

- 鉄道一般
- 車両
- 施設
- 電気
- 運転・輸送
- 防災
- 環境
- 人間科学
- 浮上式鉄道

# 線路沿線画像を軌道の保守・管理に活用する

鉄道線路(軌道)の維持・管理においては、検査などで得られた測定値が定められた管理値を超えないように保守することが一般的です。一方で、プラントなどの機械設備の保守において、コストと安全性を考慮した「リスクベースメンテナンス」の考え方の導入が検討されています。そこで、軌道の維持・管理に対してもこのような考え方を適用することを念頭に置き、営業列車の前頭において取得した線路沿線画像に画像解析技術を活用し、脱線事故時の被害拡大につながる軌道周辺のハザード要因を抽出できるハザードセンシング技術を開発しましたので、その内容について紹介します。



**清水 惇**  
Atsushi Shimizu  
軌道技術研究部  
軌道管理研究室  
副主任研究員  
【専門分野】 軌道管理、  
列車動揺管理、乗り心地・  
走行安全性の評価



**三和 雅史**  
Masashi Miwa  
軌道技術研究部  
軌道管理研究室  
室長  
【専門分野】 軌道保守計画、  
最適化モデル分析

## はじめに

列車の繰り返し走行により成長する軌道面の不整(軌道変位、軌道狂い)は、乗り心地の悪化や、最悪の場合列車脱線を引き起こしてしまうことから、**図1**の上段に示すように、各鉄道事業者では管理値を定め、その値を超えないよう、不整を小さくする軌道変位保守を行っています。一方で、仮にその箇所において脱線事故が発生した場合、線路沿線の環境条件によっては、脱線後の車両の挙動次第で負傷者などの被害が拡大する箇所があります。**図1**の

下段に示すように、このような箇所では保守の優先度を上げることは、リスク管理の観点からは合理的だと考えられます。そこで、こうした事故リスクを考慮した軌道の維持・管理を実現するため、リスクの大小に基づいて保守優先度を定める、軌道のリスクベースメンテナンス(参照)のフローを構築しました<sup>2)</sup>。その概要を**図2**に示します。今回構築した軌道のリスクベースメンテナンスでは、脱線時の被害拡大要因(以後、「ハザード要因」と表記)の沿線分布を把握するために、列車の先

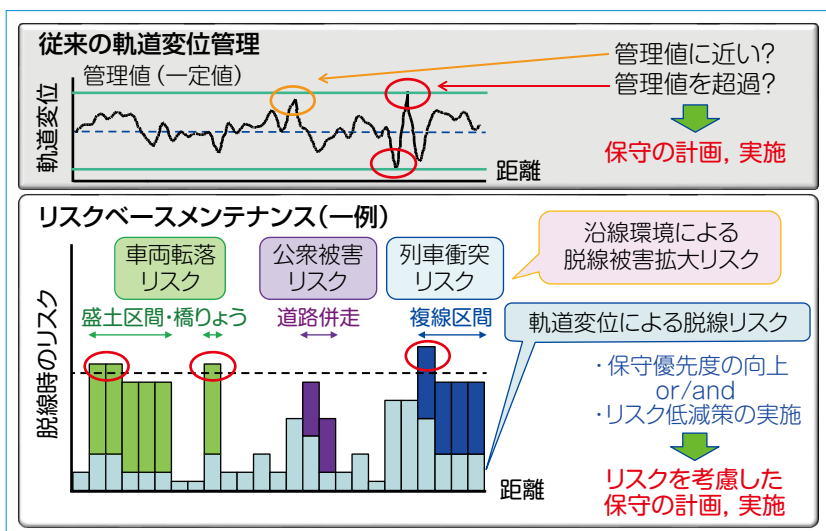


図1 軌道変位管理の考え方

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、ハザード要因の存在を検出します。ここで想定する要因としては、脱線後の車両の挙動に着目して以下の3項目としました。

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

このようなハザード要因の検出により、ハザードマップのような沿線分布が作成できます。そして、輸送情報から推計した脱線事故時の想定被害と軌道検査データを用い、箇所ごとに算出したリスクを有するデータベースを構築できます。最終的には、軌道の維持・管理計画に反映させ、保守優先度や検査周期の検討などが可能となります。

### ハザードセンシング技術の開発

ここでは、画像解析技術を活用して開発したハザードセンシング技術の内容について説明します。

想定したハザード要因については、車両と各要因との位置関係や距離を考慮する必要があります。たとえば、脱線後の車両は曲線の外側へ進行することが多いため、ハザード要因が曲線外側に位置する場合の想定被害は、内側に位置する場合に比べて大きくなると考えられます。また、抽出されたハザード要因の位置が車両から遠い場合、脱線後の車両が到達する可能性は低いと考えられます。よって、画像解析において、ハザード要因の認識とともに対象までの距離を把握することが、ハザードの程度の評価に必要となります。

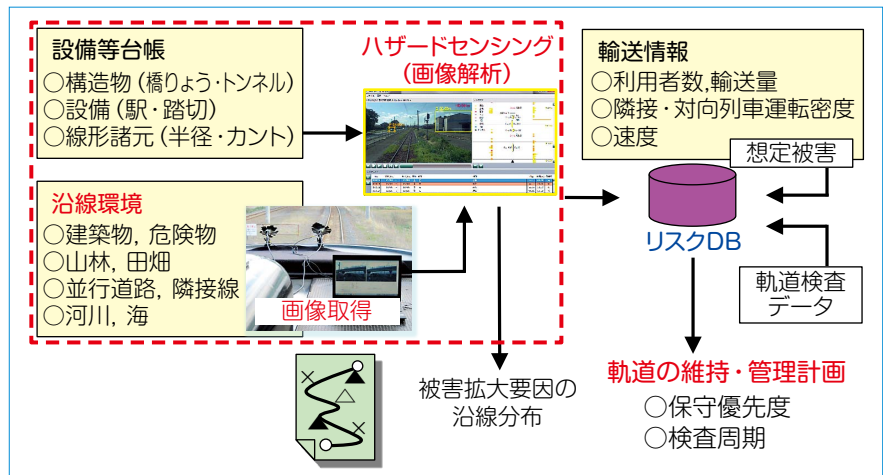


図2 軌道のリスクベースメンテナンスの概要

### (1) 画像解析

ハザード要因を把握するために、ハザードセンシングにおいては、図3に示す手順で画像を解析します。以下、それぞれの項目について詳細に説明します。

#### ①画像鮮明化

樹木が覆い茂った山間部やトンネルでは、カメラを同じ設定(感度やシャッタースピードなど)で撮影した場合、それ以外の区間に比べて画像が暗く不鮮明になってしまいます。そこで、ノイズ除去などの画像鮮明化処理を行うことにより、以降の解析処理に適した画質に改善した画像を準備します。

#### ②3次元計測

車上に設置するカメラを2台とし、それぞれのカメラで得られた被写体の位置情報を利用し、三角測量による3次元計測(参照)を行います。この結果、カメラの位置を原点とする3次

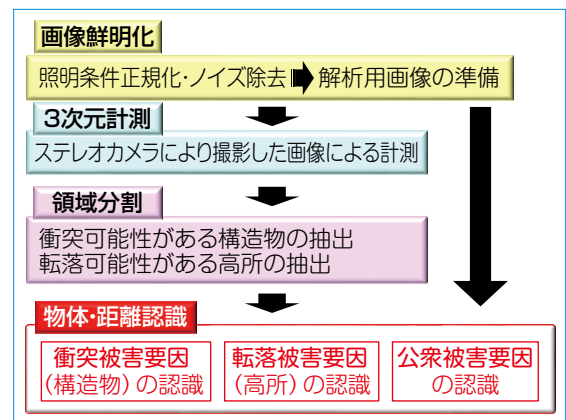


図3 画像解析の手順



図4 3次元計測結果例

元空間上の構造物や高低差などを抽出することができます。

図4に、3次元計測結果の例を示します。画像内に設定した枠内に入る対象を抽出した結果です。この枠は、一般に定められている建築限界(参照)よ

#### ☞ リスクベースメンテナンス<sup>1)</sup>

リスク(事故の発生確率×事故時の影響度)を指標として、メンテナンスの合理的判断を行う手法。

#### ☞ 三角測量による3次元計測

それぞれのカメラから異なるアングルの視差(人間における左右の目)が再現され、三角測量の原理により奥行き方向の情報を得ること。

#### ☞ 建築限界

鉄道車両が安全に走行できるように、車両断面の最大寸法である車両限界に余裕をもたせた、施設設備などが侵してはならない空間の境界線のこと。

りも大きい枠としました。図から、枠内の電柱や樹木の一部分が抽出されていることが確認できます。このように、3次元計測により距離計測が可能となり、最終的に抽出されるハザード要因の位置や距離を把握することができます。

### ③領域分割

上記の3次元計測結果に基づいて、画像から構造物や高所走行箇所を抽出します。これらの構造物などについては、3次元空間内から凹凸形状を有する領域を推定し、その領域を平面から分離して抽出します。なお、公衆被害要因として想定する自動車や人については、2次元画像から領域分割を行うことなく後述する物体認識技術を用いて抽出する技術が確立されているため、この領域分割処理を省略しています。

抽出した例を図5に示します。元の画像に領域分割の処理を行うと、凹凸形状を有する構造物を分離することができます。そして、これらの構造物を枠で囲って出力させます。本図から、橋りょうの主桁や右側の建築物を抽出できたことがわかります。

### ④物体認識

最後に物体認識処理を行います。この処理では、抽出したいさまざまな構造物や公衆などのハザード要因については、複数の画像からその要因を手動で抽出した結果を機械学習させたエンジンを用いています。

図6に、営業線で取得した画像からハザード要因を抽出した結果を示します。構造物や自動車などが抽出できていることがわかります。抽出された要因については、それぞれ距離情報を有しており、今後のハザードの評価(曲線の外側に存在する場合や線路から近い場合に優先度を上げるなど)に用いることになります。

### (2) 精度評価

営業線で撮影した画像を用いて、ハ

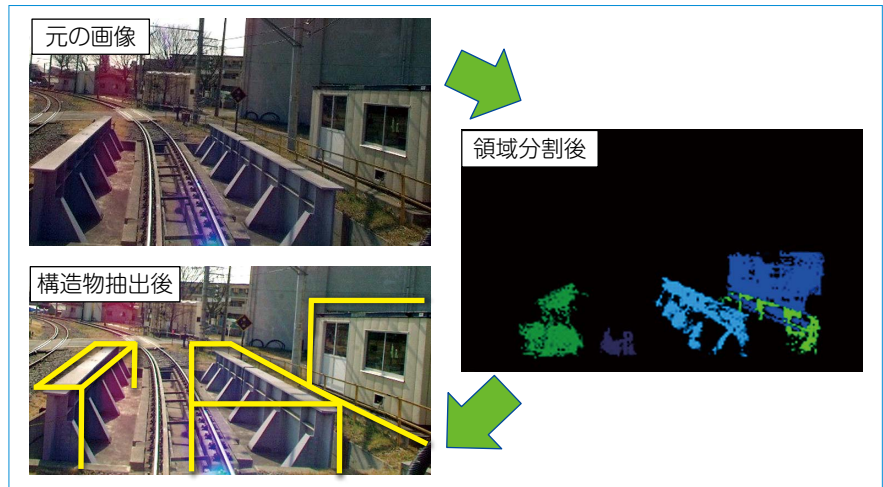


図5 領域分割結果例

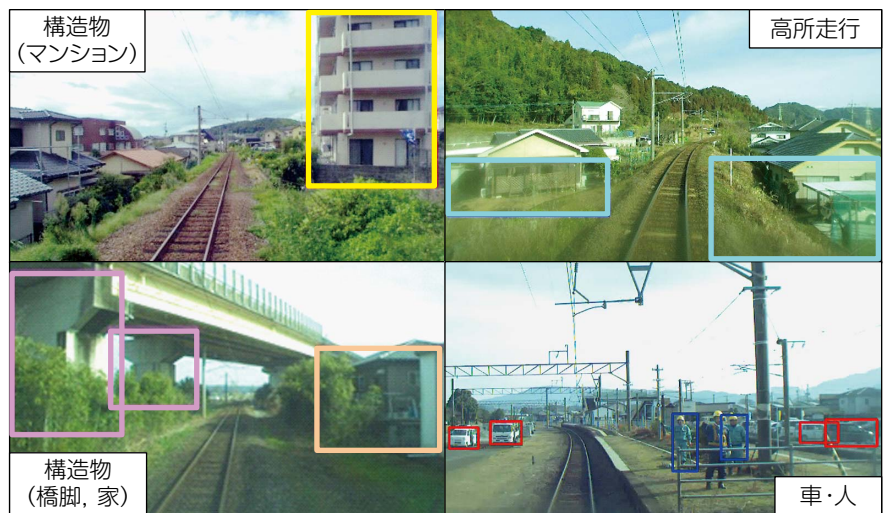


図6 ハザード要因抽出結果

ザード要因の抽出精度を評価しました。ここでは、約130kmの区間で撮影した画像データを用いました。

画像解析における精度評価にはさまざまな指標が用いられますが、ここでは以下の2点の評価指標を用いました。

#### (a) 再現率

検出漏れの少なさを表す指標で、「抽出できた(正解した)要因数/実際に存在した全要因数」で表します。この指標は、たとえば物体認識において、少しでも可能性があればその物体として認識するように設定することで、抽出できる要因数を増やすと数値が上がります。

#### (b) 適合率

誤報の少なさを表す指標で、「抽出

できた(正解した)要因数/抽出された全要因数」で表します。この指標は再現率とは逆に、物体認識において、可能性が高いもののみをその物体として認識するように設定することで、数値が上がります。

一般的に、この再現率と適合率はトレードオフの関係にあり、物体認識における抽出パラメーター(何%の可能性があればその物体として認識するか)によって変動します。

図7に精度評価結果を示します。精度評価指標とした再現率と適合率の各々が最大となる抽出パラメーターによる結果です。構造物や高所、公衆をすべて含めた場合、再現率は最大で96%、適合率は最大で76%となりました。

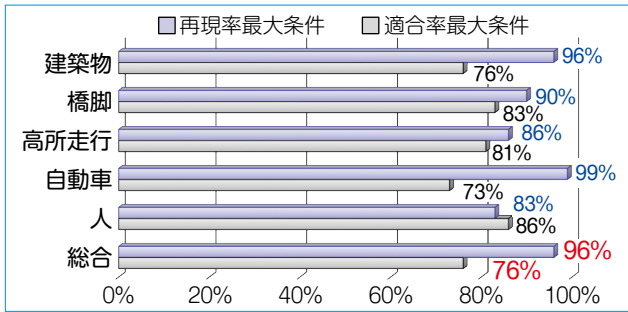


図7 画像解析による要因抽出の精度評価

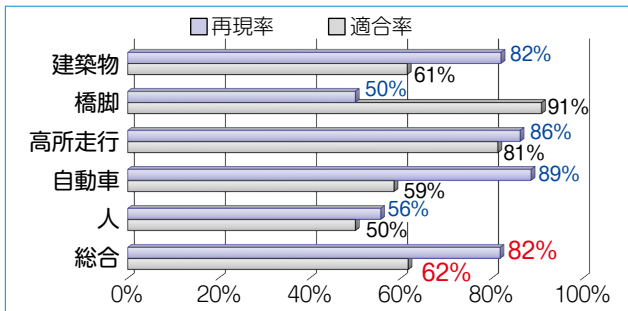


図8 再現率と適合率の平均パラメーターでの結果



図9 ハザードセンシングビューアー

表1 距離精度

カメラからの距離 (m)	実寸法 (mm)	計測寸法	
		測定値 (mm)	誤差 %
28.6	1067	1081	1.31%
29.0	1067	1044	2.16%
30.6	1067	1069	0.19%

また、再現率と適合率が平均的に良い値となるパラメーター（平均パラメーター）での結果を図8に示します。この場合における再現率は82%、適合率は62%となりました。

全体的には再現率の方が適合率より高い結果となりましたが、対象となる物体により傾向が異なります。再現率を向上する観点では橋脚、人の抽出精度の向上が、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今後の課題となります。

今回の学習に使用した画像は各要因を総合して10000枚程度ですが、今後は学習用のサンプル画像数をさらに増やすこと、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などにより、再現率と適合

率をさらに向上できると考えられます。

次に、距離測定の精度評価として、軌間がほぼ1067mmの直線区間において、画像上で軌間を測定した結果を表1に示します。カメラから約30m先での誤差は約2%以内であり、ハザードセンシングにおける距離測定としては、十分な精度を有していると考えられます。

### (3) ハザードセンシングビューアー

以上の結果を、撮影された画像とともに表示するハザードセンシングビューアーの開発も行いました。図9にビューアーの画面例を示します。本ビューアーは画像と抽出されたハザード要因リストのほか、地図上と線路図上（切替表示）でのハザード分布を視覚的に把握できます。線路図上の分布には、台帳データから読み込まれた線形や構造物情報（踏切、分岐器、駅、橋りょう、トンネルなど）を表示することが可能で、軌道保守管理で広く活用されているデータベースソフトウェアであるLABOCS<sup>3)</sup>における軌道環境データと互換性をもたせています。

### 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できる、リスクベースメンテナンスのフローを構築し、ハザードセンシング技術の開発を行いました。

今後は画像解析による再現率と適合率を向上させることや、画像からの抽出対象の拡大、時期の違う画像から差分を検出することにより、列車巡視支援などにも活用できるように開発を進めていく予定です。[RRR]

### 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
- 2) 清水惇，三和雅史：画像解析技術を活用した軌道のリスクベースメンテナンス法の開発，鉄道総研報告，Vol.33，No.2，pp5-10，2019
- 3) 田中博文：軌道保守管理データベースシステムLABOCS（ラボックス）の機能紹介と新バージョンのリリース，新線路，Vol.69，No.7，pp.24-26，2015