

エネルギー科学研究科
エネルギー社会・環境科学専攻修士論文

題目： 画像処理を用いた環境の変化に
ロバストな物体認識手法の開発と評価

指導教官： 吉川 榮和 教授

氏名： 藤野 秀則

提出年月日： 平成16年2月5日(木)

目次

第 1 章 序論	1
第 2 章 研究の背景と目的	3
2.1 研究の背景	3
2.1.1 物体認識技術の必要性	3
2.1.2 従来の物体認識技術と問題点	5
2.1.3 画像処理を用いた物体認識手法とその課題	6
2.2 研究の目的と意義	11
2.2.1 研究の目的と方針	11
2.2.2 研究の意義	12
第 3 章 マーカを用いた物体認識手法の開発と評価	13
3.1 従来のマーカの問題点と開発の方針	13
3.1.1 従来のマーカの問題点	13
3.1.2 開発の方針	16
3.2 マーカの設計	17
3.2.1 マーカの形状	17
3.2.2 マーカの識別方法	19
3.2.3 マーカの素材	21
3.3 マーカの認識手法	21
3.3.1 処理の概要	22
3.3.2 マーカの領域の抽出	22
3.3.3 マーカの領域の境界抽出	23
3.3.4 境界への楕円の当てはめ	26
3.3.5 マーカの補正	29
3.3.6 マーカの識別	29
3.4 開発したマーカとその認識手法の評価	30
3.4.1 実験で用いる機器	30

3.4.2	マーカとカメラの距離の変化に対するロバスト性評価実験	31
3.4.3	撮影角度の変化に対するロバスト性評価実験	32
3.4.4	明るさの変化に対するロバスト性評価実験	35
3.4.5	マーカの識別性能評価実験	38
3.5	まとめ	40
第 4 章	物体の特徴量を用いた物体認識手法の開発と評価	42
4.1	従来の手法の問題点と開発の方針	42
4.1.1	従来の特徴量を用いた物体認識手法とその問題点	42
4.1.2	開発の方針	46
4.2	環境の変化にロバストな特徴量とその抽出法	46
4.2.1	明るさの変化にロバストな特徴量とその抽出法	46
4.2.2	物体とカメラの距離の変化にロバストな特徴量とその抽出法	47
4.3	色情報量ベクトルとエッジ波形を用いた物体認識手法の開発	49
4.3.1	全体の処理の流れと要求仕様	49
4.3.2	エッジ抽出と領域分割	50
4.3.3	色情報ベクトルの照合方法	52
4.3.4	エッジ波形の抽出と照合方法	58
4.3.5	各特徴量の照合結果の統合	66
4.4	開発した物体の特徴量を用いた物体認識手法の評価	66
4.4.1	実験の目的	66
4.4.2	実験の方法	67
4.4.3	実験の結果	72
4.4.4	結果の考察	72
4.4.5	実験のまとめ	73
4.5	まとめ	88
第 5 章	結論	89
	謝 辞	91
	参 考 文 献	93

目 次

2.1	従来のコンピュータのインタフェース	4
2.2	ユビキタスコンピューティングが描くコンピュータのインタフェース	4
2.3	画像処理を用いた物体認識手法	6
2.4	画像処理を用いた物体認識手法の分類	7
2.5	マーカを用いた物体認識手法	7
2.6	物体がもつ特徴情報を用いた物体認識手法	8
2.7	3次元画像処理を用いた物体認識手法	9
3.1	暦本が開発したマーカ ^[17]	13
3.2	2値化による量子化誤差	15
3.3	辺検出時の量子化誤差の影響	15
3.4	加藤らが開発したマーカ	15
3.5	拡張現実感技術を用いた美術館の展示品のナビゲーション	18
3.6	ハフ変換を用いた場合の量子化誤差の影響	19
3.7	マーカの例	20
3.8	要求仕様と設計との対応	21
3.9	ラベリングの種類	23
3.10	元画像	24
3.11	領域抽出	24
3.12	図 3.11 から抽出した境界	25
3.13	図 3.11 から抽出した境界と求めた重心座標	26
3.14	楕円の回転	27
3.15	実験で用いるマーカ	31
3.16	撮影角度の変化に対するロバスト性評価実験の実験環境	33
3.17	各距離ごとの撮影角度に対する画像中のマーカに対する楕円の当てはめ 精度	34
3.18	光源とマーカとカメラの配置	36
3.19	200Lux の下で撮影した画像	36

3.20	400Lux の下で撮影した画像	37
3.21	600Lux の下で撮影した画像	37
3.22	800Lux の下で撮影した画像	37
3.23	1000Lux の下で撮影した画像	38
3.24	紙に印刷した 12 個のマーカ	39
3.25	マーカの識別性能評価実験の実験環境	39
3.26	誤認識した 6 つのマーカ	40
4.1	三角錐の幾何モデルによる表現 ^[15]	43
4.2	モデル画像群 ^[9]	44
4.3	図 4.2 から抽出した特徴成分 ^[9]	45
4.4	図 4.2 の固有空間への投影と補間 ^[9]	45
4.5	エッジ波形の作成	49
4.6	入力画像	51
4.7	step5 で抽出したエッジ	51
4.8	入力画像から抽出した特徴点 (赤い点が特徴点)	53
4.9	最終的なエッジ抽出	53
4.10	元画像	54
4.11	図 4.10 から抽出した領域	55
4.12	一つの角度に複数のエッジを構成する点が存在する場合	59
4.13	スパナ	60
4.14	4.13 から抽出したエッジ波形	60
4.15	量子化誤差	61
4.16	図 4.14 を補間した波形	62
4.17	3次元ベクトルについての3次元の固有空間の例	64
4.18	実験で用いたスパナ	68
4.19	実験で用いたボルト	68
4.20	実験で用いたラジオペンチ	68
4.21	実験で用いたペンチ	69
4.22	実験で用いたソケットエクステンション	69
4.23	実験で用いた六角レンチ	69
4.24	エッジ波形の生成	71
4.25	互いに異なる置き方のペンチの画像	71

4.26	物体とカメラの距離の変化に対する各評価指標を用いた場合の認識率	74
4.27	明るさの変化に対する各評価指標を用いた場合の認識率	75
4.28	物体とカメラの距離の変化に対する各評価指標を用いた場合のスパナの 認識率	76
4.29	明るさの変化に対する各評価指標を用いた場合のスパナの認識率	77
4.30	物体とカメラの距離の変化に対する各評価指標を用いた場合のボルトの 認識率	78
4.31	明るさの変化に対する各評価指標を用いた場合のボルトの認識率	79
4.32	物体とカメラの距離の変化に対する各評価指標を用いた場合の六角レン チの認識率	80
4.33	明るさの変化に対する各評価指標を用いた場合の六角レンチの認識率	81
4.34	物体とカメラの距離の変化に対する各評価指標を用いた場合のソケット エクステンションの認識率	82
4.35	明るさの変化に対する各評価指標を用いた場合のソケットエクステンシ ョンの認識率	83
4.36	物体とカメラの距離の変化に対する各評価指標を用いた場合のラジオペ ンチの認識率	84
4.37	明るさの変化に対する各評価指標を用いた場合のラジオペンチの認識率	85
4.38	物体とカメラの距離の変化に対する各評価指標を用いた場合のペンチの 認識率	86
4.39	明るさの変化に対する各評価指標を用いた場合のペンチの認識率	87

表 目 次

2.1	各物体認識手法の特徴	10
3.1	マーカとカメラの距離に対するマーカの認識結果	32
3.2	各角度・マーカとカメラの距離ごとの認識結果	33
3.3	画像中のマーカに対する当てはめた楕円の精度	34
3.4	図 3.19 ~ 図 3.23 の認識結果	36
3.5	各距離における正面から撮影した場合のマーカの認識精度	40
4.1	各評価指標の認識率	72

第 1 章 序論

「夏の暑い昼下がりに、汗をかきながら家に帰ると、すでに室内は快適な温度となっており、風呂の準備ができています。」

「朝寝坊して会社にあわてて向かい、家の蛍光灯やストーブを消し忘れたとき、自動的に蛍光灯やストーブを消してくれる。」

「原子力プラント内で作業対象が見つからなくなったとき、腕時計に目を向けると、作業対象までの道筋が表示されている。」

...

このような社会を思い描く「ユビキタスコンピューティング」という言葉を新聞や雑誌などで目にする機会が増えており、幼い頃に「鉄腕アトム」や「ドラえもん」などのアニメの世界で夢見ていた社会が実現するのもそう遠い話ではないと様々なところで期待されている。

しかし、ユビキタスコンピューティングの実現には、コンピュータの小型化やネットワークプロトコルの統一、あるいは、ユビキタスコンピューティングのための電源供給法の開発などまだ多くの技術的課題が存在する。そして、それらの多くの課題の中で「インタフェース技術の高度化」は最近、特に重要視されている課題の一つとなっている。

ユビキタスコンピューティングがイメージするコンピュータは、自動的に人やその周囲の環境についての情報を取得し、互いにネットワークで情報を共有し、状況に応じた動作を行うというものである。このようなコンピュータを実現するためには、自動的に周囲の環境についての情報を取得するコンピュータインタフェースが必要である。そして、現実世界の様々な物体の種類や位置を認識する物体認識技術はそのようなインタフェースを開発する上で必要不可欠な要素技術となる。

物体認識技術は古くから研究されてきた技術であるが、その多くは物体を認識するために計測機器を接触、あるいは近接させる必要があり、また、種類については認識できるが、実世界に多くある各物体の位置関係を認識することは難しく、ユビキタスコンピューティングのためのコンピュータインタフェースの要素技術として応用するのは難しい。そこで、現在、画像処理技術を用いた物体認識手法が注目されている。画像処理を用いた物体認識手法は、現実世界を写した画像から物体を認識する手法で、各

物体の種類だけでなく、各物体の位置関係も認識できるため、ユビキタスコンピューティングのためのコンピュータインタフェースの要素技術として応用できると考えられる。

しかし、現在までに提案されている画像処理技術を用いた物体認識手法は、撮影を行う際の周囲の明るさ、CCDカメラと物体との位置関係などによって認識精度が変化するため、このような物体認識を行う環境の変化に対してロバストに認識することができる手法の開発が求められている。

そこで、本研究では画像処理を用いた物体認識手法についての環境の変化に対するロバスト性の向上を目的とする研究を行う。

以下に本論分の構成を述べる。第2章では、まず、研究の背景として物体認識技術についての研究を概観し、画像処理を用いた物体認識手法の必要性を述べた後、画像処理技術を用いた物体認識手法の課題を述べる。次いで、本研究の目的と対象、研究の意義を述べる。第3章ではマーカを用いた物体認識手法について従来手法を概観した後、新しく開発した手法とその評価について述べる。第4章では物体の特徴量を用いた物体認識手法について従来手法を概観した後、新しく開発した手法とその評価について述べる。最後に、第5章では本研究の成果と今後の研究課題を展望する。

第 2 章 研究の背景と目的

本章では、研究の背景として物体認識技術の必要性について述べ、その後、物体認識技術についての従来研究を概観した後、従来の物体認識手法の問題点と画像処理技術を用いた物体認識手法の必要性を述べる。次いで、画像処理技術を用いた物体認識手法の課題を述べ、本研究の目的を設定する。

2.1 研究の背景

2.1.1 物体認識技術の必要性

人を取り巻くありとあらゆるものにコンピュータが埋め込まれ、それらすべてがネットワークによってつながり、人はコンピュータの存在を前提とした生活を送るようになる。そのような社会を指す「ユビキタスコンピューティング」という言葉は1991年、M. Wiserによって提唱された^[1]。当時は、コンピュータというと研究所や企業のオフィス、あるいは一部の愛好家の間だけのものであり、この言葉は未来の社会を指す偶像でしかなかったが、1995年のWindows95の世界的ブームに端を発する「IT革命」と呼ばれる社会の高度情報化によって、「ユビキタスコンピューティング」は遠い未来の夢のものから、近い将来の実現を感じさせるものへと変わりつつある。

しかし、身の回りのありとあらゆるものにコンピュータを埋め込むためには、コンピュータの小型化や、コンピュータを駆動させるための電源供給方法の開発、さらにはコンピュータの低価格化が必要であり、また、それらがネットワークでつながり互いに情報をやり取りするためにはネットワーク網の整備も必要となる。このように、ユビキタスコンピューティングの実現にはまだ多くの技術的課題が存在する。そのような技術的課題の中で、「インタフェース技術の高度化」は最近特に重要視されている課題である^[2]。

ユビキタスコンピューティングの本質は、コンピュータが完全に環境の中に溶け込み、人は身の回りにあまねく存在するコンピュータを利用した生活を送りながら、コンピュータを意識することがないという点にある。従来のコンピュータは図2.1に示すように人からキーボードを通して与えられたデータと命令を処理するだけのものであ

り、人とコンピュータの間には能動・受動という関係があった。しかし、ユビキタスコンピューティングが描くコンピュータは図 2.2 に示すようにコンピュータが自ら実世界についての情報を取得し、互いに通信し合い、状況にあわせて自律的に動作するものであり、人とコンピュータの間に能動・受動の関係はなく、人がコンピュータの存在を強く意識することはない。このような人とコンピュータの関係を構築するためには、コンピュータと実世界を繋ぐコンピュータインタフェースが必要となり、その開発には、実世界に存在する様々な物体の種類や位置を認識する技術、すなわち物体認識技術がそのようなインタフェースを開発する上で必要不可欠な要素技術となる。

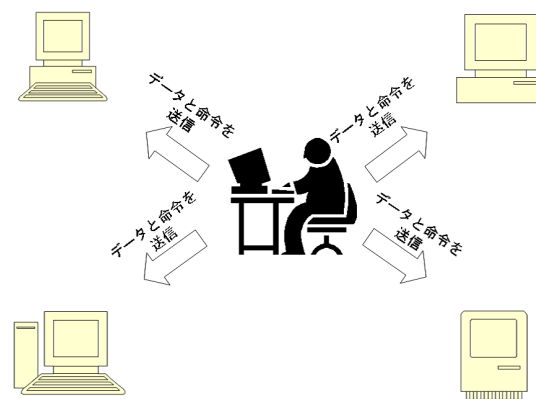


図 2.1: 従来のコンピュータのインタフェース

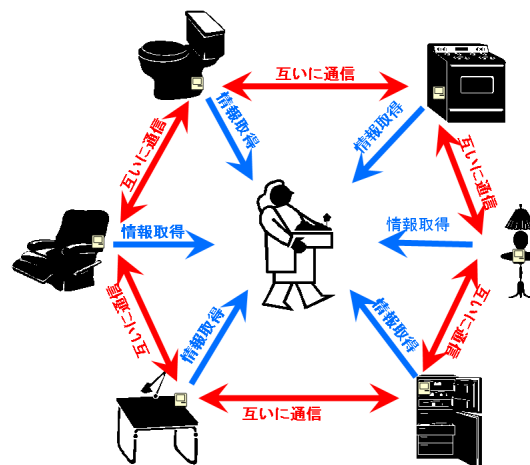


図 2.2: ユビキタスコンピューティングが描くコンピュータのインタフェース

2.1.2 従来の物体認識技術と問題点

物体認識技術は、一般に

1. 物体についての何らかの特徴情報を取得する計測技術
2. 取得した特徴情報を解析・分類するパターン認識技術

の2つから構成されており、特にどのような計測技術を用いているかによって、どのような環境でどのような物体を認識できるかが異なる。

以前から用いられてきた物体認識手法は、物体の重さや大きさなどを計量機器を用いて測定し、得た数値データを物体の特徴情報として用いるもの^[4]や、あらかじめ物体についての情報を記載したバーコードや磁気テープなど物体に貼付し電子スキャナを接触または近接させて読み取るというものである。これらは30年以上前に開発された技術で、今でも商店のレジや駅の自動改札機、あるいは飲料水などの自動販売機で用いられているが、計測機器を物体に接触、あるいは近接させる必要があるため、人とコンピュータの間に能動・受動の関係が生じる。よって、ユビキタスコンピューティングのためのインタフェースの要素技術としての応用は難しい。

最近、盛んに研究が進められている技術の一つに無線による識別 (Radio Frequency Identification:RFID) 技術を用いた物体認識手法がある。これは、バーコードや磁気テープなどの代わりに自ら情報を発信できる RFID タグを物体に埋め込み、リーダと呼ばれる受信機を用いて RFID タグから発せられる信号波を受信し、物体についての情報を取得するというもので、原理的には計測機器を物体に接触あるいは近接させる必要がなく、またタグ自身が情報を発信するため、先に述べた従来の物体認識手法よりも人とコンピュータの間の能動・受動の関係が薄く、ユビキタスコンピューティングのためのインタフェースの要素技術として期待されている。しかし、無電源の RFID タグの通信距離は理論値では 2m 程度と言われているが、実際に使用する場合には周囲の環境の影響で十数 cm 程度まで狭まるため、結局は物体と計測機器を近接させる必要がある^[5]。それ以上の距離からでも認識できる RFID タグは存在するが、それらは外部電源が必要となる。

また、物体の正確な位置の認識は難しいなど、ユビキタスコンピューティングのためのインタフェースの要素技術としては不十分である。

そこで、現在、コンピュータに実世界の状況を認識させるインタフェースの要素技術として画像処理を用いた物体認識手法が注目されている。

画像処理を用いた物体認識手法は、CCD カメラで撮影によって物体を撮影し、画像中の物体の像から画像処理を用いて物体の特徴情報を抽出し、パターン認識技術によって画像中の物体を認識するというものである。画像入力から認識までの処理の概要を図 2.3 に示す。

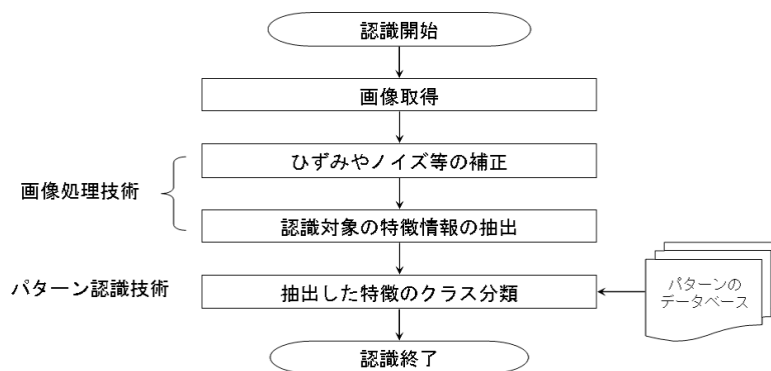


図 2.3: 画像処理を用いた物体認識手法

この認識手法は、理論自体は 1960 年ごろから研究され、1970 年代には研究分野として確立していたが^[3]、当時のコンピュータの性能では画像処理に伴う膨大な演算を実用的な計算時間で行うことが難しく、近年のコンピュータの高性能化を受けてようやく実用化への道が開けてきた技術である。

この手法では画像に映らない物体は認識できないため、物陰に入っている物体や画像に写らないほど遠方にある物体は認識できないが、画像に写っている様々な物体の種類や位置関係を認識できるため、コンピュータに実世界の状況を認識させるインタフェースとして応用できると考えられる。

2.1.3 画像処理を用いた物体認識手法とその課題

画像処理を用いた物体認識手法は現在までに多くの手法が提案されているが、それらは図 2.4 に示すように、用いる画像の種類によって 2 次元画像を用いる手法と 3 次元画像を用いる手法に分類できる。また、2 次元画像を用いた手法は認識に用いる特徴情報によって、さらにマーカを用いた手法と物体が本来持っている特徴量を用いた手法に分類できる。以下で、それぞれの手法について述べる。

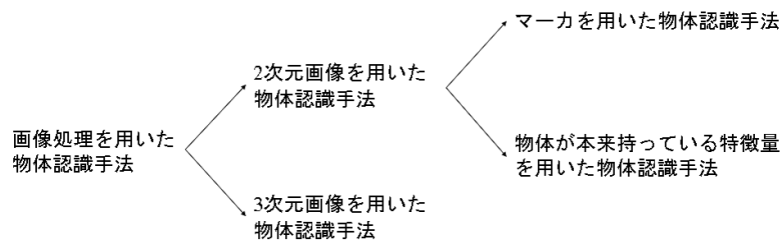


図 2.4: 画像処理を用いた物体認識手法の分類

マーカを用いた物体認識手法

物体についての情報を記述したマーカを物体に貼付し、そのマーカを撮影した画像から画像処理によってマーカを抽出し記載されている情報を取得して物体を認識する手法で、原理は従来のバーコードを用いた物体認識と似た手法である。手法の概要を図 2.5 に示す。

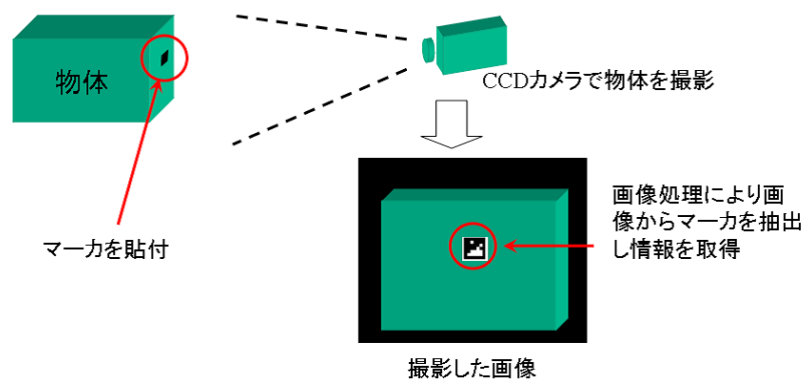


図 2.5: マーカを用いた物体認識手法

この手法は図 2.4 にある他の画像処理を用いた物体認識手法に比べアルゴリズムが単純なため、用いるコンピュータがそれほど高性能でない場合でもリアルタイムで物体を認識でき、多くの物体が画像に写っている場合でも、処理速度の低下や誤認識の発生といった問題を起こしにくい。また、画像に写っているマーカの形状や大きさとマーカの本来の形状や大きさを比較して、マーカとカメラの実世界での相対位置や姿勢を求める手法も開発されている。

しかし、マーカが画像に写らない場合は認識できないため、マーカを貼付できない小さな物体や、球体など貼付するのに適した場所がない物体、あるいは頻繁にカメラ

に向ける面を変える物体の認識にはこの手法を用いることができない。また、マーカを物体に貼付する手間がかかるという問題がある。

この手法の既存研究としては暦本が開発した2次元マトリクスコードを用いた認識手法^[17]や加藤らが開発したARToolKit^[8]などがあり、拡張現実感を利用したナビゲーションシステムの要素技術として用いられている。

物体の特徴量を用いた物体認識手法

この手法は図2.6に示すように、2次元画像中に存在する物体の像からエッジ抽出アルゴリズムや特徴点抽出アルゴリズムなどの画像処理技術を用いて物体が本来持っている特徴量を抽出し、それらをパターン照合することによって物体を認識する手法である。

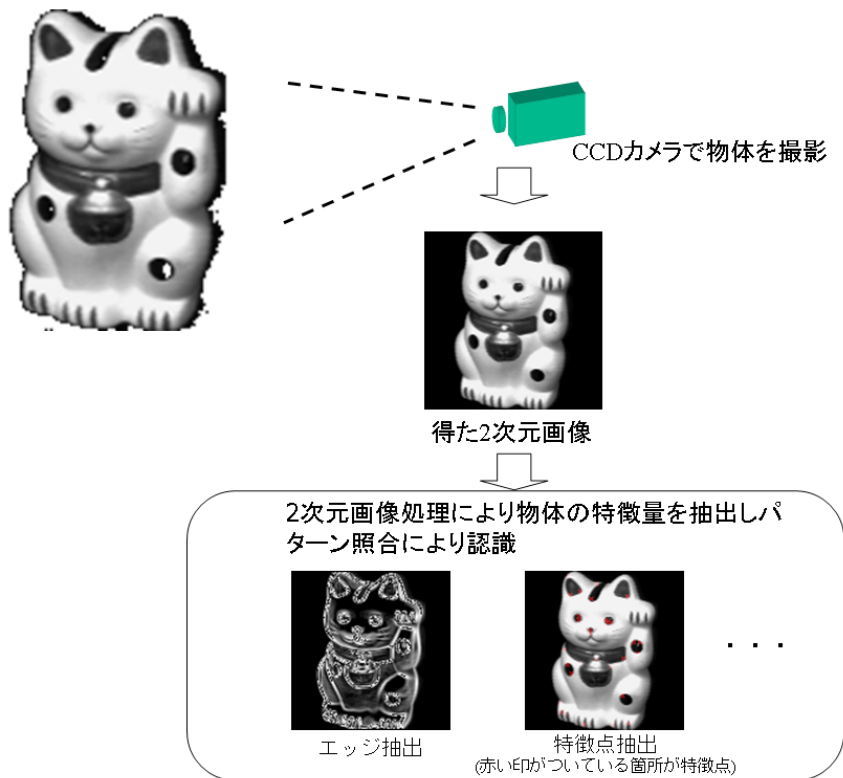


図 2.6: 物体がもつ特徴情報を用いた物体認識手法

この手法では物体に対してマーカを取り付けるなどの加工を施す必要がなく、用意するハードウェアはCCDカメラとコンピュータのみであるため導入が容易である。また、物体の種類だけでなく姿勢を認識する手法も提案されている^[9]。

しかし、デザインが統一されているマーカからの情報抽出と異なり、多種多様な物体から各物体の特徴量を抽出するアルゴリズムは複雑であり、リアルタイムで物体を認識するには高性能なコンピュータが必要となる。また、画像に写っている物体の数が多くなるほど認識にかかる時間は長くなり、誤認識も起こしやすくなる。

この手法は高度道路交通システム (Intelligent Transport Systems:ITS) のための車両検出や、セキュリティシステムのための顔認識、その他様々な場面での物体認識に用いられている [10][11][12][13][14]。

3次元画像を用いた物体認識手法

この手法は図 2.7 に示すように、異なる向きから撮影した2枚の画像を合成して得られるステレオ画像や、レンジファインダを用いて得られる距離画像などの3次元画像から物体の特徴情報を抽出し、パターン照合によって物体を認識する手法である。2次元画像を用いた物体認識手法は2次元画像から実世界の3次元構造を理解するという不良設定問題を抱えている [3][15] が、この手法ではその問題が存在せず、2次元画像を用いた物体認識手法に比べ信頼できる認識結果が得られる。

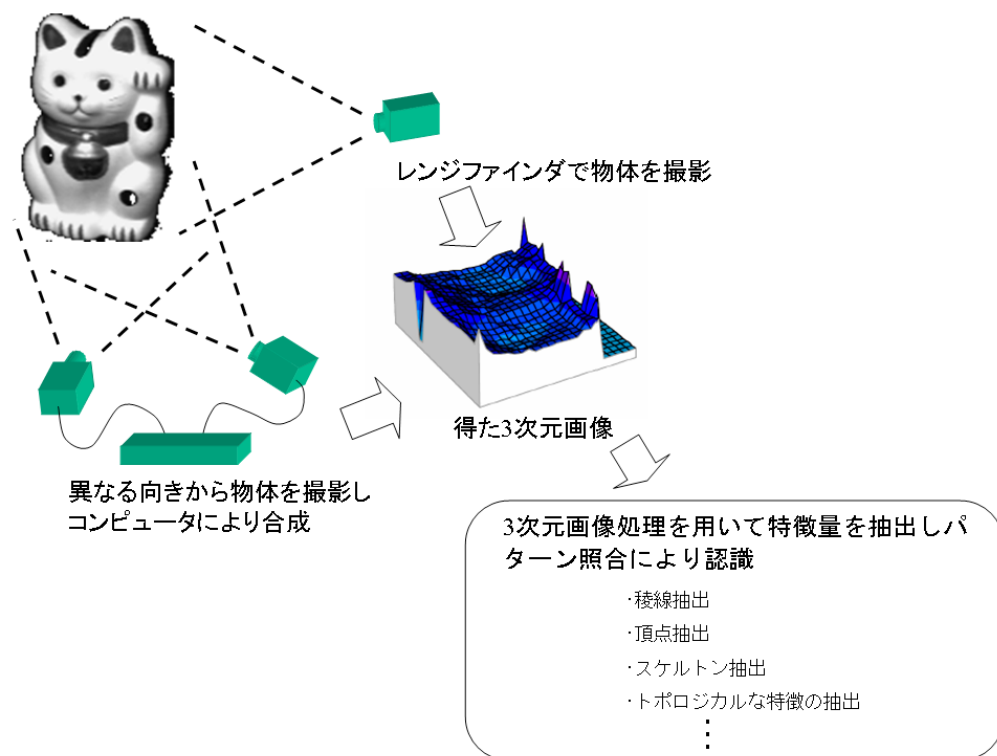


図 2.7: 3次元画像処理を用いた物体認識手法

また、物体の種類だけでなく、物体とカメラとの実世界での相対位置や姿勢なども詳細に認識できるため、自律ロボットの視覚システムなどへの応用が期待されている^[15]。

しかし、他の手法に比べて扱う情報の容量が大きく、アルゴリズムも複雑であるため、大容量の情報を扱える高性能なコンピュータが必要となる他、レンジファインダなどの高価で特殊なハードウェアも必要となる。また、3次元画像処理技術自体が研究の歴史が浅く^[16] まだ基礎研究の段階であり、現時点ではこの手法を実用化するのは難しい。

これら3つの手法の特徴を表2.1に示す。

表 2.1: 各物体認識手法の特徴

マーカを用いた 物体認識手法	長所	複雑な背景の中でもロバストに認識できる。 アルゴリズムが単純で高速に処理できる。 種類だけでなく位置や姿勢も認識することができる。
	短所	マーカが写らないと認識できない。 マーカを物体に貼付する手間がかかる。
物体の特徴情報を用いた 物体認識手法	長所	種類だけでなく、その姿勢も認識できる。 物体に対してマーカを貼付するなどの手を加える必要がなく導入が容易である。
	短所	処理が複雑なため、高性能なコンピュータが必要となる。 周囲に多くの物体がある場合には、処理速度が低下し、誤認識しやすくなる。
3次元画像を用いた 物体認識手法	長所	3次元情報を利用して、より精密に物体を認識でき、より信頼できる結果が得られる。 物体の種類だけでなく、位置や姿勢も認識できる。 物体に対してマーカを貼付するなどの手を加える必要がない。
	短所	3次元画像を撮影するための特殊な機器が必要となる。 扱う情報の容量が大きく、処理も複雑なため、非常に高性能なコンピュータが必要となる。 3次元画像処理自体がまだ基礎研究の段階であり、実用化は現時点では難しい。

画像処理を用いた物体認識手法を利用する場合、これら3つの手法から最適なものを選択、あるいはいくつかの手法を組み合わせる。ただ、3次元画像を用いた物体認識手法の利用は先に述べたように現時点では難しく、実際には2次元画像を用いた2つの物体認識手法から選択、あるいは2つの手法を組み合わせる。

2次元画像は周囲の光源から発せられた光が物体の表面で反射し、その反射光をカメラのレンズを通して集め、その強度を電荷結合素子 (Charge Coupled Device: CCD) を用いて計測し、濃淡値として保存したものである。よって、2次元画像処理の結果は周囲の明るさや、カメラと物体との距離、撮影する角度の変化の影響を受けやすく、2次元画像を用いて物体を認識する場合には、これらの環境の変化の影響を排除する方法が必要となる。

物体の特徴量を用いた物体認識手法についての従来研究では、明るさの変化があま

り起こらない環境下で、物体とカメラとの距離や撮影する角度も固定しているものが多く、例えば、明るさが時々刻々と変化する屋外で物体を認識したい場合や部屋の中を自由に動く人や物を認識したい場合などには応用できない。

また、マーカを用いた物体認識手法についての従来研究では、画像中のマーカの像が十分に大きい場合には多少マーカとカメラの距離や撮影角度が変化した場合でも認識できるが、あまり目立たない小さなマーカを用いたい場合や遠くからマーカを認識したい場合には、マーカとカメラの距離や撮影角度によって認識できない場合がある。また、従来研究ではマーカの表面での光の反射の影響を考慮しておらず、マーカとカメラの光源の位置関係によってはマーカを認識できない場合がある。

これらの問題はユビキタスコンピューティングのための自動的に実世界の状況を認識するコンピュータインタフェースを実現するためには解決しなければならない問題である。

2.2 研究の目的と意義

2.2.1 研究の目的と方針

以上のような背景から、本研究では2次元画像を用いた物体認識手法について、ユビキタスコンピューティングのためのインタフェース開発の要素技術として応用する場合における先に述べた課題の解決方法を模索する。具体的には、物体の周囲の明るさや、物体とカメラの距離、物体を撮影する角度の変化に対するロバストな物体認識手法の実現を目標に、これらの環境の変化に対してロバストな物体認識手法の開発と評価を行う。

研究の方針として、マーカを用いた物体認識法については、物体の周囲の明るさや物体とカメラの距離、撮影角度が変化した場合でもマーカのデザインがよく考慮されたものであればロバストに認識できると考えられるため、マーカのデザインについて考察する。物体の特徴情報を用いた物体認識手法については、物体の周囲の明るさや物体とカメラの距離、撮影角度が起こった場合でもロバストに抽出できる特徴量を用いれば物体を認識できると考えられるため、これらの変化が起こった場合でもロバストに抽出できる特徴量の考案を行う。

研究の方法として、物体の周囲の明るさや、物体とカメラの距離、物体を撮影する角度が変化した場合における従来手法の問題点を考察し、問題解決の方法を先に述べた方針で考案する。その後、考案した方法をもとに物体認識手法を開発し、実験によっ

て考案した問題解決の方法の有効性を評価する。

2.2.2 研究の意義

本研究によって物体の周囲の明るさや物体とカメラの距離、撮影角度が変化した場合でもロバストに物体認識できる手法を実現するための知見が得られ、時々刻々と環境が変化する実世界の中でも物体を認識できるようになり、例えば、ジェスチャを用いた人からコンピュータへの情報発信や、拡張現実感技術を用いたコンピュータから人への情報発信などのユビキタスコンピューティングのためのコンピュータインタフェース開発につながることを期待できる。

なお、以後、物体の周囲の明るさや物体とカメラの距離、撮影角度の変化をまとめて環境の変化と呼ぶ。また、物体の周囲の明るさを単に明るさの変化と呼ぶ。

第 3 章 マーカを用いた物体認識手法の開発と評価

本章ではマーカを用いた物体認識手法の開発とその評価について述べる。まず、マーカとカメラの距離や明るさ、撮影角度が変化した場合に従来の認識手法ではマーカを認識できない場合があることを述べ、その原因を考察し、従来の手法で認識できない場合でもマーカを認識できる手法を考案する。次いで、考案したマーカを用いた物体認識手法の環境の変化に対するロバスト性の評価を行い、今後の課題を考察する。

3.1 従来のマーカの問題点と開発の方針

3.1.1 従来のマーカの問題点

ここではマーカを用いた物体認識手法に関する従来研究を紹介し、環境が変化した場合に起こる問題について述べる。

暦本が開発したマーカ^[17]

図 3.1 に暦本が開発したマーカの例を示す。このマーカは内部に 5×5 個の正方形のセルを持ち、それぞれを一つのビットとして用いることにより 25 ビットの情報を保持することができる。



図 3.1: 暦本が開発したマーカ^[17]

このマーカの認識の流れを述べる。まず、マーカを撮影した画像に対して色についての固定閾値により 2 値画像を生成し、その 2 値画像の H_i の各画素の連結性を調べる

ことにより、マーカの領域を画像から抽出する。次に、背景とマーカの領域との境界をなす点列を抽出し、抽出した点列に対して最小二乗法を用いて画像内のマーカの四辺に線分を当てはめ、画像内でのマーカの形状と位置を認識する。その後、認識した画像中のマーカの形状と位置から画像内のマーカの像の歪みを補正した後、マーカの内部の各セル領域の色を識別して各セルのビット値を決定し、2次元マトリクスコードに記述されている情報を取得する。

このマーカは左端と下端の9個のセルを誤り判定用ビットに割り当てる。これにより認識結果の正誤判定が可能でありマーカが回転しても正しく認識できる。また、マーカの歪み補正を行うため、撮影角度が変化した場合でも認識でき、さらに、当てはめた各辺とその交点からマーカとカメラの3次元相対位置を求めることができる。

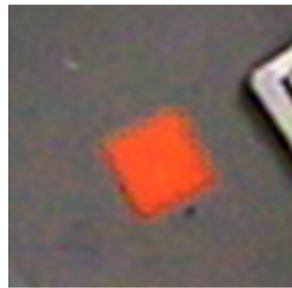
しかし、このマーカを認識するためには各セルを識別できる程度の解像度でマーカ内部のセルが画像に写っている必要があり、マーカと物体の距離が大きくなり、各セルの解像度が低下した場合には認識できない。このマーカを認識できるマーカとカメラとの距離はマーカの大きさ(ここではマーカの一辺の長さ)の約10倍以内である^[17]。この距離はマーカ内部のセルの数を減らし、各セルの面積を大きくすることにより長くできると考えられるが、保持できる情報量は大幅に低下する。例えば5×5個のセルの場合16ビットの情報を保持できるが、縦横1つずつセルを減らす場合保持できる情報は9ビットとなり、さらに1つずつ減らした場合、4ビットまで低下する。

また一つ一つのセルを大きくした場合でも、距離が大きくなりマーカ全体で解像度が低くなった場合には、図3.2に示すような量子化誤差の影響により図3.3に示すように辺を正確に検出できない。このためマーカの画像内での形状と位置を正確に認識できず、誤った歪み補正を行いマーカを正しく認識できなくなる。

加藤らが開発したマーカ^{[8][18]}

図3.4に加藤らが開発したマーカの例を示す。このマーカは内部にあらかじめ物体と関連付けておいた模様を記してあり、画像からこの模様を認識して関連付けておいた情報を取得するというものである。

このマーカの認識の流れを述べる。まず暦本が開発したマーカと同様に、マーカの領域を画像から抽出し、マーカの領域と背景との境界を構成する点列に対して最小二乗法を用いて線分を当てはめ、画像中のマーカの形状と位置を認識し、それらから画像内のマーカの像の歪みを補正する。その後、マーカの大きさを正規化し、予めデータベースとして用意しておいた各模様のモデルとのテンプレートマッチングによって、



2値化前



2値化後

量子化誤差によって
ジャギーが生じる

図 3.2: 2 値化による量子化誤差

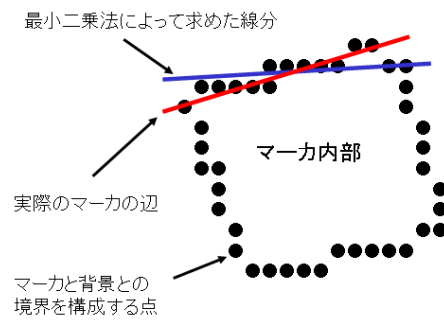


図 3.3: 辺検出時の量子化誤差の影響



図 3.4: 加藤らが開発したマーカ

撮影した画像中のマーカ内に記されている模様を認識する。

このマーカでは、用意する模様の種類の数によって認識できる物体の数が決まるため、多くの種類の模様を用意することにより、多くの物体を認識できる。また、暦本が開発したマーカと同様に歪み補正を行うため、撮影角度が変化した場合でも認識でき、さらに、当てはめた各辺とその交点からマーカとカメラの3次元相対位置を求めることができる。

しかし、模様の種類が増えれば類似した模様が多くなり誤認識も増えるほか、模様は対称性のないものでなければならないため、実際にこのマーカを用いる際には模様の選定に手間がかかる。さらに、暦本が開発したマーカと同様に量子化誤差の影響を受け、マーカとカメラの距離がある程度以上になると認識できない。このマーカを認識できる最大距離は30万画素のカラーCCDカメラを用いて、マーカを正面から撮影した場合でマーカの大きさの約40倍である。

このように、従来のマーカではマーカとカメラの撮影角度の変化に対してはロバストに認識できるが、最小二乗法を用いて画像内のマーカの形状と位置を認識するため、マーカがある程度の解像度で撮影されている必要があり、マーカとカメラの距離が大きくなった場合でも正しく認識するためには、マーカを大きくする必要がある。

また、これらのマーカを用いた物体認識手法の研究ではマーカの素材についての言及はなく、実際にこれらのマーカを物体認識に用いる場合にはマーカ作成の簡便さから紙に印刷したものが用いられることが多い。しかし、紙に印刷したものではマーカとカメラと光源の位置関係によっては、マーカの表面で光が強く反射し、マーカの境界や表面の模様が正確に撮影されず、マーカを正しく認識できない場合がある。

しかし、実際にマーカを用いた物体認識手法を用いる場合には、マーカはできる限り目立たず、周囲の照明環境に左右されないものが求められており、より小さなマーカをより遠くから認識できる手法と、照明環境の変化にロバストなマーカが必要となる。

3.1.2 開発の方針

そこで本研究では、環境の変化が起こった場合でもロバストにマーカを認識する手法を開発するにあたり、量子化誤差の影響を受けない認識手法の考案と、光の反射が少ない素材について考察する方針とし、開発するマーカとその認識手法に対する要求仕様を以下のように設定する。

1. マーカとカメラの距離が大きい場合でも、従来の手法より小さなマーカで認識できる。

従来の手法では認識可能なマーカとカメラの距離はマーカの1辺の長さの約40倍程度であることから、開発するマーカでは、それよりも大きい距離でも認識できるようにする。

2. マーカを撮影する角度が変化した場合でもロバストにマーカを認識できる。

マーカを正面から撮影する場合の撮影角度を0度として、90度近くの角度から撮影した場合にはマーカが画像中に写らないため認識できなくなるが、できるだけ大きな角度から撮影した場合でも正しく認識できるようにする。

3. マーカに光が強く当たった場合でもロバストにマーカを認識できる。

従来の紙のマーカではマーカの表面で光が強く反射し認識できない場合でも、反射を抑えることができればマーカを正しく認識できると考えられるため、反射の少ない素材でマーカを作成する。

4. 実際にマーカを用いた物体認識を行う場合に合わせて種類の増減が可能となるように、情報の記述方法に柔軟性を持たせる。

マーカを用いた物体認識手法の応用方法として、図3.5に示すように美術館や博物館などでの拡張現実感技術を利用したナビゲーションシステムへの応用が提案されており^[7]、本研究で開発するマーカについてもそのような応用を想定し、マーカを用いた物体認識手法を利用する場面に応じて識別できる種類を増やせるように情報の記述法には柔軟性を持たせる。

なお、本研究で用いるカメラはカラー CCD カメラとする。また、以下ではカラー CCD カメラを単にカメラと呼ぶ。

3.2 マーカの設計

ここでは、3.1.2 で述べた要求仕様をもとに、マーカの設計を行う。

3.2.1 マーカの形状

3.1.1 でも述べたように、従来のマーカではマーカとカメラの距離が大きくなった場合に量子化誤差の影響により最小二乗法を用いて正確に線分を当てはめることができ



拡張現実感技術によって重畳表示された絵画に関する情報

図 3.5: 拡張現実感技術を用いた美術館の展示品のナビゲーション

ず、マーカを認識できなくなる。よって、マーカとカメラの距離が大きい場合でもマーカを認識するためには、最小二乗法を用いて線分を当てはめる際の量子化誤差の影響を排除する方法を考案する必要がある。量子化誤差の影響を排除する方法は以下の3つが考えられる。

step1 : (1) 他の直線抽出アルゴリズムを用いて線分を当てはめる。

step2 : (2) サブピクセル処理により、より精密にマーカの境界を構成する点列を抽出し、量子化誤差の影響を小さくする。

step3 : (3) 直線検出を行う必要のないマーカの形状にする。

(1)の方法について、最小二乗法以外の直線抽出アルゴリズムとしてはハフ変換がある^[19]。ハフ変換は最小二乗法に比べノイズの影響を受けにくく、正確なエッジ検出が必要なときによく用いられるアルゴリズムである。

しかし、ハフ変換はある点列が与えられたとき、最も多くの点を通る直線をその点列に当てはめるアルゴリズムであるため、ノイズに対してはロバストであるが、図 3.6 に示すように量子化誤差の影響は受ける。

一般に直線抽出アルゴリズムを与えられた点列から直線を抽出するアルゴリズムであるため、各点の座標の値そのものに量子化による誤差が含まれていた場合、そのノイズを除去することはできず、(1)の方法では量子化誤差の影響を排除することはできない。

(2)の方法について、サブピクセル処理とは画像を2値化した後、2値画像のHiとLoの境界近傍について、2値化処理する前の画像の濃淡値の勾配を利用してより正確に境

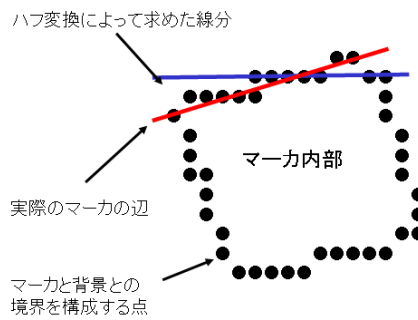


図 3.6: ハフ変換を用いた場合の量子化誤差の影響

界を抽出する技術^{[20][21]}で、この技術を用いれば量子化誤差の影響を低減でき正確に直線を検出できる。しかし、この処理では複雑な演算を行わなければならない、処理速度が低下する。

(3)の方法について、直線検出を必要としない形状、つまり円形のマーカを用いれば、量子化誤差の影響を受けずにマーカの形状を認識することができる。この方法では直線検出アルゴリズムに変わって円検出アルゴリズムが必要となるが、円検出アルゴリズムについては、高精度でリアルタイムに検出できるアルゴリズムが提案されており^[22]、このアルゴリズムを応用すればマーカの形状をリアルタイムに、かつ、高精度で検出できると考えられる。ただ、円形のマーカでは、マーカを斜めから撮影した場合に、正方形マーカのように透視変換を用いた正確な歪み補正はできない。しかし、円形を斜めから見た場合に楕円になると仮定すれば、その長軸、短軸、回転角度からある程度の歪み補正が可能と考えられる。

よって、本研究では量子化誤差の影響を排除する方法として(3)の方法を採用し円形のマーカを開発する。また、斜めから撮影した場合のマーカの歪みを補正するために、斜めから撮影した場合には画像中のマーカの像は楕円になると仮定し、その楕円の長軸、短軸、回転角度を求め、それらを用いて歪みを補正するアルゴリズムを開発する。

3.2.2 マーカの識別方法

マーカの識別には3.1.1で紹介した例のように、マーカ内に2次元マトリクスコードを設ける方法や、模様を記す方法などが考えられるが、これらを用いてマーカを識別するためには、マーカを斜めから撮影した場合に正確に歪みを補正する必要がある。しかし、先に述べたように、円形のマーカを採用する場合、正確な歪み補正ができないため、これらの方法を用いることは得策ではない。そこで本研究ではマーカへの情報

記述法として以下の方法を用いる。なお、以下ではマーカを構成される各領域を抽出しやすくするため、各領域の色を白、黒、赤とする。これらの色は状況に応じて変更できる。

- マーカ内部にマーカの半径の $3/4$ 程度の半径でマーカの中心と同じ位置にある円に内接する n 角形を配置する。なお、マーカの n 角形以外の部分 (以下、この部分を台座と呼ぶ) を赤色にする。
- n 角形の各頂点から、マーカの中心を通る対角線を引き、 n 角形の内部を n 個の三角形に分ける。
- それらの三角形の一つをマーカの向きを識別するための領域とし、他の領域と区別するために白色にする。(以下、この領域を方向識別子と呼ぶ。)
- 残りの三角形をそれぞれビットと見て、各三角形に割り当てるビット値が 0 ならばその三角形を赤色、1 ならばその三角形を黒色として $n - 1$ ビットを用いてマーカの識別番号を記述する。情報取得の際は方向識別子から左回りに各三角形の色を識別していき、マーカの識別番号を取得する。(以下、ビットを表す各三角形をセルと呼ぶ)

この方法によって 2^{n-1} 個のマーカを識別でき、 n の数を変更すればマーカの種類の数を変更できるため 3.1.2 で述べた要求仕様の (3) を満たすことができる。また、ある程度の面積をもつ三角形を用いてビットを表現することによって、斜めからマーカを撮影した場合に正確に歪みを補正できない場合でもロバストに認識できると考えられる。6 角形を用いたものと 8 角形を用いたものの例を図 3.7 に示す。

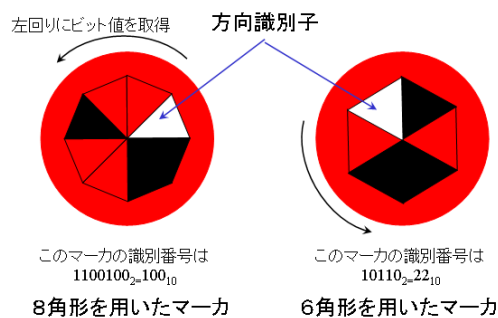


図 3.7: マーカの例

3.2.3 マーカの素材

マーカの素材には、光が直接マーカに当たった場合でも、光をカメラに向けて強く反射しないもの、つまり、マーカに当たった光を乱反射させ、カメラに向かう反射光を弱められるものを選ぶ必要がある。そこで、本研究ではマーカの素材としてフェルト生地を採用する。フェルト生地は細かい繊維が規則性を持たずにより合わさったもので、光が当たった場合に不規則により合わさった細かな繊維のそれぞれが光を反射するため、マーカ全体で反射が一定方向に定まらず、カメラに向かって進む反射光が紙を用いた場合に比べ弱くできるため、マーカの素材として適していると考えられる。

以上のように設計したマーカについて、3.1.2 で述べた要求仕様との対応を図 3.8 に示す。

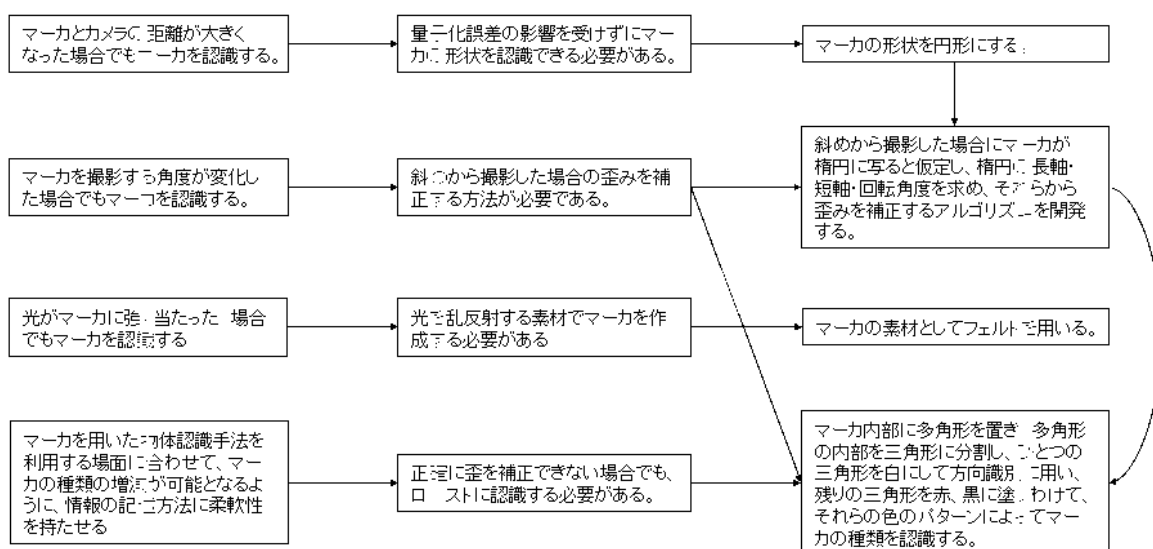


図 3.8: 要求仕様と設計との対応

3.3 マーカの認識手法

ここでは3.2で設計したマーカの認識手法について述べる。

3.3.1 処理の概要

3.2 で設計したマーカを認識する処理の流れを以下に示す。

step1 : step1 : マーカの領域の抽出する。

色の固定閾値を用いて画像を 2 値化し、得た 2 値画像に対してラベリング処理を行い、マーカの領域を抽出する。

step2 : step2 : マーカの領域の境界を抽出する。

抽出したマーカの領域について、境界を構成する点列を取得する。

step3 : step3 : 抽出した境界に楕円を当てはめる。

step2 で抽出した点列に当てはまる楕円の長軸・短軸・回転角度を求める。

step4 : step4 : 撮影角度によるマーカの歪みを補正する。

step3 で求めた楕円のパラメータを用いて、マーカの歪みを補正する

step5 : step5 : マーカを識別する

補正したマーカから方向識別子の位置を認識し、方向識別子から左回りに各セルの色を識別してマーカをの識別番号を取得する。

以下で各 step の詳細を述べる。

3.3.2 マーカの領域の抽出

画像を 2 値化する際に閾値処理の対象とする値には大きく分けて、(1) カメラから得られる RGB 色空間の濃淡値、(2) カメラから得られる RGB 色空間の濃淡値に対して HSV 色空間への変換や HLS 色空間への変換などの非線形変換を行って得た値、(3) カメラから得られる RGB 色空間の濃淡値に対して YUV 色空間への変換や YIQ 色空間への変換などの線形変換を行って得た値、の 3 種類があるが、領域分割を行う場合には線形変換によって得た値が最も良いことが実験によって確認されている^[24]。よって本研究ではカメラから得られる RGB 色空間の濃淡値に対して線形変換を行って得た値を用いる。

線形変換には YUV 色空間や YIQ 色空間、 $I_1I_2I_3$ 色空間など多くの種類があるが^[23]、開発するマーカの台座の色は赤色とするため、赤色の色相成分を軸とする YUV 色空間

を用いる。RGB 色空間の濃淡値から YUV 色空間の値への変換を式 (3.1)^[23] に示す。なお、YUV 色空間では Y 成分が輝度成分、U 成分が青色を軸とする色相成分、V 成分が赤色を軸とする色相である。

$$\begin{pmatrix} Y \\ U \\ V \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.147 & -0.289 & 0.437 \\ 0.615 & -0.515 & -0.100 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (3.1)$$

式 (3.1) によって得た V 成分の値を用いて固定閾値により画像を 2 値化し、得た 2 値画像の H_i の画素に対してラベリング処理によりマーカの領域を抽出する。ラベリング処理には図 3.9 に示すように 8 隣接のラベリングと 4 隣接のラベリングの 2 種類があるが、ここでは 4 隣接のラベリングを用いる。また、ラベリングによって得た各領域について、領域を構成する画素数を調べ、その値が設定した閾値域外にある領域はマーカの領域ではない判断し以降の処理を行う対象からは除外する。

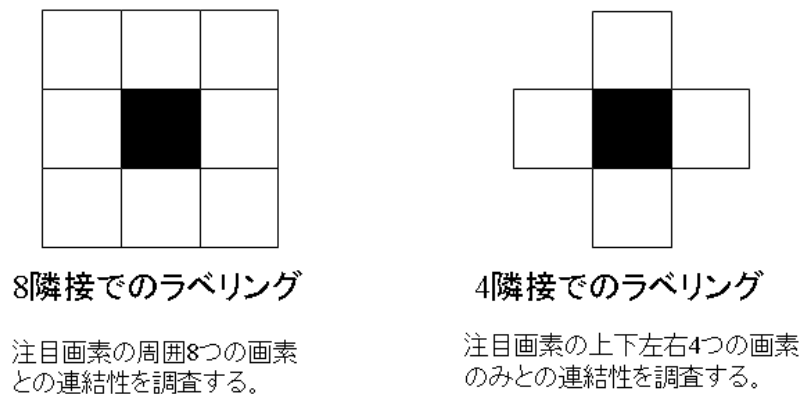


図 3.9: ラベリングの種類

図 3.10 と図 3.11 にマーカの領域抽出の様子を示す。

3.3.3 マーカの領域の境界抽出

領域の境界抽出は各領域ごとに以下の境界抽出アルゴリズムを適用することにより行う。

境界抽出アルゴリズム

step1 : 2 値画像の各画素の値を調査する。値が L_0 ならば、次の画素へ移る。



图 3.10: 元画像

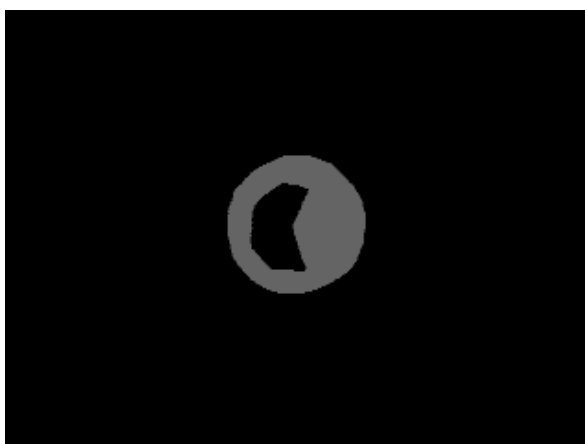


图 3.11: 領域抽出

step2 : 値が H_i の場合、周囲 8 画素の値を調査する。周囲 8 画素のうち一つでも L_o があれば、現在注目している画素を境界の画素と認識し次の画素へ移る。周囲 8 画素がいずれも H_i である場合、その画素は領域の内部の点と認識し次の画素へ移る。

この方法により領域抽出した場合、図 3.12 のようにマーカの内部にも方向識別子や黒色のセルによる境界線が現れる。

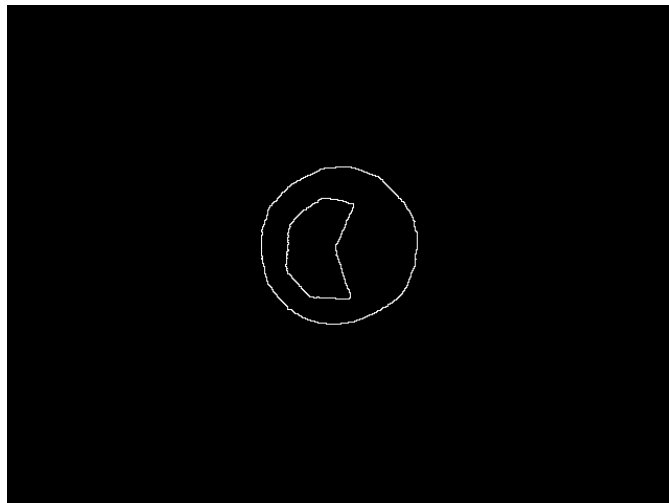


図 3.12: 図 3.11 から抽出した境界

そこで、先に述べた境界抽出アルゴリズムによって境界を抽出した後、以下の内部の境界線の除去アルゴリズムを用いてマーカ内部の境界線を除去する。また、同時にマーカの重心の座標も算出する。

内部の境界線の除去アルゴリズム

step1 : step1 : 境界を構成する画素の値を L_o 、それ以外の画素を H_i とする 2 値画像を作成する。

step2 : step2 : step1 で作成した 2 値画像の H_i の画素に対して 4 隣接のラベリング処理を行う。これにより、境界に囲まれている領域と境界の外の領域に分離できる。

step3 : step3 : 境界の外の画素を L_o 、境界に囲まれている全ての領域と境界を構成する画素を H_i とする 2 値画像を作成する。

step4 : step4 : step3 で作成した 2 値画像に対して、改めて先に述べた境界抽出アルゴリズムによって境界を抽出すると同時に、2 値画像の Hi となっている領域の重心の座標を求める。

このアルゴリズムにより改めて抽出した境界と算出した重心の座標を図 3.13 に示す。図中の紫の線が境界であり、その内部にある印が重心である。

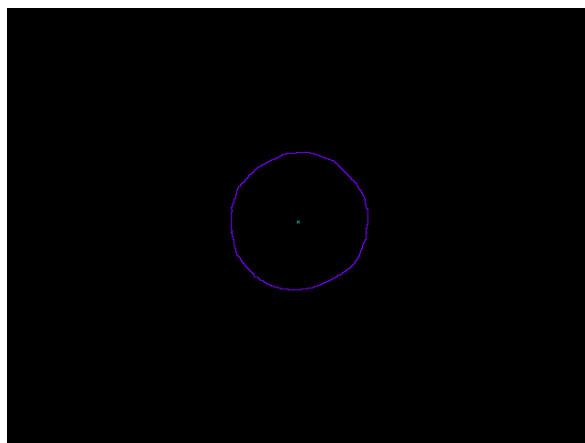


図 3.13: 図 3.11 から抽出した境界と求めた重心座標

3.3.4 境界への楕円の当てはめ

青竹は境界を構成する点列への円の当てはめ方法として、点列から任意の 3 点を取り出し、その 3 点上を通る円の中心座標と半径を求めるという処理を繰り返し行い、得た各半径と各中心座標の平均を取ることにより点列に対して精度よく円を当てはめる手法を提案している [22]。

本研究ではこの手法を楕円へ応用する。以下で、この手法を応用した楕円当てはめ法を説明する。

中心が原点にあり回転していない楕円の一般式は長軸の長さを a 、短軸の長さを b として式 (3.2) である。なお、ここで回転していない楕円とは長軸が x 軸上にあり、短軸が y 軸上にある楕円をさす。

$$\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1 \quad (a > 0, b > 0) \quad (3.2)$$

この式で表現される楕円を、図 3.14 のように角度 θ だけ回転させた場合、回転後の楕円の式は式 (3.3) となる。

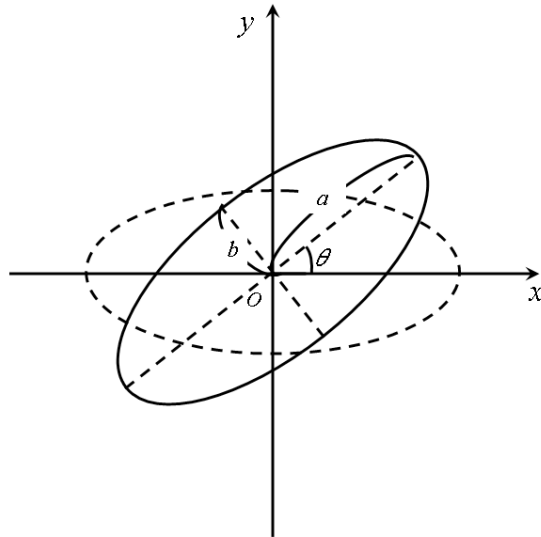


図 3.14: 楕円の回転

$$\frac{(x \cos \theta + y \sin \theta)^2}{a^2} + \frac{(-x \sin \theta + y \cos \theta)^2}{b^2} = 1 \quad (3.3)$$

式 (3.3) を変形して式 (3.4) が得られる。

$$\left(\frac{\cos^2 \theta}{a^2} + \frac{\sin^2 \theta}{b^2} \right) x^2 + \left(\frac{\sin 2\theta}{a^2} - \frac{\sin 2\theta}{b^2} \right) xy + \left(\frac{\sin^2 \theta}{a^2} + \frac{\cos^2 \theta}{b^2} \right) y^2 = 1 \quad (3.4)$$

式 (3.4) の各項の係数をそれぞれ A, B, C とおいて整理すると、式 (3.5) ~ 式 (3.7) が得られる

$$\frac{1}{a^2} = \frac{(A + C) - \sqrt{(A - C)^2 + B^2}}{2} \quad (3.5)$$

$$\frac{1}{b^2} = \frac{(A + C) + \sqrt{(A - C)^2 + B^2}}{2} \quad (3.6)$$

$$\cos \theta = \sqrt{\frac{1}{2} - \frac{A - C}{2\sqrt{(A - C)^2 + B^2}}} \quad (3.7)$$

ただし、 $A = C$ かつ $B = 0$ の時、 $\cos \theta = 1$ とする

今、ある3点 $(\alpha_x, \alpha_y), (\beta_x, \beta_y), (\gamma_x, \gamma_y)$ が与えられたとき、 A, B, C を以下の連立方程式の解として求める。

$$\begin{cases} \alpha_x^2 A + \alpha_x \alpha_y B + \alpha_y^2 C = 1 \\ \beta_x^2 A + \beta_x \beta_y B + \beta_y^2 C = 1 \\ \gamma_x^2 A + \gamma_x \gamma_y B + \gamma_y^2 C = 1 \end{cases} \quad (3.8)$$

式 (3.8) の解から式 (3.5)、式 (3.6) によって $1/a^2$ と $1/b^2$ を求めたとき、 $1/a^2 > 0$ かつ、 $1/b^2 > 0$ ならば、3点 $(\alpha_x, \alpha_y), (\beta_x, \beta_y), (\gamma_x, \gamma_y)$ は長軸の長さが式 (3.9)、短軸の長さが式 (3.10)、回転角度が式 (3.11) で表される楕円上の点となる。(なお $1/a^2$ と $1/b^2$ のいずれか一方が負であった場合、3点 α, β, γ は楕円上の点ではなく、双曲線上の点となる)

$$a = \sqrt{\frac{2}{(A+C) - \sqrt{(A-C)^2 + B^2}}} \quad (3.9)$$

$$b = \sqrt{\frac{2}{(A+C) + \sqrt{(A-C)^2 + B^2}}} \quad (3.10)$$

$$\theta = \cos^{-1} \left(\sqrt{\frac{1}{2} - \frac{A-C}{2\sqrt{(A-C)^2 + B^2}}} \right) \quad (3.11)$$

このように、任意の3点から式 (3.9) ~ 式 (3.11) を用いて、その3点を通る楕円の長軸、短軸、回転角度を求められる。よって、式 (3.9) ~ 式 (3.11) を利用して、3.3.3 で述べたアルゴリズムによって抽出した境界を構成する点列に対して、以下に示す楕円当てはめアルゴリズムを用いて楕円を当てはめる。

楕円当てはめアルゴリズム

- step1 : step1 : 境界を構成する点列の座標を楕円の中心座標を原点とする座標平面上での座標に変換する。
- step2 : step2 : 座標を変換した点列から任意の3点を抽出する
- step3 : step3 : 抽出した3点から式 (3.9) ~ 式 (3.11) を利用して3点を通る楕円のパラメータを求める。求めた値は保存しておく。

step4 : step4 : step1 ~ step3 の処理を指定した回数だけ繰り返す。

step5 : step5 : 保存してある長軸、短軸、回転角度の値のそれぞれについて平均値と標準偏差を求め、それぞれで平均値との差が標準偏差以内にある値のみを抽出し、抽出した値の平均値を境界を構成する点列に当てはめる楕円のパラメータとする。

このアルゴリズムにより、ノイズや量子化誤差の影響を排除でき境界を構成する点列に対して高い精度で楕円を当てはめられると考えられる。

3.3.5 マーカの補正

斜めから撮影した場合のマーカの歪み補正は3.3.4で述べたアルゴリズムにより算出した楕円のパラメータを用いて、以下に示す式(3.12)を用いて行う。なお、補正前の各画素の座標を (x, y) 、補正後の各画素の座標を (X, Y) とする。

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ b/a \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (3.12)$$

3.3.6 マーカの識別

3.3.5によって歪みを補正したマーカから以下に示す識別番号取得アルゴリズムによりマーカの識別番号を取得する。なお、以下ではマーカの内部にある多角形を n 角形とする。

識別番号取得アルゴリズム

step1 : step1 : 式(3.1)の Y 成分を用いて、マーカ内部について方向識別子抽出のために設定した閾値より大きい画素を抽出し、それらの重心座標を求め、得た重心の位置を方向識別子の位置とする。

step2 : step2 : step1 で得た方向識別子の位置からマーカの重心を回転の軸として左回りに1度ずつ走査し、各画素のRGB色空間の濃淡値から式(3.1)を用いて算出した V 成分の値を各角度ごとに保存していく。また、方向識別子とセルの境界となる角度 ϕ も保存しておく。

step3 : step3 : step2 で得た 360 個の V 成分のデータについて、最初の ϕ 個と、最後の $(360/n) - \phi$ 個のデータは方向識別子のものであるため除去し、残ったデータを順番に $360/n$ 個ずつ $n - 1$ 個のグループに分け、それぞれで平均値を算出し得た値を各セルの識別指標とする。

step4 : step4 : step3 で得た n 個のセルの識別指標から、最大値と最小値を求め、その中間値を閾値として、識別指標が閾値よりも高い値のセルは赤色であると識別し、閾値よりも低いセルは黒色であると識別する。なお、最小値が予め設定した各セルの色識別のための閾値よりも高い場合には全てのセルが赤色と識別し、最大値が閾値よりも低い場合には全てのセルが黒色と識別する。

3.4 開発したマーカとその認識手法の評価

3.2、3.3 で開発したマーカとその認識手法が 3.1.2 で述べた要求仕様を満たしているかを確認するために、以下の項目についての性能評価実験を行う。

- マーカとカメラの距離の変化に対するロバスト性。
- マーカを撮影する角度の変化に対するロバスト性。
- マーカに当たる光の入射角とカメラの撮影角度が一致している場合の明るさの変化に対するロバスト性。
- マーカの種類の見分け性能。

以下で実験で用いる機器について述べた後、各項目について実験の目的、方法、結果、考察を述べる。

3.4.1 実験で用いる機器

3.2 で述べたマーカの設計に従って作成したマーカを図 3.15 に示す。このマーカは内部に 8 角形を持ち、識別番号は $11000011_2 = 99_{10}$ である。マーカの識別番号は作成時の手間を考え、比較的容易に作成できるものを選択した。マーカの直径は 5cm であり、内部の 8 角形は直径 3.6cm の円に内接する 8 角形である。以下の各実験では、特に断りがない限りこのマーカを用いる。



図 3.15: 実験で用いるマーカ

撮影する画像のサイズは 640×480 画素とし、Olympus 製デジタルスチルカメラ C-100 を用いて撮影する。なお、撮影する際にズーム機能や、露光調節機能は用いない。

明るさの調節には松下電器産業製白熱ランプスタンド LS1095 と、100V100W 白熱電球を用いる。

3.4.2 マーカとカメラの距離の変化に対するロバスト性評価実験

実験の目的

マーカとカメラの距離の変化に対するロバスト性を評価することを目的に、マーカとカメラの距離がどの程度の大きさになるまで認識できるかを調べる。

実験方法

マーカとカメラの距離を 1.5m、2.0m、2.5m、3.0m の 5 段階で変化させてマーカを正確に認識するかの確認を行う。撮影はマーカの正面から行い、マーカの周りの明るさは白熱ランプで調節し約 300Lux とする。

実験結果

各マーカとカメラの距離に対する画像中のマーカの面積と認識結果を表 3.1 に示す。

考察

開発したマーカとその認識手法によって、マーカとカメラの距離がマーカの直径の 60 倍となる場合まで正しく認識できることを確認した。3.0m の場合で画像中のマーカの面積は 98 画素となっており、これ以上マーカとカメラの距離が大きくなった場合に

表 3.1: マーカとカメラの距離に対するマーカの認識結果

マーカとカメラの距離 (m)	1.5	2.0	2.5	3.0
距離とマーカの直径との比	30 倍	40 倍	50 倍	60 倍
画像中のマーカの面積 (画素数)	394	218	138	98
認識結果	正しく認識	正しく認識	正しく認識	正しく認識

はマーカ内部の方向識別子やセルが量子化により認識できなくなると考えられ、また、周囲のノイズとの区別も難しくなるため、マーカとカメラの距離がマーカの直径の 60 倍以上となっている場合にマーカを正しく認識するにはカメラの光学ズーム機能を用いる必要があると考えられる。

3.1.2 で定めた要求仕様では、マーカとカメラの距離がマーカの大きさ (開発したマーカではマーカの直径) の 40 倍となった場合に正しく認識することを目標としており、開発したマーカとその認識手法は要求仕様を満たしていると言える。

3.4.3 撮影角度の変化に対するロバスト性評価実験

実験の目的

撮影角度の変化に対するロバスト性を評価することを目的に、どの程度の撮影角度まで認識できるかを調べる。

開発したマーカの認識手法では歪み補正の方法として楕円を当てはめ、その長軸、短軸、回転角度を用いて歪みを補正する方法を用いており、歪み補正の精度は画像中のマーカの境界に対する楕円の当てはめの精度に依存するため、考案した楕円当てはめの方法によってどの程度の精度でマーカの境界に対して楕円を当てはめられるかについても調べる。

実験方法

距離を 30cm、60cm、90cm の 3 段階とし、各距離で撮影角度をマーカの正面から撮影する場合を 0 度として、0 度、20 度、40 度、60 度、70 度、80 度の 6 段階で変化させ認識結果を調べる。撮影角度はマーカを回転させることによって変化させる。マーカの周りの明るさの調節は白熱ランプを用いて行い、マーカを回転させるのに併せて白熱ランプも回転させ、常にマーカのほぼ正面から光を当てマーカ表面で約 500Lux となるように明るさを調節する。各機器とマーカの配置を図 3.16 に示す。

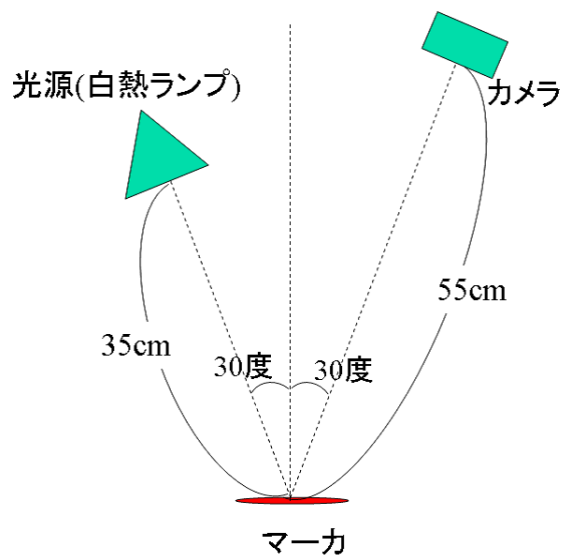


図 3.16: 撮影角度の変化に対するロバスト性評価実験の実験環境

実験結果

各角度ごとのマーカ認識結果を表 3.2 に、楕円の当てはめの精度を表 3.3 と図 3.17 に示す。

表 3.2: 各角度・マーカとカメラの距離ごとの認識結果

距離 [cm] \ 角度 [度]	30	60	90
0	正しく認識	正しく認識	正しく認識
20	正しく認識	正しく認識	正しく認識
40	正しく認識	正しく認識	正しく認識
60	正しく認識	正しく認識	誤認識
70	誤認識	正しく認識	誤認識
80	誤認識	認識失敗	認識失敗

誤認識：画像中のマーカの像をマーカと認識したが、認識結果が誤りであった場合

認識失敗：画像中のマーカの像をマーカと認識できなかった場合

考察

認識結果から、0度から40度までは正確に認識できることを確認した。60度と70度、80度の誤認識は、歪みによって内部の情報が正確に読み取れなかったことを意味する。この理由として(1)マーカに対する楕円の当てはめの精度が悪かった、(2)量子

表 3.3: 画像中のマーカに対する当てはめた楕円の精度

角度 [度]	距離 [cm]		
	30	60	90
0	0.997	0.978	0.978
20	0.981	0.945	0.978
40	0.988	0.920	0.915
60	0.954	0.968	0.954
70	0.968	0.948	0.867
80	0.775		

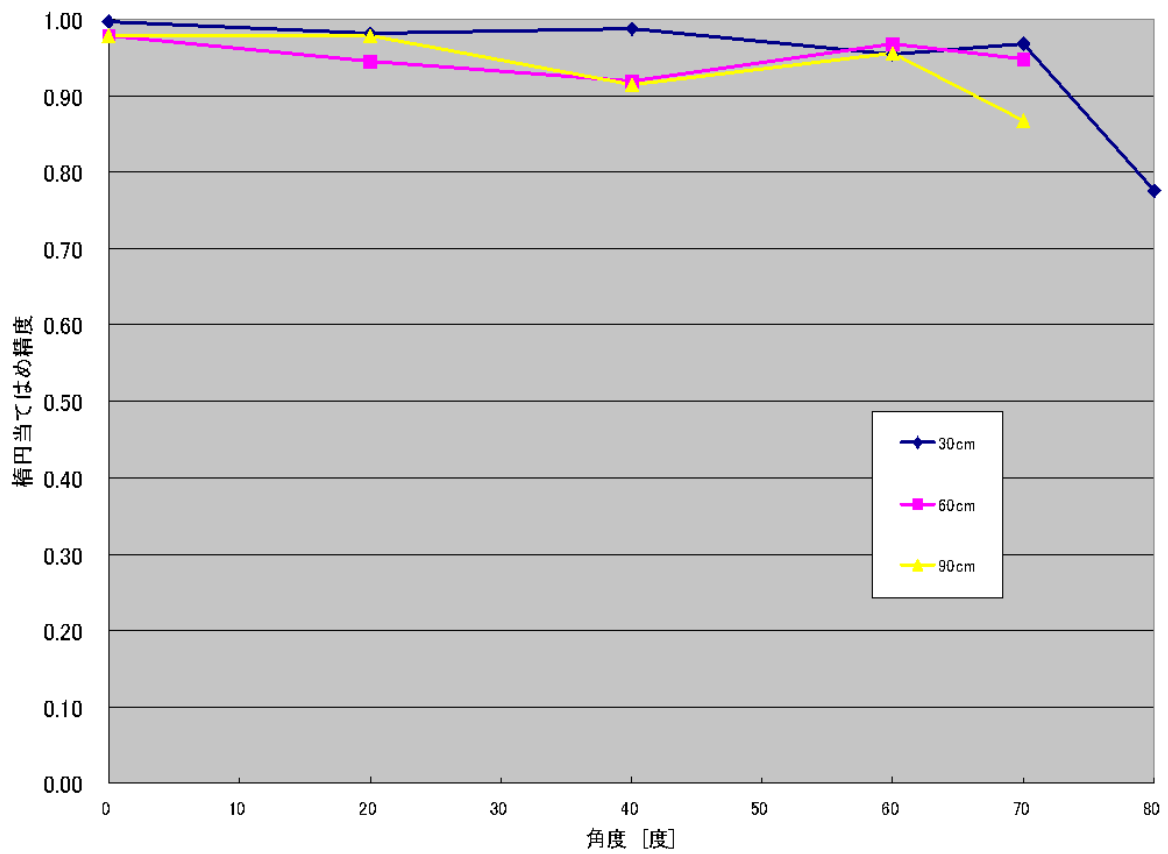


図 3.17: 各距離ごとの撮影角度に対する画像中のマーカに対する楕円の当てはめ精度

化の影響により、提案した方法で歪み補正を行った場合でも正確にもとのマーカを再現できなかった、の2点が考えられるが、図 3.17 から 60 度と 70 度の場合の楕円当てはめの精度は他の角度とそれほど大きく変わらないため、これらの角度で認識できなかった原因は量子化誤差の影響であると考えられる。撮影角度が 70 度でマーカとカメラの距離が 60cm であった場合に正しく認識しているのは、画像中のマーカの像が偶然量子化誤差の影響が少ない位置にあったためと考えられる。80 度の場合では楕円の当てはめの精度は他の値に比べて低くなっており、80 度の誤認識の原因は (1) と (2) の両方であると考えられる。なお、80 度で 60cm と 90cm から撮影した場合の認識失敗はマーカに対する楕円の当てはめができなかったことが原因である。

3.1.2 で定めた要求仕様では、撮影角度が 90 度近くの角度でも正しく認識できることを目標としており、開発したマーカはその目標には到達しているとは言えない。しかし、40 度の角度まではロバストに認識できることを確認した。また、60 度の場合でもマーカとカメラの距離が 60cm となるまでは認識できることを確認した。

3.4.4 明るさの変化に対するロバスト性評価実験

実験の目的

フェルトを素材として用いることによって光の反射の影響を排除できるかを確認する。

実験方法

レーザープリンタを用いて紙に印刷したマーカと、図 3.15 に示すマーカを用いて、光源とマーカとカメラを図 3.18 に示す位置関係となるように置き、明るさを 200Lux、400Lux、600Lux、800Lux、1000Lux に変えてマーカを撮影し、紙に印刷したマーカとフェルトで作成したマーカの認識結果をそれぞれ比較する。マーカの印刷には RICOH 製カラーレーザープリンタ IPSio Color2200N を用いる。

実験結果

撮影した画像を図 3.19 ~ 図 3.23 に、認識結果を表 3.4 示す。

考察

200Lux の場合ではどちらのマーカに対しても認識できたが、その他の明るさではフェルトで作成したマーカは正しく認識できたが紙に印刷したマーカは正しく認識できな

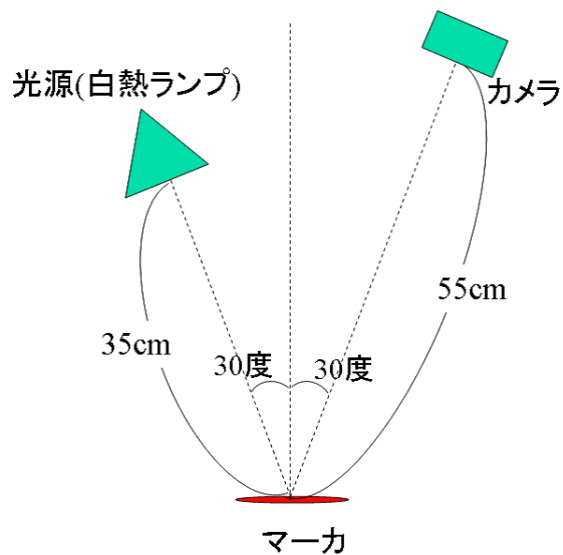
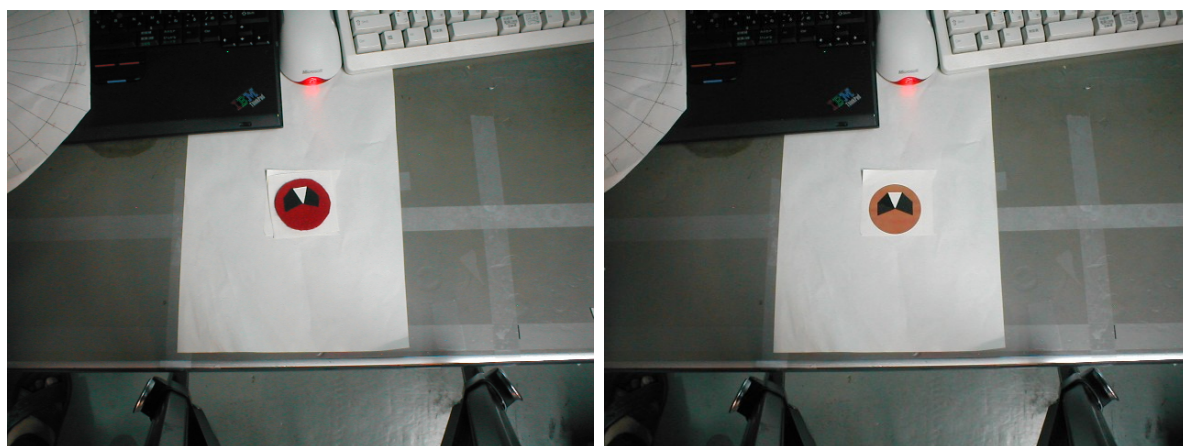


図 3.18: 光源とマーカとカメラの配置



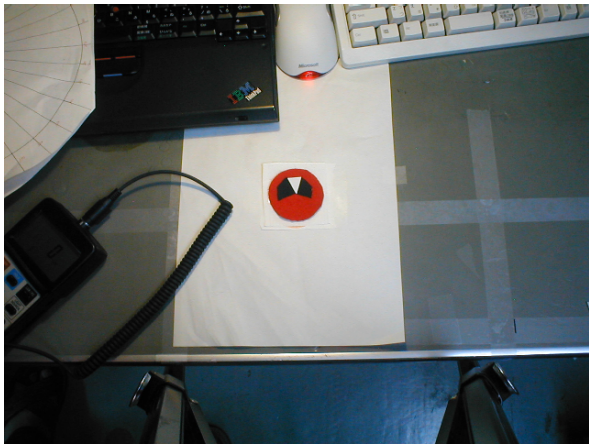
フェルトで作成したマーカ

レーザプリンタで紙に印刷したマーカ

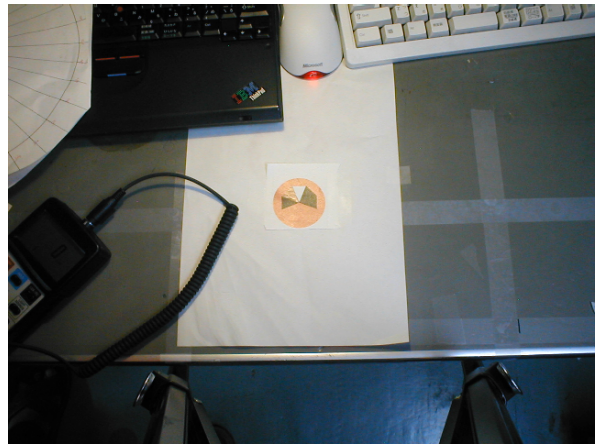
図 3.19: 200Lux の下で撮影した画像

表 3.4: 図 3.19 ~ 図 3.23 の認識結果

明るさ (Lux)	フェルトで作成したマーカ	紙に印刷したマーカ
200	正しく認識	正しく認識
400	正しく認識	誤認識
600	正しく認識	誤認識
800	正しく認識	誤認識
1000	正しく認識	誤認識

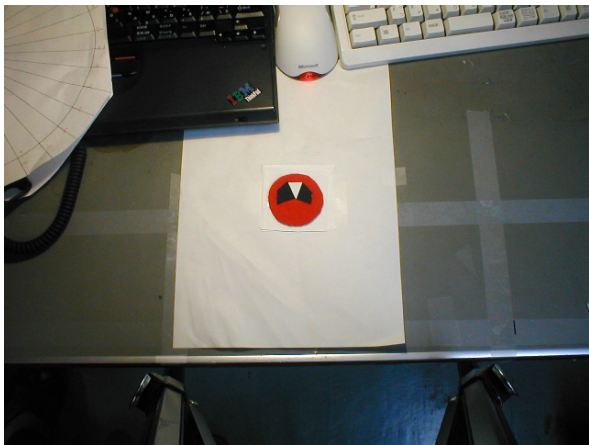


フェルトで作成したマーカ

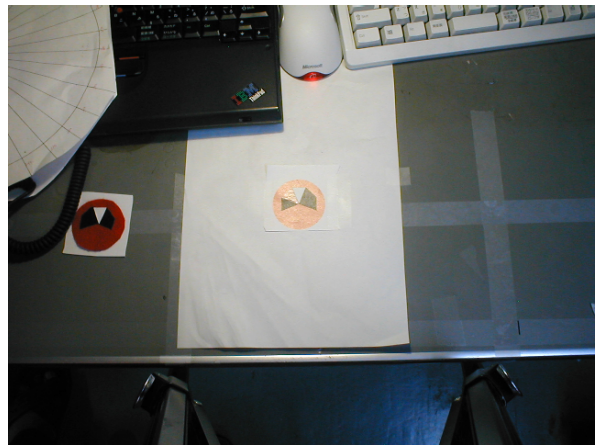


レーザプリンタで紙に印刷したマーカ

図 3.20: 400Lux の下で撮影した画像

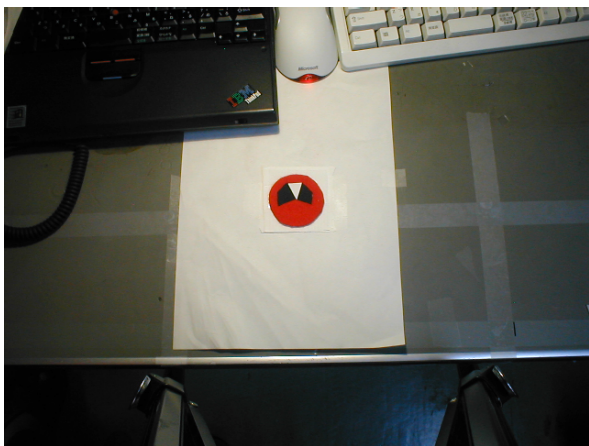


フェルトで作成したマーカ

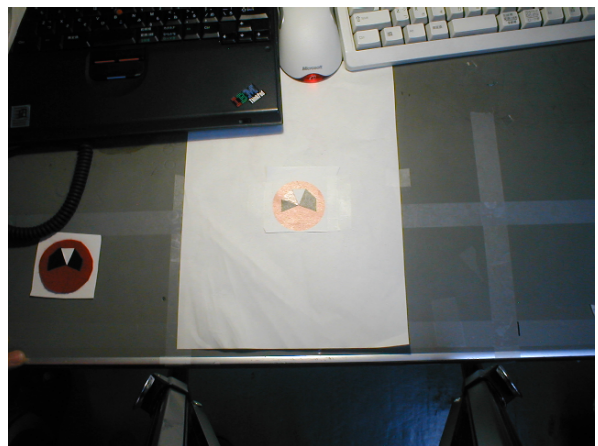


レーザプリンタで紙に印刷したマーカ

図 3.21: 600Lux の下で撮影した画像

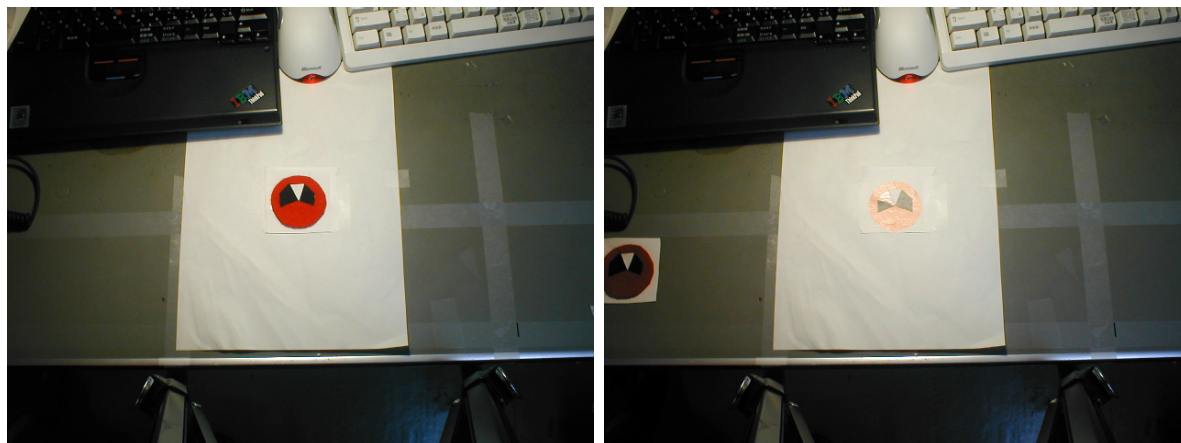


フェルトで作成したマーカ



レーザプリンタで紙に印刷したマーカ

図 3.22: 800Lux の下で撮影した画像



フェルトで作成したマーカ

レーザープリンタで紙に印刷したマーカ

図 3.23: 1000Lux の下で撮影した画像

かった。図 3.20～図 3.23 を見ると紙のマーカでは光を強く反射し、全体的に白くなっているのに対し、フェルトで作成したマーカは明るさを変えた場合でも色に大きな違いはない。

以上の結果から、フェルトを素材として用いることによってマーカに光が強く当たった場合でもロバストに認識できることを確認した。

3.4.5 マーカの識別性能評価実験

実験の目的

開発したマーカの情報記述方法と識別方法によってどの程度の種類のマーカを識別できるかを調べる。

実験方法

内部に7つのセルを持つマーカ（内部に8角形を持つマーカ）を全種類（128種類）用意し、マーカとカメラの距離を30cm、60cm、90cmの3段階で変化させ、マーカを正面から撮影し、各距離でマーカをどれだけ正しく認識できるかを計測する。マーカはレーザープリンタで紙に印刷したものをを用いる。印刷した紙には図 3.24 に示すように一枚当たり12個のマーカが記されている。紙の端にあるマーカと中心部にあるマーカでカメラに対する角度に差が生じるが、3.4.4の実験結果からこの程度の角度の差では結果に対して影響を与えないと考えられる。レーザープリンタで紙に印刷したマーカを用いるため、光の反射の影響を受けないように図 3.25 に示すように白熱ランプからの光

がマーカ表面でカメラに向けて強く反射しないようにする。マーカの表面の明るさは紙の中心付近にあるマーカの表面で約 600Lux、紙の光源に最も近い位置にあるマーカで約 700Lux、光源から最も遠い位置にあるマーカで 550Lux である。

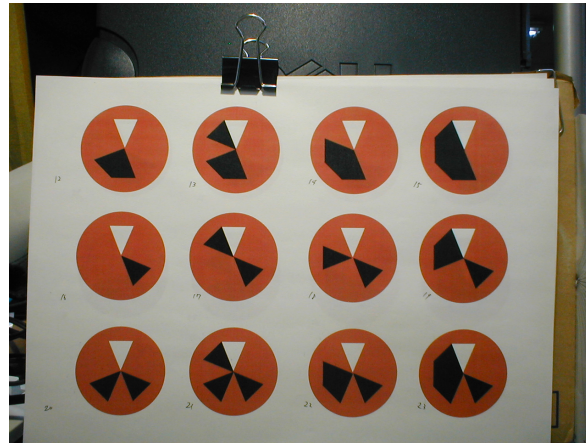


図 3.24: 紙に印刷した 12 個のマーカ

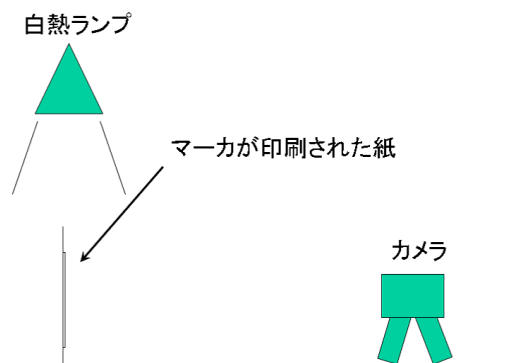


図 3.25: マーカの識別性能評価実験の実験環境

実験結果

実験結果を表 3.5 に示す。

考察

各距離で認識精度は 95% を超えており、100 種類程度のマーカを識別できることを確認した。各距離で誤認識しているマーカを見ると、30cm では 23₁₀ 番のマーカ、60cm

表 3.5: 各距離における正面から撮影した場合のマーカの認識精度

マーカとカメラの距離 (cm)	30	60	90
認識精度 (%)	99.2	99.2	96.9

では 51_{10} 番のマーカ、90cm のマーカでは 25_{10} 番、 47_{10} 番、 86_{10} 番、 91_{10} 番の各マーカとなっている。図 3.26 にこれらのマーカを示す。図 3.26 を見ると方向識別子の両脇のセルの色が互いに異なる場合に誤認識していることが多い。しかし、両脇のセルがともに黒になっているマーカでも誤認識していることや、両脇のセルの色が互いに異なるマーカは他に 59 種類あり、このことが誤認識の理由とは考えにくい。撮影した画像を見るとこれらのマーカは光源に近い位置にあり、多少光の反射が影響したものと考えられ、フェルトを用いて作成した場合には起こらないと考えられる。

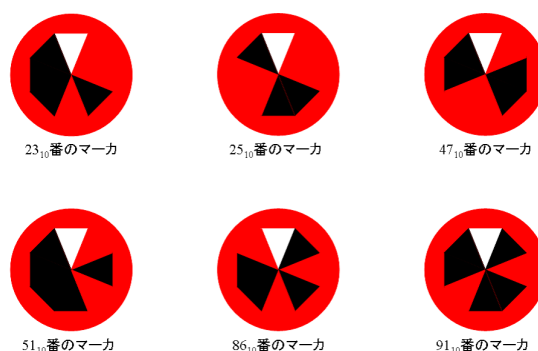


図 3.26: 誤認識した 6 つのマーカ

なお、各セルの認識には 3.3.6 で述べたように、V 成分を用いているが、Y 成分を用いて認識を行い、V 成分で認識した結果と Y 成分で認識した結果を統合すると、認識に失敗する場合はあるが、誤認識は起こらないことを確認した。

3.5 まとめ

本章ではマーカを用いた物体認識手法について、環境の変化が起こった場合に従来のマーカとその認識手法で発生する問題について考察し、環境の変化が起こった場合でもロバストに認識できるマーカとその認識手法を考案した。さらに、考案したマーカとその認識手法についての性能評価実験によって、従来の手法に比べ、マーカとカメラの距離の変化と明るさの変化についてロバストに認識できることを確認した。ま

た、撮影角度についても、40度以内から撮影した場合であればロバストに認識できることを確認した。

今後の課題として、従来のマーカに比べ認識できる撮影角度が狭いため、より広い角度範囲で認識できるような歪み補正方法とマーカの情報記述方法の考案が挙げられる。また、実際にこのマーカを用いて物体認識を行う場合に、フェルトを用いてマーカを作成し、一つ一つのマーカと物体を関連付ける作業を手作業で行うのは非常に手間がかかるため、フェルトと同様に反射の影響を排除できフェルトよりも手早くマーカを作成できる素材の探索や、マーカの種類と物体の関連付けを支援するシステムの構築も今後の課題として挙げられる。

第 4 章 物体の特徴量を用いた物体認識手法の開発と評価

本章では物体の特徴量を用いた物体認識手法の開発と評価について述べる。まず、物体の特徴量を用いた物体認識手法における従来の手法を紹介し、それらの手法の環境の変化に対するロバスト性についての問題点を述べる。その後、それらの問題を解決する環境の変化にロバストな特徴量の考案について述べ、次いで、考案した特徴量を用いた物体認識手法の開発と、開発した手法の環境の変化に対するロバスト性の評価について述べる。

4.1 従来の手法の問題点と開発の方針

4.1.1 従来の特徴量を用いた物体認識手法とその問題点

従来の物体の特徴量を用いた物体認識手法は認識に用いる物体の特徴量とその照合方法によってモデルベースの手法とアピアランスベースの手法の 2 つに分類できる^{[15][25]}。以下でそれぞれについて説明する。

モデルベースの手法

モデルベースの手法とは、図 4.1 に示すような幾何モデルや CAD モデルなどの幾何学的に表現された物体の特徴量と、計測された画像から抽出した幾何学的な特徴量との対応関係を求めることにより物体の認識を行う手法で、人が初めて見た物体を理解するときの認識行程を計算機に応用した手法である^[15]。

この方法は撮影角度の変化による画像中の物体の像の形状の変化や、物体とカメラの距離の変化による画像中の物体の像の大きさの変化、あるいは、明るさの変化による画像中の物体の像の色の変化に対してロバストに認識でき、予め用意するモデルも各物体につき一つのモデルで良い。

しかし、複雑な形状をした物体の場合には幾何学的な特徴量は膨大となり計算コストが増加するほか、物体の幾何学的特徴量の抽出処理はノイズの影響を受けやすく安定的に特徴量を抽出できるとは限らないため、認識に失敗しやすい。

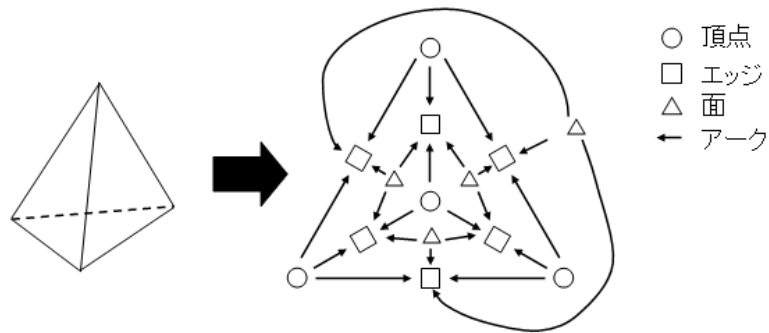


図 4.1: 三角錐の幾何モデルによる表現^[15]

アピアランススペースの手法

アピアランススペースの手法とは、計測した画像と予め記憶しておいたモデル画像との単純な相関演算を行い、最も相関が強いモデル画像に計測した画像を分類することにより物体の認識を行う手法である。

この手法では物体が複雑な形状である場合や環境の変化が起こった場合でも、その状況に対応したモデル画像が用意されていれば物体を認識できる。

しかし、この手法では一つの物体について数多くのモデル画像を用意する必要があり、また、どれだけ多くのモデル画像を用意したとしても実際に物体を認識する場合に起こる様々な環境の変化の全てに対応することは不可能である(モデル画像の恒常的不足の問題)。また、モデル画像を増やせば認識できる場面が増える一方で、冗長な情報が発生し誤認識を起こしやすくなる(冗長な情報による誤認識の問題)。

2次元画像は本来、立体であるものを平面へと投影したものであるため、画像に写らない部分が必ず存在し、物体が本来持っている幾何学的特徴量を全て抽出することは不可能である。よって、2次元画像を用いて物体を認識する手法としてはアピアランススペースの手法が適している。しかし、アピアランススペースの手法を用いる場合には「モデル画像の恒常的不足の問題」と「冗長な情報による誤認識の問題」を解決する必要がある。

近年、これらの問題を解決する方法として固有空間を用いた画像照合法が注目されている。固有空間法と呼ばれるこの方法は、ある物体のモデル画像群が与えられたとき、主成分分析の手法を用いてモデル画像群からその物体の特徴をよく表す成分のみ

を抽出し、入力画像中の物体の認識は、抽出した成分を基底とする固有空間に入力画像を投影し、同じく投影した各モデル画像との固有空間内での距離を測ることによって行う方法で、物体についての特徴をよく表す成分のみについて照合を行うことにより「冗長な情報の発生の問題」を解決できる。また、この方法によりモデル画像と入力画像の相関演算にかかる計算時間の短縮も可能となる。を固有空間の例として図 4.2 に示すモデル画像群から抽出した特徴成分を図 4.3 に示す。

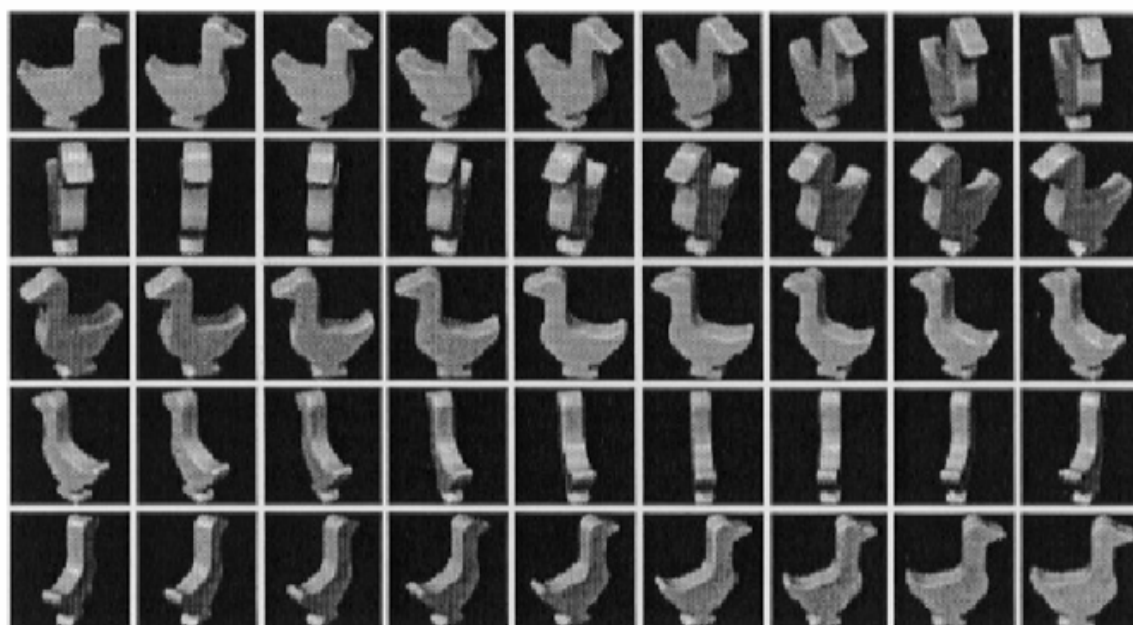


図 4.2: モデル画像群^[9]

さらに、村瀬らはこの固有空間法を応用してパラメトリック固有空間法を提案している^[9]。これは、物体を様々な角度から撮影して得たモデル画像群をそれらから作成した固有空間に投影した後、各モデル画像の投影点の間をキュービックスプライン法を用いて補間することにより撮影角度の変化に対する投影点の軌跡を求め、この軌跡と入力画像の固有空間への投影点との最短距離を測ることによって入力画像中の物体を認識するという方法で、この方法では、実際にはモデル画像を用意していない角度から物体を撮影した場合でも物体を認識できるため、撮影角度の変化についてのモデル画像の恒常的不足の問題を解決できる。

図 4.4 に図 4.2 から物体の特徴について最もよく表している 3 つの成分を基底とした 3 次元の固有空間と各モデル画像の投影点、および、モデル画像の投影点からキュービックスプライン法を用いて求めた撮影角度の変化に対する投影点の軌跡を示す。

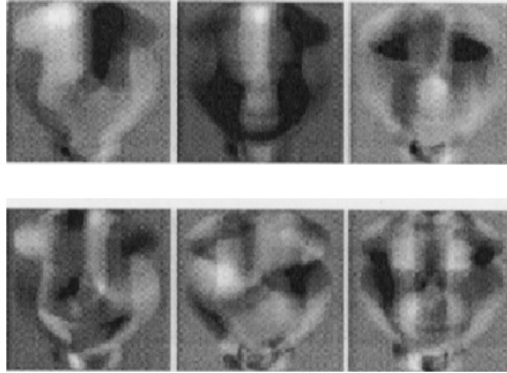


図 4.3: 図 4.2 から抽出した特徴成分^[9]

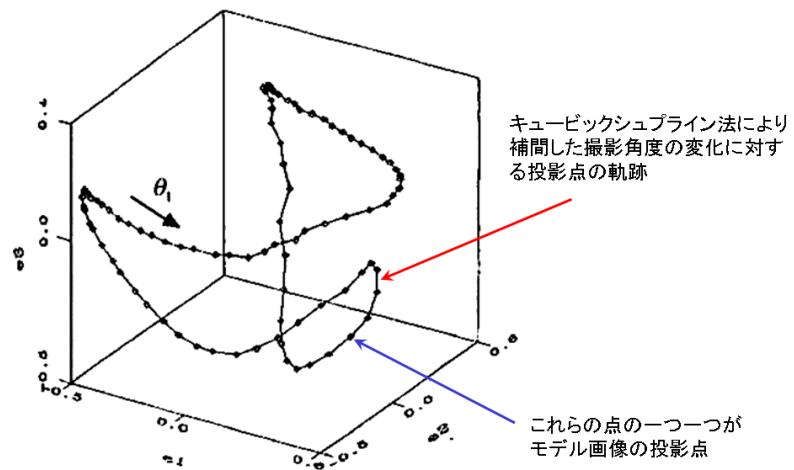


図 4.4: 図 4.2 の固有空間への投影と補間^[9]

このように、固有空間法を利用して「冗長な情報による誤認識の問題」や撮影角度の変化に対する「モデル画像の恒常的不足の問題」を解決する方法は既に提案されている。

しかし、これら方法では撮影角度の変化によって一つの物体について無数に発生する像の形状からどのように物体を認識するかに主眼が置かれており、明るさや物体とカメラの距離は固定であるものが多く、ユビキタスコンピューティングのためのコンピュータインタフェースの要素技術として物体の特徴量を用いた物体認識手法を応用するためには、これらの方法に加えて物体とカメラの距離の変化や明るさの変化についての「モデル画像の恒常的不足の問題」を解決する方法も必要となる。

4.1.2 開発の方針

そこで本研究では物体とカメラの距離の変化や明るさの変化に対する「モデル画像の恒常的不足の問題」を解決する方法の考案を行う。

撮影角度画が変化した場合、画像中の物体の像は全く異なった形状となるため、形状に関してロバストな特徴量は存在しないと考えられるが、物体とカメラの距離が変化した場合については画像に写る物体の像の相似的な形状は変化しないため、ロバストな物体の特徴量が存在すると考えられる。また、明るさが変化した場合でもについても、物体が本来持つ色の特徴に関してはある一定の範囲内で変化すると予想され、色の情報をもとにロバストな特徴量を抽出できる可能性があると考えられる。

以上より、本研究では物体とカメラの距離の変化や明るさの変化に対してロバストな特徴量による認識手法の開発を問題解決の方針とし、これらの変化に対してロバストな物体の特徴量の考案と考案した特徴量を用いた物体認識手法の開発を行う。

4.2 環境の変化にロバストな特徴量とその抽出法

4.2.1 明るさの変化にロバストな特徴量とその抽出法

画像から得られる物体の色についての特徴量としては、画像中で物体の像を構成する画素の数を色の濃淡値ごとに集計し、そのヒストグラムから式(4.1)～式(4.4)によって得られる色の特徴量を用いる方法が考えられる。

$$\text{平均} : \bar{x} = \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{n} \quad (4.1)$$

$$\text{標準偏差} : \sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^2}{n}} \quad (4.2)$$

$$\text{歪度} : Sk = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^3}{n\sigma^3} \quad (4.3)$$

$$\text{尖度} : Kw = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^4}{n\sigma^4} - 3 \quad (4.4)$$

n : ヒストグラムを構成する標本の大きさ x_n : 各標本の値

用いる色の濃淡値としてはカメラから得られる R、G、B の濃淡値があるが、これらの値は明るさの変化を受けて変化し、それによってヒストグラムも変化するため、そのままでは特徴量の算出に用いることはできない。

この問題に関して、各画素ごとに式 (3.1) を用いて得られる Y 成分は各画素の明るさを表す値であるため、R、G、B の各濃淡値の値を Y の値で除算することで明るさを除去する方法が提案されている [13]。

そこで本研究では、各画素ごとに式 (4.5) を用いて明るさの成分の除去を行い、得られた R_n 、 G_n 、 B_n についてヒストグラムを作成し、式 (4.1) ~ 式 (4.4) によって R_n 、 G_n 、 B_n ごとの 4 個の特徴量を抽出する。こうして得られた 12 個の特徴量は明るさの変化にロバストな特徴量と考えられる。よって、本研究ではこの 12 個の値を物体の色についての明るさの変化にロバストな特徴量として用いる。なお、以下ではこの 12 個の値を色情報ベクトルと呼ぶ。

$$R_n = \frac{R}{Y}, G_n = \frac{G}{Y}, B_n = \frac{B}{Y} \quad (4.5)$$

Y : 式 3.1 を用いて得られる Y 成分

4.2.2 物体とカメラの距離の変化にロバストな特徴量とその抽出法

物体の形状を表す特徴量としては、物体の像のエッジの長さ、物体の像の領域の面積、モーメント、円形度、エッジ波形が考えられる。以下でこれらについて考察する。

物体の像のエッジの長さ・物体の像の領域の面積

エッジの長さや領域の面積は物体とカメラの距離によって変化するが、予め、物体とカメラの距離の変化に対する撮影したエッジの長さや領域の面積の変化の割合がモデルとして保持されており、入力画像を撮影したときの物体とカメラの距離が計測できるならば、エッジの長さから物体とカメラの距離の変化にロバストな特徴量を抽出できる。しかし、距離計測のための機器が必要となり、また、形状が異なる物体であっても同じ値となる場合があり形状についての詳細な情報とはならない。

モーメント・円形度

モーメントや円形度はそれぞれ、式 (4.6) と式 (4.7) によって算出される。これらは物体とカメラの距離が変化した場合でもそれほど大きく変化しないため、物体とカメラの距離の変化にロバストな特徴量としてよく用いられる指標である^[14]。しかし、形状が異なる物体であっても同じ値となる場合があり、形状についての詳細な情報とはならない。

$$\text{モーメント} : M = \frac{1}{S} \sum_x \sum_y \sqrt{(I_x - g_x)^2 + (I_y - g_y)^2} \quad (4.6)$$

$$\text{円形度} : R = \frac{4\pi S}{L^2} \quad (4.7)$$

S : 領域の面積面積

L : エッジの長さ

(I_x, I_y) : 物体の像を構成する各画素の座標

(g_x, g_y) : 物体の重心の座標

エッジ波形

エッジ波形は図 4.5 に示すように重心からエッジまでの距離を重心周りに 1 度ずつ走査して、得られた各角度の重心からエッジまでの距離の値から最大値を抽出し、その最大値で各角度の重心からエッジまでの距離を正規化したもので、360 次元のベクトルで表される。

このベクトルは各エッジ波形ごとに最大値で正規化されているため、物体とカメラの距離が変化した場合でもそれほど大きく変化せず、物体とカメラの距離の変化にロ

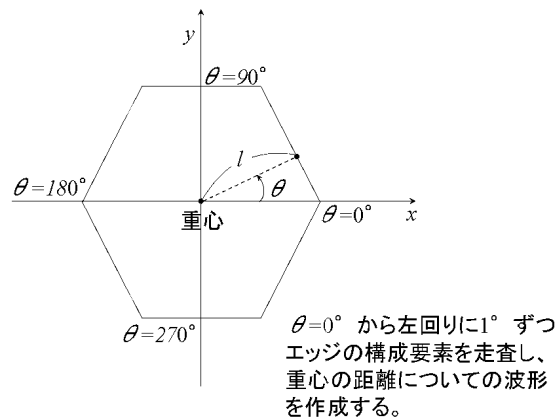


図 4.5: エッジ波形の作成

バスタな特徴量である。また、エッジの長さや円形度と異なり、形状が異なる物体同士が同じベクトルとなる場合は少なく、形状についての詳細な情報として利用できると思われる。よって本研究ではエッジ波形を形状についての物体とカメラの距離の変化にロバストな特徴量として用いる。

4.3 色情報量ベクトルとエッジ波形を用いた物体認識手法の開発

4.3.1 全体の処理の流れと要求仕様

4.2 で考案した 2 つの特徴量を用いて、環境の変化にロバストに物体を認識でき、また、色や形状が似ている物体であっても認識できる手法を開発する。

今回開発する手法の処理の流れを以下に示す。

step1 : エッジ抽出処理と領域分割処理により画像に写っている様々な物体の像と背景を分離する。

step2 : 各物体から色情報ベクトルとエッジ波形を抽出し、それぞれでモデルとの照合を行う。

step3 : それぞれの照合結果を統合して最終的な認識結果を出力する。

以下で各 step の詳細を述べる。

4.3.2 エッジ抽出と領域分割

エッジ抽出方法は Sobel オペレータや Laplacian オペレータなどの微分オペレータがよく用いられるが、これらはノイズや物体のテクスチャの影響を受けやすい^[21]。よって、本研究では標準偏差を用いたエッジ抽出方法を用いてノイズの影響の低減を図る。標準偏差を用いたエッジ抽出アルゴリズムを以下に示す。

標準偏差を用いたエッジ抽出アルゴリズム

step1 : 入力画像の各画素の R、G、B の濃淡値から式 (3.1) により各画素ごとの Y 成分を求め輝度画像 Y を作成する。

step2 : step1 で作成した輝度画像 Y の各画素 $Y(x, y)$ に対して、その画素を中心とする $(2n + 1) \times (2n + 1)$ 画素の標準偏差 $\sigma(x, y)$ を式 (4.8) によって算出し、標準偏差画像 Σ を作成する。

$$\sigma(x, y) = \sqrt{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n \frac{Y(x+i, y+j) - \bar{Y}(x, y)}{(2n+1)^2}} \quad (4.8)$$

$$\text{ただし、}\bar{Y}(x, y) = \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n \frac{Y(x+i, y+j)}{(2n+1)^2}$$

step3 : : step2 で作成した標準偏差画像 Σ に対して、式 (4.9) または式 (4.10) が成り立つ画素のみを抽出する。

$$\sigma(x, y) > \sigma(x-1, y) \quad \text{かつ} \quad \sigma(x, y) > \sigma(x+1, y) \quad (4.9)$$

$$\sigma(x, y) > \sigma(x, y-1) \quad \text{かつ} \quad \sigma(x, y) > \sigma(x, y+1) \quad (4.10)$$

step4 : step3 によって取り出した画素に対して膨張・縮退処理により近傍に存在する画素同士を結合する。

step5 : step4 によって得られた各画素が結合した領域に対して 3.3.3 で用いた境界抽出処理により各領域の境界を抽出する。

標準偏差を用いたエッジ抽出アルゴリズムによって図 4.6 の画像に対してエッジを抽出した結果を図 4.7 に示す。

このアルゴリズムにより細かなノイズやテクスチャの影響は排除できるが、大きなノイズを取り除くことはできない。そこで、エッジ抽出処理と並行して特徴点抽出を

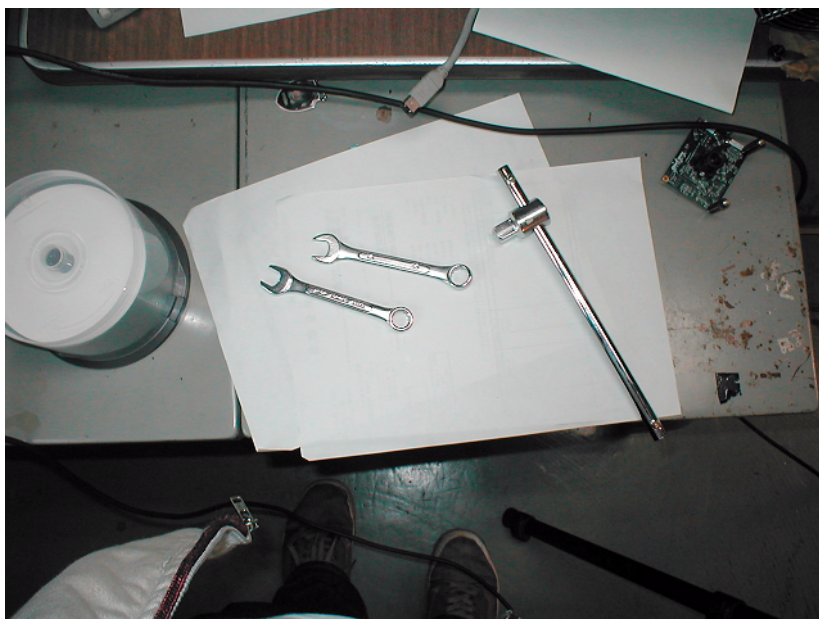


図 4.6: 入力画像



図 4.7: step5 で抽出したエッジ

行い、特徴点が存在するエッジのみを取り出すことによってそれらのノイズを除去する。特徴点の抽出アルゴリズム^[27]を以下に示す。

特徴点抽出アルゴリズム

step1 : 輝度画像 Y から各画素ごとに式 (4.11) により共分散行列 $G(x, y)$ を算出し、 G の固有値 λ_1, λ_2 を求め、 $\lambda(x, y) = \min(\lambda_1, \lambda_2)$ を保存していく。

$$G(x, y) = \begin{pmatrix} \sum_i \sum_j \left(\frac{\partial Y(x+i, y+j)}{\partial x} \right)^2 & \sum_i \sum_j \frac{\partial Y(x+i, y+j)}{\partial x} \frac{\partial Y(x+i, y+j)}{\partial y} \\ \sum_i \sum_j \frac{\partial Y(x+i, y+j)}{\partial x} \frac{\partial Y(x+i, y+j)}{\partial y} & \sum_i \sum_j \left(\frac{\partial Y(x+i, y+j)}{\partial y} \right)^2 \end{pmatrix} \quad (4.11)$$

step2 : step1 から得た各画素の固有値の最大値 λ_{max} を求める。

step2 : step2 で求めた λ_{max} を用いて、式 (4.12) を満たす (x, y) を特徴点として抽出する。

$$\lambda(x, y) > \lambda_{max} \times r \quad (4.12)$$

ただし、 r は $0 \leq r \leq 1$ の定数

特徴点抽出アルゴリズムを用いて図 4.6 から抽出した特徴点を図 4.8 に示す。

こうして得た各物体のエッジから 3.3.3 で述べた内部の境界線の除去アルゴリズムを応用して各物体の領域の抽出と重心位置を算出し色情報ベクトルとエッジ波形を抽出する。ただし、重心位置の算出では物体のエッジを構成している画素のみから算出する。これは、図 4.10、図 4.11 に示すように、エッジが途中で切れてしまっていて、うまく領域が抽出できず、領域内の画素に偏りがある場合、領域内の全ての画素から重心を求めると、実際の物体の重心位置からずれた位置を重心として算出するためである。一方、エッジから算出した場合にはこのような領域内の画素の偏りの影響に対して比較的ロバストに重心位置を算出できる。図 4.11 に実際にそれぞれの方法で算出した重心位置を示す。領域内の全ての画素から求めた重心が実際の位置から大きくずれていることが分かる。

4.3.3 色情報ベクトルの照合方法

ここでは画像中の各物体から抽出した色情報ベクトルと色情報ベクトルのモデルとの照合方法について述べる。

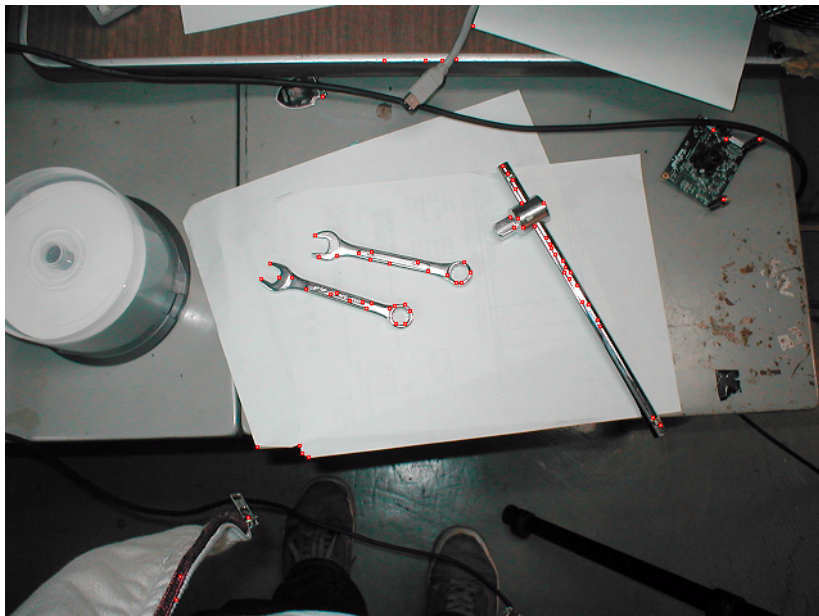


図 4.8: 入力画像から抽出した特徴点 (赤い点が特徴点)

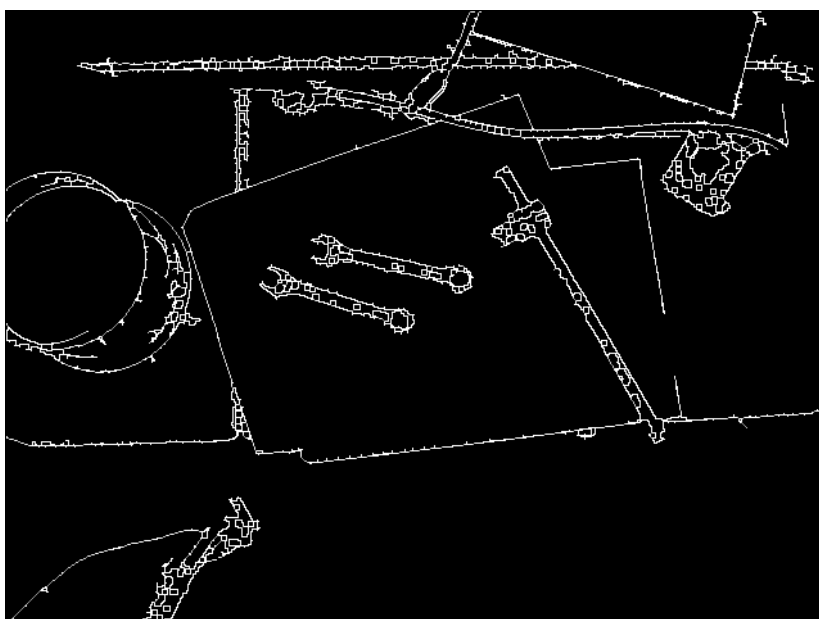


図 4.9: 最終的なエッジ抽出



図 4.10: 元画像



図中の紫色の画素のみが領域として認識されている。
黒色の印が手動で求めた実際のペンチの重心位置
赤色の印が領域内の全要素から求めた重心の位置
青色の印がエッジから求めた重心の位置である。

図 4.11: 図 4.10 から抽出した領域

一般に、ある2つのベクトルの類似の度合いを測る場合には、2つのベクトルの距離を測る方法がとられる。類似の度合いを測る際に用いられる距離尺度には以下の5種類がある。

(1) シティブロック距離

評価対象ベクトルを $\mathbf{f} = (f_0, f_1, \dots, f_{N-1})^T$ 、比較元ベクトルを $\mathbf{g} = (g_0, g_1, \dots, g_{N-1})^T$ とすると、シティブロック距離 d_{city} は以下の式 (4.13) であらわされる。

$$\begin{aligned} d_{city} &= |\mathbf{f} - \mathbf{g}| \\ &= \sum_{i=0}^{N-1} |f_i - g_i| \end{aligned} \quad (4.13)$$

(2) ユークリッド距離

同様に、 \mathbf{f}, \mathbf{g} を用いてユークリッド距離 d_{euclid} は式 (4.14) で表される。

$$\begin{aligned} d_{euclid} &= |\mathbf{f} - \mathbf{g}|^2 \\ &= \sum_{i=0}^{N-1} |f_i - g_i|^2 \end{aligned} \quad (4.14)$$

(3) 重みつきユークリッド距離

重みベクトルを $\mathbf{w} = (w_0, w_1, \dots, w_{N-1})$ とすると、重みつきユークリッド距離 d_{weight} は式 (4.15) で表される。

$$\begin{aligned} d_{weight} &= \mathbf{w} |\mathbf{f} - \mathbf{g}|^2 \\ &= \sum_{i=0}^{N-1} w_i |f_i - g_i|^2 \end{aligned} \quad (4.15)$$

(4) マハラノビス距離

マハラノビス距離とは統計分析の一つである判別分析で用いられる距離尺度で、与えられたベクトルがどの群に属するかを推定する際に用いられる。以下で算出方法を述べる。

学習ベクトルとして同じ群(ここでは便宜上 A 群と呼ぶことにする)に属する k 個のベクトル ($L_0, L_1 \dots L_{k-1}$) を用意する。なお、各ベクトルの要素を $L_i = (l_{0i}, l_{1i} \dots l_{(N-1)i})$ とする。これらから A 群の平均ベクトル M を式 (4.16)、分散共分散行列 C を式 (4.17) で算出する。

$$\begin{aligned} \mathbf{M} &= (m_0, m_1 \dots m_{N-1}) \\ &= \frac{1}{k} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{k-1} l_{0i} \\ \sum_{i=0}^{k-1} l_{1i} \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^{k-1} l_{(N-1)i} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (4.16)$$

$$\mathbf{C} = \frac{1}{k} \begin{pmatrix} c_{0,0} & \dots & c_{0,N-1} \\ \vdots & & \\ & c_{ij} & \\ & & \ddots \\ c_{N-1,0} & \dots & c_{N-1,N-1} \end{pmatrix} \quad (4.17)$$

$$c_{i,j} = \sum_{p=0}^{k-1} (l_{ip} - m_i) (l_{jp} - m_j) \quad \text{ただし } i, j \in 0, \dots, N-1$$

比較対象ベクトル f の A 群に対するマハラノビス距離 d_m は、この平均ベクトルと分散共分散行列を用いて、式 (4.18) のように表される。

$$d_m = (\mathbf{f} - \mathbf{M})^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{f} - \mathbf{M}) \quad (4.18)$$

\mathbf{C}^{-1} は \mathbf{C} の逆行列

(5) 類似度

比較対象ベクトルを $\mathbf{f} = (f_0, f_1 \dots, f_{N-1})^T$ 、比較元ベクトルを $\mathbf{g} = (g_0, g_1, \dots, g_{N-1})^T$ とすると、類似度は以下の式 (4.19) で表される。

$$\begin{aligned} S &= \frac{\mathbf{f} \cdot \mathbf{g}}{|\mathbf{f}| |\mathbf{g}|} \\ &= \frac{\sum_{i=0}^{N-1} f_i g_i}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} f_i^2} \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} g_i^2}} \end{aligned} \quad (4.19)$$

これはベクトル同士の角度の計算を行うもので、正確には「距離」ではないが類似の度合いを測る尺度として利用できる。

以上に述べた各ベクトルについて考察すると、(1)、(2)、(5)の距離尺度ではベクトルの各要素が算出される距離に均等に影響を与えるが、(3)、(4)は算出される距離に与える影響が各要素によって異なる。4.2.1で考案した色情報ベクトルでは物体ごとに物体の特徴をよく表現している要素が異なる。例えば、赤色の物体では赤色の成分から抽出した要素が物体についての特徴をよく表しており、緑色の物体では緑色の成分から抽出した要素が物体についての特徴を良く表す。(1)、(2)、(5)の距離尺度では物体の特徴をよく表している要素が2つのベクトルで似た値であった場合でも、特徴とはあまり関係がない要素が大きく異なる値になっている場合、2つのベクトルの距離は大きくなる。よって、(1)、(2)、(5)の距離尺度を色情報ベクトルの照合に用いるべきではない。

一方、(3)と(4)の距離尺度を比較すると、(3)の距離尺度では予め設定した定数ベクトルを重みとして用いるのに対して、(4)の距離尺度はいくつかのモデルベクトルから算出した共分散行列の逆行列を用いる。先に述べた通り、色情報ベクトルは物体ごとに物体の特徴をよく表している要素が異なるため、(3)の距離尺度を用いる場合には物体ごとに重みベクトルを設定する必要がある、あらかじめ各物体ごとにいくつかのモデルベクトルを用意し、それらから各物体の特徴をよく表す要素を調べる必要がある。これは結局、(4)の共分散行列を求めることと変わらない。よって、本研究では色情報ベクトルの照合に用いる距離尺度としては(4)のマハラノビス距離を用いる。

4.3.4 エッジ波形の抽出と照合方法

ここでは画像中の各物体のエッジ波形の抽出方法と、抽出したエッジ波形とエッジ波形のモデルとの照合方法について述べる。

抽出するエッジ波形

図 4.12 に示すように物体のエッジに凹である部分がある場合に、一つの角度に対して重心からエッジまでの距離が複数存在し、一つのエッジ波形では物体の形状の特徴を表現できない場合がある。これの対策として、エッジ波形を 360 次元のベクトルで

はなからある程度の高さ n を持つ n 行 360 列の行列で表現する方法が考えられる。しかし、この方法では処理が複雑となり、また、このような凹である部分が入り組んだ形状はそれほど多くないと考えられるため、本研究では各角度ごとの最大距離を走査して得たエッジ波形と最小距離を走査して得たエッジ波形の 2 つのみを用いる。なお、以下では最大距離を走査して得たエッジ波形を最大エッジ波形、最小距離を走査して得たエッジ波形を最小エッジ波形と呼ぶ。

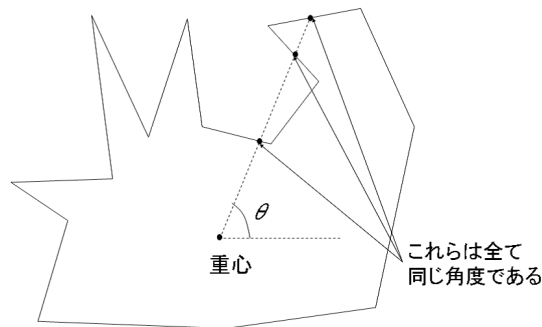


図 4.12: 一つの角度に複数のエッジを構成する点が存在する場合

エッジ波形の補間

実際に図 4.13 のスパナから取得した最大エッジ波形を図 4.14 に示す。(なお、図 4.14 では距離の最大値が 200 となるように正規化している)。

図 4.14 から、角度によっては重心からエッジ要素までの距離の値が 0 となる場合があることが分かる。これは、エッジ波形を作成する方法として、処理の簡単さから、重心から各角度に対応するエッジ要素を探索する方法ではなく、エッジ要素ごとに重心までの距離と角度を算出し、それらを用いてエッジ波形を作成する方法を用いるため、重心からエッジまでの距離が短い部分では図 4.15 に示すように θ_1 と θ_2 が $\theta_2 - \theta_1 > 2$ となり $\theta + 1$ 度で重心からエッジまでの距離が代入されないためである。

これは物体とカメラの距離が大きくなり画像中の物体の像の大きさが小さくなるほど多く発生し、モデルと照合する際のノイズとなる。よって、距離が 0 になる角度が存在する場合には、以下の手順により値を補間する。

- n 度で重心からエッジまでの距離が求められておらず、 $n - 1$ 度と $n + 1$ 度で重心からエッジまでの距離が求められている場合に、 $n - 1$ 度での重心からエッジまで



図 4.13: スパナ

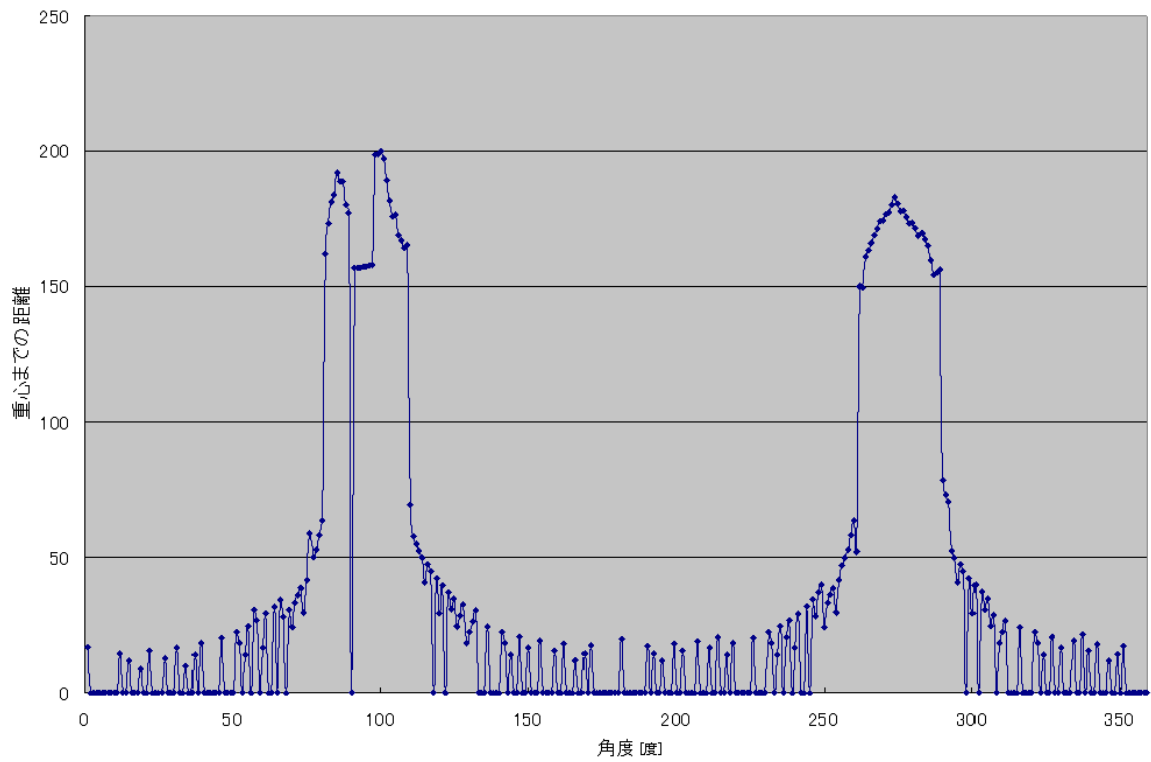


図 4.14: 4.13 から抽出したエッジ波形

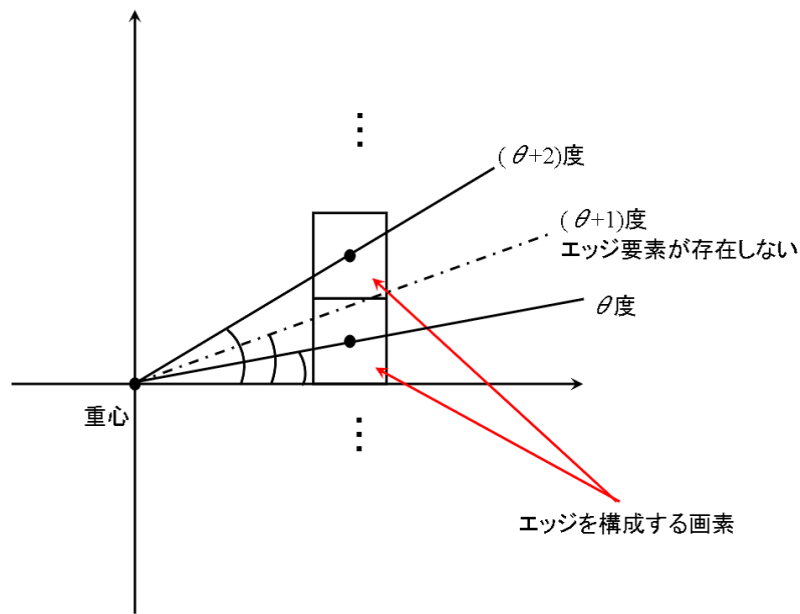


図 4.15: 量子化誤差

の距離 l_{n-1} と、 $n+1$ 度での重心からエッジまでの距離 l_{n+1} の平均値を n 度での重心からエッジまでの距離とする。

- $n-a$ 度 ($a > 1$) から $n+a$ 度にわたって重心からエッジまでの距離が求められていない場合に、 $n-a-1$ 度と $n+a+1$ 度のそれぞれの重心からエッジまでの距離 l_{n-a-1} と l_{n+a+1} の平均値を n 度に対応する仮想のエッジ要素と重心までの距離とする。この処理を区間内のすべての角度に対して値が補間されるまで繰り返す。

図 4.14 を補間した波形を図 4.16 に示す。

こうして整形した最大エッジ波形と最小エッジ波形を実際の物体の特徴量としてモデルとの照合に用いる。

エッジ波形は物体とカメラの距離の変化に対してはロバストであると考えられるが、物体の撮影角度によって変化する。4.1.1 で述べたように、撮影角度の変化に対してロバストに物体を認識する手法としてパラメトリック固有空間法が提案されているため、本研究ではこの方法を応用する。

以下ではまず固有空間法について原理を説明し、次いで、固有空間法を用いたエッジ波形の照合方法について述べる。

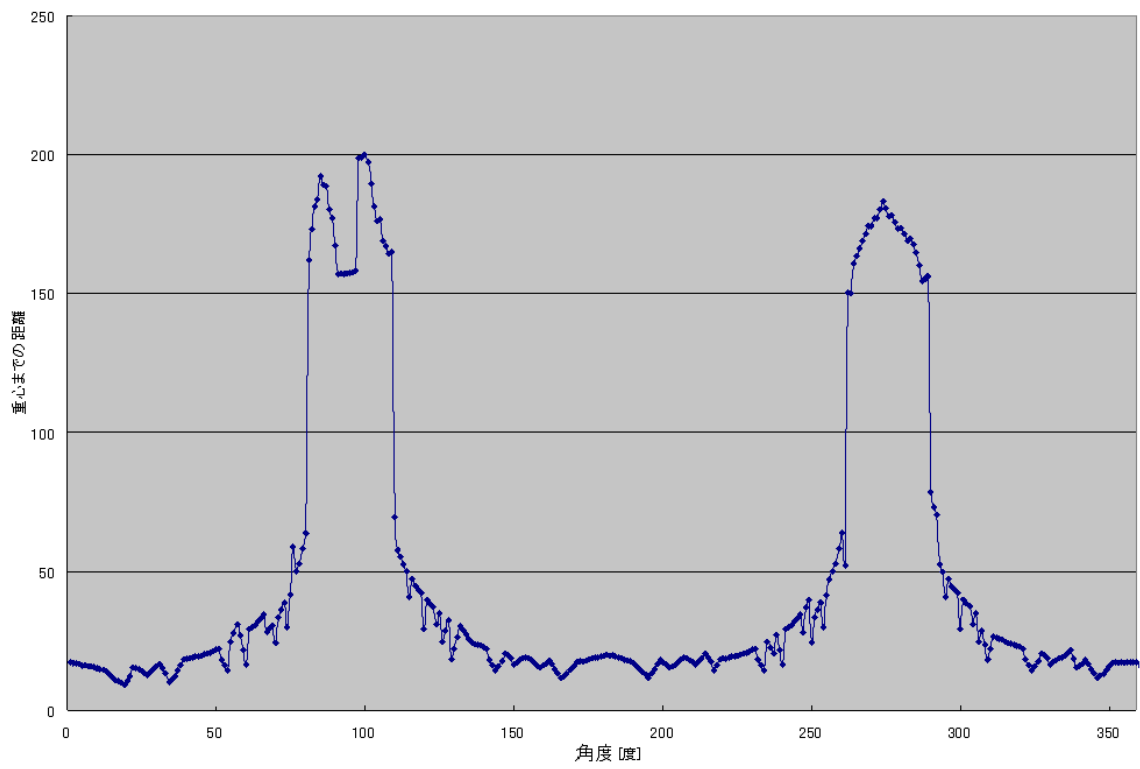


図 4.16: 図 4.14 を補間した波形

固有空間法の原理

M 個の n 次元学習ベクトル $(\Phi_1, \Phi_2 \dots \Phi_M)$ が与えられたとき、これらの学習ベクトルから平均ベクトル $\bar{\Phi}$ を式 (4.20)、分散共分散行列 C を式 (4.21) によって計算する。

$$\begin{aligned} \bar{\Phi} &= (\bar{\phi}_1, \bar{\phi}_2 \dots \bar{\phi}_n) \\ &= \frac{1}{M} \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^M \phi_{i1} \\ \sum_{i=1}^M \phi_{i2} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^M \phi_{in} \end{pmatrix}^T \end{aligned} \quad (4.20)$$

$$C = \frac{1}{k} \begin{pmatrix} c_{1,1} & \dots & c_{1,n} \\ \vdots & & \\ & c_{ij} & \\ & & \ddots \\ c_{n,1} & \dots & c_{n,n} \end{pmatrix} \quad (4.21)$$

$$\begin{aligned} \Phi_i &= (\phi_{i1}, \phi_{i2} \dots \phi_{in}) \\ c_{ij} &= \sum_{p=1}^M (\phi_{ip} - \bar{\phi}_i) (\phi_{jp} - \bar{\phi}_j)^T \quad \text{ただし } i, j \in 1, \dots, n \end{aligned}$$

C からは固有値 λ_k とそれに対応する固有ベクトル e_k を求めることができる。

$$C e_k = \lambda_k e_k \quad (k = 1, 2, \dots, n) \quad (4.22)$$

$$\text{ただし } \lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$$

こうして得た n 個の固有ベクトルを基底ベクトルとする空間を学習ベクトルの固有空間と呼ぶ。ある入力ベクトル $\Phi^{in} = (\phi_1^{in}, \phi_2^{in} \dots \phi_i^{in} \dots \phi_n^{in})$ が与えられたとき、 Φ^{in} の固有空間への投影 $\hat{\Phi}^{in}$ は式 (4.23) によって表すことができる。また、固有空間に投影された $\hat{\Phi}^{in}$ から元の Φ^{in} への変換は式 (4.24) によって表される。

$$\hat{\Phi}^{in} = \sum_{i=1}^n (\phi_i^{in} - \bar{\phi}_i) e_i \quad (4.23)$$

$$\begin{aligned}\Phi^{in} &= \bar{\Phi} + \hat{\Phi}^{in} \\ &= \bar{\Phi} + \sum_{i=1}^n (\phi_i^{in} - \bar{\phi}_i) \mathbf{e}_i\end{aligned}\tag{4.24}$$

このように、固有空間と元の学習ベクトルが存在する空間は互いに等価な空間といえる。図 4.17 に 3 次元ベクトルについての 3 次元の固有空間の例を示す。

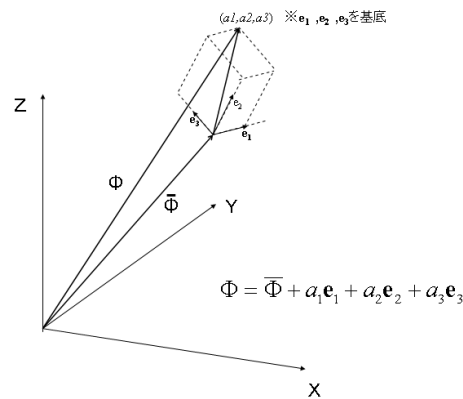


図 4.17: 3 次元ベクトルについての 3 次元の固有空間の例

さらに、式 (4.24) は式 (4.25) によって採用した寄与率の大きい k 個の固有ベクトルのみを用いて式 (4.26) と近似できる。この近似は一般に k 次の最小二乗近似の意味で最適であることが知られている [26]。

$$W_k = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \geq T_\zeta\tag{4.25}$$

ただし T_ζ は $0 < T_\zeta < 1$ の閾値

$$\Phi \sim \bar{\Phi} + \sum_{i=1}^k (\phi_i^{in} - \bar{\phi}_i) \mathbf{e}_i\tag{4.26}$$

このことから、入力ベクトルがどの学習ベクトルと類似しているかを調べるには、式 (4.27) によって n 次元よりも十分に小さい k 次元の固有空間に入力ベクトルと各学習ベクトルを投影し、入力ベクトルと各学習ベクトルとの距離を求めればよい。先に述

べたように、固有空間と元の空間は互いに等価であるため、距離はユークリッド距離を利用できる。このように、固有空間内へ各ベクトルを投影することによってもとのベクトルよりも十分に小さいベクトルを用いて類似の度合いを測る方法を固有空間法と呼ぶ。

$$\mathbf{E} = \sum_{i=1}^k (\phi_i - \bar{\phi}_i) \mathbf{e}_i \quad (4.27)$$

固有空間法では寄与率の大きい k 個のベクトルのみで照合を行うため、照合にかかる時間を短縮でき、また、ベクトルの特徴的な部分のみを抽出して照合できるため、冗長な情報が削除され精度の高い照合が可能となる。

固有空間法を利用したエッジ波形の照合

本研究ではエッジ波形を 360 次元のベクトルと見て、この固有空間法を応用して以下の手順でエッジ波形の照合のための距離の算出を行う。なお、最大エッジ波形と最小エッジ波形で同じ手順で照合を行うため、以下では単にエッジ波形と呼ぶ。

- step1 : ある物体 (ここでは仮に物体 A と呼ぶ) についてのいくつかの学習エッジ波形を用意し、学習エッジ波形の固有空間を作成する。さらに、作成した固有空間に学習エッジ波形を投影しておく。
- step2 : 入力画像中の物体 (ここでは仮に物体 B と呼ぶ) から抽出したエッジ波形 (以下では入力エッジ波形と呼ぶ) を step1 で作成した物体 A の固有空間に投影し、予め投影しておいた物体 A の各学習エッジ波形の投影点とのユークリッド距離を計算し、最もユークリッド距離が短い学習エッジ波形の投影点 a_1 と、その次に短い投影点 a_2 を抽出する。
- step3 : 物体 A の固有空間に投影した入力エッジ波形の投影点から step2 で抽出した a_1 と a_2 を通る直線に向けて垂線を引き、垂線と a_1 と a_2 を通る直線の交点 H を抽出する。
- step4 : 入力エッジ波形の投影点と step3 で抽出した H をそれぞれ式 (4.26) を用いてエッジ波形に変換し、改めてエッジ波形のユークリッド距離を算出し、その値を物体 A と物体 B の距離とする。

このように、 a_1 と a_2 を通る直線の交点 H を抽出することにより、モデルを用意していない撮影角度の入力画像でも認識できる。また、各固有空間内で求めた入力エッジ波形の投影点と H とのユークリッド距離を用いず、再度、もとのエッジ波形に変換してからユークリッド距離を算出しているのは、式 (4.25) によって抽出した固有ベクトルを基底ベクトルとしているため、各物体の固有空間の基底ベクトルの数が異なり、各物体の固有空間内で求めた各物体の学習エッジ波形の投影点と入力エッジ波形の投影点の距離では互いに比較できないためである。

4.3.5 各特徴量の照合結果の統合

色が似ているが形状が異なる物体や、形状が似ているが色が異なる物体同士を識別するためには、4.3.3 で述べた色情報ベクトルを用いた照合結果と、4.3.4 で述べた最大エッジ波形、最小エッジ波形のユークリッド距離を用いた照合結果を統合し、最終的な認識結果を求める必要がある。そこで、本研究では式 (4.28) によって総合類似指数を定義する。

$$\text{総合類似指数} : I_{all} = O_{cl} \times O_{wl} \times O_{ws} \quad (4.28)$$

O_{cl} : 色情報ベクトルを用いて照合した際の各物体のモデルの類似の順位

O_{wl} : 最大エッジ波形を用いて照合した際の各物体のモデルの類似の順位

O_{ws} : 最小エッジ波形を用いて照合した際の各物体のモデルの類似の順位

この値を用いて以下のように最終的な認識結果を求める。

step1 : ある物体といくつかのモデルが与えられたとき、その物体と各モデルとの総合類似指数を算出する。

step2 : 算出した各モデルとの総合類似指数の大小関係を調べ、最も総合類似指数が小さいモデルをその物体のモデルとして認識する。

4.4 開発した物体の特徴量を用いた物体認識手法の評価

4.4.1 実験の目的

4.3 で述べた物体認識手法の環境の変化に対するロバスト性の評価と、色が似ているが形が異なる物体や、形は似ているが色は異なる物体であっても識別できるかの確認

を目的に、色情報ベクトルについての物体とモデルとのマハラノビス距離、最大エッジ波形についての物体とモデルとのユークリッド距離、最小エッジ波形についての物体とモデルとのユークリッド距離、総合類似指数、の各評価指標を用いた場合の物体認識実験を行う。

4.4.2 実験の方法

評価方法

物体とカメラの距離や明るさを変化させて物体の画像を撮影し、各画像中の物体とモデルとの色情報ベクトルについてのマハラノビス距離、最大エッジ波形についてのユークリッド距離、最小エッジ波形についてのユークリッド距離、および総合類似指数の各評価指標を求める。そして、各評価指標ごとに物体とカメラの距離や明るさを変化させた場合の認識率の値と変化の傾向を調べ、考案した物体の特徴量の環境の変化に対するロバスト性を評価する。また、各指標を用いた場合の各物体ごとの認識率を調べ、色が似ていて形状が異なる物体の識別や形状が似ているが色が異なる物体の識別に対して考案した認識手法が有効であるかを評価する。なお、認識率は以下の式(4.29)によって算出する。

$$\text{認識率} = \frac{\text{正しく認識した回数}}{\text{試行回数}} \quad (4.29)$$

実験で用いる機器

実験で用いるカメラは Olympus 製スチルカメラ C-100 とし、撮影する画像は 1280 × 960 とする。また、ズームや露光調節機能は用いない。また、照明環境の調節には松下電器産業製白熱ランプ LS1095 とし、取り付ける白熱電球は 100V100W の電球とする。

本実験で用いる認識対象は、互いに色は似ているが、形状は異なる物体としてスパナ、ボルト、ソケットエクステンション、六角レンチを用い、互いに形状は似ているが色が異なる物体としてラジオペンチとペンチを用いる。

各物体を図 4.18 ~ 図 4.23 に示す。

各物体のモデルの作成方法

図 4.18 ~ 図 4.23 の各物体の特徴量のモデルは物体ごとに以下の手順で作成する。



図 4.18: 実験で用いたスパナ

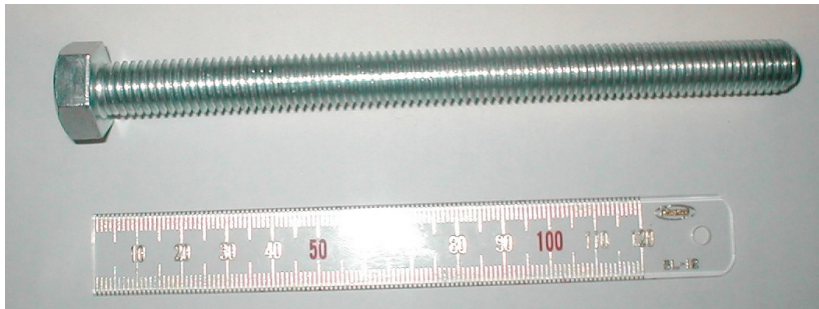


図 4.19: 実験で用いたボルト

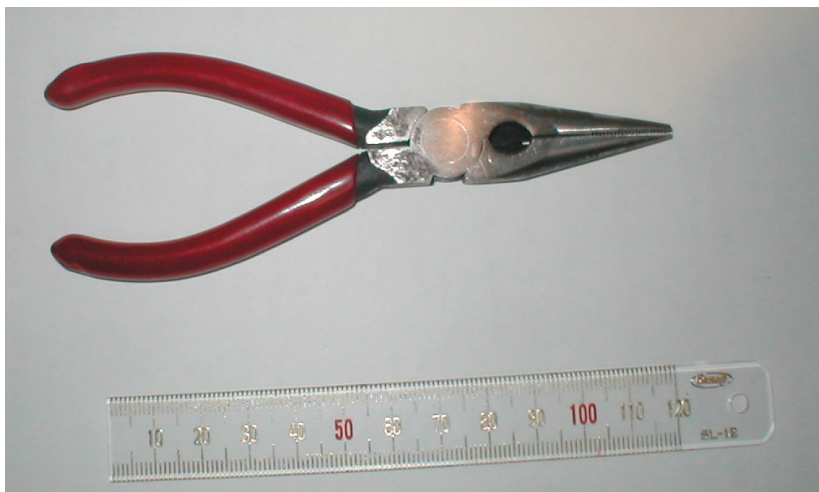


図 4.20: 実験で用いたラジオペンチ



図 4.21: 実験で用いたペンチ



図 4.22: 実験で用いたソケットエクステンション

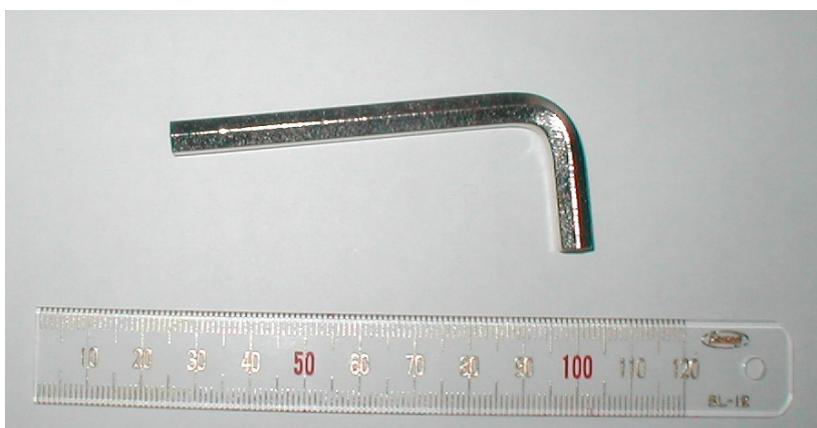


図 4.23: 実験で用いた六角レンチ

- step1 : カメラを物体から約 30cm の高さに設置し、フラッシュランプを用いて 5 枚の画像を撮影する。フラッシュランプを用いずに画像を撮影することにより物体の影の影響を排除できると考えられる。
- step2 : フラッシュランプを用いずに白熱ランプを用いて明るさを 200Lux から 800Lux まで 100Lux ずつ変え、各明るさで 5 枚ずつ撮影する。このように明るさを変えることにより、認識する際の明るさの変化に対応できると考えられる。また、このように各明るさで 5 枚の画像を取得することにより、ノイズの影響を排除できると考えられる。
- step3 : step1 と step2 によって得た 40 枚のモデル画像のそれぞれから、色情報ベクトルを抽出し、得た 40 個の色情報ベクトルをマハラノビス距離を求めるための学習ベクトルとする。
- step4 : フラッシュランプを用いて作成した画像から 1 枚を任意に選び、その画像から最大エッジ波形と最小エッジ波形を抽出し、4.3.4 で述べた補間方法により、各エッジ波形を整形する。
- step5 : 物体の回転に対応するため、step4 で得た最大エッジ波形と最小エッジ波形のそれぞれに対して、図 4.24 に示すようにエッジ波形の最初の 5 つの要素を順次最後尾に移動させエッジ波形を生成する操作を 72 回繰り返し、得られた 72 個の最大エッジ波形と 72 個の最小エッジ波形をそれぞれの固有空間法を用いる際の学習ベクトルとする。

入力画像の撮影方法

図 4.18 ~ 図 4.23 に示した 6 種類の物体ごとに、物体とカメラの距離を 40cm から 10cm ずつ 130cm までの 10 段階で変化させ、各距離でフラッシュランプを用いた場合と、フラッシュランプを用いず白熱ランプによって明るさを約 200Lux、300Lux、500Lux、600Lux の 4 段階で変えた場合の計 5 つの場合で画像を撮影する。物体は図 4.25 のように画像ごとに置き方を適当に変えて置き、ほぼ真上から撮影する。なお、物体の背景には白いシートを敷いておき、物体の領域を抽出しやすいようにしておく。こうして各物体ごと合計 50 枚、全体で 300 枚の入力画像を取得する。

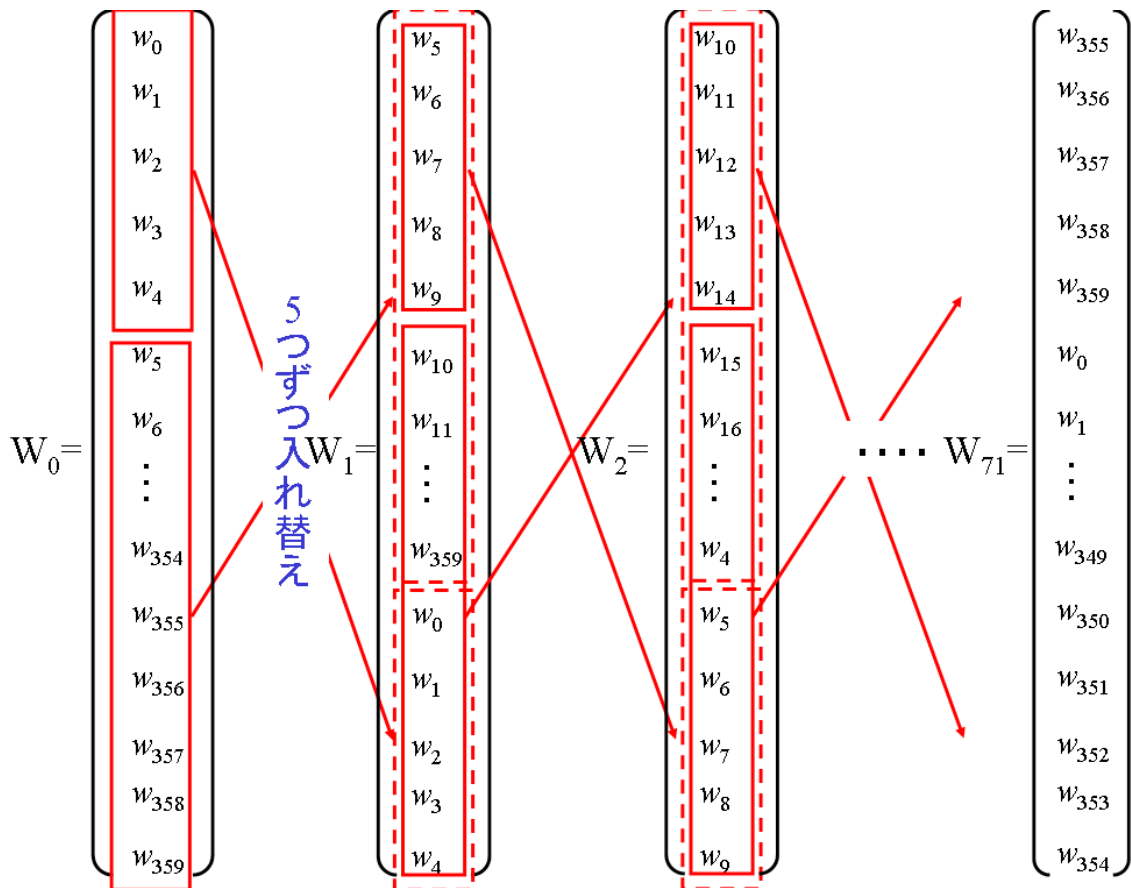


図 4.24: エッジ波形の生成



図 4.25: 互いに異なる置き方のペンチの画像

4.4.3 実験の結果

各物体ごとに 50 枚ずつ撮影した 300 枚の画像の認識結果について、物体とカメラの距離の変化に対する各評価指標の認識率を図 4.26 に、明るさの変化に対する各評価指標の認識率を図 4.27 に示す。また、各物体ごと 50 枚の画像の認識結果について、物体とカメラの距離の変化に対する各指標の認識率と、明るさの変化に対する各指標の認識率を図 4.28 ~ 図 4.39 に示す。また、各評価指標の全画像に対する認識率を表 4.1 に示す。

表 4.1: 各評価指標の認識率

評価指標	認識率
最大エッジ波形	0.847
最小エッジ波形	0.553
色情報ベクトル	0.330
総合類似指数	0.773

4.4.4 結果の考察

各評価指標を用いて物体を認識した場合の物体とカメラの距離の変化に対するロバスト性について図 4.26 から、どの評価指標についても、物体とカメラの距離が変化しても認識率に大きな変化はなく、考案した特徴量とその照合方法は物体とカメラの距離の変化に対してロバストであると言える。

各評価指標を用いて物体を認識した場合の明るさの変化に対するロバスト性について図 4.27 から、最大エッジ波形、最小エッジ波形、色情報ベクトルを用いて認識した場合には、300Lux の時に認識率が低下している。総合類似指数を用いて物体を認識した場合には、300Lux でも認識率の低下は見られず、また明るさが変化しても認識率に大きな変化は見られない。よって、考案した特徴量とその照合方法について、最大エッジ波形、最小エッジ波形、色情報ベクトルは場合によっては認識率が低下する場合があるが、総合評価指数は明るさの変化に対してロバストであると言える。

各物体ごとに各評価指標を用いた場合の認識率を見ると、図 4.28、図 4.29 からスパナの認識については色情報ベクトルを用いた場合の認識率が高い値となっているが、図 4.30、図 4.39 によると他の物体については色情報ベクトルは認識率が低い。特に、他の

物体と色が異なるものとして用意したラジオペンチの認識について、図 4.37、図 4.36 から色情報ベクトルは他の評価指標よりも低い値となっている。全体的に見て、最大エッジ波形を用いて物体認識を行った場合には他の評価指標を用いた場合に比べ高い認識率を示している。ただし、物体によっては最小エッジ波形を用いた場合のほうが高い認識率を示している。

これらから、本実験で認識対象として選択した物体の認識では、色情報ベクトルはそれほど有効な特徴量ではなく、一方で、最大エッジ波形と最小エッジ波形は各物体を認識する上で有効な特徴量であることが分かる。

全体として、最大エッジ波形を用いた場合の認識率は 84.7%、最小エッジ波形を用いた場合の認識率は 55.3%、色情報ベクトルを用いた場合の認識率は 33.0%、総合類似指数の認識率は 77.3%であった。今回の実験で用いた物体では色がそれほど大きく違わなかったため、最大エッジ波形のみを用いた場合が認識率が最も良い結果となった。認識失敗の原因として色情報ベクトルについては各物体で色の差がそれほど大きくなかったことが原因と考えられる。最大エッジ波形や最小エッジ波形を用いた場合の認識失敗は、エッジ抽出と領域分割が正確に行われていなかったことが主な原因と考えられ、認識率を向上させるためにはより精度よくエッジを抽出し領域分割できる方法を考案する必要がある。

4.4.5 実験のまとめ

4.3 で開発した物体認識手法の、物体とカメラの距離や明るさの変化に対するロバスト性の評価と、色が似ているが形が異なる物体や、形は似ているが色は異なる物体であっても識別できるかを確認することを目的に、スパナ、ボルト、ペンチ、ラジオペンチ、ソケットエクステンション、六角レンチを対象として認識実験を行った。

実験の結果、考案した特徴量は物体とカメラの距離の変化や明るさの変化に対してロバストであることが確認できた。色が似ているが形状が異なる物体や形状は似ているが色は異なる物体の識別について、最大エッジ波形と最小エッジ波形を用いた認識手法の有効性を確認することができたが、色情報ベクトルを用いた認識手法の有効性は確認できなかった。

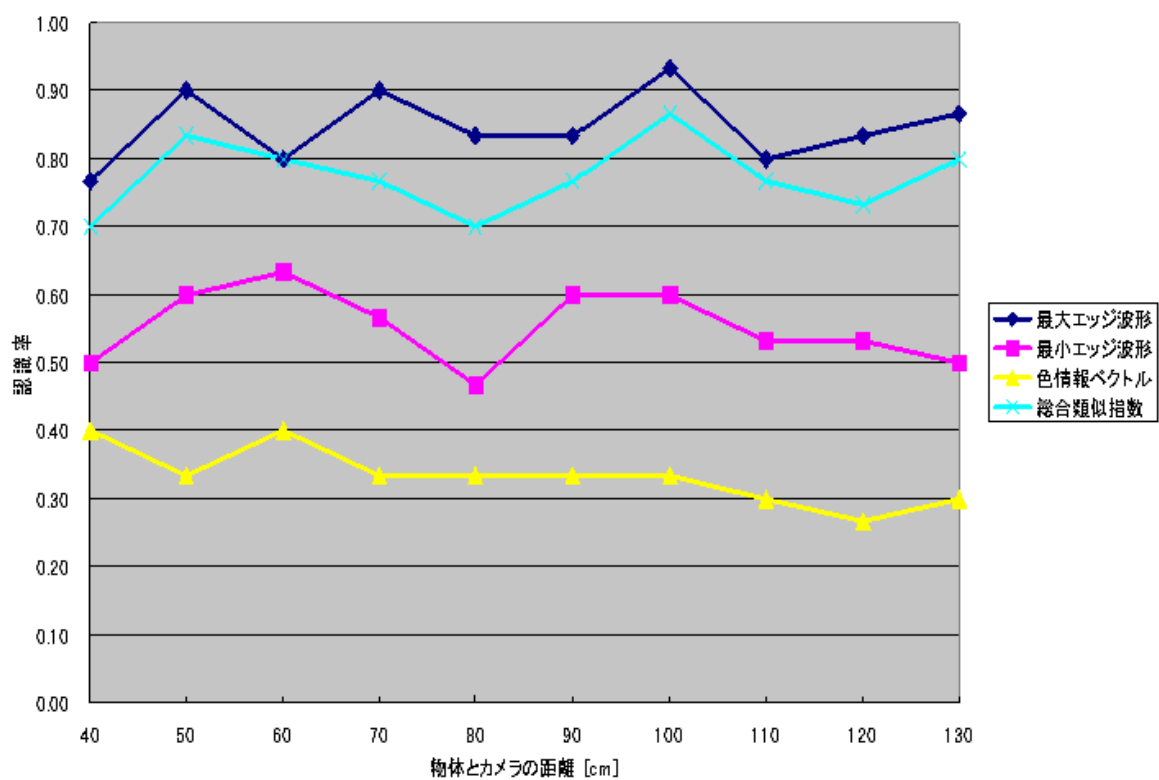
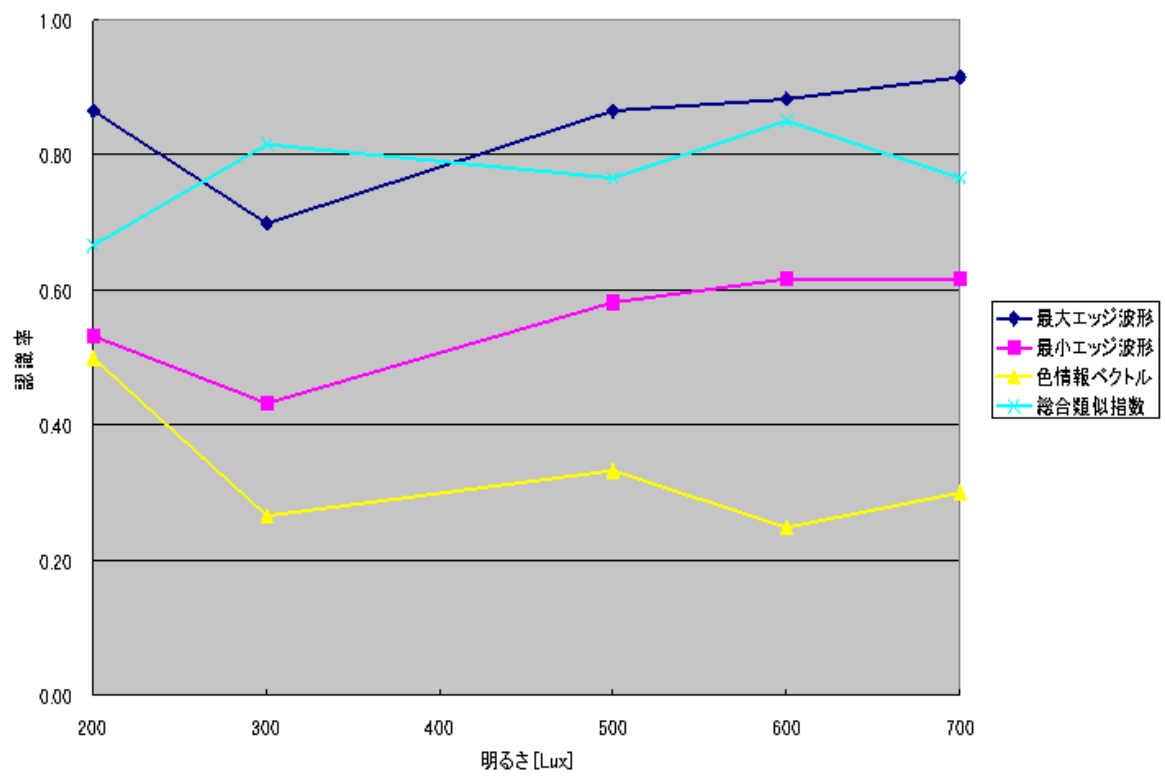


図 4.26: 物体とカメラの距離の変化に対する各評価指標を用いた場合の認識率



注意：700Lux の点はフラッシュランプを用いて撮影した画像の認識結果である。

図 4.27: 明るさの変化に対する各評価指標を用いた場合の認識率

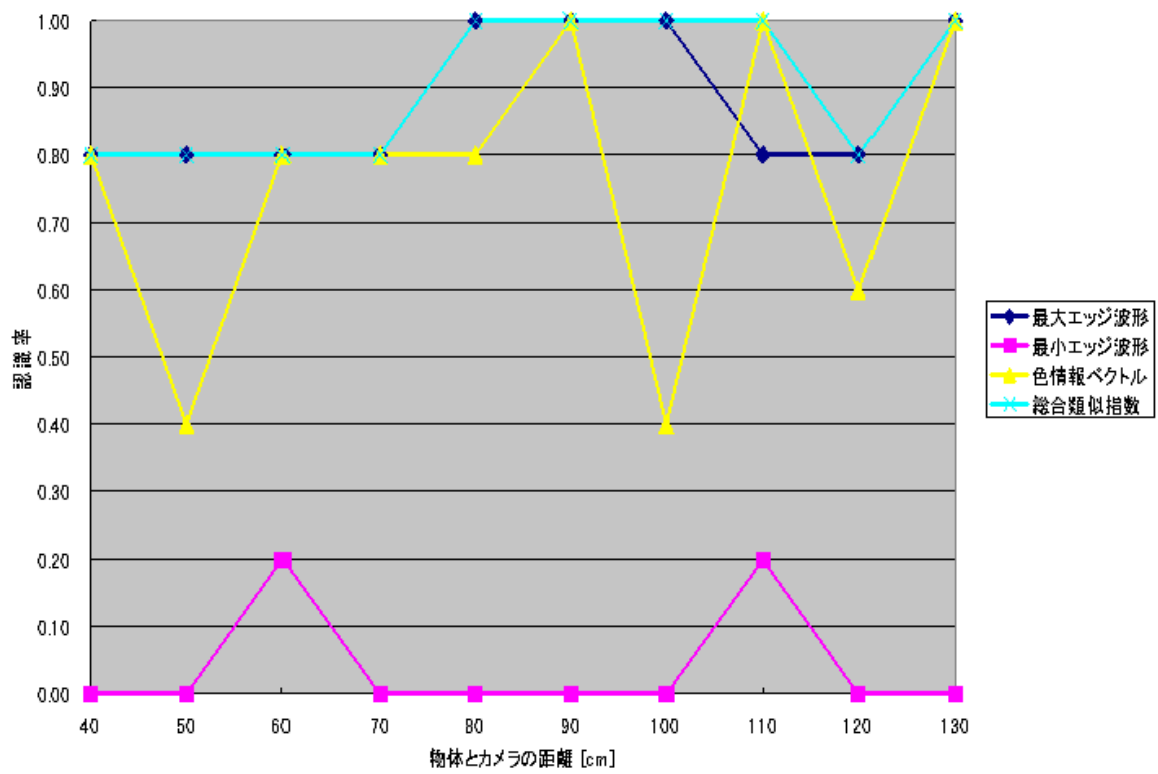
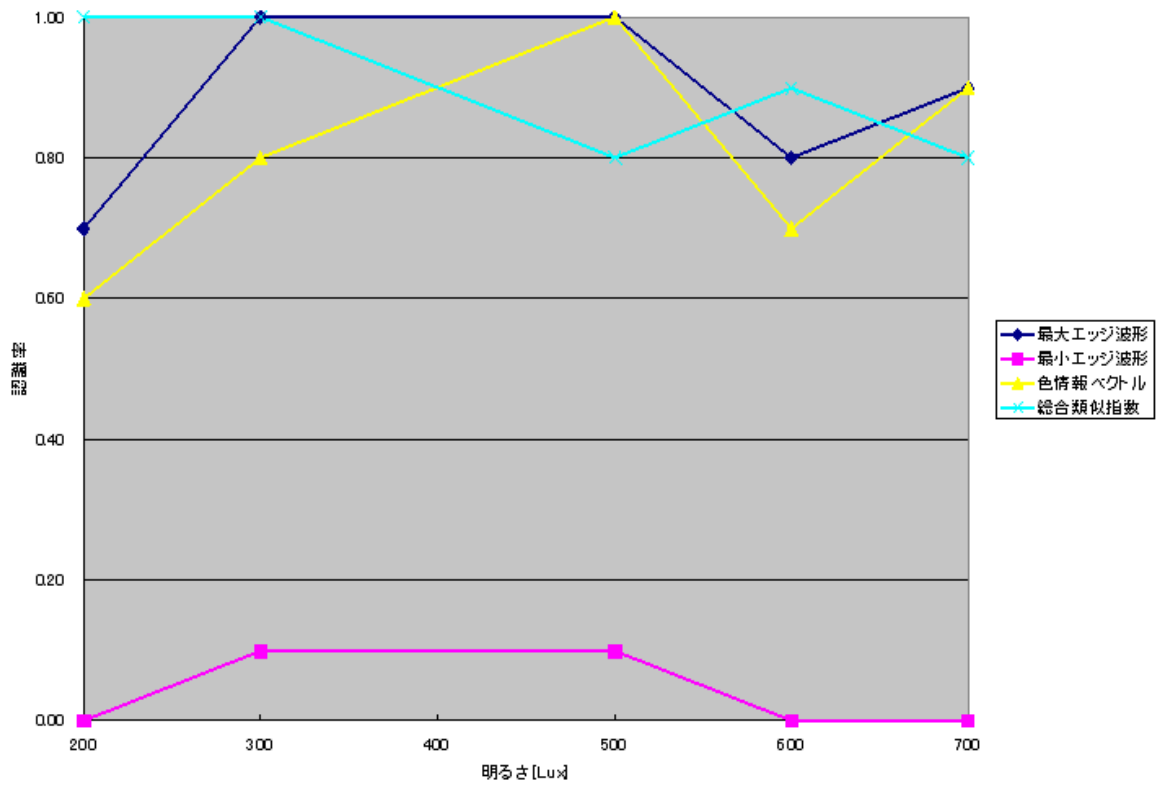


図 4.28: 物体とカメラの距離の変化に対する各評価指標を用いた場合のスパナの認識率



注意：700Lux の点はフラッシュランプを用いて撮影した画像の認識結果である。

図 4.29: 明るさの変化に対する各評価指標を用いた場合のスパナの認識率

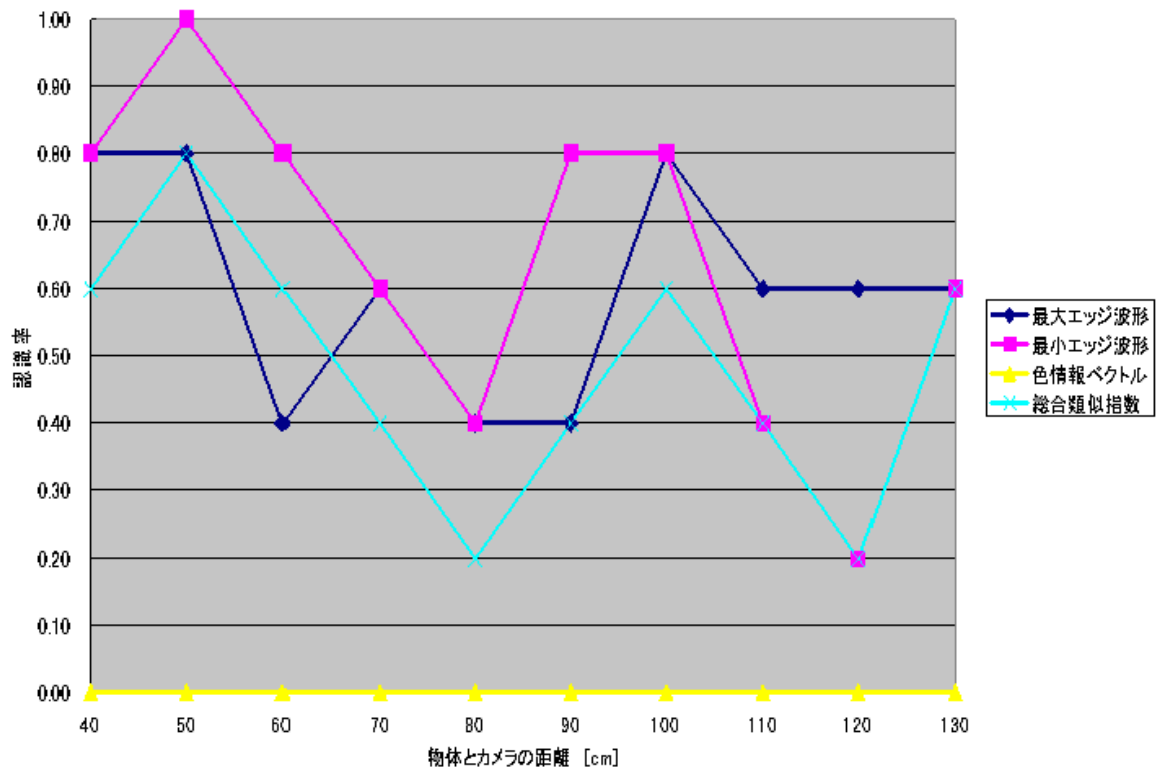
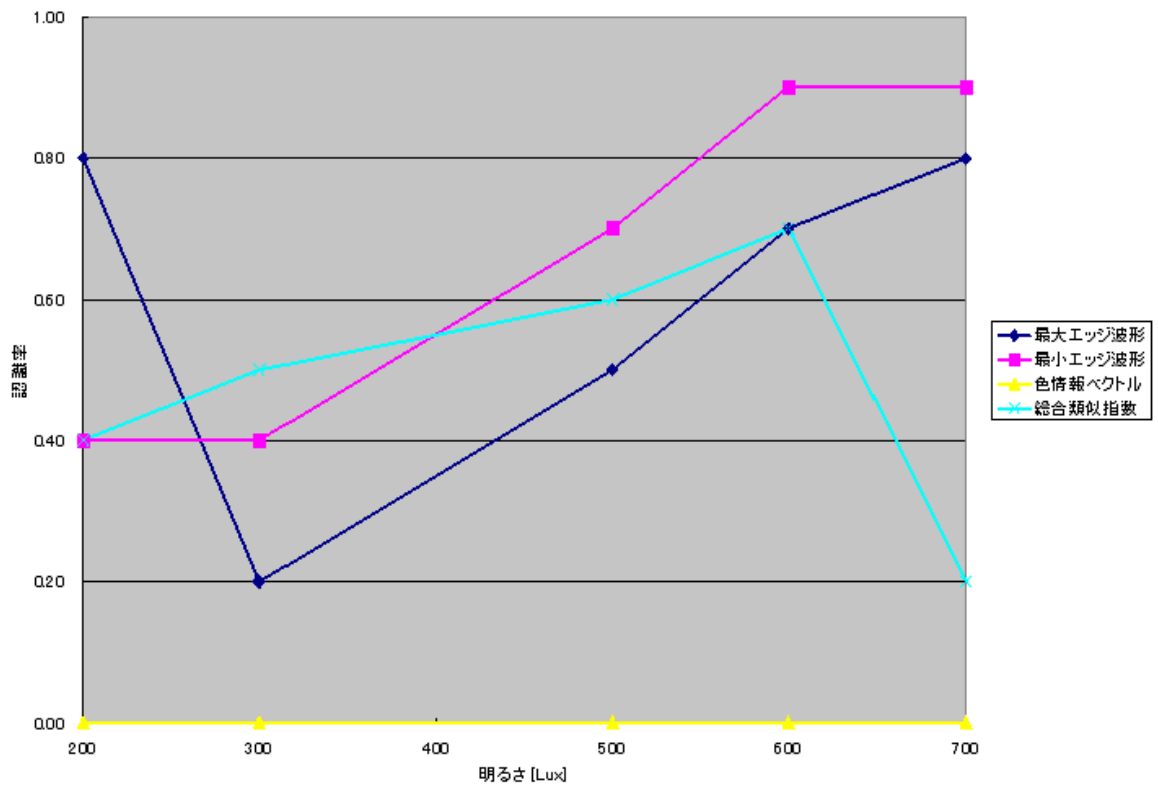


図 4.30: 物体とカメラの距離の変化に対する各評価指標を用いた場合のボルトの認識率



注意：700Lux の点はフラッシュランプを用いて撮影した画像の認識結果である。

図 4.31: 明るさの変化に対する各評価指標を用いた場合のボルトの認識率

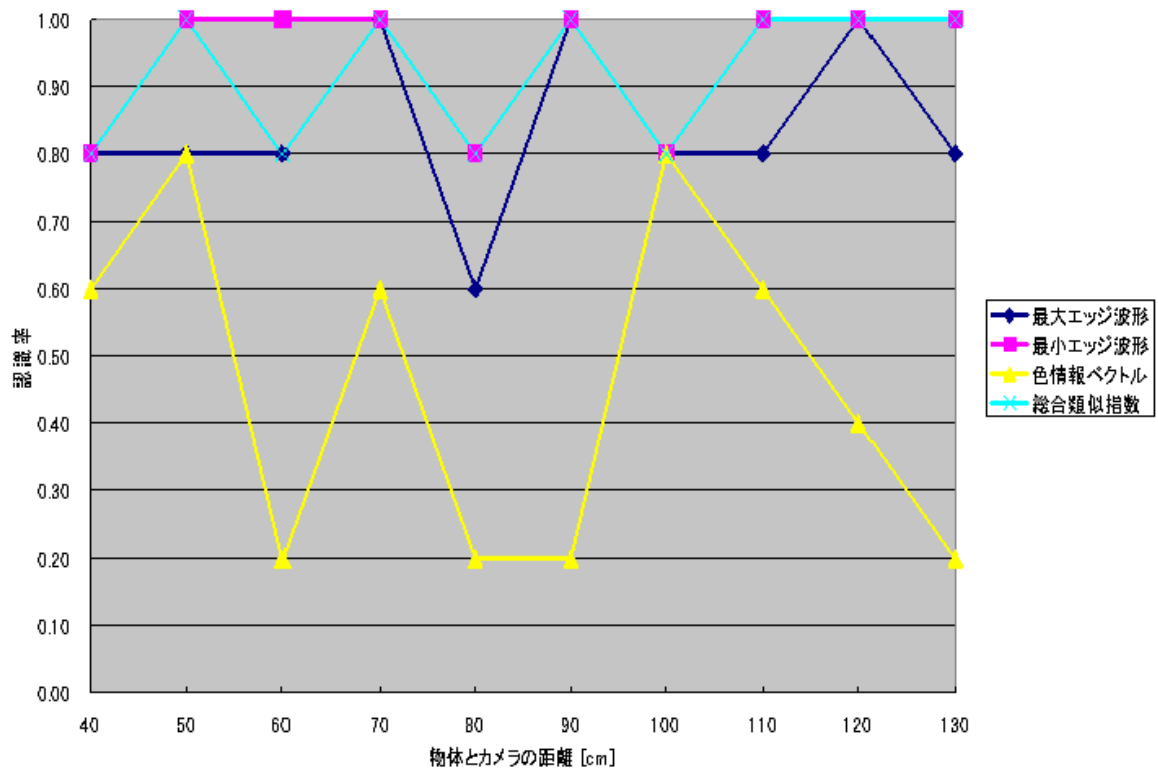
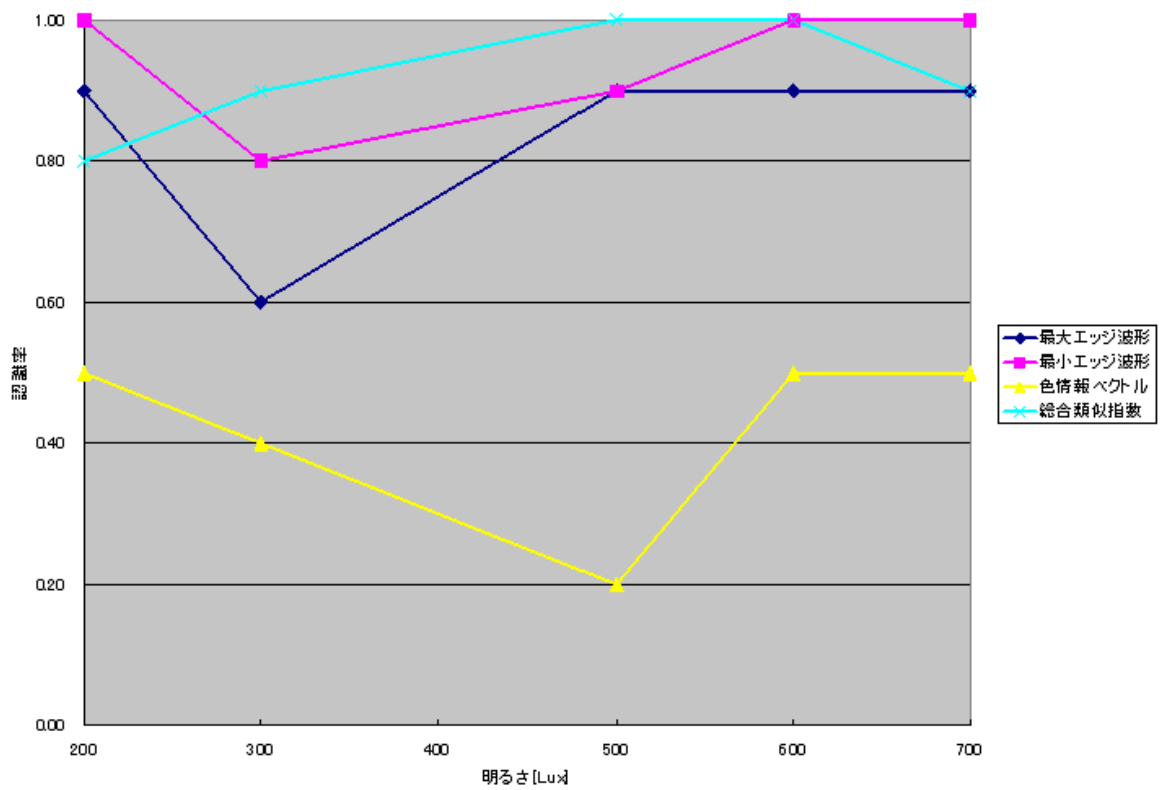


図 4.32: 物体とカメラの距離の変化に対する各評価指標を用いた場合の六角レンチの認識率



注意：700Lux の点はフラッシュランプを用いて撮影した画像の認識結果である。

図 4.33: 明るさの変化に対する各評価指標を用いた場合の六角レンチの認識率

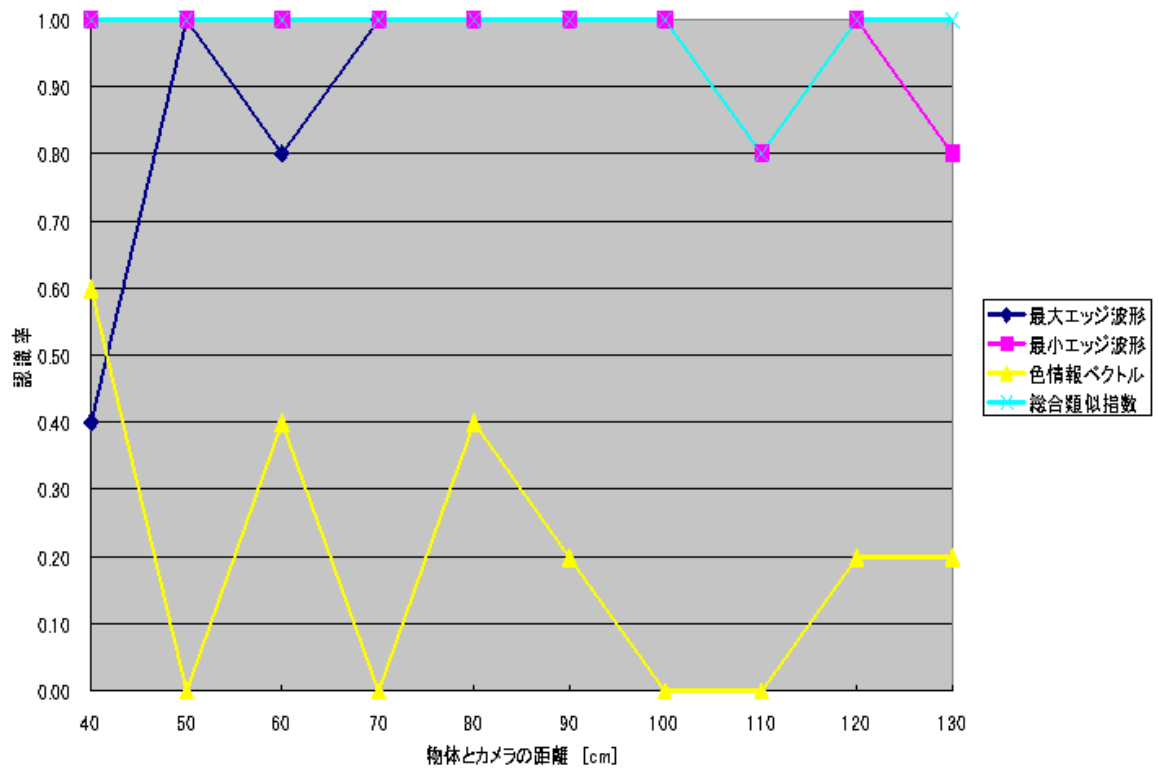
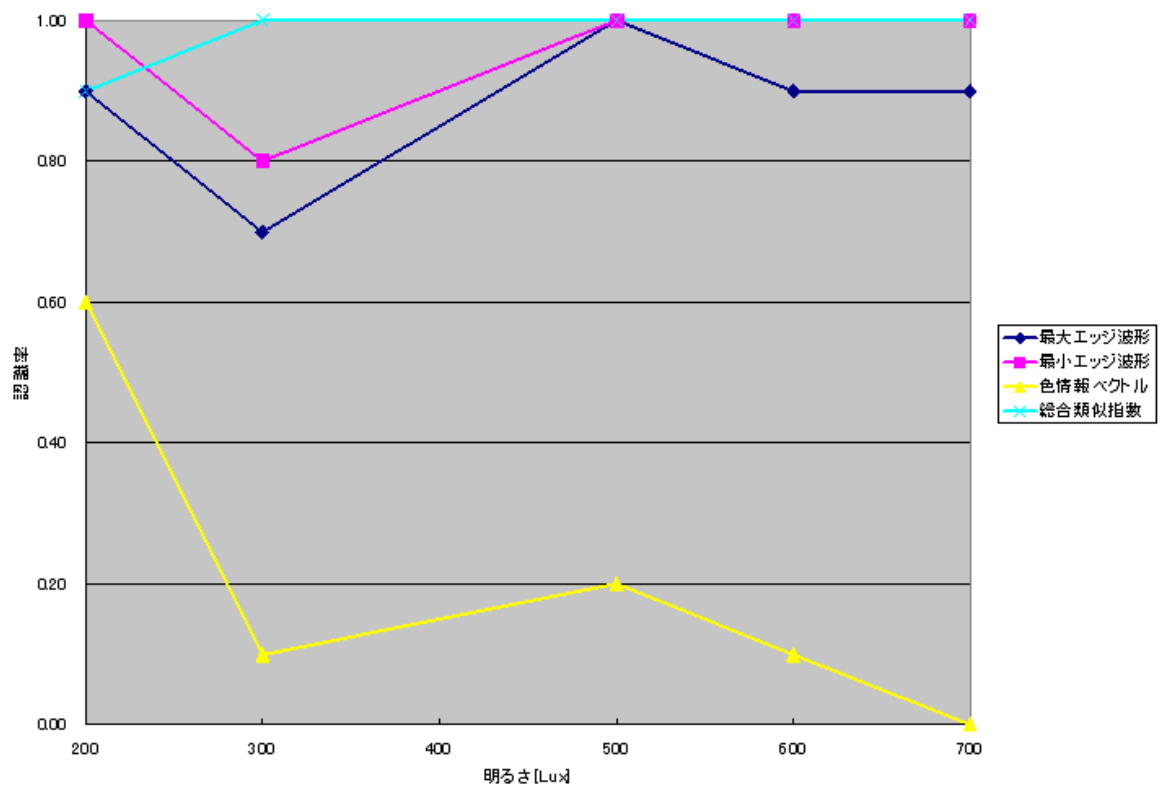


図 4.34: 物体とカメラの距離の変化に対する各評価指標を用いた場合のソケットエクステンションの認識率



注意：700Lux の点はフラッシュランプを用いて撮影した画像の認識結果である。

図 4.35: 明るさの変化に対する各評価指標を用いた場合のソケットエクステンションの認識率

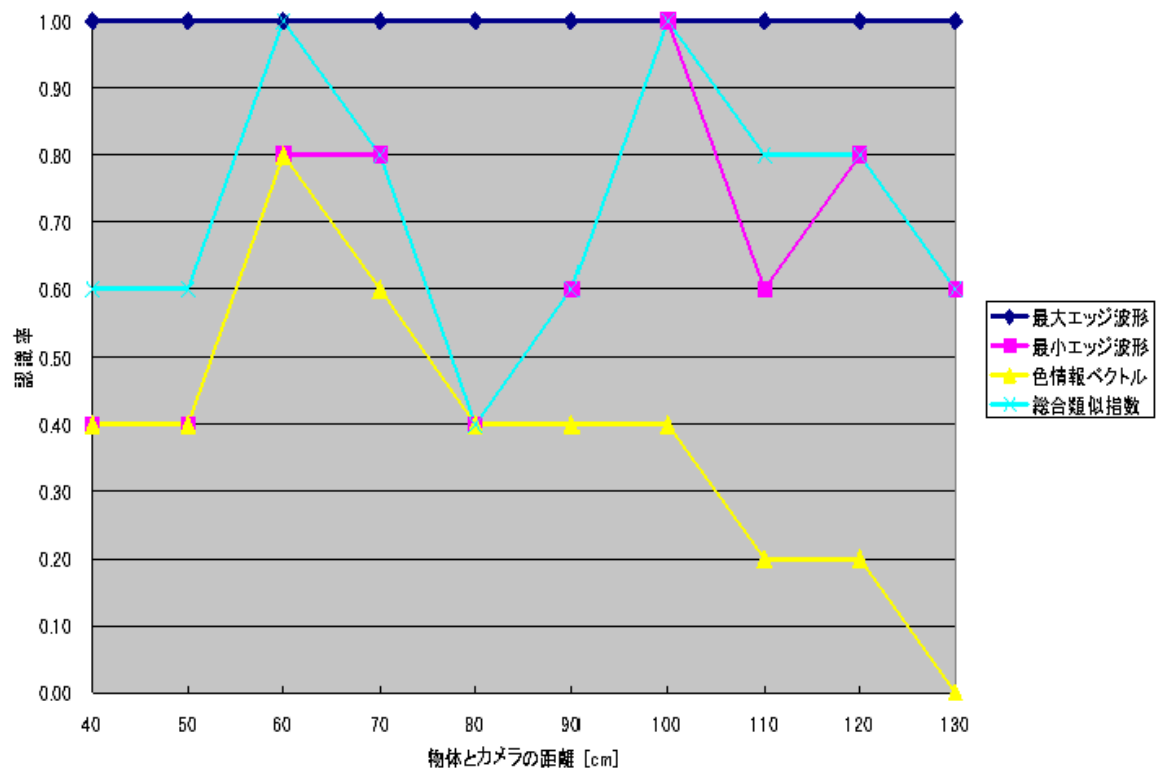
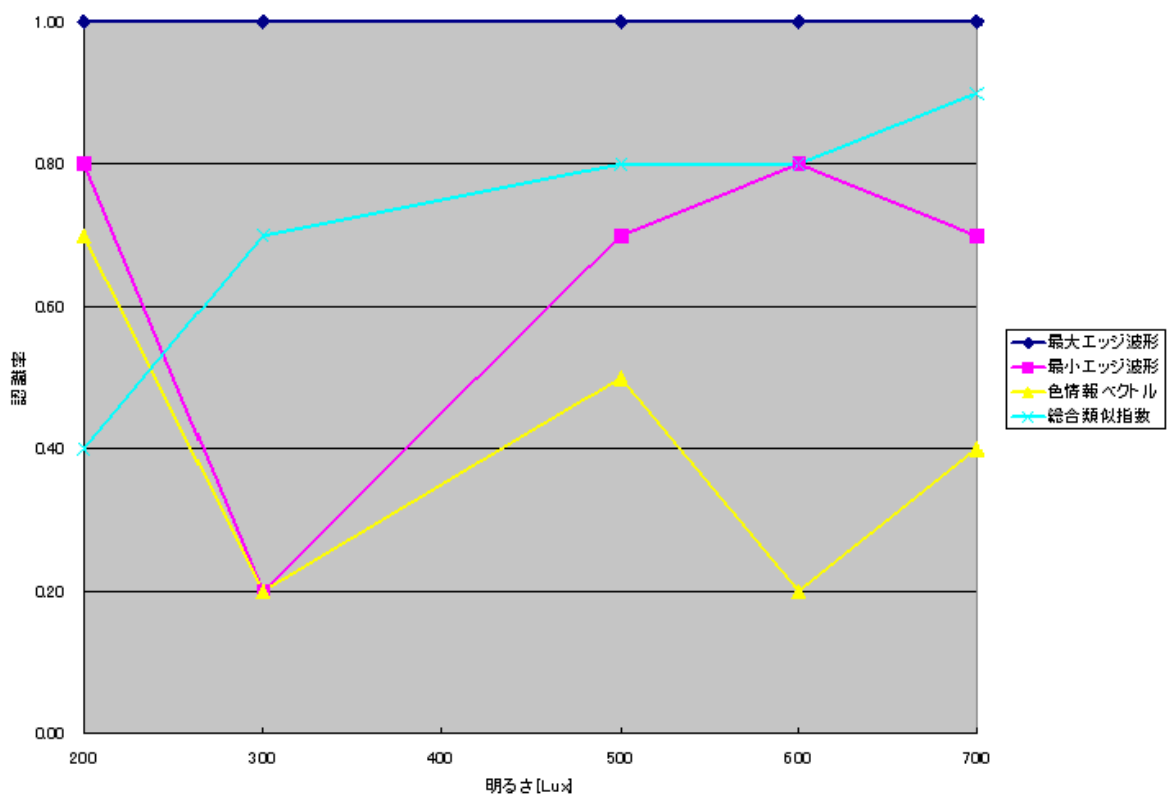


図 4.36: 物体とカメラの距離の変化に対する各評価指標を用いた場合のラジオペンチの認識率



注意：700Lux の点はフラッシュランプを用いて撮影した画像の認識結果である。

図 4.37: 明るさの変化に対する各評価指標を用いた場合のラジオペンチの認識率

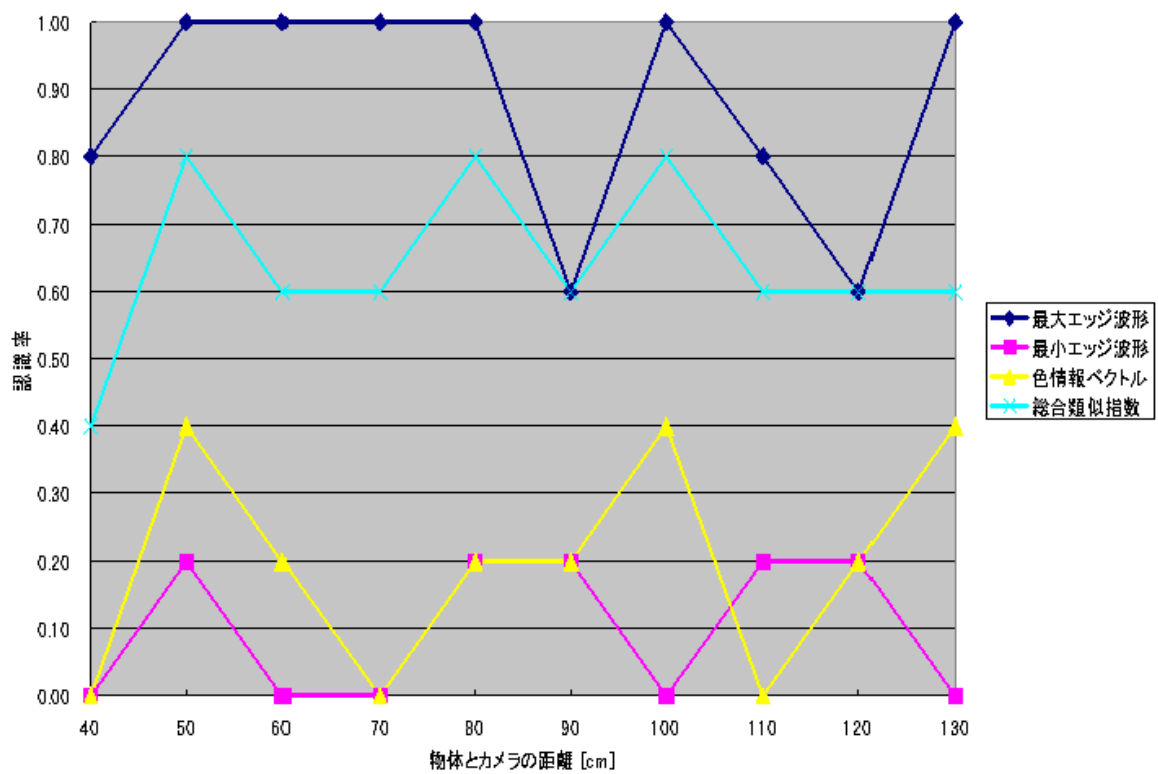
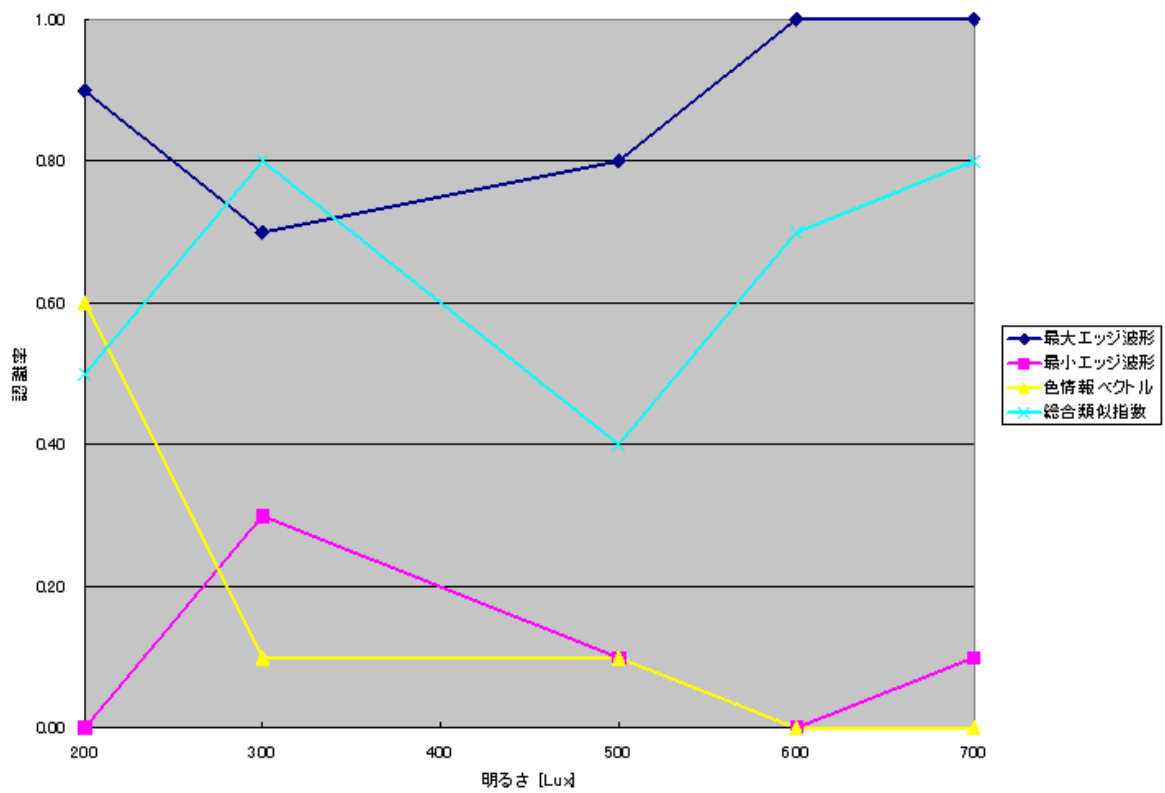


図 4.38: 物体とカメラの距離の変化に対する各評価指標を用いた場合のペンチの認識率



注意：700Lux の点はフラッシュランプを用いて撮影した画像の認識結果である。

図 4.39: 明るさの変化に対する各評価指標を用いた場合のペンチの認識率

4.5 まとめ

本章では物体の特徴量を用いた物体認識手法について、従来の手法では物体とカメラの距離や、明るさが変化した場合に「モデル画像の恒常的不足の問題」が起こることを述べ、物体とカメラの距離や明るさが変化した場合でもロバストに抽出できる物体の特徴量として色情報ベクトルとエッジ波形を考案した。次いで、考案した特徴量を用いた物体認識手法を開発し、考案した特徴量のロバスト性と物体認識における有効性の評価実験について述べた。評価実験の結果、考案した特徴量が物体とカメラの距離や明るさが変化した場合でもロバストな特徴量であることを確認した。また、エッジ波形については物体認識を行う際に有効な特徴量であることを確認した。一方、色情報ベクトルについては物体認識を行う際の有効性は確認できなかった。

今後の課題としては、色は明確に異なっているが形状が同じ物体を用いて、色情報ベクトルの物体認識を行う上での有効性を再度評価することが挙げられる。また、最大エッジ波形や最小エッジ波形を用いた場合の誤認識はエッジを精度よく抽出できなかったことが主な原因と考えられるため、より精度よくエッジ抽出できる方法の考案も今後の課題となる。

第 5 章 結論

本研究では、画像処理を用いた物体認識手法について、その実用化に向けた技術的課題の解決方法を考案した。

まず、第 2 章で、本研究の背景としてユビキタスコンピューティングの実現に向け、インタフェース技術の高度化が求められていることを述べ、インタフェース技術の高度化を実現するための要素技術として画像処理を用いた物体認識手法が注目されていることを述べた。次いで、画像処理を用いた物体認識手法には、3次元画像を用いた物体認識手法、マーカを用いた物体認識手法、物体の特徴量を用いた物体認識手法の3つ手法があることを述べ、3つの物体認識手法についてそれぞれ特徴を述べた後、3次元画像を用いた物体認識手法の実用化は現時点では難しいことを述べた。その後、マーカを用いた物体認識手法と物体の特徴量を用いた物体認識手法を実用化する場合、物体の周囲の明るさや物体とカメラの距離、撮影角度が変化した場合にもロバストに認識できる手法が必要となることを述べ、環境の変化に対してロバストに認識できるマーカを用いた物体認識手法と物体の特徴量を用いた物体認識手法の開発を本研究の目的とすることを述べた。

第 3 章では、マーカを用いた物体認識手法の開発について、まず、従来手法ではマーカとカメラの距離が大きくなった場合や、マーカがカメラに向けて光を強く反射した場合にマーカを認識できない原因について述べ、このような場合でも認識できるマーカの設計と設計したマーカの認識手法の開発について述べた。開発したマーカとその認識手法の評価実験によって、従来のマーカに比べ、距離が大きくなった場合や強い光がマーカに当たる場合でもロバストに認識できることを確認した。

第 4 章では、物体の特徴量を用いた物体認識手法の開発では、従来手法では物体とカメラの距離や明るさが変化した場合に「モデル画像の恒常的不足の問題」が発生することを述べ、物体とカメラの距離や明るさが変化した場合でもロバストに抽出できる物体の特徴量として考案した色情報ベクトルとエッジ波形について述べた。さらに考案したこれらの特徴量を用いた物体認識手法の開発と、開発した手法の物体とカメラの距離や明るさが変化した場合に対するロバスト性評価実験について述べた。実験の結果、考案した特徴量は物体とカメラの距離や明るさの変化に対してロバストであることを確認した。さらに、エッジ波形と色情報ベクトルのそれぞれについて、認識

の際の有効性を評価し、エッジ波形は物体認識を行う上で有効な情報であることを確認した。一方、色情報ベクトルについては実験に用いた物体の色が似ていたため、認識する上での有効性を確認できなかった。

本研究によって、画像処理を用いた物体認識手法の環境の変化に対するロバスト性の向上を図るための知見を得ることができた。特にマーカについては非常に大きい成果が得られた。現在、本研究で開発したマーカについて特許の申請準備中である（平成16年2月4日現在）。

今後の研究の展望として、3.5 や 4.5 で述べた各手法における技術的課題を解決するとともに、本研究で開発した手法と画像処理を用いた物体追跡手法^{[28][29]}を組み合わせ、各物体ごとの認識だけでなく、状況の変化そのものを認識する手法の開発なども将来研究として考えられる。また、本研究で開発した手法を用いた具体的なインタフェースの開発として、原子力プラント内作業についての作業ナビゲーションシステムのための作業対象認識システムや、老人や身体障害者の生活支援を目的とした介護支援システムの状況認識システム、あるいは、身振り手振りによって人とコンピュータがコミュニケーションを取れるマルチモーダルインタフェースやノンバーバルインタフェースなどを開発していきたい。

謝 辞

本論文の執筆に当たり、数多くの方々のご協力をいただきました。ご感謝の意をこめてここにお一人ずつ謝意を表明いたします。

吉川榮和教授には、私が5回生でこの研究室に配属になって以来、研究への態度や研究の進め方、考え方、論文執筆の方法など全ての研究活動に対してご指導・ご鞭撻いただきました。特にあらぬ方向に進み勝ちだった私の研究に対し、さまざまな助言をいただけたことは感謝の言葉ありません。ここに心よりの感謝の意を表明いたします。

下田宏助教授には、5回生の卒業研究以来、様々なお言葉をいただきました。特に卒業論文や修士論文執筆期にスパイス(?)の利いたハツパをかけてくださったことはよい心の刺激になりました。また、研究の進め方や実験の進め方について数多くの助言をいただきましたことに対し、ここに心よりの感謝を表明いたします。

石井裕剛助手には、5回生の研究室配属以来、研究ついでのご指導をいただきました。特に修士研究について直接ご指導いただきましたことに心より感謝いたします。それに増して、修士1回生時に参加した北海道大学でのヒューマンインタフェースシンポジウムの時には、非常に美味なる海の幸を食する機会を与えてくださりました。小樽で奢って頂いた特上ちらしは本当に美味しかったです。ここに心よりの感謝を表明いたします。

同期の服部貴司さん(M2.5)、富田大輔君、松井康司君、山崎雄一郎君、陽明さん、城田さん。お互い励ましあい、ともに研究を進めてくれたことを心よりうれしく思います。皆さんのおかげで非常に有意義な学生生活を送ることができました。心より御礼申し上げます。特に、山崎雄一郎君とはお互い卒業研究で死線を潜り抜けてきた仲であり、お互い研究室で漢として生きてくれたことは、ある意味誇り、ある意味・・・となっています。

三菱電機のWu Weiさんには特許の件などで様々にお世話になりました。心より御礼申し上げます。

論文執筆にあたり、実験の手伝いや誤字訂正にご協力いただきました、吉川研究室の修士1回生の今木智隆君、河内美佐さん、西村泰典君に個心より御礼申し上げます。

谷友美秘書、吉川万里子秘書には研究を進めるに当たり、さまざまな身の回りの世

話をいただきました。心より御礼申し上げます。

その他の研究室の皆様にも、ここに御礼申し上げます。



ヒューマンインタフェースシンポジウムの懇親会より

参考文献

- [1] Mark Weiser:”The Computer for the 21st Century”,Scientific American,265(3),pp.94-104 (1991)
- [2] 椎尾 一郎, 安村 通晃, 福本 雅明, 伊賀 聡一郎, 増井 俊之:”モバイル&ユビキタスインタフェース”, ヒューマンインタフェース学会論文誌,Vol.5 No.3,pp.313-321 (2003)
- [3] 松山隆司, 久野義徳, 井宮 淳 編:”コンピュータビジョン 技術評論と将来展望”, 新技術コミュニケーションズ (1998)
- [4] 日本自動販売機工業会
http://www.jvma.or.jp/infoma/info_qa_kiko.html
- [5] 栗原 雅:”特集 1 IC タグの真実”, 日経コンピュータ 2003 年 8 月 11 日号, pp.48-67 (2003)
- [6] 日高 俊明, 日本ロボット工業会:”今日から物知りシリーズ とことんやさしいパーソナルロボットの本”, B&T ブックス, 日刊工業新聞社 (2003)
- [7] Jun Rekimoto, Katashi Nagao:”The World through the Computer: Computer Augmented Interaction with Real World Environments”, Proceedings of UIST’95, pp.29-36, (1995)
- [8] ARToolKit
<http://www.equator.ecs.soton.ac.uk/projects/artoolkit/>
- [9] 村瀬 洋, Shree K.Nayar:”2次元照合による3次元物体認識-パラメトリック固有空間法-”, 電子情報通信学会論文誌,D-II Vol.J77-D-II No.11, pp.2179-2187 (1994)
- [10] 山田 啓一, 水野 守倫:”領域分割を用いた画像による駐車車両検出法”, 電子情報通信学会論文誌,D-II Vol.J82-D-II No.12, pp.2316-2324 (1999)
- [11] 吉田 達哉:”ベクトル量子化を用いた車両の認識とクラス分類”,2001 年度東京大学大学院工学系研究科電子情報工学専攻修士論文 (2002)

- [12] 長谷川 修, 森島 繁生, 金子 正秀:”顔の情報処理”, 電子情報通信学会論文誌,D-II Vol.J84-D-II No.7, pp.2047-2065 (1997)
- [13] 中田 康之, 安藤 護俊:”色抽出と固有空間法を用いた読唇処理”, 電子情報通信学会,D-II Vol.J85-D-II No.12, pp.1813-1822 (2002)
- [14] 齊藤 剛史, 金子 豊久:”花と葉による野草の自動認識”, 電子情報通信学会論文誌,D-I I Vol.J84-D-II No.7, pp.1419-1429 (2001)
- [15] 天野 敏之:”固有空間法による距離画像照合と認識”,2000 年度大阪大学大学院基礎工学研究科博士論文 (2001)
- [16] 鳥脇 純一郎:”3次元デジタル画像処理”, 昭晃堂 (2002)
- [17] 暦本 純一:”2次元マトリックスコードを利用した拡張現実感の構成手法”, Workshop on Interactive Systems and Software (WISS'96) 発表論文集,pp.199-208 (1996)
- [18] 加藤 博一, Mark Billingham, 浅野 浩一, 橘 啓八郎:”マーカー追跡に基づく拡張現実感システムとそのキャリブレーション”, 日本ヴァーチャルリアリティ学会論文誌,TVRSJ Vol.4 No.4, pp.607-619 (1999)
- [19] ハフ変換の基礎, <http://www-vox.dj.kit.ac.jp/kawanisi/study/hough.html>
- [20] 日本電気制御機器工業会:”画像処理システム用語ハンドブック”, 日本電気制御機器工業会 (1999)
- [21] FEST Project 編集委員会:”新実線画像処理”, 株式会社 Linx 出版事業部 (2001)
- [22] 青竹 雄介:”Eye-Sensing HMD による視覚系指標の実時間計測と適応型 CAI への応用に関する研究”,1999 年度京都大学大学院エネルギー科学研究科エネルギー社会環境科学専攻修士論文 (2000)
- [23] H.D.Cheng, X.H.Jiang, Y.Sun, Jingli Wang:”Color image segmentation: advances and prospects”,Pattern Recognition No.34 pp.2259-2281 (2001)
- [24] 高橋 圭子, 松浦 正樹, 杉山 岳弘, 阿部 圭一:”人間による画像の色分類結果と領域分割結果に基づいた色空間の比較評価”, 電子情報通信学会,D-II Vol.J84-D-II No.7, pp.1378-1388 (2001)

- [25] 朝日和哉, 渡辺俊典, 菅原 研, 横山貴紀:”多次元特徴量直方体を用いたアピアランスベースオブジェクト認識手法””, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU2002-259, pp.99-104, (2003)
- [26] 藤本 泰史, 岩佐 英彦, 横矢 直和, 竹村 治雄:”固有空間内の軌跡の類似性に基づく動画像検索”, 電子情報通信学会技術研究報告,PRMU96-110, pp.49-56 (1996)
- [27] 大場 光太郎, 池内 克史:”局所固有空間法による金属物体の安定認識”, 電子情報通信学会論文誌,D-II Vol.J80-D-II No.2, pp.3147-3154 (1997)
- [28] Eric Marchand, Patrick Bouthemy, Fracois Chaumette:”A 2D-3D model-based approach to real time visual tracking”, Image and Vision Computing Vol.19, Issue 13, pp.941-955 (2001)
- [29] Ediz Polat, Mohammed Yeasin, Rajeev Sharma:”A 2D/3D model-based object tracking framework”, Pattern Recognition Vol.36, No.9, pp.2127-2141 (2003)