

配線自動化のためのワイヤハーネスの画像認識

米田 雅樹^{†1} 岡谷 貴之^{†1} 出口 光一郎^{†1}

自動車の配線に使用されるワイヤハーネスの姿勢を画像上で認識する方法を述べる。ワイヤハーネスは、その柔軟性による姿勢変化の自由度の高さと、画像特徴の乏しさから、画像認識の対象としてはかなり難しい部類に入る。本稿ではこの困難さを解決するため、互いに階層構造を持つ複数の部分にわけてワイヤハーネスを表現し、その階層構造をそのワイヤハーネス自体が持つグラフ構造と緩く対応づける。各部分ごとの画像の類似度と、階層構造が与える各部分の相互関係の制約条件の2つを使って、ワイヤハーネスの各部分の画像上の位置を決定する。いくつかの実験結果を通じて、この手法の有効性を示す。

Visual Recognition of Wire Harnesses for Automated Wiring

MASAKI YONEDA,^{†1} TAKAYUKI OKATANI^{†1}
and KOICHIRO DEGUCHI^{†1}

This paper presents a method for recognizing the pose of a wire harness in a given image; wire (or cable) harnesses are commonly used in the wiring of automobiles. Wire harnesses can be categorized into a difficult class of objects for visual recognition because of the high degrees of freedom of its pose variation due to its flexibility as well as lack of rich image features. To cope with these difficulties, the proposed method represents a wire harness by a combination of the parts that have a hierarchical structure, which are loosely related to the graph structure of the wire harness itself. The method estimates the position of each part by using the visual similarity of each part as well as the constraint on the positional relation among the parts imposed by the hierarchical structure. We show the efficacy of this method through several experimental results.

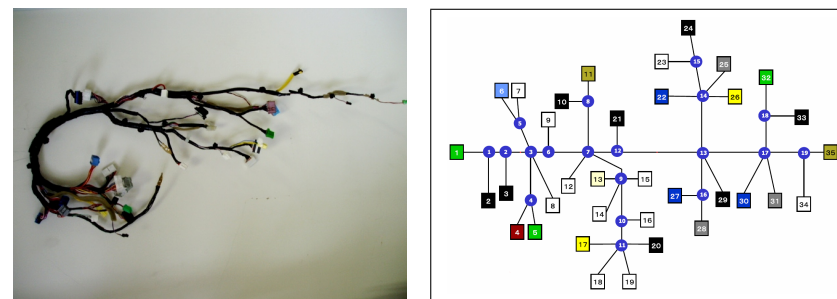


図1 自動車のワイヤハーネスの例。右はその幾何学的モデル。

1. はじめに

ワイヤハーネス (wire harness) は、主に自動車で使用される配線で、複数の電線を束にしたものである。図1に一例を示す。自動車各部に点在する多数のセンサ、スイッチ・アクチュエータ類と演算装置間での信号伝達や、これらへの電源供給を目的とし、図のように複雑な構造を持つものが多い。

自動車の生産工程は高度に自動化されているが、このようなワイヤハーネスの自動車への組み付け作業は現在でも人手に頼っている。他の工程に比較すると、例外的に自動化が行われていないものの一つと言える。また組み付けだけでなく、ワイヤハーネス自体の製造も大部分が手作業で行われる。これら人手で行っている作業工程を、マニピュレータ等ロボットを使って自動化することには産業的に高い価値がある。

そのためにはまず、ワイヤハーネスの空間に占める位置・姿勢を認識することが必要である。本稿では、カメラを用いた画像認識手法によって、机のような平面上に無造作に置かれた一つのワイヤハーネスの姿勢を認識することを目指す。姿勢を認識するとは、撮影された画像上で、コネクタや端子などの末端部分およびケーブルセグメント各部分が、画像のどこにあるかを特定する^{*1}ことを指す。

これは、物体認識あるいは姿勢推定の問題の一つとみなせるが、ワイヤハーネスを画像認識の対象とみると、ワイヤハーネスには認識を困難なものとする要因が複数ある。第1

*1 なお、上述の各種工程の自動化のためには、マニピュレータによるワイヤハーネスの自在なハンドリングを可能にする必要があるが、本稿ではこれについては考えない。また、これが実現されていなくても、本稿の手法は、ワイヤハーネス自体の製造の完成品検査に利用できる可能性がある。

^{†1} 東北大学
Tohoku University

に、ワイヤハーネスは基本的に柔軟構造物であり、その全体形状は細部にいたるまで自由に变化し得る。これまで画像認識の対象とされてきた物体の中で、特に姿勢変化の自由度が意識されるものに関節物体があるが、ワイヤハーネスは関節物体ではない。第2に、認識に利用できる特徴量が貧弱である。ワイヤハーネスを構成するケーブルセグメントの部分には、太さを除いて、特徴量と呼べるようなものはない。一方コネクタには一定の視覚特徴があるが、色分けされている場合を除き、その特徴は多数のコネクタを弁別するには不十分である。

このようにワイヤハーネスには、画像認識の対象として、既存手法を適用しても解決できない独特な課題がいくつかあり、これらをいかに解決するかが主題となる。

2. 問題の定式化

2.1 問題の特殊性・困難さ

上述の通り目標は、平面的な場所に無造作に置かれたワイヤハーネスに対し、それがどのような姿勢をとっているかを、画像一枚から求めることである。より具体的には、各コネクタの位置およびそれをつなぐワイヤ部分が、画像上でどこにどのように位置するかを、ワイヤハーネスのモデル（設計図）と逐一对応付けたい。

このように目標を設定すると、問題は物体認識・検出の一問題となる。このような画像認識の問題は、これまで膨大な研究が行われてきており、当然ながらその成果の活用を考えることになる。しかしながら、ワイヤハーネスの画像認識・検出問題には、他の物体認識問題にはないいくつかの性質があり、それが問題を難しいものとしている。中でも、1) 姿勢変化の自由度が極めて高いことと、2) 画像特徴量に乏しいことの2つが問題である。

(1)の姿勢自由度とは次のようなことである。ワイヤハーネスは、ワイヤ部分が柔軟な線材であって、その変形はまったく自由である。姿勢変化の制約条件は、ワイヤ部分の長さが不変であることくらいである（ただし線材にはその曲がり具合に「くせ」がある場合もあり、これはある種の事前知識として用いられる可能性はある。）従来の画像認識の研究で扱われてきた対象のうち近いものに関節物体がある。ただしこれは、例えば人体のように、有限個の剛体部分に分割できて、その剛体部分の結合姿勢が変化するというのが前提である。ワイヤハーネスにそのような仮定は適さない。

(2)の画像特徴量の乏しさとは次のようなことである。ワイヤハーネスは図1に見られるように、ワイヤ（線材）部分と末端にあるコネクタ（や端子）から出来ている。このうち、ワイヤ部分（以下ワイヤセグメント）には、その太さ以外に顕著な特徴はほとんどない。そ

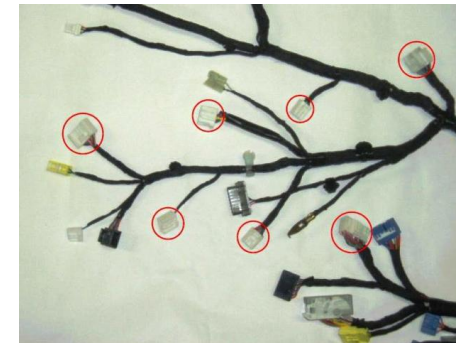


図2 見かけがきわめて近いコネクタが複数あるので、ワイヤハーネスのどのコネクタであるかを1対1で特定するのは困難。

のため、ワイヤセグメントの部分を画像から切り出したとき、その部分画像からワイヤハーネスのどの部位であるかを特定できる可能性はほぼない。一方コネクタは、画像上で検出できる程度の特徴は持つ。ただし、コネクタ自体を検出することは100%ではないにせよ高い信頼性をもってできるが、多数のコネクタを弁別できるかどうかといえれば否である。

コネクタは図2に示すように、色わけされていてコネクタ間の区別が容易なものの中にはあるが、同色で、形状もきわめて相似なものも多い。これらコネクタは、組み付け時の誤接続を防ぐため、コネクタの端子形状こそ一つのワイヤハーネス上に同じものがないように設計されているが、例えばコネクタを横方向から見た場合の見かけはほとんど同じようなものが多い（図2）。さらに、ケーブル全体を捉える必要性から、画像上ではコネクタ一つは小さくしか捉えられない。

このようなことから、少なくとも画像の部分領域ごとに認識を行い、その結果をボトムアップに積み上げていくだけでは、上述の目標を実現するのは難しい。

ただし、このような姿勢変化による見えの変化や、弁別力の高い特徴量に乏しい場合への対応は、通常の画像認識問題においてもこれまで多に意識されてきた、いわば普遍的な問題である^{*1}。これまでの画像認識の研究で、このような普遍的な問題を解決するために生み出されたアイデアは、物体を小さな部分の組み合わせによって表現し、部分ごとの認識に加えて、それら部分間の空間的な相互関係（特に位置関係）を利用することで、より精度の高

*1 ワイヤハーネスの場合がこれまでの問題と違うのは、その問題の難しさの程度においてであるとも言える。

い認識を行うというものであった。そこでこのような動機に基づく研究の代表的なものを以下に概観し、本研究との関連について述べる。

2.2 関連研究

一般物体認識のための代表的手法の一つで、上述のような部分と全体の関係を利用するものに星座 (constellation) モデル^{1),2)}がある。この手法では、画像の局所特徴の相対的位置関係を元に画像の生成モデルを構築し、これに基づいて認識を行う。局所特徴の位置関係には、姿勢変化やクラス内変化による確率的な変動が付きものであるから、これを(単一の)ガウス分布などで表現する。位置関係の確率モデルを持たず、局所特徴間の相対位置関係そのものを分類のための特徴量とする研究³⁾や、同様の相対位置関係を使って一般化ハフ変換を行う研究⁴⁾などもある。以上の方法では様々な物体の認識を目的に、局所特徴間の相対位置関係も学習の対象とするが、人検出を目的に、人体を複数の部分に分けるモデルを入手であたえ、部分ごとの認識結果を統合して人の検出を行う研究⁵⁾もある。ただし、これらの手法で想定される物体の「形状モデル」は、基本的に物体を構成する部分の相互位置関係に、剛体接続の関係を仮定して、せいぜい物体カテゴリ内や視線方向に関わる比較的小さな見かけの変動が扱えるに過ぎず、ワイヤハーネスの姿勢変化を許容し得るようなものではない。

そもそも、一つの物体を、互いの関係が変形し得る前提で、複数の部分の集合体として表すアイデアは古くからあり⁶⁾、ここでは問題は、各部分ごとの画像への適合度と、部分同士の位置関係の制約を表現したコストの和の最適化に帰着される。Felzenszwalbらは、これ⁶⁾を統計的に再定式化し、部分の集合関係に一定の制約を課したとき、効率の良い最適化計算が可能であることを示している⁷⁾。具体的には、部分のつながりを表すグラフが木構造をなす場合に、それが可能となる。人の顔検出および人体の姿勢を推定する問題を例に実験結果が示されている。この研究は上述の研究に比較して、関節物体も扱える点で自由度が高いが、それでもワイヤハーネスの姿勢変化は扱えない。後述のようにわれわれは、このFelzenszwalbらのコストの最適化計算の考え方にヒントを得ている。ただし部分間の関係の定義方法はまったく異なる。

また、一般物体認識(カテゴリ認識)では、Bag-of-features(BOF)手法⁸⁾が盛んである。BOFは、画像で検出した多数の局所特徴を分類してそこからヒストグラムを作り、これを使って画像内の物体を特定する方法である。物体の姿勢変化やクラス内の見えの変化を吸収するために、各局所特徴の位置情報を意図的に使わない点に特徴がある。星座モデルおよび上述のように物体の局所特徴どうしの相対位置を明示的に用いる方法では、物体そのも

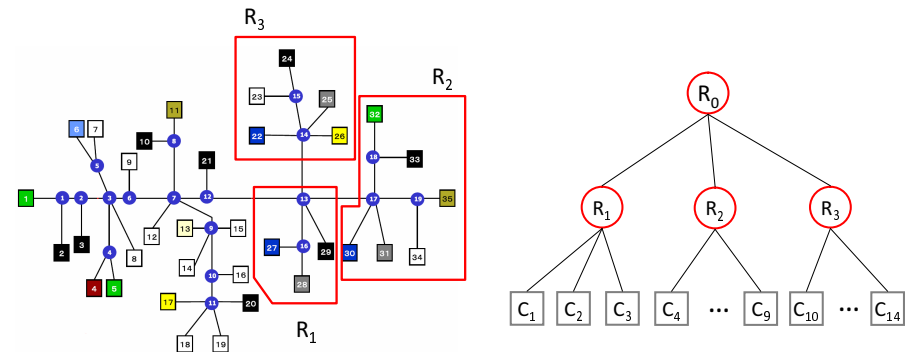


図3 左: ワイヤハーネス部分領域の例。右: 部分領域同士とコネクタの包含関係を表す木。

の画像内の位置を特定することが可能である一方、BOFはその性質上、画像内での物体の位置の特定やセグメンテーションにはあまり向かない。

BOFを使った画像認識の対象物として、ワイヤハーネスほど姿勢変化の自由度が高い物体が明示的に考えられたことはこれまでなかったと思われるが、位置情報を完全に無視するその思想は、ワイヤハーネスの高自由度の姿勢変化と良くマッチする。本稿の手法は、その一部でBOFを利用する。

2.3 定式化

上述の通り、姿勢変化の自由度と特徴量の乏しさの2つが、ワイヤハーネスの姿勢推定における最大の問題である。これらの解決を目指してわれわれは、ワイヤハーネスを、ワイヤハーネス自体のグラフ構造と対応する階層構造を持った、部分領域の組み合わせで表現する(図3)。階層の最下層に位置するのが、コネクタ等、ワイヤハーネスの末端部分である。この一つ上層には、図3左に赤い線で囲ったような、ワイヤハーネスの末端のコネクタ等をまとめて含む部分がある。この部分を数個まとめてさらに上位にこれらを含む部分を設定し、以降これを繰り返して階層構造を作る。これら部分およびコネクタ等末端が作る階層は一つの木として表現される(図3右)。

木の(葉を含む)ノードとなるこれらワイヤハーネスの部分領域は、画像上で対応するものを探索し検出する。その方法は、ノードの階層によって異なる。木の葉の部分すなわち最下層に位置するコネクタ等については、普通の物体検出の方法により画像上でその位置およびスケールを検出する(詳細は後述)。それ以外のノードに対応する部分、すなわちワイ

ワイヤハーネスの一部分は、これに対応する領域を画像上で矩形によって表現する。そしてこの矩形領域に対して BOF を求めて特徴量とし、画像上で矩形領域をスライドさせることで検出を行う（詳細は後述）。これら部分領域は人が手動で決める。

最下層のコネクタは、一定の画像特徴を持つから（類似のコネクタの存在によってその弁別力は高くないにしても）画像上で有限個の候補を挙げるというやり方であれば、一定の精度で検出できる。その際の位置の精度も十分高いものができる。ただし上述のように、コネクタの局所画像だけで、これを 1 対 1 に対応付けるのは無理である。有限個の候補に絞り込まれた状態において、コネクタ同士の関連性を与えるのが、以下に述べる上位ノードに相当する部分の認識である。

ワイヤハーネスの部分領域の認識は、画像に設定した矩形領域内の BOF を特徴量とするが、そこでは局所特徴の位置情報が無視されるため、自由な姿勢変化が可能となる。ワイヤハーネスは伸び縮みしないため、部分は画像上で一定の範囲に現れるとしてよいから、画像上で正解を含む有限個の候補を挙げられればよいとすれば、この方法はかなり高い確度で対応領域を検出できると期待される。

こうして画像上に検出されるワイヤハーネスの各部分は、その関係が木構造として表現されるように、上位の部分が下位の部分を含むように定義されていて、画像上では、前者の領域内に後者が検出されるはずであり、これは検出位置についての拘束となる。画像上に検出された各部分が相互に満たすべきこの条件をコストとして表現し、検出アルゴリズムの出力たる各部分の有限個の候補それぞれの画像尤度をこれに統合したものを最適化することによって、候補の組み合わせの中から最適解を選ぶ。

なお以上の方法では、ワイヤハーネス末端の各コネクタの位置および、部分領域のおおまかな位置が答えとして返される。このやり方では、ワイヤハーネスの完全な画像内の姿勢情報、例えばすべてのワイヤセグメントの位置を特定することはできないが、用途によってはそれで十分である。姿勢情報をさらに完全とすることについては今後の課題とする。

以下では、画像上ではワイヤハーネスの自己オクルージョン以外に他物体によるオクルージョンはないものとする。特に必須の前提ではないが、簡単のため、ワイヤハーネスの背景色はほぼ均一で背景にクラッタなどはないものとする。

3. 方 法

3.1 統計モデル

上述の木構造（図 3）の葉を含むノードを v_i と記す。木の構造は、ノードと有向エッジ

の組 $G = (V, E)$ で表現される。 $V = \{v_1, \dots, v_n\}$ であり、エッジ $(v_i, v_j) \in E$ は、 v_i が上位部分（親）で v_j が下位部分（子）とする。

ある部分 v_i が、画像上のどこに現れるかを、変数 l_i によって表現する。具体的には、 l_i は画像における位置およびサイズ等である。すべての部分 v_1, \dots, v_n についてまとめて $L = \{l_1, \dots, l_n\}$ と書く。与えられた一枚の画像 I に対し、事後確率 $p(L|I)$ を最大化する L を求めることを考える。ベイズの定理により

$$p(L|I) \propto p(I|L)p(L) \quad (1)$$

を最大化する L を探すこととする。

今、各 v_i に対応する画像 I の領域が重複せず、 l_i の I に対する影響が独立であるとすれば、

$$p(I|L) = \prod_i p(I|l_i) \quad (2)$$

とできる。実際には、 v_i は上述のように階層構造をもち、包含関係を持つ木 G の親子関係にある部分は、画像上で対応する領域がオーバーラップするため、このようなことは言えないが、ここではこれを認めるとする。

さらに $p(L)$ は、 G が木構造を持つことから⁷⁾

$$p(L) = \frac{\prod_{(v_i, v_j) \in E} p(l_i, l_j)}{\prod_{v_i \in V} p(l_i)^{\deg(v_i)-1}} \quad (3)$$

となる（ $\deg(v_i)$ は v_i の G における次数）。上式の分母の $p(l_i)$ について、画像上での部分 v_i の配置は特に事前知識を持たないと考えて定数とみなす。

以上より

$$p(I|L) \propto \prod_{i=1}^n p(I|l_i) \prod_{(v_i, v_j) \in E} p(l_i, l_j) \quad (4)$$

を得る。対数をとってマイナスすると

$$-\sum_{i=1}^n m_i(l_i) - \sum_{(v_i, v_j) \in E} d_{ij}(l_i, l_j) \quad (5)$$

の形になる。ただし $m_i(l_i)$ は部分 v_i の I に対する尤度に対応する。また $d_{ij}(l_i, l_j)$ は配置

の事前分布に対応し、モデル上で包含関係にある部分 v_i と v_j の間で成立する配置の制約を表現する。

3.2 尤度と事前分布の設計

(5) 式を具体化するために、各部分 v_i の配置 l_i に対する尤度 $p(I|l_i)$ と、木構造のエッジを構成する v_i, v_j の配置 l_i, l_j に対する事前分布を設計する。

まず尤度は次のように定める。 v_i のアピランスを多数のサンプルから機械学習し、検出器を構成する。この検出器を画像全体にわたって適用し、そのレスポンスあるいは相似性の値をもって尤度とする。 v_i が l_i と配置されたときのそれが $m_i(l_i)$ である。

次に事前分布は次のようにする。部分の階層構造における $(v_i, v_j) \in E$ に対し、 v_i を親、 v_j を子とすると、画像上で v_i がカバーする領域 (l_i によって表現される) 内に、 v_j が存在するかどうかを基準とする。頑健性の向上をねらって、

$$d_{ij}(l_i, l_j) = \begin{cases} \lambda & \text{if } v_j \in D_1(v_i) \\ \alpha\lambda & \text{if } v_j \in D_2(v_i) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

とする。 λ は、 $m_i(l_i)$ が与える見た目から定義される尤度と比べて、 d_{ij} があたえる位置関係を相対的にどれだけ重視するかをきめる定数である。 $D_1(v_i)$ は、 v_i の l_i によって指定される画像上の (矩形) 領域であり、 $D_2(v_i)$ は、 $D_1(v_i)$ の周囲に作る一定の領域である。また $0 < \alpha < 1$ である。

3.3 最適化の方法

次に (5) 式を最大化する L を見つけることを考える。計算時間の短縮のため、事前の検出結果を閾値処理して、 l_i のとり得る値を t_i 個の候補に絞る。候補を $\{l_i^{(1)}, \dots, l_i^{(t_i)}\}$ と書くと、各 l_i をそれぞれ t_i 個の候補に割り当てる割り当て方のうち、(5) 式を最大化するようなものを見つけることに帰着される。組み合わせの数は $\prod_{i=1}^n t_i$ だけあって、全数探索は現実的でないが、ノード v_i どうしが持つ構造が木であることを用いれば効率的に計算できる。

具体的には Viterbi アルゴリズムを一般化した方法⁷⁾ で、木の最下層 (葉) から出発し、ノード v_j とその親 v_i に関わるコスト $m_j(l_j) + d_{ij}(l_i, l_j)$ を、親ノード v_i の l_i を変数とし、 l_j がとる値をすべて試してその中の最大値を l_i の関数 $B_j(l_i)$ として求める。その親 l_i については、さらのその親とに関わるコスト $m_i(l_i) + d_{ki}(l_k, l_i) + \sum_j B_j(l_i)$ を、親ノード v_k の l_k を変数とし、すべての l_i での最大値を $B_i(l_k)$ として求める。これをルートノードまで繰り返し、ルートでの最大値を求めた後、逆にルートから葉まで戻ること最大コストを与

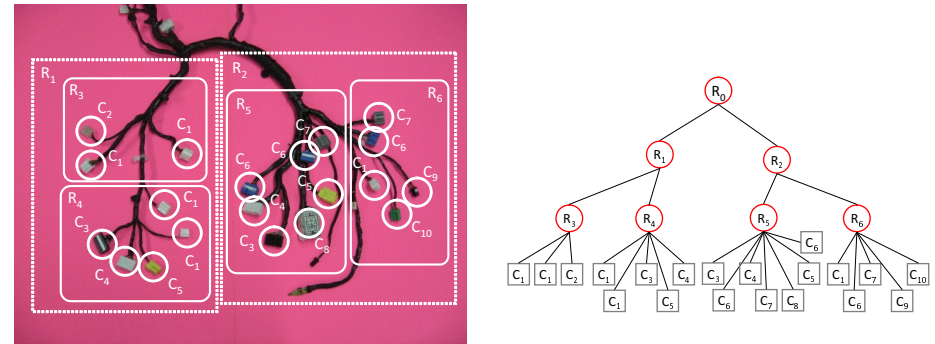


図4 対象としたワイヤハーネス (より大きなワイヤハーネスの一部) と設定した部分領域 (左) および、それら部分で作る木構造 (右)。

える各ノード v_i での l_i のとる値を求められる。

3.4 各部分の検出

以下の実験では、各部分の画像上での検出は次のように行う。木の葉に相当するコネクタ部分は、カラーチャンネルごとの HOG⁹⁾ を特徴量に用いて SVM により学習・検出する (LIBLINEAR¹⁰⁾ を用いた)。上位層のワイヤハーネスの各部分は、画像の矩形領域内で、SIFT 特徴¹¹⁾ と色情報を合わせたものを特徴量に、BOF を作り⁸⁾、同じく SVM により学習・検出する。詳細は後述する。

4. 実験

4.1 ワイヤハーネスのモデル

実験では、図1に示す自動車用ワイヤハーネスのうち、図4左に示す部分のみを対象とした。同図に示すように、ここに6つの部分領域および10個のコネクタを設定し、図4右の木のような階層を与えた。なおコネクタは、図中に示されているように、見かけが類似しているものは (本当はそれぞれ異なるが) 同じコネクタとして定義し、それらの同一部分領域内での区別は求めないことにしてある。また、 R_0 は R_1 と R_2 を内部に含む領域 (つまり図4左の全体) に相当するが、検出および最適化ではダミーとして扱う。

4.2 部分の検出結果

先述の通り、コネクタの検出は HOG 特徴を用いた。 30×30 画素の正方領域に対し、RGB3チャンネル別々に HOG 特徴を構成した。成分数は $3 \times 1296 = 3888$ である。コネクタ一つ



図 5 コネクタ部分の学習サンプルの例. 左から C_5 , C_6 , C_8 のそれぞれ 4 姿勢.



図 6 部分領域 R_3 , R_4 , R_5 , R_6 の学習サンプルの例.

につき, 100 から 400 枚の正サンプル画像を用意し, 負サンプルは全コネクタ共通で 800 枚とした. 10 のコネクタのうち 3 つ (C_5 , C_6 , C_8) について正サンプル画像の例を図 5 に示す.

一方, ワイヤハーネス部分領域 R_1, \dots, R_6 の特徴量には, SIFT 特徴量および SIFT(128 成分) が決める局所領域内のカラーヒストグラム (HSV, 10 成分) を合わせた 138 成分を用いた. BOF のピン数は 35 とした. 部分領域 R_3, \dots, R_6 のサンプル画像の例を図 6 に示す.

これら画像を用いて, 先述のように SVM により学習を行った. ある画像に対するコネクタ C_1 と C_8 の検出結果を図 7 に, 領域 R_3, \dots, R_6 の検出結果を図 8 に, それぞれ示す. いずれも, false negative を小さくするために false positive が大きくなっているため, 画像上に複数の候補が検出されている. 部分単体の認識だけではこのように限界がある.

これら部分の認識結果とその検出尤度を用いて, 階層間の制約を加えて 3 節の大域的最適化を行った.

5. ま と め

ワイヤハーネスの姿勢の画像認識の方法について述べた. ワイヤハーネスは, 柔軟構造を持ち姿勢変化の自由度がきわめて高く, そして局所的な特徴量に乏しいため, その姿勢認識には困難さが伴う. 本稿の方法は, ワイヤハーネスを, 互いに階層構造を持つ複数の部分領域に分割し, 表現する. その上で, 部分ごとの認識結果と, 各部分の相互関係の拘束を同時に勘案した大域的最適化に帰着することで, この困難さを解決する. 階層構造の最下層に位置するコネクタの認識は, HOG を特徴量として SVM により行い, 中間層に位置する部



図 7 全 10 種のうち 2 種類のコネクタ C_1 , C_8 の検出結果 (左上, 右上, 左下, 右下の順). 白い円の大きさは検出スケールを示す.

分領域は, BOF を使い SVM によって検出した. 部分間の相互関係を利用した大域最適化は, それらの構造が木となることを利用した Viterbi アルゴリズムによって, 効率よく計算する. 以上の方法が有効に機能することを実験によって確認した.

参 考 文 献

- 1) Fergus, R., Perona, P. and Zisserman, A.: Object class recognition by unsupervised scale-invariant learning, *In CVPR*, pp.264–271 (2003).
- 2) Weber, M., Welling, M. and Perona, P.: Unsupervised Learning of Models for Recognition (2000).
- 3) Agarwal, S. and Roth, D.: Learning a sparse representation for object detection, *Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision*, Vol.4, pp.113–130 (2002).
- 4) Leibe, B., Leonardis, A. and Schiele, B.: Combined Object Categorization and Segmentation With An Implicit Shape Model, *In ECCV workshop on statistical learning in computer vision*, pp.17–32 (2004).
- 5) Mohan, A., Papageorgiou, C. and Poggio, T.: Example-Based Object Detection in Images by Components, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.23, pp.349–361 (2001).
- 6) Fischler, M.A. and Elschlager, R.A.: The Representation and Matching of Pictorial Structures, *Computers*, *IEEE Transactions on*, Vol.100, No.22, pp.67–92 (1973).
- 7) Felzenszwalb, P.F. and Huttenlocher, D.P.: Pictorial Structures for Object Recognition, *IJCV*, Vol.61, p.2005 (2003).



図 8 部分領域 R_3 , R_4 , R_5 , R_6 の検出結果 . 小さな円盤の大きさは尤度を表し , 白い四角は最大尤度に対応する領域を示す .

- 8) Csurka, G., Dance, C.R., Fan, L., Willamowski, J. and Bray, C.: Visual categorization with bags of keypoints, pp.1-22 (2004).
- 9) Dalal, N. and Triggs, B.: Histograms of Oriented Gradients for Human Detection, pp.886-893 (2005).
- 10) Fan, R.-E., Chang, K.-W., Hsieh, C.-J., Wang, X.-R. and Lin, C.-J.: LIBLINEAR: A Library for Large Linear Classification, *Journal of Machine Learning Research*, Vol.9, pp.1871-1874 (2008).
- 11) Lowe, D.: Object Recognition from Local Scale-Invariant Features, pp.1150-1157 (1999).