

# 設備保全の技術伝承・情報共有を推進するための テキスト認識技術

Text Recognition Technologies to Facilitate Technology Transfer and Information Sharing in Equipment Maintenance

真鍋 章 MANABE, Akira

谷本 恒野 TANIMOTO, Koya

浅野 貴正 ASANO, Takamasa

近年、産業分野においても高齢化が進み、熟練作業者のノウハウの技術伝承・情報共有が課題となっている。富士電機では、課題解決に寄与する技術の一つであるテキスト認識技術において、主に文書分類、文書要約、文書集約の各種応用技術の研究・開発に取り組んでいる。汎用的な大量データで事前学習された BERT モデルを用いることで、適用したい分野のデータが少量しかない場合でも、従来技術に比べて大幅な認識精度向上を実現した。特に、文書分類ではデータ拡張技術の適用評価も行い、さらなる認識精度向上の効果も確認している。

The aging of the industrial workforce has been creating challenges in the technology transfer and information sharing of experienced workers. As a way of solving these challenges, Fuji Electric has been working on research and development of various text recognition technologies mainly involving document classification, document summarization, and document aggregation techniques. We have achieved a significant improvement in recognition accuracy compared with conventional techniques, even when there is only a small amount of data available in the field of interest, by using a BERT model that has been pre-trained on general-purpose, large volume data. In particular, we have also evaluated the application of data augmentation techniques in document classification and have confirmed the effect of further improving recognition accuracy.

## 1 まえがき

ビジネス環境の激しい変化に対応し、データとデジタル技術を活用して、製品やサービスにおいて競争上の優位性を持たせる DX (デジタルトランスフォーメーション: Digital Transformation) は、企業経営に必須となっている。富士電機においても産業分野におけるさまざまな課題に対し、DX の一環として、富士電機のアナリティクス・AI の開発に長らく取り組んできている。アナリティクス・AI の取組みの一つとして、高齢化に伴うノウハウの技術伝承・情報共有が困難という課題を解決するため、熟練作業員などからの情報を基に作成した文書を対象にした AI による認識技術を開発している。

本稿では、設備保全の技術伝承・情報共有を推進するための AI によるテキスト認識技術について述べる。

## 2 富士電機が提供するシステム

テキスト認識技術を採用した設備保全管理システムの全体像を図 1 に示す。

設備保全管理システムは、経験が豊富な熟練作業員が記録した設備メンテナンス、監視制御などに関する個人のノウハウを、保全担当者に効率的に伝承・共有するためのシステムである。

ここで、熟練作業員が記録したノウハウは、さまざまなフォーマットを想定している。例えば、手書きデータについては AI-OCR などの技術により読み取りを行い、テキ

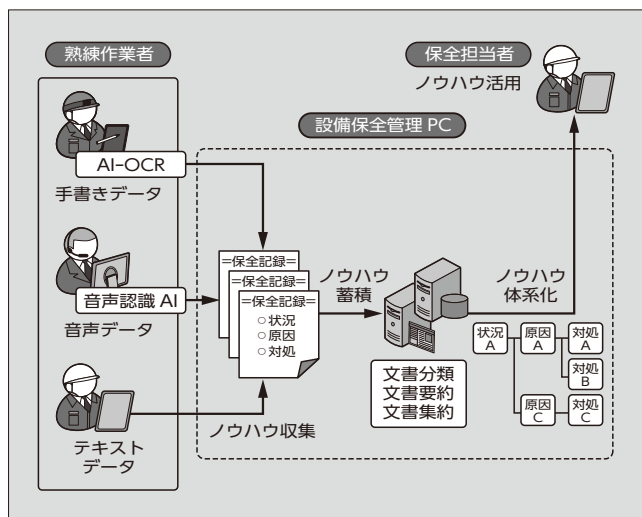


図 1 設備保全管理システムの全体像

ストデータ化する。また、音声データについては音声認識 AI などの技術により、同じくテキストデータ化する。

テキストデータ化されたノウハウは、設備保全管理 PC に蓄積され、文書分類、文書要約、文書集約などの各種テキスト認識技術により整理・体系化される。

保全担当者は、整理・体系化されたノウハウを活用することで、例えば異常箇所の特定制と対処が従来よりも迅速になるなど、作業効率向上につながる。

## 3 富士電機のテキスト認識技術への取組み

### 3.1 富士電機の取り組むタスク

テキスト認識技術とは、人間が日常的に使っている自然言語をコンピュータに処理させる一連の技術である。テキスト認識技術が対象とするタスクの明確な定義は存在しな

〈注 1〉富士電機のアナリティクス・AI: 認識・診断・予測・最適化を行うための統計、機械学習、人工知能技術の総称である。

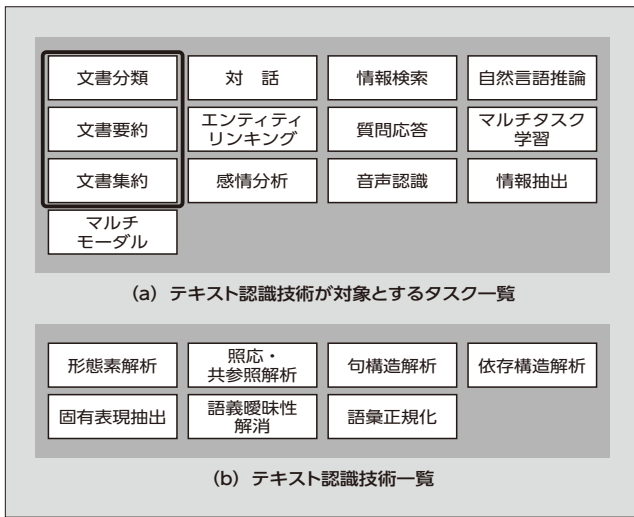


図2 テキスト認識技術が対象とするタスク一覧

いが、一般的なタスクとその区分について図2に示す。

テキスト認識技術は、基礎技術を基にした各種応用技術によって個々の具体的なタスク（課題、問題）を解決するものである。中でも、富士電機では、テキスト認識技術を産業分野の技術伝承や情報共有を容易にするための技術として、主に文書分類、文書要約、文書集約の三つのタスクを対象にして応用技術の研究開発に取り組んでいる。

この三つのタスクの流れ図を図3に示す。ランダムに受け取ったテキストデータを分類して要約し、要約したテキストデータを体系化（文書集約）する。各タスクの効果は次に示すとおりである。

(a) 文書分類：情報整理により、知識共有を促進する。

(b) 文書要約：要点抽出により、視認性を向上させる。  
 (c) 文書集約：情報体系化により、検索性を向上させる。  
 各アルゴリズムはAPI（Application Programming Interface）化しており、テキスト認識技術の文書分類、文書要約、文書集約の各アルゴリズムの詳細な仕組みを理解しなくても、製品への適用が簡単に行えるようにした。

### 3.2 産業分野への適用における課題

テキスト認識技術を産業分野に適用しようとする場合には、次に示す課題がある。

(a) 蓄積している情報が紙データや顧客からのクレームなどの音声データなどであるため、テキスト認識技術を適用する前のデータ加工

(b) 蓄積しているテキストデータが少量しかない場合があるため、少量データを活用する手法の開発

近年、課題(a)に関しては、光学文字認識（OCR：Optical Character Recognition）技術や音声認識技術の精度が顧客の満足するレベルになってきている。課題(b)に関しても、従来利用されていた、時系列を考慮することができるという特長を生かしたLSTM（Long Short-Term Memory）に代わり、BERT<sup>(注2)</sup>の登場により少量データであっても、良い精度が得られる可能性が高まってきている。

### 3.3 富士電機における文書分類の精度向上の手法

富士電機が対象とする産業分野、特に保全業務において記録されるテキストデータは、3.2節で述べたBERTで必要とされる量よりもさらに少ない場合が多く、さらなる文書分類の精度向上への取り組みが必要だった。

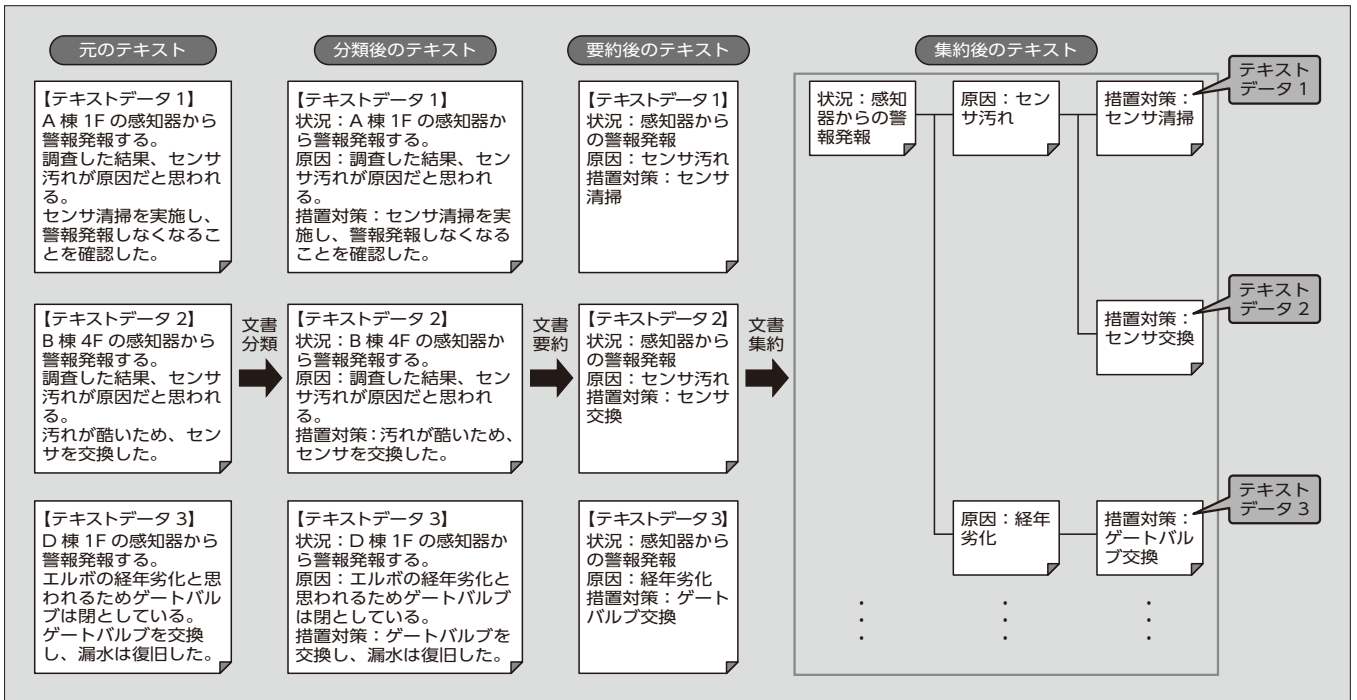


図3 文書分類、文書要約、文書集約の流れ図

〈注2〉BERT：214ページ「解説1」を参照のこと

この課題を解決するため、画像データを対象に精度向上に効果があると報告されているデータ拡張技術のテキスト認識技術への適用を検討し、TMix と MixText の 2 種類の手法を採用した。

TMix は、ディープラーニング (DL)<sup>(注3)</sup> のような多層モデルに対し、入力となるテキストデータの隠れ状態ベクトルを線形補間して拡張する手法である。文書分類結果の教師データ (ラベル) についても、同様に線形補間を用いて計算している (図4)。このデータ拡張手法は、追加のデータを必要としないので、保全業務で記録されるテキストデータの分類への適用が比較的容易であり、実用的である。

MixText は、TMix によるデータ拡張と、正解なしデータを組み合わせた半教師あり学習の手法である。

この二つの手法の評価結果については4章で述べる。

### 3.4 富士電機における文書要約の精度向上の手法

文書要約は、原文に含まれる文を選択して要約を生成する抽出型要約と、原文に含まれない単語も使用し、自然な表現で要約を生成する抽象型要約の 2 通りがある。

今回、汎用的な大量データで事前学習した BERT モデルを用いて、質問応答形式のデータでファインチューニングを行うことで文章抽出モデルを作成する抽出型要約である BERT-QA 手法を適用した (図5)。

また、質問応答形式のデータを使ってファインチューニングを行うときに、対象となる文章の種類を理解させるためにカテゴリ情報である“状況”“原因”“措置対策”を質問として入力した。文章の種類であるカテゴリ情報を入力することで、複数種類によるマルチタスク学習の性能向上が期待できる。この結果についても4章で述べる。

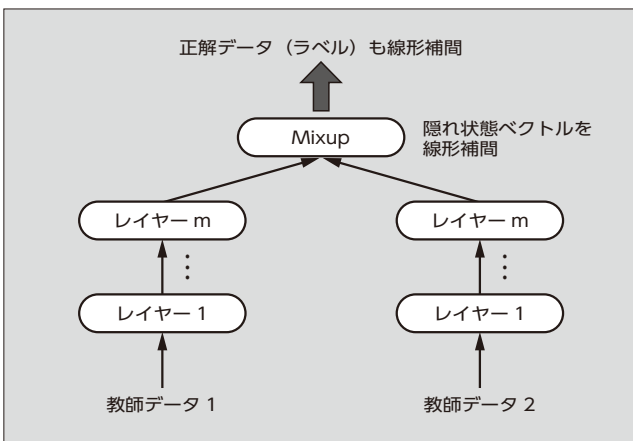


図4 TMixの概要図<sup>(1)</sup>

〔注3〕ディープラーニング (DL) : DL は、Deep Learning の略である。ディープラーニングとは、人の脳神経を模倣したニューラルネットワークを多層化して計算機で学習する方法である。主に、画像認識、言語認識、予測などに応用されるAIのアルゴリズムの一つである。

〔注4〕半教師あり学習 : 214 ページ「解説2」を参照のこと

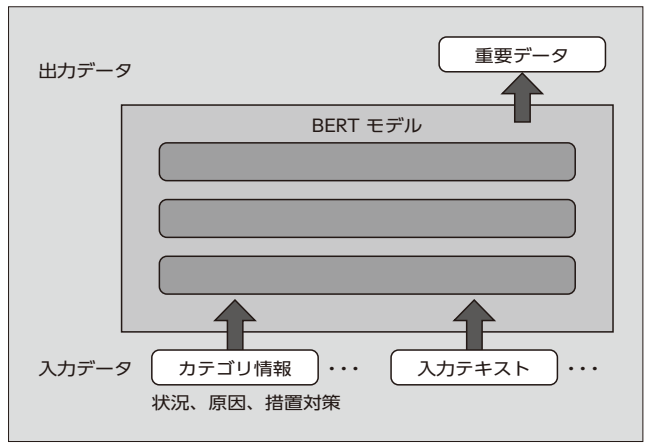


図5 BERT-QAの概要図<sup>(2)</sup>

### 3.5 富士電機における文書集約の精度向上の手法

文書集約は、BERT を使用して状況、原因、措置対策の階層ごとに文の類似度から集約する手法を適用しており、現在評価を進めている。

## 4 テキスト認識技術などの精度評価結果

### 4.1 機械学習の精度評価指標

テキスト認識などの機械学習の精度評価に広く利用される指標を次に示す (図6)。

#### (1) 適合率

正と予測したデータのうち、実際に正であるものの割合

	実際に正	実際に負
予測で正	TP (True Positive)	FP (False Positive)
予測で負	FN (False Negative)	TN (True Negative)

$$\text{適合率} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP})$$

$$\text{再現率} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN})$$

$$\text{F1 値} = 2 \cdot [(\text{適合率} \times \text{再現率}) / (\text{適合率} + \text{再現率})]$$

$$\text{F2 値} = 5 \cdot [(\text{適合率} \times \text{再現率}) / (4 \times \text{適合率} + \text{再現率})]$$

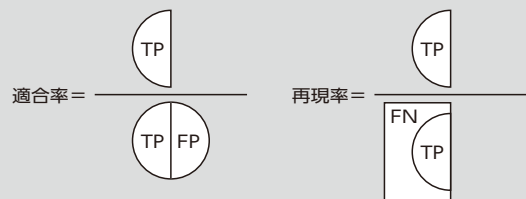
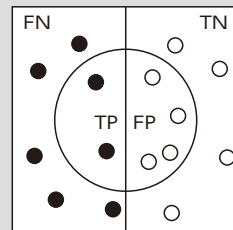


図6 テキスト認識技術の認識精度計算方法

表1 文書分類の精度（F1値）評価結果 単位（%）

手法	カテゴリ					比較
	状況	原因	措置対策	その他	平均	
BERT	66.0	67.1	59.1	78.8	67.7	—
TMix	65.1	71.7	69.9	81.9	72.1	4.4
MixText	68.7	74.0	72.2	82.9	74.4	6.7

\*文書分類の結果が教師データと同じ場合100%となる。国内の先進的なレベルと比較し遜色のない精度を実現した。

表2 文書要約の精度（F2値）評価結果 単位（%）

手法	適合率	再現率	F2値
LSTM	33.1	27.0	28.0
BERT-QA	46.0 (+12.9)	57.0 (+30.0)	54.4 (+26.4)

\*文書要約の結果が教師データと同じ場合100%となる。国内の先進的なレベルと比較し遜色のない精度を実現した。

である。

(2) 再現率

実際に正であるもののうち、正であると予測されたものの割合である。

(3) F1値

再現率と適合率の調和平均である。特に、F2値とした場合は再現率を重視した調和平均となる。

4.2 文書分類の精度評価結果

富士電機で保有する保全業務で記録されたテキストデータに対して、BERTをベース技術とし、TMixおよびMixTextを用いて文書分類精度を評価した結果を表1に示す。文書分類においては、適合率と再現率の双方を同程度重要視するため、評価指標としてF1値を採用した。

その結果、BERTと比較して、TMixを用いた場合に分類精度が向上していることを確認した。また、文書分類の対象とはドメインが異なる分野の正解データを用意し、TMixを基にした半教師あり学習であるMixTextを行うことでTMixと比較し、さらなる認識精度向上が実現可能であることも確認した。

4.3 文書要約の精度評価結果

文書分類と同様に富士電機社内で保有する保全業務で記録したテキストデータに対して、LSTMをベース技術としたBERT-QAを用いて、文書の要約精度を評価した結果を表2に示す。なお、文書要約においては重要箇所を漏れなく抽出する必要があるため、評価指標としてF2値を採用した。評価結果として、LSTMを用いた既存手法に比べて要約精度が大幅に向上することを確認した。

5 テキスト認識技術の使用事例

5.1 設備保全管理システム

設備保全の現場の多くは日々の定型業務に追われてしまい、稼働率改善などの付加価値業務になかなか携われない

というのが実情である。そこで、定型業務を効率化するため、設備データや作業データ、障害対応データなどのさまざまなテキストデータを一元管理する設備保全管理システムの導入が進んでいる。

このような状況の下、設備保全管理システムにテキスト認識技術を導入することによって、次のような効果が期待でき、ノウハウに関わる技術伝承や情報共有が推進できる(図1)。

(1) 音声認識

ウェアラブルデバイスを用いてハンズフリーで障害対応データを音声で保存することで、熟練作業者の入力作業時間が削減できる。

(2) 文書分類、文書要約、文書集約

システム導入前に記録された障害対応データの整理や体系化作業が省力化できる。

5.2 コールセンター

コールセンターで広く使われている業務支援システムにおいても、テキスト認識技術を導入することで、次に示す効果が期待でき、オペレーターや専門担当者の負荷を軽減した上で顧客満足度が向上する(図7)。

(1) 音声認識

顧客とオペレーターの対応内容がリアルタイムにテキストデータで保存されるため、オペレーターによる対応内容の入力作業の時間が削減できる。

(2) 文書分類、文書要約

- ・顧客とオペレーターの対応内容が整理された状態で、オペレーターから専門担当者に円滑に引き継げる。
- ・顧客と専門担当者の対応内容をノウハウとして蓄積する場合、既に整理された結果を参考にデータが作成できるため、専門担当者の負担が軽減できる。

(3) 文書集約

半自動でFAQを作成するため、FAQの作成・更新時間が削減できる。

(4) 対話（チャットボット）

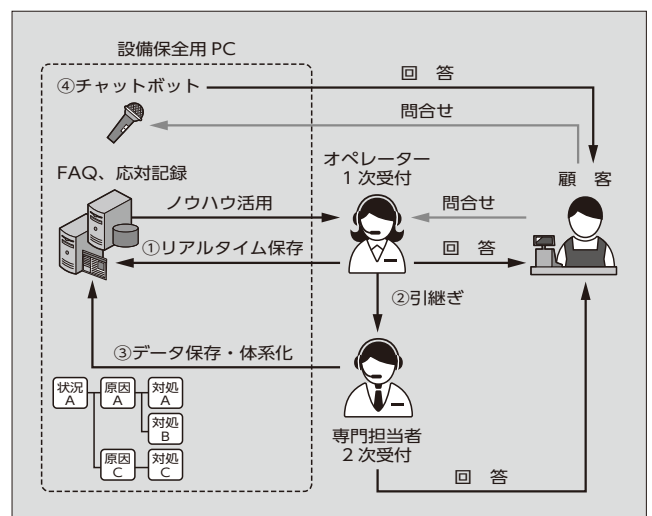


図7 コールセンターでの使用事例

顧客が期待する回答に容易にたどり着けるため、顧客満足度の向上につながる。

## ⑥ あとがき

本稿では、富士電機のDXの一つとして産業分野の設備保全の技術伝承・情報共有を推進するためのテキスト認識技術について述べた。

テキスト認識技術の適用拡大のためには、継続的な認識精度向上が必要であり、本年度は、文書集約にBERTを適用し精度向上を図っていく予定である。

今後もオープンイノベーションなどを活用し、外部の知識や技術を積極的に活用することで、技術進歩の早い本分野の最新技術を取り込み、顧客満足度の向上を目指す所存である。

なお、本研究は東京都立大学の小町准教授との共同研究の成果を活用しており、ここに謝意を表する。

### 参考文献

- (1) 山下郁海ほか. “隠れ層補間によるデータ拡張を用いた障害レポート分類”. 言語処理学会第27回年次大会. 2021-3,

p.1794-1798.

- (2) 本間広樹ほか. “BERTモデルを用いた障害レポートに対する重要箇所抽出”. 言語処理学会第27回年次大会. 2021-3, p.189-193.



### 真鍋 章

AI技術の産業応用に関する研究開発に従事。現在、富士電機株式会社技術開発本部デジタルイノベーション研究所デジタルプラットフォームセンター AI 研究部主任。



### 谷本 恒野

AI技術の産業応用に関する研究開発に従事。現在、富士電機株式会社技術開発本部デジタルイノベーション研究所デジタルプラットフォームセンター AI 研究部。



### 浅野 貴正

センシング技術、画像処理・画像認識技術の研究開発に従事。現在、富士電機株式会社技術開発本部デジタルイノベーション研究所デジタルプラットフォームセンター AI 研究部マネージャー。電気学会会員、人工知能学会会員。





\*本誌に記載されている会社名および製品名は、それぞれの会社が所有する  
商標または登録商標である場合があります。