

## 生成 AI を活用したステークホルダー起点のレビュー観点導出手法

～上級レビュアーとの“境”をゼロへ！ 『SAKAI』法の提案～

研究員	：鈴木 弘章	(キャノンイメージングシステムズ株式会社)
	伊井野 理恵子	(株式会社 AGEST)
	降旗 夏子	(MHI エアロスペースシステムズ株式会社)
主査	：中谷 一樹	(TIS 株式会社)
副主査	：上田 裕之	(株式会社 DTS インサイト)
アドバイザー	：安達 賢二	(Software Quasol)

### 研究概要

ソフトウェア開発においてレビューは品質向上に不可欠であるが、欠陥検出能力はレビュアーのスキルに大きく依存する。特に、上級レビュアーであれば検出できる重大欠陥を、上級レビュアー以外が見逃してしまうケースが多い。その対策としてレビュー観点をあらかじめ用意することが多いが、レビューの実施効果は依然としてレビュアーのスキルに依存する傾向にある。そこで筆者らは、上級レビュアー以外でも重大欠陥を検出しやすくすることを目的として、生成 AI を活用し、重大欠陥の検出に有効なレビュー観点を効率よく導出する手法を考案した。検証により、上級レビュアー以外の重大欠陥の検出率向上が確認され、その有効性が示唆された。

### 1. はじめに

#### 1.1 背景

ソフトウェア開発において、品質向上にはレビューが不可欠である。しかし、レビューの成果はレビュアーの知識・経験に大きく依存し、上級レビュアーであれば検出できる欠陥を、上級レビュアー以外は見逃すことがある。この問題に対して、SQuaRE の各種品質モデル<sup>[1]</sup>の活用や汎用的なレビュー観点リストの準備といった対策が取られている。しかし、これらの観点リストはプロジェクトや対象物の特性に最適化されていないことが多く、不要な観点が含まれたり、逆に重要な観点が漏れたりする。そのため、対象に適した観点を導出しようとしても、上級レビュアー以外が自力で導出するのは難しく、多大な時間を要する。結果として、上級レビュアーの支援が必要となり、スキル依存の問題が解消されないままとなっている。

#### 1.2 解決すべき課題

以上の背景を踏まえ、筆者らは上級レビュアーと同等レベルのレビュー活動を上級レビュアー以外でも行えるようにすることを目的に、以下の点を解決すべき課題と捉えた。

- ・RQ1：どうすれば上級レビュアー以外でも、プロジェクトや対象物の特性を踏まえた「重大欠陥の検出に有効なレビュー観点」を導出し、その観点を用いて欠陥を指摘できるか。
- ・RQ2：どうすれば RQ1 を実現するためのレビュー観点導出作業を、現場で運用可能なレベルまで効率化できるか。

これらを解決できれば、上級レビュアー以外のレビュー活動の改善が図れ、重大欠陥の流出を低減できるのではないかと考える。

以降、2 章では課題の解決策として筆者らが提案する手法を示す。3 章で提案手法に対する実験と評価考察を行い、4 章でまとめを示す。

### 2. 課題解決策の提案

#### 2.1 提案手法が対象とする開発工程

提案手法が対象とする開発工程は、筆者らの担当開発領域を考慮し、ソフトウェア開発工程の要求定義、アーキテクチャ設計、詳細設計とする。

## 2.2 提案手法の方針

過去の SQiP 研究会での取り組みについて、1.2 項で示した RQ1 および RQ2 の課題解決のため、すぐに現場で運用可能な研究を探求した結果、我々は既存の『SAKE (Stakeholder Action Kanshingo Extraction) Method』<sup>[2]</sup> (以下、SAKE 法と呼ぶ) に着目した。SAKE 法は、ステークホルダーごとのアクションと関心事を整理し、対象に最適化されたレビュー観点を導出できる点で有効性が示されている。

一方で、SAKE 法には観点導出に時間を要するという課題があり、RQ2 の「効率化」という観点では十分とはいえない。また、観点導出には上級レビュアーや知見者の支援が必要となるため、レビュアーの経験に依存するという問題もある。

そこで本研究では、生成 AI を活用し、実行主体を人のみから、生成 AI による「導出」と人による「判断」が相互に補完し合う関係へと拡張する。生成 AI にレビュー観点を導出を支援させることで、上級レビュアー以外でも短時間で有効な観点を得られ、上級レビュアーに近い重大欠陥の検出が可能になると考える。

## 2.3 提案手法

前節の方針に基づき、筆者らが提案する重大欠陥を効率的に検出可能なレビュー観点導出手法『SAKAI (Stakeholder Action Kanshingo extraction supported by AI) Method』 (以下、SAKAI 法と呼ぶ) を以下に示す。

### 2.3.1 提案手法全体像

本節では、2.2 節で示した方針に基づき設計したレビュー観点導出プロセスの全体像を述べる。SAKAI 法における具体的な手順を図 1 に示す。

本プロセスは、レビュー対象物に関する前提条件を人が準備するフェーズと、その前提条件を入力として生成 AI がレビュー観点を生成・補完・優先度付けを行うフェーズから構成される。最終的には優先度付けされた観点を基に人がレビューを実施するまでを一連の流れとして設計している。具体的には、SAKE 法で用いられる品質特性および文書特性を整理した特性表<sup>[2]</sup>を基にレビュー観点候補を生成するプロセスと、ステークホルダーの視点からレビュー観点候補を生成するプロセスを組み合わせ、計 5 つの Step でレビュー観点導出とレビュー実施を行う。特性表の詳細は付録 2 に示す。

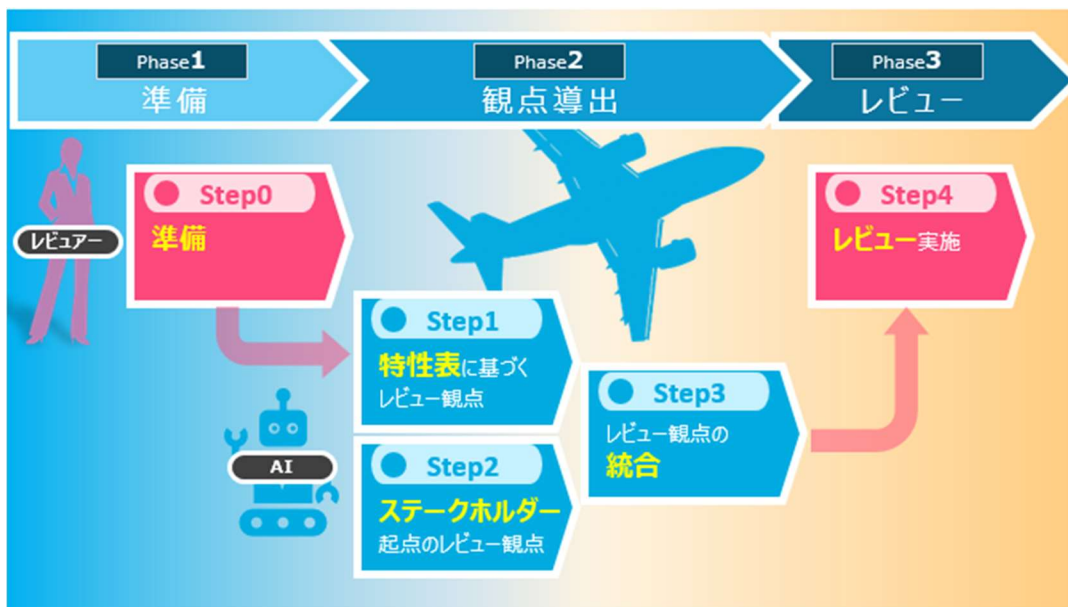


図 1 レビュー観点導出の手順

### 2.3.2 提案手法の手順

本節では、前節で示した SAKAI 法の各 Step について、レビュー観点導出における人と生成 AI の役割分担に着目しながら、具体的な実施手順を説明する。本手法では、Step 0

で人が準備した前提条件を起点とし、Step1～Step3 で生成 AI がレビュー観点の生成・補完・優先度付けを行い、Step4 で人が最終的なレビューを実施する流れとなる。

なお、Step1～Step3 は生成 AI によって実施されるが、これらは人の判断を置き換えるものではなく、人が設定した前提条件や着眼点を拡張・整理することを目的としている。各 Step で生成 AI に与えるプロンプトは、本手法における作業支援の設計要素として整理しており、その詳細は付録 1 に示す。

### 2.3.2.1 Step0 前提条件の準備・収集 (レビューアが実施)

本 Step では、レビューアがレビュー対象物やプロジェクトに関する情報から、「重要なステークホルダー」や「見逃したくない重大欠陥」に関する事項を収集する。これらの情報を生成 AI によるレビュー観点の導出に活用することで、対象物に適合した観点を導出することが可能となる。

一方で、レビュー時点で情報が不足している場合や上級レビューア以外では必要な情報の収集が難しい場合も想定される。その際には、プロンプトに事前に用意された具体例を参照しながら、各 Step を進めるものとする。

### 2.3.2.2 Step1 特性表に基づくレビュー観点候補の生成 (生成 AI が実施)

本 Step では、生成 AI が品質特性や文書特性を整理した特性表<sup>[2]</sup>を参照し、重大欠陥につながる可能性のあるレビュー観点候補を幅広く生成する。

- ・インプット：特に見逃したくない重大欠陥，特性表<sup>[2]</sup>
- ・アウトプット：特性表レビュー観点一覧 (表形式)

【項目】 特性，レビュー観点，不具合発生頻度 (点数)，後工程への影響度 (点数)，修正コスト (点数)，総合スコア，優先度 (高，中)

特性表<sup>[2]</sup>の各特性について重要なレビュー観点を 1～2 件生成し、それらに優先度を付与する。重大欠陥を効率よく検出するため、付与された優先度に基づいて観点を整理し、生成 AI の出力の安定性を考慮して最大 40 件にまとめる (表 1)。

なお、本研究では、優先度の評価軸を一般的な形で作成している。組織・プロジェクトで活用している優先度の判定条件と異なる場合は、カスタマイズして利用することで組織・プロジェクトに沿ったレビュー観点の出力につながると考える。

表 1 特性表に基づくレビュー観点候補に対する優先度の評価軸

優先度の評価軸	評価スコアと判定基準
不具合の発生頻度 (Frequency)	3 点：主要フローで高頻度に利用。過去に不具合実績あり 2 点：中程度の頻度で利用されるフロー 1 点：例外フロー・利用頻度が低い
後工程への影響度 (Impact)	3 点：業務停止，データ不整合，他システムへの波及が発生する 2 点：部分的な業務遅延・限定的な障害が起り得る 1 点：軽微な影響に留まる (表示ミスなど)
修正コスト (Cost)	3 点：DB 再設計，大規模修正，複数システムへ影響 2 点：中規模の機能改修が必要 1 点：UI 調整や文言修正レベル
優先度判定ロジック	<p>【計算式】 総合スコア = 発生頻度 + 影響度 + 修正コスト</p> <p>【優先度判定】 総合スコア 7～9 点の場合，優先度：高 総合スコア 5～6 点の場合，優先度：中 総合スコア 3～4 点の場合，優先度：低</p> <p>【観点数が 40 件を超える場合のまとめ方】 以下の順で優先して抽出する。 1. 総合スコアが高い順 2. 影響度が高い順 3. 発生頻度が高い順 4. 修正コストが高い順</p>

### 2.3.2.3 Step2 ステークホルダー起点によるレビュー観点候補の生成

(生成 AI が実施)

本 Step では、生成 AI がレビュー対象物に関与するステークホルダーを起点にアクション

## 第 41 年度 ソフトウェアレビューコース (SAKAI グループ)

ンと関心事を整理し、Step1 とは異なる視点からレビュー観点候補を生成し、観点の多様性を拡張する(表 2)。

- ・インプット：重要なステークホルダー
- ・アウトプット：ステークホルダー起点によるレビュー観点一覧（表形式）

【項目】ステークホルダー，アクション，関心事，レビュー観点

表 2 Step2 ステークホルダー起点によるレビュー観点候補の生成

Step	実施事項 / 留意事項
Step2-1 ステークホルダーの抽出	【実施事項】 生成 AI が開発対象の製品ライフサイクルをもとに、製品に関わる全てのステークホルダーを抽出する。
	【留意事項】 人が指定した「重要なステークホルダー」を必須のステークホルダーとし、正常系だけでなく、以下のような多様な観点のステークホルダーを抽出するように、生成 AI に指示をする。 ・悪意を持った人物や子供のような、意図しない結果を生み出す可能性がある人物 ・人以外の「物」(周辺システムや関連製品など)
Step2-2 アクションの抽出	【実施事項】 生成 AI が Step2-1 で抽出した全ステークホルダーに対して、各ステークホルダーが目的を達成するために行うアクションを抽出する。
Step2-3 関心事の抽出	【実施事項】 生成 AI が Step2-2 で抽出した全アクションに対して、各ステークホルダーのアクション実施時における、レビュー対象製品、または開発成果物に対するステークホルダーの関心事(期待・要望 / 懸念 / 疑問)を抽出する。
Step2-4 レビュー観点の導出	【実施事項】 生成 AI が Step2-3 で抽出した全関心事に対して、各ステークホルダーの関心事から想起されるレビュー対象物で確認すべき事項を検討の上、適切な粒度のレビュー観点を導出する。
	【留意事項】 どう確認すればよいか分かるレベルまで、具体的なレビュー観点到り落とし込むように生成 AI に指示をする。 【例】誤った値を入力できてしまわないか：「入力ミス検出機能はあるか」→「不正文字検出機能はあるか」

### 2.3.2.4 Step3 重大欠陥に着目したレビュー観点を統合・優先度付け

(生成 AI が実施)

本 Step では、Step1 および Step2 で生成されたレビュー観点候補を生成 AI が統合し、欠陥の影響度や発生可能性を考慮して、重大欠陥に着目した優先度付けを行う(表 3)。

- ・インプット：特性表レビュー観点一覧，ステークホルダー起点によるレビュー観点一覧
- ・アウトプット：SAKAI レビュー観点一覧（表形式）

【項目】レビュー観点，不具合発生頻度（点数），後工程への影響度（点数），修正コスト（点数），総合スコア，優先度（高，中）

表 3 Step3 重大欠陥に着目したレビュー観点を統合・優先度付け

Step	実施事項
Step3-1 レビュー観点のマージ	【実施事項】 生成 AI が Step1 で導出した「特性表レビュー観点一覧」と Step2 で導出した「ステークホルダー起点によるレビュー観点一覧」をマージしたレビュー観点一覧を作成する。
Step3-2 レビュー観点優先度付け	【実施事項】 生成 AI が Step3-1 で作成したマージしたレビュー観点一覧の各観点到り優先度を付与する。重大欠陥を効率よく検出するため、付与された優先度に基づいて観点を整理する。生成 AI は指示内容を忠実に実行する特性があり、網羅的かつ安定したレビュー観点的導出には、適切な件数制限が必要となるため、生成 AI の出力の安定性を考慮して、観点を最大 40 件にまとめる(表 1)。

### 2.3.2.5 Step4 人が最終判断を行うレビュー実施（レビュアーが実施）

本 Step では、優先度付けされたレビュー観点を基に、レビュアーが各観点的意図を理解した上でレビューを実施し、レビュー対象物から具体的な懸念事項や問題点を指摘とし

て導出する。本研究では、生成 AI によって重大欠陥を発見するためにレビュー観点導出を行っているが、レビューは初級・中級レビュアーの経験の蓄積および技術向上を目的としているため、人が実施する。なお、レビュー観点についての不明点は、生成 AI に確認するものとする。

### 3. 解決策の検証

#### 3.1 検証の目的

SAKAI 法が 1.2 項で述べた解決すべき課題の RQ1 および RQ2 を解決できているかを確認するため、以下の 2 点を検証の目的とした。

- ・上級レビュアー以外でも重大欠陥の検出に有効なレビュー観点を導出し、上級レビュアーに近いレベルで重大欠陥を検出できるか。
- ・重大欠陥の検出に有効なレビュー観点導出作業を、現場で運用可能なレベルまで効率化できるか。

#### 3.2 検証手順

##### 3.2.1 被験者の構成

筆者らを除く研究員内のレビュー経験年数 7 年以上のレビュアーを上級レビュアー、筆者らを除く所属各社のレビュー経験年数 7 年未満のレビュアーを上級レビュアー以外と定義した。上級レビュアー以外の被験者は、グループ A (Copilot GPT 5.0 : 4 名, Gemini 3.0 : 6 名) およびグループ B (Copilot GPT 5.0 : 2 名, Gemini 3.0 : 3 名) で構成した。

比較対象として、上級レビュアー 3 名 (手法なしで実施するため生成 AI ツール不使用) を別途配置した。

##### 3.2.2 レビュー対象物

特殊なドメイン知識を必要としない同規模の仮想仕様書 2 種を用意した。

- ・仕様書 X : 交通費精算システム要求仕様書 (6 ページ, 2900 字)
- ・仕様書 Y : ヘリコプター予約システム (5 ページ, 1896 字)

##### 3.2.3 実施手順

上級レビュアー以外の被験者は、表 4 に示す手順で、SAKAI 法を経験したことによる学習効果が生じないように手法なし→SAKAI 法の順で計 2 回のレビューを実施する。上級レビュアーは比較対象として、表 5 に示す手順で、両仕様書をいずれも手法なしでレビューを実施する。

表 4 上級レビュアー以外のレビュー方法

		1 回目 : 手法なし	2 回目 : SAKAI 法
レビュー対象物	グループ A	仕様書 X (交通費精算システム)	仕様書 Y (ヘリコプター予約システム)
	グループ B	仕様書 Y (ヘリコプター予約システム)	仕様書 X (交通費精算システム)
目安時間	準備	なし	10 分 (レビュー観点導出)
	レビュー	30 分	30 分

表 5 上級レビュアーのレビュー方法

		1 回目 : 手法なし	2 回目 : 手法なし
レビュー対象物		仕様書 X (交通費精算システム)	仕様書 Y (ヘリコプター予約システム)
目安時間	レビュー	30 分	30 分

計 2 回のレビュー実施後、上級レビュアー以外の被験者に対し、SAKAI 法の有効性を把握するため、以下の 2 点について 5 段階評価と自由記述によるアンケートを実施する。

- ① 導出したレビュー観点は分かりやすかったか
- ② SAKAI 法によって重大な欠陥を検出しやすくなったか

##### 3.2.4 欠陥の分類と評価方法

レビューで検出した欠陥は、プロンプトで指定した表 1 に示した評価軸 (不具合の発生頻度・後工程への影響度・修正コスト) に基づきスコアリングし、総合スコアにより 3 種の欠陥種類 (重大欠陥 : 7~9 点 / 中程度欠陥 : 5~6 点 / 軽微欠陥 : 3~4 点) に分類した。

なお、判定基準を統一するため、一次判定は生成 AI が行い、最終判定は筆者の内の 1 名

が統一した基準に基づき再判定した。

### 3.3 検証結果

#### ・上級レビュアー以外でも上級レビュアーに近いレベルで欠陥を検出できるか

図 2 より、SAKAI 法を使用した場合、上級レビュアー以外の重大欠陥指摘件数は、手法なしの場合と比較していずれの仕様書でも 2 倍以上に増加した。また、2 仕様書を合わせた平均件数でも同様の傾向が確認できた。これは、生成 AI が導出した観点が欠陥検出の着眼点として機能したことを示している。

図 3 では、上級レビュアーとの比較を示す。SAKAI 法を用いても上級レビュアーの指摘件数には及ばないものの、手法なしと比べて明確に近づいていることが確認できる。

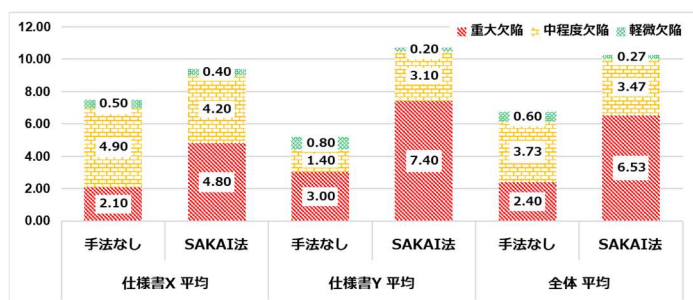


図 2 上級レビュアー以外の欠陥の平均件数

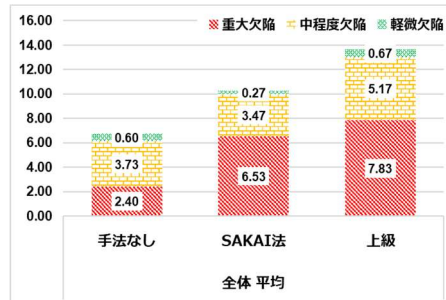


図 3 上級レビュアーとの比較

#### ・上級レビュアー以外でも重大欠陥の検出に有効なレビュー観点を導出できるか

[設問①] 導出したレビュー観点は分かりやすかったか については、15 人中 10 人が導出されたレビュー観点がわかりやすかったと回答した。理由として「観点が具体的で納得できるものだった」、「詳細なレビュー観点だった」等のレビュー観点のわかりやすさにつながる回答もあれば、一方で「レビュー観点が何を指すかわからない」、「レビュー観点の用語が難しく何度も AI に確認した」等のレビュー観点のわかりづらさに関する意見も得られた。

[設問②] SAKAI 法によって重大な欠陥を検出しやすくなったか については、ほぼ全員が検出しやすかったと回答した。理由として「自分では思いつかない観点でレビューを行えた」という意見が多く、唯一「どちらともいえない」と回答した被験者からは、「レビュー観点に対する指摘事項が思い浮かばない項目があった」という意見が得られた。

いずれのアンケートについても「あてはまらない」、「とてもあてはまらない」といった低評価の回答はなかった。

### 3.4 考察

本節では、SAKAI 法が 1.2 節で提示した課題である RQ1 および RQ2 を解決できているかを考察する。さらに、3.3 節の検証から得られた生成 AI ツールに関する知見についても述べる。

#### 3.4.1 RQ1 に関する考察

##### ・上級レビュアー以外でも上級レビュアーに近いレベルで欠陥を検出できるかについて

アンケート結果の「自分では思いつかない観点でレビューを行えた」から、導出されたレビュー観点が欠陥検出の補助として機能したと考えられる。特に、優先度を付与したことで、重大欠陥につながるレビュー観点を優先的に確認できた点が寄与したと考えられる。

一方、上級レビュアーの指摘件数を上回ることができなかった要因として、アンケート結果から以下の点が挙げられる。

- ・レビュー観点の抽象度が高く、指摘事項を連想しにくかった
- ・レビュー観点の意味を生成 AI に確認する必要があるため、レビュー対象物に割ける時間が減少した。

アンケート結果をもとに、観点の「わかりやすさ」と欠陥検出率の関係を分析した結果を図 4 に示す。観点が「わかりやすい」「とてもわかりやすい」と回答した被験者は、そう

でない被験者よりも重大欠陥の検出件数が多い傾向が確認された。このことから、観点の粒度や表現の明確さが欠陥検出に直接影響することが示唆される。

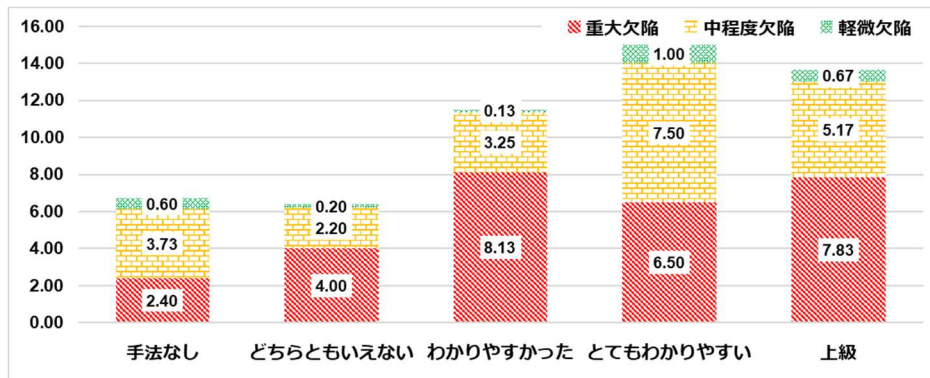


図 4 アンケート集計結果別の検出結果

今回はレビュー観点での不明点は生成 AI に確認するという形をとったが、レビュー観点の粒度をレビューアースキルに依存しない形で生成する、つまり抽象度の高い観点だけでなく具体的な例も確実に挙げてもらうように生成 AI に指示することでより上級レビューアースキルに近いレベルでの欠陥検出に近づけられると考えられる。

・上級レビューアースキル以外でも重大欠陥の検出に有効なレビュー観点を導出できるかについて

[設問①] 導出したレビュー観点はわかりやすかったか について、導出したレビュー観点のわかりやすさには、ばらつきがみられた。実際に表 6 に示すように、同一内容の観点でも粒度が異なる事例が確認され、これは生成 AI の出力の不安定さに起因したと考えられる。

表 6 レビュー観点の粒度の違い

使用 AI ツール	レビュー観点 粒度	レビュー観点
Copilot GPT-5.0	わかりやすい	到着時刻の自動計算ロジック (距離マスタ・速度想定・端数処理・遅延反映) が誤差なく定義・検証されているか
	わかりづらい	到着時刻自動計算の式/丸め/時区扱いの正確性
Gemini 3.0	わかりやすい	到着時刻・飛行時間の計算精度: 距離から飛行時間を自動計算する際、離着陸の準備時間 (オーバーヘッド) や風向き等を考慮しているか。単純な「距離÷速度」では到着時刻がずれる。
	わかりづらい	飛行時間の算出ロジック (天候や準備時間を考慮した余裕率) の妥当性

[設問②] SAKAI 法によって重大な欠陥を検出しやすくなったか については、上記でも述べたように、レビュー観点を参照するだけでも効果があり、優先度を付与したことにより、重大欠陥の検出効率が向上したと考えられる。

以上より、SAKAI 法はプロジェクトや対象物の特性を踏まえた「重大欠陥の検出に有効なレビュー観点」を導出し、その観点をを用いて欠陥を指摘できる可能性が示された。

3.4.2 RQ2 に関する考察

SAKAI 法の基盤となる既存の SAKE 法では、本検証と同規模の仕様書に対し、レビュー観点導出に 90 分を要する運用が前提となっている。実際に研究員が SAKE 法を用いて観点導出を行った結果、90 分で 20~30 件の観点が得られたが、レビュー対象ごとに同作業を人手で実施することは、レビュー対象数や工数制約を踏まえると現場での運用が難しい。

一方、SAKAI 法ではプロンプト入力のみを人が行い、観点導出そのものは生成 AI が実施するため、人手による作業時間をほとんど必要とせず、平均 38.5 件の観点を概ね 10 分以内で得ることができた。観点数が SAKE 法と同等以上であることに加え、3.3 節で示したとおり、生成された観点は上級レビューアースキルが検出する重大欠陥に対応し得る質を備えていた。

以上より、SAKAI 法は観点導出に要する人的負荷を大幅に削減しつつ、観点の質を確保できる可能性が示された、したがって、生成 AI を活用することで、レビュー観点導出を現

場で運用可能な水準まで効率化できると考える、

### 3.4.3 生成 AI ツールの出力に関する考察

自由記述欄はあるものの、ほぼ同一なプロンプトであっても、出力されるレビュー観点数や粒度に差異がみられた。レビュー観点数は最大 40 件の指定に対し、Copilot GPT-5.0 は平均 36.5 件、Gemini 3.0 は平均 39.9 件であった。

また、アンケート結果と照合すると、Gemini 3.0 での出力された観点の方が「わかりやすい」と評価される傾向があり、指摘件数も多かった(図 5, 図 6)。

以上の結果から、生成 AI をレビュー支援に用いる際には、プロンプトの最適化だけでなく、使用する AI モデルの特性そのものを検討対象とする必要性が示唆される。

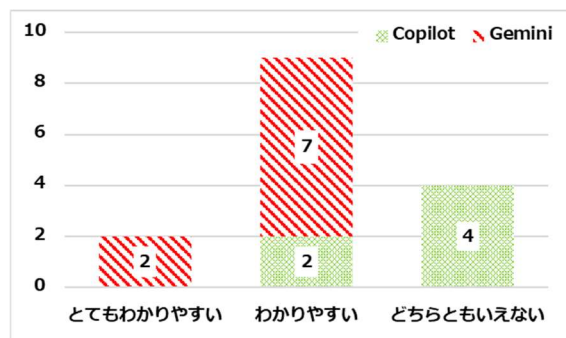


図 5 AI 別観点のわかりやすさ

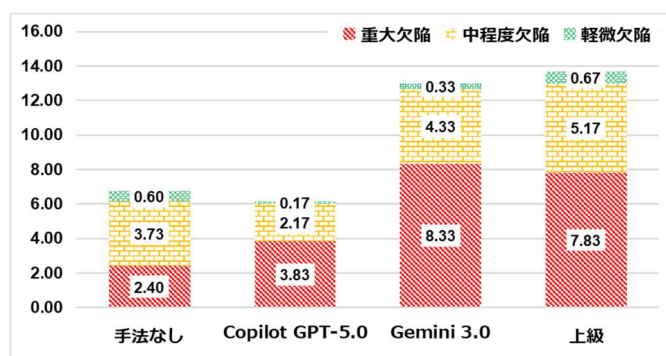


図 6 AI 別指摘件数

## 4. まとめ

### 4.1 結論

本研究では、上級レビュー以外でも重大欠陥を検出しやすくすることを目的として、生成 AI を活用し、重大欠陥の検出に有効なレビュー観点を効率よく導出する手法、SAKAI (Stakeholder Action Kanshigoto extraction supported by AI) 法を考案した。

筆者らの所属各社にて本手法を適用した実験を行い、上級レビュー以外の欠陥検出率が向上し、上級レビューには至らないものの、重大欠陥を効率的に検出できる可能性が示された。一方で、生成 AI による観点出力のばらつきなどの課題も明らかとなり、手法をさらに改善することでより有効な手法に発展できると考えられる。

### 4.2 今後の課題

本手法をより高度化し、実運用および継続的な活用へと発展させるためには、いくつかの課題が残されている。

- ・レビュー観点の粒度が不均一で、抽象度の高い箇所もあるため、どんな人でも重大欠陥の検出可能なように、具体的な例も確実に出力されるようなプロンプトの改善について検討が必要である。
- ・生成 AI の出力には一定のばらつきやハルシネーションが生じるため、本手法を生成 AI に全面的に依存する仕組みとして捉えるべきではなく、レビューアの判断やスキルをどのように補完するかが重要であり、同時にレビューア自身のスキル向上も不可欠である。

## 参考文献

- [1] 「つながる世界のソフトウェア品質ガイド」, IPA, 2015 JIS X 25010 : 2013 (ISO/IEC 25010 : 2011), JIS X 25012 : 2013 (ISO/IEC 25010 : 2011)
- [2] 「ステークホルダーのアクションに着目したレビュー観点導出手法 ~今日からあなたも上級レビューア! 『SAKE』の提案~」, SQiP 研究会 (2021 年度) 研究コース 2(観点 Hitchーム), 2022