LTM スパース推定による三次元計測の白飛び対応と ばら積みピッキングロボットへの応用 *

千葉 直也 ** 橋本 浩一 **

Sparse Estimation under Saturated Condition for 3D Measurement and
Its Application for Bin-Picking Robot

Naoya CHIBA and Koichi HASHIMOTO

Accurate and robust 3D measurement is widely required by industrial robot usage; however, 3D measurement under complex lighting conditions such that scenes include metallic objects or semi-transparent objects is still a difficult problem. We tackled this problem by using the Light Transport Matrix (LTM) sparse estimation. LTM is one of the representations of reflection on a projector-camera system, and by using LTM and epipolar geometry, the direct components of the reflection can be extracted. We proposed an extension of LTM estimation which enables sparse estimation to success under saturated condition. Our method utilizes Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM) for both of the ℓ_1 norm function and the saturation function. The key idea is to separate saturated part of the observation model from the original ℓ_1 minimization formulation. We also demonstrate that our measurement method performs well for robot visions by integrating to an actual robot task.

Key words: light transport matrix, sparse estimation, 3D measurement, projector-camera system, bin-picking

1. 序 論

安価な三次元センサの供給と計算機の高性能化に伴い、三次元形状計測と三次元データ活用の実用化が進んでいる。我々は光学系を用いた三次元計測手法に関する研究を進めており、特に産業ロボットに応用できる手法として完成することを期待している。本論文は計測法の白飛びに関するロバスト化、及び実際のロボットを用いたタスクに適用可能かの検証実験を行う。

1.1 三次元計測

2010 頃に Microsoft 社の Kinect が発売されて以降、数万円で購入できる三次元センサが入手しやすくなり、三次元データを取り扱った研究開発が広く進められている。最近でも Intel 社の RealSense の普及や Microsoft 社の Azure Kinect DK の発表など、今後さらに三次元データの取得は容易になることが見込まれる。

本論文はプロジェクタ・カメラシステムの使用を前提とする。プロジェクタ・カメラシステムによる三次元計測法は古くから用いられている手法であり、比較的高精度、かつ工業部品などの計測対象にテクスチャがない場合にも計測できるというメリットがある。ただし、プロジェクタ・カメラシステムでは、金属物体や半透明物体などの計測は困難であるというデメリットが存在する¹⁾²⁾。

プロジェクタ・カメラシステムでは、照射パタンの投影とカメラでの計測によって二つの光学系における画素の対応関係を取得し、三角測量の原理によって三次元計測を行う。計測シー

ンに金属物体や半透明物体などを含む場合、相互反射・表面下散乱が生じやすく、間接反射と呼ばれる計測対象中で 2 回以上反射した光線が観測される。一方、従来のステレオ法の多くは直接反射と呼ばれる計測対象中で 1 回だけ反射した光線の観測を仮定するため、間接反射を多く含むシーンでは精度の良い三次元計測結果を得ることが難しい。

1.2 LTM スパース推定による三次元計測

我々は一般的なプロジェクタ・カメラシステムのみで構築可能かつ相互反射や表面化散乱、金属光沢による白飛びを含むシーンに対応した三次元計測法である、Light Transport Matrix (LTM) スパース推定による三次元形状計測を提案している。LTM は文献³⁾⁴⁾によって提案された光学系のモデルであり、LTM を計測することで金属物体や半透明物体についても三次元計測が可能となることが示されている⁵⁾。LTM スパース推定は計測シーンで生じる光線の反射をプロジェクタ・カメラ間の輝度の伝達関係として記述し、スパース推定を用いてその伝達関係をすべて推定するというアプローチであり、文献⁶⁾⁸⁾などで用いられている。スパース推定以外の LTM のアイデアを利用する手法としては特殊な高速ビジョンシステムを用いるものがある⁹⁾¹²⁾が本論文では汎用的な光学系を用いた手法を目指す。

LTM スパース推定を三次元計測に用いる場合、プロジェクタ・カメラシステムを用いた一般的な三次元計測法（例えばグレイコード法や位相シフト法など）と比較して、計算に莫大な時間がかかる。我々はこれまで、このデメリットに対して LTM 行分解推定²⁾¹³⁾¹⁴⁾や LTM 多段解像度推定¹⁵⁾などの高速化を提案している。

* 原稿受付 令和元年 5 月 1 日

掲載決定 令和元年 9 月 27 日

** 東北大学大学院情報科学研究科（仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-01）

1.3 プロジェクタ・カメラシステムにおける白飛びの問題

LTM スパース推定を用いる場合、プロジェクタ・カメラ間の輝度の関係が線形であることが必要である。しかし、特に計測シーンが金属物体を含む場合、強い鏡面反射によって白飛びが生じるためこの条件を満たさない場合が多い。このように、計測時の白飛びがスパース推定の性能の悪化を導くため、白飛び対応 LTM 推定を提案する¹⁶⁾。

1.4 ばら積みピッキング

三次元データの利用拡大とあわせて、多品種少量・変種変量生産の需要から産業用ロボットのためのビジョンにも三次元データが用いられる事例が増えている。多品種少量・変種変量生産の実現のためには産業用ロボットの知能化が必要不可欠であるとされている。具体的には、生産ラインに導入されているロボットが従来のティーチングプレイバック方式の制御ではなく、一つ一つのハンドリングすべき対象を認識し、それに合わせて動作することが望まれる。

本論文では産業用ロボットの知能化の典型的な応用例としてばら積みピッキングを取り扱う。これは重なりを持ってばら積みされた物体を産業用ロボットを用いて一つずつ取り上げるというタスクである。多品種少量・変種変量生産の文脈から、実際の工場においても、従来用いられていたパーツフィーダーを産業用ロボットを用いた汎用的でプログラマブルなシステムで置き換えることが望まれている。

我々の提案する三次元計測法により、金属物体のばら積みシーンを現実的な時間で計測できるようになったため、ばら積みピッキングを実際に行うことで提案法が現実の問題に対応できる精度であることを示す。

2. 高速 LTM スパース推定

プロジェクタ・カメラ間の輝度の関係を線形であると仮定したとき、カメラ画素の輝度値はプロジェクタ画素の輝度値の重み付け和で表現できる。プロジェクタ照射パターンとカメラ画像をそれぞれ列展開しベクトルに変形すると、輝度伝達関係を行列で表現することができる^{3) 4) 17)}。この行列は LTM (Light Transport Matrix, 輝度伝達行列) と呼ばれる。LTM の各列はプロジェクタ一画素からの照射光に対応するカメラ応答を示しており、エピポーラ幾何に基づくマスクによりこのカメラ応答から直接反射成分を抽出できる^{5) 10) 12)} (図 1)。これは LTM がプロジェクタ・カメラシステムにおけるインパルス応答とみなせることに由来する¹⁸⁾。この直接反射成分を用いてプロジェクタ・カメラにおけるステレオ計測を行うことで、相互反射や表面下散乱を含むシーンでも表面形状を計測できる^{12) 19) 20)}。

LTM は巨大な行列であり、直接取得するには莫大な計測回数が必要である。典型的なシーンにおいて LTM はスパースであるため、スパース推定を適用し少ない計測回数での推定を行う^{6) 8)}。我々はこれまで、LTM の行分解推定と多段階解像度推定による高速 LTM スパース推定を実現している。これらの高速化によって、42.9 億要素の LTM を 342 秒で推定し、三次元形状計測を行った。

LTM のスパース推定は、複数回の照射パターンをそれぞれ列展開し、行方向に結合した行列を照射パターン行列 P 、照射パターンに対応するカメラ画像をそれぞれ列展開し、行方向に結合した行列をカメラ画像行列 C とすると、

$$\min_W \left\{ \frac{1}{2} \|C - WP\|_2^2 + \lambda \|\text{vec}(W)\|_1 \right\} \quad (1)$$

Fig.1 LTM (Light Transport Matrix) and Epipolar geometry. LTM describes how transport light rays from the projector to the camera.

という ℓ_1 最小化問題として定式化できる^{6) 21)}。ここで $\text{vec}(\cdot)$ は列展開、 λ は正則化項の重みを表す。ここで C と W の第 i 行目からなる行ベクトルをそれぞれ $\bar{c}_i$ 、 $\bar{w}_i$ とおくと、この問題の解は、 $C = WP$ が行ごとに分解できることから

$$\min_{\bar{w}_i} \left\{ \frac{1}{2} \|\bar{c}_i - P^T \bar{w}_i\|_2^2 + \lambda \|\bar{w}_i\|_1 \right\} \quad (2)$$

の解を列方向に並べた行列に等しい。したがって、LTM 推定問題は行分解することで部分問題に帰着でき、この部分問題は元の問題に比べ大幅に高速に解くことができる^{2) 13) 14)}。

LTM 推定のさらなる高速化手法として、LTM の多段階解像度推定が提案されている。これはプロジェクタ解像度を段階的に変更し LTM の各行を Coarse-to-Fine に推定することで、LTM を高速に推定する手法である。詳細は文献¹⁵⁾を参照されたい。

3. 白飛び対応 LTM 推定

前節で述べた通り、LTM はプロジェクタ・カメラ間の輝度の関係を線形であると仮定する。プロジェクタからの照射輝度に対してカメラで観測される輝度が狭義単調増加する場合には、例えば光学キャリブレーション²²⁾によって線形に補正することでこの仮定を満たす計測システムが実現する。

しかしながら、計測対象に金属による鏡面反射などの強い反射を含むとき、それほど大きくないプロジェクタ輝度でもその反射を観測する画素では極端に輝度が大きくなり、白飛び (サ

チュレーション)が生じる。サチュレーションが生じるプロジェクト輝度の範囲ではプロジェクト輝度が変化してもカメラ輝度が変化せず、プロジェクト輝度を変更したらカメラ輝度もそれに伴って線形に変化するという仮定が成り立たなくなる。LTM のスパース推定はこの仮定に基づいた観測モデルの下で最適化問題を解くため、白飛びが発生すると良好な LTM の推定結果を得ることができなくなる。

白飛びが発生した場合、仮に光学キャリブレーションを行ったとしてもプロジェクト・カメラ間の輝度の関係を線形に補正することができない。白飛びを防ぐため、プロジェクトの照射輝度範囲を白飛びしない範囲に狭めることは考えられるが、この対処法は S/N 比の悪化やスパース推定への悪影響を招くため望ましくない。本論文では、プロジェクトの照射輝度範囲を変更することなく白飛びが発生した場合にも LTM 推定を実行できる手法を提案する。

白飛びが生じた場合には、カメラ画素ごとにサチュレーションが生じることで LTM で仮定している線形な観測モデル

$$C = WP \quad (3)$$

からのずれが生じる。本論文では、観測モデルに白飛びを考慮する関数を導入してスパース推定を行うことで白飛びに対応した LTM 推定法を導き、白飛びが生じた場合にもスパース推定の性能が悪化しないようにする。具体的には、白飛びを考慮した観測モデルの下でスパース推定を行うよう ℓ_1 最小化問題として定式化し、ADMM (Alternating Direction Method of Multipliers)²³⁾ による ℓ_1 最小化問題の解法を拡張する形で反復的な解法を導出する。

以下では I を単位行列、 $\mathbf{0}$ を全要素が 0 のベクトル、 $\mathbf{1}$ を全要素が 1 のベクトルとする。前述の LTM の行分解推定において、それぞれの変数を簡単のため $\mathbf{x} = \bar{\mathbf{w}}_i^\top$, $\mathbf{y} = \bar{\mathbf{c}}_i^\top$, $A = P^\top$ とおくと、解くべき ℓ_1 最小化問題は

$$\min_{\mathbf{x}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - A\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1 \right\} \quad (4)$$

ADMM を適用するため、 $\mathbf{x} - \mathbf{z} = \mathbf{0}$ の条件を導入して最適化問題を書き換えると

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{z}} \left\{ \|\mathbf{z}\|_1 + \frac{1}{2\lambda} \|\mathbf{y} - A\mathbf{x}\|_2^2 \right\} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{x} - \mathbf{z} = \mathbf{0} \quad (5)$$

と変形できる。拡張ラグランジュ法を用いると

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{z}} \left\{ \|\mathbf{z}\|_1 + \frac{1}{2\lambda} \|\mathbf{y} - A\mathbf{x}\|_2^2 + \mathbf{h}^\top (\mathbf{x} - \mathbf{z}) + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{z}\|_2^2 \right\} \quad (6)$$

となり、ここで $\mathbf{x} - \mathbf{z} = \mathbf{0}$ の条件に対して $\mathbf{h}$ がラグランジュ未定乗数、 μ が罰金項の重みである。平方完成すると、式 (6) は

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{z}} \left\{ \|\mathbf{z}\|_1 + \frac{1}{2\lambda} \|\mathbf{y} - A\mathbf{x}\|_2^2 + \frac{\mu}{2} \left\| \mathbf{x} - \mathbf{z} + \frac{1}{\mu} \mathbf{h} \right\|_2^2 + \frac{1}{2\mu} \|\mathbf{h}\|_2^2 \right\} \quad (7)$$

と書き換えることができる。ADMM を用いる場合、ラグランジュ未定乗数 $\mathbf{h}$ は

$$\mathbf{h} \leftarrow \mathbf{h} + \mu (\mathbf{x} - \mathbf{z}) \quad (8)$$

によって更新する。また、 $\mathbf{x}$ と $\mathbf{z}$ については他の変数を固定してその変数に対する最適化問題を解くと、それぞれの変数に

ついて閉形式の解を得ることができるため、それらの解の代入を更新則とする。これにより得られる更新則はそれぞれ

$$\mathbf{x} \leftarrow \left(\frac{1}{\lambda} A^\top A + \mu I \right)^{-1} \left(\frac{1}{\lambda} A^\top \mathbf{y} + \mu \mathbf{z} - \mathbf{h} \right) \quad (9)$$

$$\mathbf{z} \leftarrow \text{SoftThr} \left(\mathbf{x} + \frac{1}{\mu} \mathbf{h}; \frac{1}{\mu} \right) \quad (10)$$

となる。ただし関数 $\text{SoftThr}(\mathbf{x}; t)$ は

$$\text{SoftThr}(\mathbf{x}; t) = \begin{cases} x - t & (t \leq x) \\ 0 & (-t \leq x < t) \\ x + t & (x < -t) \end{cases} \quad (11)$$

とし、ベクトルに対しては要素ごとに $\text{SoftThr}(\mathbf{x}; t)$ を適用したベクトルを表すものとする。

白飛びを考慮するとき、最大値 Y で白飛びする関数 $\text{Clip}(\mathbf{y}; Y)$ を

$$\text{Clip}(\mathbf{y}; Y) = \begin{cases} \mathbf{y} & (y \leq Y) \\ Y & (Y < y) \end{cases} \quad (12)$$

と定義し、ベクトルに対しては要素ごとに $\text{Clip}(\mathbf{y}; Y)$ を適用したベクトルを表すものとする。観測される輝度値を並べたベクトル $\mathbf{y}$ は

$$\mathbf{y} = \text{Clip}(A\mathbf{x}; Y) \quad (13)$$

にしたがって観測されるとモデル化できる。このとき、式 (4) に相当する解くべき ℓ_1 最小化問題は

$$\min_{\mathbf{x}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \text{Clip}(A\mathbf{x}; Y)\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1 \right\} \quad (14)$$

である。ここで、 $\|\cdot\|$ と $\text{Clip}(\cdot; Y)$ がいずれも微分できない関数であるため、ADMM を用いた ℓ_1 最小化の際に $\mathbf{x}$ を $\mathbf{x}$ と $\mathbf{z}$ に分離したのと同様に、 $A\mathbf{x}$ を $A\mathbf{x}$ と $\mathbf{u}$ に分離することが重要なアイデアである。このアイデアにしたがって変形すると

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{z}, \mathbf{u}} \left\{ \|\mathbf{z}\|_1 + \frac{1}{2\lambda} \|\mathbf{y} - \text{Clip}(A\mathbf{u}; Y)\|_2^2 \right\} \quad \text{s.t.} \quad \begin{cases} \mathbf{x} - \mathbf{z} = \mathbf{0} \\ A\mathbf{x} - \mathbf{u} = \mathbf{0} \end{cases} \quad (15)$$

と変形できる。条件 $\mathbf{x} - \mathbf{z} = \mathbf{0}$ に対して $\mathbf{h}$ をラグランジュ未定乗数、 μ を罰金項の重み、条件 $A\mathbf{x} - \mathbf{u} = \mathbf{0}$ に対して $\mathbf{g}$ をラグランジュ未定乗数、 ν を罰金項の重みとして拡張ラグランジュ法を適用すると

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{z}, \mathbf{u}} \left\{ \|\mathbf{z}\|_1 + \frac{1}{2\lambda} \|\mathbf{y} - \text{Clip}(A\mathbf{u}; Y)\|_2^2 + \mathbf{h}^\top (\mathbf{x} - \mathbf{z}) + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{z}\|_2^2 + \mathbf{g}^\top (A\mathbf{x} - \mathbf{u}) + \frac{\nu}{2} \|A\mathbf{x} - \mathbf{u}\|_2^2 \right\} \quad (16)$$

となり、平方完成すると

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{z}, \mathbf{u}} \left\{ \|\mathbf{z}\|_1 + \frac{1}{2\lambda} \|\mathbf{y} - \text{Clip}(A\mathbf{u}; Y)\|_2^2 + \frac{\mu}{2} \left\| \mathbf{x} - \mathbf{z} + \frac{1}{\mu} \mathbf{h} \right\|_2^2 + \frac{\nu}{2} \left\| A\mathbf{x} - \mathbf{u} + \frac{1}{\nu} \mathbf{g} \right\|_2^2 + \frac{1}{2\mu} \|\mathbf{h}\|_2^2 + \frac{1}{2\nu} \|\mathbf{g}\|_2^2 \right\} \quad (17)$$

となる。先と同様に ADMM を用いるため、ラグランジュ未定乗数 $\mathbf{h}$, $\mathbf{g}$ は

$$\mathbf{h} \leftarrow \mathbf{h} + \mu(\mathbf{x} - \mathbf{z}) \quad (18)$$

$$\mathbf{g} \leftarrow \mathbf{g} + \nu(A\mathbf{x} - \mathbf{u}) \quad (19)$$

によって更新する。 $\mathbf{x}$ と $\mathbf{z}$, $\mathbf{u}$ は他の変数を固定してその変数に対する最適化問題を解き、更新則を得る。解くとそれぞれ閉形式の解

$$\mathbf{x} \leftarrow (\nu A^T A + \mu I)^{-1} (A^T (\nu \mathbf{u} - \mathbf{g}) + \mu \mathbf{z} - \mathbf{h}) \quad (20)$$

$$\mathbf{z} \leftarrow \text{SoftThr} \left(\mathbf{x} + \frac{1}{\mu} \mathbf{h}; \frac{1}{\mu} \right) \quad (21)$$

$$\mathbf{u} \leftarrow F \left(A\mathbf{x} + \frac{1}{\nu} \mathbf{g}; \right. \\ \left. \mathbf{y} + \sqrt{1 + \frac{1}{\lambda\nu}} (Y\mathbf{1} - \mathbf{y}), \right. \quad (22)$$

$$\left. \frac{1}{1 + \lambda\nu} \mathbf{y} + \frac{\lambda\nu}{1 + \lambda\nu} \left(A\mathbf{x} + \frac{1}{\nu} \mathbf{g} \right) \frac{\mathbf{h}}{\mu}; \frac{1}{\mu} \right)$$

となる。ただし関数 $F(\mathbf{x}; \theta, \xi)$ を

$$F(\mathbf{x}; \theta, \xi) = \begin{cases} \xi & (x \leq \theta) \\ x & (\theta < x) \end{cases} \quad (23)$$

とし、ベクトルに対しては全パラメータの要素ごとに $F(\mathbf{x}; \theta, \xi)$ を適用したベクトルを表すものとする。以上により、白飛びに対応した ADMM によるスパース推定が実現する。

3.1 数値シミュレーションによる検証

文献¹⁶⁾において、この白飛び対応 LTM 推定の検証実験を行った。白飛びが発生した場合には、白飛びが発生していない場合と比較して観測される情報がそもそも限定的になっているため、本手法を用いたとしても白飛びが発生していない場合と同等の性能が達成できるとは限らない。本手法は白飛びによるスパース推定の失敗を避ける方法であり、この目標が達成されていることを数値シミュレーションによって確認する。

推定したいスパースなベクトル $\mathbf{x}$ を 100 次元に設定し、そのうちのランダムな 10[%] の要素について非ゼロ要素として [0, 1] の範囲の一様分布から生成されたランダムな値を割り当てた。このベクトルを観測行列 A で観測し、平均 0, 分散 0.05 の正規分布によるノイズを加えたベクトルが観測ベクトル $\mathbf{y}$ として観測されるものとする。観測行列 A の各要素は [0, 1] の範囲の一様分布から生成する。白飛びの発生を仮定する際には、 $Y = 3.0$ として上記で得られた観測ベクトルのうち 3.0 を超える要素を 3.0 に置き換えることにより白飛びを数値的に再現する。

上記の設定のもと、観測ベクトルの次元（観測回数に相当）を 10 から 100 まで 10 刻みで変更したときの $\mathbf{x}$ の推定誤差を RMS 誤差によって評価し、図 2 に示した。シミュレーションに乱数を含むため 100 回の試行を行い、グラフには平均と分散を示している。この結果から、非サチュレーション条件下では同等の性能、サチュレーション条件下では提案法が優れた推定性能を示すことを確認できる。したがって、提案法は白飛びが発生した状況下でもスパース推定に失敗しないような LTM 推定の手法となっていることが確認できる。

3.2 実機による検証

実際に白飛びが発生する場合の多い金属物体の計測において、提案法が有効であることを確認する。プロジェクタには

(a) Not Saturated Condition

(b) Saturated Condition

Fig.2 Results of the numeric simulations (referred in¹⁶⁾). Root Mean Square (RMS) errors are plotted. (a) is under not saturated condition, and (b) is under saturated condition. Both of them are given by the numeric simulation.

EPSON 社 EB-1795F, カメラには Point Grey Research 社 Flea3 FL3-U3-120S3C を用い、これらを天吊りし固定したプロジェクタ・カメラシステムを用いる（図 3）。プロジェクタによってガンマ補正がなされていることを想定して逆変換を行い、プロジェクタ・カメラ間の輝度の伝達関係を線形に校正、ホモグラフィ変換を用いて照射・撮影領域を調整する。キャリブレーション手法の詳細については²²⁾を参照されたい。プロジェクタ・カメラの解像度はいずれも 256×256 に設定し、文献¹⁵⁾の多段解像度推定によって 16×16 , 64×64 , 256×256 の順に解像度を変更する。各解像度では 32 枚のランダムな照射パターンを用いて計測を行う。

キャリブレーション及び計測システムの制御の詳細は文献¹⁴⁾²⁴⁾を参照されたい。計測対象シーンとして金属物体がばら積みされた 3 種類のシーンを用いる。これらのシーンについて、グレイコード法、位相シフト法、LTM 推定法（白飛び対応なし）、提案する LTM 推定法（白飛び対応）のそれぞれで三次元計測を行い、得られた三次元点群を比較する。なお、金属物体のばら積みシーンの形状の真値を取得することは困難であるため、高精度に加工された計測用サンプルの作成およびそれを用いた精度評価は今後の課題とし、本論文では後に述べるばら積みピッキングの実現をもってロボットビジョンに応用可能で

Fig.3 Projector-Camera system for the experiment.

あると結論する。

計測対象シーンとカメラ画像の例、計測された三次元点群を図4に示す。また、このとき用いたカメラ画像の例を図5に示す。カメラ画像は多段解像度推定における 256×256 の解像度での照射パターンを投影した際の画像である。このカメラ画像から、実際に計測シーンにおいて白飛びが生じている様子がわかる。図中の赤枠の領域は特に白飛びが顕著であった領域を示している。図5の赤枠部分をみると、同じ画素が必ずしも白飛びしているわけではなく、照射パターンに応じて白飛びする場合としない場合があることがわかる。一度でもカメラ画像で白飛びが生じた画素については線形な LTM の観測モデルに一致しないため、LTM 推定に用いる一連のカメラ画像の中で白飛びが生じた画素の和集合が白飛びの影響を受ける画素となる。グレイコード法、位相シフト法については、特に金属物体を対象とした場合には良好な三次元計測結果を得ることが難しいことがこれまでの研究^{2) 13)–15)}から分かっているが、ここに示した結果からも同じく LTM 推定法が比較的良好な三次元点群の計測を実現していること分かる。また、図4における LTM 推定法(白飛び対応なし)と LTM 推定法(白飛び対応あり)の、画面上部からの平行投影による計測結果点群を図6に示した。平行投影の場合奥行きに応じたスケール変化が生じないため、計測対象の実スケール mm を付記している。図4の各赤枠領域は白飛びが生じている部分であり、これらの部分について着目すると白飛び対応によって、従来の LTM 推定法では計測できていなかった金属部品表面での点が計測できるようになっていることがわかる。LTM の要素の推定に失敗した場合、対応する三次元点が計測点群で欠落する。したがって、金属表面での点の数が増加したことから、白飛びに対してロバストになったと推察できる。

4. ばら積みピッキング

提案する高速 LTM 推定法がロボットビジョンに実用できるかを評価するため、金属部品のばら積みピッキングを実装し検証実験を行う。三次元形状を用いるばら積みピッキングでは一般的な三次元計測、個体認識と位置・姿勢推定、把持計画、ロボットの制御の順に処理を進める。この三次元計測パートを提案する三次元計測法に置き換えることで、金属物体に対応したばら積みピッキングを実現する。

ばら積みピッキングの実現には、一連の計測手法と認識手法が把持に失敗しない程度に位置・姿勢の誤差が小さいことが必

要である。今回の検証実験では、位置・姿勢推定手法への入力として三次元計測によって得られた三次元点群を用いる。この問題設定でばら積みピッキングに成功することは、計測された点群が実際の計測シーンの形状に対して、ばら積みピッキングの実現できる程度には十分計測誤差が小さいということの意味する。

三次元計測以外の要素技術は Li らの手法²⁵⁾に従う。これは PPF (Point Pair Feature) 特徴量^{26) 27)}を改良して開発された三次元位置・姿勢推定アルゴリズムである。シーン点群と参照点群を入力とし、シーン点群中の局所形状から得られる特徴量が参照点群中のどの領域に対応しているかを推定することで、シーン中の各個体の位置・姿勢を計算する。把持については、あらかじめ対象物体とグリッパの位置関係を 24 通りを把持候補姿勢として入力し、位置・姿勢推定がなされた対象物体に対してそれぞれの把持姿勢を配置、コリジョンが生じず接触面積が大きい把持姿勢を採用して把持を行う。

グリッパとして Robotiq Adaptive Gripper 2F-85、ロボットとして安川電機 Motoman SIA-10F、プロジェクタとして EPSON 社 EB-1776F、カメラとして Point Grey Research 社 Flea3 FL3-U3-120S3C を用いる。実験に用いたロボット・プロジェクタカメラシステムの全体を図7に示す。また、このロボットの制御には Robot Operating System (ROS) を用いる。三次元計測及び位置・姿勢推定は別の計算機上の MATLAB で実装したプログラムで行い、TCP/IP 通信によってロボット制御用の計算機に把持姿勢を送信することでロボットと計測システムを統合する。

対象物体として、図4の上段の金属部品を用いる。また、高速化のため LTM 多段解像度推定¹⁵⁾を適用する。照射パターンとして、 $[0,1]$ 範囲の一様分布から生成された乱数を各画素に割り当てたパターンを用いた。これは文献¹⁵⁾と同一の照射の設定である。

15 個の部品がばら積みされたシーンからすべての部品をピッキングする実験を 5 回行い(合計 75 回のピッキング試行)、100 [%] 成功した。計測対象は金属物体のばら積みシーンであり、強い鏡面反射を有するため相互反射や白飛びが生じ、他の手法では良好な三次元計測結果を得ることが難しい。一方、提案する白飛び対応 LTM 推定による三次元計測法では金属物体のばら積みシーンについても良好な三次元計測結果を得られている(図4)。三次元位置・姿勢推定アルゴリズムの入力は提案法による三次元計測結果の三次元点群のみであり、カメラ画像などの追加の情報は用いていない。以上の結果から、提案する三次元計測法はばら積みピッキングが実現できる程度に十分計測誤差が小さいことを評価できた。

5. 結 論

様々な計測対象について安価なシステムで三次元計測を実現することは、産業用途で必要とされている、挑戦的な試みである。我々は安価かつ汎用的なプロジェクタ・カメラシステムを用いた三次元計測法である LTM 推定による三次元形状計測について研究を進めており、本論文では特に金属などで見られる強い反射に対応するための白飛びに対応した LTM 推定法を提案した。また、ばら積みピッキングという具体的なタスクを設定し、このタスクを実現できる程度に十分計測誤差が小さいことを評価した。本手法を産業応用することで、産業用ロボットがより広範な種類の物体をハンドリングすることが期待で

Fig.4 3D measurement result of graycode, phaseshift, and LTM estimation with/without saturation conditioning.

Fig.5 Camera images for LTM estimation experiments for L-shape object in Fig. 4.

Fig.6 Captured pointcloud of LTM estimation with/without saturation conditioning in Fig. 4.

きる。

今後の課題として、実際に工場などで実用するには照射・撮影の高速化及びスパース推定計算の高速化が必要である。前者の課題はビデオレート程度で動作する同期したプロジェクタ・カメラシステムを用いることによって解決できる。後者の課題には今後も引き続き取り組む予定であり、アルゴリズム、実装の両面からの高速化を目指す。特に実装については、計算時間の多くが行列演算によることから GPU 実装による高速化は可能と予想しており、実装を進めている。

また、本論文の実験は計測手法としての精度を評価するものではない。従来は安価なプロジェクタ・カメラシステムでは不可能であった金属物体や半透明物体の計測が、LTM 推定による三次元計測を用いることで可能となることが重要であると考えているが、計測手法として確立するには具体的な光学特性と

計測精度の関係の評価が必要である。今後は上記の高速化と合わせて、計測精度の評価手法を定め実験を行いたい。

謝 辞

本研究は JST ACT-I JPMJPR16UH, 及び JSPS 科研費 JP16H06536, JP18J20111 の助成を受けたものです。

参 考 文 献

- 1) I. Ihrke, K. N. Kutulakos, H. P. A. Lensch, M. Magnor, and W. Heidrich. State of the Art in Transparent and Specular Object Reconstruction. In STAR Proceedings on Eurographics (2008).
- 2) N. Chiba and K. Hashimoto. 3D Measurement by Estimating Homogeneous Light Transport (HLT) Matrix. In Proceedings on IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (2017).
- 3) S. M. Seitz, Y. Matsushita, and K. N. Kutulakos. A Theory of Inverse Light Transport. In Proceedings on IEEE International Conference on Computer Vision (2005).
- 4) P. Sen, B. Chen, G. Garg, S. R. Marschner, M. Horowitz, M. Levoy,

Fig.7 Robot and Projector-Camera system for the bin-picking experiment.

- and H. P. A. Lensch. Dual Photography. *ACM Transactions on Graphics*, **24** (2015), 745.
- 5) N. Chiba, S. Arai, and K. Hashimoto. Feedback Projection for 3D Measurements Under Complex Lighting Conditions. In *Proceedings on American Control Conference* (2017).
 - 6) P. Peers, D. K. Mahajan, B. Lamond, A. Ghosh, W. Matusik, R. Ramamoorthi, and P. Debevec. Compressive Light Transport Sensing. *ACM Transactions on Graphics*, **28** (2009), 3:1.
 - 7) P. Sen and S. Darabi. Compressive Dual Photography. *Computer Graphics Forum*, **28** (2009), 609.
 - 8) I. Miyagawa, Y. Taniguchi, and T. Kinebuchi. Radiometric Compensation Using Color-Mixing Matrix Reformed from Light Transport Matrix. *ITE Transactions on Media Technology and Applications*, **4** (2016), 155.
 - 9) M. O'Toole, R. Raskar, and K. N. Kutulakos. Primal-dual Coding to Probe Light Transport. *ACM Transactions on Graphics*, **31** (2012), 39:1.
 - 10) M. O'Toole, J. Mather, and K. N. Kutulakos. 3D shape and indirect appearance by structured light transport. In *Proceedings on Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (2014).
 - 11) M. O'Toole, S. Achar, S. G. Narasimhan, and K. N. Kutulakos. Homogeneous codes for energy-efficient illumination and imaging. *ACM Transactions on Graphics*, **34** (2015), 35:1.
 - 12) M. O'Toole, R. Raskar, and K. N. Kutulakos. 3D Shape and Indirect Appearance by Structured Light Transport. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **38** (2016), 1298.
 - 13) N. Chiba and K. Hashimoto. Homogeneous light transport matrix estimation based 3D shape measurement. *International Journal Mechatronics and Automation*, **6** (2017), 63.
 - 14) 千葉 直也, 橋本 浩一. LT 行列分解推定による三次元計測. *計測自動制御学会論文集*, **55** (2019), 294.
 - 15) N. Chiba and K. Hashimoto. Ultra-Fast Multi-Scale Shape Estimation of Light Transport Matrix for Complex Light Reflection Objects. In *Proceedings on IEEE International Conference on Robotics and Automation* (2018).
 - 16) N. Chiba and K. Hashimoto. Sparse Estimation of Light Transport Matrix Under Saturated Condition. In *Proceedings on British Machine Vision Conference* (2018).
 - 17) O. Nasu, S. Hiura, and K. Sato. Analysis of Light Transport based on the Separation of Direct and Indirect Components. In *Proceedings on IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (2007).
 - 18) M. Goesele, H. P. A. Lensch, J. Lang, C. Fuchs, and H.-P. Seidel. DISCO: Acquisition of translucent objects. *ACM Transactions on Graphics*, **23** (2004), 835.
 - 19) S. K. Nayar, G. Krishnan, M. D. Grossberg, and R. Raskar. Fast Separation of Direct and Global Components of a Scene Using High Frequency Illumination. *ACM Transactions on Graphics*, **25** (2006) 935.
 - 20) M. Gupta, A. Agrawal, A. Veeraraghavan, and S. G. Narasimhan. A Practical Approach to 3D Scanning in the Presence of Interreflections, Subsurface Scattering and Defocus. *International Journal of Computer Vision*, **102** (2013), 33.
 - 21) M. Elad. *Sparse and Redundant Representations: From Theory to Applications in Signal and Image Processing*. Springer Publishing Company, Incorporated (2010).
 - 22) 千葉 直也, 橋本 浩一. サチュレーションとガンマ補正を考慮したプロジェクト・カメラシステムの光学キャリブレーションツールの開発. In *ロボティクス・メカトロニクス講演会* (2018).
 - 23) S. Boyd, N. Parikh, E. Chu, B. Peleato, and J. Eckstein. Distributed Optimization and Statistical Learning via the Alternating Direction Method of Multipliers. *Foundation and Trends in Machine Learning*, **3** (2011), 1.
 - 24) D. Moreno and G. Taubin. Simple, Accurate, and Robust Projector-Camera Calibration. In *Proceedings on International Conference on 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization Transmission* (2012).
 - 25) M. Li and K. Hashimoto. Fast and robust pose estimation algorithm for bin picking using point pair feature. *Proceedings on IEEE International Conference on Pattern Recognition* (2018).
 - 26) B. Drost, M. Ulrich, N. Navab, and S. Ilic. Model globally, match locally: Efficient and robust 3D object recognition. In *Proceedings on IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (2010).
 - 27) S. Hinterstoisser, V. Lepetit, N. Rajkumar, and K. Konolige. Going further with point pair features. In *Proceedings on European Conference on Computer Vision* (2016).