

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 27 年 5 月 21 日現在

機関番号：17104

研究種目：基盤研究(C)

研究期間：2012～2014

課題番号：24500209

研究課題名(和文)人の活動支援システムの構築を目的としたモデルベース3次元物体認識手法の開発

研究課題名(英文)Development of a model-based 3D object recognition method aiming at construction of a system for supporting human activity

研究代表者

前田 誠(MAEDA, Makoto)

九州工業大学・大学院情報工学研究院・助教

研究者番号：00274556

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,800,000円

研究成果の概要(和文)：本研究は、人の活動や生活を支援することを目的とし、3D情報(形状、奥行き)を用いた物体認識やヘルスケアモニタリングの開発に取り組んだ。物体認識手法として形状ヒストグラムや曲率分布画像という局所的な特徴記述法を提案し、それらの照合を部分グラフ探索法により実現することで頑健な認識が可能となった。各種計測装置から採取されたサイズも精度も異なる全73体の物体で実験したところ、約95%の精度で正しく識別できることを確認した。

研究成果の概要(英文)：An object recognition method and a health-care monitoring method using 3D information (shape and depth) were developed to support human activity and life. Some local feature descriptions such as shape histograms or curvature distribution images were proposed for the object recognition technique, so that the recognition was robustly realized by utilizing a method for detecting dense subgraphs from many matching pairs. In having experimented using all 73 objects which were extracted from various measuring devices and had various sizes and accuracy, we had confirmed that the proposed method was able to achieve about 95% recognition rate.

研究分野：コンピュータビジョン

キーワード：3次元物体認識 注視モデリング 部分グラフ探索 形状記述 特徴点照合 ARメガネ 注目領域選択
ヘルスケアモニタリング

1. 研究開始当初の背景

小型のモニターとカメラを搭載したメガネを通して、視界中にある対象物にまつわる種々の情報を享受するには対象物を検出・認識する技術が欠かせない。2D 画像を用いた物体認識は盛んに行われているが、対象の姿勢が大きく変換した場合には、その適用には限界があった。そのため、3D データから直接得られる 3D 形状情報を直接取り扱い、3D 物体認識やその他の領域に応用する方法が望まれていた。

2. 研究の目的

上記のような背景を踏まえ、人の活動支援システムの構築を目的としたモデルベース 3D 物体認識手法の開発に取り組んだ。3D データから対象物の形状を精度良く記述し、それらの類似性に基づいて効率的に照合する手法を開発することが第一の目的である。

また、取得される 3D 形状情報の応用として、人の健康支援システムの構築を目的とした研究にも取り組んだ。人の睡眠時の寝姿を撮影することで、呼吸、心拍等の生体情報を非接触、無拘束、非侵襲で取り出す、すなわちヘルスケアモニタリング手法を開発することが第二の目的である。

3. 研究の方法

(1)人の活動支援システムの構築を目的としたモデルベース 3D 物体認識手法の開発

図 1 に示すような小型のモニターとカメラを搭載したメガネ（以下、AR カメラと呼ぶ）を通して、人の活動支援を行うシステムを開発するためには、AR メガネでメタ表示を行うインターフェースの開発や注目した領域に存在する物体の認識技術の開発が必要となる。そのため、本研究では、以下の各項目について手法を開発し研究を進めた。

注視モデリングに基づく特徴抽出法の開発

曲率分布画像に基づく物体照合法の開発

形状ヒストグラムに基づく物体照合法の開発

確率モデルに基づく特徴選択法の開発

AR メガネによる注目領域選択法の開発



図 1：活動支援システムの概念図

(2)人の健康支援システムの構築を目的としたヘルスケアモニタリング手法の開発

図 2 に示すように Microsoft 社製の Kinect を用いて採取される距離画像（奥行きを計測可能）と赤外線画像（暗所でも計測可能）から人の生体情報を抽出する手法を開発し研究を進めた。人の睡眠中の計測を想定しているため、暗所でも使用できることが前提であり、非接触、無拘束、非侵襲での計測を目指し、以下の項目について開発を進めた。

距離画像に基づく呼吸情報抽出法の開発
赤外線画像に基づく心拍情報抽出法の開発

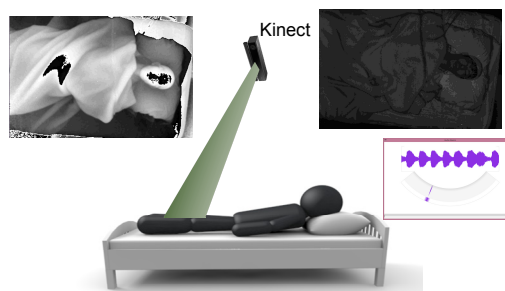


図 2：ヘルスケアモニタリングの構成

4. 研究成果

(1) 注視モデリングに基づく特徴抽出法の開発

多種多様でいかなる形状のレンジデータが与えられたとしても、図 3 に示すようにそれらを複数の局所的な注視領域に分割することで形状モデリングを確実に行うことが可能な注視モデリング手法を確立した。

さらに、注視領域の信頼度を考慮した混合分布モデルを開発した。その結果、この確率モデルから計算される事後確率に基づき、図 4 のように信頼性の高い特徴量を優先して統合することで、特徴抽出の精度が向上することを確認した。なお、この精度については後に説明する各記述子の照合の精度により確認できる。

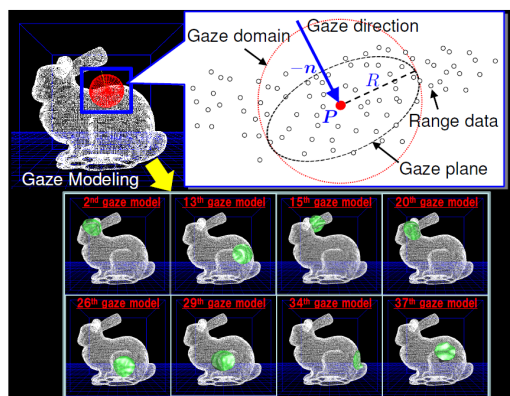


図 3：注視モデリングの実行例

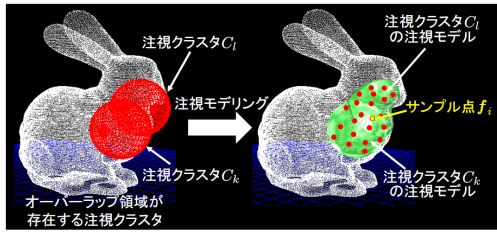


図4：事後確率に基づく特徴量の統合法

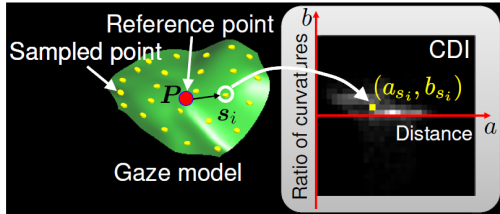


図5：曲率分布画像の生成図

表1：曲率分布画像に基づく平均識別率

Image Size	Curvature Distribution Image					Spin Image
	Gaussian	mean	maximum	minimum	Shape index	
5×5	69.3	75.3	71.3	64.7	88.0	76.0
10×10	80.0	80.7	77.3	74.0	91.3	72.7
15×15	82.7	86.7	81.3	82.7	87.3	68.0
20×20	81.3	81.3	90.0	84.0	84.0	72.0
30×30	84.0	81.3	81.3	86.0	84.7	67.3
40×40	82.0	78.0	81.3	88.7	82.0	58.0

(1) 曲率分布画像に基づく物体照合法の開発

で開発した特徴抽出法を用いて照合に用いる特徴記述子として曲率分布画像を提案した。図5はその生成図を示しており基準点Pからみて周辺に離れるにしたがって曲率がどのように変化するかを示したものである。

全15体の物体の3Dデータを用いて100回の試行の平均識別率を計算したところ、表1のような結果を得た。この表より、Shape Indexを曲率特徴量に用いた場合が安定して高い識別率を得ていることが確認できた。また、Spin Imageとの比較を行ったところ、それよりも高い識別率を得た。ただし、それでも約85%の精度であり、更なる改善が必要である。

(1) 形状ヒストグラムに基づく物体照合法の開発

で開発した曲率分布画像は画像サイズが15x15程度でおおむね良好な識別率を出すことが確認できたが、それでも次数の高さが課題であった。そこで曲率特徴量にはShape Indexを用いることとして、図6に示すように一意に設定できるある基準方向ベクトル

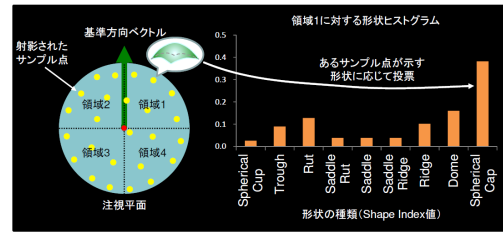


図6：形状ヒストグラムの概要図

表2：形状ヒストグラムによる平均得票率

		Database											
		Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9	Q10	Q11	Q12
Scene	P1	24.0	0	0	0	0	0	4.4	0	0	0.5	0	0
	P2	0	38.8	12.6	0	28.8	11.3	0	30.3	10.2	0	0	14.8
	P3	0	3.0	42.7	0.7	0	37.4	0	3.0	41.9	0.9	0	37.4
	P4	0	0	0	23.3	0	0	0	0	0	1.9	1.1	0
	P5	0	6.0	0	0	23.5	0	3.1	0	0	0	0	0
	P6	0	0	13.5	0	0	23.8	0	0	16.4	0	0	13.7
	P7	4.4	0	0	0	0	0	22.7	0	0	0	0	0
	P8	0	37.7	8.8	2.0	8.8	0	0	43.3	8.8	1.2	0	8.8
	P9	0	0	36.0	0	0	31.3	0	0	42.5	0	0	32.2
	P10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26.6	0.5	0
	P11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.5	23.7	0
	P12	0	0	14.0	0	0	1.0	0	0	9.8	0	0	32.1

で分割される4領域において各々9次元のヒストグラムを得ることで、合計36次元の特徴ベクトルで形状を表現する形状ヒストグラムを提案した。

全18体の物体の3Dデータを用いて、10回の試行において識別実験を行ったところ、約85%の精度で識別できることを確認した。曲率分布画像と比べて記述子の次数が低くしたにも関わらず、同等な精度を出せたのは評価できるものと考えている。

次に誤認識をしてしまう原因を調査するために、Scene中の形状ヒストグラムがDatabase中のどの物体の形状ヒストグラムに対応付けられるかを平均得票率として調べたところ、表2のような結果を得た(紙面の都合上12体のクロス表を示す)。確かに同一物体が最も得票しているが、赤字で示すように他の物体でも比較的高い得票率を得ているものがあることを確認した。つまり、物体中に似たような形状が多く含まれていれば、このような傾向が表れることが予想され、局所的な照合だけではなく大域的な照合検証を行う過程が必要であると考えられる。

そこで、H. Liuらによって提案されたShrinking and Expansion Algorithmを3次元点の対応付け問題に応用した。類似する形状ヒストグラムを持つことで対応付けができたペアをグラフの頂点として考え、頂点間の類似性を示す隣接行列としてそれらの位相関係を反映させたものを用意することでアルゴリズムを実行した。このときグラフ中から探索される密な部分グラフは、それらが位相関係に矛盾なく真の対応付けが行えていることを意味する。

各種計測装置から採取されたサイズも精度も異なる全73体の物体で実験したところ、

このアルゴリズムにより誤った対応付けが含まれていても、正しいものだけを選択することができることを確認した。また、約95%の精度で正しく識別できることを確認した。データベースの登録数が増えても、計測装置が異なっても、識別率を向上できたことは評価できるものと考えている。この成果により本研究の第一の目的であるモデルベース3D物体認識手法が確立できたといえる。

ただし、すべてのグラフの頂点を初期点としてアルゴリズムを実行するので、頂点数が多くなると大幅に計算時間が増えてしまう問題がある。ここについては今後の検討課題としたい。

(1) 確率モデルに基づく特徴選択法の開発

曲率分布画像や形状ヒストグラムを用いた照合実験において確認できたように、同じような形状が多く含まれていると、結果的に曖昧さが増してしまう。どの物体にもあるようなありきたりな形状特徴を多くの物体が持つ場合には識別率に影響を与えることが問題であった。

そこで、学習時、データベース中に登録する際、特徴点の出現頻度やその特徴点間の幾何学的構造の出現頻度に基づいて確率モデルを構築しておき、これに基づき比較すべき特徴点の候補を絞っていく方法を提案した。具体的には、照合時に比較する特徴点を選択する際、選択の前と後でエントロピーの差をとることで相互エントロピーを計算し、これが大きいものから選択するというものである。

提案法を用いて全5体の物体(曲率分布画像や形状ヒストグラムでは誤認識し易い物体)を100回識別する実験を行った。図7はある物体を識別する際に、特徴点を選択し照合していく過程を何ステップ繰り返したときに物体を識別する際に用いる事後確率がどのように変化したかを示したものである。この図よりランダムに特徴点を選択していく方法に対して、少ないステップで事後確率0.9を越えていることが確認できた。

また、全ての実験における平均識別率とその識別が十分なレベルに達するまでの特徴

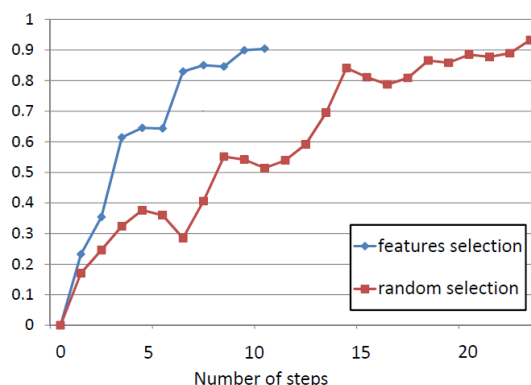


図7：事後確率の推移とステップ数

表3：平均識別率と平均ステップ数

object	features selection		random selection	
	recognition rate(%)	mean steps	recognition rate(%)	mean steps
x^1	88	18.8	68	50.8
x^2	84	16.9	46	15.0
x^3	98	4.3	62	3.8
x^4	65	14.3	42	32.8
x^5	92	9.1	35	7.1
average	85.4	12.6	50.6	21.9

点の平均選択数を表3に示す。この表よりランダムに特徴点を選択して認識した場合と比べて提案法は少ないステップ数で認識できており、平均識別率も高いことが確認できた。

一方、この手法で用いた特徴点の位相関係を記述した確率変数が連続値であり、これを離散値で近似してアルゴリズムを適用する必要があるが、その次数に応じて組み合わせが膨大になり、効率性が失われる欠点も書くにされた。この位相関係を記述する変量の改良も含め、今後の検討課題としたい。

(1) ARメガネによる注目領域選択法の開発

図1に示すような小型のモニターとカメラを搭載したARメガネを通して、人の活動支援を行うシステムを開発するために、ARメガネでメタ表示を行うためのインターフェースの開発を行った。特に、メガネを通して、視界中のある注目領域を適宜選択するインターフェースを開発した。

図8はインターフェース実行中にARメガネの左右モニターに写している画面を表示したものであり、椅子の一部を選択している様子を示している。ユーザーは首を振るとその周辺から別の領域を選択し直すことができ、自分が注目している領域を選択することができることを確認した。

また、前述の物体認識技術に応用するため、左右カメラの注目領域の画像から視差マップを生成する実験を行ったところ、視差マップこそは得られたが、精度に課題があり、そのまま提案法に適用するのは困難であった。しかし、モデル生成と視差マップ推定を交互適用し高精度化する方策が残されており、今後の検討課題としたい。

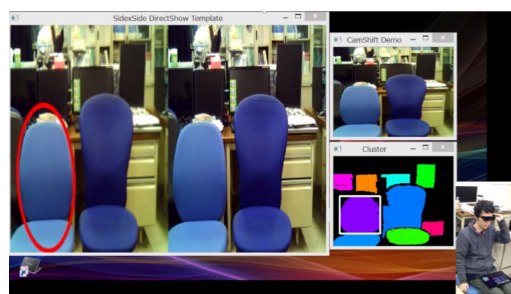


図8：インターフェース実行画面

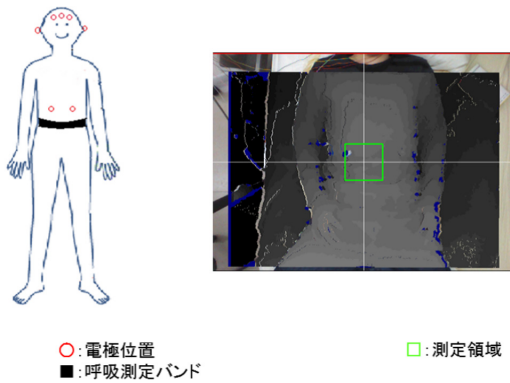


図9：測定部位

(2) 距離画像に基づく呼吸情報抽出法の開発

図2に示すような実験環境で最初に距離画像から呼吸情報が抽出可能かどうかの実験を行った。実験では図9左のように被験者に呼吸測定バンドと電極を取り付け、生体アンプを用いて呼吸、心拍といった生体情報データを獲得した。同時に図9右に示すように Kinect を用いて胴体部の距離動画像を取得した。このとき、測定領域(緑の四角枠)を腹部領域に設定し、その深度の平均加算を計算することで深度パターンの時間変化を計測した。

図10はその結果を示しており、同様な振動パターンを示していることがわかる。このとき、赤丸で示したピーク点間の時間間隔を時系列に並べ、3名の健常者に対してその変化を比較したところ、平均で相関0.938と高い値を示しており、この深度パターンを呼吸情報とみなせることを確認した。また、実際には毛布等を羽織ることを想定して、被験者の腹部に毛布1枚かけた場合、それを折り曲げて2枚分、4枚分の厚さにしてかけた場合とで深度パターンに影響があるか調べた。その結果、ここでも平均で相関0.939と高い値を示しており、現実環境でも十分に呼吸情報を抽出できることを確認した。

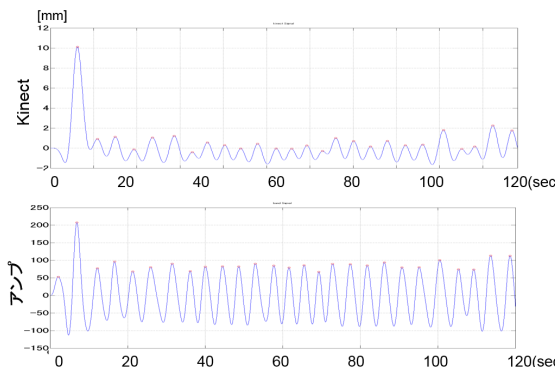


図10：Kinect 深度変化(上)と生体アンプの呼吸データ(下)

(2) 赤外線画像に基づく心拍情報抽出法の開発

次に, Kinect の赤外線画像から心拍情報が抽出可能かどうかの実験を行った。ここでは測定領域を肌が現れている顔領域に変え、その赤外線画像の濃度値の平均加算を計算することで時間変化を計測した(その後、フィルタ処理を行うことでノイズ除去も適用している)。同時に、ウェアラブル心拍センサを体に貼り付け、直接、心拍データを取得した。

図11はその結果を示しており、心電図のR波の数と赤外線画像の濃度変化パターンのピーク数を比較するとどちらも25個となっていることから平均心拍数を抽出可能であることが確認できた。さらに、ピーク間隔での相関を求めると低い値となり良好な結果は得られなかった。現在使用しているフィルタ処理が単純なものであり、もう少し抽出方法の検討が必要であり、今後の課題としたい。

しかし、平均心拍数については十分抽出可能であり, Kinect を用いた場合、暗所でも距離画像と赤外線画像は取得可能である。そのことから、人の睡眠中の計測を非接触、無拘束、非侵襲で実現できる可能性を秘めており、人の健康支援システムの構築を目的としたヘルスケアモニタリング手法の確立に一步近づいたといえる。

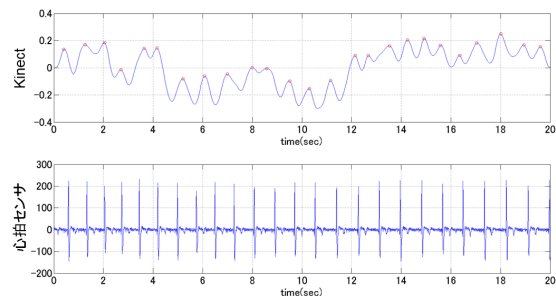


図11：Kinect 赤外線画像の濃度変化(上)と心拍センサの心電図データ(下)

最後に、以上の研究成果の中では具体的に紹介しなかった研究分担者による多くの研究成果が、本研究課題を遂行する上で大いなる支援になったことを記して謝意を表す次第である。

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文](計 6 件)

Takuro Yamaguchi, Keiji Nakao, Makoto Maeda, and Katsuhiko Inoue, A Hybrid Brain-Computer Interface System using SS-VEP and EEG Related to Motor Imagery, Proc. of The 46th ISCIE International Symposium on Stochastic Systems Theory and Its Applications, 査読有, 2014, pp.130-135.

Shintarou Matsuzaki, Makoto Maeda, and Katsuhiko Inoue, Information Theoretic Geometric Features Selection for 3-D Object Recognition, Proc. of The 45th ISCIE International Symposium on Stochastic Systems Theory and Its Applications, 査読有, 2013, pp.23-28.

Makoto Maeda, Takashi Nakamae, and Katsuhiko Inoue, Surface Matching by Curvature Distribution Images Generated via Gaze Modeling, Proc. of 21st International Conference on Pattern Recognition, 査読有, 2012, pp.2194-2197.

[学会発表](計 2 4 件)

芳賀 智大, 前田 誠, 井上 勝裕, BCI システムにおける AR メガネの適用に関する研究, 日本生体医工学会九州支部学術講演会, 2015 年 3 月 7 日, 福岡県福岡市.

平戸 健太郎, 前田 誠, 井上 勝裕, ヘルスケアモニタリングを目的とした Kinect に基づく現実的環境下での生体情報計測, 第 33 回計測自動制御学会九州支部学術講演会, 2014 年 12 月 7 日, 福岡県北九州市.

前田 誠, 馬場 裕太, 井上 勝裕, 3 次元物体認識のための特徴点の照合とその位相関係に基づく精度改善, 画像の認識・理解シンポジウム, 2014 年 7 月 28 日, 岡山県岡山市.

平戸 健太郎, 前田 誠, 井上 勝裕, ヘルスケアモニタリングを目的とした Kinect に基づく生体情報抽出, 画像の認識・理解シンポジウム, 2013 年 7 月 28 日, 東京都.

前田 誠, 馬場 裕太, 井上 勝裕, 形状ヒストグラムに基づく 3 次元物体記述法を用いた幾何学的照合, 画像の認識・理解シンポジウム, 2012 年 8 月 6 日, 福岡県福岡市.

6. 研究組織

(1) 研究代表者

前田 誠 (MAEDA MAKOTO)
九州工業大学・大学院情報工学研究院・助教
研究者番号: 00274556

(2) 研究分担者

井上 勝裕 (INOUE KATSUHIRO)
九州工業大学・大学院情報工学研究院・教授
研究者番号: 00150516