# 固有値テンプレートによる高分解能把持姿勢推定

真野 航輔 + 長谷川昂宏 + 山内悠嗣 + 山下隆義 + 藤吉弘亘 + 堂前幸康 ‡ 川西亮輔 ‡ 関真規人 ‡

†中部大学 ‡三菱電機

E-mail: runrun70@mprg.cs.chubu.ac.jp

### Abstract

物体の把持位置検出法として Fast Graspability Evaluation(FGE) が提案され、産業用ロボットに利用されて いる. FGE は対象物体領域にハンドテンプレートを畳 み込むことで最適な把持姿勢を推定する.しかし,高 精度に把持姿勢を推定するにはハンドの開き幅や回転 角度の分解能を高く設定して求める必要があるため,計 算量が増加する. そこで,本研究では特異値分解によ りハンドテンプレートをコンパクトに表現し, 高速化 を行う手法を提案する.特異値分解により,ハンドテ ンプレートは少数の固有値テンプレートと固有関数の 線形結合で表現できる.また,固有関数は離散的な値 を取るため連続関数のフィッテングにより任意のパラ メータの応答値を計算することが可能となる.評価実 験より、従来の FGE と同等の検出精度において、計算 時間を平行ハンドと3指ハンド共に約1/3に短縮でき ることを確認した.

# 1 はじめに

産業用ロボットや生活支援ロボットの重要なタスク の1つに、物体把持が挙げられる.このタスクを実現 するには、ロボットに搭載されたビジョンセンサを用 いて RGB 画像や距離画像を撮影し、対象物体に対して 最適な把持位置を検出する必要がある.このような物 体の把持位置検出法は、機械学習に基づく手法とモデ ル当てはめに基づく手法に大別できる.

モデル当てはめに基づいた把持位置検出法は,距離 画像と3次元点群を用いた2種類がある.堂前らによ り提案された Fast Graspability Evaluation [1] は,距離 画像からロボットのハンドモデルを用いて把持位置を 検出する.3次元点群からの把持位置検出には,把持物 体の3次元点群を円柱等の単純なモデルで当てはめる 手法[2]や,把持物体の3次元モデルと作業エリア内3 次元点群を用いる手法が提案されている[3,4,5].機械 学習に基づく把持位置検出法は,最適な把持位置を検 出するために,学習用画像から得られる特徴量を用い て物体の把持位置を SVM やニューラルネットワークを 用いて学習する [6,7]. また, 畳み込みニューラルネッ トワーク [8] を用いて, より最適な把持位置を検出する 手法が提案されている [9,10].

これらの把持位置検出法の中でも Fast Graspability Evaluation (FGE) では、対象物体領域にハンドモデル の2値画像を畳み込むことにより、高速に把持位置を 検出することができ、産業用ロボットで実利用されて いる.しかし、高精度な把持位置検出を実現するには、 ハンドの開き幅や回転角度等の状態数を増やしたハン ドテンプレートを2値画像に畳み込む必要があり、ハ ンドの状態数に応じて計算コストが増加するという問 題がある.

本研究では、固有値テンプレート法を導入した FGE により物体把持位置を高速に検出する手法を提案する. 提案手法は、オフライン処理でロボットハンドと物体が 衝突する領域と接触する領域のそれぞれに対してハン ドテンプレート群を生成する.生成したハンドテンプ レート群に特異値分解を適用することで、テンプレー ト群をコンパクトに表現し高速化を図る.また、固有 関数に対して連続関数によりフィッテングし、任意の 分解能でハンドモデルを近似することで、把持位置の 検出精度の高精度化を行う.

# 2 関連研究

本節では,モデル当てはめに基づいた把持位置検出 の従来法である Fast Graspability Evaluation について説 明する.

### 2.1 Fast Graspability Evaluation

Domae 等により提案された Fast Graspability Evaluation (FGE) [1] は,図1に示すようにロボットのハンド モデルからハンドの衝突領域と接触領域をテンプレー トとして作成し,物体の衝突領域と接触領域に畳み込 み,ガウシアンフィルタを畳み込むことで Graspability マップを生成する.そして,Graspability マップの値が ピークとなる位置を把持位置として検出する.ハンド の回転角度や開き幅といった分解能を変化させること により,最適な把持姿勢を検出する.以下にその処理 過程を述べる.

ロボットハンドが対象物と衝突する領域*H*cと接触す



図1 Fast Graspability Evaluation の処理

る領域 $H_t$ を入力された距離画像から作成する.物体の 距離画像O,把持アプローチの際にハンドが進む深さ wと対象物の高さhから,式(1)を用いて座標(x,y)に おける接触領域 $O_t(x,y)$ と衝突領域 $O_c(x,y)$ を求める.

$$O_t(x,y) = \begin{cases} 1 & (O(x,y) \ge h) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$
$$O_c(x,y) = \begin{cases} 1 & (O(x,y) \ge h - w) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$
(1)

対象物とハンドモデルの接触領域の値が最大かつ対象物 とハンドモデルの衝突領域値が最小の把持座標はGraspability が高い座標とみなすことができる.対象物とハ ンドモデルの接触領域 T 及び対象物とハンドモデルの 衝突領域 C は式 (2) により求める.

$$T = H_t \otimes O_t$$
  

$$C = H_c \otimes O_c \qquad (2)$$

ここで、 $\otimes$  は畳み込み演算子を表す. gをガウシアン フィルタとすると、ハンドモデルと対象物が衝突しな い領域 G (Graspability) は式 (3) により求める.

$$G = (T \cap \overline{C}) \otimes g \tag{3}$$

ハンドモデルと対象物が衝突しない領域 G の最大となる座標と分解能から把持姿勢を推定する.

### 2.2 FGE の問題点

FGE により,平行ハンドの把持位置を検出する場合 ハンドの開き幅と回転角度を考慮する必要がある.ハ ンドの開き幅  $d \in \{20 \text{nm}, 30 \text{nm}, \cdots, 60 \text{nm}\}$ とし,ハ ンドの回転角度  $\theta \in \{0^\circ, 10^\circ, \cdots, 170^\circ\}$ としたときのハ ンドの衝突領域のテンプレートは 90 枚,接触領域のテ ンプレートは 90 枚となる.この場合の畳み込み回数は 180 回となる.高精度に把持位置を求めるためには,ハ ンドの開き幅  $d \in \{20 \text{nm}, 25 \text{nm}, \cdots, 60 \text{nm}\}$ とし,ハ ンドの回転角度  $\theta$  を {0°,5°,…,175°} と状態数を増加 する.このとき,ハンドの衝突領域のテンプレートは 324 枚,接触領域のテンプレートは 324 枚となる.畳み 込み回数は 648 回となり,計算量が大幅に増加するこ とになる.

### 3 提案手法

本研究では, FGE で用いる大量のハンドテンプレー ト群に対して特異値分解を用いて近似計算することで, 高速に物体の把持位置を検出する.

### 3.1 特異値分解による固有値テンプレートの算出

ロボットハンドの衝突領域と接触領域それぞれに対 して特異値分解を適用することで少ない固有値テンプ レートの組み合わせで衝突領域と接触領域の畳み込み 画像を近似する.これにより,ハンドの開き幅 *d* を {20,25,30,…,60},回転角度 *θ* を {0,5,10,…,175} と した際の 324 枚のハンドテンプレート群は数十枚の固 有値テンプレートと重み係数の線形結合で近似するこ とができるため,処理時間の増加を抑制することがで きる.

特異値分解を適用するために、衝突領域のハンドテ ンプレート 324 枚と接触領域のハンドテンプレート 324 枚をそれぞれ 2 次元の行列  $M_c, M_t$  で表現する.行列  $M_c \in \mathbb{R}^{E \times F}, M_t \in \mathbb{R}^{E \times F}$ の各列ベクトルにはベクトル化し た 324 枚のハンドテンプレート  $m_c^{(d,\theta)} \in \mathbb{R}^E, m_t^{(d,\theta)} \in \mathbb{R}^E$ で構成される.図 2 に示すように、E はハンドテンプ レートのピクセル数 (= 2500 px)、F はロボットハンド の状態数 (= 324 枚) である.行列  $M_c, M_t$ に対して特異 値分解を適用すると、式 (4) のように 3 つの行列  $U, S, V^T$ に分解することができる.

$$M_c = U_c S_c V_c^{\mathrm{T}}$$
  
$$M_t = U_t S_t V_t^{\mathrm{T}}$$
(4)

図2に示すように、行列 $S_c, S_t$ は対角成分に特異値 $s_{c_i}, s_{t_i}$ 



ハンドテンプレート

図2 ハンドテンプレート群の特異値分解



図3 寄与率を用いた行列のコンパクト化

を持つ対角行列であり,特異値は上位の要素のみ大き な値を持ち,下位の要素では0に近い値をとる.ここ で,行列 $S_c,S_t$ の特異値の値から求めた寄与率用いて, 次元削減をした行列を $S'_c,S'_t$ とすると,式(4)は式(5) となる.

$$M'_{c} = U_{c}S'_{c}V_{c}^{\mathrm{T}}$$
$$M'_{t} = U_{t}S'_{t}V_{t}^{\mathrm{T}}$$
(5)

 $u_{c_i} \in \mathbb{R}^E, u_{t_i} \in \mathbb{R}^E$ を行列  $U_c, U_t$ の *i* 番目の列ベクト ル,  $\delta_{c_i} \in \mathbb{R}^F, \delta_{t_i} \in \mathbb{R}^F$ を行列  $S'V_c^T, S'V_t^T$ の *i* 番目の行 ベクトルとすると, パラメータ  $(d, \theta)$ のテンプレート  $m_c^{(d,\theta)}, m_t^{(d,\theta)}$ は式 (6)のように定義することができる.

$$m_c^{(d,\theta)} = \sum_{i=1}^{N} \delta_{c_i}(d,\theta) u_{c_i}$$
$$m_t^{(d,\theta)} = \sum_{i=1}^{N} \delta_{t_i}(d,\theta) u_{t_i}$$
(6)

図3に示すように、 $u_{c_i}$ , $u_{t_i}$ は2次元のテンプレート画像 とみなせるため、ここでは"固有値テンプレート"と呼 び、重み係数となる $\delta_{c_i}$ , $\delta_{t_i}$ を"固有関数"と呼ぶ、平行 ハンドの固有値テンプレートを可視化した例を図4に、 3指ハンドの固有値テンプレートを可視化した例を図5

に示す. 固有関数  $\delta_{c_i}, \delta_{t_i}$  は離散関数であり,分解前の



(a) ハンドモデルにおける衝突領域と接触領域

 (b) ハンドの衝突領域における固有値テンプレート

٠	4	$\mathbf{C}$	0	0	$\Leftrightarrow$	0	0
¢	$\diamond$	\$	$\bigcirc$	$\diamond$	\$		$\langle \! \!                                 $

(c) ハンドの接触領域における固有値テンプレート

図4 平行ハンドにおける固有値テンプレートの 可視化



۰	÷	*	0	۵	8	*	0	
*	۲	۲	83	83	靀	0	٢	
(b) ハンドの衝突領域における固有値テンプレート								
			SL.	an.	SIL	320	-75	

•	¥.	- 0	**		315	*	2
d)	ţ٥,	**	*	\$\$ \$		۲	

(c) ハンドの接触領域における固有値テンプレート

図 5 3 指ハンドにおける固有値テンプレートの 可視化

ロボットハンドのテンプレート枚数分の値を持つ.

衝突領域と接触領域の畳み込み画像  $C'^{(d,\theta)}, T'^{(d,\theta)}$ は, 式 (7) のように物体の衝突領域と接触領域  $O_t, O_c$  と近 似により求めたハンドテンプレートの畳み込みで計算 することができる.

$$C^{\prime(d,\theta)} = O_c \otimes \sum_{i=1}^{N} \delta_{c_i}(d,\theta) u_{c_i}$$
$$T^{\prime(d,\theta)} = O_t \otimes \sum_{i=1}^{N} \delta_{t_i}(d,\theta) u_{t_i}$$
(7)



図6 提案手法の把持位置検出の流れ



図7 評価に用いる距離画像の例

### 3.2 連続関数による固有関数のフィッテング

特異値分解から得られる固有関数  $\delta_{c_i}, \delta_{l_i}$  は離散的な 値しか持たない.そのため、ハンドの分解能は特異値分 解に使用したパラメータでしか再構成することができな い.そこで、SVD から得られた離散的な固有関数  $\delta_{c_i}, \delta_{l_i}$ を線形補間もしくは、連続関数によるフィッティングを 行う.線形補間と連続関数によるフィッテングはそれぞ れオフラインで計算を行う.固有関数の線形補間では、 開き幅と回転角度それぞれに線形補間を行うことで任意 の分解能を近似する.固有関数の連続関数によるフィッ テングは、以下のような関数モデル  $\gamma_{c_i}(d, \theta), \gamma_{l_i}(d, \theta)$ を 定義する.

$$\gamma_{c_i}(d,\theta) = \sum_{j=0}^{J} \sum_{k=0}^{K} \alpha_{j,k} d^j \cos(k\theta) + \sum_{j=0}^{J} \sum_{k=1}^{K} \beta_{j,k} d^j \sin(k\theta)$$
$$\gamma_{t_i}(d,\theta) = \sum_{j=0}^{J} \sum_{k=0}^{K} \alpha_{j,k} d^j \cos(k\theta) + \sum_{j=0}^{J} \sum_{k=1}^{K} \beta_{j,k} d^j \sin(k\theta) \quad (8)$$

J, K は連続関数モデルの時数,  $\alpha_{j,k}$ , $\beta_{j,k}$  は未知係数で あり,以下の最小化問題により未知係数を算出する.

$$\arg\min_{\alpha,\beta} (\sum_{d} \sum_{\theta} (\delta_{c_i}(d,\theta) - \gamma_{c_i}(d,\theta))^2), \qquad (9)$$
$$d = \{20, 25, 30, \cdots, 60\},$$
$$\theta = \{0, 5, 10, \cdots, 175\}$$

本研究ではJ=4, K=12とすることで元の固有関数 を近似することができた.固有関数を連続関数モデル で表現することにより,任意の分解能のハンドテンプ レートを再構成することができる.

# **3.3** 固有値テンプレートによる Graspability の効率的 な計算

図6に提案手法による把持位置検出の流れを示す.ス テップ1では,対象物の2値画像 $O_t, O_c$ と固有値テン プレート $u_{c_i}, u_{t_i}$ は, $q_{c_i} = O_c \otimes u_{c_i}, q_{t_i} = O_t \otimes u_{c_i}$ のよう にあらかじめ畳み込めるため,式7は式11のように置 き換えることができる.ステップ2では,衝突領域ま たは接触領域 $C'^{(d,\theta)}, T'^{(d,\theta)}$ は式(10)のように固有関数







図9 3指ハンドの近似誤差と特異値の関係

の値のみを変化することで任意の開き幅 *d* と回転角度 *θ* における出力を効率的に計算することができる.

$$C^{\prime(d,\theta)} = \sum_{i=1}^{N} \gamma_{c_i}(d,\theta) q_{c_i}$$
$$T^{\prime(d,\theta)} = \sum_{i=1}^{N} \gamma_{t_i}(d,\theta) q_{t_i}$$
(10)

ステップ3では, graspability マップ $G^{(d,\theta)}$ を,次式のようにガウシアンフィルタgの畳み込みで求める.

$$G^{(d,\theta)} = (T^{\prime(d,\theta)} \cap \overline{C^{\prime}}^{(d,\theta)}) \otimes g \tag{11}$$

graspability マップの最大値の位置を把持位置とする.

# 4 評価実験

提案手法の有効性を確認するために FGE と検出誤差 及び処理時間の比較を行う.

# 4.1 実験概要

実験では、2 種類の工業用部品のバラ積み画像 34 枚 を評価に用いる (7). FGE の分解能 [0.1mm, 0.1°] を基 準とし、平行ハンド及び 3 指ハンドモデルの分解能の 変化における検出誤差の評価を行う. 平行ハンドの開 き幅を 20mm から 60mm, 回転角度を 0° から 175° と



図 10 評価式の説明

し,3指ハンドの開き幅を20mmから60mm,回転角度 を0°から115°とする.開き幅を5mm,回転角度を5° 間隔で変化する場合を[5mm,5°]とする.提案手法は [5mm,5°]の分解能で作成したハンドテンプレートを用 いて特異値分解を行う.行列*S<sub>c</sub>*,*S<sub>t</sub>*に対して寄与率を計 算し,寄与率を変化させた際のハンドテンプレートの 近似誤差と特異値から最適な寄与率を決定する.

近似誤差の算出は式(12)に示すハンドテンプレート と近似により求めたハンドテンプレートに対してフロ ベニウスノルムを用いることで算出する.



衝突領域の近似誤差 = 
$$\sqrt{\sum_{i}^{I} \sum_{j}^{J} (H_{c}^{(d,\theta)} - m_{c}^{(d,\theta)})^{2}}$$
  
接触領域の近似誤差 =  $\sqrt{\sum_{i}^{I} \sum_{j}^{J} (H_{t}^{(d,\theta)} - m_{t}^{(d,\theta)})^{2}}$  (12)

把持位置の検出誤差の算出には式(13)に示すように, 基準座標 **R**<sub>1</sub>, **R**<sub>2</sub> と検出座標 **A**<sub>1</sub>, **A**<sub>2</sub> のユークリッド 距離により算出する.

Detection Error = 
$$\sqrt{(\mathbf{R_1} - \mathbf{A_1})^2 + (\mathbf{R_2} - \mathbf{A_2})^2}$$
 (13)

### 4.2 寄与率の変化による近似精度

平行ハンドにおけるハンドテンプレートの近似誤差 と特異値の関係を図8に示し、3指ハンドにおけるハン ドテンプレートの近似誤差と特異値の関係を図9に示 す.ここで、グラフの第1軸は特異値の値を表し、2軸 は、ハンドテンプレートの近似誤差を表している.図 8(a)より、平行ハンドの接触領域において近似誤差の 小さい寄与率90%では特異値を235個必要とし計算コ ストが高い.近似誤差は7個目から近似誤差の増加量 が増えるため特異値は16個を使用する.この時の寄与 率は40%である.図8(b)より、平行ハンドの衝突領域 も接触領域と同様に、近似誤差の変化量が12個から増 えるため 26 個を使用する. この時の寄与率は 40%である.

図 9(a) より,3 指ハンドの接触領域では,特異値の 値の変化量が14 個から一定となり,近似誤差の増加量 も14 個から増える.このことから,特異値27 個を使 用する.この時の寄与率は50%である.図 9(b) より, 3 指ハンドの衝突領域では,特異値の変化量が40 個か ら一定となり,近似誤差の増加量が24 個から増加する ため特異値を40 個使用する.この時の寄与率は50%で ある.

### 4.3 検出精度と処理時間の比較

提案手法と従来手法 (FGE) の分解能を変化させたと きの検出誤差を図 11, に示す.また,1 アイテムあた りの把持姿勢推定時間を図 12 に示す.図 11 より,平 行ハンドと3 指ハンドで固有関数の線形補間における [10mm, 10°] と [5mm, 5°] は従来手法と同等の精度であ る.しかし,[2mm, 2°] と [1mm, 1°] では,固有関数の 線形補間における [5mm, 5°] と同等の検出精度である ことがわかる.この結果より,固有関数の線形補間は 把持位置の高精度化にあまり貢献しないことがわかる. 一方で固有関数の連続関数によるフィッテングでは,平 行ハンドと3 指ハンドにおいて [2mm, 2°] と [1mm, 1°] の検出誤差が従来手法と同等の検出誤差である.これ により,固有関数の連続関数によるフィッテングを用 いることは有効であるといえる.図12(a)より,平行 ハンドにおける把持姿勢推定時間を提案手法は従来手 法に比べ [5mm, 5°]では,約62%,[1mm,1°]では,約 61%の処理時間を削減できることを確認した.図12(b) より,3指ハンドにおける把持姿勢推定時間を提案手法 は従来手法に比べ [5mm, 5°]では,約45%,[1mm,1°] では,約64%削減できた.以上の結果より,連続関数 のフィッテングにより高速化と高精度化の両方の実現 が可能である.

# 4.4 把持位置検出例

提案手法と従来法のバラ積み部品の把持検出の例を 図 13 に示す.ここで,赤色と緑色は推定した把持姿勢 である.提案手法の検出結果は従来手法とほぼ変わら ない結果であることが確認できる.また平行ハンドで は,提案手法の連続関数のフィッテングと線形補間にお いて [10mm, 10°] から [1mm, 1°] に変化するにつれ物体 に対して垂直な把持位置を検出していることが確認で きる.また,[1mm,1°] において連続関数によるフィッ テングで推定した検出結果は線形補間より,従来手法 に近いことが確認できる.

3指ハンドの[10mm, 10°]では,線形補間の検出結果 は,連続関数によるフィッテングより従来手法の検出 結果に近いことが確認できる.しかし,[1mm, 1°]にお いて,連続関数によるフィッテングは,線形補間より 従来手法の検出結果と同等であることが確認できる.

### 5 おわりに

本研究では、固有値テンプレートを導入することで、 高分解能把持姿勢推定を高速化する手法を提案した.従 来の Fast Graspability Evaluation において、分解能を高 くすると計算コストが増加する問題を、固有値テンプ レートにより近似計算することで、精度を維持したま ま計算コストを約 1/3 に抑えることができた.また、固 有関数に対して連続関数のフィッテングを行うことで 把持位置検出の高精度化を実現した.今後は、ロボッ トマニピュレータを用いた評価を行う予定である.

# 参考文献

- Y. Domae, H. Okuda, Y. Taguchi, K. Sumi, and T. Hirai, "Fast graspability evaluation on single depth maps for bin picking with general grippers", International Conference on Robotics and Automation, pp. 1997– 2004, 2014.
- [2] K. Harada, K. Nagata, T. Tsuji, N. Yamanobe, A. Nakamura, and Y. Kawai, "Probabilistic approach for object bin picking approximated by cylinders", International Conference on Robotics and Automation, pp. 3742–3747, 2013.

- [3] B. Drost, M. Ulrich, N. Navab, and S. Ilic, "Model globally, match locally: Efficient and robust 3D object recognition", Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference, pp. 998–1005, 2010.
- [4] C. Choi, Y. Taguchi, O. Tuzel, M. Liu, and S. Ramalingam, "Voting-based pose estimation for robotic assembly using a 3D sensor", International Conference on Robotics and Automation, pp. 1724– 1731, 2012.
- [5] D. Chetverikov, D. Svirko, D. Stepanov, and P. Krsek, "The trimmed iterative closest point algorithm", International Conference on Pattern Recognition, pp. 545–548, 2002.
- [6] Y. Jiang, S. Moseson, and A. Saxena, "Efficient grasping from rgbd images: Learning using a new rectangle representation", International Conference on Robotics and Automation, pp. 3304–3311, 2011.
- [7] I. Lenz, H. Lee, and A. Saxena, "Deep Learning for Detecting Robotic Grasps", International Journal of Robotics Research, vol. 34, no. 4-5, pp. 705–724, 2015.
- [8] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner. "Gradient-Based Lerning Applied to Document Recognition", Proceedings of the IEEE, vol, 86, pp. 2278–2324, 1998.
- [9] J. Redmon, and A. Angelova, "Real-time grasp detection using convolutional neural networks", International Conference on Robotics and Automation, pp. 1316–1322, 2015.
- [10] 荒木諒介,長谷川昂宏,山内悠嗣,山下隆義,藤吉弘 亘,"Graspabilityを導入した DCNN による物体把持 位置検出",日本ロボット学会, 2016.



(b) 3指ハンド

図 13 提案手法と FGE の把持位置検出の例