物体のパーツ分割と形状特徴に基づく移動可能性を考慮した種別分類

西田 貴亮*・原 祥亮*・坪内 孝司*

Object Classification Considering Movability Based on Shape Features with Parts Decomposition

Takaaki NISHIDA*, Yoshitaka HARA* and Takashi TSUBOUCHI*

It is important for a robot to have an ability to classify the objects in the environment. In the people living environment such as offices, for the purpose of obstacle avoidance or object operation, it is desirable for a robot to recognize objects that have potentials to move. In this paper, an algorithm is proposed to classify the objects into the movable ones to omni-direction such as chairs with casters, moved ones usually by people such as chairs without any casters, the ones with wheels restricted moving direction such as platform trucks, the ones simply with wheels, and other objects. We use a depth camera that provides point clouds of the object: 1) We extract objects from input point cloud. 2) We segment the object into part elements by comparing horizontal sectional shapes at each height. 3) We distinguish the objects whether it has wheels or not by extracting circular shape. 4) We classify shape distribution of each part elements by principal component analysis. 5) We merge part elements which is same shape distribution, to decompose objects into parts. 6) Finally we classify the objects by shape features of the parts of objects. Furthermore, we have experiments of the classification of objects in consideration of movability in the indoor environment by a robot. The robot was able to classify correctly almost all movable objects in the room. As the experimental result, the robot was able to recognize almost all movable objects in the room.

Key Words: depth camera, 3D point cloud, object recognition

1. はじめに

人の支援や作業を行なうロボットにおいて、環境中に存在する物体の種別を分類して認識することは重要である。本研究では、特に移動可能性に考慮して物体の種別を分類することを目的とする。ロボットがオフィスなどの屋内環境で人の支援を行なう場合、障害物が多く存在したり、人やほかのロボットが作業を行なっていたりと複雑な環境であることが想定される。ロボットの経路上に障害物が存在して道を塞いでいる場合、もし障害物が動かせる物体であれば、障害物を操作して通過可能な幅を確保できると良い。また、たとえばほかのロボットが経路上で静止して作業を行なっている場合、通常の静止物体を回避するのと同様な回避を行なうと、作業を終えたロボットが動き出して衝突してしまう恐れがある。もし障害物が移動しそうだとかれば、通常の障害物回避よりも大きく回避する、またはほかの経路を選択するとより安全だと考えられる。

Fig. 1 に示すように、屋内環境に存在する物体は、椅子や台車などの移動可能性が高い物体と、机や棚などの移動可能

Fig. 1 Objects in indoor environments and their categorization

性が低い物体に分類できる。移動可能性が高い物体の中でも、キャスタのついた椅子、車輪のついた台車やロボットなどの物体は特に移動可能性が高く、これらを認識できれば前述した物体操作や障害物回避、経路計画に有用である。

筆者らは前稿¹⁾で、距離画像カメラを搭載したロボットが車輪やキャスタのついた物体を移動可能性のある物体として認識する手法を提案し、高精度に物体に取りつけられた車輪・キャスタを発見できることを示した。本稿ではこの手法を発展させ、物体の車輪・キャスタの有無を考慮して、環境中の物体を、

種別 1 キャスタ付きの椅子（移動可能性あり）

* 筑波大学大学院システム情報工学研究科 つくば市天王台 1-1-1

* Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba, 1-1-1 Tennodai, Tsukuba

(Received June 30, 2014)

(Revised December 26, 2014)

種別 2 キャスタなしの椅子（移動可能性あり）

種別 3 車輪付きの台車（移動可能性あり）

種別 4 車輪付きのそのほかの物体（移動可能性あり）

種別 5 車輪なしのそのほかの物体（移動可能性不明）

の 5 つの種別に分類する。椅子や台車は一般的なオフィス環境に存在するため、これらを認識することは有益だと考えている。

本研究で提案する手法では、物体がもつ特徴的なパーツに注目し、物体の種別ごとにパーツの形状特徴を知識モデルとしてロボットに与える。この知識モデルは、パーツの形状や大きさなどの特徴を手で記述する。ロボットは対象の物体をパーツごとに分割し、知識モデルとして与えられた形状のパーツをもつかどうかでその種別を分類する。ここでのパーツとは、たとえば椅子であれば座面や脚の支柱などの構成要素を表わす。パーツの形状特徴には、その 3 次元点群に対する重心を中心とした 2 次モーメントにより求まる形状分布を用いる。提案手法の特徴は、個々の物体ごとに形状テンプレートをもたせて特定の物体を認識するのではなく、物体種別ごとに、その物体種別を特徴づける共通のパーツに基づいた知識モデルによって、一般的に物体を認識することである。

実験では、距離画像カメラを搭載したロボットに屋内環境を走行させ、上記の種別ごとに物体種別の分類をどの程度正しく行なえるかを定量的に評価した。なお、実験は筆者らが所属する研究室で行なった。

本研究の貢献は、物体を上述した 5 つの種別に分類することにより、種別 1 キャスタ付きの椅子なら自由方向に動く、種別 2 キャスタなしの椅子なら人に動かされることが多い、種別 3 車輪付きの台車なら移動方向が拘束されている、といったように種別ごとの移動可能性の性質を認識できることである。また対象物体をパーツごとに分割するので、たとえば種別 1 キャスタ付きの椅子や種別 3 車輪付きの台車では、把持するパーツと操作方法を事前知識として与えることで、物体操作を伴うロボットの動作計画も可能になる。

2. 関連研究

2.1 物体認識に関する研究

山崎ら²⁾や山本ら³⁾、松本ら⁴⁾は、ロボットが物体を操作することを目的として、レーザスキャナや距離画像カメラを用いた家具の認識を行なっている。ただし、認識対象となる家具の形状データをテンプレートとしてあらかじめもっていることを前提としている。これに対して本研究では、物体の形状テンプレートを用いずに、物体を前章で述べた 5 つの種別に分類する。

小泉ら⁵⁾や細井ら⁶⁾は、距離画像カメラを用いて、机や椅子などの家具に対してテンプレートを必要としない一般物体認識を行なっている。しかし、物体の移動可能性を認識するものではない。本研究でも個々の物体ごとにはテンプレートを与えず、分割したパーツの形状特徴を知識モデルとして用いて物体種別を分類する。さらに、物体種別を移動可能性の

観点で分類する。

垣内ら⁷⁾は、環境中を移動するロボットにより未知物体の認識とモデリングを行なっている。本研究でも同様に、ロボットが環境中を移動しながら物体を認識するが、物体の種別を移動可能性の観点で分類する点異なる。

Kim ら⁸⁾は、パーツごとに分割した物体のモデルを計算機に学習させ、そのモデルを用いて物体の認識を行なっている。本研究でも物体をパーツごとに分割し、パーツの形状特徴を用いて物体種別を分類するが、その分類に移動可能性を考慮する。

2.2 物体操作を伴うロボットの動作計画に関する研究

Okada ら⁹⁾や Stilman ら¹⁰⁾は、物体の形状を事前に与えて移動可能な障害物の認識を行ない、障害物除去を伴う動作計画を行なっている。本研究でも、このような物体操作やそれに伴う動作計画に役立たせるため、移動可能性を考慮して物体種別を分類する。しかし本研究では、物体種別ごとに、その物体種別を特徴づける共通のパーツに基づいた知識モデルによって物体を認識することで、詳細な形状が未知な物体も操作できることを目標としている。

また垣内ら¹¹⁾は、障害物が移動可能かの事前知識をもたない場合においても、ロボットが障害物を能動的に動かすことで移動可能かを認識して操作している。本研究では、あらかじめ移動可能性を考慮して物体種別を分類するので、物体を能動的に動かす必要がなく、分類された種別に従った移動可能性を認識できる。

2.3 2 次モーメントの共分散行列より求まる 3 つの固有値による 3 次元点群の分類に関する研究

本研究では、パーツの形状特徴に形状分布を用いる。形状分布は、パーツごとの 3 次元点群に対する重心を中心とした 2 次モーメントにより求めている。この方法はこれまでも広く用いられており、たとえば文献 12)~14) がある。これらは、レーザスキャナなどにより取得した環境中の対象物の 3 次元点群に対して、ある長さを一辺とする立方体（ボクセル）で分割し、その点群の重心を中心とした 2 次モーメントの共分散行列より求まる 3 つの固有値をボクセル内の点群分布の特徴量としている。

Lalonde ら¹²⁾は、3 つの固有値の比を用いて、平面、円筒、四散の形状に分類している。Choe ら¹³⁾は、Lalonde らの考えに基づいて形状を分類し、さらに隣接するボクセルの分類結果でヒストグラムを算出し、木や車などの物体として分類している。糸長ら¹⁴⁾は、複数スケールのボクセルを用いることで、より詳細な形状の分類を行なっている。

これらの研究はすべて、ボクセル内の点群に対して共分散行列の固有値解析を行なっている。これに対し本研究では、水平断面形状の比較によって点群を分割し、分割した点群ごとに共分散行列の固有値解析を行なうことで、物体をパーツごとに分割する。

Fig. 2 Processing pipeline of the proposed method to classify objects for movability recognition

3. パーツ分割と形状特徴に基づく物体の種別分類

3.1 概要

物体認識の方法として、人手で与えたルールを知識モデルとして用いる手法がある。たとえば椅子の場合は、座面や背もたれがあり、座面は人が座るためにある高さに拘束されているといったルールを知識モデルとして与えることができる⁶⁾。本研究では、知識モデルとして物体種別に対応するパーツの形状特徴を用いる。ここでのパーツとは、たとえば椅子の場合は、座面、脚の支柱、キャスタなどの構成要素を表わす。また形状特徴とは、たとえば椅子の座面は水平面に分布する平面状で、ある高さ領域内に存在し、ある程度の面積を有しているといったものである。提案手法では、物体の詳細な形状が異なっても、知識モデルとして与えた、物体種別を特徴づける共通のパーツを有しているか否かで、物体種別进行分类することができる。また提案手法では、特徴的なパーツを発見するため、高さ方向への形状変化や形状分布を用いて対象物体をパーツごとに分割する。

Fig. 2 に、提案手法の概要を示す。提案手法はつぎの 6 Step により行なう。

Step 1 物体を抽出するため、距離画像カメラから取得した入力点群を距離に基づいて分割する。(3.2 節)

Step 2 物体をパーツ要素に分割するため、高さ方向への形状変化を比較する。ここでパーツ要素とは、水平断面形状が似た点群であり、これを用いて Step 3 以降の処理で物体をパーツごとに分割する。(3.3 節)

Step 3 車輪・キャスタの有無を判定するため、床面と接するパーツ要素を用いて、車軸方向の推定と車軸方向への平行投影および円抽出による形状判定を行なう。(3.4 節)

Step 4 パーツ要素の形状分布を、鉛直分布、水平分布、四散に分類するため、パーツ要素ごとに 2 次モーメントの共分散行列に対して固有値解析を行なう。(3.5 節)

Step 5 物体をパーツごとに分割するため、同じ形状分布のパーツ要素を距離に基づいてマージする。(3.5 節)

Step 6 パーツごとの形状を、鉛直平面、鉛直円筒、水平平面、水平円筒、四散に分類し、パーツの形状特徴を用いて物体種別进行分类する。(3.5 節)

移動可能性という観点では、車輪・キャスタは特別なパーツであり、また形状や大きさがさまざまなほかのパーツと同様な分割を行なうのが困難なため、ほかのパーツの分割を行なう前に車輪・キャスタの有無を判定する。処理の詳細について、以下で述べる。なお実装には、Point Cloud Library¹⁵⁾、OpenCV¹⁶⁾を用いた。

3.2 距離に基づく点群の分割による物体の抽出

最初に、距離画像カメラから取得した 3 次元点群に対して前処理を行なう。この前処理はつぎの 2 つの処理を含む。まず、距離画像カメラから奥行き方向の距離が 500 mm から 1500 mm の領域を処理領域とし、処理領域内の点群を入力点群から取り出す。これは、距離画像カメラから遠い点は精度よく距離情報が得られないためである。つぎに処理速度向上のため、処理領域内の点群に対してダウンサンプリングを行なう。ダウンサンプリングでは、3 次元点群を立方体のボクセルで分割し、ボクセル内に点が存在するときは点を間引いて一点に置き換える。実装では、ボクセルの一辺の長さを 5 mm とした。

その後、前処理によって得られた 3 次元点群を距離に基づいて物体ごとに分割する。まず、入力データから点を 1 つ取り出し、その点との距離が閾値以下の点は同一の物体上の点として同一のラベルを振る。この処理を繰り返し、すべての点に対して行なうことで点群を分割する。実装では、閾値を 50 mm とした。点の数が少ない物体や多い物体は分割に失敗していると考えられるため、あらかじめ移動しないとわかっている壁や棚などの大きな物体を無視して処理速度を向上するため、点の数が 1000~20000 の物体のみを抽出して以降の

処理を行なう。

3.3 水平断面形状の比較による物体点群のパーツ要素への分割

物体のパーツのつながりを考えると、パーツ同士の連結部は形状が大きく異なっていると考えられる。また、人工環境に置かれた物体は水平面と平行に置かれており、床面と直角、平行なパーツを含むことが多い。それゆえパーツは、床面に水平な面をもつもの、それを支える支柱などの鉛直方向に伸びたもの、それ以外のものに分類できると考えた。そこで、高さ方向への形状変化を見ることで物体をパーツごとに分割する。ここでは物体をパーツごとに分割する前処理として、高さごとの水平断面形状を比較することで物体点群を分割する。ここで分割された各点群（以下、パーツ要素と記述）を用いて、次節以降で説明する処理によって物体を車輪や座面などのパーツに分割する。この処理は以下の4 Stepにより行なう。

- Step 1** 一定の高さごとの点群の抽出と水平断面への平行投影
Step 2 抽出した点群の距離に基づくセグメントへの分割
Step 3 セグメントの重心位置と外接矩形の算出
Step 4 上下に連続するセグメントの外接矩形の長辺長さ
と重心位置の比較

まず Step 1 では、前節で抽出した物体点群から全高さに対して、一定の高さごとに点群を取り出して水平断面に平行投影し、2次元点群とする。実装では、高さ 10 mm ごとに点群を取り出した。つぎに Step 2 では、高さごとに抽出した2次元点群に対して、前節と同様に距離に基づく分割を行なう。距離の閾値は 25 mm とした。つぎに Step 3 では、分割した各点群（以下、セグメントと記述）の重心と外接矩形の長辺の長さを求める。物体の全高さの各断面で点群を分割して重心と外接矩形を求めた後、Step 4 の処理を行なう。Step 4 では、上下に連続する水平断面で重心間の距離と外接矩形の長辺の長さの比が閾値以内のセグメントを同じパーツ要素とする。同じパーツ要素が存在しない場合は、そのセグメントが属するパーツ要素を新たに作成する。実装では、重心間の距離の閾値を 25 mm、外接矩形の長辺の長さの比の閾値を、下限値 0.75、上限値 1.5 とした。

Fig. 3 に、例として椅子の点群から高さ 30~40、40~50、50~60 mm の点群を取り出してパーツ要素への分割を行なった例を示す。**Fig. 3** で、キャスタのセグメントと、脚の支柱とキャスタをつなぐ部分のセグメントは重心間の距離と外接矩形の長辺の長さの比が大きいいため別のパーツ要素に分割される。この処理をすべてのセグメントに対して行ない、物体点群をパーツ要素に分割する。

3.4 車軸方向への平行投影および円抽出による車輪・キャスタの発見

Fig. 4 に、車輪・キャスタの発見の基本戦略を示す。車輪・キャスタを発見する戦略として、

特徴 1 床面と接している

特徴 2 円（円筒）形状を有している

Fig. 3 Comparison of horizontal sectional shapes to segment object points into part elements

Fig. 4 The concept of the proposed method to detect wheels and casters

の2つの特徴を用いる。特徴1より、前節で分割したパーツ要素の中で床面と接しているパーツ要素を車輪・キャスタ候補として抽出し、特徴2に基づいて候補が円形状を有するかどうかで車輪・キャスタかどうかを判定する。実装では、床面からの高さが 30 mm 以下の点をもつパーツ要素を車輪・キャスタ候補とした。形状判定のため、車軸方向を推定してその垂直平面に車輪・キャスタ候補の点群を平行投影し、円形状を抽出する。なお以降の処理で用いる座標系は、すべてロボット座標系で表わしている。

この処理は以下の4 Stepにより行なう。

- Step 1** 一定の高さごとに抽出した車輪・キャスタ候補の点群からの線分抽出と車輪・キャスタの半径、車軸方向の算出
Step 2 各高さで算出した半径のヒストグラムへの投票と半径と車軸方向、車軸位置の推定
Step 3 推定した半径と車軸方向、車軸位置を用いた車輪・キャスタ候補の点群の車軸方向への平行投影
Step 4 ハフ変換を用いた円抽出による形状判定

まず Step 1 では、候補の点群を用いて車軸方向、車輪・キャスタの半径を推定する。ここでも前節と同様に、高さごとに抽出した点群を用いる。車輪・キャスタ候補から高さ 10 mm ごとに点群を取り出し、水平断面に平行投影した後に最小二乗法により最も長い線分を抽出する。**Fig. 5** に示すように、得られた線分が車輪・キャスタの側面部分（円筒底面）から得られたものなら、線分が円筒底面の弦、その水平断面

Fig. 5 Calculation of the wheel radius from length and height of the chord

Fig. 6 Estimation of radius and shaft direction with a histogram of radii calculated at each height

での傾きの垂直方向が車軸方向 θ となる。水平断面の床面からの高さを h ，線分の長さを d とすると，Fig. 5 中の角度 φ は，

$$\varphi = 2 \tan^{-1} \frac{d}{2h} \quad (1)$$

となる。そして車輪・キャスタの半径 r は，

$$r = \frac{d}{2 \sin \varphi} \quad (2)$$

のように計算できる。

つぎに Step 2 では Fig. 6 に示すように，候補の全高さに対してそれぞれの断面（総数を n 個とする）で，半径 r_i ($i = 1, 2, \dots, n$)，車軸方向 θ_i ，線分の中心位置 $\mathbf{C}_i = (c_{xi}, c_{yi})$ を求め，求めた半径 r_i をヒストグラムに投票する。ヒストグラムにおいて，度数が閾値以上のビンに収まる半径 r_j と，その半径 r_j に対応する車軸方向 θ_j と中心位置 $\mathbf{C}_j = (c_{xj}, c_{yj})$ の各平均値を， $\bar{r}$ ， $\bar{\theta}$ ， $\bar{\mathbf{C}} = (\bar{c}_x, \bar{c}_y)$ とし，後述する平行投影に用いる。実装では，度数の閾値を $\frac{n}{3}$ ，ビンの幅を 10 mm とした。

Step 3 では，推定した半径 $\bar{r}$ と車軸方向 $\bar{\theta}$ ，中心位置 $\bar{\mathbf{C}}$ を用いて，車輪・キャスタ候補の点群を車軸方向へ平行投影する。Fig. 5 に示すように，車輪・キャスタの側面部分（円筒底面）の車軸位置は，高さ（ z 座標）が半径 r と等しく， x 座標と y 座標の値は各高さの断面の線分（弦）の中心位置 $\mathbf{C} = (c_x, c_y)$ と一致する。そのため車輪・キャスタの円筒底面の点群は，点 (c_x, c_y, r) を通り，車軸方向 θ を法線方向と

Fig. 7 Edge detection and circular shape extraction for the parallel projected image

するような平面に収まる。中心の座標が $(\bar{c}_x, \bar{c}_y, \bar{r})$ ，車軸方向の辺が 40 mm，車軸と直交する水平方向の辺と高さ方向の辺が $2.5\bar{r}$ となるような直方体領域内の点群を車軸方向 $\bar{\theta}$ と垂直な平面に平行投影することで，Fig. 7 に示すような車輪・キャスタの円筒底面を車軸方向から見た画像が得られる。

最後に Step 4 では，平行投影された画像に対して Canny オペレータによるエッジ抽出を行ない，エッジ画像に対してハフ変換を行なうことで円形状を抽出する。Fig. 7 に，エッジ抽出とハフ変換の結果を示す。ハフ変換では，投票数と半径が設定した閾値に収まると円形状が抽出される。実装では，ハフ変換の半径の閾値の上限値を推定した半径の平均値 $\bar{r}$ の 1.2 倍，下限値を 0.8 倍とした。また，ハフ変換の投票数の閾値は推定した半径の平均値 $\bar{r}$ に応じて可変とした。これは，投票数が円周に応じて変化すると考えたためである。円が抽出され，かつ抽出された円の中心位置とヒストグラムにより推定した中心位置 $(\bar{c}_x, \bar{c}_y, \bar{r})$ の投影面上での 2 次元の距離が閾値以下であれば，候補が車輪・キャスタだと判定する。実装では，中心間の距離の閾値は $\frac{\bar{r}}{3}$ とした。

3.5 形状分布を用いたパーツ分割と形状特徴による物体の種別分類

3.3 節でも述べたように本研究では，物体のパーツを，高さ方向に分布しているもの，床面と平行な平面に分布しているもの，それ以外のものに分類する。本節では前節で分割したパーツ要素を鉛直分布，水平分布，四散の 3 つの分布に分類し，同じ分布のパーツ要素をマージすることで物体点群をパーツごとに分割する。パーツの形状分布の分類には，3 次元点群の重心を中心とした 2 次モーメントの共分散行列より求まる 3 つの固有値 λ_1 ， λ_2 ， λ_3 とそれぞれに対応する固有ベクトル $\mathbf{v}_1$ ， $\mathbf{v}_2$ ， $\mathbf{v}_3$ を用いる。

まず最初に，分割したパーツ要素ごとに固有値 λ_1 ， λ_2 ， λ_3 とその固有ベクトル $\mathbf{v}_1$ ， $\mathbf{v}_2$ ， $\mathbf{v}_3$ を求める。最大固有値 λ_1 に対応する固有ベクトル $\mathbf{v}_1$ の z 軸成分 v_{z1} により，パーツ要素の形状分布を，鉛直分布，水平分布，四散に分類する。Table 1 に，パーツ要素の形状分布の分類ルールを示す。つぎに，同じ形状分布で，かつ閾値以下の距離の点をもつパーツ要素をマージし，マージされた各点群を 1 つのパーツとする。実装では，距離の閾値を 25 mm とした。

最後に，分割したパーツごとに改めて固有値 λ_1 ， λ_2 ， λ_3 と固有ベクトル $\mathbf{v}_1$ ， $\mathbf{v}_2$ ， $\mathbf{v}_3$ を求め，Table 2 に示すルールを

Table 2 The rule to classify shape of parts using the eigenvector and the eigenvalue

Vertical plane	Vertical cylinder	Horizontal plane	Horizontal cylinder	Scatter
$\frac{V_{z1}}{\ V_1\ } > 0.8$	$\frac{V_{z1}}{\ V_1\ } > 0.8$	$\frac{V_{z1}}{\ V_1\ } < 0.2$	$\frac{V_{z1}}{\ V_1\ } < 0.2$	$0.8 \geq \frac{V_{z1}}{\ V_1\ } \geq 0.2$
$\lambda_2 / \lambda_1 > 0.3$	$\lambda_2 / \lambda_1 < 0.3$	$\lambda_2 / \lambda_1 > 0.3$	$\lambda_2 / \lambda_1 < 0.3$	
$\lambda_3 / \lambda_1 < 0.1$	$\lambda_3 / \lambda_1 \geq 0.1$	$\lambda_3 / \lambda_1 < 0.1$	$\lambda_3 / \lambda_1 \geq 0.1$	

Table 1 The rule to classify point distribution using the eigenvector

Vertical distribution	Horizontal distribution	Scatter
$\frac{V_{z1}}{\ V_1\ } > 0.8$	$\frac{V_{z1}}{\ V_1\ } < 0.2$	$0.8 \geq \frac{V_{z1}}{\ V_1\ } \geq 0.2$

与えて、鉛直平面、鉛直円筒、水平平面、水平円筒、四散の5つに分類する。このルールは文献12)~14)を参考にし、閾値は実際に距離画像カメラで対象を測定したときの見え方を参考にして定めた。

上述の形状分類に基づき筆者らは椅子および台車の分類のためのルールを以下のように定めた。まず **Table 3** に、椅子の分類ルールを示す。椅子という物体の特徴は「人が座ることができる」という性質であると考えたため、**Table 3** では座面に着目してルールを設けた。物体が **Table 3** のルールを満たし、かつキャスタがあれば、種別1キャスタ付きの椅子として、キャスタがなければ種別2キャスタなしの椅子として分類される。**Table 4** に、台車の分類ルールを示す。台車という物体の特徴は「物を乗せて運ぶことができる」という性質であると考えたため、**Table 4** では台と車輪に着目してルールを設けた。**Table 4** のルールを満たせば、種別3車輪付きの台車として分類される。**Table 3**, **Table 4** のルールに当てはまらず、かつ車輪がついていれば、種別4車輪付きのそのほかの物体として、車輪がなければ、種別5車輪なしのそのほかの物体として分類される。

Table 3, **Table 4** で与えたルールにはパーツの大きさを表わす特徴として、以下で述べる代表長さや代表面積を用いる。代表長さは、パーツの点群をすべて水平面に平行投影した2次元点群に対する外接矩形の長辺とする。また代表面積は、**Fig. 8** のようにパーツの点群をすべて水平面に平行投影した後、2次元グリッドに分割し、点が存在するグリッドの数にグリッドの面積をかけたものとする。実装ではグリッドの辺長を10mm、すなわちグリッド面積を100mm²とした。

Table 3 Classification rules for chairs

Condition type	Detail of condition
shape type	horizontal plane or horizontal cylinder
height range of centroid	250~550 [mm]
characteristics length	longer than 200 [mm]
characteristics area	larger than 40,000 [mm ²]

Table 4 Classification rules for platform trucks

Condition type	Detail of condition
shape type	horizontal plane or horizontal cylinder
height range of centroid	75~250 [mm]
characteristic length	longer than 400 [mm]
wheel diameter	longer than 90 [mm]

Fig. 8 Calculation of characteristic area by parallel projection of points into horizontal plane with 2D grid

椅子の座面は人が座るために、台車の台は物を置くために、一定の高さ範囲に水平面と平行な面状に分布し、ある程度の面積（大きさ）を有している。そのため **Table 3**, **Table 4** のルールではそのパーツの形状分類や重心の高さ、大きさなどを条件として与えている。この条件の閾値は、実際に距離画像カメラで物体を測定したときの見え方を参考にして与えた。本研究で使用するロボットには、**Fig. 9** のように距離画像カメラを取りつけている。距離画像カメラの取り付け位置が低い影響で、台車の台は水平面上に分布する点群ではなく水平面上に棒状に分布する点群が測定されるため、形状は水平平面または水平円筒とし代表面積はルールに用いていない。

Fig. 9 Robot with a depth camera “Xtion PRO Live”

Fig. 10 Targets of the experiment: chairs with casters

Fig. 11 Targets of the experiment: chairs without casters

Fig. 12 Targets of the experiment: platform trucks with wheels

Fig. 13 Targets of the experiment: movable objects with wheels

4. 実 験

Fig. 10～Fig. 13 に示す 10 種類の物体が 19 個置かれた屋内環境においてロボットを巡回させ、物体種別の分類を行なっ

Fig. 14 Plan view of the experimental environment and the traveling path of our robot

た。Fig. 14 に実験環境を、Fig. 9 に実験で使用した距離画像カメラ Xtion PRO Live (ASUS 社製) を搭載したロボットの外観を示す。ロボットは、最大並進速度 0.2 m/sec, 最大回転角速度 0.3 rad/sec で、Fig. 14 に示す経路をジョイスティックコントローラによりマニュアル操作で巡回させた。また実験には、CPU: Core i5 3320M 2.6 GHz, RAM: 8.0 GB の Linux PC をロボットの上に搭載し、これまで述べた処理をすべてこの PC 上でオンラインで行なった。

Fig. 15 に、走行中に 3.2 節で定めた処理領域内で測定された 3 次元点群を、オドメトリに基づいて蓄積したものを示す。Fig. 15 で白い点は、種別 1 キャスタつきの椅子、種別 2 キャスタなしの椅子、種別 3 車輪つきの台車、種別 4 車輪つきのそのほかの物体に分類されて移動可能性があると認識された物体を、黒い点群はそれ以外の点群を表わしている。また Table 5 に、実験における各物体に対する分類結果の割合を示す。Table 5 でそれぞれの分母はその物体が分割により抽出された回数を、分子は各種別として分類された回数を表わす。

実験全体でのべ 239 個の物体に対して処理が行なわれ、そのうち種別 1 キャスタつきの椅子として分類されたものはのべ 14 個、種別 2 キャスタなしの椅子として分類されたものはのべ 16 個、種別 3 車輪つきの台車として分類されたものはのべ 13 個、種別 4 キャスタつきのそのほかの物体として分類されたものはのべ 37 個、種別 5 車輪なしのそのほかの物体として分類されたものはのべ 159 個であった。また、実験における平均処理速度は 0.8 fps 程度であった。Table 5 で Obj. # 5 の椅子 A の分母が 0 である理由は、実験中に処理領域内で測定されなかったためである。また実験において、複数の物体が 1 つの物体として分割されるなどの物体抽出の失敗はなかった。

Table 6～Table 9 に、種別 1～4 の各種別の分類結果の混同行列¹⁷⁾を示す。また Table 10 に、種別 1～4 の物体を移動可能性のある物体としてまとめて考えた場合の移動可能

Fig. 15 Point cloud of the environment obtained by the robot and the result of movability recognition

Table 5 Experimental result with the traveling robot: classification rate of each object

Obj. #	Type	Classification rate				
		1. Chairs with casters	2. Chairs without casters	3. Platform trucks	4. Objects with wheels	5. Objects without wheels
1	platform truck A	0% (0/7)	0% (0/7)	86% (6/7)	24% (1/7)	0% (0/7)
2	chair E	0% (0/8)	63% (5/8)	0% (0/8)	0% (0/8)	37% (3/8)
3	chair A	36% (4/11)	18% (2/11)	0% (0/11)	18% (2/11)	27% (3/11)
4	chair A	50% (3/6)	0% (0/6)	0% (0/6)	17% (1/6)	33% (2/6)
5	chair A	– (0/0)	– (0/0)	– (0/0)	– (0/0)	– (0/0)
6	robot B	0% (0/6)	0% (0/6)	0% (0/6)	50% (3/6)	50% (3/6)
7	chair D	0% (0/1)	100% (1/1)	0% (0/1)	0% (0/1)	0% (0/1)
8	vacuum cleaner	0% (0/6)	0% (0/6)	0% (0/6)	100% (6/6)	0% (0/6)
9	chair B	0% (0/2)	0% (0/2)	0% (0/2)	0% (0/2)	100% (2/2)
10	chair D	0% (0/7)	57% (4/7)	0% (0/7)	0% (0/7)	43% (3/7)
11	chair A	0% (0/1)	0% (0/1)	0% (0/1)	0% (0/1)	100% (1/1)
12	chair B	100% (2/2)	0% (0/2)	0% (0/2)	0% (0/2)	0% (0/2)
13	platform truck B	0% (0/12)	0% (0/12)	58% (7/12)	42% (5/12)	0% (0/12)
14	chair A	50% (1/2)	0% (0/2)	0% (0/2)	50% (1/2)	0% (0/2)
15	chair C	20% (1/5)	0% (0/5)	0% (0/5)	80% (4/5)	0% (0/5)
16	robot A	0% (0/5)	0% (0/5)	0% (0/5)	40% (2/5)	60% (3/5)
17	chair A	33% (2/6)	0% (0/6)	0% (0/6)	33% (2/6)	33% (2/6)
18	chair E	0% (0/5)	80% (4/5)	80% (0/5)	0% (0/5)	20% (1/5)
19	chair C	11% (1/9)	0% (0/9)	0% (0/9)	89% (8/9)	0% (0/9)

Table 6 Confusion matrix of chairs with casters

		Classification result	
		Positive	Negative
Actual	Positive	14 (32%)	30 (68%)
	Negative	0 (0%)	195 (100%)

Table 7 Confusion matrix of chairs without casters

		Classification result	
		Positive	Negative
Actual	Positive	14 (67%)	7 (33%)
	Negative	2 (1%)	216 (99%)

Table 8 Confusion matrix of platform trucks

		Classification result	
		Positive	Negative
Actual	Positive	13 (68%)	6 (32%)
	Negative	0 (0%)	220 (100%)

Table 9 Confusion matrix of objects with wheels

		Classification result	
		Positive	Negative
Actual	Positive	11 (65%)	6 (35%)
	Negative	28 (13%)	194 (87%)

性の認識結果の混同行列を示す。さらに **Table 11** に、種別 1 キャスタつきの椅子、種別 3 車輪つきの台車、種別 4 キャスタつきのそのほかの物体を、車輪・キャスタのついた特に移動可能性の高い物体としてまとめて考えた場合の移動可能性の認識結果の混同行列を示す。分類結果において、実際にその

種別であり分類結果もその種別である場合は true positive、実際はその種別でないのにその種別として分類された場合は false positive、実際はその種別であるのにほかの種別として分類された場合は false negative、実際にその種別でなく分類結果もその種別でない場合は true negative である。Table 6～

Table 11 において、左上のセルに true positive の場合の数 (TP) を、その括弧内に TPR (true positive rate) : $\frac{TP}{TP+FN}$ を示している。ただし FN は false negative の場合の数であり、右上のセルにその値を、括弧内に FNR (false negative rate) : $\frac{FN}{TP+FN}$ を示している。左下のセルに false positive の場合の数 (FP) を、その括弧内に FPR (false positive rate) : $\frac{FP}{FP+TN}$ を示している。ただし TN は true negative の場合の数であり、右下のセルにその値を、括弧内に TNR (true negative rate) : $\frac{TN}{FP+TN}$ を示している。

また Table 12 に、種別 1~4 の各種別の分類結果と、移動可能性の認識結果に対する正答率 (accuracy) : $\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$ 、適合率 (precision) : $\frac{TP}{TP+FP}$ 、再現率 (recall) : TPR 、誤検出率 : FPR を示す。

種別ごとの正答率はおおむね 90%、誤検出率 (FNR) はおおむね 10% 以下であった。しかし、再現率がおおむね 70% 以下と低い。提案手法では物体種別の分類ルールに車輪・キャスタや座面などのパーツを用いているため、分類ルールに使用しているパーツが測定されないと分類に失敗してしまう。実験では距離画像カメラの視野の制限やオクルージョンの影響で物体のパーツが測定されないことがあったため、再現率が低くなったと考えられる。また、種別 4 車輪・キャスタつきのそのほかの物体の適合率が 28% と低い。これは、前述した距離画像カメラの視野の制限やオクルージョンの影響でキャスタつきの椅子の座面や台車の台が測定されずに、車輪・キャスタだけが発見されてしまったことが原因である。同様の原因により、キャスタつきの椅子の再現率が 32% と低くなって

いる。今回の実験では、1 回のデータ取得ごとに抽出された物体に対して分類処理を行なったが、対象物体を繰り返し測定し、複数回の分類結果を統合して最終的な種別を決定すれば分類性能を向上できると考えられる。また KinectFusion¹⁸⁾ などにより、移動しながら複数回のデータ取得により蓄積した点群を用いて物体を抽出することで、見え方の問題を解決して再現率を改善できると期待される。

Table 10 に示した、種別 1~4 の物体を移動可能性のある物体としてまとめて考えた場合の移動可能性の認識結果は、再現率は 77% と多少低いが、正答率は 89%、適合率は 95% と高い。また誤検出率も 3% と低い。また Table 11 に示した、種別 1 キャスタつきの椅子、種別 3 車輪つきの台車、種別 4 キャスタつきのそのほかの物体を、車輪・キャスタのついた特に移動可能性の高い物体としてまとめて考えた場合の移動可能性の認識結果は、再現率は 78% と多少低いが、正答率は 91%、適合率は 94% と高い。また誤検出率も 3% と低い。以上より、提案手法を用いることで物体の移動可能性認識を高精度に行なえることを確認した。

5. おわりに

本研究では、ロボットが移動可能性を考慮して物体種別を分類するため、環境中に存在する物体を、種別 1 キャスタつきの椅子、種別 2 キャスタなしの椅子、種別 3 車輪つきの台車、種別 4 車輪つきのそのほかの物体、種別 5 車輪なしのそのほかの物体に分類した。提案手法では、物体がもつ特徴的なパーツに注目し、物体の種別ごとにパーツの形状特徴を知識モデルとしてロボットに与えた。ロボットは対象の物体をパーツごとに分割し、知識モデルとして与えられた形状のパーツをもつかどうかでその種別を分類する。

提案手法の特徴は、個々の物体ごとに形状テンプレートをもちて特定物体を認識するのではなく、物体種別ごとに、その物体種別を特徴づける共通のパーツに基づいた知識モデルによって、一般的に物体を認識することである。これにより物体の詳細な形状が異なっても、知識モデルとして与えた物体種別を特徴づける共通のパーツを有しているか否かで、物体種別を分類することができる。

実験では、距離画像カメラを搭載したロボットに屋内環境を走行させたとき、各物体種別の分類をどの程度正しく行なえるか、正答率、適合率、再現率、誤検出率により評価した。

Table 10 Confusion matrix of recognition for all movable objects

		Recognition result	
		Positive	Negative
Actual	Positive	78 (77%)	23 (23%)
	Negative	4 (3%)	134 (97%)

Table 11 Confusion matrix of recognition for objects with wheels

		Recognition result	
		Positive	Negative
Actual	Positive	62 (78%)	18 (22%)
	Negative	4 (3%)	155 (97%)

Table 12 Evaluation of the each classification by accuracy, precision and recall

Classification type (Recognition type)	Accuracy	Precision	Recall	FP rate
type 1. Chairs with casters	87% (209/239)	100% (14/14)	32% (14/44)	0% (0/195)
type 2. Chair without caster	96% (230/239)	88% (14/16)	67% (14/21)	1% (2/218)
type 3. Platform truck	97% (233/239)	100% (13/13)	68% (13/19)	0% (0/220)
type 4. Object with wheels	86% (205/239)	28% (11/39)	65% (11/17)	13% (28/222)
Recognition of all movable objects (including type 1, type 2, type 3 and type 4)	89% (212/239)	95% (78/82)	77% (78/101)	3% (4/138)
Recognition of movable objects with wheels (including type 1, type 3 and type 4)	91% (217/239)	94% (62/66)	78% (62/80)	3% (4/159)

実験での種別ごとの正答率はおおむね 90%, 誤検出率はおおむね 10%以下であった. 種別 1~4 の物体を移動可能性のある物体としてまとめて考えた場合の, 移動可能性の認識結果は, 再現率は 77%と多少低いが, 正答率は 89%, 適合率は 95%と高い. また誤検出率も 3%と低い. さらに, 種別 1 キャスタつきの椅子, 種別 3 車輪つきの台車, 種別 4 キャスタつきのそのほかの物体を, 車輪・キャスタのついた特に移動可能性の高い物体としてまとめて考えた場合の移動可能性の認識結果は, 再現率は 78%と多少低いが, 正答率は 91%, 適合率は 94%と高い. また誤検出率も 3%と低い. 以上より, 提案手法を用いることで物体の移動可能性認識を高精度に行なえることを確認した.

参 考 文 献

- 1) 西田, 原, 坪内: 距離画像カメラを用いた車輪・キャスタの発見による物体の移動可能性認識, ロボティクスシンポジウム予稿集, 15/22 (2014)
- 2) 山崎, 稲葉: カメラと LRF を併用した日常生活支援ロボットのための家具姿勢認識, 日本ロボット学会学術講演会予稿集, 3F3-07 (2008)
- 3) 山本, 前山, 渡辺: 障害物を除去して走行経路を確保する自律ロボットのための物体認識, 計測自動制御学会 SI 部門講演会予稿集, 2215/2218 (2012)
- 4) 松本, 原, 坪内: 距離画像における Visual Words の局所空間配置を用いた形状マッチングによる机下に収納された椅子の認識, 画像センシングシンポジウム予稿集, IS1-02 (2014)
- 5) 小泉, 大西, 高橋, 鈴木, 青柳: 画像上で重なっている物体のセグメンテーションとカテゴリ識別, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会予稿集, 1P1-V03 (2014)
- 6) 細井, 高橋, 鈴木, 青柳: 物体の形状概念と共起を利用した室内環境における一般物体認識, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会予稿集, 1P1-U02 (2014).
- 7) 垣内, 岡田, 稲葉: 色ヒストグラムを用いたカラー距離画像の高速位置合わせによる未知物体のモデリングを伴う生活環境地図作成, 日本ロボット学会誌, **29**-8, 694/701 (2011)
- 8) Y.M. Kim, N.J. Mitra, D.M. Yan and L. Guibas: Acquiring 3D Indoor Environments with Variability and Repetition, *ACM Trans. on Graphics (TOG)*, **31**-6, 138:1/138:11 (2012)
- 9) K. Okada, A. Haneda, H. Nakai, M. Inaba and H. Inoue: Environment Manipulation Planner for Humanoid Robots Using Task Graph That Generates Action Sequence, *Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 1174/1179 (2004)
- 10) M. Stilman, K. Nishiwaki, S. Kagami and J.J. Kuffner: Planning and Executing Navigation Among Movable Obstacles, *Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 820/826 (2006)
- 11) 垣内, 植田, 岡田, 稲葉: カラー距離画像センサと能動的センシングを用いた可動障害物の認識と環境操作を伴う行動の実現, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会予稿集, 2A2-E06 (2010)
- 12) J.F. Lalonde, N. Vandapel, D.F. Huber and M. Hebert: Natural Terrain Classification Using Three-dimensional Ladar Data for Ground Robot Mobility, *J. of Field Robotics*, **23**-10, 839/861 (2006)
- 13) Y. Choe, I. Shim and M.J. Chung: Urban Structure Classification Using the 3D Normal Distribution Transform for Practical Robot, *Advanced Robotics*, **27**-5, 351/371 (2013)
- 14) 糸長, 原, 坪内: 3次元点群の複数スケール局所形状特徴を用いた SVM による分類に基づく物体地図生成, 日本機械学会ロ

ボティクス・メカトロニクス講演会予稿集, 3P1-K02 (2014)

15) Point Cloud Library: <http://pointclouds.org/>

16) OpenCV: <http://opencv.org/>

17) R. Szeliski: *Computer Vision: Algorithms and Applications*, Springer (2010)

18) R.A. Newcombe, S. Izadi, O. Hilliges, D. Molyneaux, D. Kim, A.J. Davison, P. Kohli, J. Shotton, S. Hodges and A. Fitzgibbon: KinectFusion: Real-time Dense Surface Mapping and Tracking, *Proc. of IEEE Int. Symp. on Mixed and Augmented Reality (ISMAR)*, 127/136 (2011)

[著 者 紹 介]

西 田 貴 亮

2011 年, 明石高専機械工学科卒業. 同年, 明石高専専攻科機械・電子システム工学専攻に入学. 2013 年, 筑波大学大学院システム情報工学研究科博士前期課程入学. 自律移動技術や物体認識技術に関する研究に従事. 日本ロボット学会, 日本機械学会の会員.

原 祥 亮 (正会員)

2007 年, 筑波大学大学院システム情報工学研究科博士前期課程修了. 同年, 日立製作所入社. 日立研究所 (旧, 機械研究所) にて, 物流支援ロボットや搭乗型移動支援ロボットなどの研究開発に従事. 2008 年, 筑波大学受託研究員を兼任. 2011 年に退職し, 同年より筑波大学研究生. 2012 年より博士後期課程, および日本学術振興会特別研究員 DC1. 自律移動技術や物体認識技術に関する研究に従事. 日本ロボット学会, IEEE の会員.

坪 内 孝 司 (正会員)

1988 年, 筑波大学大学院工学研究科博士課程修了. 工学博士の学位取得. 現在, 筑波大学システム情報系知能機能工学域教授. 自立型知能移動ロボットの制御系, 視覚システム, 屋内外で作業を行なうロボットの研究開発などに従事. 日本ロボット学会, 日本機械学会, 人工知能学会, IEEE などの会員.