

インフラ保全向け点検優先度予測手法の研究開発と 鉄道施設（道床）メンテナンスデータによる評価

長谷川隆^{†1} 石川雄章^{†2} 長内圭太^{†2} 吉田謙一^{†3} 千田篤史^{†3}

概要：情報システムによるインフラ事業者の設備保全業務支援手法の研究開発を目的とし、東京大学の産学連携のスキームである社会連携講座において、運用・保全関連データを用いて点検・補修優先度を予測する手法を考案し、実データで評価した。

点検・補修優先度予測手法では、変状の有無を教師データとする判別分析を基礎に、説明変数に基づく変状の事後確率を点検優先度として求める。また、インフラ保全におけるデータの特徴を考慮し、線形性による精度低下、共線性の問題を解決するために、保全の実務的知見等に基づくデータ加工を前提とすると共に変数選択を行い、評価関数として平均含有率を定義し用いる。更に、保全現場における予測結果の納得性、保全業務における点検重点項目示唆のため、予測結果と共に説明変数毎の影響度を求める。

鉄道における鉄道施設（道床）メンテナンスデータにて評価を行い、平均含有率 69%で、例えば保全対象区間の約 60%を点検することにより変状の約 90%を発見できることを示した。また、影響度は保全技術者の経験知と整合性のある内容であることを確認した。

Study on Inspection Priority Prediction Method and its Evaluation using Railway Facility (Track Bed) Maintenance Data

TAKASHI HASEGAWA^{†1} YUSHO ISHIKAWA^{†2} KEITA OSANAI^{†2}
KEN-ICHI YOSHIDA^{†3} ATSUSHI CHIDA^{†3}

1. はじめに

日本における社会資本の現状は、今後 20 年間で、老朽化した橋梁（50 年以上）の割合は約 6 倍に増え（約 8%→約 51%）、技術者は約 2 割減少し（約 260 万人→約 210 万人）、維持管理コストは約 6 割増加する（約 4.2 兆円→約 6.6 兆円）と予測されている。従来型の保全業務改善では、このような状況に対応することは難しく、革新的な取り組みが不可欠となってきている。一方で、情報通信技術は、情報検索、位置特定、電子商取引、IT S 等の様々な革新的なサービスを生み出していて、社会資本が直面する課題の解決にも大きく寄与すると考えられる。今後一層重要となる社会資本の維持管理は新たな成長分野であり、ビジネスとして大きな可能性を持つ。

以上の背景の下、情報技術を活用した施設管理などに関連するマネジメントを高度化するとともに、新たな情報基盤を活用した新たなビジネスを創出し、インフラ・イノベーションを実現するため、シーズとニーズ、技術と運用、理論と実践といった様々な知識や経験を結合し、新しい価値を生み出す実践的な研究プラットフォームとして確立された東京大学の社会連携講座「情報技術によるインフラ高度化」[1]にて、主に土木分野の保全に関する課題の解決策として最も効果が見込まれる「点検・維持管理等現場業務の

効率化」に注目し、設備台帳や点検履歴、運用情報等の保全関連データの分析による、地下構造物・橋梁・道床等の様々な保全対象に対する、損傷との関連の可視化、点検・補修優先度予測、健全度予測等の研究を行っている[2]。

この中の点検・補修優先度予測は、保全関連データから保全対象設備毎の点検・補修優先度を予測することによる手法であり、予算に合わせた点検・補修対象の選定、点検対象の厳選による巡回工数削減を目的とする。

全ての保全対象に対し点検優先度を予測する研究事例は少ないが、貝戸ら[3]は多階層混合マルコフ劣化ハザードモデルを用いた階層ベイズ推計を用い、補修優先順位が高い保全対象を抽出する手法を提案している。モデルの妥当性は評価されていないが、健全度経年推移データが十分に得られるデータに対して有効と考えられる。また、水谷ら[4]は、気象状況からの道路ポットホール発生過程をマルコフ・スイッチング・ポワソン発生モデルで定式化し、異常モードへの推移確率を予測する手法を提案している。同モデルで定式化可能な保全対象は路面ポットホール等に限られるが、予測確率を優先度と考えることにより、点検優先度を求めることが出来る。

一方、点検優先度予測結果を保全業務に適用する場合、予測結果の妥当性確認、保全担当者の納得性確保、更に点検重点項目改善への参考とするため、予測を行った際の保全

^{†1} (株)日立製作所
Hitachi Ltd.
^{†2} 東京大学
The University of Tokyo

^{†3} 東日本旅客鉄道(株)
East Japan Railway Company

関連データ項目各々の影響度合いを求めることが望ましいが、上記の手法では算出が困難である。

長谷川ら[5]は、設備台帳や点検履歴の多くを占める質的データを対象とした、数量化理論Ⅱ類に基づく点検優先度予測手法を開発し、マンホールを対象とした保全実データにおいて、例えば損傷発見率が80%程度ならば、保全対象の点検を約40%回避できることを示した。また、 χ^2 検定に基づく要因分析手法を用いて損傷に対する保全関連データの影響を求め、可視化している。

本研究では、質的データ項目を中心とした設備台帳や点検履歴だけでなく、量的データ項目を中心とした運用情報も加えた質的・量的データ項目混合の保全関連データと、過去の点検記録に記載された設備損傷の有無に基づき、点検・補修優先度を求める手法、及び優先度に対するデータ項目毎の影響度合いを求める手法を開発した。

以下、2章にて点検・補修優先度を予測する手法に関して述べる。また、前記手法で用いる、インフラ保全におけるデータ特性に基づき予測精度を求めるために考案した平均含有率に関して3章で述べる。更に、優先度予測の際のデータ項目影響度算出方法に関して4章で述べる。最後に、実データに適用した評価結果を5章で述べる。

2. 点検・補修優先度予測手法

2.1 点検・補修優先度予測の目的

点検・補修優先度予測は、設備台帳、点検履歴、運用データ等、インフラ事業者が保有する保全関連データを用いて、保全業務における以下に示す支援を行うことを目的とする。

- (1) 点検・補修業務支援：保全対象設備毎の点検・補修の優先度を求め、予算に合わせた点検・補修対象設備選択を支援する。
- (2) 点検・補修計画支援：予測優先度若しくは関連 KPI 閾値設定により次年度点検・補修設備数を予測し、保全予算策定を支援する。

2.2 手法に対する条件

2.1 で述べた支援を実現するためには、保全関連データから設備の点検・補修優先度を予測する必要がある。また、通常の点検・補修業務では設備損傷の有無が記録されるが、インフラ保全において一般に設備損傷は稀である。また、保全関連データには、材質・形状等の質的データと計測データ等の量的データが混合していて、設備損傷とは関係が薄いデータ項目も含む。加えて1章で述べたようにデータ項目毎の影響度を求める必要がある。

以上を纏めると、点検・補修優先度予測手法は以下の条件を満たす必要がある。

- (a) 設備損傷の有無を教師データとして優先度を求める。
- (b) 設備数を N 、内損傷有の設備数を N_T 、損傷無の設備数を N_F とすると、 $N_T \ll N_F$ である。
- (c) 説明変数には量的データ項目と質的データ項目が混合

している。

(d) 説明変数には予測に不必要なデータ項目を含む。

(e) 分析結果からデータ項目毎の影響度を算出できる。

2.3 分析手法

様々なデータに基づいて設備損傷の有無のような質的値を予測する手法は判別分析 (Discriminant Analysis; DA) と呼ばれる。その中で、説明変数と予測結果との関係が単純で影響度を求め易い線形的手法として、正準判別分析が知られている[6]。同手法では、設備損傷の有無 (目的変数) が既知のデータを用いて学習により式(1)に示す判別係数 a_i を求め、予測したい k 番目の設備に対応する n 個の量的な保全関連データ x_{ik} (説明変数) を用いて判別値 z_k を求めてその符号によって損傷有無を予測する。

$$z_k = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x_{ik} \quad (1)$$

ところが2.2 (c)で述べたように、一般に用いられる保全関連データには様々な種類があり、長さのような数値で表すことができる量的値の他に、材質のような質的値が含まれる。説明変数が質的値の場合の判別分析手法としては数量化理論Ⅱ類が知られている[6]。同手法では質的値を Dummy 変数法により数量化して正準判別分析を行う。Dummy 変数法は、 i 番目の質的データ項目が取り得るデータ値の種類数を n_i とすると、 k 番目の設備に対応する i 番目の質的データ項目の値を $n_i - 1$ 次元のベクトル値に変換することにより数量化する。従って、数量化理論Ⅱ類では学習により式(2)に示す判別係数 b_{ij} を求める。

$$z_k = b_0 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=2}^{n_i} b_{ij} \delta_{ijk} \quad (2)$$

ここで δ_{ijk} は i 番目の質的データ項目の値が j 番目の値に等しい場合に 1、そうでなければ 0 である。

以上から、量的値と質的値を含む保全関連データからの損傷予測には、上記手法を組合せた、式(3)に示す a_i, b_{ij} を求める混合判別分析 (Mixed DA; MDA) を用いることができる。

$$z_k = a_0 + \sum_{i=1}^{n_R} a_i x_{ik} + \sum_{i=n_R+1}^{n_R+n_S} \sum_{j=2}^{n_i} b_{ij} \delta_{ijk} \quad (3)$$

ここで、 n_R は量的値のデータ項目数、 n_S は質的値のデータ項目数である。

また、2.2 (d)で述べたように、保全関連データの中に設備損傷と関連が少ないデータ項目や重複するデータ項目が含まれる場合がある。そこで、予測に用いるデータ項目の最適な組み合わせを選択する必要があるが、組み合わせは $2^{n_R+n_S} - 1$ 通り考えられるため、実行時間で最適解を求めることは困難であり、発見的手法を用いる必要がある。このような手法はいくつか知られているが、その中で実用上、

良好な結果が得られることが知られている SFFS (Sequential Forward Floating Selection)法を用いる[7]。ここで、変数選択の際に用いる評価値として、3 で述べる平均含有率を用いる。

更に、点検・補修優先度予測では、2.2 (a)で述べたように、各設備の損傷有無を予測するのではなく、各設備損傷の確からしさに相当する点検・補修優先度を求める必要がある。上記で示した MDA は正準判別分析を基礎にしているため、入力された保全関連データに対応して損傷有である事後確率 P_k を求めることができる。この値が設備損傷有の確からしさを表すと考えられるため、点検・補修の優先度の予測値として用いることができる。

以上から、保全関連データから設備損傷確からしさである優先度値を予測する点検・補修優先度予測として、入力された保全関連データから、SFFS 法により選択されたデータ項目を説明変数として、式(3)に示すモデルで求められた a_i, b_j を用いて、入力された保全関連データ (x_{ik}, δ_{ijk}) から事後確率 P_k を求め、優先度値とする変数自動選択混合判別予測 (Mixed Discriminant Prediction with Feature Selection; MDPFS) を用いることを提案する。

算出された優先度値は事後確率なので $0 \leq P_k \leq 1$ である。従って、この範囲の値 α を閾値として定め、 $P_k \geq \alpha$ の場合に「損傷有」、 $P_k < \alpha$ の場合に「損傷無」と予測することにより、損傷有無を予測する損傷予測も可能となる。ここで、 $\alpha = 0.5$ とした場合の予測結果は MDA と同等になる。

2.4 データの加工

実際の保全関連データは、損傷への影響を考慮した場合、以下に示すような値の大きさと影響の大きさとの不一致が考えられる。

- (a) 絶対値の大きさが影響の大きさに対応
e.g. 方向に意味が無い歪の変位
- (b) データ項目を組み合わせた値が影響の大きさに対応
e.g. 損傷に同様に影響を与えると考えられる複数の特徴
- (c) 数値の大小と実際の影響の大小が一致していない。
e.g. 0 以外の値は逆数に対応 (曲率等)

これらの値を用いて MDPFS のような線形の分析を行う場合には、値の大小が影響の大小に対応するようにデータを加工することが望ましいと考えられるが、一般には分析前に加工の可否を判断することは困難である。そこで、元のデータと加工後のデータを合わせて説明変数とすることが考えられるが、その場合、元データと加工データの間に高い相関が生じる可能性が高い。線形の分析手法である MDA ではデータ項目間に多重共線性が存在する場合、分析に失敗若しくは予測精度が低下することが知られている。

しかし、本研究にて提案する MDPFS では変数選択を行っているため、自動的に多重共線性が存在する変数の組は選択されない。

以上から、保全関連データの中で、上記(a)~(c)に示したようなデータ項目が存在すると考えられる場合、加工を施したデータ項目を元のデータに加えることにより高精度な予測を行うことが期待できる。

2.5 予測結果の使い方

点検・補修の設備数 N_B が保全予算等により定められている場合、優先度上位 N_B 番目までの設備を点検・補修することにより、予算範囲内で効率的な保全が実現できる。この場合、 N_B 番目の設備に対応する事後確率 P_{N_B} を閾値 α として損傷予測を行い、「損傷有」と予測された設備を点検・補修することに相当する。

また、 α の値を定めることにより、表 1 に示すような損傷予測結果の混合行列を求めることができる。

表 1 混合行列

予想値 真値	損傷有	損傷無
損傷有	N_{TT}	N_{TF}
損傷無	N_{FT}	N_{FF}

ここで、損傷有る設備の中で「損傷有」と予測された設備の割合である発見率 R_T と、損傷が無い設備の中で「損傷無」と予測された設備の割合である回避率 R_F は以下のように定義できる。

$$R_T = \frac{N_{TT}}{N_{TT} + N_{TF}} \quad (4)$$

$$R_F = \frac{N_{FF}}{N_{FT} + N_{FF}} \quad (5)$$

損傷予測結果により「損傷有」と予測された設備の点検・補修を行う場合、発見率は実際に損傷のある設備の中で点検・補修される割合を表し、回避率は損傷が無く点検・補修する必要が無い設備の中で点検・補修を回避できる割合を表す。

そこで、例えば点検・補修によって損傷有の設備の中で、 R の割合の設備を発見若しくは修復する必要がある場合、 $R_T \geq R$ となる α を定め、「損傷有」と予測される設備を点検・補修すれば良いことになる。予測を行わず、ランダムに設備を選ぶ場合、発見率と回避率の間には一般に式(6)に示す関係が成り立つが、予測により式(7)の関係になり、ランダムに設備を選ぶ場合と比べ、与えられた発見率に対してより多くの設備の点検・補修を回避でき、コスト削減が期待できる。

$$R_T + R_F = 1 \quad (6)$$

$$R_T + R_F > 1 \quad (7)$$

3. 平均含有率

MDPFS では変数選択の際に、予測の性能を表す評価関数が必要となる。インフラ保全の場合、2.2 (b)に示したように損傷は減多に起きないため、学習データの中に損傷有のデータ数が非常に少なくなる。従って、予測手法で一般に用いられる正解率を評価値とすると、データ数が多い損傷無を正しく予測できる方が、評価値が高くなる。しかし、インフラ保守における予測では、損傷有を予測出来ることが同程度若しくはそれ以上に重要である。そこで、目的変数値毎のデータ数に偏りがあっても、それぞれの値の予測性能を同程度に評価できる指標として平均含有率 *AIR* (Average Inclusion Rate)を下式のように定義する。

$$AIR = \arg \max_{\alpha} \left[\frac{1}{2} (R_T + R_F) \right] \quad (8)$$

ここで R_T は式(4)で示した発見率、 R_F は式(5)で示した回避率であり、それらの平均を、閾値 α を $0 < \alpha < 1$ の範囲で変化させた場合の最大値が *AIR* である。これにより従来から用いられている正解率に比べ、「損傷有」のデータ数が少ない場合でも発見率と回避率が同等に扱われる。

4. 影響度

2.2 (e)で述べたように、各データ項目が予測にどの程度の影響を与えたのかを示す影響度を求める必要がある。MDPFS では、2.3 で示したように、式(3)に示した z_k に基づいて「損傷有」の事後確率を求める。そこで、各データ項目に関連する項を式(9)(10)で定義すると、式(3)は式(11)のように変形できる。

$$A_{ik} = a_i x_{ik} \quad (9)$$

$$B_{ik} = \sum_{j=2}^{n_i} b_{ij} \delta_{ijk} \quad (10)$$

$$z_k = a_0 + \sum_{i=1}^{n_R} A_{ik} + \sum_{i=n_R+1}^{n_R+n_S} B_{ik} \quad (11)$$

上式から分かるように、 i 番目のデータ項目に対し、量的値の場合は A_{ik} が、質的値の場合には B_{ik} が予測値 z_k に同様に影響する。従って、 i 番目のデータ項目に対応する影響度 (Effectiveness) E_i は、量的データ項目の場合は式(9)、質的データ項目の場合には式(10)で求めることができる。

$$E_i = a_i \sigma_{x_{ik}} \quad (12)$$

$$E_i = \sigma_{X_{ik}} \left(X_{ik} = \sum_{j=2}^{n_i} b_{ij} \delta_{ijk} \right) \quad (13)$$

ここで、 $\sigma_{x_{ik}}$ は x_{ik} の、 $\sigma_{X_{ik}}$ は X_{ik} の標準偏差である。

5. データによる評価

以上で述べた点検・補修優先度予測手法である MDPFS を、鉄道における道床保全関連データに適用し、評価を行った。道床は軌道における枕木の下に入れる砕石などの層であり、劣化が進行すると輸送障害の要因にもなりうるため、定期検査や現場巡視結果を基に、計画的に補修を行う必要がある。

5.1 評価データ

評価データとして、道床検査データ、線路設備等設備諸元データと、軌道保全のために定期的に計測している軌道変位データを用いた。これらのデータを合わせた入力データの仕様は以下のとおりである。

- (1) 道床検査年：2010年～2014年
- (2) データ数：

2010年	2011年	2012年	2013年	2014年
24,493	24,495	24,498	24,492	24,489

- (3) データ項目数：53項目
 - 検査データ：変状有無（目的変数）
 - 諸元データ：13項目
線路形状（曲率、高低差）、溶接種別等
 - 軌道変位データ：11項目
線路高低差、動揺加速度等
 - 加工データ：28項目（5.3参照）

5.2 評価方法

- (1) 評価データに MDPFS を適用：2011年～2014年の各年の予測優先度を、各々前年までのデータを学習することにより求め、*AIR* も求める。
- (2) 予測結果から、閾値 α を $0 < \alpha < 1$ の範囲で変化させながら発見率 R_T と回避率 R_F を求める。
- (3) 回避率を X 軸、発見率を Y 軸としてグラフ（以下予測結果曲線と記す）を図示する。
- (4) 予測結果の妥当性を保全担当者が判断するため、影響度を算出する。

ここで予測結果曲線は、左上（全ての設備を点検・補修する場合で、発見率は1だが回避率は0になる）と右下（点検・補修を全くしない場合で、発見率は0だが回避率は1になる）を結ぶ曲線となり、回避率、発見率共に大きくグラフが右上に膨らんでいる方が、予測性能が良いと考えられる。一方、完全にランダムな予測の場合、式(6)に示したようにグラフは左上から右下の対角線になる。以上から、同対角線と予測結果曲線の間の部分の面積 S (図1) の2倍値 *AUC2* (Area Under the Curve)も予測性能を表す指標の一つとすることが出来る。ここで、*AUC2* は1以下の通常は正の値で、ランダムな予測の場合に0、予測が正確で、全ての損傷有である設備の優先度が全ての損傷無の設

備の優先度より大きい場合に 1 となる^a。

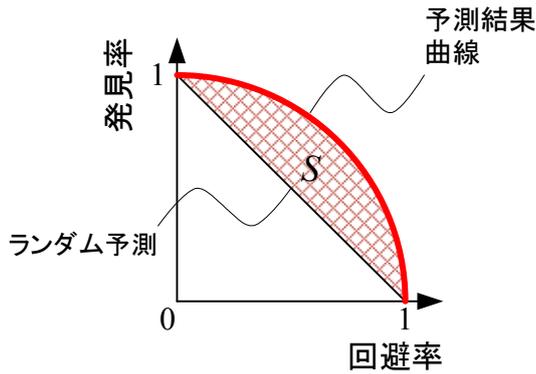


図 1 対角線と予測結果曲線との部分の面積

5.3 データの加工

2.4 で述べたように、諸元並びに軌道変位の各データ項目の性質を勘案し、以下に示す加工データを説明変数に追加した。なお、2.4 (a)～(c)で示した加工理由の中で、各データ項目に対応する理由を[]内に示す。

- (1) 線路曲率[(a)(c)]：曲率有無，絶対値，逆数
- (2) 線路高低差[(a)]：絶対値
- (3) 溶接種別[(b)]：左右和，左右論理和
- (4) 軌道変位[(b)(c)]：絶対値，左右和

5.4 評価結果

以下に各年毎の評価結果曲線と評価値 ($AIR, AUC2$)，閾値 α を定めて変状有無を予測することによる発見率と回避率の例 (図中の黄色の直線) を示す。

- (1) 2010 年学習→2011 年予測

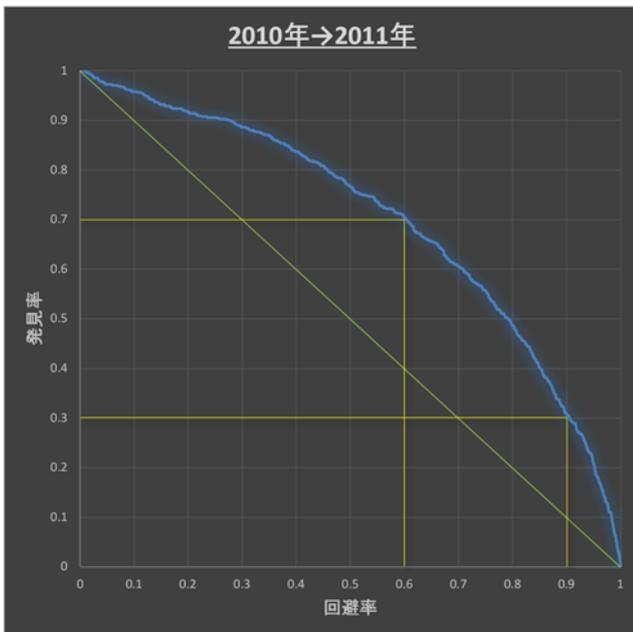


図 2 2011 年変状の予測結果曲線

$$AIR = 65.6\%, AUC2 = 0.40$$

- 約 40%の点検で約 70%の変状を発見
- 約 10%の点検で約 30%の変状を発見

- (2) 2010 年～2011 年学習→2012 年予測

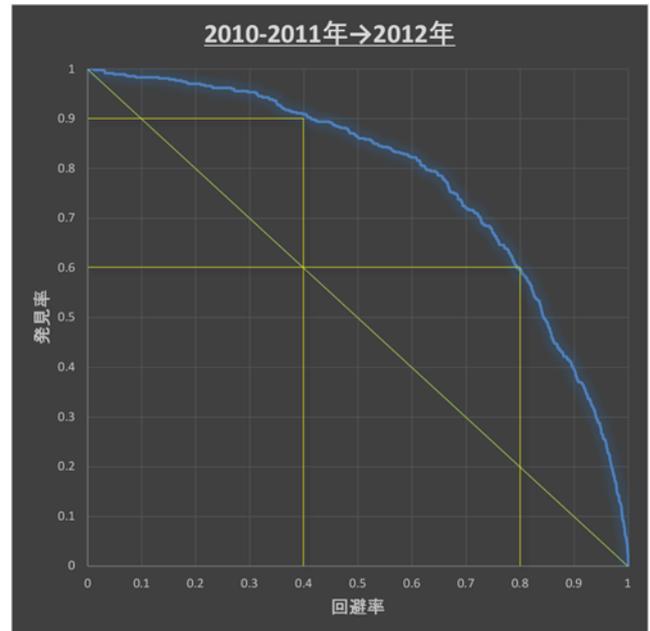


図 3 2012 年変状の予測結果曲線

$$AIR = 72.0\%, AUC2 = 0.56$$

- 約 60%の点検で約 90%の変状を発見
- 約 20%の点検で約 60%の変状を発見

- (3) 2010 年～2012 年学習→2013 年予測

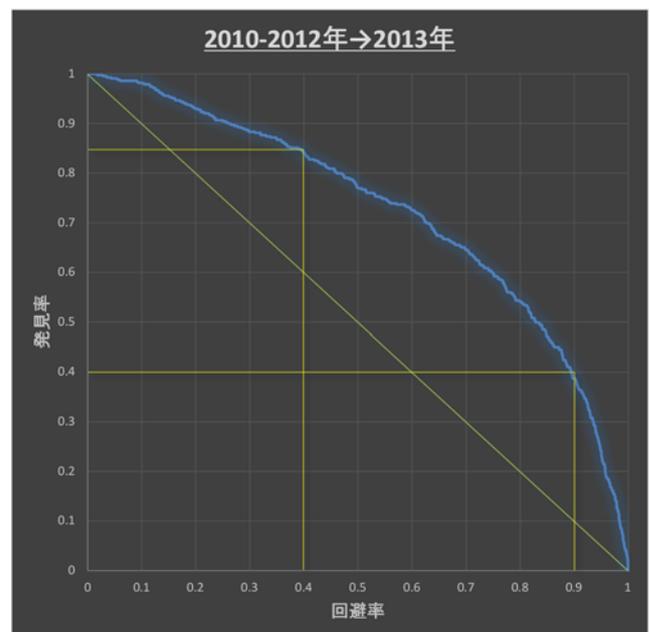


図 4 2013 年変状の予測結果曲線

^a ROC 曲線における AUC とは定義が異なるが、0 から 1 までの値で性能を評価できるように定義した。

$AIR = 67.6\%$, $AUC2 = 0.45$

- 約 60%の点検で約 85%の変状を発見
- 約 10%の点検で約 40%の変状を発見

(4) 2010年～2013年学習→2014年予測

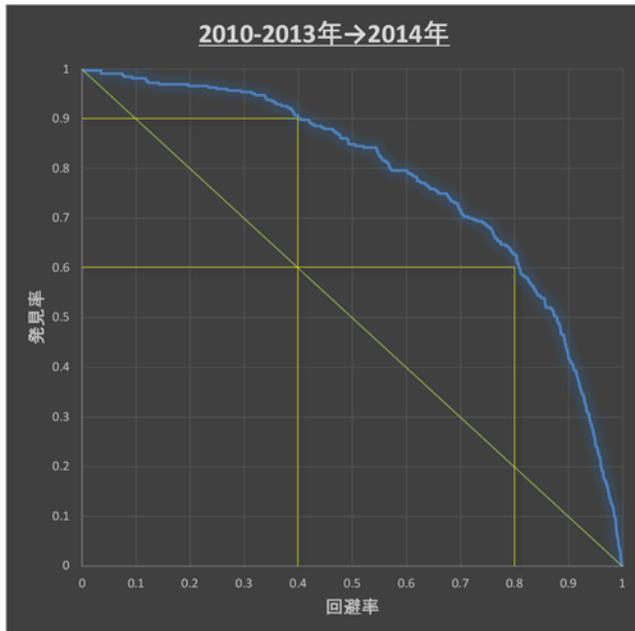


図 5 2014年変状の予測結果曲線

$AIR = 69.4\%$, $AUC2 = 0.48$

- 約 60%の点検で約 90%の変状を発見
- 約 20%の点検で約 60%の変状を発見

5.5 影響度

5.4 □に示した 2010年～2013年のデータ分析における影響度の一部を表 2 に示す。

表 2 2010-13年データにおける影響度

データ項目	影響度
軌道変位①	0.686
線路曲率	0.520
動揺加速度①	0.435
軌道変位②	0.380
諸元①	0.269
線路高低差	0.192
軌道変位③	0.150
軌道変位④	0.148
軌道変位⑤	0.139
諸元②	0.137
軌道変位⑥	0.126
動揺加速度②	0.075
溶接種別①	0.071
軌道変位⑦	0.052

5.6 結果の検討と効果

- 何れの評価結果でも $AIR > 65\%$ であり、ある程度の性能が得られたと考えられる。例えば、対象エリアの 60%の調査で 80%以上の変状を発見することが可能であり、予測を行わない場合（ランダムな予測）に比べ、より精度の高い補修計画の策定が期待できる。
- 影響度に関しては、保全業務専門家から、概ね妥当であり工学的知見と一致するとの見解を頂いた。

6. おわりに

保全関連データから不良設備の優先度を予測する点検・補修優先度予測手法を開発した。入力として量的値と質的値が混合したデータを取り扱うことが出来るように、正準判別分析手法と数量化理論を組合せた。また、関連しないデータ項目や多重共線性が生じるデータ項目組合せが含まれていても必要なデータ項目が自動的に取捨選択される SFFS 法を採用した。以上に加え、判別結果の事後確率を優先度と考えることにより優先度を予測する変数自動選択混合判別予測を考案した。

更に、保全関連データにおける損傷有データの希少性を考慮した指標である平均含有率と、予測結果に対するデータ項目の影響度合いを表す影響度を考案した。

鉄道の道床保全関連データを用いて手法の評価を行い、平均含有率 65%以上が得られ、60%の設備を点検することにより 80%以上の不良を発見することが出来ることがわかった。

本研究により、点検・補修優先度の予測が可能となったので、今後は予測結果を使って保全業務の効率化や点検・補修品質向上、保全予算計画策定支援を行う技術を開発していきたい。

参考文献

- [1] “「情報技術によるインフラ高度化」社会連携講座” . <http://advanced-infra.org/riaii.html> (参照 2016-10-7).
- [2] “平成 27 年度の年間活動レポート” . http://advanced-infra.sakura.ne.jp/sblo_files/advanced-infra/image/E5B9B3E68890EFBC92EFBC97E5B9B4E5BAA6E381AE5B9B4E99693E6B4BBE58B95E383ACE3839DE383BCE38388.pdf (参照 2016-10-7).
- [3] 貝戸清之, 坂井康人, 塚本成昭, 水谷大二郎, 小林潔司. 多階層混合マルコフ劣化ハザードモデル: ジョイント劣化評価への適用. 土木学会論文集. 2015, F4 (建設マネジメント), 71(1), pp.1-18.
- [4] 水谷大二郎, 貝戸清之, 小林潔司, 平川恵士. 気象状況を考慮したポットホール管理重点化ルール. 土木学会論文集. 2014, F4 (建設マネジメント), 70(3), 63-80.
- [5] 長谷川隆, 石川雄章, 門間正挙, 川端一嘉, 森治郎, 勝木康博. 要因分析と損傷予測手法の研究開発とマンホール保全データによる評価. 情報処理学会第 76 回全国大会. 2014, pp.4-447 - 44.
- [6] 圓川隆夫. 多変量のデータ解析. 朝倉書店. 1988.
- [7] P. Pudil, J. Novovičová, J. Kittler. Floating Search Methods in Feature Selection. Pattern Recognition Letters. 1994, Vol. 15, No. 11, pp. 279-283..