

平成 21 年 3 月 26 日現在

研究種目：基盤研究（C）

研究期間：2007～2008

課題番号：19500167

研究課題名（和文）

視覚認識プランニングに基づく効率的な環境情報要約システムの研究

研究課題名（英文）

Efficient Environment Information Summarization by Vision Planning

研究代表者

三浦 純（Jun Miura）

豊橋技術科学大学・工学部・教授

研究者番号：90219585

研究成果の概要：

環境の構造と重要な物体の配置を記述した地図を生成することを環境情報要約と呼び、そのために必要となる、(1)色、エッジパターン、局所特徴など複数視覚情報の利用による物体認識手法、(2)物体認識の信頼度モデルの構築とそれをを用いた物体認識成功確率の予測手法、(3)効率的な環境情報要約のための不確かさとコストを考慮した観測行動計画手法を開発した。また、これらの手法を実装した環境情報要約システムを試作し、一般オフィス環境での実験的検証を行った。

交付額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2007年度	2,300,000	690,000	2,990,000
2008年度	1,200,000	360,000	1,560,000
年度			
年度			
年度			
総計	3,500,000	1,050,000	4,550,000

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：情報学・知覚情報処理・知能ロボティクス

キーワード：行動環境認識

1. 研究開始当初の背景

視覚によって環境を認識して移動するロボット（移動ロボット）の研究が活発に行われている。近い将来、家庭やオフィスにおける生活支援のために、環境内の様々な場所で作業を行ったり、物体の運搬を行ったりするようになることが期待されている。

移動ロボットが自由に動き回るためには環境に関する知識が必要である。これまでに SLAM（simultaneous localization and

mapping）の分野で自動地図生成が研究されているが、主に 2 次元の自由空間をいかに正確に生成するかに主眼がおかれていた。

一方、ロボットが人間の指示を受けて移動する場合や、人間に環境の情報を提示する場合には、環境中の物体に結び付けて位置を記述することが望ましい。そこで、空間の構造とともに主要な物体の配置を記述することが重要になる。その際、すべての物体を認識・記述する必要は一般になく、どのような物体をどのような詳細度で記述するかは利

用目的によって異なる。このように、視覚移動ロボットが目的に応じて環境の構造や重要物体の配置を自律的に獲得することを**環境情報要約**と呼ぶ。環境情報要約では、効率的な物体認識戦略を生成することが重要である。

2. 研究の目的

本研究では、環境情報要約に必要となる、
 (1) 色、エッジパターン、局所特徴等複数視覚情報の利用による物体認識手法の開発
 (2) 物体認識の信頼度モデルの構築とそれを用いた認識成功確率の予測手法の開発
 (3) 効率的な環境情報要約のための、観測の不確かさとコストを考慮した観測行動計画手法の開発
 を目的とする。さらに、
 (4) これらの手法を実装した環境情報要約システムを試作し一般オフィス環境での実験的検証を行うことも目的である。

3. 研究の方法

(1) 色ヒストグラム、色共起ヒストグラム、エッジパターン、SIFT 特徴の 4 種の画像特徴による物体認識を実装し、その性能を評価する。

(2) 物体認識の信頼度のモデル化について、2 つの手法を考える。一つは認識対象物体と背景とのそれぞれについて、各画像特徴量の分布を学習によってモデル化し、それを利用するもの。もう一つは、物体認識に有効な局所画像特徴が、観測条件によってどの程度検出できるかをモデル化するもの。それぞれの場合について、ある観測を行ったときに物体認識が成功する確率を計算する手法を導く。

(3) 環境情報要約の効率化のためには、必要な情報をできるだけ少ないコストで得ることが重要である。物体認識あるいは発見が目的の場合には、できるだけ早く物体認識を終了することが目的となる。そのために、上述の物体認識成功確率の推定値を用い、一定コストあたりの物体認識率の向上率の最大化、あるいは物体認識終了までのコストの期待値の最小化、という 2 つの基準を考えて、最適な観測計画を生成する手法を開発する。多種画像特徴を利用した物体認識では、前者の基準を用いる。移動ロボットによる環境情報要約では、未観測空間の観測計画には前者を、物体候補の検証には後者を組み合わせて用いる。

(4) ステレオ視覚、レーザ距離センサを備えた移動ロボットに環境情報要約システムを

実装し、通常のオフィス環境で実験を行い、手法およびシステムの有効性を検証する。

4. 研究成果

(1) 図 1 に色ヒストグラム、色共起ヒストグラム、エッジパターンの 3 つの画像特徴を順に適用し、候補領域を絞りながら物体発見（画像右下の携帯電話）を行った例を示す。適切な順番で特徴を利用することにより、効率的な物体発見が実現できている。

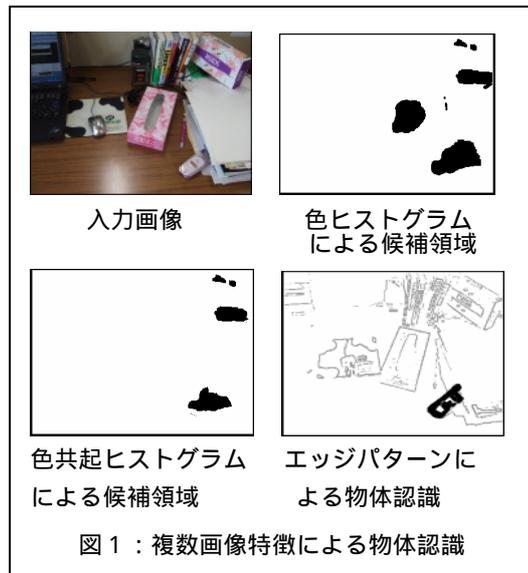


図 1：複数画像特徴による物体認識

また、色ヒストグラムを利用したアクティブ探索により物体候補を発見し、得られた候補領域内で SIFT 特徴を検出し物体を認識する手法を実装した。

(2) 物体認識の信頼度のモデル化および、認識成功確率の計算式を、以下の 2 つの場合について導いた。

類似度分布モデルの利用

さまざまな環境で対象物体を観測し、ある特徴量について得た分布を正規分布で近似し、対象物体の類似度分布モデルとする。図 2 は図 1 に示す携帯電話の色ヒストグラムの類似度分布モデルである。背景についても同様のモデリングを行うが、

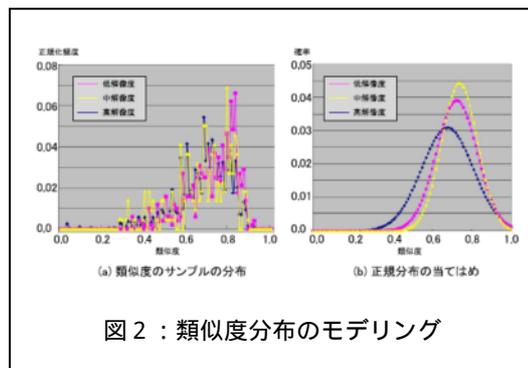


図 2：類似度分布のモデリング

背景についての事前情報はあらかじめ得られないので、簡単な画像特徴から背景の類似度分布のパラメータを推定する方法を開発した。

類似度分布に基づく物体認識成功確率（発見確率）を次のように計算する。利用する画像特徴と解像度をまとめて探索方法 ω と呼ぶ。ある領域で類似度 s が得られたとき、実際にその場所に物体が存在する確率 $P(M|s; \omega)$ が十分大きいときに、物体が発見されたとする。したがって、探索方法 ω によって物体 M が発見される確率 $F(\omega)$ は次式で与えられる：

$$F(\omega) = \int_0^1 f(P(M|s; \omega))P(s; \omega)ds$$

$$f(P) = \begin{cases} 1 & (P > \text{threshold}) \\ 0 & (P \leq \text{threshold}) \end{cases}$$

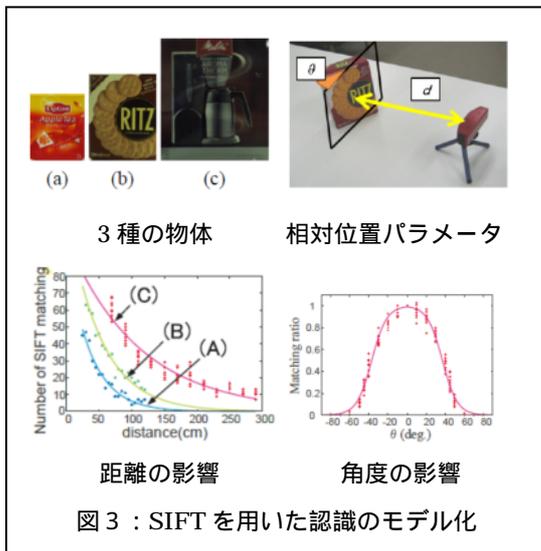
$$P(M|s; \omega) = P(s|M; \omega)P(M)/P(s; \omega)$$

$$P(s; \omega) = P(s|M; \omega)P(M) + P(s|\bar{M}; \omega)P(\bar{M})$$

ここで、 $P(s|M; \omega)$ 、 $P(s|\bar{M}; \omega)$ は物体と背景の類似度分布モデルである。

局所画像特徴のための認識のモデル化

局所特徴としてSIFTを用い、物体とカメラの相対位置関係（距離と角度）と検出されるSIFT特徴数との関係をモデル化する。図3に3種の物体のモデル化の例を示す。角度の影響は物体にほとんど依らないため、共通のモデルを使う。



物体には複数の面があるので、面ごとにモデル化を行う。認識時には面の方向も推定しながら、十分な数のSIFT特徴が得られるかどうかで認識できたかどうかを判定する。位置 X_{obj} にある物体を位置 X_c で観測したとき、認識が成功する確率 $P_{recog}(X_c, X_{obj})$ を以下のように定義する。

$$P_{recog}(X_c, X_{obj}) = \sum_{i=1}^N P_{recog}^i(X_c, X_{obj}, \phi_i)$$

$$P_{recog}^i(X_c, X_{obj}, \phi_i) = \begin{cases} P(\phi_i) & \exists j \{ \hat{z}(X_c, X_{obj}, \psi_j, \phi_i) \geq th_{match} \} \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

ここで、 $P(\phi_i)$ は物体の方向 ϕ_i の事前確率、 \hat{z} はモデルから得られる特徴数の予測値、 th_{match} はしきい値である。

(3) 認識の不確かさとコストを考慮した観測計画手法を開発した。

複数画像特徴を用いた物体認識における観測計画

単位時間コストあたりの発見確率 $F(\omega)$ の増加量が最大となる探索手法 ω^* を次式で求め、観測を行うことを繰り返す。

$$\omega^* = \arg \max_{\omega} [\Delta F(\omega) / \text{cost}(\omega)]$$

ここで、 $\text{cost}(\omega)$ は実行時間の見積りであり、 $\Delta F(\omega) = F(\omega)$ とする。

図1に示すようないくつかの状況で、いくつかの固定的な観測方法（画像特徴・解像度）の選択手順を用いる場合と、状況に応じて適切な観測方法を計画し（プランニング）用いる場合との、物体発見までの時間を比較した結果を表1に示す。各固定手順の詳細は省くが、観測計画に基づく方式が状況に依らずよいことが示せた。

表1：観測計画に基づく方法と固定手順に基づく方法（set1～set4）の比較（単位：秒）

scene ID	planning	set1	set2	set3	set4
1	31.9	34.4	49.3	55.8	52.8
2	47.2	50.1	58.0	59.4	56.9
3	39.4	41.5	42.6	49.9	52.6
4	37.9	54.0	39.5	54.7	56.8
5	37.2	49.5	41.9	52.2	47.7

視覚移動ロボットによる環境情報要約における観測計画

ロボットは情報要約を行う環境内を視点を移動しながら観測し、移動可能なすべての領域（自由空間）から観測できる指定物体をすべて認識し、地図に記録する、という環境情報要約問題を対象として、以下の2種類の観測計画を行う手法を開発した

(a) 未観測領域を観測し、自由空間地図と探索物体候補を得るための計画。

次式を最大化するような次の観測地点（サブゴールと呼ぶ） X を選択する。

$$U_{subgoal}(X) = \frac{\Delta I(X)}{C(X, X_c)}$$

ここで、 $I(X)$ は新たに観測できる領域の面積の予測値、 C は現在位置 X_c からの移動コストである。

(b) 検出された探索物体候補を認識するための観測位置系列の計画

ある候補物体が得られたとき、ロボットが位置 X_c からスタートし、候補物体を認識してサブゴール X_g へ向かうことを考える。認識場所は図4左に示すように、物体の周囲の同心円上にあらかじめ設定しておき、そのうちの一つ以上の場所で認識処理を行って、結果が出たらサブゴールへ向かうものとする。先に述べた認識成功確率 P_{recog} を用い、スタートからゴールまでの期待移動コストを次式を用いて最小化する観測位置を求める。

$$C_{obj}^*(X_c, X_g, S_{obs}) = \min_{X \in S_{obs}} [dist(X_c, X) + P_{recog}(X, X_{obj})dist(X, X_g) + (1 - P_{recog}(X, X_{obj}))C_{obj}^*(X, X_g, S_{obs} - \{X\})]$$

この式は最小期待コストを再帰的に定義したもので、この式を解くことにより、次の観測位置が決定できる。図4右は計画の例である。この計画は3回の観測からなり、認識に成功した時点でゴールへ向かう。各矢印の確率は、ロボットがその経路を取る確率を示す。

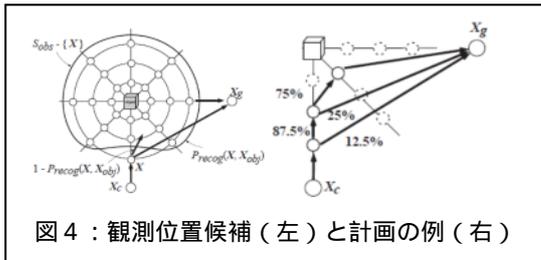


図4：観測位置候補（左）と計画の例（右）

その他に、複数の候補物体が得られたときのグループ化、複数の候補を同時観測することを考慮した行動計画などの手法を開発した。

(4) 試作システムと実験結果

ステレオ視覚とレーザ距離センサを移動ロボットに備えたシステムを構築した。ステレオ視覚は物体候補の発見と認識に、レーザ距離センサは自由空間地図の生成に利用する。ロボットはある部屋の地図を生成する目的を与えられ、自ら観測位置を計画して移動する。ここでは、図3に示す3種の物体が部屋の中に適当に配置された状況での環境情報要約過程を図5に示す。

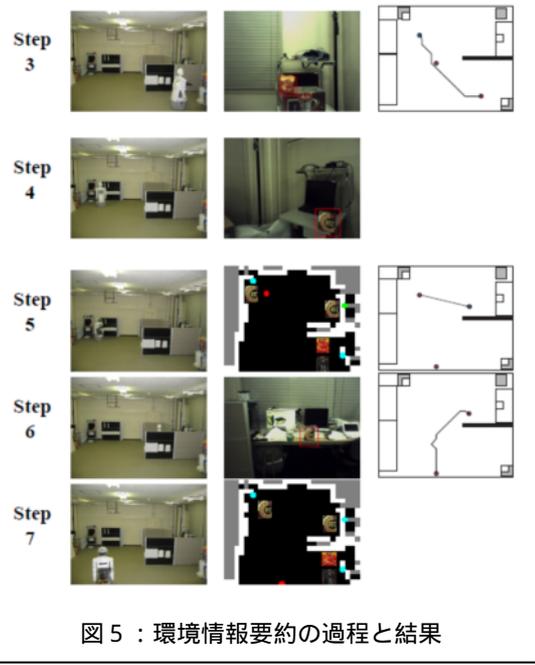
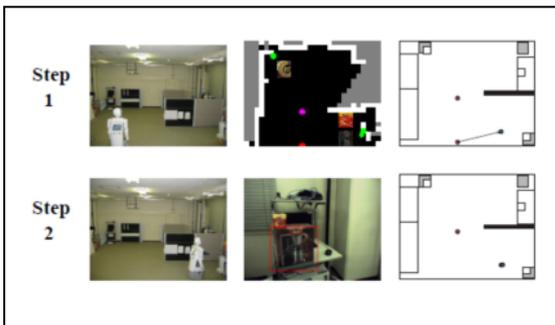


図5：環境情報要約の過程と結果

図中、左の列はロボットの行動の様子を、真ん中の列は要約結果あるいは物体認識結果を、右の列は計画された視点位置（系列）を示す。要約結果中、物体候補は緑色で、認識された物体は水色で示されている。図中の各ステップの概要は以下の通りである。

- (step 1) 初期位置での観測で3つの物体候補を発見し、そのうちの2つを認識する計画を立てた。
- (step 2) ロボットは2つの物体を同じ位置で認識しようとしたが、1つの物体の認識に失敗した。
- (step 3) さらに近づいてもう1つの物体の認識に成功し、残りの1つの候補の認識のための計画を生成した。
- (step 4) 次の候補の観測位置に移動し、認識を行った。
- (step 5) 新たな候補を発見し、その認識計画を生成した。
- (step 6) 最後の物体の認識を行い、初期位置へ戻る計画を生成した。
- (step 7) 環境情報要約を終え、最終結果（部屋の構造の概形と特定物体の位置）を得た。

以上のように、本研究では、環境情報要約という問題を提起し、移動ロボットを用いた環境情報要約システムを構築した。そこでは、物体認識手法、認識の不確かさのモデル化手法、不確かさとコストを考慮した観測計画生成手法を開発し、その有効性を実験的に検証した。より広範囲な状況に適用するための画像特徴や物体モデルの追加、計画アルゴリズムの高速化、時間制限がある中での観測行動計画アルゴリズムの開発などが今後の課題である。

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 2 件)

1. 1. J. Miura and S. Ikeda: A Simple Modeling of Complex Environments for Mobile Robots, Int. J. of Intelligent Systems Technology and Applications, Vol. 6, pp. 166-177, 2009 (査読有)
2. A. Shibata and J. Miura: Vision Planning for Object Search Using Multiple Visual Features, Proc. 14th Korea-Japan Joint Workshop on Frontiers of Computer Vision, pp. 214-219, 2008 (査読有)

[学会発表](計 4 件)

1. 増沢広朗: 移動ロボットによる環境情報要約のための効率的な行動計画生成, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2009, 2009 年 5 月発表予定, 福岡市 (査読無)
2. 増沢広朗: 移動ロボットによる環境情報要約のための物体の見えのモデル化, 計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 (SI2008), 2008 年 12 月 6 日発表, 岐阜市 (査読無)
3. 三浦純: 複数画像特徴を用いた物体探索における視覚プランニング, 第 25 回日本ロボット学会学術講演会, 2008 年 9 月 14 日発表, 習志野市 (査読無)
4. 増沢広朗: 屋内環境における移動ロボットによる環境情報要約, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2008, 2008 年 6 月 7 日発表, 長野市 (査読無)

6. 研究組織

(1)研究代表者

三浦 純 (MIURA JUN)

豊橋技術科学大学・工学部・教授

研究者番号: 9 0 2 1 9 5 8 5