

光学画像センサによる列車前方の監視手法

鵜飼 正人* 那須 ボクダン友幸** 長峯 望*

Obstacle Detection on Railway Track by Image Sensor

Masato UKAI BogdanTomoyuki NASSU Nozomi NAGAMINE

In image recognition techniques, firstly, we have reported a new approach for rail extraction by automatic learning of rail patterns for the region adjacent to the camera, using videos captured under real operation conditions, and shown the proposed approach is feasible. Secondly, we have reported on the examination of an image processing method using a complementary combination of all-weather rail detection and multiple recognition modules to improve obstacle recognition performance. To allow for monitoring in large distances, we manufactured a prototype for an onboard pan/tilt camera platform with directional control as required in a railway situation. Thirdly, we have evaluated detection performance through experiments using simulated obstacles, and also examined a parallel processing method for real-time processing. Finally, we have examined a method for sensor integration because a high level of detection performance is expectable by combining a radar sensor and an optical image sensor in a complementary way.

キーワード：画像処理，列車前方監視，レーダ，センサ融合

1. はじめに

踏切事故やホーム転落事故に見られるように、鉄道における安全・安心の確保が急務となっている。安全な列車運行を確保するためには、線路内の障害物を事前に検知し、障害物との衝突や列車脱線を防ぐ必要がある。車載型監視の場合には、できるだけ遠方の状況を把握する技術や、雨や雪などの影響を受けにくい全天候性が、重要な要件となる。従ってセンサには、長い検知距離と、遠方においても上下左右方向に高い分解能が求められる。

本報告では、光学画像センサによるレール検出手法、線路内障害物を検知する画像認識アルゴリズム、鉄道特有の超遠方監視のための車載用カメラ雲台、並びに処理の高速化のための並列化処理について、フィールド試験結果と併せて述べる。

2. 線路空間認識モデルに基づくレール検出

列車前方監視システムを、鉄道線路空間におけるコンピュータビジョンの問題として捉えた時、走行する2本のレールは線路空間モデルの基準となるので、レール検出は非常に重要な処理となる。ITS（高度道路交通システム）においては、画像処理技術の積極的な活用が進んでおり、中でも白線認識に関しては多くの手法が提案され

ている。緩やかに曲率が変化する上下方向の線成分を抽出するという点では、鉄道におけるレール検出と類似するところがある。ただし白線認識における多くの手法は、特定の条件（灰色の道路上にペイントされた明るい線）を仮定したモデルベースのアプローチであり、これらの仮定の多くが鉄道環境では成立しないうえ、天候・日照状況、白線の劣化、遮蔽問題など、未解決の課題が残されている。晴天のコントラストの良い画像では検出できたとしても、図1に示すような複雑な実環境の画像に対しては、アルゴリズムを工夫しないと十分な検出が難しくなる。



(a) 強い西日 (b) ポイント通過

図1 複雑な前方映像の例

2.1 レール検出アルゴリズムの概要

昼夜晴雨の天候の変化や、曲線・勾配区間など、様々な条件下でも安定したレール検出を実現するため、まずレールのエッジと輝度勾配に着目した検出アルゴリズムを検討し、レール検出の基本プログラムを作成した。次にこの基本プログラムをベースに、検出精度及び処理時間の向上を図るため、近傍領域は予め用意した代表的な

* 信号・情報技術研究部 信号システム研究室

** 元 旧信号通信技術研究部

レールテンプレートとのマッチングにより、遠方領域は近傍領域で得られた情報をもとに線形パターンを動的に生成して、短い直線及び曲線セグメント（図2）を連結しながら、遠方までレールを追跡するアルゴリズムに改良した。カメラ近傍のレールは、天候の変化や環境光にあまり左右されず、比較的強いエッジが観測されるうえ、その曲率は緩くほとんど直線的である。また、カメラからの距離が遠くなるにつれてその間隔は狭くなる。これらの知識をもとに、確実に捉えた近傍のレールから徐々に遠方に探索してゆくことで、環境変動に強い検出手法を提案した。また、提案アルゴリズムは、車両速度やカメラ位置の情報を必要としないことも特徴である。

2.2 近傍領域のレール検出アルゴリズム

図3に示すような、数種類の典型的なレールパターンを予め登録する。前処理として画像の平滑化を行い、引き続きCannyによるエッジ抽出¹⁾を行う。Cannyエッジ抽出アルゴリズムとは、基本的な手順として、

- STEP1: ガウシアンフィルタで平滑化
- STEP2: エッジ強度と勾配方向（4方向）を計算
- STEP3: 細線化処理
- STEP4: ヒステリシス閾処理

によりエッジを抽出する。ぼかして太くなったエッジを細くするための細線化処理時に、エッジと垂直方向の二つの隣接画素と比較し、最大でなければ0とする、非最大値抑制を行うことが他のエッジ検出手法とは異なる。必要なエッジを適切に検出するために、エッジ強度を複数の閾値で判定する。まず最大の閾値でエッジの始点を求め、始点につながるエッジがどう続いているかをピク

セル単位に調べていき、最小の閾値以上のエッジ箇所全てを、始点につながるエッジと判定する。画像下部の領域内で、Chamfer距離²⁾を類似度の尺度として、登録パターンを探索する。Chamfer距離とは重み付き距離とも言われ、2次元の座標軸方向と対角方向での距離の比を整数比、例えば4:3や5:4にして近傍距離で表現したものである（図4）

この距離は、探索範囲の座標と対応する2次元マトリクスに0～1のスコア値として得られる。探索域をスライドさせながら、p0からp2の3つの登録パターンとのマッチングを行った様子を、図5に示す。このケースは、横方向に209pixelの地点で、類似度（スコア値）が0.7と最も高かったパターンp0が選択された例である。

パターンマッチング処理は一般的に多くの計算時間を要する。また登録パターンを増やせば増やすほどレールとの一致度はよくなるが、その反面計算時間が増大する。そこでこのマッチング処理においては、異なる解像度の画像を複数用意する、ピラミッド階層構造を利用した探索を行った。最初に粗い解像度で探索し、その結果を順々に次の階層の画像間での初期値とする。この処理を原画像のサイズまで繰り返し実行する。本手法により探索の信頼性が向上すると共に、処理速度も向上した。

線路映像の特徴として、左右のレール間隔は一定であり、直線だったレールが急に曲がるなどの急激な線形の変化はない、つまり次フレームも前フレームのパターンに隣接する（類似する）パターンとなる可能性が高いことや、線路位置が劇的に動くことはない、つまり次領域では前領域終点の周辺を探索すればよく、レールの存在範囲が推定できるといった知識を利用している。

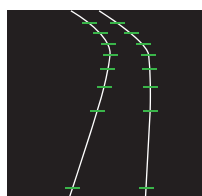


図2 セグメントベースモデル

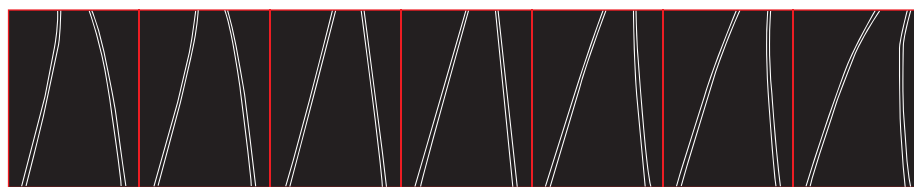


図3 登録した典型的なレールパターン（7種類の例）

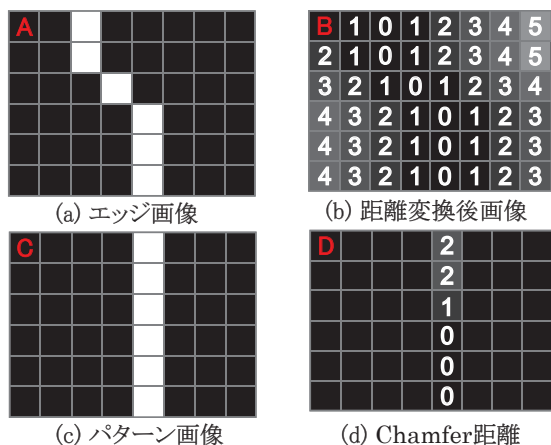


図4 Chamfer距離

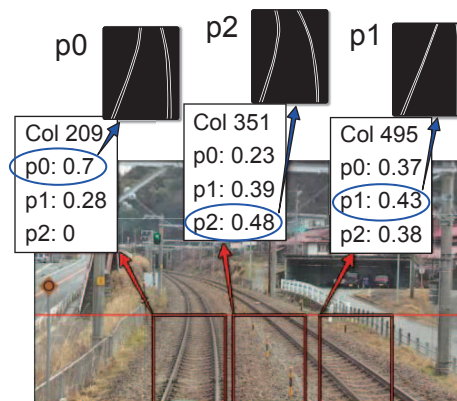


図5 近傍領域における登録パターンとのマッチング結果

2.3 遠方領域のレール検出アルゴリズム

画像中ほどの領域は、近傍領域で先に探索した登録パターンの左右レールの終点（中点）を開始点として、直線や曲線といった線形のトレンドと輝度勾配、並びに線路幅を基にレール検出を継続する。最遠方の領域についても、前領域の終点位置を開始点として、輝度勾配と線路幅を基に探索を行う。このように前フレームで検出した座標位置と、マッチング結果を反映した情報を記憶し、次フレーム及び次領域のレール抽出に反映させることで、検出精度の向上を図っている。さらにレールの特徴として、時系列の隣接フレーム間でも、前フレームと次フレームでレール位置や、曲率・勾配などの線形も急激に変わることはないといった知識も活用する。

近傍から遠方領域に向けて行われるレール抽出処理を図6に示す。元画像（図6(a)）に対して、近傍領域処理で特定したレールテンプレート（図6(b)）に対し、左右レールの終端部から仮に直線近似する（図6(c)）。この終端部を中心に、直線の傾きに対して±数°の幅で、次候補のレール線分を左右それぞれ数本発生させる（図6(d)）。その中から最もレール画像とのマッチ度の高い候補が選択される（図6(e)）。遠方にゆくほど探索領域の分割サイズを小さくしながら、繰り返し次領域のレールを抽出してゆく（図6(f)）。レール検出アルゴリズムを実際の線路映像に適用した結果を図7に示す。雨天や逆光、ポイント通過時など、複雑な環境状況の下でも、極端に視界が取れない状況を除いて、ほぼ良好な検出性能を確認した。

3. 障害物検知アルゴリズムの開発

3.1 障害物検知プログラムのフレームワーク

検知目標とする障害物は、車・人間など、縦横50cm四方以上の物体とした。一般的な画像処理ルーチンで障害物を完全に検知することは困難である。そこで図8に示すように、可視カメラ映像からそれぞれ特徴的な処理を行う6つのサブモジュールと、赤外線カメラ映像を用いて判定するモジュールを用意し、各モジュールを並列的に動作させる。各モジュールの出力結果をもとに、総合判定モジュールで最終的に障害物を判定するというフレームワークを設計した。なお、開発作業にあたって障害物映像が必要となるが、全ての障害物を線路上に置いて試験することは難しいので、CGで合成した障害物もテスト映像として使用した。

3.2 レールの連続性検定モジュール

本モジュールでは、2本のレールが遠方まで途切れずに抽出できているかを検定する。2章で述べたレール検出により、最も遠くまで抽出された左右レールの座標位

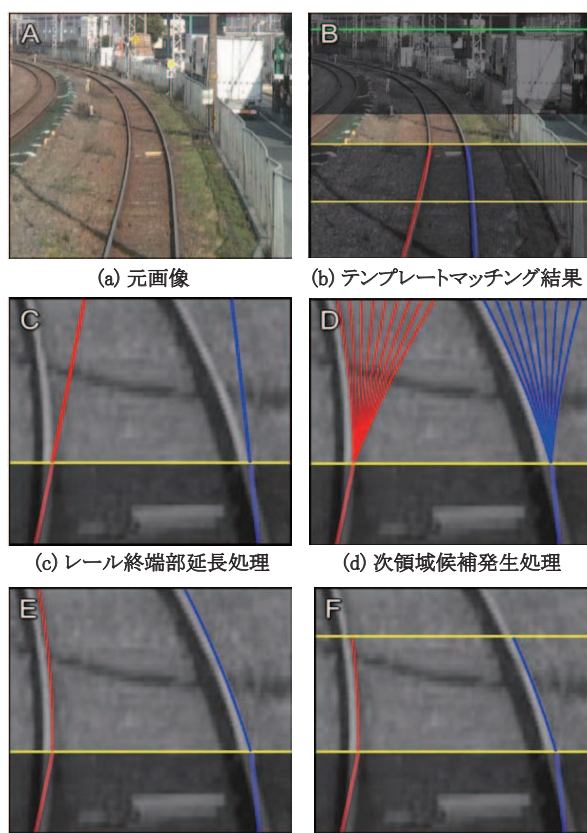


図6 レールの位置と形状の知識を利用した抽出処理

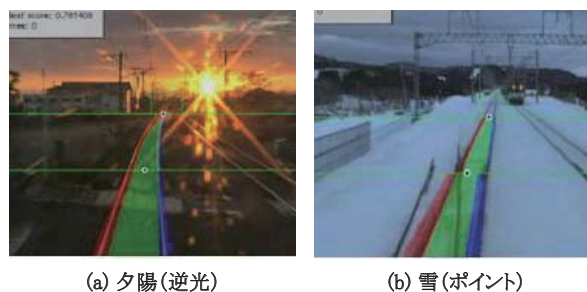


図7 レール検出結果

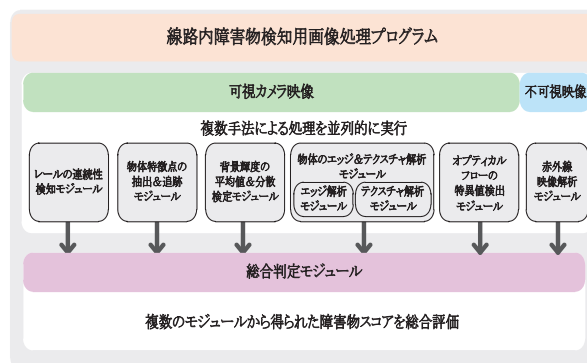


図8 障害物検知プログラムフレームワーク

置が得られるので、この値を検定すると共にレールの連続性を評価する。連続性指標として、隣接する画像差に着目した。レールを覆う小矩形の検査領域を設定し、隣接領域で画像の違いを評価する。矩形領域の画像差 $d(i)$

を(1)式のように対応する輝度値の差として定義した。

$$d(i) = \sum_w \sum_h |I_i(w, h) - I_{i+1}(w, h)| \quad (1)$$

I は輝度値、 i は矩形の識別子、 w 、 h は矩形範囲の相対的な位置を表す。 $d(i)$ と平均値の差を標準偏差で正規化した値が、設定した閾値を超えた場合にレールの連続性が途切れたと判断する。途切れがあった場合は障害物が存在する可能性があるとして判定する。標準化データの計算は左右レールそれぞれについて行った。障害物はエッジが2つ一組で検出されるので、検出する障害物の大きさの範囲を設定し、その範囲に収まる2つのエッジの組の位置を障害物として判定した。

3.3 物体特徴点の抽出&追跡モジュール

本モジュールでは、レール近傍で SIFT (Scale-Invariant-Feature-Transform) 特徴に基づく特徴点を抽出し、隣接フレームにかけて当該特徴点を障害物と見なして追跡する。障害物が時間的に連続して検出される場合には高い評価値を出力する。

(1) DoG (Difference of Gaussian) 処理

ガウシアンフィルタによって段階的に平滑化した画像に対してラプラシアンフィルタを適用することで、異なるスケールでの画像特徴を抽出することができる。Laplacian of Gaussian (LoG) フィルタと呼ばれるこのフィルタは、平滑化の量がわずかに異なる2つのガウシアンフィルタ画像の差分、Difference of Gaussian (DoG) として近似できるので、DoG 処理を適用する。

(2) DoG 画像による極値検出

DoG 画像の標準偏差と空間に対する近傍画素の中から、極値を求め、特徴点の候補地点とする。

(3) ラプラシアンによる特徴点の絞込み

特徴点のうち、レールなどの直線的な形状を取り除くため、ラプラシアンの2乗をとり、閾値以上の画素を特徴点とする。特徴点抽出結果の一例を図9に示す。



(a) DoG画像(標準偏差) (b) 特徴点抽出結果(丸印)

図9 特徴点の抽出&追跡モジュール出力結果

3.4 背景輝度の平均値&分散検定モジュール

本モジュールでは軌道面の輝度に関する平均値と分散を計測し、通常の軌道面の輝度データを動的に更新しながら保持する。この輝度データに対し、輝度が大きく異なる画素は障害物の可能性ありとして検出する。画面内

のある位置における画素値を $\mathbf{v} = (v_R, v_G, v_B)$ とする時、

$$\text{色相ベクトル } \mathbf{v}_{cl} = \left(\frac{v_R}{|\mathbf{v}|}, \frac{v_G}{|\mathbf{v}|}, \frac{v_B}{|\mathbf{v}|} \right)$$

$$\text{明度 } v_{bl} = |\mathbf{v}|$$

を特微量とする。背景データとして、色相平均ベクトルとの内積、及び明度、明度平均、並びに標準偏差を動的に更新しながら保持する。ある時点における背景画面との差は、対象画素値の値 $\mathbf{v} = (v_R, v_G, v_B)$ について

$$dif_i = \alpha \frac{|v_{cl} a_{cl} - 1|}{d_{cl}} + (1 - \alpha) \frac{v_{bl} - a_{bl}}{d_{bl}} \quad (2)$$

を計算することで求める。ここで α は色相ベクトルと明度の差の重みづけパラメータである。当該値が閾値条件 $dif_i > thr_i$ を満たせば障害物と判定する。背景は列車の移動と天候の変化などに適応するために更新する。本アルゴリズムによる障害物の抽出結果を図10に示す。障害物を正しく検出できているが、日なたと日陰の境界部分での誤検出もみられる。瞬間的な変化を前景とみなすアルゴリズムのため、この誤検出は想定されるものであるが、改善策を検討した。日なたから日陰の変化は、車両の進行に伴って水平方向の狭い領域に対してほぼ全体的に現れることから、この領域の背景閾値条件(前景と判定する画素数や画素位置のモーメントの偏り)を見直し、前景判定を厳密化した。このように、層全体の変化の有無を判定することで誤検出の発生を抑えた。障害物検出結果を図11に示す。



図10 背景輝度の平均値&分散検定モジュール出力結果

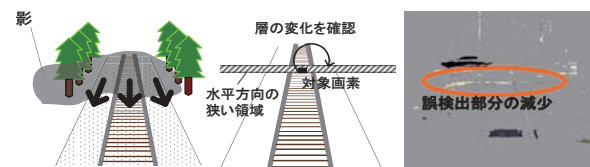


図11 改良アルゴリズムによる障害物検出結果

3.5 物体のエッジ&テクスチャ解析モジュール

本モジュールでは物体のエッジや絵柄(テクスチャ)を解析することで障害物を検出する。対象画像を適当なサイズのグリッドに分割し、グリッド内に含まれる複数画素に対するテクスチャ解析により特徴量を抽出する。特徴量としては、画素の明度ヒストグラムを採用した。ヒストグラムはグリッド内画素の明度の度数分布をとり、これを画素数で割って正規化した。ヒストグラムに

ついて、コントラスト、分散、エネルギー、エントロピーの4つの特徴量を調べ、背景（軌道面）輝度の平均値&分散検定モジュールと同様に背景データを作成し、特徴量の差から障害物と背景のエッジを検出し、障害物を判定した。誤検出を減らすため、本モジュールでもグリッド単位で、時系列で連続して障害物と判定した場合にだけ、最終的に“検知”と出力するようにした。検出結果の一例を図12に示す。閾値の設定は試行錯誤的に行っており、最適化は今後の課題であるが、本モジュールの特徴に応じた障害物検出ができていることを確認した。

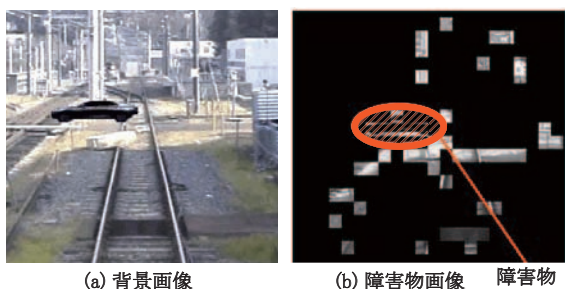


図12 エッジ&テクスチャ解析モジュール出力結果

3.6 オプティカルフロー特異値検出モジュール

線路消失点近傍を中心にオプティカルフローを計測し、列車の移動に伴う放射状のフロー成分を動的に更新しながら保持する。このデータと比較して、フローの方向と値が大きく異なる画素を障害物の可能性ありと判定する。アルゴリズムの特徴から、基本的に本モジュールは移動障害物に強く反応するモジュールである。検出結果の一例を図13に示す。検出精度の向上を図るため、検出した障害物の面積が一定値以下の場合には誤検出とみなして除外するように、さらに他のモジュールと同様に、時系列で連続して障害物と判定した場合にだけ、最終的に“検知”と出力するようにした。

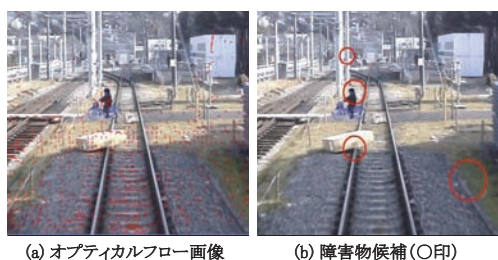


図13 オプティカルフロー特異値検出モジュール出力結果

3.7 赤外線映像解析モジュール

赤外線カメラは、物体の温度を熱画像として可視化できるため人間を検知するセンサとして有望である（図14）。ところが、カメラの温度分解能はそれほど高くないうえ、絶対温度を測定することはできない。従って、周囲環境、例えば昼や夜、夏や冬によってどの程度白い（熱を発している）部分を人物や車と判断すべきか、判

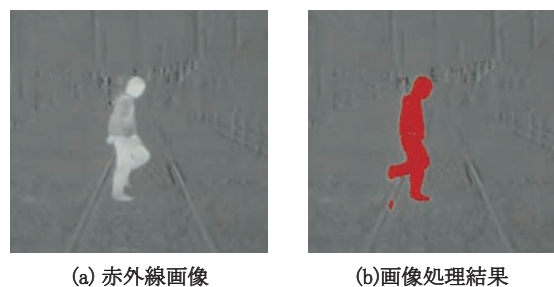


図14 赤外線映像解析モジュール出力結果

定値を動的に変えなければならない。そこで、撮影画像を1フレームごとに輝度データの平均、分散を算出し、その画像中において温度が相対的に高い部分を抽出することとした。本モジュールは、閾値処理など比較的計算負荷の低い処理で実行できるので、処理は高速である。

3.8 総合判定モジュール

本モジュールは、各モジュールの出力結果を入力として障害物の総合評価を行い、最終的に障害物の存在判定を行う。画面をM×Nのセルに分割し、各セルが障害物に該当するかどうかを判定する。あるセルについて、モジュールi=1～nの障害物判定結果をx_iとおく。x_iは0から1の値をとり、“0”は障害物でない、“1”は障害物であるとする。その間の値によって障害物の確度を表す。x₁からx_nまでの各モジュールの加重和 $v = \sum_{i=1}^n w_i x_i$ を閾値処理して、最終的な出力値を計算した。模擬障害物による検知実験を通して得られた重みを表1に示す。実験結果から、モジュールの種類にかかわらず2つ以上のモジュールが障害物と判定した場所は、かなりの確度で障害物を正しく検知していた。オプティカルフローモジュールは移動物体を精度よく検出することから、重みを高く設定した。誤検出時の出力を調べてみると、特徴点抽出モジュールと背景輝度モジュールが反応するケースが比較的多く見られた。このことから、この両モジュールの重みは低めに設定した。

表1 総合判定時のサブモジュールの重み

モジュール名	重み w
レールの連続性検定モジュール	0.6
物体特徴点の抽出&追跡モジュール	0.4
背景輝度の平均値&分散検定モジュール	0.4
物体のエッジ解析モジュール	0.6
物体のテクスチャ解析モジュール	0.6
オプティカルフロー特異値検出モジュール	1.0
赤外線映像解析モジュール	0.6

4. 視野制御を可能とするカメラ雲台の開発

カーブや勾配区間においても望遠カメラの映像を適切に維持するため、図15に示すような、上下左右方向に

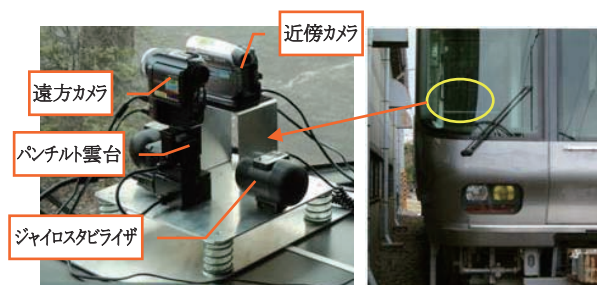


図 15 視野制御雲台



(a) 模擬障害物(可動ボール) (b) 検知結果(白丸)

図 16 望遠カメラ映像からの障害物検知結果

回転首振りができるパン・チルト雲台を製作した。広角カメラ映像のレール消失点を望遠カメラの視野目標とする雲台制御プログラムを作成し、模擬障害物を用いた所内走行試験などを通して検知性能を検証した(図16)。

5. 実時間処理のための処理の高速化の検討

提案した障害物検知アルゴリズムの各モジュールの処理は独立しているうえ、局所並列性があるので、画素を計算する処理が並列化できる。調査の結果、物体の特徴点抽出&追跡モジュール及びテクスチャ解析モジュールで多くの処理時間を要していることがわかった。そこで、両モジュールの処理に対し複数のスレッドを割り当て、並列化を行った。最終的に提案した並列化スケジュールを表2に示す。画像I/Oのオーバーヘッドを入れても、目標の100msを達成できる見込みを得た。

表2 提案した並列化スケジュール

モジュール名	処理時間(ms)	スレッドの割り当てスケジュール
●レール連続性検定	16.7	[Orange bar]
●赤外線映像解析	16.7	[Pink bar]
●物体のエッジ解析	45.5	[Green bar]
●背景輝度の平均値&分散検定	83.7	[Light blue bar]
●オプティカルフロー-特異値検出	76.6	[Orange bar]
●物体の特徴点抽出&追跡 ※画像サイズ1/2で分析	62.2	[Pink bar]
●テクスチャ解析	71.8	[Light blue bar]

6. データ融合のための座標変換手法の検討

光学画像センサと超分解能レーダセンサの出力結果

を、真俯瞰画像上にオーバーレイ表示する、センサ出力の融合方法を検討し、所内試験により検証を行った。横方向の分解能が高い画像センサと、縦方向の分解能が高いレーダセンサの特長を活かして、例えば画像センサのx座標と、レーダセンサのy座標をそれぞれ採用することで、検知位置精度の向上が期待できる(図17)。

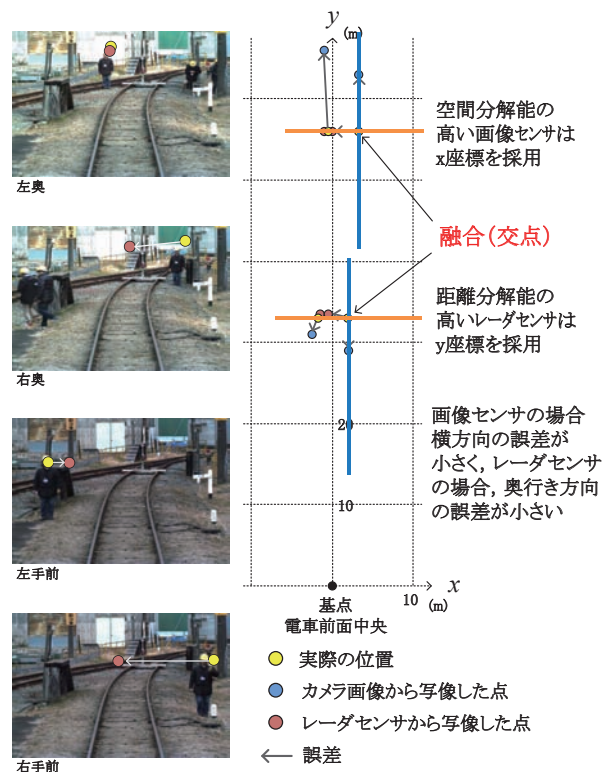


図 17 データ融合のための座標変換手法の検討

7. まとめ

複数の画像認識モジュールを組み合わせ、総合的に障害物を検知する画像処理手法、防振性能を有する視野制御雲台、並びに実時間処理のための並列化手法について、フィールド試験を通して提案手法の性能を確認した。

本研究は、鉄道・運輸機構「運輸分野における基礎的研究推進制度」によるものである。

文献

- 1) John Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, VOL. PAMI-8, NO. 6, NOVEMBER 1986.
- 2) D. M. Gavrila, "A bayesian, exemplar-based approach to hierarchical shape matching," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 29, no. 8, pp. 1408-1421, 2007.