

# 要求定義のための単語ベクトル化を用いた システム特性と品質特性の相関関係の分析

前田優花<sup>1</sup> 中島毅<sup>1</sup>

**概要**：近年システムやソフトウェアには高い品質が求められるが、その実現のためには品質要求定義と評価を適切に行う必要がある。この際、各品質特性の重要度はシステムの特徴毎に異なるため、開発するシステム特性からどの品質が重要かを知ることが課題となっている。本研究では、単語ベクトル化技術を用いてシステム特性と品質特性の関係を分析し、それらの関連度を数値化することで、システム毎の重要な品質を判断可能か調査した。その結果、論文データの利用および単語の語義補完の有効性が確認でき、各手法には特徴があることが明らかとなった、また、学習データの充実の必要性が示された。

## 1. はじめに

近年、ソフトウェア製品は社会インフラや家電製品など幅広く利用され、私たちの生活を豊かなものにしていく。それに伴ってシステムやソフトウェアには高い品質が要求されると共に、品質の欠陥が重大な問題に発展する可能性が増大している。こうした事例として、2011年ある銀行で、1つの口座に対する振込件数の上限値の設計ミスが原因で、ある口座に大量の振込があった際にシステム障害が発生し、最大116万件の振込が未処理になったことがある[1]。このような事故を防止するには品質要求を適切に定義し漏れなく評価することが必要である。

品質要求定義とは、システムやソフトウェア開発の初期段階において、開発対象に求められる重要な品質が何かを決め、それらをどの程度実現するか明らかにする作業である。実際の開発においては、重要度の高い品質特性は開発対象のシステムやソフトウェア毎に異なる。そのため、品質要求定義をシステム開発者の知識や経験に頼らず適切に行うためには、対象システムにおいてどの品質特性がより重要度が高いかについて客観的な基準が求められる。

この問題を解決し適切な要求定義を支援するため、開発するシステムやソフトウェアの特徴などの情報に基づき、重要な品質特性候補を提示する支援機能の開発が望まれる[4]。この機能の実現のための従来研究として、システムの特徴を分類[4]に基づいてシステムの特徴と各品質特性項目の関係性を分析するためのアンケート調査[5]がある。この調査から、特定のシステム特性と品質特性との相関関係の抽出がなされたがアンケート数の少なさから広範囲のシステムをカバーできる支援機能の提供には至っていない。

そこで、情報関連のシステムに関する大量の研究論文のデータベースに着目し、論文のテキストデータを word2vec に代表される単語ベクトル化技術によって分散表現することで、システム特性と品質特性の関係を分析し、システム毎の重要な品質を判断可能か調査した。その結果、論文データの利用および単語の語義補完の有効性が確認でき、各手法には特徴があることが明らかとなった、また、学習デ

ータの充実の必要性が示された。

本研究報告では、単語ベクトル化技術を利用した関係分析の手法を紹介する。2章で関連研究の紹介、3章で提案手法を示し、4章で word2vec の紹介、5章で提案手法の出力精度の評価方法、6章で仮説検証および考察、7章でまとめと今後の課題について述べる。

## 2. 関連研究

### 2.1 ISO/IEC 25010

品質要求を定義し、評価するための枠組みとして、国際規格である ISO/IEC 25010「システムとソフトウェアの品質モデル」[2]がある。この規格は、ITシステムにおける品質を8個の品質特性と31個の品質副特性に分類し、それぞれの品質特性/副特性の定義を提供している(図1)。

図1で定義される品質特性/副特性は、すべてのシステムとソフトウェアを対象とし、その考慮すべき品質要求の種別の一覧を網羅的に提供している。しかし実際には、各品質の重要度は対象システム毎に異なり、それらを決定するための客観的な基準もないことから、開発者の経験や知識なしには要求定義を適切に実施することが困難である。

機能適切性	性能効率性	互換性	使用性
機能完全性 機能正確性 機能適切性	時間効率性 資源効率性 容量満足性	共存性 相互運用性	適切度認識性 習得性 運用操作性 ユーザエラー 防止性 ユーザインタ フェース快美性 アクセシビリティ
信頼性	移植性	保守性	セキュリティ
成熟性 可用性 障害許容性 (耐故障性) 回復性	成熟性 可用性 障害許容性 (耐故障性) 回復性	モジュール性 再利用性 解析性 変更性 試験性	機密性 インテグリティ 否認防止性 責任追跡性 真正性

図1 ISO/IEC 25010 製品品質モデル

<sup>1</sup> 芝浦工業大学 SHIBAURA INSTITUTE OF TECHNOLOGY.

## 2.2 IT システム分類と品質特性の関係

ISO/IEC TR 12182:2015「IT システムの分類のためのフレームワークとその適用ガイド」[3]は、IT システムの分類方法のフレームワークを提供している。中島らは ISO/IEC TR 12182 の適用ガイドを示すとともに、TR 12182 を品質要求定義に応用する方法について考察している[4]。その中で、図 2 に示すように、IT システムの分類軸に沿った IT システムの特徴（以下、システム特性）を入力することによって、重要な品質特性/副特性が何かを提示する支援機能の可能性が示唆されている。この支援機能を精度高く実現するためには、様々なシステムおよびソフトウェアの開発事例を産業界から大量に集め、分類軸と品質特性間の相関を整理することが必要となる。

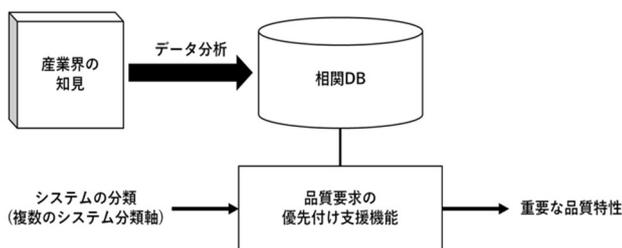


図 2 品質要求の優先付け支援機能

## 2.3 アンケートを用いた関係分析

2.2 節の可能性を検証するために、企業のシステム開発者を対象に、実際に過去に開発したシステムやソフトウェアのシステム特性と重要な品質特性についてのデータを求めるアンケートを実施することで、システム特性と品質特性の相関関係を分析した研究がある[5]。アンケートの質問内容は、ISO/IEC 25010 および ISO/IEC TR 12182 を基に、システム概要、開発、ステークホルダと利用時の品質、製品品質の 4 つのカテゴリから構成されている。アンケートを実施した結果、様々な産業分野の開発者から 19 件の回答が得られ、それらの回答内容のクロス分析を行っている。以下の①～③が分析手順である。

- ① システム特性（システム概要、開発、ステークホルダと利用時品質）を縦軸、製品品質特性を横軸に配置する。
- ② 回答数に偏りがある項目を除去する。
- ③ 重要度の高い項目と低い項目に分類する。

この分析によって、各システム特性から品質特性の重要度を導くルール 39 個を抽出している。表 1 に抽出されたルールの例を示し、図 3 に、アンケートを用いた関係分析のシステム特性と品質特性のマトリクスへのマッピング結果とその課題を示す。

課題は以下の 2 点である。

- アンケートで用いたシステム特性は 24 項目あり、それに対する回答数が少ないため、重要度が導出されていない品質特性がある。
- 複数のルールが同時に適用可となった場合に結果に矛

表 1 システム特性から品質特性の重要度を導く

ルールの例

システム特性		品質特性	重要度
組み込みシステムでない	⇒	運用操作性	H
	⇒	インテグリティ	H
	⇒	再利用性	L
	⇒	移植性	L
利用場所が国内である	⇒	共存性	L
	⇒	移植性	L
初心者向けのシステムである	⇒	習得性	L
	⇒	運用操作性	H

H: 重要度が高い L: 重要度が低い



図 3 アンケートによる関係分析とその課題

盾が発生する可能性があり、その解決手段が示されていない。

## 3. 提案手法

本研究では、2 章で述べた「アンケートによる相関ルールの抽出が実用的な精度を達成するために膨大な数のアンケートが必要になる」という課題を解決するために、システムに関する学術論文・解説記事（以下、論文データ）を情報ソースとするアプローチを採る。

本研究で提案する手法は、対象システムの特性を表すテキストと品質特性/副特性を表すテキストをベクトル化し、その類似度を用いてシステム特性から品質特性/副特性の重要度を判別するものである。

提案手法では、以下の①～③を繰り返すことで関係分析を行う（図 4）。なお、各特性の項目は ISO/IEC 25010[2]お

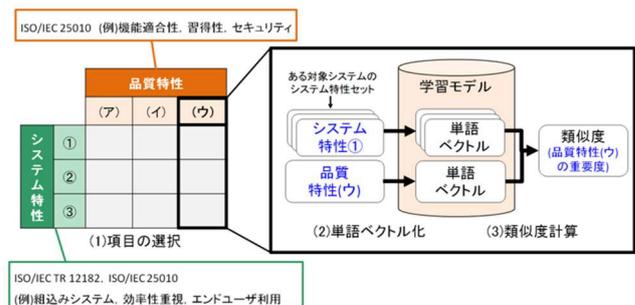


図 4 単語ベクトル化による関係分析の流れ

表 2 システム特性を表す項目

参考規格	内容
ISO/IEC TR 12182	産業領域
	組込みシステム
	利用される地域
	持ち運び(モバイルさ)
	重要度レベル
	システム階層, プログラムの層構造
	問題フレーム
	計算の形態
	利用者の習熟度
	障害保持度
	対話性
	データ品質
	データベース
	開発規模
提供/取得の型	
ISO/IEC 25010 利用時の品質	効率性
	満足性
	リスク回避性
	利用状況網羅性
	利用状況完全性
	柔軟性

よび ISO/IEC TR 12182[3]のシステムの分類軸を参考に選定した. 表 2 に, 今回利用したシステム特性を示す.

- ① 品質特性の項目を 1 つ選ぶ.
- ② word2vec によって①およびシステム特性の各項目を単語ベクトル化する.
- ③ ②の cos 類似度を品質特性の重要度とする.

#### 4. word2vec による単語ベクトル化について

本研究では, 単語ベクトル化技術として Mikolov らによって提案された word2vec[6]を用いる.

word2vec は, 入力となるコーパスを基に, 2 層のニューラルネットワークを用いて単語の出現数や出現位置の学習を行うことで, 出力として単語の分散表現を得る手法である. 同じ文脈で登場する単語は似た意味を持つという分布仮説を基に考案され, word2vec の学習によって得られる多次元ベクトルは単語の意味ベクトルとして扱うことが可能である. それによって, 単語同士の加減算や cos 類似度の計算を行うことができる.

word2vec で使用されるニューラルネットワークには CBOW モデルと skip-gram モデルの 2 種類があり, 以下にそれぞれの特徴を示す.

#### 4.1 CBOW モデル

Continuous Bag-of-Words (CBOW) モデルは, コンテキスト (周辺の単語) からターゲット (中心にある単語) を推測することを目的とするニューラルネットワークであり, ある単語  $W_t$  に対して, その周辺単語  $W_{t-k}, \dots, W_{t-1}, W_{t+1}, \dots, W_{t+k}$  を入力としたとき,  $W_t$  を出力する確率を最大化することを目指して重み  $W_{in}$  および  $W_{out}$  を調整する学習を行う (図 5). CBOW モデルはコーパスにおける単語の出現パターンを学習するため, コーパスを変えることで, 学習で得られる単語の分散表現も変化する.

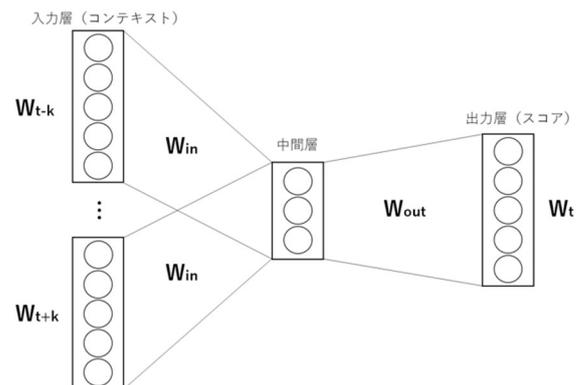


図 5 CBOW モデルの概念図

#### 4.2 skip-gram モデル

skip-gram モデルは, ターゲットからコンテキストを推測することを目的とするニューラルネットワークである. ある単語  $W_t$  を入力としたとき, 入力単語の周辺に出現する単語  $W_{t-k}, \dots, W_{t-1}, W_{t+1}, \dots, W_{t+k}$  を予測し, そのエラー率の合計を最小化することを目指して重み  $W_{in}$  および  $W_{out}$  を調整する学習を行う (図 6).

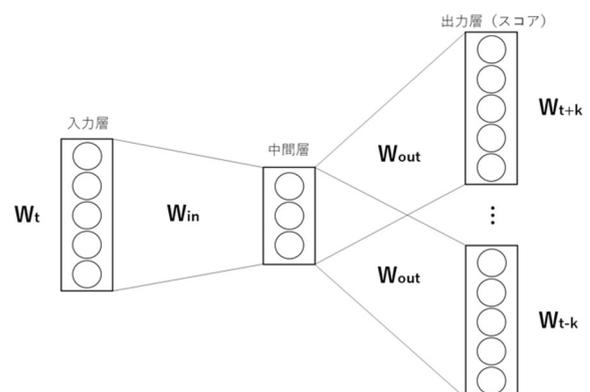


図 6 skip-gram モデルの概念図

#### 4.3 2つのモデルの特徴

CBOW モデルと skip-gram モデルを比較すると, 単語の分散表現の精度の点においては skip-gram モデルが優れている[6]. 特に, コーパスが大規模になるにつれて, 低頻出

の単語や類推問題の性能の点において、skip-gram モデルの方が優れた結果が得られる傾向にある[7].

また、学習速度の点においては、CBOW モデルの方が skip-gram モデルよりも高速である。これは、skip-gram モデルではコンテキストの数だけ損失を求めるため、その計算コストが大きくなるのが原因である。

## 5. 提案手法の出力精度の評価方法

本提案手法の精度を評価するために、別途実施したシステム特性と品質特性についてのアンケート結果を正答として用いた。

具体的な評価は、以下の手順で行うこととした。

- ① 提案システムにアンケート毎のシステム特性を入力として与え、各品質特性の重要度を予測する。
- ② 算出された重要度の平均値を閾値として、各品質特性を重要なものとそうでないものに2値化する。
- ③ ②と実際のアンケート結果を比較し、混合行列(表3)を用いて分類する。
- ④ ③から正解率、適合率、再現率、F値をそれぞれ求める。図7に評価方法の流れを示す。

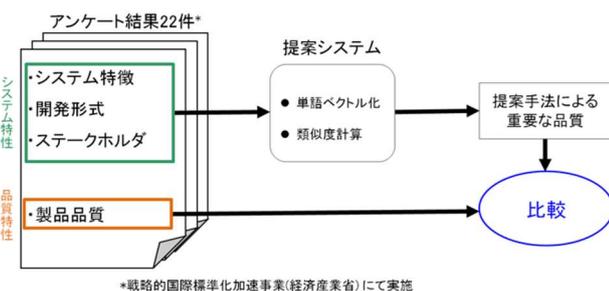


図7 評価方法の流れ

表4に4つの評価指標の式を示す。ここで、F値は適合率と再現率の調和平均である。

なお、評価実験のデータセットとして、経済産業省による戦略的国際標準化加速事業の1つであるシステムとソフトウェアの品質モデルと評価に関する国際標準化の一環として行われたアンケート[9]の回答結果22件を用いる。

## 6. 仮説検証および考察

本研究の有効性を確かめるため、以下に示す5つの仮説を立て、それぞれ評価実験を行うことによって仮説の検証をした。

- RQ1: コーパスとして論文データは有効か?
- RQ2: CBOW モデルと skip-gram モデルでは有効性に差異があるか?
- RQ3: 各品質特性の語義の補完は有効か?
- RQ4: 品質特性中に精度の高いものはあるか?
- RQ5: 重要度の高い項目は精度が高いのか?

表3 混合行列

		実際の重要度	
		高	低
予測の重要度	高	TP (True Positive)	FP (False Positive)
	低	FN (False Negative)	TN (True Negative)

表4 評価指標

正解率 (Accuracy)	$\frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$
適合率 (Precision)	$\frac{TP}{TP + FP}$
再現率 (Recall)	$\frac{TP}{TP + FN}$
F値 (F-measure)	$\frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall}$

### 6.1 RQ1: コーパスとして論文データは有効か?

4.1節で述べたように、word2vec を使用して得られる単語ベクトルの値は、学習モデルの基にするコーパスによって変化する。情報関連のシステムに関する研究は、基本的に対象とするシステムのある品質(使用性、信頼性など)を向上させることを目的とし、そのための情報要素の案出と評価を行っていると考えられる。このことから、論文データをコーパスとして使うことで提案方法の精度が向上するという仮説を立てた。なお、論文データとは情報処理学会から無料でダウンロードできる論文約24000本(表5)をMcCab[8]によって分かち書きしたテキストデータである。

比較対象として、日本語 Wikipedia 全文データモデル、論文データと Wikipedia データを組み合わせたモデルを作成して評価実験を行ったところ、Wikipedia をコーパスとしたとき、適合率以外の評価指標の数値が最もよくなった(表6)。なお、ニューラルネットワークとしてCBOWモデルを使用している。

しかし、品質特性の項目別に分析を行った際、F値が算術例外となった項目数に注目すると、論文データモデルが全38項目中9項目であったのに対し、Wikipedia データモデルでは16項目、論文データと Wikipedia データを組み合わせたモデルでは15項目であった。適合率または再現率が0%であるとき、F値は算術例外を示すので、その項目の多さは、特定の品質特性について常に重要度が低いという判定をする可能性が高いことを表す。

従って、論文データモデルを使用する方が、システム毎の品質特性の重要度を調査しやすいと考える。

表 5 使用した情報処理学会の論文内訳

雑誌名称	研究会詳細	巻	本数
情報処理		42~59	5195
ジャーナル		42~59	5889
トランザクション	プログラミング	39~49,1~11	1158
	数理モデル化と応用	42~49,1~11	676
	データベース	42~49,1~11	620
	ハイパフォーマンスコンピューティングシステム	41~44	87
	コンピュータビジョンとイメージメディア	41~49,1,2	256
	コンピューティングシステム	44~49,1~11	843
	コンシューマ・デバイス&システム	1~8	190
	デジタルコンテンツ	1~6	76
教育とコンピュータ	1~4	91	
デジタルプラクティス		2018~2020	165
研究会報告	ソフトウェア工学の基礎研究会	2001~2018	1230
	組込システム	2006~2018	821
	情報システムと社会環境	2001~2018	639
	ハイパフォーマンスコンピューティング	2001~2018	2095
	モバイルコンピューティングとパーベイシブシステム	2001~2018	1758
	ユビキタスコンピューティングシステム	2003~2018	1301
	知能システム	2001~2018	939
合計			24029

表 6 コーパスの比較実験結果

コーパス	正解率	適合率	再現率	F 値	算術例外
論文	50.5%	69.4%	52.1%	59.5%	9/38
Wikipedia	53.0%	72.3%	53.1%	61.2%	16/38
論文+Wikipedia	52.8%	73.1%	51.2%	60.2%	15/38

## 6.2 RQ2: CBOW モデルと skip-gram モデルでは有効性に差異があるのか?

4章で述べたように、word2vec のニューラルネットワークには CBOW モデルと skip-gram モデルの 2 種類があり、skip-gram モデルを用いる方が単語の分散表現の精度は優れている[6]。本研究においてもこの特徴が当てはまると仮定し、評価実験を行った。表 7 にその結果を示す。

本実験の結果から以下のことがわかった。

- CBOW モデルの方が再現率および F 値が優れている。
- skip-gram モデルの方が正解率および適合率が優れている。
- 品質特性毎に分析を行った際の F 値の算術例外に着目すると、CBOW モデルの方が 38 項目中 9 項目となり優れている。

論文データ中に出現する各品質特性の単語数とそれぞれの F 値をグラフにしたものが図 8 である。skip-gram モデルはコーパスが大規模になるほど低頻出の単語の予測精度が向上するはずであるが、本実験ではその特徴が現れなかった。英語論文データを用いるなど、コーパスとして用いる論文データの量が増えれば精度改善する可能性はあると考える。

## 6.3 RQ3:各品質特性の語義の補完は有効か?

品質特性名は、用語だけ見ると、以下に分類できる。

- 1) 一般的によく使われるもの
  - 1-1 品質として使用されるもの (例: 信頼, 効率)
  - 1-2 品質以外にも意味をもつもの (例: 使用, 分析)
- 2) 造語的なもの (例: 機能適切, 責任追跡)

表 5 ニューラルネットワークの比較実験結果

ニューラルネットワーク	正解率	適合率	再現率	F 値	算術例外
CBOW	50.5%	69.4%	52.1%	59.5%	9/38
skip-gram	52.2%	73.8%	48.8%	58.8%	13/38

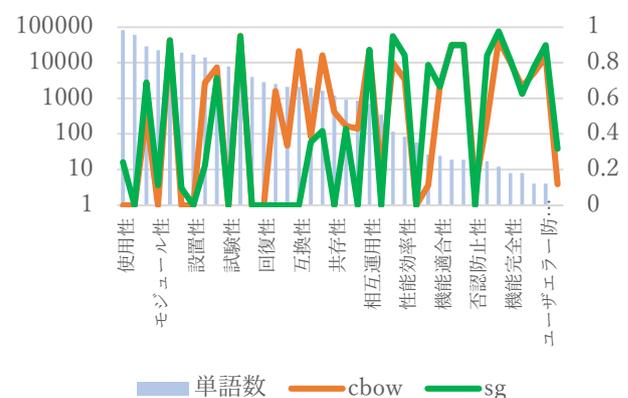


図 8 出現単語数と F 値

表 6 機能適切性に対する単語ベクトル化のパターンと例

ベクトル化のパターン	例
名称のみ	機能適切性
名称+定義文	機能適切性, 明示された作業および目的の達成を機能が提供する度合い
名称+特徴語	機能適切性, 作業, 目的, 達成, 機能, 提供

表 7 単語ベクトル化の比較実験結果

品質特性	正解率	適合率	再現率	F 値
名称のみ	50.5%	69.4%	52.1%	59.5%
名称+定義文	57.1%	73.8%	59.8%	66.0%
名称+特徴語	53.1%	72.3%	53.3%	61.3%

上記の分類で 1-1 以外は名称のみで語義を判断することが難しい。そのため、単語ベクトル化を行う際に言葉の意味を補完することで、提案手法の精度が高くなるという仮説を立てた。

この仮説の検証のため、品質特性の単語ベクトル化のパターンを 3 つ定め (表 8) 評価実験を行った。ここで利用する定義文および特徴語は ISO/IEC 25010[3]を参考に選定したものであり、コーパスは論文データを用いた。

結果として、各品質特性の単語ベクトルを生成する際、品質特性の名称に定義文を加えることで、名称のみを単語ベクトルとしたときと比較して、正解率が約 6.6%、F 値が約 6.5%向上することがわかった (表 9)。このことから、単語の意味を定義文から補完することは有効であると考えられる。

#### 6.4 RQ4:品質特性中に精度の高いものはあるか?

RQ1 と RQ2 に示したデータから、提案手法による重要度判定結果は精度が十分に高いとは言えず、適合率 (重要と予測したとき、実際にも重要である割合) でみても 7 割強にとどまっている。これらの予測精度は、全品質特性/副特性に関する平均となっているが、高い精度で判定ができる品質特性/副特性がある可能性を確認する。

実験方法として、単語ベクトルに名称のみを用いたものと、名称に加え定義文を用いたもののそれぞれに関して、品質特性項目毎の評価を行い、そこで算出された F 値が 70%以上であった項目を抜粋した (図 9, 図 10)。なお、コーパスとして論文データを用いている。

F 値が 85%を超えた品質特性項目は、図 9 で 7 つ、図 10 で 6 つあるが、両者に共通するのは保守性のみである。このとき、以下の傾向があると考えられる。

- 品質特性の名称のみを用いた図 9 では日本語として品質を表すときによく使われる項目の精度が良い。

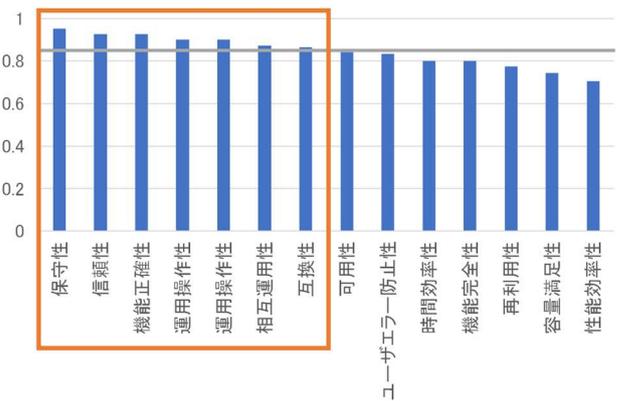


図 9 論文データモデル・名称のみの F 値 (抜粋)

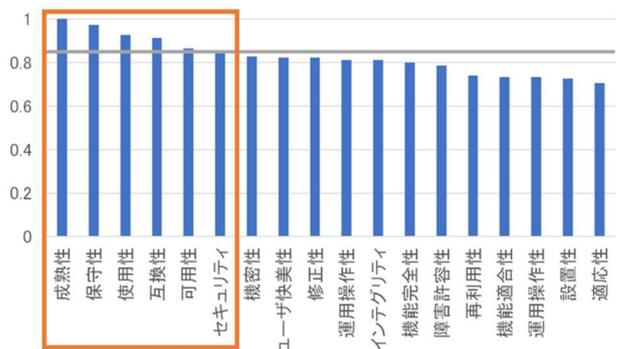


図 10 論文データモデル・名称+定義文の F 値 (抜粋)

- 名称に加え定義文を単語ベクトルとした図 10 では、普段は別の意味で使用されるが、品質特性を表す場合に特有の意味が込められる項目の精度が良い。

この傾向を検証するため、新たに、コーパスとして用いた論文データの中に品質特性/副特性の単語が何回出現するのかに着目した。このとき、品質特性/副特性の各項目名は、以下の 3 パターンに分類できる。

- ① 「単語+性」(例: 使用性)
- ② 「単語+単語+性」(例: 機能適合性)
- ③ 「単語」(例: セキュリティ)

各特性項目名そのまの出現数 (以下、性あり) と、「使用」のように各項目名に「性」が含まれた場合、それを無視した出現数 (以下、性なし) に区別して計測し、

$$\frac{\text{(性ありの個数)}}{\text{(性なしの個数)}}$$

を求めることで、該当の単語が特定の文章のみに対して使用されるのか、様々な場面で使用されているのかを簡易的に調査した。図 11 および図 12 に結果を示す。

本実験の結果から、以下のことがわかった。

- 名称のみを単語ベクトル化する場合、②パターン の F 値が高くなる傾向がある。
- 名称のみを単語ベクトル化する場合、性が見つからない状

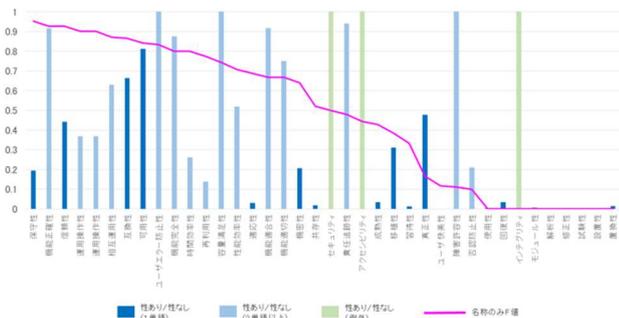


図 11 出現単語数と F 値 (名称のみ)

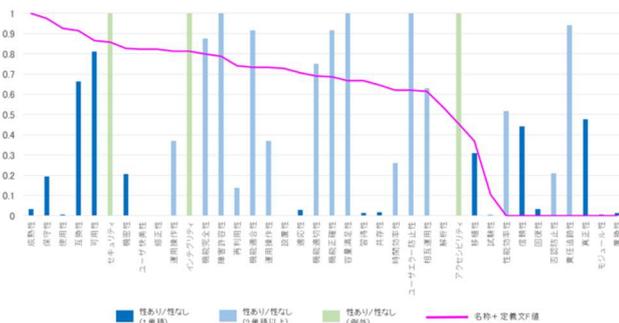


図 12 出現単語数と F 値 (名称+定義文)

態で多く出現する (他の意味で使用されることが多い) 単語は、F 値が算術例外を示すことが多い。

- 単語の語義補完を行った場合、①パターンの一部の品質特性の精度が向上する。その中には、(性あり) / (性なし) の値が低くなった項目も含まれる。

これらのことから、各手法において精度の高い品質特性項目が存在し、精度が高くなる項目には手法毎の特徴が表れると言える。この特徴に注目することで、関係分析の精度をより高めることができる可能性がある。

### 6.5 RQ5: 重要度の高い項目は精度が高いのか?

評価実験に使用しているアンケートの回答は、「はい」「どちらかといえばはい」「どちらかといえばいい」「いいえ」の4択である。RQ1 から RQ4 までの実験では、2値分類問題として評価を行うため、アンケートで得られた回答を、「はい」と「いいえ」に2値化して分析・評価を行った。しかし、実際の開発において、各品質の重要度は高低

表 10 実際の重要度が高い項目に絞った際の評価実験結果

項目	正解率	適合率	再現率	F 値
絞らない	57.1%	73.8%	59.8%	66.0%
絞る	61.3%	78.9%	64.3%	70.9%

のみで判断されることはなく、とても大切な品質、少し大切な品質、のように優先度が存在する。すなわち、アンケートの中で「はい」「いいえ」と回答が得られた項目は、開発段階でより優先度の高い品質および全く重要でない品質であるはずである。そこで、本研究の提案手法を用いた場合、どの程度優先されるべき品質を分析できているのか調査した。表 10 にその結果を示す。

実際の開発において重要度が高い (低い) と回答を得た品質特性項目に絞ったとき、名称+定義文を単語ベクトル化したパターンの F 値が 70%以上を示した。この結果から、定義文の利用によって重要な品質特性の優先順位まで判断することができる可能性を示唆していると考えた。

## 7. まとめと今後の課題

本研究では、Word2Vec による単語ベクトル化を用いてシステム特性と品質特性の関係分析を行い、この手法の有効性を調査した。仮説検証の結果、論文データの利用および単語の語義補完の有効性が確認でき、各手法には特徴があることが明らかとなった、また、学習データの充実の必要性が示された。

また、今後の課題を以下に示す。

- モデル毎の差異を細かく分析し、システム特性と品質特性の関係分析に適応していく手法を考案する。
- skip-gram モデルの検討のため、論文データのデータ量を増やす。
- 有効な分析のため、アンケート件数を増やす。

## 参考文献

- [1] 「みずほ銀行、障害の発端は人為ミス IT ガバナンスにも課題を残す」, 『日本経済新聞』, 2011.4.1.
- [2] ISO/IEC 25010:2011, Systems and software engineering— Systems and software Quality Requirements and Evaluation (SQuaRE) - System and software quality models.
- [3] ISO/IEC TR 12182:2015, Systems and software engineering - Framework for categorization of IT systems and software, and guide for applying it.
- [4] 中島毅, 中山優紀, 谷津行穂, 東基衛. IT システム分類と品質特性の関係についての一考察, 研究報告ソフトウェア工学 (SE), Vol.189, No.4, p.1-7, 2015.
- [5] 鈴木和也. ソフトウェア開発における品質要求定義支援システムの提案: システム特性と品質特性の相関関係分析, 芝浦工業大学情報工学科卒業論文集, 2016.
- [6] Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., et al. Efficient estimation of word representations in vector space. arXiv preprint arXiv:1301.3781, 2013.
- [7] 斎藤康毅. 『ゼロから作る Deep Learning②— 自然言語処理編』. pp.125, オライリー・ジャパン, 2018.
- [8] MeCab: Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer <https://taku910.github.io/mecab/>
- [9] 標準化フォーラム事務局: 開発システムと品質要求に関するアンケート [https://docs.google.com/forms/d/1qVwjLpkRZJivpY3Q5alNXgJ5Nub1RDwVsIvVJyHSwTw/viewform?edit\\_requested=true](https://docs.google.com/forms/d/1qVwjLpkRZJivpY3Q5alNXgJ5Nub1RDwVsIvVJyHSwTw/viewform?edit_requested=true)