

# カメラ視野制御のための線路消失点抽出

7J-7

嶋司 正人

(財) 鉄道総合技術研究所

## 1. はじめに

列車前方の線路映像を認識することにより、信号の識別や踏切の安全監視を行う技術は重要な課題である。一般の自動車と違い列車は2本のレール上を走行するため、線路画像認識においてはこの線路の抽出が基本となる。つまり、線路を基準に相対的な位置関係から認識対象を見つけることができるという、鉄道独自の特徴に着目した手法が有効となる。しかし線形によらず常に最適な視野の線路映像を得ることが、情景認識の前提となる。雲台上のカメラの画角は先頭車両自身の動きに拘束されるため、パン等の適切な制御が必要になる。しかし遠方の線路消失点を予め認識できれば、カメラの画角制御のための情報としてフィードバックすることができる。本報では、線形特徴を考慮した画像処理及びニューラルネットワーク手法による線路消失点抽出について報告する。



図1 先頭車両からの線路映像

## 2. 線路映像の特徴

先頭車両から撮影した線路映像を図1に示す。線路映像の特徴を列挙すると、

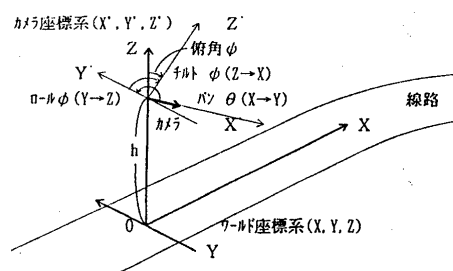
- ① カメラ ↔ ワールド座標系における幾何変換
- ② 線路エッジの角度成分
- ③ 線路遠方消失点と地平線との関係

等がある。図2にカメラ座標系の構成を示す。

車上のカメラ位置高さ  $h$  だけ斜め上から撮影する形になるので、上式に示すような幾何変換を受ける。ローリングは線路のカントと、チルトは線路勾配と関係しているが、曲線の影響を最も受けるのはパンニングである。曲線手前で線路形状に応じた適切なパンニングができないと、視野の中心に線路が入らなくなる。

線路エッジについては、左右それぞれ出だし角度が推定できるので、Hough変換による直線検出が有効であるが、曲線には3次放物線のような高次の複雑な曲線が採用されている上、曲率もまちまちなため一般化Hough変換の適用は難しい。

又線路のオプティカルフローは、空との境界線付近に認められる消失点から湧き出すように流れている。従って空領域の認識は消失点抽出にとって有効であり、特に勾配区間(チルト)においては貴重な情報となる。



$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} X' \\ Y' \\ Z' \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} \cos\phi & 0 & -\sin\phi \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\phi & 0 & \cos\phi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ h \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} \cos\phi & 0 & \sin\phi \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\phi & 0 & \cos\phi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X' \\ Y' \\ Z' - h \end{pmatrix} \end{aligned}$$

図2 カメラ座標系の構成

### 3. 線路及び消失点の抽出

エッジの方向性に着目した画像処理のフローを図3に示す。指定面積以下の粒子除去等の粒子解析手法により、ある程度遠方まで抽出したレールから、さらにエッジが途切れた部分を方向性の情報を加味しながらしきい値を再決定して抽出する。最終的にカメラ座標系における線路消失点を認識し、カメラの視野制御へフィードバックする。消失点近傍は線路以外のノイズにより十分なコントラストがとれないため、消失点まで完全に画像処理で抽出することは不可能である。そこでニューラルネットワークによるパターン認識手法を適用した。図4及び図5に示すように、空との境界から一定割合離れた検査ラインに対して、線路曲率等の特徴量と教師信号として与えた消失点を学習データとして提示した。表1に適用したニューラルネットワークの構成を示す。図6のように学習の尺度としてのRMSエラー（平均2乗誤差）は約0.065程度に減少し、学習が進んでいることが確認できた。線路データの種類が十分でないものの、想起データに対する認識率は約85~90%であった。入力データの種別や数だけでなく、入力信号を冗長な位与えることで認識率の向上が見られた。

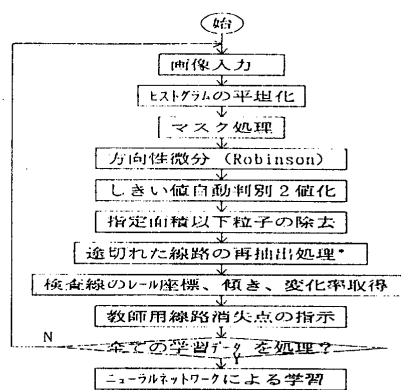


図3 線路映像処理フロー

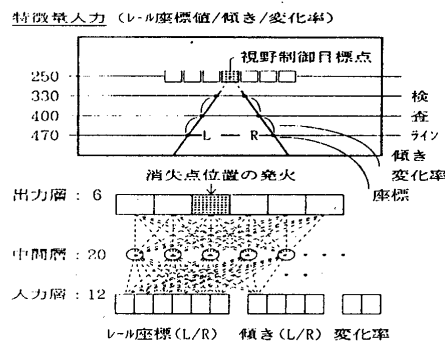


図4 ニューラルネットワークによる線路消失点抽出

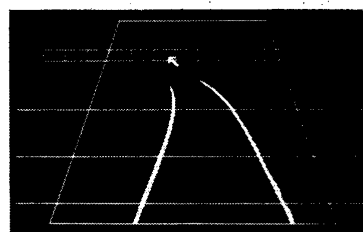


図5 教師信号として与えた線路消失点

表1 ニューラルネットワークの各パラメータ

層数	3層 (入力層、中間層、出力層) バックプロパゲーション
PE (ポットENTIAL) の数	12 (入力層)、20 (中間層)、6 (出力層)
学習規則	正規化累積デルタルール
伝達関数	(入力層) Linear (中間層) tanH (出力層) — " —
学習係数 (中間層)	(学習回数 1~10000) $\eta=0.3$ 、 $\alpha=0.4$ (学習回数10001~30000) $\eta=0.15$ 、 $\alpha=0.2$ (学習回数30001~70000) $\eta=0.0375$ 、 $\alpha=0.05$
学習回数	50種類の線路映像を 50,000 回 (ランダム提示)
想起出力	未学習線路映像の消失点

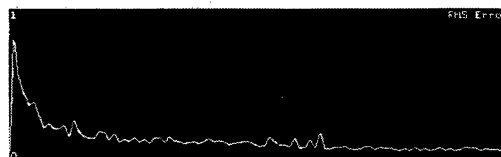


図6 ニューラルネットワークによる学習状況

### 4. おわりに

画像処理とこれを補完するニューラルネットワークのパターン認識能力により、線路抽出処理の有効性を確認した。又複雑な直線、曲線及び緩和曲線から成る線路形状があるモデルで定式化し、一般化Hough変換を適用することも今後考えていきたい。列車前方認識の問題は鉄道における画像処理応用の基本的課題であるので、今後これらの手法を総合して実用的なシステムを実現したい。最後に本問題に関して日頃から討論して頂いている関係者の方々に感謝いたします。