

対象物間の関係を利用した自動車走行環境の理解

Understanding of Automobile Driving Environment using Relation among the Objects

柳川 博彦

Hirohiko YANAGAWA

宮島 朗

Akira MIYAJIMA

山田 元一

Motokazu YAMADA

日本電装(株)基礎研究所

Research Laboratories Nippondenso Co.,Ltd

Abstract We propose an understanding system for the driving environment. It recognizes various objects indispensable to driving such as roads, landmarks, other cars, etc from input images by camera. The feature of the system is the improvement of the recognitive efficiency by matching the result of the recognition with the model describing the relation among the objects, and adaptation to the transition of the driving environment by understanding the comprehensive circumstance such as form of roads, number of lanes, time, weather, etc. In this paper, we carry out the experiments recognizing the road, the right and left landmarks, and the preceding car, and we indicate that the recognitive efficiency improves with feedback of the matching result.

1. はじめに

近年、高齢者ドライバーや女性ドライバーの増加と共に自動車の安全性向上、運転自動化の要求が高まっているが、現状の自動車はいぜんとして運転者への依存度が高く、運転者の不注意や過失などから重大な事故を引き起こしたりする。

そこで運転の安全性・快適性を向上させるため、車両に搭載されたコンピュータが人間の運転の補助、たとえば先行車追従、障害物の回避、キープレーン走行などを行なう「運転支援システム」が最近注目を浴びつつある。

このようなシステムを実現するためには、自動車の走行環境を認識・理解することが不可欠であり、走行環境画像から道路や先行車などの対象物を認識する研究が各所で行なわれている⁽¹⁾⁻⁽⁶⁾。しかしながらこれまでの研究では、限定した走行環境下で特定の対象物を認識するといった例が多く、一般的な走行環境を扱うためには、次のような問題点が残されていた。

- ・自動車の走行によって生じる場面の転換（走行環境の変化）に対応できない。
- ・特定の対象物に対する部分情報しか用いていないため、認識率に限界がある。

我々は、自動車の走行環境を総合的に理解するシステムを目指しており、特に次の2点を重要視してシステムの構築を進めている。

- ・状況データとその推移モデルを用いた場面の転換に対する対応。

・走行環境に含まれる対象物の位置関係を利用した認識能力の強化。

本論文では、走行環境理解システムの特徴および概要を説明した後、対象物の位置関係モデルとの照合と情報のフィードバックについて実験結果を示す。

2. 状況データによる場面転換への対応

自動車走行環境の理解を考える場合に基本となるのは表1に示すような対象物を認識し、道路の形状・位置や先行車との距離など、運転に必要な情報を引き出すことである。

表1 走行環境に含まれる対象物の例

道路	先行車	ガードレール
信号	対向車	分離帯
左レーンマーク	並走車	歩行者
右レーンマーク	車線変更車	建物
横断歩道	追越し車	街路樹
停止線	交通標識	空
障害物	路面標示	街灯

そこで最も問題となるのは、自動車の走行と共に交差点や車線変更、合流・分岐など、さまざまな走行環境の変化や自然環境変化が起こり、各対象物の見え方や特徴が変化することである。人間は経験と知識によってこれ

らの状況を把握して、状況によって認識すべき対象物の種類や認識方法を選択している。

表2に自動車運転時に人間が認知するデータの1例を示す。

表2 自動車運転時に認知するデータ

状況データの1例

道路状況	種別	一般道路
	道路形態	直線路
	車線数	片側1
	登り降り	平坦
車両状態	進行方向	直進
	車速	定速
	車間距離	小
	時間帯	昼間
自然環境	天候	晴れ

対象物データの1例

道路	位置、形状
レーンマーク(左)	位置、方向
レーンマーク(右)	位置、方向
先行車	位置、速度
対向車	位置、速度
交通標識	内容、位置
路面標示	内容、位置
障害物	位置、大きさ

ここで、状況データとは自動車の走行環境全体にかかるものであり、対象物データとは自動車を運転する際に認識することが必要となる対象物に関するデータである。したがって、状況データによって対象物データの種類や内容は大きく影響を受ける。コンピュータによる走行環境理解システムにおいても状況データは重要であり状況データを常に把握することによって場面転換による走行環境の変化に対応できると考えられる。以下にこの理由について、いくつかの項目に分けて説明する。

2-1 走行状況の決定と対象物の限定

状況データによって、自動車の走行環境をいくつかの種類に分類することができる。たとえば、種別が一般道路、道路形態が直線路、車線数が片側1車線の場合、単車線直線路という走行環境に分類する。表3に示すように、走行環境が決定するとそこに含まれる対象物の種類

表3 走行環境と包含対象物の例

単車線直線路	道路、レーンマーク左右、先行車、対向車、交通標識、路面標示、障害物
多車線直線路	道路、レーンマーク左右、先行車、並走車、交差標識、路面標示、障害物
単車線曲線路	道路、レーンマーク左右、先行車、対向車、交通標識、路面標示、障害物
交差点(単車線)	道路、レーンマーク左右、先行車、対向車、信号、横断歩道、歩行者、障害物
渋滞時	道路、レーンマーク左右、先行車、障害物
車線変更(他車)	道路、レーンマーク左右、対向車、車線変更車、障害物
車線変更(自車)	道路、レーンマーク左中右、先行車、対向車、並走車、障害物
追越し	道路、レーンマーク左右、先行車、並走車(追越し対象)、対向車、障害物
分岐	道路、レーンマーク左右、分岐点、先行車、障害物
合流	道路、レーンマーク左右、分岐点、本道走行車、先行車、障害物
右折時	道路、レーンマーク左右、先行車、対向車、信号、歩行者、障害物
左折時	道路、レーンマーク左右、先行車、信号、歩行者、障害物

はある程度限定される。したがって、状況データを把握することによって認識すべき対象物と、認識する必要のない対象物の区別を行なうことができる。

さらに時間帯や天候などの自然環境データは、各対象物の認識に大きく影響を与える。たとえば先行車の認識方式を考えた場合、昼間は車体を認識するのが適しているが、夜はテールランプを認識する方が優れている。このように、自然環境データを把握することによって、その状況に最適な認識手法やパラメータを決定することができる。

2-2 対象物の組合せの限定

走行環境によって限定された対象物のなかのいくつかが、実際に走行環境画像内に現われるわけであるが、その組合せは走行環境の知識により限定することができる。たとえば、単車線直線路では8種類の対象物が存在する可能性があり、このなかから1種類以上の対象物を取り出す組合せの数は、255通りある。

しかしながら走行環境に関する知識、たとえば左右のレーンマークが存在すれば必ず道路が存在する。道路が見えないときは、先行車に隠されている。などを用いれば、組合せの数は63通りに限定することができる。

このことを使って、認識した対象物の組合せを検証することが可能になる。

2-3 状況データの推移モデルの利用

表2に示したような状況データは、自動車の走行及び時間経過と共に変化するが、1つの状況から次の状況への推移の仕方はある規則性を持っている。この規則性を表現した推移モデルを用意することによって、次に起こり得る状況をある程度予測することができる。

図1に状況データの中の1つである道路形態の推移モデルを示す。四角の枠内は道路形態を表わし、矢印はその推移を表わす。ここで基本となるのは、直線路、曲線路であり、ここからさまざまな道路形態に推移する。しかしその後の推移はかなり限定しており、状況の予測のために有効である。

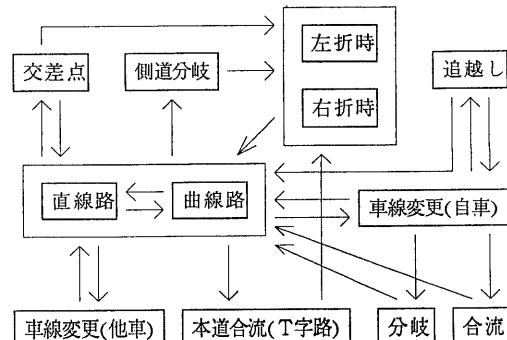


図1 道路形態の推移

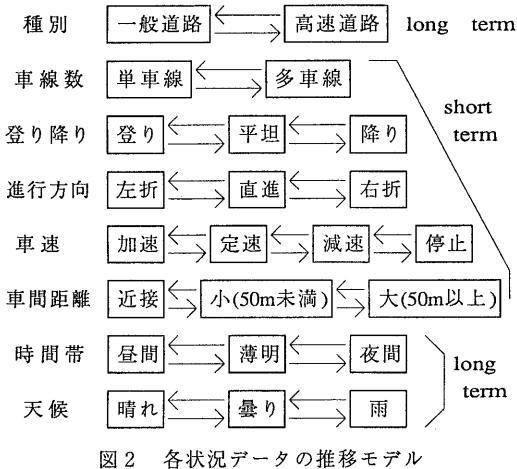


図2 各状況データの推移モデル

図2に道路形態以外の各状況データの推移モデルを示す。これらは道路形態の推移に比べ単純であるが、これらのデータの予測は対象物の認識時に重要となる。

3. 対象物の位置関係を利用した認識能力強化

3-1 位置関係モデルの記述

定まった走行環境においては、画像内の対象物の位置関係に強い制約があり、これをモデル化して認識に利用することができる。図3に単車線直線路の場合の位置関係モデルを示す。各々の対象物の間に引かれている矢印が対象物間の関係を表わしている。

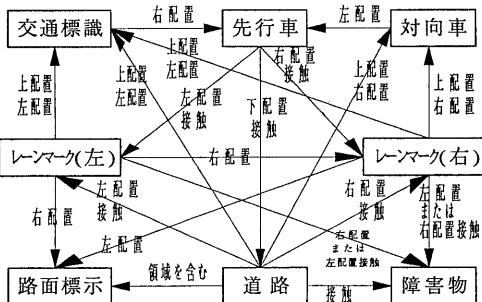


図3 対象物の位置関係モデル（単車線直線路）

対象物領域の相互関係としては、重なり、配置関係、接触関係、包囲関係の4種類を扱う。認識された対象物の領域間関係を調べ、モデルと照合することによって認識結果の正誤を検証する。

3-2 相互関係と照合方式

3-2-1 重なりのチェック

最初に、各対象物の領域間での重なりの有無、すなわち1つの領域を多重に解釈していないかをチェックする。重なりがあった場合、その対象物間の相互関係を満足していないと判断する。

3-2-2 配置関係

画面内における、各々の対象物間の方向関係を示す。方向は、上、下、左、右の4方向に限定し、モデル上に2つの対象物の方向関係の内、満たしているものをすべて記述する。たとえば、道路は先行車の下配置である、交通標識は道路の上配置かつ左配置である、などである。配置関係の照合は次のように行なう。関係を調べる2つの対象物領域をA、Bとし、画面の左上角に原点がありx方向が左右関係、y方向が上下関係とした場合の重心の位置をそれぞれ (gxa,gya) 、 (gxb,gyb) とするとき、

$$A \text{は } B \text{ の上配置: } gya < gyb$$

$$A \text{は } B \text{ の下配置: } gya > gyb$$

$$A \text{は } B \text{ の左配置: } gxa < gxb$$

$$A \text{は } B \text{ の右配置: } gxa > gxb$$

上の関係式を満たせば、それぞれの配置関係を満足するとみなす。

3-2-3 接触関係

2つの対象物の領域が接触するかしないかを示す。接触の判定は以下のように行なう。2つの対象物領域A、Bに含まれる画素を、a (xa,ya) 、b (xb,yb) としたとき、
 $(xa+p,ya+q) = (xb,yb)$ (ただし $|p| + |q| = 1$)
上式を満たす画素a、bが存在すれば、A、Bは接触関係にあるとする。

3-2-4 包囲関係

1つの領域が他の領域の全周囲を囲む場合を表わす。たとえば、道路領域は路面標示領域を含んでいる。包囲関係の照合は次のように行なう。2つの対象物領域A、Bに含まれる画素を、a (xa,ya) 、b (xb,yb) としたときすべての画素aに対して、

$$xa < xb \text{かつ } ya = yb$$

$$xa > xb \text{かつ } ya = yb$$

$$ya < yb \text{かつ } xa = xb$$

$$ya > yb \text{かつ } xa = xb$$

上の4つの式をそれぞれに満たすような4つの画素bが存在すれば、領域Bは領域Aを含むとみなす。

以上の関係はすべて画面内に限定されたものであり、実際の3次元世界での関係とは異なった2次元モデルであるといえる。しかし走行環境を限定すれば、このモデルを認識結果と照合することによって、結果が正しいかどうかの判断を行なうことができると考えられる。

3-3 情報のフィードバック

前節で述べた方法により、認識された対象物間の相互関係を調べ、対応するすべての関係がモデルと一致したとき照合が成功したとし、認識結果は正しいと考える。

対象物間の相互関係を満たさなかったり、必要な対象物が欠けていたりした場合は照合に失敗したとし、認識結果が誤りであると考える。この場合、照合に失敗する原因となった対象物の認識が誤りであると考えられるため、この対象物の認識部に対して他の対象物の情報を、フィードバックして認識をやり直させることにより全体の認識能力が強化される。

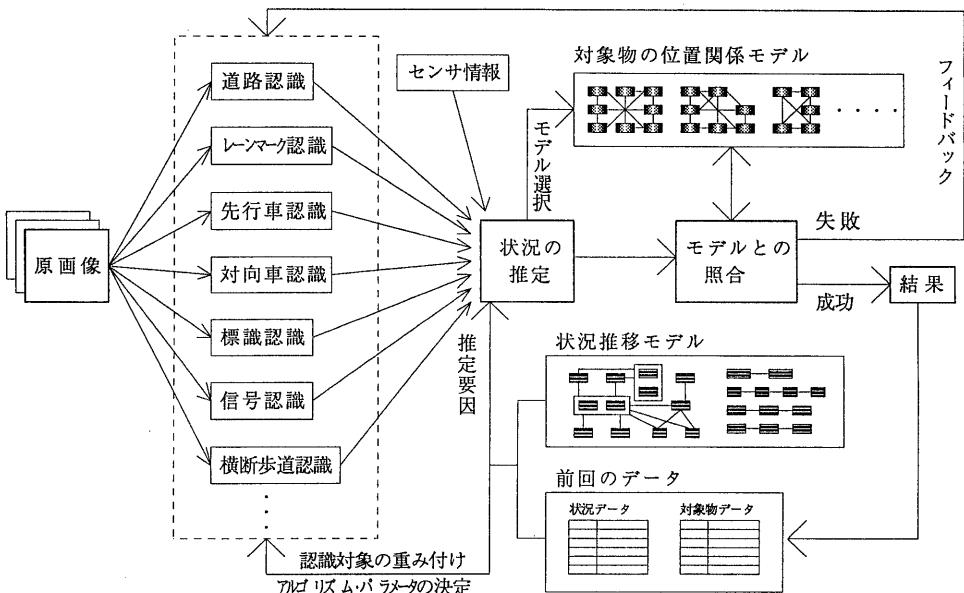


図4 走行環境理解システムの制御構造

4. 走行環境理解システム

図4に、我々が構築しようとしている走行環境理解システムの概要を示す。システムの各部については、以下に説明する。

4-1 画像の入力

原画像は自動車の車室内に設置したカラーTVカメラから連続的に取り込んだものを、横方向512画素、縦方向480画素の解像度でRGB各8bitのデータとして用いる。

4-2 対象物認識部

入力画像データは各対象物の認識部に送られる。認識部では各々の対象物に適した処理方式（領域分割方式、抽出方式など）を用いて並列に認識を実行する。各認識部は、他の対象物に関する情報はまったく用いず、完全に独立である。また、前回の状況データによって可能性のある状況を把握し、認識対象の重み付け、認識アルゴリズム・パラメータの決定を行なう。

認識対象の重み付けとは次のような操作である。前回の状況および推移モデルから判断して現われる可能性の高い対象物に対しては、信頼性の低い認識結果であっても認識できたとみなす。また現われる可能性低い対象物に対しては、信頼性の低い認識結果は誤認識であるとして以降の状況推定部およびモデルとの照合部に結果を送らない。認識パラメータ・アルゴリズムの決定とは、たとえば前回の状況データが高速道路で夜間であったとすると、その状況に応じた認識アルゴリズムやパラメータを用いることである。

4-3 状況の推定部

状況データの推定を行なうことによって走行環境を決定し、対象物の位置関係モデルを選択する。推定の要因となるのは次の3つである。

4-3-1 前回のデータと状況推移モデル

前回の状況データと状況推移モデルから次の状況を予測することができる。天候や時間帯、一般道路と高速道路の種別などは、長期的に推移するものであり、前回のデータがそのまま使用できる場合も多い。

また、以前の対象物データからも予測が可能である。たとえば、直線路走行時に認識された道路やレーンマークの形状が遠方で曲がっていれば曲線路を予測する。他に予告標識の内容なども使うことができる。

4-3-2 認識部からのデータ

特定の対象物を認識することによって、状況を推定する。たとえば信号を認識した場合、状況は交差点やY字路などに限定できる。

また、道路やレーンマークの曲率、先行車の画面上での大きさ、レーンマークの明度などによっても状況データを推定できる。

4-3-3 他のセンサ情報

画像から得られる情報以外に、自動車に搭載されている各種のセンサから得られる情報を用いる。使用するセンサとしては、車速センサ、ステアリング角センサ、日射センサ、時計などがある。

4-4 モデルとの照合部

推定された状況に基づいて選択された位置関係モデル

と認識結果の照合を行なう。照合が成功すれば、状況データおよび対象物データを結果として出力し、次の画面の処理に移る。照合が失敗したときは、認識が誤りであったとして対象物の認識部に認識をやり直させる。

5. 実験方法および結果

5-1 実験の目的と実験対象

今回の実験は、モデルとの照合およびフィードバックによって対象物の認識能力が強化されることを確認することが目的である。

したがって状況データは既知であり、位置関係モデルはすでに選定されている場合を想定して実験を行なった。実験対象は表4に示すような多車線直線路の状況とし、認識対象は道路、レーンマークの左、右、先行車の4種類に限定した。

5-2 対象物の認識アルゴリズム

5-2-1 道路の認識

(1) 特徴抽出方式

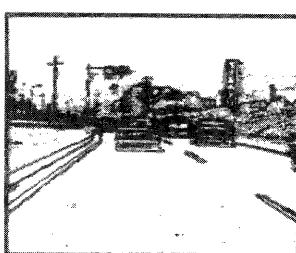
一般道路の場合、車道と歩道、縁石が同じような明るさや色彩を持っているため、濃淡特徴、色彩特徴が同一の小領域を併合するというやり方では道路（車道）を分離できない。これに対してエッジ検出を用いれば明るさの変化率が比較的大きい道路端を検出できる。そこで、

表4 実験対象の状況データ

道路状況	種別	一般道路
	道路形態	直線路
	車線数	片側2
	登り降り	平坦
車両状態	進行方向	直進
	車速	定速
	車間距離	小
自然環境	時間帯	昼間
	天候	晴れ



(a) 原画像



(b) エッジ検出結果

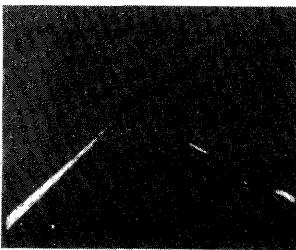


(c) 認識結果

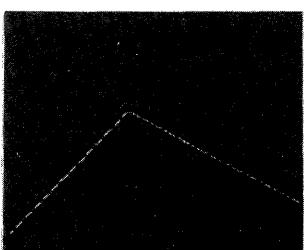
図 5 道路の認識例



(a) 原画像



(b) 特徴抽出



(c) 認識結果

図 6 レーンマークの認識例

特徴抽出方式としてエッジで囲まれた部分を1つの領域とみなし、各領域の面積および重心の位置を特徴量として取り出す方式を用いた。(図5(b)にエッジ検出結果を示す)

(2) 認識方式

道路領域は、特徴量レベルでの知識を用いて以下のように表わすことができる。

- ・道路領域の面積は前画面の1/10以上。
- ・前画面の1/10以上の領域のうちで道路領域は重心が最も画面の下の方にある。

さらに、影や舗装の縦目によって道路が分断されている場合は、分断された領域の色彩特徴を比較してつなぎ合わせる。(図5(c)の斜線部が道路領域)

5-2-2 レーンマークの認識

(1) 特徴抽出方式

レーンマークの特徴色である白または黄色の抽出を行なう。(図6(b)) 抽出条件は以下の通りである。

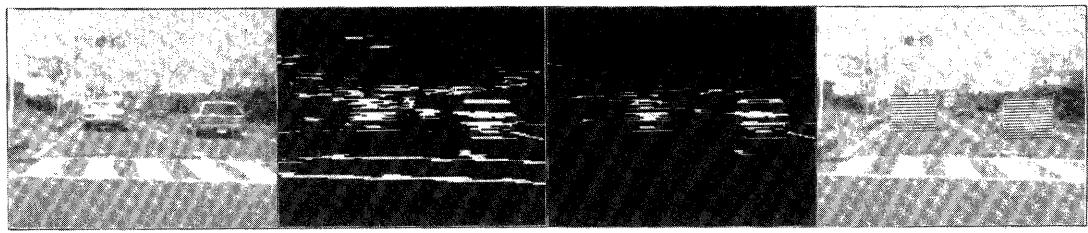
白: ($R > Thr$) and ($G > Thr$) and ($B > Thr$)

黄: ($R > Krb \cdot B$) and ($G > Kgb \cdot B$)

(ここで、 Thr は全画面のヒストグラムから導かれたしきい値、 Krb , Kgb は1以上の係数)

(2) 認識方式

画面の左端および左下で特徴色を探索し、左側のレーンマークの始点を求める。同様にして画面の右側を探索し、右側のレーンマークの始点を求める。次に、始点から画面の中央方向に角度を変化させて直線を引き、その上に存在する特徴色の画素が最も多い直線をレーンマークとして認識する。図6(c)に認識されたレーンマークの例を示す。



(a) 原画像

(b) 水平エッジ検出

図 7 先行車の認識例

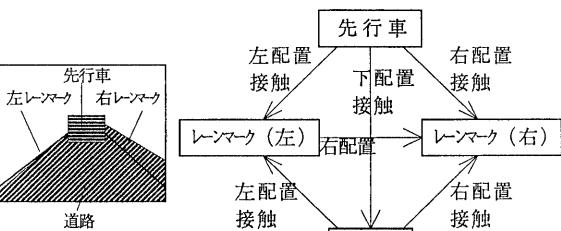


図 8 典型的な認識結果と位置関係モデル

5-2-3 先行車の認識

(1) 特徴抽出方式

先行車の特徴は、リアウインドウやバンパーなどによって水平方向のエッジが多く存在することが挙げられる。そこで画面上からある一定長さ以上の水平エッジだけを抽出するために、 17×3 の矩形 sobel オペレータを作用させた。(図 7(b))

さらに道路標示や横断歩道等による水平エッジと区別するために、連続する 2 つのエッジ画像を用いて各画素についての AND をとった。(図 7(c))

カメラと先行車の相対位置はほとんど変化しないためこの操作によって先行車の水平エッジを保存したままそれ以外のエッジを消去することができる

(2) 認識方式

以上のような方法で抽出した水平エッジに外接する矩形を求め、矩形内の水平エッジ濃度があるしきい値以上であれば先行車であるとみなす。

この方式を用いると隣接車線の並進車も同一車線の先行車と同様に認識することになる。(図 7(d))の横線部が認識された先行車の領域)

5-3 モデルとの照合

各認識部からの結果および位置関係モデルは、図 8 のようなものである。したがって、認識結果がモデル中の 6 つの相互関係を満たしたとき照合の成功とする。

照合の失敗には大きく分けて 3 つの場合が考えられる。

- ①必要な対象物が認識できず、対象物に不足が生じるような場合。(図 9 の場合 1)
- ②1 つの対象物に対する 3 つの相互関係のうち、2 つ以上を満足していない場合。このような対象物はモデルに適合しない対象物であるとする。(図 9 の場合 2)
- ③満足しない相互関係が存在するが、モデルに適合しない対象物を特定できない場合。(図 9 の場合 3)

このうち①②の場合は、照合の失敗の原因となった対象物を特定することができるが、③の場合は特定できずたとえば図 9 の場合 3 では先行車が不適合か道路が不適合かを判断することができない。

このような場合、認識結果がどの程度確からしいかを示す値として信頼度を定義し、信頼度の低い方の対象物が不適合であるとみなす。信頼度は次に示すように、認識する対象物の種類によって定義が異なる。

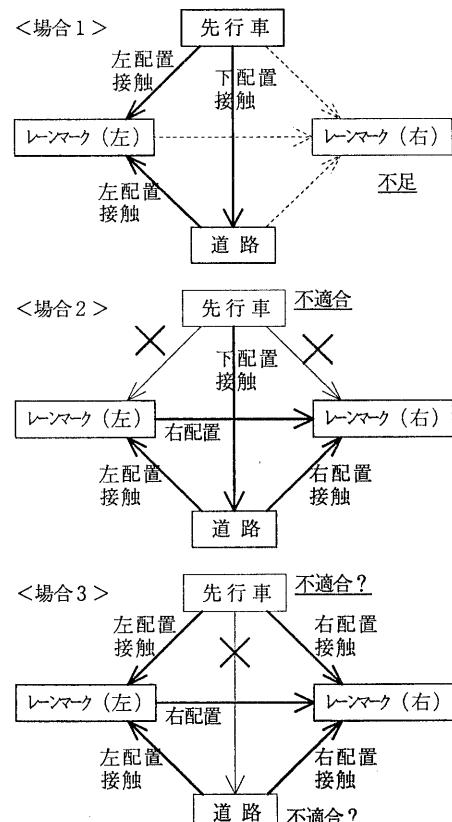


図 9 照合が失敗する場合

$$(1) \text{ 道路の信頼度: } CR = LR/LI \quad (LR/LI \leq 1)$$

$$CR = 0 \quad (LR/LI > 1)$$

道路領域の垂直方向の長さ LR と、画面の底辺から水平線までの長さ LI の比率、 LR/LI が大きいほど信頼度が高いとする。ただし LR/LI が 1 を越えた場合は信頼度は 0 とする。

$$(2) \text{ レーンマークの信頼度: } CLM = NWY/NL$$

レーンマークの直線を構成する画素数 NL と、直線上に含まれる白または黄色の画素数 NWY の比率、 NWY/NL が大きいほど信頼度が高いとする。

$$(3) \text{ 先行車の信頼度: } CC = KC \cdot Dc \quad (KC \text{ は定数})$$

抽出した先行車領域中の水平エッジ密度 DC が大きいほど信頼度が高いとする。

5-4 フィードバック

照合に失敗した場合、モデルに適合しない対象物の認識部に対して認識のやり直しを要求する。このとき他の対象物の位置の情報を用いて探索エリアを指定する。

図 10 に示すように、フィードバックをかける対象物の種類によって探索エリア（太線内のエリア）の指定方法が異なる。先行車の探索エリアは、道路とレーンマー

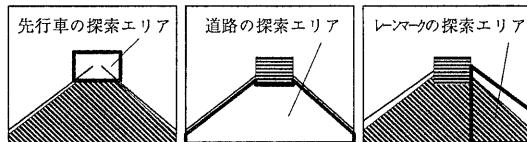


図 10 フィードバックによる探索エリアの指定

クの上部の矩形領域とする。道路の探索エリアは、先行車と左右レーンマークに囲まれた領域とする。また右レーンマークの探索エリアは、先行車領域の右側の道路内部から右方向に道路の外側までの領域とする。左レーンマークの場合も同様である。

5-5 実験結果

5-5-1 実験例

$$(1) \text{ 先行車認識部へのフィードバック例}$$

図 11 に例を示す。先行車に比べて右側の並進車の水平エッジ密度が高いため、最初は並進車の方を先行車として認識してしまう。（図 11 (b)）

しかしながらモデルとの照合の結果、この先行車領域は左右のレーンマークと接触していないため不適合であるとして、探索範囲を限定し、再度認識を実行する。この結果先行車が正しく認識され、モデルとの照合も成功する。（図 11 (c)）

$$(2) \text{ 道路認識部へのフィードバック例}$$

図 12 に例を示す。道路が影によって分断されており分断された各領域の色彩情報が異なる場合、道路は部分的にしか認識できない。（図 12 (b)）

このときモデルとの照合においては、道路と先行車が接觸していないため相互関係を満たしていない。このとき道路と先行車の信頼度を比較すると、道路は垂直方向の長さが短いため信頼度が低く、道路認識部に対してフィードバックを行なう。この結果先行車と左右レーンマークの領域で囲まれた部分を道路であるとして認識する。（図 12 (c)）



図 11 フィードバックによって先行車の認識に成功した例

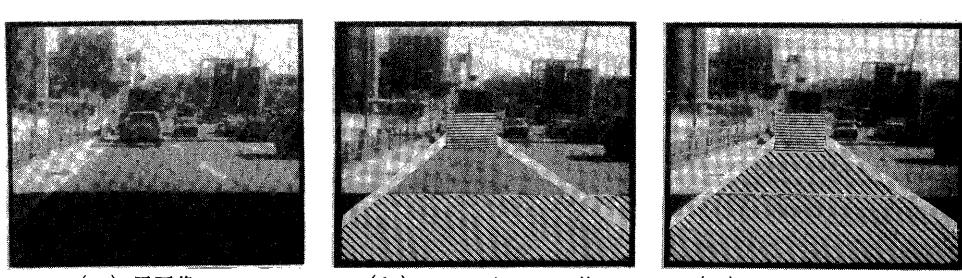


図 12 フィードバックによって道路の認識に成功した例

5-5-2 認識率

国道41号線にて取り込んだ画像から、多車線直線路の条件を満たす100画像について実験を行ない、各対象物の認識率を求めた。ただし認識率とは、それぞれの対象物の領域を正しく抽出できた回数の割合とする。

表5の結果より、モデルとの照合およびフィードバックによって認識能力が向上することが確認できた。

表5 対象物の認識率

	フィードバック 無し	フィードバック 有り
先行車	6.4%	8.7%
道路	8.8%	9.4%
レーンマーク (左)	9.4%	9.5%
レーンマーク (右)	7.8%	8.2%

5-6 実験に対する考察

(1) 対象物の認識アルゴリズムについて

今回の実験では、環境と認識対象が限定されているため、認識には比較的単純なアルゴリズムを用いた。たとえばレーンマーク認識アルゴリズムは曲線路に対応しておらず、先行車認識アルゴリズムは先行車と並進車の区別を行なっていない。

しかし環境理解システム全体として考えた場合、対象物の認識結果は状況の推定に影響を与えるため、認識アルゴリズムは環境の変化にロバストであることが望ましく、今後改善していく必要がある。

(2) モデルとの照合について

今回の実験では、モデルと適合しない対象物が2つ以上存在する場合は考慮していないが、実際には2つ以上の対象物を同時に誤認識する場合がある。このときモデルとの照合による不適合対象物の決定はさらに複雑なものとなる。

(3) 認識率について

全体にフィードバックによって認識率は向上しており、正しい認識結果に対してフィードバックをかけ、誤った結果を出力したという例はなかった。また、対象物の性質の違いから、認識率はその数字にかなり差があった。

先行車は、他の対象物の情報を用いずに認識するのはかなり困難な対象物であると考えられる。したがって、フィードバックによる認識率の向上は最も大きい。また、先行車の認識率がフィードバック後も80%程度であるのは2つ原因が考えられる。第一は先行車の外形を認識せず内部の水平エッジから領域を求めていたため、正確な先行車の位置からそれが生じやすいこと。特に先行車が、さらに前の車と重なって見えている状況ではそれが生じやすい。第二は、トラックなどリアウンドウやバ

ンパーから水平エッジが検出しにくい車両の認識が困難であることが挙げられる。

道路は、フィードバック前でも比較的認識率が高い。しかし、レーンマーク・縁石の切れ目によって領域が道路の外にはみ出したり、影や舗装の縫目で道路が分断されることが原因で誤認識が生じる。しかもこの場合、探索エリアの決定には残りの3つの対象物が必要であり、この条件が満たされないとフィードバックできない。これをうまく解決することによって、フィードバック後の認識率はさらに向上すると考えられる。

レーンマークは、それが実線であるか破線であるかで認識の難易度が大きく異なる。実線の場合部分的に消えても、残りの部分から認識できる確率が高いが、破線の場合には非常に困難となる。今回の実験では主として左側の車線を走行したため、右レーンマークの認識率が悪くなっている。

6. おわりに

自動車の走行環境理解システムを提案した。その特徴は、状況データとその推移モデルによる場面の転換に対する対応と、位置関係モデルを用いた対象物認識の強化である。今回の実験では、走行環境を多車線直線路に限定して道路、左右レーンマーク、先行車の認識を行ない、モデルとの照合およびフィードバックによって認識率が向上することを示した。

今後は認識対象の種類を多くし、交差点や分岐・合流など他の走行環境への適用を図る。また、状況データの把握方式を確立することによって、走行環境の変化にも対応できる走行環境理解システムの構築を進めていく。

謝辞

本研究を進める上で御助言頂いた中京大学情報科学科與水大和教授、長谷川純一教授に感謝致します。

参考文献

- (1) 中嶋, 安居院, 春松：“高速道路における先行車の同定と追跡”, コピュータビジョン研究会, 37-4 (1985)
- (2) 森, 札幌, 横山：“画像解釈言語PILSによる視覚移動ロボットのための道路環境理解の表現”, 信学論, Vol.J68-D, No.4, (1985)
- (3) 潮田, 太田, 小沢：“車両から見た道路像の解析”, 信学技報, PRU86-4 (1986)
- (4) Akatsuka H. and Imai S.: "Road Signposts Recognition System", SAE 870239 (1987)
- (5) 浅田：“米国メリーランド大学におけるALVプロジェクトの概要”, 信学技報, PRU87-127 (1988)
- (6) Thorpe C., Hebert M. H., and T. Kanade: "Vision and Navigation for the Carnegie-Mellon Navlab", IEEE Trans., Vol.PAMI-10, No.3, pp.362-373 (1988)
- (7) 柳川, 赤塚, 山田：“車外環境理解を目的とした自動車用画像処理について”, 計測自動制御学会第10回パーセプト学会研修, pp.19-26 (1990)
- (8) 平田, 白井, 浅田：“知的画像切り出し”, 信学技報, PRU90-104 (1991)
- (9) 中山, 大照, 橋本, 田中：“道路標示の自動認識”, 情報処理学会第42回全国大会, 3D-6 (1991)