

人工知能(AI)を活用したメンテナンス業務支援方法の研究

Supporting maintenance work through artificial intelligence



瀧川 光伸*



西藤 安隆**



高橋 敦宏***

In recent years, the development of “machine learning” and “deep learning” has brought the third artificial intelligence (AI) boom. At the same time, we are faced with issues in the transmission of maintenance skills to succeeding generations, which we are hoping to solve through AI technology. This paper discusses application methods of the three types of AI technology to railway maintenance; namely, text, image, sound, and numerical. Failure data written by text of wayside facilities was analyzed as research on text. A trial system to classify image data of rail surface was developed through a track monitoring system as research on imaging. Inspection data from ground facilities found in various systems was analyzed for numerical research. Through such research and development, it was found that AI is very useful in railway maintenance.

●キーワード：人工知能(AI)、機械学習、テキスト分析、画像認識、ビッグデータ

1. はじめに

IT業界を含めた様々な産業分野で「人工知能 (Artificial intelligence: 以下 AI)」という言葉が話題になっている。車の自動運転、ロボットの知能として研究されているだけでなく、インターネット上での自動翻訳、将棋や囲碁などのゲームの世界など、すでに身近なところで触れることができる。

一方、日本はすでに人口減少の時代に突入しており、多くの産業界で人手不足が深刻な問題となっている。当社のメンテナンス部門においてもベテラン技術者の大量退職時代を迎え、今後のメンテナンス技術者の確保と技術継承が大きな課題となっている。そこで、この課題を解決する一つの方法として、技術進歩がすさまじいこのAI技術をメンテナンス業務支援の一環として利用できないか研究を始めている。本稿では、スマートメンテナンス構想¹⁾の一つとして取り組んでいるAIを活用した業務支援に関する研究事例について紹介する。

2. AIの歴史と分類

2.1 AIの歴史^{2) 3)}

AIという言葉は1956年、アメリカのダートマスで開催されたワークショップで使われたのが最初である。AIの進歩はこれまで順調に推移してきたわけではなく、図1に示すように2度の冬の時代を乗り越えて現在に至っている。最初のAIは、人間の思考をルールベースでプログラムに置き換えることが研究された。しかしながら人間の思考をルールで置き換えることには限界があったため、AI研究は下火になり、1度目の冬の時代を迎えた。その後、70年代の終わりにエキスパートシステムという専門家の知識やノウハウをコンピュータに移植すると

いうAIの研究が盛んになった。しかしながら、このエキスパートシステムも根本的にはルールベースであったため、融通の利かないシステムとして使われなくなってしまい、AI研究は2度目の冬の時代に突入した。その後、インターネットの発達やコンピュータの性能が飛躍的に向上し、2000年代半ばにはビッグデータという考え方が生まれた。2011年には、機械学習という手法を取り入れたIBMのWatsonがクイズ番組で人間に勝ち、iPhoneにSiriという音声認識ソフトが標準装備され話題になった。2012年にはGoogleがディープラーニングという新しい技術を使って、ネット上の画像から猫の写真を認識することに成功した。このような背景から現在は2度目の冬の時代を抜け出し、第3次AIブームの時代を迎えている。

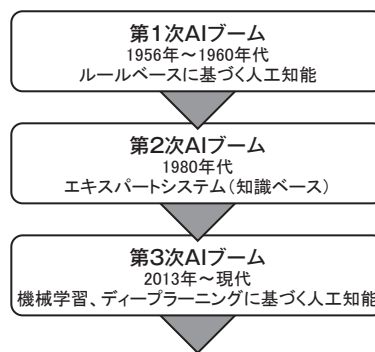


図1 AIの変遷

現在のAIはそれまでのルールベースとは異なり、機械学習という技術を使って大量のデータからその特徴量をコンピュータに認識させている点である。ディープラーニングはその特徴量をコンピュータ自らが機械学習して獲得することが可能となる技術である。つまり、これからのAIは人間が多くの時間をかけて網羅的にルールを決めるのではなく、知識やノウハウなどを蓄積したデータがありさえすれば様々な場面で活用

が可能になるということである。これは、メンテナンスに関するデータが大量にあれば、AI技術を活用して新たなメンテナンス手法を創造していくことが可能なことを意味する。

2.2 AIの分類

AIの分類方法にも多くの考え方があるが、一例として表1に示すような3種類に分類することができる^{4) 5)}。3種類の特徴としては以下の通りとなる。

表1 AIの分類例

種別	質問応答型	パターン認識型	最適化・判断型
データ種別	テキスト (非構造化データ)	信号波形 (非構造化データ)	数値 (構造化データ)
学習するもの	書類、論文、Web	画像、音声	企業情報、センサ
応用例	Web 検索 Watson	カメラ顔認識 Siri	人工知能 H
ブレイクスルー	ページランク (1998)	ディープラーニング (2006)	跳躍学習 (2004)
主な活用場面	情報検索 医師支援	セキュリティ データ入出力	利益の創出

「質問応答型」

テキスト情報を扱い、Q&A形式での利用方法が想定できる。Web検索で皆さんもすでに利用しているほか、医師支援やコールセンタ支援で利用され始めている。

「パターン識別型」

音声や画像情報を扱う際に利用されているAI技術である。前述したSiriのほかに犯罪検知、車のナンバー読み取りなどに利用されている。

「最適化・判断型」

多種多様な数値情報を扱うことを想定しており、大量データの中から人間が思いつかない関係性を見出すことができると言われている。

これら3種類のAIを鉄道のメンテナンス業務に利用しようとしても、一般的になりつつあるコンシューマー向けのアイデアをそのまま利用することは不可能である。そこで、当社の課題となっているメンテナンス技術の継承という観点で取り組んでいる研究開発事例について次章で紹介する。

3. AIを活用したメンテナンス業務支援

3種類に分類したAIを利用して、それぞれ鉄道メンテナンス業務に対してどのような活用方法があるか、または課題があるのかを検討した。その結果について以下に述べる。

3.1 質問応答型AI

質問応答型AIのデータはテキスト情報になる。メンテナンス業務の中でも日々の検査やトラブルが発生した際は報告書

を作成することになっており、記録媒体は別にして多くのテキスト情報を社内に保有している。例えば、地上設備に故障が発生した際は、その経過や原因について報告書に記載される。その情報を利用することで、設備故障の際に表れた事象を手掛かりに、原因の推定や発生場所の可能性についてアドバイスをシステム開発が可能ではないかと考えている(図2)。今まではベテラン技術者が経験に基づいて判断していたことをAIに置き換えるための研究である。

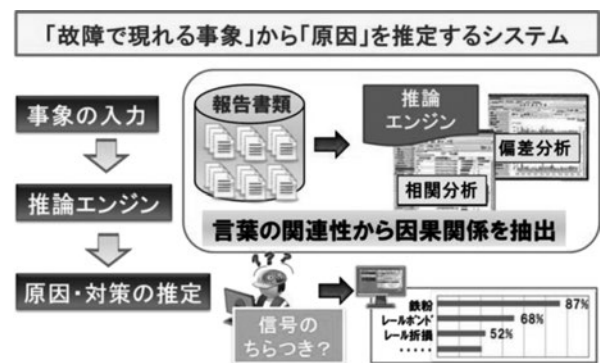


図2 テキスト情報を活用した支援

この研究を行ってわかったことは、データ量の確保と言葉の揺らぎをいかに少なくするかということである。設備故障はめったに起きないため、最低でも10,000件以上と言われているデータ量をどのように確保していくかを考えていく必要がある。言葉の揺らぎとは、半角と全角の違いだけでなく、部門ごとの名称の違いや短縮された名称についても考慮しなければならない。言葉の揺らぎを整理していくことは、設備故障の原因を推定する際の精度に影響するため、時間をかけて行っていかなければならない。

3.2 パターン識別型AI

パターン識別型AIのデータは画像情報と音声情報になる。本稿では例として画像情報を利用した業務支援方法について研究した結果について紹介する。

現在、山手線をはじめとした当社管内の数路線で、営業車両に線路設備モニタリング装置を搭載して線路の状況を日々モニタリングしている。そのモニタリング装置では軌道の歪みを数値データとして取得するほか、レール周辺の画像情報を取得している(図3)。このレール周辺画像(2次元の濃淡画像)を用いて、AI技術によりレール表面に生じる欠陥を検出し、その種類に応じて分類するためのシステムを試作した(図4)。

レール表面状態分類システムは、人間の目で画像を確認した際に見分けられるレール表面の欠陥を抽出する。抽出できる欠陥は「きしみ割れ^{*1}」「波状摩耗^{*2}」「シェリング^{*3}」「その他欠陥」の4種類である。このシステムの特徴はレール表

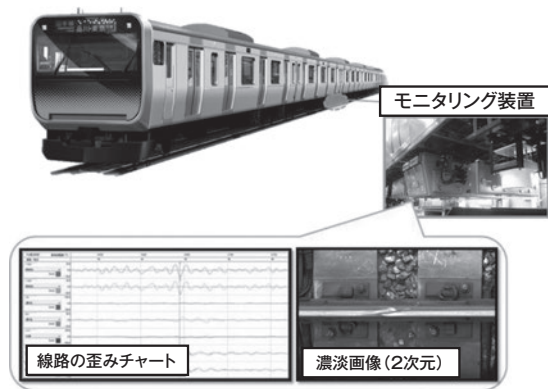


図3 線路設備モニタリング装置

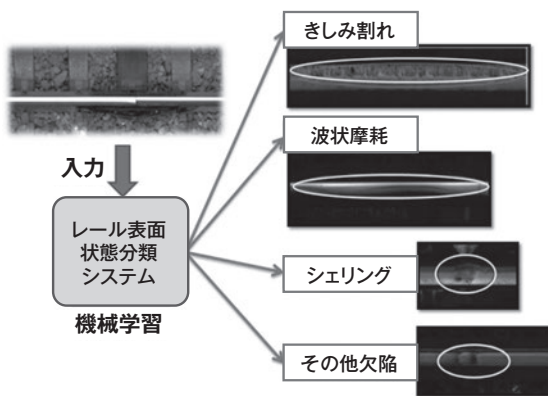


図4 レール表面状態分類システム

面の欠陥画像を機械学習でシステムに認識させることで、対象となる欠陥を分類することである。つまり、分類前の事前準備として、人間が選び出した欠陥画像の特徴をシステムに覚え込ませておく必要がある。その後、モニタリングで得られた画像をこのシステムに入力することで、4種類の欠陥に分類をし、その位置を一覧表で表示する。

ある路線の一部区間のデータであるが、このシステムを利用して欠陥の検出状況を評価したところ、きしみ割れについては95%の検出率で分類することができた。ただし、その際の誤検出(欠陥として判定したが対象でない欠陥を検出)した割合も3%存在し、AIの特徴として良否を完全に間違えなく分類することはできないということが確認できた。

これまでの研究を通じてわかったことは、欠陥として学習させるデータが少ないと判定がうまくできないこと、システムの分類した結果が芳しくないときは、再学習させることで分類できる欠陥の状態が変わることである。つまり、機械学習を利用したシステムでは、メンテナンス技術者が自分のエリアの状況に応じて見つけたい欠陥状態を設定することができるということになる。

3.3 最適化・判断型AI

3.1節で述べたように当社には多くの検査データが蓄えられている。その中で一番多いのが数値やランクで表現される

データである。数値データの一例としては、図3に示した線路の歪みをチャートで表したのものもある。その他にも修繕作業の実績や各設備の種類を表す設備データも存在する。これら大量のデータ(ビッグデータ)から、AIを利用して新たな知見を見出すことができないかを検証した。

今回の研究で利用したAIの計算の流れを図5に示す。このAIは、ある目的(目的テーブルのデータ)に対して人間では分析不可能な大量の説明変数(説明テーブルのデータ)による相関を求めて、一番関係の深い結果を提示してくれるシステムとなっている。この結果に対してメンテナンス技術者が経験によるノウハウから業務的な意味を考察し、新たな知見として業務に適用してもらうことを期待している。

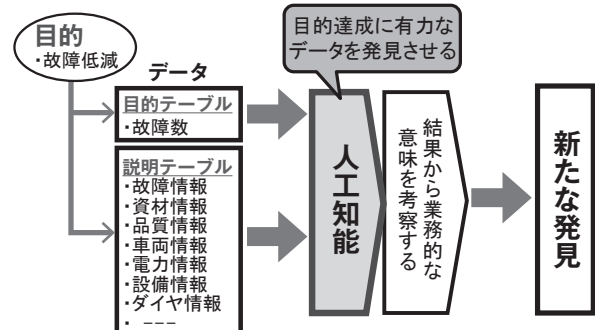


図5 最適化・判断型AIの例

このAIを利用した分析事例を2つ紹介する。最初に、ローカル線の線路劣化の要因について分析した事例である。私たちが普段利用しているシステムに蓄えられている線路構造や軌道劣化の状態を表した数値データをもとに、AIが導いた結果を表2に示す。AIの示した線路劣化要因の1番目は、木まくらぎとコンクリートまくらぎが35~51%の割合で混在している区間であった。これは経験的な感覚と合っている。2番目の曲線半径5700m以上というのは直線区間を表しており、このローカル線は直線が多い路線なので、このような結果が得られたと思われる。このようにAIの導き出した結果が何を意味するかは、人間が考えていく必要がある。

表2 AIの示した線路の劣化要因

順位	説明変数		対象延長割合
	項目	値	
1	木とコンクリートまくらぎの混合率	35 ~ 51%	39%
2	曲線半径の平均	5700m 以上	79%
3	年間の列車通過荷重	340 ~ 400 万トン	32%

次の事例は、別のローカル線データを利用して、木まくらぎとコンクリートまくらぎの保守コストへの影響を検証した。入力したデータは年間の修繕費用やまくらぎ種別等とした。その分析結果を図6に示す。縦軸は木まくらぎ軌道の100m当たり

の年間修繕費を100とした場合の修繕費の割合、横軸は100m区間のコンクリートまくらぎの割合を示している。図より、コンクリートまくらぎの割合が17%と70%を境にして、修繕費が大きく低減していることがわかる。この分析結果は、木まくらぎからコンクリートまくらぎへと材料更新することで、年間のメンテナンス費用が軽減できることを数値的に示している事例となる。

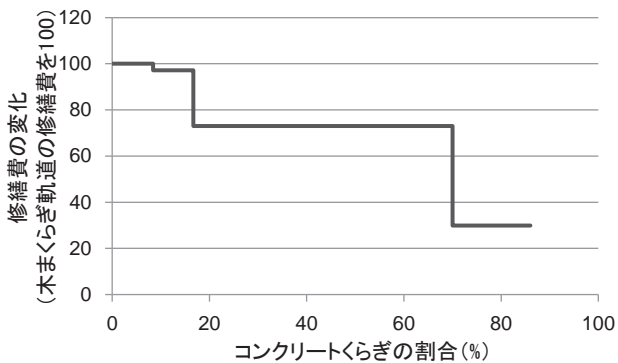


図6 コンクリートまくらぎ率と修繕費の関係

これらの分析事例から、将来的には、AIを活用してメンテナンス業務を効率よくしていくことは可能になると考える。そのためには多くのメンテナンスデータを蓄えていく必要がある。

4. AI活用にあたっての課題

鉄道メンテナンスのシステム化は、これまで人間系で行っていた記録業務のコンピュータへの置き換えと判断業務におけるヒューマンエラーの低減が主な目的であった。つまり、アナログからデジタルに置き換えることで○×を明確に示すこともあった。しかしながら、鉄道メンテナンスのノウハウ（例えばベテラン技術者の暗黙知など）をコンピュータへ置き換えることはこれまで不可能であった。そのため、若手技術者がコンピュータに頼ったメンテナンスを行っただけでは上手いこと出来ない事柄が出てくる理由にもなっていた。この点をAIは上手く補ってくれる可能性がある。ただし、そのためにはまだまだ解決しなければいけない課題も多い。これまでの研究を通してわかったことを以下に示す。

(1) 社内に散在しているデータの一元化

AI活用には多くのデータが必要である。そのためには社内の各システムに散在しているデータを一元的に集めて利用できる環境が必要である。あわせてその状況が一覧としてわかるデータマップも必要となる。

(2) IoT化を前提としたデータストレージ

モニタリングに代表される検査のIoT化は、画像などの大量データを扱うことが前提となっている。そのためのストレージ方法やデータをやり取りするネットワーク整備などを早急に

進めていかなければならない。

(3) 部門ごとに異なる用語の揺らぎ

テキスト情報を扱うには、鉄道メンテナンス固有の言葉の整理が不可欠である。部門ごとに異なっている鉄道専門用語を統合できる辞書の整備とデータ活用に合わせた入力項目や入力補助方法を考える必要がある。

(4) 考えるメンテナンスの必要性

AIは人間と同じで学習した内容について答えを導き出してくれるツールである。つまり何を学習させるかは人間が決めなければならない、導いた答えも100%正しいわけではない。つまり、人間の記憶と同じで必ずあいまいさを残す結果となる。AIを活用していくためには、私たちメンテナンス従事者も自ら考えて、AIの特性をきちんと把握したうえで利用していくことが求められる。

5. おわりに

本稿ではメンテナンス支援という観点でAIを活用すると何が起るのかについて、研究事例を参考にしながら紹介した。AIは人間が扱うことができない大量の情報を短時間で分析し、その結果を答えとして提示してくれる。その答えには、私たちの気づかない新たな視点を提供してくれる可能性がある。これをメンテナンスに活かさない手はない。つまり、AIは経験工学と言われるメンテナンスを大きく変える可能性を秘めている。今後のAI技術の発展を注意深く見守っていきたい。

参照

※1 きしみ割れ

主に曲線区間の外側のレールに発生しやすい細かなき裂が連なったレール表面傷

※2 波状摩耗

主に曲線区間の内側のレール表面に発生する連続的なうろこ状の摩耗

※3 シェリング

主に直線区間に発生する黒ずんだ凹みのあるレール表面傷

参考文献

- 1) 横山淳; 鉄道におけるインバージョン-ICTを活用したメンテナンス革新のプラットフォーム、JR EAST Technical Review (Summer 2014), No.48, pp.1-4, 2014
- 2) 小林雅一; クラウドからAIへ、朝日新書、2013
- 3) 松尾豊; 人工知能は人間を超えるか、角川EPUB選書、2015
- 4) 矢野和男; データの見えざる手、草思社、2014
- 5) 森脇紀彦他; AIテクノロジー・自ら学習し判断する汎用AIの実現、日立評論、Vol.98, No.4, pp.33-36, 2016.4