

高速道路における先行車の同定と追跡に関する検討†

中嶋正之‡ 安居院猛‡ 春松光男‡

本論文では、現在実用化されているオートドライブシステムのインテリジェント化を目的とした高速道路における先行車の同定と追跡アルゴリズムについて提案する。ここでは、先行車のリア・ビューが対称形状となっていることを利用し、対称成分のみを抽出することによる先行車の切り出しを行う方法、また車のリア・ビューが、主に水平成分から構成されていることを利用した水平成分特徴によるモデリング方法の提案を行っている。さらに水平成分特徴の対応付けおよび、水平成分特徴のY座標の差の分散に基づく二つのマッチングアルゴリズムを示す。実際に高速道路における先行車の認識実験を行った結果を示す。

1. はじめに

自動車は、優れた機動性と随意性を持つ交通手段として、現代社会なくてはならない存在となってい。一方自動車はその呼び名に反して、人間というドライバなしには動くことができないため、運転者の不注意な過失などから、重大な事故を引き起こしたりする。そこで、自動車交通の効率化や安全化の観点から、自動操縦車に関する研究が以前から行われてきた。

自動操縦車の研究は、米国では1957年からRCA社やGM社で実施されている。わが国でも、通産省工業技術院機械技術研究所で研究が行われており、1967年には時速100kmの安定な自動操縦を実現した¹⁾。

この自動操縦車は、道路に誘導用ケーブルを埋設してこれに交流電流を流すことによって路面に磁界を形成し、これを車に装着したコイルで検出して制御するものである。しかしこのような方式だと、ケーブルが埋設されていない道路では走行できない。また、ケーブル埋設後に生じる障害物を回避することもできない。このため人工眼を備え、道路環境を認識できる知能自動車に関する研究が、同じく機械技術研究所で行われている²⁾。

知能自動車とは、人工知能を持った一種の移動ロボットであり、文献2)によると、それが持つべき機能は、以下のようなものである。

- (1) 進行予定期面の状態、障害物の分布などの外部環境を認識する機能。
- (2) 目的地に対する自分の位置や、方向、コース

など目的地へ誘導する情報を検出する機能。

- (3) (1)と(2)の結果から、障害物を回避する経路や、道路の分岐点での経路を決定し、移動機能に対する制御指令を出す問題解決機能。
- (4) (3)の指令どおりに動くことのできる移動機能。

機械技術研究所における研究は²⁾、主に(1)を目的にしており、TV信号を直接時間微分することによって高速処理を実現している。また、Sobel変換で水平エッジを抽出することによって障害物の占める領域を検出する方法が文献3)で報告されている。

一方、機能(2)の中の自己位置の同定法としては、機械技術研究所の福井らの研究が有名である⁴⁾⁻⁶⁾。これは自動車ではなく、例えば工場内で働くロボットのようなものを想定している。その特徴は、対角線をX-Y軸とするような正方形を基準マークとして基準位置に設定し、TVカメラで撮影した基準マークの像のひずみを解析することによって、移動ロボット自身の3次元の絶対位置を測定することである。別な立場のものとして、スタート位置からの距離と方向の変化を積算して、現在位置を計るものがある。例えば本田技研のシステムは、タイヤの回転数によって距離を計測し、ガスレートジャイロによって方向の変化を検出している⁷⁾。

本論文の基本的な目的は、機能(2)の目的地への誘導であり、このために外部環境から特定の先行車を認識し、これを追跡することを第一の目標とした。

したがって、機能(1)の外部環境の認識にも関係があると言える。機能(1)に関する本論文と従来の研究の違いは、従来の研究がいずれも、道路上のすべての立体を障害物として検出するだけという点にある。本論文では任意の先行車が追跡できるように、先行車にマーカを取り付けず、しかも画像処理だけで先行車と

† A Study of an Automatic Identification and Tracking of a Preceding Car by MASAYUKI NAKAJIMA, TAKESHI AGUI and MITSUO HARUMATSU (Imaging Science and Engineering Laboratory, Tokyo Institute of Technology).

‡ 東京工業大学工学部情報工学研究施設

の相対的位置関係を把握することを目的にしている。なお、本システムが対象にする環境は、高速道路またはそれに準じる道路で、交差点、急カーブ、激しい起伏のない状態を想定している。天候は霧などはない、比較的視界が良好な状態とする。また本システムの利用方式としては、完全に先行車を追跡するものではなく、ハンドルはドライバ自身が操作するもので、速度のみを追跡するオートドライブシステムに組み込むことを考慮している。

2. 先行車の抽出とモデリング

まず始めにデジタル画像入力装置を用いて入力された階調画像から先行車モデルを作成するアルゴリズムについて述べる。

2.1 2値化処理

先行車両を画像処理の手法により認識するために、1フィールド以内で処理が可能であり、かつ膨大な画像データ量とならないことが望ましい。そこで入力画像データの画素数は、1フィールドの有効走査線数を考慮して、横256×縦200と設定し、階調数は、白黒の8bitとした。入力された階調画像を認識処理に直接使用することは、処理時間の関係上望ましくないので、エッジ成分のみを抽出する2値化処理を入力画像に対して施す。

まず始めに2次微分(ラプラシアン)を施し、その2次微分画像(以下微分画像と略記する)を、閾値処理により2値化処理を施す。この閾値は、微分画像の絶対値のヒストグラムを求め、高い値からの画素の和が7%となる値とした。なお、この7%は、試行実験から定めたものである。

2.2 先行車のモデルの作成

2.2.1 先行車モデルについて

本論文では、特定の先行車の同定を行うために、入力画像から抽出した特徴でモデルを作成し、これを利用してマッチングを行う。

本論文のモデルの構成には、次に示す二つの特徴がある。

(1) 2次元モデルの採用

本論文で対象にしている世界は3次元世界であり、対象とする物体も3次元物体であるから、マッチングに用いるモデルは3次元モデルであることが望ましい。ところが、本研究の最終的な目標はリアルタイム処理であるため、モデルの作成やマッチングの処理時間を考慮すると、モデルはできるだけ単純な方がよ

い。そこで、走行中に先行車が見せる姿が主にその背面であることを考慮し、背面の持つ2次元情報を利用する2次元モデルとする。

(2) 対称性の利用

本論文で提案するモデルの最も大きな特徴は、先行車の抽出とモデルの作成に自動車のリア・ビューが左右に対して一般に対称であるという性質を利用した点にある。

次節以降では、この対称性を利用した先行車の抽出法とモデルの作成法について述べる。

2.2.2 対称軸候補の抽出

微分2値画像内の先行車の2次元位置を把握するために、先行車の対称軸候補を抽出する。以下にその原理を述べる。

[対称軸の抽出原理]

処理を行おうとする横 H *縦 V 画素の微分2値画像をAとする。

図1の(a)に示すように、Aの左下が原点となるように $u-v$ 座標系を設定する。

次に、同図(b)に示すように、 v 軸を対称軸にしてAを折り返し、画像Bを作る。

画像Bは画像Aの鏡像となっている。

このようにして作成した画像Bを、同図(c)に示すように u 軸の正の向きに1画素ずつシフトしていく、同図(d)の状態になるまで動かす。この過程でAとBの重なった部分の論理積を、各ステップごとに求める。

この場合、図2の(a)に示すように微分2値画像Aに水平エッジがあれば、Aとその鏡像との相関は同図(b)に示すように、水平エッジの対称軸に相当する位置 $U=U_c$ で最大値をとる。

画像Aの水平エッジの対称軸の位置 X_c は、Aの横方向の最大値をとる位置 U_c を用いて式(1)のように表される。

$$X_c = U_c/2 \quad (1)$$

この式による量子化誤差は、 $\pm 1/2$ 画素である。

自動車のリア・ビューを観察すると、一般に水平エッジ成分が多く含んでいることが分かる。したがって先行車の微分2値画像も、多くの水平エッジ成分を含むことになる。そこでこのような画像に対して、その鏡像との相関を求めれば、各水平エッジの対称軸が一致しているために全体の相関は、先行車の対称軸の位置で著しいピークを示す。すなわち、相関が最大値、または極大値を示す位置が、対称軸の候補位置とな

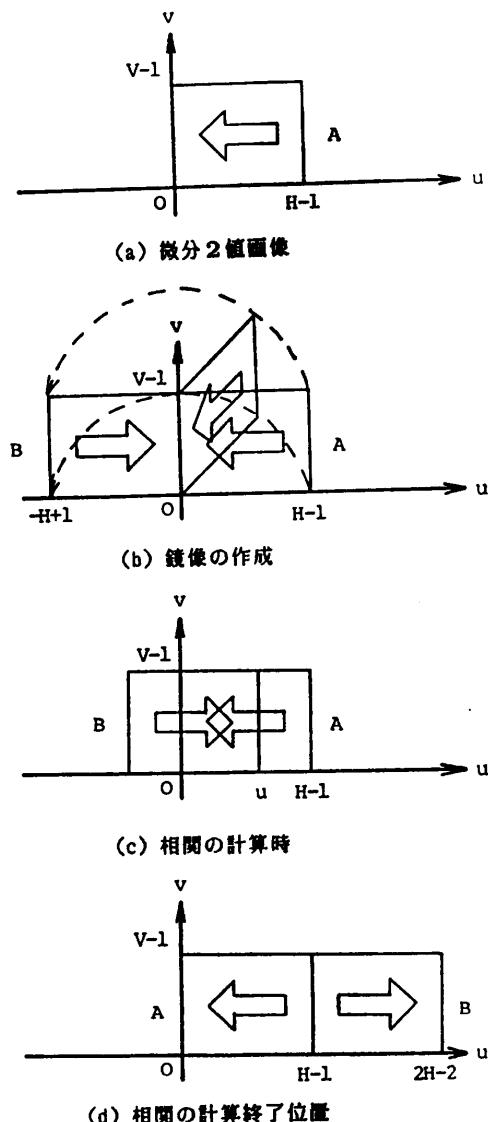


図 1 相関の計算法
Fig. 1 Algorithm of correlation.

る。

以上述べた相関計算を実行すると、膨大な計算時間を必要とする。本論文では計算時間の短縮のために、以下に述べる二つの方法を用いた。

(1) 計算範囲を限定する方法

相関の計算は全画面について行われず、計算の開始位置を指定し、そこを中心にして左右にあらかじめ設定した探索範囲内で行う。探索範囲内に最大値が存在しなかった場合、探索範囲内の両端の値を比較し、大きい値の側から優先的に探索を続ける。

計算開始位置は、先行車の追跡期間内であれば、前フレームにおける先行車の対称軸の位置とする。

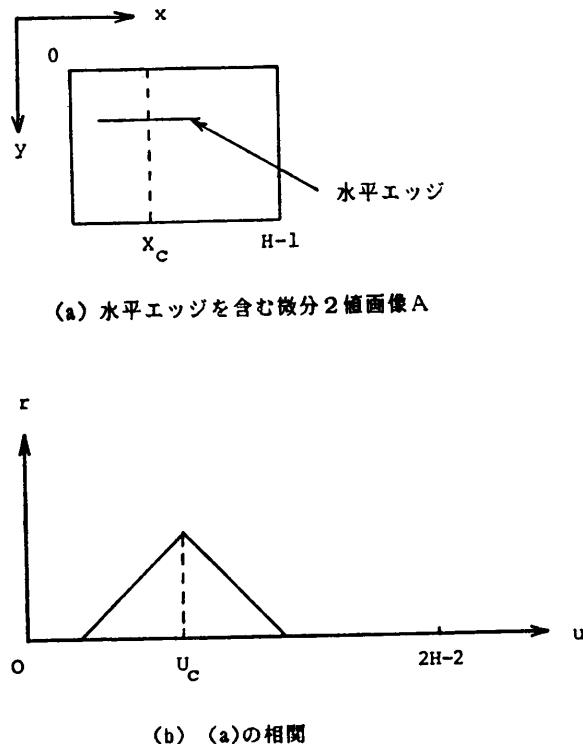


図 2 水平エッジと相関の関係
Fig. 2 Relation between horizontal edge and correlation.

(2) 画像を縮小する方法

さらに計算時間の短縮を図るために画像の縮小を行う。

縮小する際の相似比は、 $1/2^n$ (n は 0 または自然数) とし、実験は n の値が 0 から 3 までの 4 通りについて行った。図 3 にその例を示す。

各種の画像に対して実験を行った結果、 $1/4$ の縮小までは十分実用に耐えることが確認されたが、実用上は $1/2$ 程度の縮小に留めておくのがよいと考えられる。

2.2.3 先行車モデルの作成

ここでは、先行車のモデルの作成方法について述べる。

(1) 非対称領域の除去

画像中の対象物体以外の領域を簡単に除去する方法として、論理積を用いる方法について述べる。

2.2.2 で述べた対称軸を中心に、微分2値画像を二つに折り返して重なった部分の論理積を求める。これによって、先行車の基本的な対称成分を含む画像を得ることができる。しかしこの操作だけでは、先行車が傾いている場合、水平エッジを十分に抽出できない可

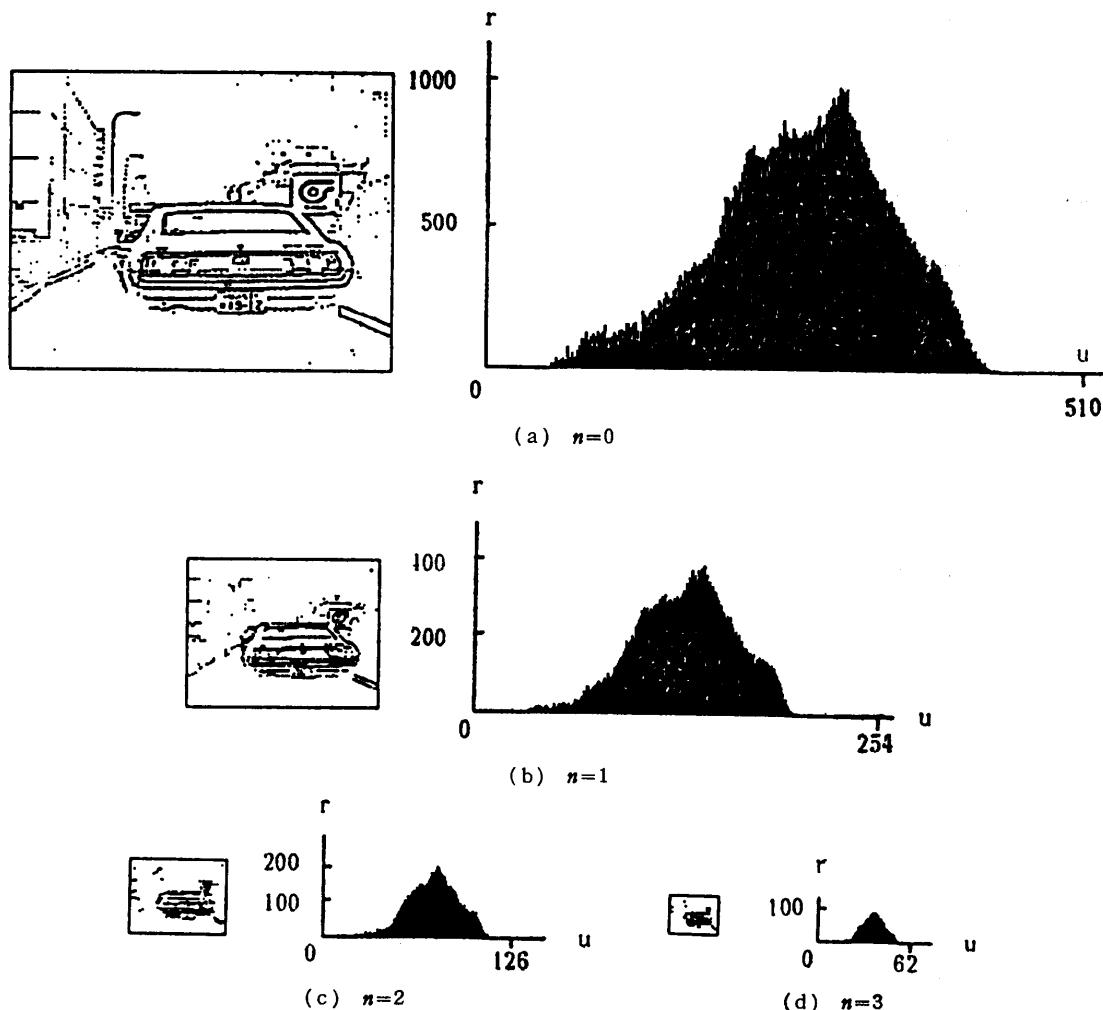


図3 縮小した微分2値画像(左)および相関(右)
Fig. 3 Reduced differential binary images (left) and correlation (right).

能性がある。そこで、二つに折り重ねる際に右半分、あるいは左半分の画像を上下に数画素シフトして論理積を求め、それぞれの結果得られた画素の論理和を求ることによって、画面内の上下数画素以内の傾きを吸収する。すなわち、プロセス1では、左右二つ折りにして論理積を求め、プロセス2では、左側半分を1画素上へシフトして論理積を求め、プロセス3では、下へ1画素シフトして論理積を求め、これらのプロセスの結果の論理和を求めて前処理を終了する。

(2) 水平エッジの抽出

(1)で得た画像は、先行車の対称な水平エッジ成分を含んでいるが、これらは数箇所で分断されていることが多いので、水平エッジを抽出する際は、これらの接続処理を行う必要がある。以下に接続処理の方法を述べる。

まず、接続処理を行うスキャンラインの抽出を行う。これは γ 番目のスキャンライン上の点の数の合計 N_γ が、ある閾値 ϵ 以上のものを選択することによって行う。次に、この抽出された各ラインに対して接続処理を行う。

線分の接続は、点と点のギャップ g が、ある閾値 ρ 以下のときは接続しているとみなし、 ρ より大きいときは離れているものとする。

処理の高速化のために、点の存在の判断は最後に発見した点からギャップの長さ g だけ先の画素について行う。

点の存在する状態を1、存在しない状態を0とする。もし現在着目している点が1であれば、その画素よりギャップの長さ g だけ前の区間の画素は、調べる必要がない。もし0であれば、ギャップの長さ g の区

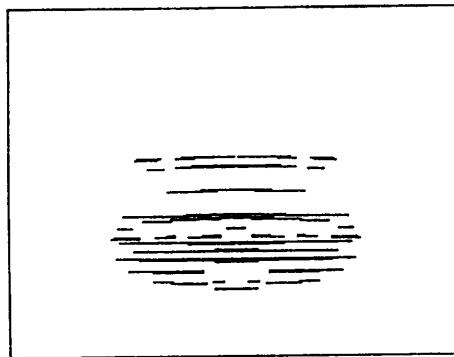


図 4 先行車のモデル
Fig. 4 A model of a preceding car.

間だけ、1画素ずつ後戻りして調べていき、その区間に1があれば、今度はその画素から同じ処理を行う。もし、その区間内の画素がすべて0であれば、現在抽出中の線分は、その区間の一つ手前の画素で終わりになる。この段階で、抽出した線分の長さと位置が分かる。

先行車の特徴として登録する線分は、 N_y の $1/3$ 以上の長さを持つものとする。登録が終わると、そのスキャンライン上の未抽出の線分の存在を調べるために、残った部分について同様な処理を行う。

最終的に抽出された線分を水平成分特徴とよぶ。

図4に前処理後の画像から抽出した水平成分特徴による先行車のモデルの例を示す。

(3) 先行車モデルの作成

先行車モデルは、(2)で求めた水平成分特徴の集合で表される。すなわちモデルの、画像への表示例は図4に示すように、ある程度の長さを持つ水平成分だけで構成する。

3. 先行車の認識アルゴリズム

同一の先行車を連続的にサンプリングした画像に対して、それぞれ先行車モデルを作成して、これらのマッチングを行う。

3.1 マッチングの評価関数

マッチングには水平成分特徴のY座標、すなわち線分に垂直な座標のみを用いる。これは、いわば大局的マッチングである。以下にマッチングの方法について述べる。

追跡開始時の画像から作成したモデルを初期モデルとよび、これより時間的に後の画像から作成したモデルを比較モデルとよぶ。

なお、初期モデルは、ドライバが追跡すべき先行車

を決定した時点において追跡開始スイッチを押すことにより登録されるものとする。

マッチングは、初期モデルと比較モデルを、後述する評価式によって比較することによって行う。

マッチングを行うにあたっては、次の三つの仮定を設ける。

仮定1：ある時刻におけるサンプリング画像から抽出した特徴は、初期モデルにも含まれている。

仮定2：初期モデルにはないが、その後の画像である頻度以上見いだされる特徴は、初期モデルの作成時に抽出されなかった特徴とする。

仮定3：初期モデルにある特徴のうち、その後の画像で、ある期間 T 内に見いだされない特徴は、先行車以外の物体またはノイズを示すものとする。

まず仮定1を用いて、比較モデルの水平成分特徴のY座標に最も近い、初期モデルの水平成分特徴を対応付けを考える。このためには、先行車の大きさの比率を検出する必要があり、それには、最低2組の水平成分特徴の対応付けが必要になる。そこで、まず両者の一番上と一番下の水平成分特徴が、それぞれ対応しているものと仮定する。これによって大きさの比を求め、比較モデルの大きさが初期モデルの大きさと等しくなるように変換する。

もし、両者が同じ先行車のモデルであるとすれば、対応付けられた水平成分特徴のY座標の差 ΔY は、0または ± 1 程度になることが予想される。

そこで初期モデルと比較モデル間の各水平成分のY座標に基づく対応付けを行い、次式の ΔY_i を求め、さらに ΔY_i の分散を求めマッチングを行う。

$$\Delta Y_i = \min(|S_i - L_j|) \quad (2)$$

ただし、 $m \leq n$

$$i = 0, 1, \dots, m-1$$

$$j = 0, 1, \dots, n-1$$

S_i ：比較モデルの*i*番目の水平成分特徴のY座標

L_j ：初期モデルの*j*番目の水平成分特徴のY座標

m ：比較モデルの水平成分特徴の数

n ：比較モデルの水平成分特徴の数

式(2)を適用する際に $m > n$ となっている場合、一時的に S_i と L_j を入れ替えて考える。また分散 σ^2 は次式で定義する

$$\sigma^2 = \sum_{i=0}^{m-1} (\Delta Y_i)^2 / m \quad (3)$$

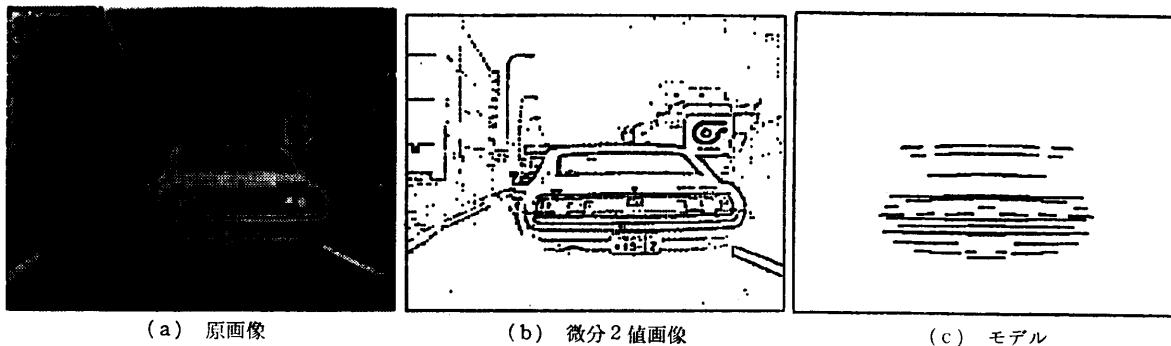


図 5 先行車のモデリング
Fig. 5 Modelling of a preceding car.

ただし、 m ：異なる Y 座標を持つ比較モデルの水平成分特徴の数

σ^2 が実験的に定めた閾値 γ よりも小さければ、マッチングに成功したと判断する。

3.2 水平成分特徴の対応付け

式(2)の ΔY_i が 0 または 1 のとき S_i は、 L_i とのマッチングに成功したものとする。 ΔY_i が 2 以上のときはマッチングに失敗したものとし、水平成分のリジェクト数として、登録する。そしてリジェクト数と水平成分の総数の比率をリジェクト率とする。

4. 認識および追跡実験結果

以上述べたアルゴリズムを、実際に高速道路上から得られた多数の先行自動車の画像に対して適用し、認識および追跡実験結果について示す。図 5 は、ある先行車 a に対する(a)が原画像、(b)がその微分 2 値画像、(c)は作成したモデルの例を示す。

4.1 先行車に対する認識実験

ある先行車 a , b , c に対して時間的に異なる場面の各 4 枚の画像 a_i , b_i , c_i ($i=1 \sim 4$) を用いて認識実験を行った。

そこで、追跡開始時の画像である a_1 から作成される先行車モデルを初期モデルとし、 a_2 , a_3 , a_4 から作成される先行車モデルを比較モデルとする。 b_i , c_i も同様とする。

ΔY_i が 2 以上となる水平エッジは、マッチングに失敗したものとみなし、これらはリジェクトされたと定義する。同一の先行車に対してマッチングを行った結果を、表 1 (1)～(3) に示す。

表 1 の m は対応付けを試みたエッジの数を示しており、これらのエッジのうち、リジェクト数だけのエッジが対応付けられなかったことを示している。また、このほかに σ^2 の値も計算している。

表 1 同一先行車とのマッチング結果

Table 1 Matching results between same preceding cars.

(1) 初期モデル: a_1

比較モデル	a_2	a_3	a_4
m	28	29	26
リジェクト数	0	0	0
σ^2	0.21	0.24	0.04

(2) 初期モデル: b_1

比較モデル	b_2	b_3	b_4
m	14	10	15
リジェクト数	0	2	0
σ^2	0.21	0.00	0.13

(3) 初期モデル: c_1

比較モデル	c_2	c_3	c_4
m	15	15	15
リジェクト数	2	1	4
σ^2	0.08	0.29	0.09

さらに、異なる先行車に対して同様のマッチングを行った結果を表 2 (1)～(3) に示す。

対応付けを行ったエッジの総数とリジェクトされたエッジの総数、およびその割合を計算した結果を次に示す。

同一の先行車：

水平特徴成分の総数： 167

リジェクト数 : 9

リジェクト率 : 5.4 [%]

異なる先行車：

水平特徴成分の総数： 371

リジェクト数 : 136

表 2 異なる先行車とのマッチング結果
Table 2 Matching results between different preceding cars.

(1) 初期モデル: a_1

比較モデル	b_1	b_2	b_3	b_4
m	18	14	10	15
リジェクト数	4	6	2	4
σ^2	1.39	4.07	6.40	2.00

比較モデル	c_1	c_2	c_3	c_4
m	15	17	15	17
リジェクト数	9	5	3	6
σ^2	7.00	4.71	4.80	6.06

(2) 初期モデル: b_1

比較モデル	a_1	a_2	a_3	a_4
m	18	18	18	18
リジェクト数	4	5	4	6
σ^2	1.39	2.44	2.11	3.61

比較モデル	c_1	c_2	c_3	c_4
m	15	17	15	17
リジェクト数	4	4	5	4
σ^2	2.87	2.24	2.13	2.87

(3) 初期モデル: c_1

比較モデル	a_1	a_2	a_3	a_4
m	15	15	15	15
リジェクト数	9	10	8	8
σ^2	7.00	10.53	8.00	18.33

比較モデル	b_1	b_2	b_3	b_4
m	15	14	10	15
リジェクト数	4	7	6	9
σ^2	2.87	4.91	1.86	2.00

リジェクト率 : 36.7 [%]

また、分散 σ^2 に関しては、表 1 および表 2 の結果から式(4)および式(5)が得られる。

$$\text{同一の先行車: } \sigma^2 < 0.3 \quad (4)$$

$$\text{異なる先行車: } \sigma^2 > 1.3 \quad (5)$$

4.2 画像内における先行車の追跡

同一の先行車に対するマッチングの結果から、どの水平成分特徴が先行車の上端、下端を表しているかが

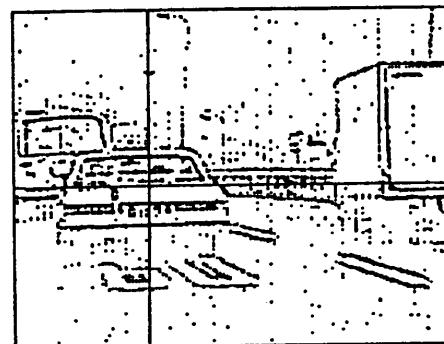


図 6 先行車の重心を求めた例
Fig. 6 Example of an extraction of the center of gravity.

分かる。この中心位置を Y 軸方向の重心位置とする。

X 軸方向に関しては、すでに対称軸の位置が分かっているので、両者の中点を求ることによって、先行車の重心を知ることができる。

図 6 に先行車 b に対して求めた重心位置を十字線で示す。十字の交差している位置が、先行車の重心位置を示している。これは正確な意味での重心ではないが、本論文の用いたシステムは先行車の位置をどのように把握しているかを、視覚的に示したものであると言える。

4.3 考 察

(1) 道路環境がモデルに与える影響について

例えば図 6 の画像では、先行車の前方に多くの水平エッジが見受けられる。このような場合、先行車の対称軸を正確に求めることは難しく、真の対称軸からのずれが大きくなる可能性がある。しかし、多少の対称軸のずれであれば、先行車の水平成分特徴の最も重要な情報である、各エッジのY方向の相対的位置は抽出できる。

本論文で各水平成分の長さの情報を重視しなかった理由もここにある。すなわち、先行車が急カーブを曲がったり、あるいは前景に顕著な水平エッジ成分を持った物体が現れた場合でも、求めた対称軸の位置が、先行車領域を通過していればよい。これはマッチングに利用した情報が、水平成分特徴のY軸方向の相対的位置関係であるため、ほかにどのように無関係なエッジが抽出されたとしても、その中には、少なくとも同じ位置関係を持つエッジが含まれているからである。

(2) リジェクト率について

同一の先行車にマッチングを行った場合、水平成分の対応付けが行われないリジェクト率は小さいほど望ましく、異なる車種に対して行った場合は大きいほど

望ましい。4.1 の実験結果によると、同一の先行車に対する対応付けられない水平成分の割合は 5.4%，異なる車種に対する割合は 36.7% であり、これより 15% 程度の割合を設定すれば正確に先行車の認識が行えると考えられる。

(3) 分散 σ^2 について

式(4)および式(5)によると、同一の先行車と異なる先行車の σ^2 は同一の先行車に対して 0.3 より小さく、異なる先行車に対して 1.3 より大きい。オーダーは、一桁以上異なっているため、この間に適当な閾値を設けることによって、同一の先行車であるか、異なる先行車であるかを判断することができる。本論文の実験結果によれば、例えば閾値を 0.8 に設定することによって同一の先行車の同定を行える可能性が高い。

5. おわりに

本論文では、主として高速道路上の比較的一定の道路条件における先行車両の認識実験を行った結果について報告した。

本論文で使用した先行車両の認識システムでは、同一の先行車を同定するために、次の三つの特徴を持つ。

(1) 2 次元モデルの採用

(2) 先行車の対称性の利用

(3) 1 次元情報によるマッチング

2 次元モデルの採用により、処理が簡単で、かつハードウェアも比較的容易であると考えられる。

今後は、各種の条件下（一般道路、雨天、カーブ状態）での先行車の認識実験を行う予定である。

参考文献

- 1) 谷田部照男：人工の目を持つ知能自動車、人工知能百科、日本の最新技術シリーズ(8), pp. 192-194 (1982).
- 2) 広瀬武志：両眼視による立体障害物認識手法—知能自動車の人工眼—、計測自動制御学会論文集, Vol. 19, No. 8, pp. 650-658 (1983).
- 3) Inigo, R. M., McVey, E. S., Berger, B. J. and Wirtz, M. J.: Machine Vision Applied to Vehicle Guidance, *IEEE Trans. Pattern Analysis & Machine Intelligence*, Vol. PAMI-6, pp. 820-826 (Nov. 1984).

4) 福井郁生、中村達也：TV 画像認識による移動ロボットの 3 次元位置決め、昭和 56 年度電子通信学会総合全国大会, 1331 (1981).

5) Marge, M. I. and Aggarwal, J. K.: Robot Vision for Location Determination and Obstacle Avoidance, *IEEE CONPON '83*, pp. 201-210 (1983).

6) Courteny, J. W., Magee, M. J. and Aggarwal, J. K.: Robot Guidance Using Computer Vision, *Pattern Recogn.*, Vol. 17, No. 6, pp. 585-592 (1984).

7) 田上勝利、高橋常夫、高橋文孝：自動車用慣性航法装置 エレクトロ・ジャイロケータ、自動車技術, Vol. 36, No. 5, pp. 528-534 (1982).

(昭和 60 年 7 月 30 日受付)
(昭和 61 年 4 月 17 日採録)



中嶋 正之 (正会員)

昭和 44 年東京工業大学工学部電気卒業。昭和 50 年同大学院博士課程修了。同年同大勤務。昭和 58 年同大像情報工学研究施設助教授。コンピュータ・グラフィクス、画像処理の研究に従事。工博、「画像工学の基礎」(昭見堂)、「パソコングラフィクス入門」(オーム社)。



安居院 猛

昭和 34 年東京工業大学工学部電気卒業。昭和 39 年同大学院博士課程修了。現在、同大像情報工学研究施設教授。制御理論、印写機器、コンピュータ・アニメーションなどの研究に従事。工博。52, 55 年度日本印刷学会論文賞受賞。著書「画像工学の基礎」(昭見堂)、「コンピュータグラフィクスの技報」(新オーム文庫)。



春松 光男

昭和 60 年東京工業大学工学部制御工学科卒業。同年ビクター(株)入社。現在ビデオ研究所開発二部に勤務し、ビデオ関連の研究・開発に携わる。電子通信学会会員。