

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

清水 惇* 三和 雅史*

Development of Risk-based Maintenance Method for Railway Track Using Image Analysis Technology

Atsushi SHIMIZU Masashi MIWA

We developed, for railway track maintenance, a hazard sensing technology that can extract the hazard factors related to expansion of the damage caused by a derailment accident. We also developed a risk-based maintenance method for track irregularity management using the hazard sensing results and the risk statistical model. As a result, it became possible to extract the magnification factors of the derailment damage (collision to the structures and the public, fall from the elevated spot) by image analysis using the front image of the operating train. In addition, a maintenance and management model was constructed to calculate the appropriate values of the management value of track irregularity and the inspection cycle, considering the track maintenance cost and the damage scale of the derailment accident.

キーワード：軌道管理，ハザードセンシング，画像解析，リスクデータベース，物体認識，3次元計測

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、社会の安全性に対する要求が高まる中、プラント等の機械設備の保守に対し、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脱線事故時の被害拡大に関わるハザード要因を抽出できるハザードセンシング技術の開発を行った。また、センシング結果とリスク推計モデルを使用し、軌道変位管理を対象としたリスクベースメンテナンス法の開発を行った。以上の結果を本稿で報告する。

2. 軌道のリスクベースメンテナンスの概要

従来の軌道変位管理では、図1に示すとおり、軌道変位の測定値と管理値を対照し、保守箇所を選定することが一般的である。一方、仮にその箇所において脱線事故が発生した場合、沿線環境条件によっては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が、このような箇所では保守の優先度を上げることが、リスク管理の観点から適切と考えられる。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

メンテナンスのフローを構築した。概要を図2に示す。

軌道のリスクベースメンテナンスでは、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、被害拡大要因の存在を検出する。本稿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項目とした。

- (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

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とともに、輸送情報から推計した想定被害を用い、リスクデータベースを構築する。最終的には、軌道検査データなどの情報を統合し、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が可能となる。

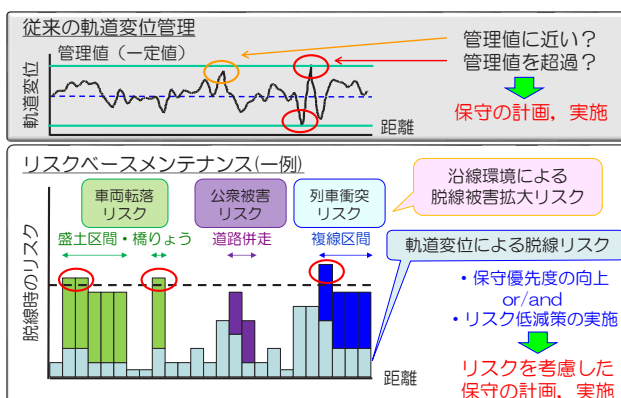


図1 軌道変位管理の考え方

* 軌道技術研究部 軌道管理研究室

特集：軌道技術

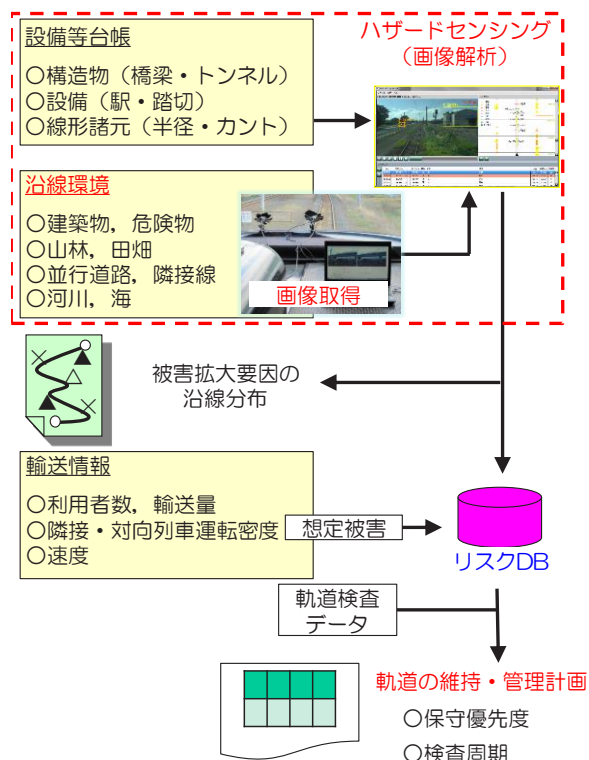


図2 軌道のリスクベースメンテナンスの概要

3. ハザードセンシング技術の開発

ハザードセンシングでは、脱線事故時の被害拡大要因を画像解析により把握するが、ハザード要因として評価するためには、車両と各要因との位置関係や距離を考慮する必要がある。例えば、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、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る。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、車両が到達する可能性は低いと考えられる。よって、画像解析においては、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で、ハザードの程度の評価を行う。

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、ハザードセンシングでは図3に示す手順で画像を解析する。以下、それぞれの項目について詳細に述べる。

3.1.1 画像鮮明化

山間部、トンネルを含む自然照明環境下における車両からの画像撮影では、光の条件によっては画像が不鮮明になると想定される。よって、画像鮮明化処理により、以降の解析処理に適した画質に改善した画像を準備する。

3.1.2 3次元計測

車上に固定設置した2台のカメラで撮影して得られる各画像上での被写体の位置情報を利用し、三角測量によ

る3次元計測を行うことで、画像内に存在する構造物等の配置を把握する。この結果、カメラの位置を原点とする3次元空間上の構造物や高低差等を抽出でき、以降の領域分割の処理を行うことができる。このような3次元計測を行うには、カメラの個体差(画角や歪み)やカメラ間の位置関係(距離、取付角度)を把握するためのカメラ校正を行う必要があるが、本検討では半校正ステレオ²⁾を導入することとした。半校正ステレオは、校正パターンを使用したカメラ校正をカメラ組み付け時に1回だけ行い、撮影時にカメラ間の相対位置が変化しても、シーンの見え方に基づいてずれを補正するため、計測精度は低下しないという特徴がある。

3次元計測の一例として、画像内に任意の距離に対応する枠を図4のように設定(実際の建築限界よりも大きい枠)し、その枠内に入る対象を抽出した結果を示す。枠内の電柱や、樹木の一部が抽出されていることが確認できる。

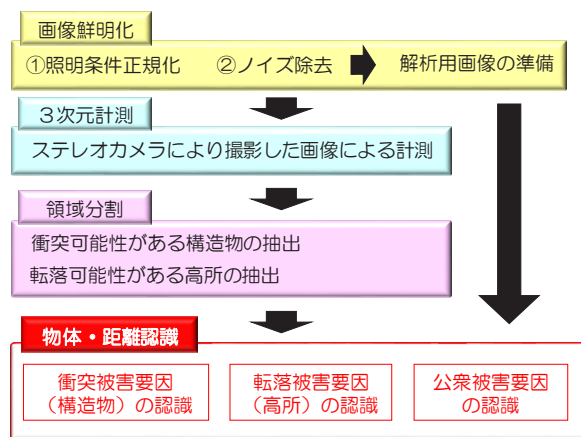


図3 画像解析の手順



図4 3次元計測結果例

3.1.3 領域分割

上記の3次元計測結果に基づいて、画像から構造物等や高所走行箇所を抽出する。これらの構造物等については、3次元空間内の座標値を解析して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する。なお、公衆被害要因として想定する自動車、人については、2次元画像から領域分割を行うことなく物体認識技

術を用いて直接的に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る。

抽出した例を図5に示す。ここでの上段の図は元の画像であり、これに領域分割までの処理を行うと、中段の図のように構造物を分離することができる。そして、これらの構造物を枠で囲って出力させた結果が下段の図である。本図から、橋梁の主桁と右側の建築物を各々抽出できたことが分かる。

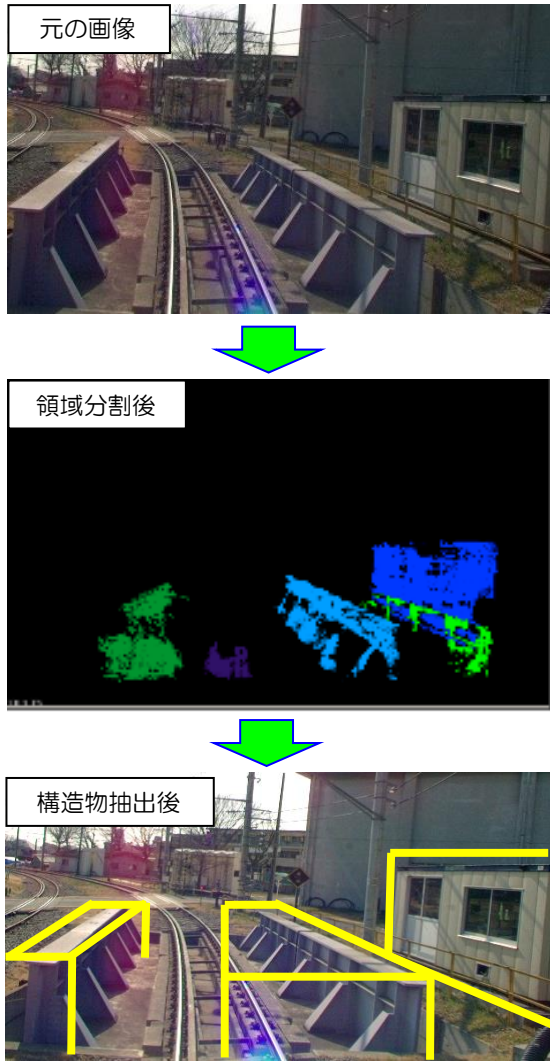


図5 領域分割結果例

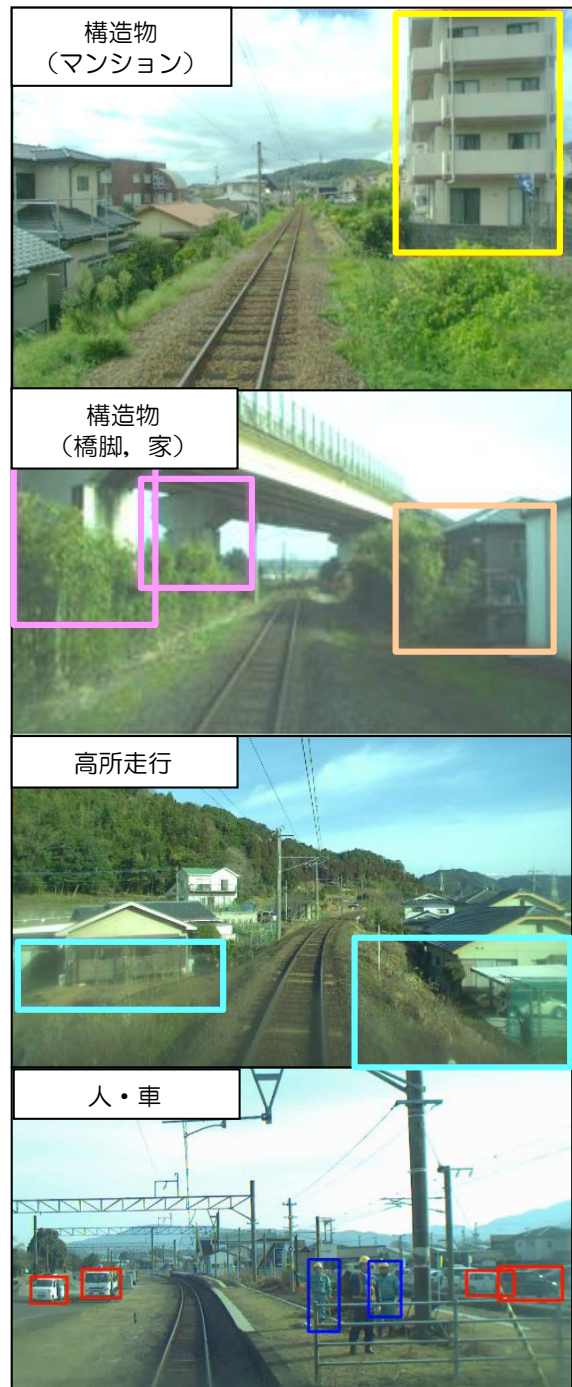


図6 ハザード要因抽出結果

3.1.4 物体認識

上記までの処理に加えて物体認識処理を行い、営業線で取得した画像からハザード要因を抽出した例を図6に示す。構造物、自動車の他、人については公衆ではなく係員ではあるが、適切に抽出できたことが分かる。これらについては距離情報と合わせたリストとして出力され、リスクデータベースの入力データとなる。

3.2 精度評価

営業線で撮影した画像を用いて、ハザード要因の抽出精度を評価した。ここでは、約130kmの区間(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。このエンジンを、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、ハザード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、同表は精度評価指標である再現率(検出漏れの少なさを

特集：軌道技術

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による結果である。全対象において、再現率が最大になる条件では95.7%、適合率が最大になる条件では76.0%であった。一般に、再現率と適合率とはトレードオフの関係にあるため、再現率と適合率が平均的に良い値となるパラメータ（平均パラメータ）での結果を表2に示す。このときの再現率は81.8%、適合率は61.6%となった。

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である。今回の機械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。

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3に示す。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る。

表1 画像解析による要因抽出の精度評価

※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

表2 再現率と適合率の平均パラメータでの結果

	建築物	橋脚	高所走行	自動車	人	計
抽出できた要因数	295	20	29	132	18	494
実際に存在した全要因数	242	10	25	117	10	404
再現率 (%)	82.0	50.0	86.2	88.6	55.6	81.8
	建築物	橋脚	高所走行	自動車	人	計
正解した要因数	394	11	32	200	20	657
抽出された要因数	242	10	26	117	10	405
適合率 (%)	61.4	90.9	81.3	58.5	50.0	61.6

表3 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%

3.3 ハザードセンシングビューアの開発

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の開発を行った。ビューアの画面例を図7に示す。本ビューアは画像と抽出されたハザード要因リストの他、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る。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、トンネル等）を表示することが可能で、軌道保守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 Labocs³⁾ における軌道環境データと互換性を持たせている。



図7 ハザードセンシングビューア

4. リスク推計モデルの構築

4.1 リスク推計モデルの概要

脱線事故によるリスクについては、3章に示したハザードセンシング結果に基づいて、各箇所が発生し得る被害形態、規模を考慮して、図8に示すモデルにより推計する。ここでは、乗り上がり脱線を想定する。

各箇所における事故時のコストと脱線発生確率の積をリスクとして算出するが、このコストについては、車両・運転条件、軌道敷設条件、列車条件、想定被害から算出する。また、車両被害や運休に伴う営業損失等も想定して事故時のコストを算定する。

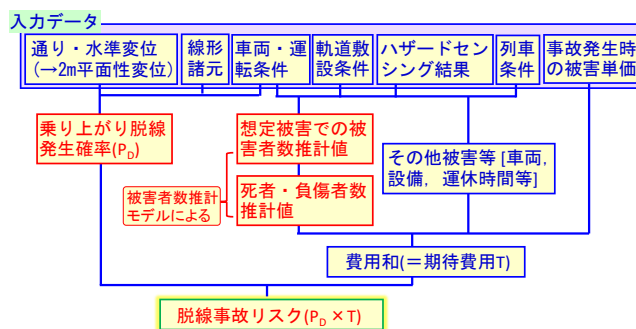


図8 乗り上がり脱線のリスク推計モデル

4.2 列車脱線事故発生確率の推計モデル

乗り上がり脱線の発生確率の推計モデルは、これまでの研究⁴⁾において、軌道変位と線形諸元、車両・運転条件を考慮して算出する形で構築した。具体的には、列車走行時に発生すると考えられる推定脱線係数が限界脱線係数を上回る確率を脱線発生確率として用いる。各脱線係数の算定には、低速時の乗り上がり脱線に関する安全性の評価式⁵⁾を用いる。本式では、通り変位と平面性変位が入力データとなる。一般に、これらの軌道変位進みはばらつくことから、この進みを確率変数としたシミュレーションにより、発生する脱線係数等が限界値を超える確率を算出し、これを脱線発生確率とする。本モデルにより得られた脱線発生確率の算定例を図9に示す。通り変位の増加に従い、発生確率が増えることが分かる。

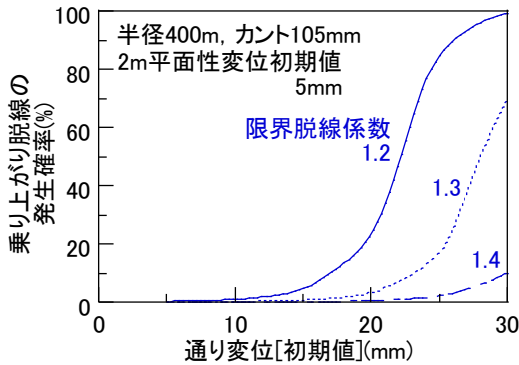


図9 脱線発生確率

4.3 列車脱線事故における被害者数の推計モデル

列車脱線事故に伴う被害者数の推計モデルについては、これまでに運輸安全委員会の鉄道事故報告書を分析して構築したモデル⁴⁾を改良して用いた。

被害者数の規模に対しては、脱線後の衝撃や車両の挙動、速度、乗客数等が影響すると考えられる。そこで、「乗車人数に占める被害者の割合：被害者数/乗車人数」を被害者率と定義して、この被害者率に対して統計的に有意な要因であった「車両の転覆や転落の有無」、「重量物との衝突の有無」、「シートタイプの差異」を区別して、被害者率を推計した。

このモデルでは、列車編成中の各車両の乗車人数と車両の挙動を考慮した被害者率により被害者数を算出し、全車両での被害者数の総和を脱線事故における被害者数として推計する。また、被害者数に占める死者数と死傷者数の割合を過去の事故データに基づいて算出し、死者数と負傷者数に分けて算定する。

4.4 リスクの推計

以上の検討で構築したモデルによりリスクを推計した。ここでは、表4に示すハザードセンシングで着目した想定被害を含む条件を用い、被害の内訳としては人的

被害の他、車両補修費、復旧費、所持品補償費、営業損失を考慮した。推計結果を同表に示す。

脱線事故時に発生する事象によってリスクは変化することが分かる。平面性変位については初期値を7mmから5mmとすることでリスクは大きく減少する。通り変位についても初期値を小さくするとリスクは減少するが、減少率は平面性変位ほど大きくない。

表4 リスク推計結果

想定被害		①	②	③
構造物衝突		○(あり)	-	-
転落		- (なし)	○	-
隣接線衝突		-	-	○
速度 (km/h)	当該	30	30	30
	隣接	-	-	130
乗車人数 (人)		300	300	600
全損車両数		0	2	4
修理車両数		6	4	8
運休時間 (h)		24	72	120
死者数 (人)		0	2	8
負傷者数 (人)		2	15	208
想定被害 (万円)		9,150	80,567	201,368
軌道変位初期値		リスク (万円)		
通り	平面性			
5mm	5mm	2.7	24.2	60.4
7	3	0.5	4.8	12.1
7	5	4.6	40.3	100.7
7	7	54.9	483.4	1208.2
10	5	9.1	80.6	201.4

5. 軌道の維持・管理計画への適用

5.1 軌道変位管理値の検討

前章で構築したモデルにより推計したリスクを考慮した軌道変位管理値の検討は、リスクと軌道変位保守費の和が最小となる値を算出して行った。保守費については、対象箇所の管理値 z 、軌道変位進み Δz 、保守後の仕上り値 z_0 を用いて保守周期 T を式(1)により算定し、この逆数(年間保守回数)に1回あたりの保守費と検討対象年数を乗じることで、総保守費を算出する。

$$T=(z-z_0)/\Delta z \tag{1}$$

先に示した表4の条件において、通り変位保守を対象として500m区間を想定し、算定した保守費($T=25$ 年)の例を図10に示す。図から、通り変位を小さく管理する場合には保守費が増えることが分かる。

以上のように算出された保守費とリスクを合算した結果を図11に示す。各被害条件において、保守費とリスクの和が最小となる通り変位が存在し、その値は条件①(構造物衝突)、②(転落)、③(隣接線)の順に大きい。これは、条件③、②、①の順に想定被害が大きいため、

特集：軌道技術

これに応じて通り変位の管理値を小さくするのが適当なためである。

5.2 軌道変位検査周期の検討

検査周期をパラメータとする場合、検査周期間の軌道変位進みが異なるため、脱線発生確率が増減するのに合わせて、リスクも増減する。一方、保守費については検査周期の影響を受けないため、上述の計算法により算定できる。よって、これらのリスクと保守費を合算し、これが最小となる軌道変位を想定する検査周期に応じて算定することで、検査周期の適正值を検討できる。

以上の方法により、表4の条件でリスクと保守費の和が最小となる通り変位の管理値と検査周期の関係を検討した結果を図12に示す。同じ検査周期の場合には、条

件③の方が通り変位を小さく管理する必要があるのは、5.1節に示した結果と同じである。また、各条件において、検査周期を短くすることで通り変位の管理値を大きくできる。更に、管理値を一定とする場合、リスクが高い条件では検査周期を短く、低い条件では長く設定できることが分かる。

6. 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」の考え方を適用して、ハザードセンシング技術の開発およびセンシング結果とリスク推計モデルを使用した軌道変位管理におけるリスクベースメンテナンス法の開発を行った。

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ハザード要因を抽出するエンジンを構築した結果、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95.7%、適合率（正解した要因数／抽出された要因数）は最大で76.0%であった。

さらに、軌道変位保守費と脱線事故時の被害規模を考慮して、軌道変位の管理値と検査周期の適正值を算出する維持・管理モデルを構築した。本モデルにより、各線区や箇所において想定される脱線事故リスクを考慮した軌道変位管理が行える。

今後は画像解析による再現率と適合率を向上させつつ、画像からの抽出対象を拡大し、列車巡視支援等にも活用できるように開発を進める予定である。また、軌道のリスクベースメンテナンス法においては、既開発の軌道変位保守計画モデルなどとの連携を図っていく予定である。

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) 大網，細見，中島，原田：車両・人物向けメタデータ解析技術とその応用，NEC 技法，Vol.63，No.3，2010
- 3) 田中：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
- 4) 三和，水野：リスクを考慮した軌道変位保守計画モデルの構築，鉄道総研報告，Vol.27，No.4，pp.29-34，2013
- 5) 内田，高井，村松，石田：輪重横圧推定式による乗り上がり脱線に対する安全性評価，鉄道総研報告，Vol.15，No.4，pp.15-20，2001

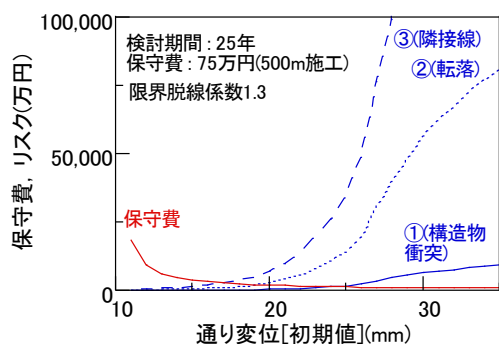


図10 リスクと保守費

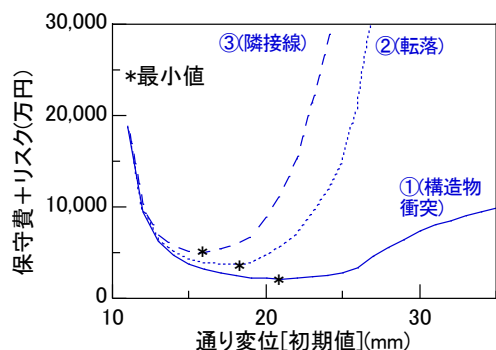


図11 通り変位管理値の検討

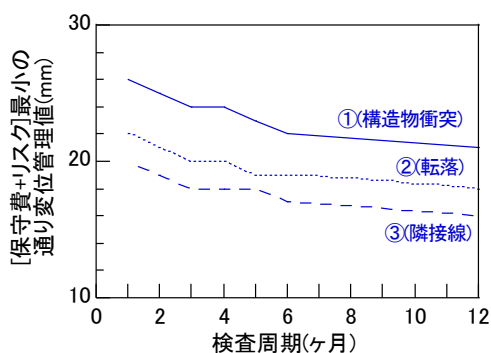


図12 検査周期と通り変位