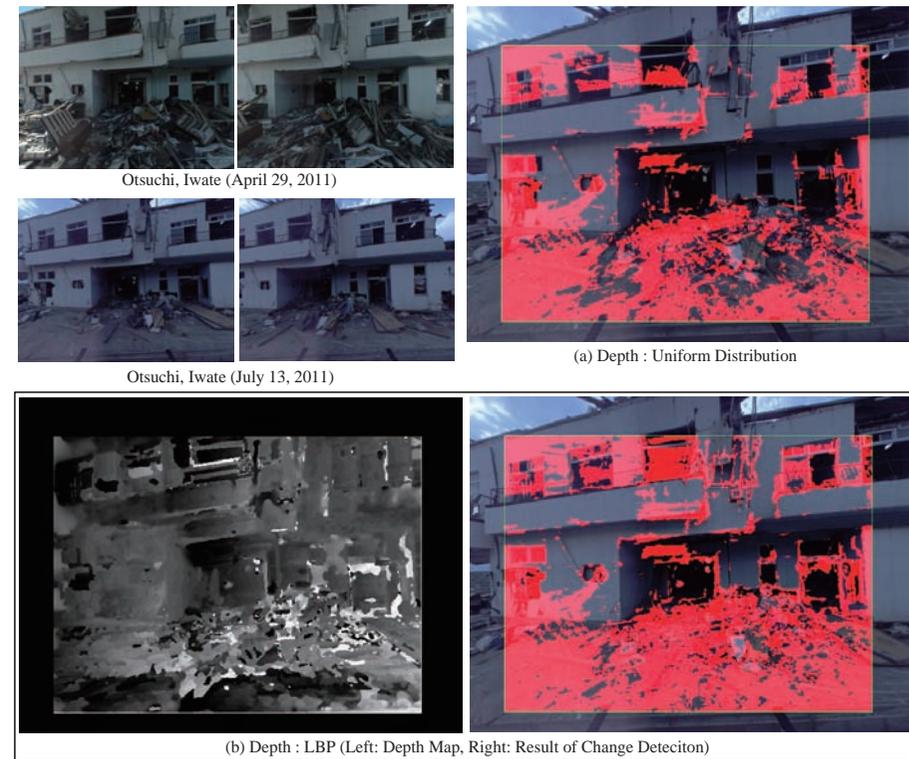


図 6 時間変化の認識結果 ケース 3

- 5) Kurt Konolige and Motilal Agrawal, FrameSLAM: From bundle adjustment to real-time visual mapping. IEEE Transactions on Robotics, 2008, Vol.24, pp.1066-1077.
- 6) 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.
- 7) 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.
- 8) Mark Cummins, Paul Newman: Accelerating FAB-MAP With Concentration Inequalities, IEEE Transactions on, Dec. 2010, Vol.26, pp.1042-1050

- 9) G. Schindler and F. Dellaert: Probabilistic Temporal Inference on Reconstructed 3D Scenes, In Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010, pp.1410-1417.
- 10) Steven M. Seitz, Brian Curless, James Diebel, Daniel Scharstein, Richard Szeliski: A Comparison and Evaluation of Multi-View Stereo Reconstruction Algorithms, In Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2006, pp.519-528.
- 11) R. J. Radke, S. Andra, O. Al-Kofahi, and B. Roysam: Image change detection algorithms: A systematic survey. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, Vol.14, pp.294-307.
- 12) Thomas Pollard and Joseph L. Mundy : Change Detection in a 3-d World, In Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2007, pp.1-6.

- 13) I. Eden and D. B. Cooper: Using 3d line segments for robust and efficient change detection from multiple noisy images, In Proc. European Conference on Computer Vision (ECCV), 2008, pp.172-185.
 - 14) Aparna Taneja, Luca Ballan, Marc Pollefeys : Image Based Detection of Geometric Changes in Urban Environments, In Proc. International Conference on Computer Vision (ICCV), 2011, pp.2336-2343.
 - 15) Jian Sun, Nan-Ning Zheng, Heung-Yeung Shum: Stereo Matching Using Belief Propagation, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, Vol.25, pp.787-800.
 - 16) Jonathan S. Yedidia, William T. Freeman, and Yair Weiss: Understanding Belief Propagation and its Generalizations, In Proc. International Joint Conference on Artificial Intelligence 2001.
-