

画像解析によるリスクセンシング技術の開発

鉄道総合技術研究所 正会員 ○清水 惇
 鉄道総合技術研究所 正会員 三和 雅史

1. はじめに

軌道の維持・管理においては、検査等で得られた測定値と保守発動の管理値とを対照し、保守実施の是非が判定されることが一般的である。一方、コストと安全性を考慮した「リスクベースメンテナンス」の考え方の導入が鉄道以外の分野で検討されている¹⁾。そこで、軌道の維持・管理に対してこの考え方を適用することを念頭に、営業列車の前頭画像データからリスク要因を抽出できるリスクセンシング技術の開発を行った。

2. 軌道のリスクベースメンテナンスの概要

脱線事故時に車両が軌道を逸脱して走行した場合、車両の挙動次第で負傷者等の被害が拡大する箇所がある。このような箇所では、管理値の強化や検査周期の短縮、保守優先度の向上がリスク管理上は適当と考えられる。そこで、こうした脱線事故リスクを考慮した軌道の維持・管理計画モデルを軌道のリスクベースメンテナンスモデルとして構築した。本モデルの構造を図1に示す。本モデルでは、被害拡大要因の沿線分布を把握するために、列車の先頭にカメラを設置して走行しながら取得した映像（画像）から、脱線後の車両の挙動次第で被害が拡大する要因の存在を検出する。その後、設備等の台帳データに基づいて、検出した要因の存在位置と脱線後車両の進行方向との関係を考慮し、被害拡大要因の沿線分布を作成する。

本稿においては、設備等の台帳からは把握できない沿線環境のリスク要因を抽出する（リスクセンシング）技術について述べる。最終的には、リスク要因を含め、対象線区における輸送情報も用いて事故時の想定被害を箇所ごとに推計し、各箇所の想定被害情報をリスクデータベースとして保存することを想定している。

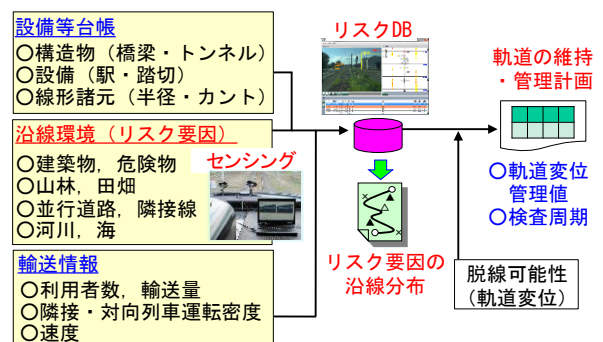


図1 リスクベースメンテナンスモデル

3. 画像解析によるリスクセンシング技術の開発

リスクセンシングでは、列車の先頭に設置したカメラで収録した画像を分析し、脱線事故時の被害拡大要因を検出して、その沿線分布状況を把握する。把握したリスク要因については、リスクデータベースに保存される。ここで想定する被害拡大要因としては、脱線後の車両の挙動に着目して以下を想定する。

- ①建築物や橋脚等の構造物への衝突
- ②公衆（自動車、人）への衝突
- ③高所からの転落

被害拡大要因を画像解析により把握するが、リスク評価のためには車両と各要因との位置関係や距離の考慮が必要である。即ち、抽出された構造物の位置が車両から遠い場合、車両が到達する可能性は低いため、低リスクと判断すべきである。また、一般に、脱線後の車両は曲線外側へ進行することが多いため、リスク要因が曲線外側に位置する場合の想定被害の発生確率は、内側に位置する場合に比べて高いと考えられる。よって、リスクの程度の評価には、車両とリスク要因との位置関係を考慮する。ここで、曲線諸元（方向等）については、曲線台帳によって把握できるため、抽出した要因の情報と合わせてリスクの程度を評価する。

キーワード 画像解析, リスクセンシング, 脱線, 物体認識, 機械学習

連絡先 〒185-8540 東京都国分寺市光町 2-8-38 鉄道総合技術研究所 軌道管理 [TEL:042-573-7277](tel:042-573-7277)

3-1. 画像解析手法と結果例

被害拡大要因を把握するために、リスクセンシングでは図2に示す手順で画像を解析する。

最終的に物体認識された解析結果例や、高所と判定された例を図3に示す。それぞれのリスク要因が枠で示された範囲で抽出されており、構造物や自動車、人などが適切に抽出されていることが確認できる。

3-2. 精度評価

営業線で撮影した画像を用いて、リスク要因の抽出精度を評価した。ここでは、約130km間（学習区間）で撮影した画像データを用いて機械学習用のサンプル画像を作成し、これを用いて要因抽出のエンジンを構築した。その後、非学習区間（学習区間と同程度の距離）の画像データに適用して、リスク要因の抽出精度を評価した。表1に精度評価結果を示す。なお、本表の上部に示した結果は精度評価指標である再現率（検出漏れの少なさを表す指標：「抽出できた要因数／実際に存在した全要因数」）、適合率（誤報の少なさを表す指標：「正解した要因数／抽出された要因数」）の各々が最大となる抽出パラメータでの結果である。一般に、再現率と適合率とはトレードオフの関係にあるが、再現率が最大になる条件では96%、適合率が最大になる条件では76%であった。

全体的には再現率の方が適合率より高いが、再現率を向上する観点では、橋脚、人の抽出精度を向上し、適合率を向上する観点では、建築物、自動車、人の抽出精度を向上することが課題である。今回学習に使用した画像は各要因を総合して10000枚程度であるが、今後は学習用のサンプル画像数を更に増やすこと、また人の出現可能性範囲を画像内で限定するといったルールを付加すること等により、再現率と適合率を更に向上できると考えられる。

4. おわりに

軌道の維持・管理に対して、コストと安全性を考慮した「リスクベースメンテナンス」の考え方を適用した、リスクセンシング技術の開発を行った。その結果、車載カメラで取得した画像を解析して脱線被害の拡大要因（脱線後車両の構造物や公衆への衝突、高所からの転落）を抽出することが可能となった。また、営業線で取得した画像を用いてリスク要因を抽出するエンジンを構築し、機械学習を行った画像とは別の未学習画像に対して適用した結果、再現率（抽出できた要因数／実際に存在した全要因数）は最大で96%、適合率（正解した要因数／抽出された要因数）は最大で76%であった。今後は学習用のサンプル画像数を増やすことや、要因の出現可能性範囲を限定するといったルール化等により、再現率と適合率を更に向上させつつ、対象範囲を拡大し、列車巡視支援等にも活用できるように開発を進めていく予定である。

参考文献

1) 日本学術振興会・産学連携第180委員会：リスクベースメンテナンス入門，養賢堂，2017

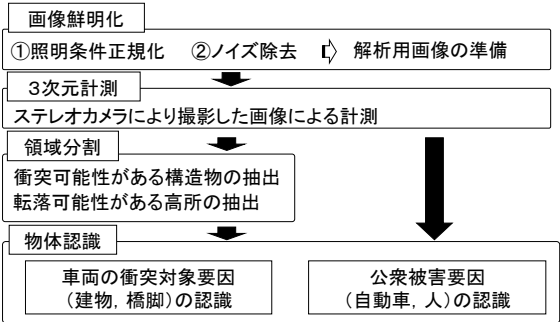


図2 画像処理手順

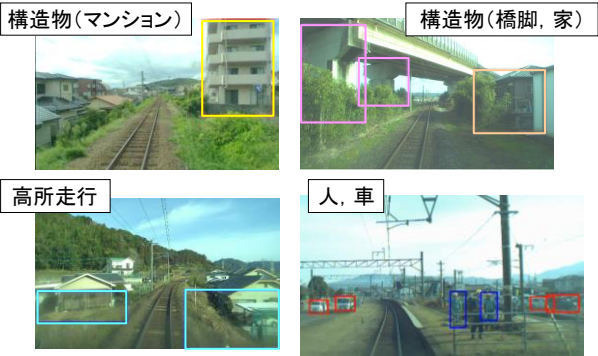


図3 物体認識結果例

表1 精度評価結果

※再現率最大条件	建築物	橋脚	高所走行	自動車	人	計
抽出できた要因数	284	18	25	131	15	473
実際に存在した全要因数	295	20	29	132	18	494
再現率(%)	96.3	90.0	86.2	99.2	83.3	95.7
※適合率最大条件	建築物	橋脚	高所走行	自動車	人	計
正解した要因数	185	5	26	94	6	316
抽出された要因数	242	6	32	129	7	416
適合率(%)	76.4	83.3	81.3	72.9	85.7	76.0