

企業品質保証活動を支援するための文書処理技術

宇都木契¹， 森一¹， 小原清弘¹， 岡本正英²， 清水勇喜¹

概要：本発表では蓄積された過去の事例文書や設計文書を活用して企業の品証活動を支援するソリューション構築の事例について報告する。この取り組みでは具体ユースケースとして (A)デザインレビュー等に活用する不適合事例の観点探索の支援と(B)不適合問題の情報の組織内展開を支援する二つのユースケースを取り扱っており、これらの活動内容とその基礎として開発している文書の類似性を計測する言語処理技術の特徴と基礎要件について論じる。

1. はじめに

1.1 背景と目的

製造業では製品品質向上のために、設計・開発・製造・運用の各段階において発生した諸々の問題（不適合事例）を蓄積・分析し、再発を抑制する活動に力を入れている。だが、これらの事例は年を追うごとに増加していき、一人の人間が情報の全貌を把握することが次第に難しくなる。このような情報を十全に活用するため、現在の設計のコンテキスト状況に一致した案件を探索する自然言語処理技術の高度化が求められている。

本発表では蓄積された過去の事例文書や設計文書を活用して企業の品証活動を支援するソリューション構築の事例について報告する。現在我々は、自然言語処理技術を用いた品証活動の支援システムのプロトタイプモデルを開発しており、その具体ユースケースとして (A) デザインレビュー等に活用する不適合事例の観点探索の支援と(B) 不適合問題の情報の組織内展開を支援する二つのユースケースを取り扱っている。本発表ではこれらの活動とその基礎として開発している文書の類似性を計測する言語処理技術の特徴と基礎要件について論じる。

1.2 本稿の構成

本稿では、本章に続く第2章で自然言語分野での関連研究と本研究の位置づけを述べ、第3章ではシステムの基盤となっている文章語彙管理手法について説明し、第4章で二つの具体ユースケースについて開発中のプロトタイプの動作概要を述べる。また第5章でその検証実験について記載し、結言を記載する。

2. 関連研究と位置づけ

2.1 関連研究

類似文書を探索する手法の基本は、単語の類似性と文章の類似性を表現する距離概念の導入である。古典的な手法に、文書中の各単語の頻度をそれぞれ1次元で表現する bag-of-words と呼ばれるベクトル表現があり、いまだに汎用性の高さや安定性から実用に供されている。だが、完全

に同一な語だけが類似性判断の対象となるため、語の意味上の類似性が無視されてしまう問題がある。

これに対して、一単語を一次元に直接割り当てるのではなく、類義意味の語彙が互いに近い距離になるように各単語を固定長ベクトル空間内の位置に対応させる分散表現が導入された[1]。初期には潜在意味解析[2]など BoW 表現を次元圧縮する技法で実現されたが、現在では Word2Vec (W2V[3]) など機械学習による処理がよく用いられる。W2V では、テキスト中の単語を周辺の単語から予測する疑似的な単語予測タスクを二層のニューラルネットワークで学習し、中間層の情報をを用いて単語間の疑似的な距離を表現する分散ベクトル表現を生成する。比較的安価な計算コストで人間の直観に近い距離空間を得ることができる手法として定評を得ている。

単語の分散手法が一般化する一方、文章間距離を得る手法については、いくつかの手法が提唱されているものの未解決の問題が非常に多い。通常の深層学習を用いた機械学習処理では、語の分散表現を元にして畳み込み処理等を行なうことで文章表現を変換し、与えられた問題の正解ごとに特化した計算を行なうことが多い。この場合、学習対象である分類問題には高い精度を得ることが出来るが、そのデータはあくまで特定の教師データに従った分類であり、特定な目的と教師データが設定できない一般的な文章の距離関数として用いるモデルにはならない。

教師無し環境で、つまり文書の単語のみを元にして文章の距離関数を定義する方法としては、Doc2Vec や Word Movers Distance (WMV)などが有名である。Word2Vec で単語に割り当てた処理と同様の機械学習処理工程にパラグラフの情報(Paragraph vector[4])を加えて文単位の学習を行う Doc2Vec は実装が運用しやすくオープン環境で提供されていることから広く用いられている。また Word2Vec の空間に、輸送問題を適用した、WMV[5]も提案されている。文章を Word2Vec で定義された空間の各単語位置に重み要素を割り当てたものとみなし、文同士の距離をこの重みの最小移動量コストとして定義して、Earth Movers Distance と呼ばれる古典的な輸送問題のアルゴリズムで解を得る手法で

ある。機械学習のパラメータに左右されず、定義が直感的に理解しやすい点がメリットであるが、その一方 EMD の計算量が大きくなり十分な速度が得にくい。高速化するために次元圧縮を行う手法 (Supervised Word Movers Distance[6]) なども提唱されているが、計算量として依然としては大きい。

2.2 本事例での動機と位置づけ

言語処理の機械学習研究は基本的に、コメントなどの短文や、明確にテーマの異なるニュース記事などのオープンデータの分類など万人の合意が得られる自明な分類のデータで実験が行なわれる。だが、実際の業務文書の処理で必要になる話題の類似性はそれらの例よりも些細で抽象的なことが多い。

実際の業務活動における「文書の類似性」や「事例の類似性」の判断は、必ずしも容易に定量化できるものでもない。類似性についての鋭敏さは、探索のコンテキストや、個人の興味や知識にも依存する。現在のコンテキストと関連性の無い語彙の出現頻度は、しばしば人間にとって無価値な情報として無視される。注目すべき箇所が長い文書全体の中のごく一部の点であることも多く、文書全体の類似性よりも局所的な話題の抽出と管理が重要になる。また要素となる単語もまた一般的な語彙ではなく、複合語として作られる技術用語や社内で行う短縮語などが多く含まれる。

特定のコンテキストでの重要語を統計的に導出できるだけのコーパスが蓄積された分野では機械学習の活用が進みやすいが、多くの生産現場では文章データはあっても利用コンテキストを伴った教師データのようなものを提供することまでは難しい。現在、弊社では、熟練者のインタラクティブな支援の元で業務システムの運用を行ないながら、機械学習の高度化のために必要なデータを収集するというコンセプトの元に各種分野の研究を進めている[7]。本発表で示す事例もまたこの考え方に沿って、ユーザ行動からの情報収集を主要テーマの一つとしている。

本論では、類似文書の検索手法に基づく 2 種類のアプリケーションを扱う。このような実事例において、文書の類似性の定義を実用アプリケーションのニーズにあわせて調整することが最終目標である。このようにユーザ意図を鑑みて、特定の語彙により高い重要性がある場合には、機械学習で直接文書距離モデルを構築するよりも、WMD のように距離関数を明示的に保持した上でアルゴリズムとして構築する方が人間の直感的な理解に基づいた調整がしやすく、事後的なパラメータ変化も行ないやすい。だが、EMV のアルゴリズムは大量文章をリアルタイムで処理するには計算量が余りにも大きい。そこで処理を簡素化するため、分散表現で作られた類似語彙要素を話題要素としてグループ化し、その共起出現頻度で文書の類似性を判断する手法をとっている。次章では、専門文書に対する話題の抽出手

法についての我々の対処と提案手法について説明する。

3. 話題の管理

第 3 章では、システムの基盤となる話題管理に関しての手法について記載する。特に、製造業における業務文書は、専門用語や社内略語など一般的な文書とは異なる語彙が多く、また分類基準も Web やニュース記事のような通例の文書分類問題よりも細分化された問題を取り扱う必要がある。これらの分類のためには、既存文書からの話題抽出と管理が極めて重要になる。

3.1 対象文書と特性

今回取り扱った業務文書としては、以下のような物がある

社外事例文書: 行政や公益法人などによって一般公開されている運用事例と問題対処の文書

社内品証文書: 設計中や製造中および運用時に挙げた懸念点と対処方法について記述した、社内管理の事例文書

社内設計文書: 設計文書とデザインレビューでの検討情報を記述した社内管理の文書類

業務指導文書: 一般教訓事例と対処について体系的に情報をまとめた指導用の文書

これらの文書間では、同じ対象を取り扱っていても、表現単語が異なっている場合もあるし、記述対処の内容も観点も異なる。また各状況で用いられる単語には、品証活動に運用する上で重要な要素の語も一般語も混在している。典型的な自然言語処理では、文中の出現頻度を元にこれらの重要度判別を行なうが、本件のような実用環境では、語彙頻度情報だけで適切な情報を反映出来るとは限らない。そのため本システムでは熟練者の運用ログから話題重要性の判別を行なうことができるような仕組みづくりを目標とする。

提案手法ではまず前述の相異なる種類の文書群から、話題グループを抽出し、熟練者の運用ログと合わせた管理を行なって、各話題についての重要性判定のアップデートを行なう。続く 3.2 節でこの話題グループを抽出する手法の説明を行なう。また次の 4 章で実際の運用システムと話題情報の利用方法を述べ、抽出した話題の運用システムにおける効果について 5 章で記載する。

3.2 構成における論点

W2V を初めとした機械学習で作成する分散表現の語彙ベクトルでは、互いに近傍にある語彙は人間にとっても類似意味の語になる傾向がある。

深層学習などの機械学習に用いる場合には、この分散表現を直接用いることが多い。だが、今回は人間の運用ログからのフィードバックで動作調整を行なう。このように、機械学習からの処理と、人間からの意図的な調整の二つを両立させようとする場合には、システムへのデータ保持において「可読性」と「継続性」の二点が重要になる。

(1) 要素の可読性

従来のプログラムの各要素は人間の設計によるもので、定義も動作の振る舞いが予測できるが、機械学習の途中段階要素の意味は人間にとっての可読性があるとは限らない。機械学習の単位要素が人間の分かる意味と対応していない場合、人からのフィードバックを与えることも困難になる。W2V の分散表現では、語と語の距離で類似性を表現するが、人間に理解できるのはあくまで各語彙だけであり、座標位置は近傍の語彙を抽出することで初めて人間とのインタラクションが成立する。

(2) 要素の継続性

運用からのフィードバックによって性能向上を目指すためには、システムを継続的に運用する必要がある。だが、機械学習の分散表現においては、語彙とベクトル空間の関係性は偶発的なもので、初期値やデータの入力順序など学習プロセスに応じて生成される空間は変わってしまう。長期的な運用における再学習や要素追加によって変化してしまう可能性を鑑みると、人間による調整操作（フィードバック）の適用先として可読性の低い分散表現のベクトル空間を直接の操作要素として用いることは現実的ではない。別の技術分野や別の企業体など互いに相異なる環境で生成したシステムが複数ある場合にも互いに知識の融通を行なうことが難しくなるし、長期的に学習データを追加変更していく場合にもシステムの安定性が保証しにくい。

これらの観点を鑑みると、人間のフィードバックを蓄積するためには、可読性が高く変化しにくい単位要素を設定して、その要素を対象にしてフィードバックを蓄積することが好ましい。またそれらの安定要素を生成する段階で、語彙の標準化と半手動の再調整を許すための機構の導入も重要な要素となる。

3.3 W2V 空間からの話題語彙抽出

本取組みでは、異なる手順で作成した数種類の W2V の空間から抽出した語彙グループを処理の単位要素とした。この語彙グループ要素が一つの話題を示すものとみなし、その要素の含有量に基づいて文章表現と検索処理を実行する方針を採用した。

Word2Vec などでの学習では、学習データ量が不十分であると、語義的に関連性のない語どうしが近傍に来ってしまう場合もある。とくに出現頻度の低い技術語群が、出現頻度の高い一般的な語の近傍に来ってしまうと、追加学習でこれらの関係を分割するには時間がかかることもある。この学習のランダム性問題を緩和するため、異なる処理手順で学習させた独立な W2V の分散表現を複数作成して、その近傍語グループに対して論理和を取ることで語のグループを導出し、話題構成の基本単位とする。本プロトタイプの場合では、社外事例文書、社内品証関連文書、社内設計文書といった相異なる種類の文書群について、順序を入れ替えて異なる経緯で学習させる。作成した各 Word2Vec 空間で

共通に隣接した語彙のみを集めて話題グループを作成する。

3.4 グループの生成

本手法では、種となる基本語と、その関連語から話題グループを定義する。

種となる基本語は、事業ドメインで用いられる技術用語集から代表的な単語を数千語抽出したものに加え、コーパスからの特殊表現(カタカナ標記された英単語や略語表現)を対象として使用する。学習経緯の異なる 3 種類の各 W2V 空間において、種語の近傍の語彙を抽出し、3 種の空間すべてに共通して近傍語として選ばれたものを、安定した近傍語と判断してグループに採用する。

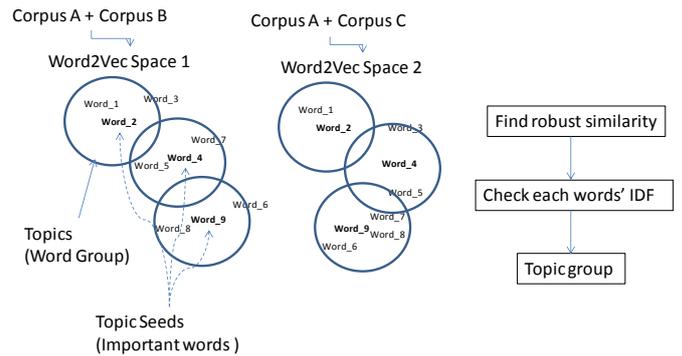


図 1 複数の W2V 空間からの話題の抽出

Figure 1 Topic group extraction from multiple distributed word vector space.

各話題グループは継続的に保持・管理し、人間のフィードバック情報を蓄積して洗練させていくことを前提に管理する。図 2 にシステムで実際に用いているトピックの具体例をいくつか挙げる。

id	topic	words
1	トピック 1	Word_1, Word_2, Word_3
2	トピック 2	Word_4, Word_5, Word_6
3	トピック 3	Word_7, Word_8, Word_9

図 2 トピックの具体例

Figure 2 Example of topic information

3.5 話題への行動フィードバック

業務システム上は、利用シーンと利用者に応じて話題を管理することで、それぞれの業務コンテキストを分類することが出来る。行動ログを部門ごとに管理することで各部門特有の技術情報を抽出できるし、熟練ユーザと一般ユーザを分けてログを保存することで、熟練者の運用パターンを一般ユーザの支援に用いる効果が期待できる。

4. システム構想とプロトタイプ

本章では前述の抽出話題データに基づく類似文書検索を元

にして、我々が開発した判断支援システムのプロトタイプ開発の概要を報告する。

4.1 概要

プロトタイプシステムでは以下の二種類の応用例を開発している。

- A) 類似事例検索による支援：新部品の設計やデザインレビュー段階において、現在のコンテキスト状況と類似する過去事例を検索・推薦し、設計観点の見落とし防止を支援するソリューション。
- B) 情報保持部門検索による支援：新事例の詳細を記した文章と、各部門が保有している業務文書との類似性から、類似問題を潜在的に含みうる部門を推測して、情報展開により問題再発を防止する作業を支援するソリューション。

これらの二つのユースケースは、対象となる業務文書からの技術情報の話題情報を抽出・管理して、各種ツールの運用からノウハウを蓄積するという、共通の基盤技術に基づいて作成されている。

また、このシステムでは、文書処理を熟練者が動作させた際の運用データを収集・蓄積し、熟練者が世代交代で入れ替わる将来に向けた業務ノウハウを蓄積していく効果の検証実験を想定して設計されている。これらの長期的な情報管理により熟練者の話題情報の選出と操作を蓄積することは実用価値の観点での重要要素である。

4.2 対象と構成

本システムでは、事業ごとの技術ドメインに対して、品証文書（不適合事例の検討・報告書）設計文書（設計文書、デザインレビュー文書）などの技術文書を管理する環境を用意し、全データを一括検索できる環境を提供することで、ユーザ便宜と業務の効率化を図る。また、これらの運用データを収集・蓄積することで業務ノウハウを蓄積していく機械学習システムの構築を目指している（図3）。

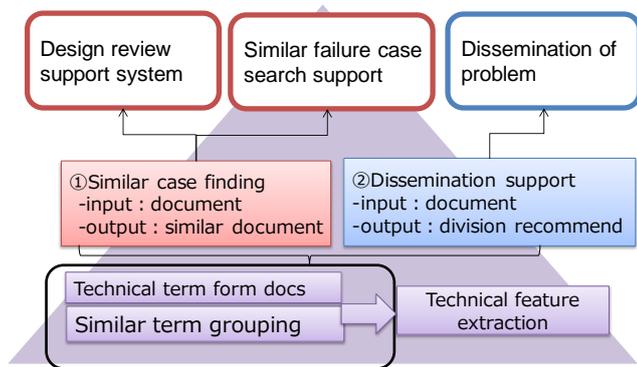


図3：開発技術の共通項目と狙い
Figure 3 Developed system and use case

4.3 基本検索機能

まずシステムの基本機能として、話題からの検索機能がある。本機能の画面例を図4に示す。各話題は、品証文書

（不適合事例の検討・報告書）設計文書（設計文書、デザインレビュー文書）などの技術文書の種類によって、使用頻度や共起頻度が異なる。各文書種類での話題の共起頻度を表示する画面例を図5示す。

支援システムが与えられていない場合には、設計行為においては設計文書、品証行為では品証文書など、使いまわしのしやすい同種のソースから類似事例を探してしまうケースが多い。文書種類をまたがる形での類似性を検索することで知見を有効に活用することが出来る。

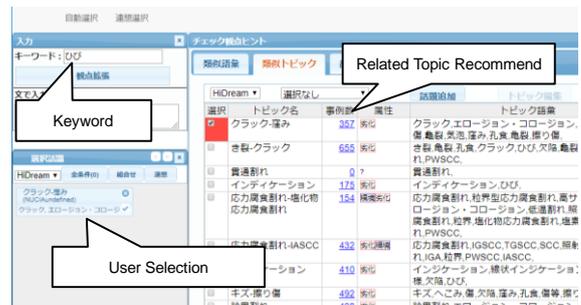


図4 話題による文献検索画面
Figure 4 Document search by topics

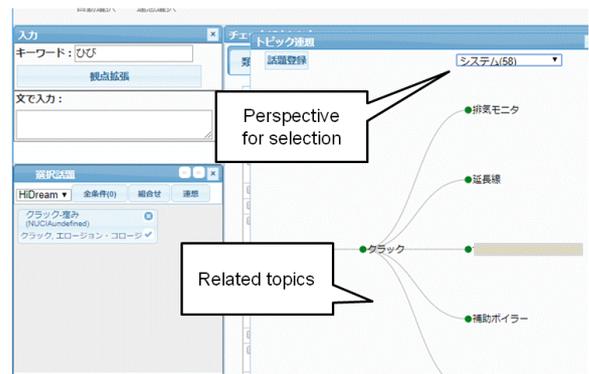


図5 話題共起項目の推薦
Figure 5 Recommendation of related topics

4.4 ユースケースA：デザインレビュー支援

一般に、製品の新規設計の際には設計者が確認すべき視点の欠落を防止するために、デザインレビュー(DR)を実施する。ここでは過去の事例に熟知した熟練者が第三者観点からレビューとして介入し、当該問題に類似した事例に基づいた別観点を指摘して過去の失敗の再発を防止するように取り計らう。だが、特に製品サイクルの長いシステムではこれらの熟練者の知見は人材の入れ替わりと共に失われる危険性があり、知識の継続性の支援が必要とされる。

図6は支援システムのコンセプトを示した図である。通例DRでは、新規システムの受査側ユーザ（設計者）と、過去の技術と経緯に詳しい審査側ユーザが参与する。提案システムでは、設計レビュー対象の設計文書を入力として、事前に学習させた過去の不適合事例データベースから入力内容に関連する過去の事例を提示し、設計者の観点気付き

支援, 過去事例の抽出支援を行う。また熟練者の検索結果選択行動の継続的な学習により, システムの動作パラメータをアップデートする。

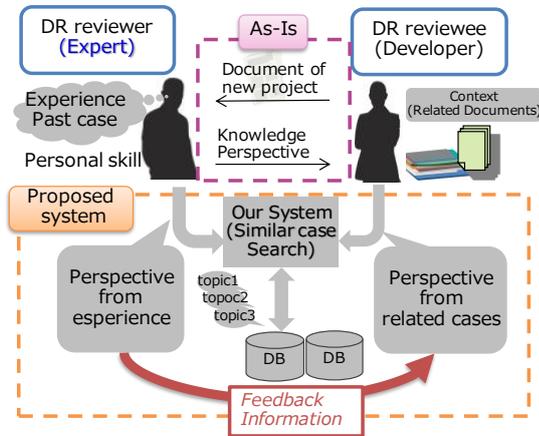


図6 ユースケースA: デザインレビューの支援
Figure 6 Use case A: Design review assist system.

4.4.1 画面例と動作手順

提案システムの画面動作例を図7に示す。現在対象のDRにおいて検討内容とする文書を入力すると, その文書に含まれる話題要素がシステム内で定義された優先度順に提示される。この優先度は, 文書内の出現頻度とユーザの使用頻度の履歴情報に応じて設定される。また, 提示された話題の中から, 特に検証が必要と思われる要素についてユーザが選択することで, 検索結果を恣意的に絞り込むことが出来る(FB1)。このユーザ選択に合わせ, 図8のように話題要素の類似性から選別された文書リストが表示され, ユーザはこの中から詳細確認(FB2)と必要文書のリストアップ(FB3)を行なう。

これらの操作(FB1~3)における参照行為を保存することで, 与えられたコンテキストにおいてどのような文章を選別確認するかを記録し, 次回操作時の話題選別処理の精度向上に反映する。

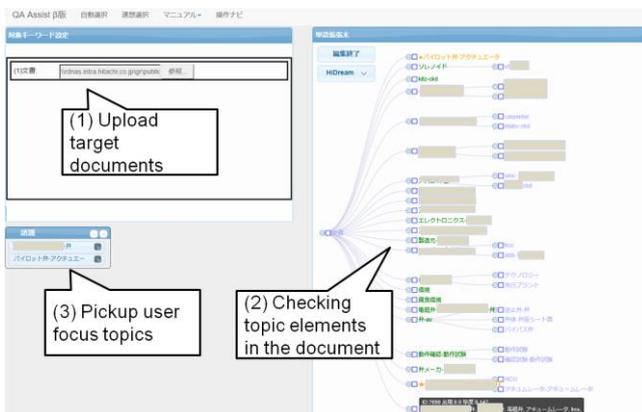


図7 画面例 A-1: 話題の選択インタラクション画面

Figure 7 Display Image A-1: Topic selection

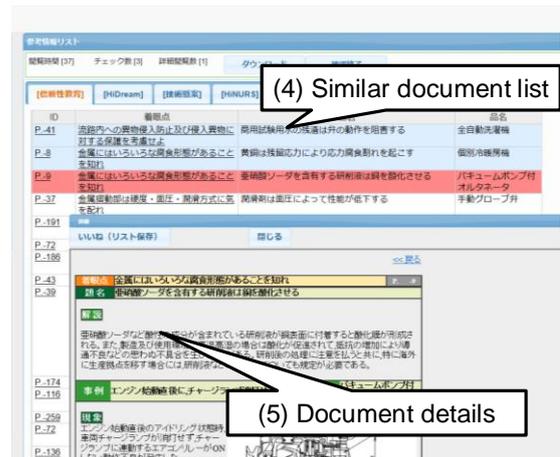


図8 画面例 A-2: 文庫の選択インタラクション画面
Figure 8 Display image A-2: Document pickup

4.4.2 状況と今後の取組み

現在, このプロトタイプシステムの実証試験を数件の事業部と連携して進めており, 関連する過去の失敗事例を効率的に探すことで, 設計レビュー業務への支援効果を検証する実験を開始している。

4.5 ユースケースB: 情報展開部門判断の支援

既存製品に新たな不適合事例が発見された場合には, 問題の原因究明と対策を行なったうえで, 類似リスクを抱えている可能性のある関係部門にレポートを展開し, 取り扱い案件の中に対策が必要な要素があるかどうか確認を行う必要がある。現在は多くの組織において, 複数部門の状況に詳しい熟練者を通じ, 人脈と人伝てによって展開先を検討している。(図9上)

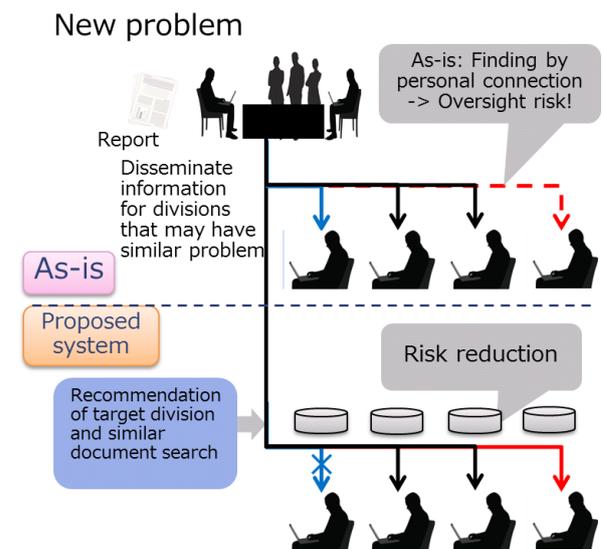


図9 ユースケースB: 情報展開の支援
Figure 9 Use case B: Dissemination assist system.

だが、組織全体にわたる知見を持った技術的キーパーソンが欠けると、検討候補にすべき部門の発見が抜け落ちるリスクがある。特に人員の入れ替わりや組織の融合・改変によって、この種のリスクは増大する。そこで、本取り組みでは不適合事例の詳細を記した文書と、各部門が保有している業務文書との関係性を確認し、必要な展開先を推測する作業を自動化するソリューションを検討している。

4.5.1 提案形態の概要

提案手法では、既存の業務文章をデータ源として、その記述元と過去展開先部門、および管理状況を鑑みて、展開すべき部門を自動推定・探索支援するシステムを構築する。

事前準備：あらかじめ、各部門が保持する文書情報から、話題要素とキーワードを抽出する（図 10 中央）

発信（品証）側ユーザの操作：検索したい内容について、対象文書または人間の構築した条件を、話題の組み合わせ条件として表現する。この話題要素から関連する文書を検索し、その条件に応じて文書記載部署や文書関連部署に連絡を行う（図 10 左）。

受信（現場）側ユーザの対処：受信側ユーザにも品証が検討した文書と話題を具体的に明示特定することによって、受信側の検討もサポートできるようにする（図 10 右）。

本システムのプロトタイプ画面例を図 11 に示す

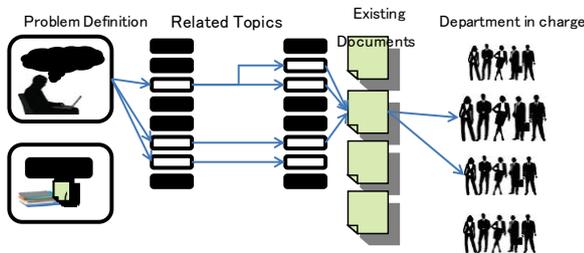


図 10 情報展開支援の手順

Figure 10 Dissemination of case study information assisted by document analysis (proposed system)

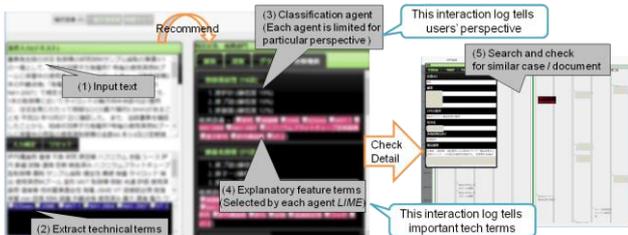


図 11 画面例 B：判断結果と理由のインタラクション。

Figure 11 Display image B: Explanation of recommendation

この判断情報提示の際には、判断の主要要因となった話題を既存技法 (LIME[8]) に基づいて計算し、ユーザへの理由説明として提示する。作業プロセスにおいて人間がこれらの理由話題を選択した場合には、話題の重要性を加算するフィードバックを行なう。このように人間が積極的に活用できるようにすることで、業務作業の流れの中で人と AI が自然な「情報対話」を行えるようなユーザインタフェースの構築を目指している。

4.5.2 状況と今後の取組み

本アプリケーションについては事例データを元に検証を進めている。過去の実データの過去ログを用いた実験においては、7割弱の判別性能を示している。

ただし現状のヒアリングでは、その判別プロセスにおける機械学習での情報処理と現場熟練者の思考プロセスとの差異も指摘されている。人間の判断を支援する機能としては、用意された実験データに対しての判別性能よりも、その処理プロセスにおいて既存の熟練利用者が納得するような検討理由の説明の高度化が必要である。機能追加と性能向上のための追加検討を行ない提案手法の有効性を向上させるべく、実証実験と実用化について推進している。

5. 話題管理効果の検証

本章では第三章で記載した話題抽出による効果の検証として、第四章のシステム A のデザインレビューの事例検索に対する結果の事例を示す。本評価では、提案手法での情報抽出の優先度が、人間（熟練者）の判断に近い優先度となっているかを定量化するため、標準的な類似文章検索の既存手法と比した時との比較を行なった。ここでベンチマークに用いた既存の検索エンジンは与えられた文書群から特徴単語を選出して類似文書を選出する連想検索技術 [8] に基づいたものであり、汎用の類似文書検索システムとしてきわめて高い評価を得ている。今回提唱内容と基本手法が類似しており、主な差分要因は W2V による話題グループ抽出であるため、提案手法の効果を見ることができる。今回は、この汎用システムをベンチマークとして品証分野の技術文書目的に調整された提案手法の効果を検証した。

5.1 対象データの抽出手順

本評価では 4 種類のデザインレビュー (DR) の過去ログについて、社外不適合事例のデータと社内の不適合データの事例データを対象に行なった。DR の問題事例を入力文章として検査を行う。この対象文書の全データ（数千件）への人手でのラベル付けが困難であったため、まず前期の既存システムを使って対象文書関連する確率が高いとみら

れるコーパスを 50 件ずつ抽出した。その一次抽出データを対象にして有識者の目視確認によって、各コーパスがデザインレビューの文脈に関係するかどうかの判断を行ない、ラベル付けを行った。

提案システムのランク付けにおいて、人間が判断した正解ラベル（DR との関係有りとの人間判断）となっている文献が、人間判断での非正解ラベル（関係なし）よりも推薦上位に来ているかどうかを確認し、サンプルに含まれている正解ラベル数に対しての適合率として判断記述とした。なお、全件を母数とした調査が出来ず恣意的なサンプル取得をしたため、再現率については計算していない。

5.2 結果

下表に、本システムによって得られた評価値を用いた人間が行なったラベルの適合率を示したものである。適合率は平均 58%弱となっている。

提案手法は、既存手法と比較した結果としては平均 30%程度の向上を示した。

この差異は主に提案手法において技術話題を限定した効果によるものと推定される。ただし、ユーザからの要望と運用目的を踏まえると、現状の適合率 60%という数字はまだ十分に高いとはいえない。システムの誤抽出は、業務コンテキストの観点からは不要であるべき話題に基づいて類似性を判断してしまったためである。このようなノイズ要因を排除するために、実際の現場での運用を継続することで話題の選別のためのデータ収集を進めていくことも本プロジェクトの目的であり、その検証には現場運用のデータを引き続き蓄積していく必要がある。これらのデータ収集問題と手法改良の両側面を含めた上で、今後も改良を進めていく予定である。

表 1 性能評価実験結果

	Proposed Precision	Existing Precision	Improvement
DR#1	0.36	0.36	1.0
DR#2	0.5	0.44	1.13
DR#3	0.95	0.8	1.18
DR#5	0.52	0.26	2.0
average	0.583	0.465	1.328

6. 終わりに

巷では RPA などの業務処理自動化の先に、人間と AI 判断支援の連携による高付加価値労働という未来像が描かれることが多い。このような判断支援が社会に導入にされるために、以下の三点の技術確立が重要になる：

1. 熟練者の作業に対して、より深い効率化と高い生産性を与える拡張支援。
2. 熟練者ノウハウの蓄積によるインテリジェンスを付与する仕組み。
3. 自動化への判断丸投げによる責任の空洞化を防止する仕組みづくり。

昨今の社会情勢を鑑みると、業務の作業期間の短縮を求められることも多い一方で、品証確認が不十分であったことによる社会問題も発生している。上記の 3 点目に挙げたように、機械支援を当てにした結果、人間が各作業に対する最終責任を担う意識の欠如が発生しないような業務形態と UI の設計は、AI による支援システムの未来像を描くにあたっての重要な要素である。

本報告では、これらの基本的な問題意識を踏まえたうえで、判断支援システムの事例と基礎的な論点を紹介した。今後の AI の発展において、人と AI の自然な「インタラクション＝情報対話」を演出し、業務作業や社会活動の流れの中で情報収集を行なうようなユーザインタフェースの構築を目指すことが中核的問題になっていくであろう。今回提案した話題管理もまたその問題に対する基礎取り組みの一つであり、今後も研究と実用開発の両面からの深化が必要なテーマであると考えている。

参考文献

- [1] 岡崎直観「言語処理における分散表現学習のフロンティア」人工知能 Vol. 31 No. 2, pp189-201 (2016)
- [2] Landauer, Thomas et.al., "Introduction to Latent Semantic Analysis". *Discourse Processes*. 25 (2-3): 259-284. (1998).
- [3] Goldberg, "word2vec ExplAined: Deriving Mikolov et al.'s Negative-Sampling Word-Embedding Method", (2014)
- [4] Quoc Le, Tomas Mikolov, "Distributed Representations of Sentences and Documents", *PMLR* 32(2):1188-1196,(2014)
- [5] Kusner, Matt J., et al. "From word embeddings to document distances." In *Proc. of ICML 2015*.(2015)
- [6] Gao Huang et.al, "Supervised word mover's distance" pp.4869-4877, In *Proc of NIPS'16*(2016)
- [7] 日立技術の展望 特別号, 日立製作所 Vol.100, No.1,(2018.1)
- [8] Marco Tulio et.al, "Why Should I Trust You?": Explaining the Predictions of Any Classifier", *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, San Francisco, CA, USA, 1135--1144, (2016)
- [9] 安田知弘他, 「連想検索エンジンのスケーラビリティおよび障害耐性の向上」情報処理学会第 69 回全国大会,(2007)
- [10]