

特集 | モデルベースの認識手法による道路白線認識

A White Road Line Recognition System Using the Model-Based Method

大池 達也
Tatsuya OIKE

We propose the new Model-Based method of white road line recognition. In this Method, we define the "gravity" of the pixel and the model connected with the "spring". The model trace the white road line automatically with the balance of the "gravity" and the "spring". This model could be applied to the original image, but we can obtain the better result with the developed "White Line Emphasis Filter". This Filter emphasize the geometrical feature of the white road line. We also propose this Filter in this paper.

Key words : ITS, White road line, Model, White Line Emphasis Filter, Gravity, Spring

1. はじめに

近年ITS (Intelligent Transport Systems) は、本格的な事業拡大の局面へ移行した。安全運転の支援分野においてもASV (Advanced Safety Vehicle) やAHS (Automated Cruise-Assist Highway System) プロジェクト等の研究成果が実用化されつつあり、新しいマーケットの創生が期待されている。

このような流れのなか、画像による道路環境認識に対する期待感が高まっている。道路環境画像に含まれる豊富な情報量をかんがみれば、運転支援システムにおいて画像認識センサが有力な手段となりうると考えられている。

本報告では、道路上にプリントされた走行領域の区画線たる白線の画像認識手法について説明する。白線の認識については、既に多くの研究・開発事例がある。しかし、適切な値段コストで製品化された例は皆無である。その原因は次の2点に集約されると考えている。それは、雨天等の悪天候下におけるロバスト性の低さ、認識ロジックを実現する上でのハードウェアコストの高さである。

ロバスト性の低さの原因の一つが、画像認識処理の前処理として常套されている2値化処理にあると考えた。2値化処理による白線候補点の誤検出あるいは誤除去が、後処理において修復不可能となる場合があるからである。また、ハードウェアコストの上昇は、ロジック中の論理判断処理の存在が問題であると考えた。

そこで、我々は、前処理において2値化処理を行わず外部環境変動に対してロバストであること、中

* (社)電子情報通信学会の了解を得て、信学技報Vol.99 No.575, PRMU99-211(2000.1)より一部加筆して転載

間処理において何らの論理判断も必要としないためハードウェア親和性が高く、低コストなハードウェアでのロジックの実現が可能であることに重点を置いて開発を行った。

その結果、モデルベースロジックによるロバストかつシンプルなロジックを開発したので報告する。

2. 白線認識システムの概要

本白線認識システムは、ストリングモデルと名付けた線モデルによる白線認識システムである。ストリングモデルは、その形状を自在に変化させながら自律的に道路環境画像中の白線を探索するものである。ストリングモデルは多階調画像にも対応しており、直接、原画像に適用することが可能である。しかし、実適用においては、合わせて開発した白線強調フィルタとの組み合わせにおいて良好な結果を得る。本認識システムの概要をFig. 1に示す。

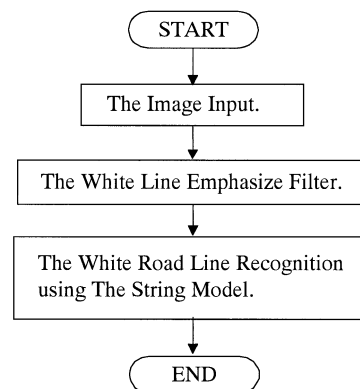


Fig.1 The overview of the white road line recognition system

3. カメラ座標系

カメラ座標系をFig. 2のように定める．

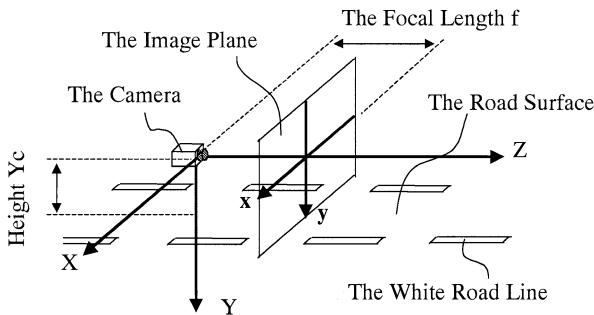


Fig.2 The camera coordinates system

カメラ光軸は、道路面および車両進行方向に平行、すなわち、無限遠点が画面上の座標(0, 0)に設定されたものとして以下、取り扱うこととする．

4. 白線強調フィルタ

Fig. 3の道路環境画像を用いて、白線強調フィルタの動作原理について説明する．



Fig.3 The road Image

白線強調フィルタは、定義した白線の特徴量によって白線を強調するものである．以下、定義した白線の特徴量について説明する．

白線は両端に高周波成分たるエッジを有する点が特徴的である．水平方向の微分フィルタ (Fig. 4) を適用すると、白線両端の高周波成分が強調され、Fig. 5に示す画像を得る．白線を横断する水平ライン上の出力分布によって定義した白線特徴を説明する．



Fig.4 The differential filter

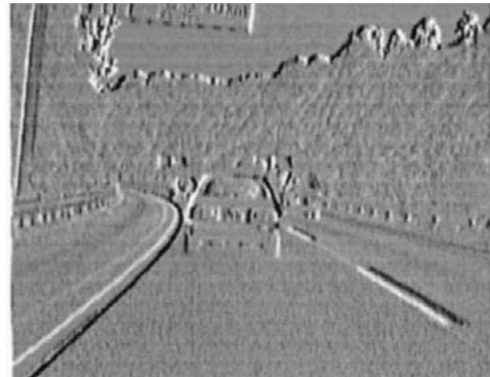
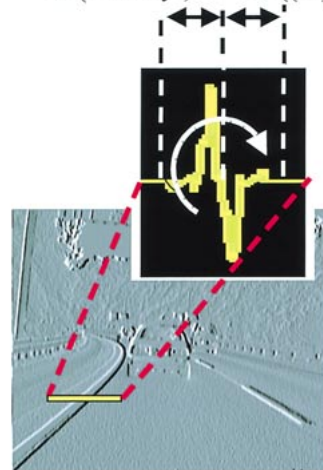


Fig.5 The result Image of the differential filter

Fig. 6に示すように白線の両端には、正負の出力ピークを生じている．正負の出力ピークの中点を中心点として、大きな“右モーメント”を発生しているような状態である．“右モーメント”を定量化するために左側の出力値に(1)を乗じ、右側の出力値に(-1)を乗じて積算することによって得られた値を“右モーメント値”として定義する．この計算を実現するフィルタオペレータは、Fig. 7のようになる．

$$\sum (1 \times Dxy) + \sum ((-1) \times Dxy)$$



Dxy : The Differential Value of Any Pixel

Fig.6 The amount of "Moment Clockwise" could be large.

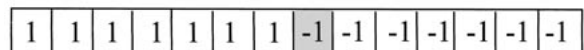
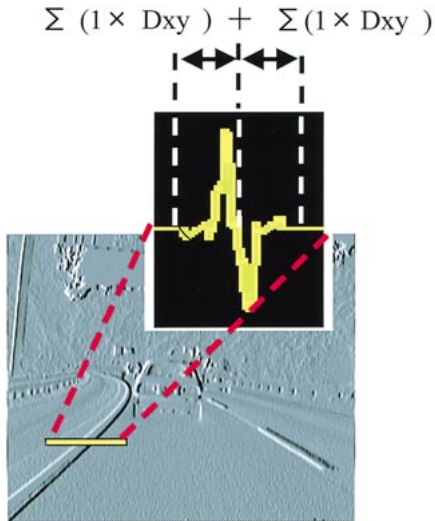


Fig.7 The moment filter.

また、白線の両端に生じる正負のピークは点対称に近づく．したがって、白線の両端に生じる正負のピーク波形を含む区間内の出力値を積算 (Fig. 8) すれば、ゼロに近い値となることが期待できる．このような区間積算を実現するためのフィルタをFig. 9に示す．



Dxy : The Differential Value of Any Pixel

Fig.8 The sum could be near zero.



Fig.9 The summation filter.

つまり、定義した“右モーメント値”が大きいこと、区間内の積算値がゼロに近いことが白線らしさを示す指標になり得ると考えた。

そこで、“右モーメント値”と、区間内積算値の絶対値の差分値をもって白線特徴量として定義した。白線強調処理の概要をFig. 10に示す。

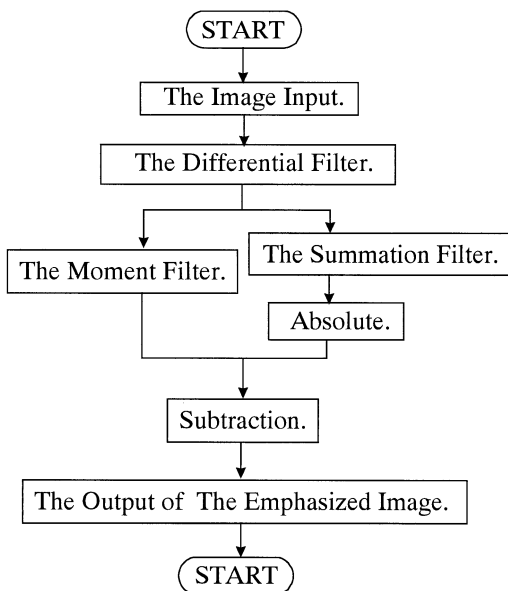


Fig.10 The flow for the white line emphasis filter.

Fig. 7, Fig. 9のフィルタオペレータは例示したものであり、フィルタ幅は対象とする白線幅に応じて変更されるべきである。つまり、実世界の白線幅(m)を透視変換して得られる白線幅(ドット)に画像ぼけ量を考慮した値がフィルタ幅となる。フィルタ幅の計算式を式(1)に示す。

$$\text{Width of filter} = \frac{X_{width}}{Y_c} + (\text{Defocus Width in Image}) \quad (1)$$

Xwidth : The White Line Width in Real World
Yc : Camera Height

Fig. 11に白線強調フィルタを適用した際の間画像、および処理結果画像を示す。

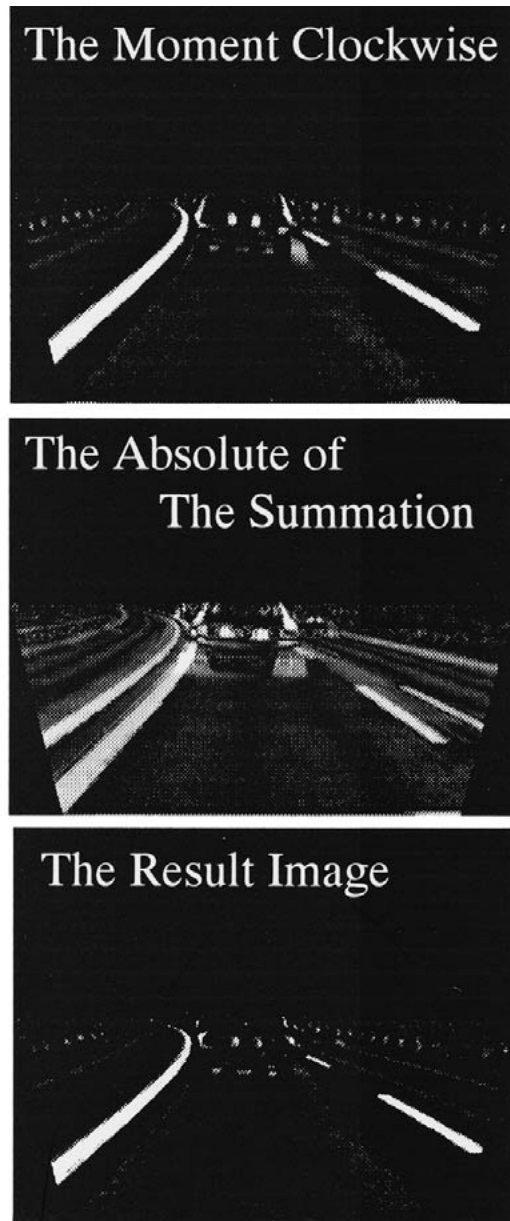


Fig.11 The result Images of the filter.

さらに、Fig. 4に示す微分フィルタとFig. 7に示すフィルタ、あるいは、Fig. 4に示す微分フィルタとFig. 9に示すフィルタは合成可能であり、Fig. 12に示すフィルタを得る。

①The Composite Filter of
The Differential Filter and The Moment Filter.

-1	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	-1
----	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	----

②The Composite Filter of
The Differential Filter and The Summation Filter.

-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
----	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Fig.12 The composite filter

5. スtringモデルによる白線認識

従来の白線認識手法は、大きく二つの方法に分類することができる。一つは、候補点を検出した上でその候補点を結ぶ線を検出するという、いわば点から線への拡張処理といえるものである。二つ目は、あらかじめ線モデルを用意した上でパターンマッチングに類する手法によって、道路環境中の白線と線モデルとの一致度を調べるものである。

人間が道路環境中の白線を認識する際、候補点を認識した上、候補点を線へ拡張して白線として認識しているわけではない。白線があることを前提として認識していると考え。したがって、線モデルによる白線認識手法は、人間の処理方法に合致し、ロバスト性の高い認識を実現できる可能性があると考えた。

しかし、線モデルと実際の白線とのパターンマッチングによる方法には、あらかじめ白線形状パターンを多数用意しておく必要性から大規模なメモリ資源を要求する、ハード親和性が低くCPU演算に依存する傾向が強い、パターン外の白線には対応できず柔軟性に欠ける、などの問題があると考えた。

そこで、我々は、柔軟にモデル形状を変更しつつ白線を自律的に探索する線モデル（Stringモデル）を開発した。複数のモデル要素が線状に連結されたStringモデルは（Fig. 13）、いわば「虫が明るいものに引き付けられる」ように画像中の白線に寄り付くように振る舞うモデルである。

5.1 白線特徴とモデル特性の記述

「虫が明るいものに引き付けられる」とき、虫にと

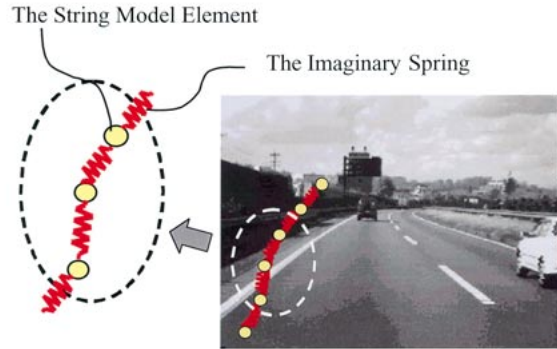


Fig.13 The string model.

って“明るいこと”が動機づけとなる。したがって、Stringモデルが白線に寄り付くための動機づけ、すなわち道路環境中の白線の特徴を記述する必要がある。そこで、以下のように白線特徴を記述した。

【白線特徴】

- 周辺よりも明るい
- 線である
- 2次元に投影したとき遠方での曲率が大い
- 時間的に連続である

これら白線特徴は、白線強調フィルタ適用の前後にかかわらず不変である。したがって、このように白線特徴を記述することによってStringモデルの適用対象画像が限定されてしまうことはないと考えられる。

さらに、記述した白線特徴をモデル特性に置き換えて、以下のように記述する。

【モデル特性】

- 集光性
- 直線性
- 釣竿のようなしなり性
- 時間的連続性

このようなモデル特性を定式化しロジック上に実現することによって、モデルによる自律探索的な白線認識手法が実現される。

5.2 モデル定式化の考え方

モデル特性を定式化するための考え方を示すとともに、モデルの定義等について説明する。

集光性

モデル要素に集光性を与えるために、画素から生じる“引力”という概念を定義する。引力は、画素輝度に比例し、モデル要素からその画素までの距離に反比例するものである。この引力が、モデル要素に作用し、モデル要素が変位することにより集光性が実現される。

直線性

各モデル要素は、横方向の動きに制限され、かつ上下に隣接するモデル要素と仮想的な“ばね”で連結されている (Fig. 14)。

ばねの作用により、ある画素だけの突出した動きが抑制されてモデル全体としての直線性が実現される。

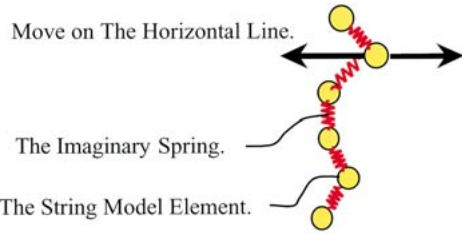


Fig.14 The model with a linear character.

釣竿のようなしなり性

モデル要素間隔を画像面下で疎, 無限遠点に近づくにつれて密になるように設定する (Fig. 15)。直線性と不等ピッチ配置との結合により、下のほうは堅く、上の方は柔らかなしなり特性が実現される。

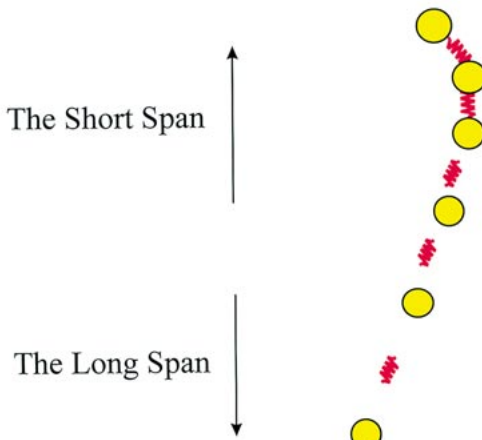


Fig.15 The model with a flexible character.

時間的連続性

時系列画像について、入力画像ごとに独立した認識処理を行うのではなく、前回の画像フレームでの白線認識結果をもって現画像フレームのモデル初期位置とする。このように前回の計算結果を継承していくことで動画処理的な効果が得られ、時間的連続性が実現される。

5.3 モデル定式化

ここでは、集光性、直線性のモデル特性の定式化について具体的に説明する。この二つの特性は、画素から生じる引力とそれに対抗するばね力という関係に置き換えて考えることができる。

そこで、引力の算出、引力とばね力の釣り合いによるモデル要素変位について説明する。

5.3.1 引力の算出

入力された画像にストリングモデルをセットした Fig. 16の一部を拡大した Fig. 17を用いて説明する。

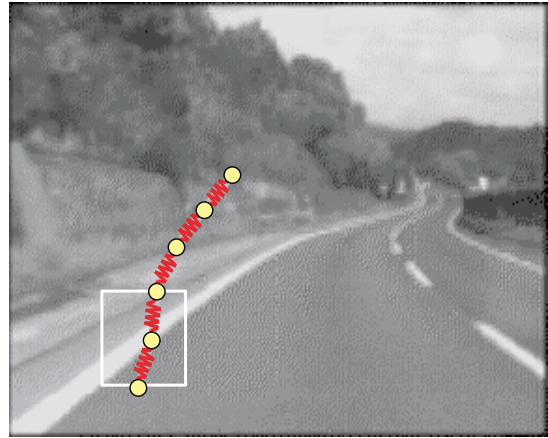


Fig.16 The string model applied to the real Image.

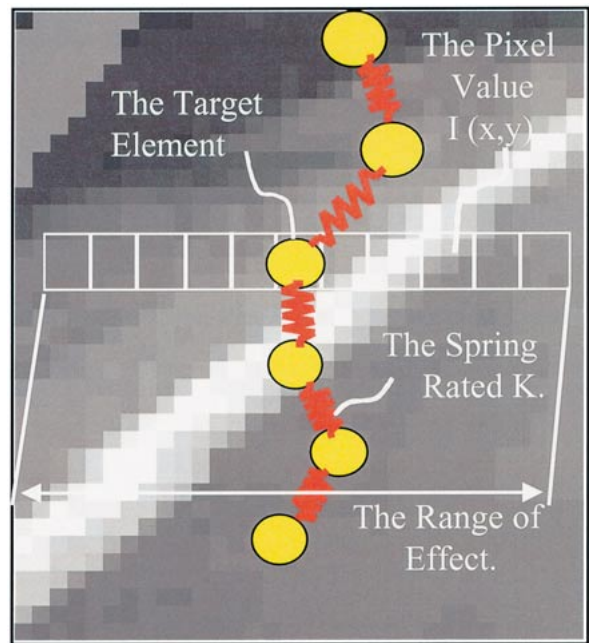


Fig.17 The force calculation

引力は、モデル要素の存在する水平ライン上のモデル要素近傍画素から生じる引力の総和として算出される。任意の画素がモデル要素に与える引力 f を式 (2) のように定義する。

$$f = \frac{l(x, y)}{x - x_b} \quad (2)$$

$l(x, y)$: The Pixel Value

(x_b, y) : The Location of The Target Element

したがって、モデル要素が受ける引力Fは、任意の画素から生じる引力の総和として与えられる(式(3)).

$$F = \frac{xb + width}{xb - width} \frac{l(x, y)}{x - xb} \quad (3)$$

width : The Range of Effect on The Target Element

ここで、引力影響幅は、引力が影響を与えるべき範囲を3次元距離として設定した上、式(4)によって求めることができる。

$$width = y \frac{X_{effect}}{Y_c} \quad (4)$$

X_{effect} : The Range of Effect in Real World.

Y_c : Camera Height.

計算された引力値分布を Fig. 18 に示す。図では、入力された画像面全体についての引力値分布を示すが、実際の処理ではモデル要素が存在する水平ライン上についてのみ引力値を求めればよい。

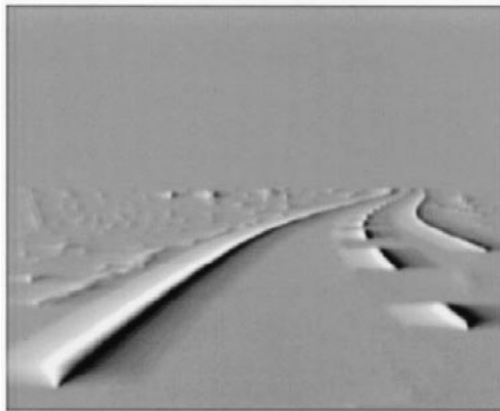


Fig.18 The force distribution.

5.3.2 引力とばね力の釣り合いによるモデル要素変位

引力とばねの釣り合いによって、モデル要素の変位が決定される (Fig. 19)。引力は対象とするモデル要素に作用し、ばねで連結された他の要素にも影響を与える。物理法則に従えば、すべてのモデル要素に影響が及ぶこととなる。しかし、本モデルにおいては隣接要素のみが影響を受けて変位し、対象要素から二つ離れた要素は固定しているものと定義した。

また、変位により生じる対抗力は、初期位置からの変位量にばね定数を乗じた値と定義した。つまり、ばねは初期状態が効力ゼロの状態であり、その状態から伸ばす場合にも縮ませる場合にも力を要するということである。

以上のような設定のもと、力とばねの釣り合い式が

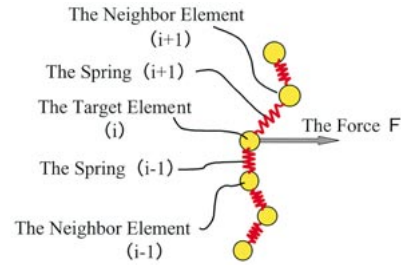


Fig.19 The force affect to the string model element

ら対象要素、隣接要素の変位量が式(5)のように算出される。ここで、すべてのモデル要素は、ばね定数Kのばねで連結されていると規定した。

$$D = \frac{F}{K} \quad (5)$$

$$D_n = \frac{F}{2 \times K}$$

D : The Displacement of The Target Element.

D_n : The Displacement of The Neighbor Element

定式化したモデルによる白線認識処理のフローチャートを Fig. 20 に示す。

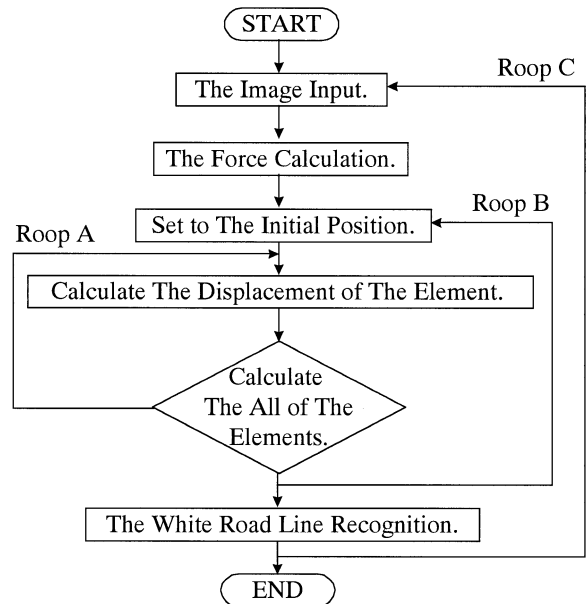


Fig.20 The flow of the white road line recognition using the model

左右の白線に対してそれぞれストリングモデルを適用するが、Fig. 20では左右のうち一方の白線認識処理について示している。ここで、Aループは、すべてのモデル要素の変位量を順番に計算することを規定する。Bループは、一枚の画像について複数回のループを回すことを規定している。反復回数については後述

する．ここで，Bループの初期位置設定については，前回Bループの計算結果をもって初期位置とする．Cループは，時系列画像について連続的に処理することを規定している．Cループの初期位置設定については，前回の画像フレームについての計算結果であるモデル位置をもって初期位置とすることとしている．

次に本手法による白線認識結果を示す．Fig. 21には，ストリングモデルによる白線認識を開始する際のモデル初期位置を示す．ストリングモデルは左右それぞれ30個のモデル要素によって構成されている．Fig. 22には，1枚の画像フレームについて反復的に処理した結果を示す．図中の“*回”は，Cループの反復回数を示している．右の実線白線について10回の反復計算によってモデルが収束し，左の破線白線については収束するのに100回の反復計算を要していることがわかる．破線白線の非プリント部分がモデル収束を遅らせていると考える．

しかし，本認識手法を時系列画像に連続的に適用する場合には，破線に対するモデル収束の遅れは問題とならない．Cループによって，前回画像フレームの計算結果を継承することにより，破線白線を時間的に平均化することと同様な効果が得られるからである．



Fig.21 The Initial position of the string model

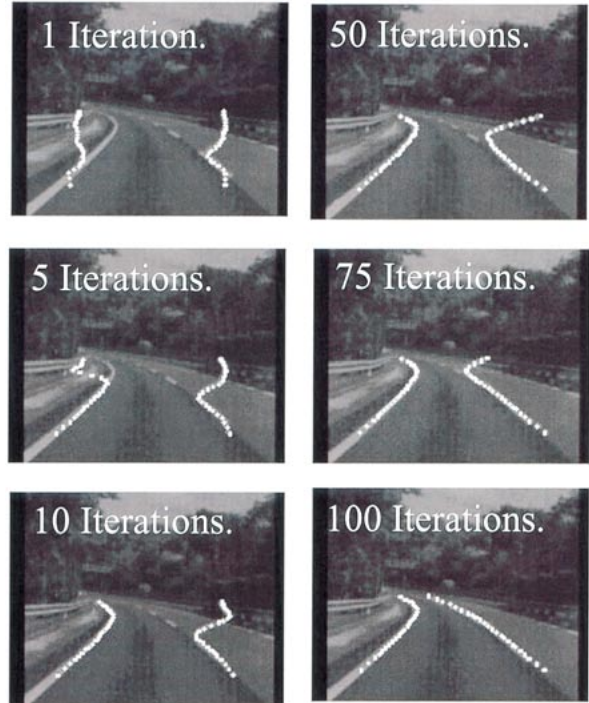


Fig.22 The recognition sequence with the string model

Cループの計算回数については，反復回数と認識率の関係（Fig. 23）から5回とした．なお，Fig. 23の認識率は，後述の認識率の算定方法に従って算出している．また，画像データは，性能評価で用いた画像データのうち晴天時のものを適用した．

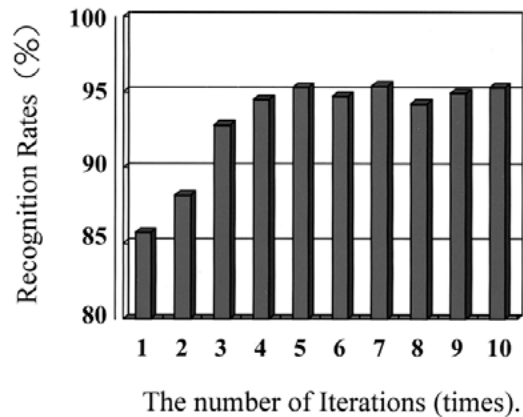


Fig.23 The relationship between rates and Iterations

また，Cループを規定回数処理したのちに，モデルが実際の白線と一致しているのか否かを調べる必要がある．次式に各モデル要素の一致判定式（6）を示す．

$$\begin{aligned} & (\text{Pixel Value}) > A \\ & \text{AND} \quad (6) \end{aligned}$$

$$\frac{(\text{Pixel Value})}{(\text{Force Value})} > B$$

A, B : Constant.

式(6)は、白線上の画素は輝度値が高いこと、白線上の引力値は極小となることを定式化したものである。この一致判定式を適用することにより、モデル全体が白線に一致しているか否かのみならず、各モデル要素の白線への一致を把握することができる。一致判定結果を利用して白線の線種別(実線、破線など)、認識できている距離を算出することが可能である。

6. ハードウェアへの実装

説明した白線認識ロジックは、ゲートアレイ + CPU (日立製SH2 40MHz RAM32KB) のみで実現されており、フレームメモリ等、一切の外部RAMメモリを必要としないものである。白線強調処理および、引力計算の逐次処理をゲートアレイが負担し、変位計算および白線一致判定をCPUが演算処理するという構成となっている。

ゲートアレイでの処理は、CCDの読み出し時間を含めて 1 / 60 s / フレーム、CPUでの演算処理は 10ms / フレームで実現される。

7. 性能評価

開発した白線認識手法について性能評価を行った。弊社で開発した従来白線手法と比較した結果を示す (Fig. 24)。従来手法との比較において、本認識手法では悪環境下での認識性能の低下が抑圧されていることがわかる。また、曇天時の認識失敗は、分岐路、プリントマークのかすれ、車両のピッチングなどの影響によって発生している。

認識率は処理した画像フレーム枚数に対して、距離100mまでの白線が 80cm 以内の精度で認識できた画像フレーム枚数の比率で表現している。撮像条件は、CCD 1 / 2 インチ、レンズ焦点距離 16mm、処理画像サイズは、512 × 480 (ドット) である。

8. おわりに

外部環境変動に対する安定性が高く、シンプルな白線認識ロジックを開発した。

今後は、パラメータの最適化設定手法について検討

していくとともに分岐路など問題のある道路環境シーンへの対応を図っていく。

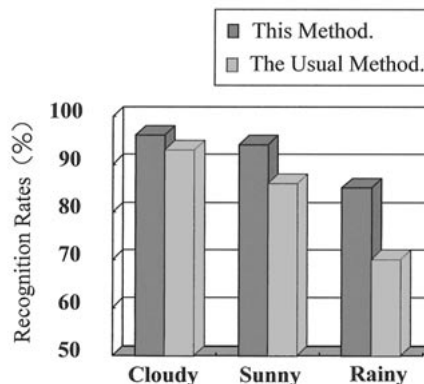


Fig.24 The comparison between this method and the usual method.

< 参考文献 >

- 1) M.Kass, A.Witkin and D.Terzopoulos, "Snakes : Active contour models", Internat. J. of Computer Vision, pp. 321-331, 1988.
- 2) D.Sinclair and A.Blake. "Quantitative Planar Region Detection". International Journal of Computer Vision 18 (1) pp.77-91 (1996)
- 3) Nobuhiko Yasui, Atsushi Iisaka and Noboru Nomura. "White Road Line Recognition Using Lane Region Extraction and Line Edge Detection". SAE1998. 981167
- 4) 農宗, 小沢 "連続道路画像からの道路構造とカメラ姿勢の同時推定" 電子情報通信学会論文誌, Vol.J76-D , pp.514-523 (1993)
- 5) Takahashi, Ninomiya. "Model-Based Lane Recognition". Proceeding of the 1996IEEE intelligent Vehicles Symposium, pp.201-206 (1996)
- 6) 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装置について" 計測自動制御学会 第10回パターン計測部会研究会資料, pp.19-26 (1990)

< 著 者 >



大池 達也
(おおいけ たつや)

開発部開発2室
ITS関連の画像認識技術開発および、画像認識センサを適用した運転支援システムの開発に従事。