

## 時空間画像上での軌道追跡による路面電車前方の障害物検出 Obstacle Detection of Trams Forward Using Tracking Railroad on Spatio-Temporal Image Processing

○山口裕明<sup>1</sup>, 香取照臣<sup>2</sup>, 泉隆<sup>3</sup>

\*Hiroaki YAMAGUCHI<sup>1</sup>, Teruomi KATORI<sup>2</sup>, Takashi IZUMI<sup>3</sup>

Abstract: We are constructing a support system to tram driver which detect obstacles from front view images of tram's cab. In this paper, we propose method using level spatio-temporal image processing. Because that can be expected high - speed processing and tracking railroad. The rate of right detection judgement reaches 60 [%] in 15 scenes.

### 1. まえがき

現在，欧米を中心に路面電車が再評価されている．この背景には，車依存社会への対策，高齢福祉社会への対応，車から排出される CO2 の削減などが挙げられる<sup>[1]</sup>．このようなことから，我々は安全運転支援により，運転手の不注意による追突事故を減少させることを目的として，路面電車前方動画像から障害物を検出を行う．

本研究では，路面電車が軌道上を走行する特徴を生かし，路面電車前方動画像に水平方向の時空間画像処理を適用する．これにより，軌道の連続性を検出すると同時に情報量を減少できるため，障害物検出から軌道検出に問題を置き換え処理の簡易化を図る．

### 2. 時空間画像処理

#### 2.1 時空間画像

u-v 座標の原画像にスキャンラインを定め(Fig.1(a))，動画像からスキャンラインを次々と読み込むことで作成される u-t 座標の画像を時空間画像という．(Fig.1(b))

このように，路面電車前方動画像からの水平方向の時空間画像では軌道が連続して出現する．また，時空間画像処理により情報量を減少させているので処理の高速化が期待できる．

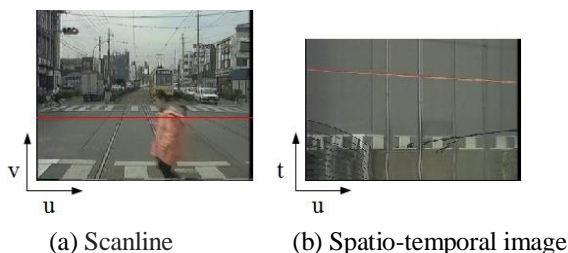


Fig.1 Spatio-temporal image processing

#### 2.2 時空間画像における障害物の特徴

Fig.1(b)のように，原動画像に時空間画像処理を行う

と軌道は縦に伸びる特徴がある．したがって，水平方向の輪郭を抽出する水平方向

ソーベルフィルタを用いることで軌道を抽出する

(Fig.2)．このように，水平方向のエッジ抽出を行った時空間画像における障害物の特徴は軌道の途切れとして表される．したがって，軌道を追跡し，軌道が途切れた場合に障害物が存在していると考えることで障害物検出を行う．

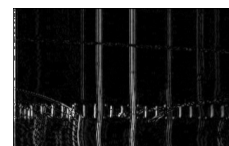


Fig.2 Edge detection applied to Fig.1(b)

### 3. 軌道検出のアルゴリズム

#### 3-1. 軌道検出の流れ

Fig.3 に障害物検出のフローチャートを示す．変数 flag は，1 の場合は障害物あり，0 の場合は障害物なしという意味である．

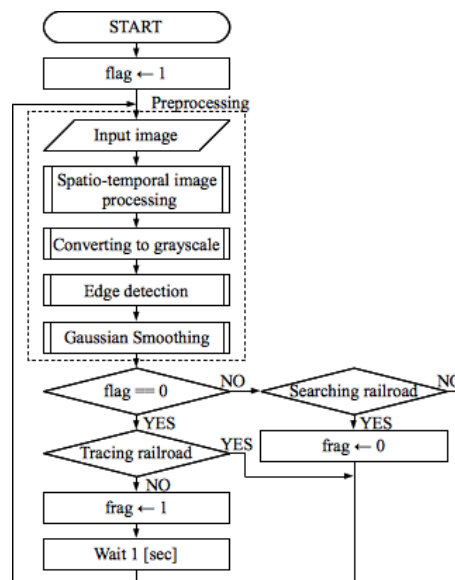


Fig.3 Flow sheet for processing of railroad detection

最初に，スキャンライン全体に軌道探索を行い軌道

1 : 日大理工・学部・子情, 2 : 日大短大・教員・基礎, 3 : 日大理工・教員・子情

の位置（軌道画素）を決定する，次に，軌道画素の近傍を処理することで軌道追跡を行う．この際，次の時空間画像の軌道のエッジ値が急に小さくなった場合を障害物ありとして判定をする．

### 3-2. 軌道探索

軌道の厚みを頭頂面，軌道間の距離を軌間といい，これらの画素数は時空間画像においては一定である．

軌道探索には頭頂面-軌間-頭頂面とそれぞれの画素数分だけ順に 1, 0, 1 と並べたマスクを用いる．例えば，頭頂面 3 画素，軌間 7 画素の場合は Fig.4 のようなマスクとなる．

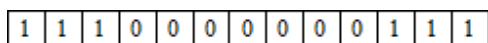


Fig.4 Railroad search mask

このマスクを次に読み込まれた時空間画像の端から逐次実行しその和を求める．そして，その和が閾値 110 以上の場合，軌道があると判定し，次の軌道画素を決定する．閾値を超える和が 2 つ以上存在する場合は和が最大となる箇所を採用する．

### 3-3. 軌道追跡

エッジ処理をした時空間画像を最下部から順にエッジ値の濃い方向へ追うことで軌道の追跡をする．その際，レールの連続性を利用したマスクを使用することでノイズの影響を小さくする．

軌道追跡には Fig.5 の軌道追跡マスクを使用する．このマスクは，次に読み込まれた時空間画像のエッジ値をそれぞれ NEXT 配列に加算する．

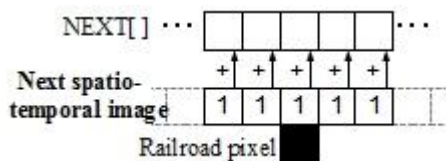


Fig.5 Railroad tracking mask

Fig.6 は頭頂面（軌道画素）が 8 画素のときの実行例である．各軌道画素に軌道追跡マスクを実行すると，最終的に Fig.6 にあるような中心の重みが大きく，端の重みが小さいマスクを 1 度実行し NEXT 配列に加算することと同値である．そして，Fig.4 の Sum(a)~(e)を算出し，その中から最大となる画素の範囲を次の軌道画素と決定する．これを，2 本の軌道に対してそれぞれ行うことで軌道を追跡する．

### 3.4. 障害物判定

- ・ 軌間が定義した軌間の  $\pm 10$  [%] を超えた場合
- ・ 次に決定する軌道画素のエッジ値の和が前 5 ラインそれぞれのエッジ値の和の平均よりも 1/3 となった場合

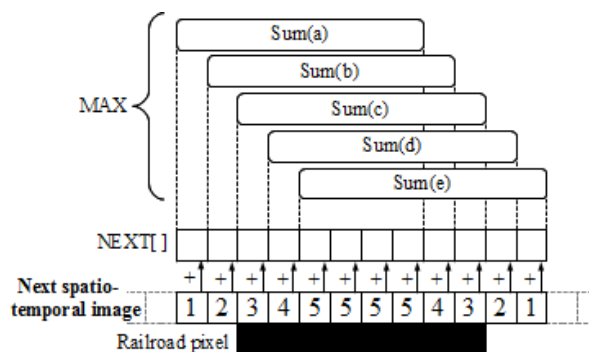


Fig.6 Example of tracking mask(8 [pixel])

## 4. 結果

今回使用した動画は過去に撮影された都電荒川線の路面電車前方動画である．対象動画の各画像サイズは縦 320 [pixel]，横 240 [pixel]，30 [fps] である．

スキャンラインは動画最下部から 90 [pixel] とする．これは路面電車が 20 [km/h] で走行中に停止可能である 9.7 [m] の距離に相当する．

### 4.1 検出結果

自動車の他に歩行者，自転車を含む 15 場面の障害物に対して適用した結果，障害物の検出率は 60 [%] であった．そのうち，レール探索が 80 [%]，レール追跡が 60 [%] で動作した．

### 4.2. 考察

#### 4.2.1 誤検出の原因

時空間画像における軌道以外の情報を軌道と誤検出した．これは，軌道探索が単純に和が最大の箇所を求めているのが原因である．

#### 4.2.2 検出閾値

軌道探索，軌道追跡に用いた閾値はどちらも経験的に発見したものである．したがって，これらの値は統計的に求める必要がある．

#### 4.2.3 スキャンラインの増加

現在の 1 本のスキャンラインから複数のスキャンラインにすることで，精度の向上が期待できる．

## 5. まとめ

路面電車特有の性質である軌道の連続性を利用することで障害物検出から軌道検出に問題を置き換えた．そして，時空間画像処理により情報量を減少させ高速処理の障害物検出を考案した．

## 文献

- [1] 曾根悟：「明らかになってきたライトレールの利点と欠点」，電気学会誌，Vol.121，No.8，pp531-534(2001-08)