ChatGPT

# 日本における特許SDI調査の現状と今後――生成AIによって変わる定期的特許監視の実務

**調査基準日：2026年10月6日**
**対象：日本における特許SDI（Selective Dissemination of Information／定期的特許情報監視）を中心に、生成AI・LLM・RAG・AI分類・自然言語検索・クレーム解析の影響を分析**

## エグゼクティブサマリー

日本の特許SDIは、伝統的には「事前に設定した検索式を定期実行し、新着公報を抽出して、知財部門・研究開発部門へ配信する」業務である。情報分野一般のSDIは「新たに追加・変更されたデータのうち、あらかじめ登録した条件に合致する情報を配布するサービス」と定義され、特許実務でも、指定検索条件に合致する特許情報を定期チェックして必要な文献を収集するものとして定着している。 1

ただし2026年時点で、特許SDIのボトルネックは「検索そのもの」から、**検索結果を人間が読む工程**へ移っている。漏れを避けるため検索式を広くすればノイズが増え、分類、要約、競合性判定、クレーム確認に人手が掛かる。一方、絞り込み過ぎれば重大な他社特許を見逃す。この「Recall（網羅性）とPrecision（適合率）のトレードオフ」がSDIの中心問題であり、AIは特に検索後のスクリーニングで大きな価値を持つ。Japio掲載のPatentNoiseFilterの研究も、利用者自身の分類結果を教師データとしてAIに学習させ、SDI母集団を自動分類するという考え方を既に示していた。 2

日本の基盤は、JPO/INPITのJ-PlatPatを公的な検索基盤とし、その上にJP-NET、PatentSQUARE、Patentfield、日立のShareresearch、パテント・インテグレーション等の民間サービスが存在する「官民二層構造」である。特許庁は2026年4月にも「特許情報提供サービスの現状と今後に関する調査」を公表しており、INPITの2026年7月時点の事業者一覧には、AIアシスタント「サマリア」、Patentfield、PatentSQUARE、SRPARTNERなどが掲載されている。 3

生成AIによる直近の変化は既に実務段階に入っている。日立は2026年9月、Shareresearchに生成AIによる「AI要約」「AI検索」を追加し、社内効果検証では**特許内容の確認時間を最大90%、精読対象文献数を最大80%削減**したと公表した。ただしこれはベンダー社内検証であり、第三者による共通ベンチマークではない。 4 PatentSQUAREでは、カネカの公開事例としてAI自動分類により技術者の特許調査負荷を年間1,800時間削減したとされる。こちらも製品ベンダーが公表する導入事例であるため、絶対性能としてではなく「大規模SDIでスクリーニング工数削減余地が大きいことを示す事例」と評価すべきである。 5

学術的にも、LLMは単なる要約器にとどまらない。Yoshikawa・Krestel（2025）は日本特許を含むデータセットで、詳細説明からLLMが作成した要約を分類入力に用いると、元の抄録を用いる場合に比べ、JPO-70kのサブクラス分類でmicro-F1が**3.0ポイント向上**したと報告した。すなわち、生成AIによる「要約」は読む時間を短くするだけでなく、後段の分類・検索品質を上げる中間表現として利用できる可能性がある。 6

本稿の結論は、今後のSDIが「検索式をAIに置き換える」のではなく、**①従来型Boolean・IPC/FI/Fターム・出願人検索、②意味検索・Embedding、③学習型分類、④RAGによる根拠付き要約・QA、⑤クレーム要素分析、⑥人間による法的・事業的判断を重ねる多段階システム**へ移行する、というものである。特許という高リスク情報領域では、LLM単独検索への全面移行よりも「高Recallの決定論的検索＋AIによる再ランキング・分類＋RAG＋Human-in-the-loop」が当面の最適解である。ACL 2025の特許分析サーベイも、LLM/NLPの有力用途として特許分類、検索等を広く整理している。 7

最大のリスクは生成AIの誤答そのものより、**「AIが高い確信度で重大特許を捨ててしまう偽陰性」**である。このためSDIのAI導入では、一般的なチャットボットの「回答品質」ではなく、重大案件に対するRecall、false-negative率、根拠提示率、処理時間、レビュー時間、モデル更新後の再現性をKPIにすべきである。経済産業省のAI事業者ガイドライン、JPOの2026年AI Visionも、人間中心・リスク管理を前提にAI利用を進める方向を示している。[8]

なお、**SDI単独についての日本企業全体の導入率、平均年間予算、平均Recall、生成AI導入率を横断的に測定したJPO公式統計は、今回確認できた公開資料では特定できなかった。したがってこれらは「未指定」とする。** JPOは毎年「知的財産活動調査」を実施しているが、公開ページ上でSDI固有の全国KPIが独立項目として示されているわけではない。[9]

## 特許SDIの定義・目的・KPI

SDIはSelective Dissemination of Informationの略で、日本語では「選択的情報提供」「定期情報提供」「定点監視」「ウォッチング」などと呼ばれる。一般的には登録済みの利用者ニーズや検索条件に基づいて、新規・更新情報を継続的に選別・配信する仕組みである。特許分野では、検索式をあらかじめ定め、新しく公開・登録された文献等を定期的に抽出する業務を意味する。[1] 調査会社の公開サービスでも「特定技術・分野・競合企業について国内外の特許情報を定期的に提供する調査」「障害特許等の定期的確認」と説明されている。[10]

SDIの目的は単一ではない。代表的には、競合企業の研究開発・出願動向把握、自社技術領域の技術動向監視、新規参入者の検出、自社事業に影響する他社権利候補の早期発見、審査・登録・権利消滅等の経過監視である。INPIT掲載の調査事業者も、設定検索式による定期監視と、研究開発状況の変化に応じた検索式修正をSDIサービスとして説明している。[11]

重要なのは、**SDIはFTO（Freedom to Operate、侵害予防調査）そのものではない**ことである。SDIは継続的な早期警戒装置として極めて有効だが、侵害リスク評価ではクレーム、権利状態、ファミリー、対象国、製品構成、均等論を含む専門的検討が別途必要になる。INPIT掲載事業者の説明でも、抵触リスク調査では関連文献と権利関係の精査を独立した作業として扱っている。[11]

特許SDIに一律の公的KPI標準は確認できなかったため、以下は本調査で推奨する**実務KPI体系**である。

| KPI | 定義・測定方法 | SDIで重要な理由 | 生成AI導入時の見方 |
|---|---|---|---|
| Recall／再現率 | 正解重要文献のうちシステムが拾えた割合 | 見逃し防止の最重要指標 | AI前後で重大案件Recallを絶対に悪化させない |
| Precision／適合率 | 抽出文献のうち実際に関連した割合 | ノイズと読解工数を左右 | AI分類・再ランキングで改善を狙う |
| Critical false-negative rate | 「重大」と専門家が判定した文献の見逃し率 | 通常の平均精度以上に法務リスクへ直結 | 最重要ゲート指標 |
| Alert latency | 公開・データ収録から社内通知までの時間 | 競合監視・設計変更の早期性 | LLM速度よりデータベース収録遅延も測る |
| Review workload | 1回当たり精読件数、レビュー時間、人時 | SDIの主要変動費 | AI導入効果を金額換算しやすい |

| KPI | 定義・測定方法 | SDIで重要な理由 | 生成AI導入時の見方 |
|---|---|---|---|
| Action yield | 配信文献のうち設計変更、出願、情報提供等のアクションにつながった比率 | 「読まれないSDI」防止 | 要約だけでなく意思決定支援を評価 |
| Evidence traceability | AI判定に公報番号・claim・段落等の根拠が付く比率 | ハルシネーション防止・監査可能性 | RAG導入では必須 |
| Human override rate | AI判定を専門家が覆した率 | 分類品質とモデルdriftを把握 | 分野別・担当者別に追跡 |
| Data freshness / coverage | 国・公開種別・法的状態別の収録率と遅延 | AI以前に母集団品質を決定 | ベンダー比較で必須 |

特に「データ鮮度」はAI性能と分けて測るべきである。JPDSは2026年のJP-NET更新で、中国特許SDIについてデータソースの見直しにより配信タイムラグを約2か月短縮したと公表している。また海外出願人名の名寄せ機能も改善している。どれほど優秀なLLMを使っても、入力データが遅延・欠落・名寄せ不良であればSDI品質は上がらないことを示す好例である。 12

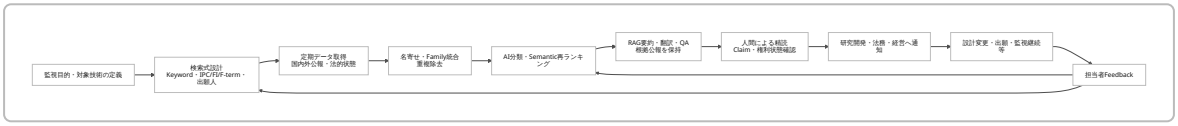
## 日本の現状——実務フロー、ツール、コスト、課題

日本の特許情報提供は、JPO/INPITによるJ-PlatPat等の公的基盤と、そのデータや独自データを加工する民間サービスが併存する。JPOは2026年4月時点でも「特許情報提供サービスの現状と今後に関する調査」を継続しており、公報・出願書類・原簿、J-PlatPat、民間特許情報サービスを日本の情報流通基盤として位置付けている。 13 JPOは特許情報取得APIの試行も行っており、機械的な特許情報取得・業務システム連携の基盤整備も進んでいる。 14

J-PlatPatには検索に加え、経過情報をウォッチするRSS機能が用意されている。ただし、これは商用DBが提供する「任意の複雑な検索式を定期実行し、新着結果を自動分類・配信する企業向けSDI」と同一機能ではない。したがって実務では、公的基盤で確認しつつ、大量検索・海外DB・ワークフロー・AI分類・社内共有が必要な企業ほど商用サービスを併用する構造になりやすい。 15

2026年7月のINPIT事業者一覧には、パテント・インテグレーションの「特許業務支援AIアシスタント サマリア」、Patentfield、PatentSQUARE、日立システムズのSRPARTNERなどが掲載されている。すなわち「AI特許ツール」は実験的周辺サービスではなく、日本の公式な特許情報サービス市場の一カテゴリになっている。 16

企業・特許事務所・調査会社の公開資料を横断すると、典型的なSDI業務は次のように整理できる。これは全国統計ではなく、公開されている複数実務例を合成した**標準モデル**である。 17




従来型SDIではB→C→Gの人手負担が大きかった。次世代SDIではE・Fを挿入し、担当者フィードバックを検索式だけでなくAI分類器にも戻す。Japio掲載のPatentNoiseFilterはまさに「ユーザーが分類した教師データを学習し、SDI母集団を予測分類する」という構造を採る。 2

特許事務所・専門調査会社側の公開例を見ると、検索式を設定した定点監視に加え、研究開発状況が変化した際の検索式修正まで支援するモデルが確認できる。 11 また、IR&D国際特許事務所の弁理士によるJapio

論文では、AI自動分類を実際にSDI調査へ応用する方法が検討されている。[2] 一方、大手法律・特許事務所各社の個別SDI案件について、件数、Recall、レビュー工数、契約単価まで横断比較できる公開データは乏しく、**主要事務所ごとの平均コスト・処理性能は未指定**である。

コストは「データベース料金」だけでは捉えられない。実務上は、①DB/APIライセンス、②初期検索式・分類体系設計、③定期レビュー人件費、④外部調査会社・弁理士費用、⑤AI推論・Embedding・ベクトルDB等のIT費用、⑥モデル評価・セキュリティ・ガバナンス費、⑦見逃し時の事業リスク、から構成される。

| コスト要素 | 従来SDI | AI／生成AI導入後 | 公開価格・例 |
|---|---|---|---|
| 基礎DB | 固定費中心 | 原則残る | 商用DBは契約形態が多様。J-PlatPatが公的基盤。[18] |
| 外部SDI調査 | テーマ・頻度に応じる | AI付きサービスへ移行可能 | ネットスはSDI調査を「10,000円〜」と公開。ただし案件条件依存。[10] |
| 分類・精読人件費 | 件数に比例し増大 | 最も削減余地が大きい | カネカ事例：AI分類により年間1,800時間削減と公表。[5] |
| 分析・可視化 | 専門担当者工数 | 半自動化 | Patentfield PFレポートオプションは1ID 15,000円/月、5ID 52,500円/月。例として基本5ID 30,000円/月＋オプション1ID＝45,000円/月。[19] |
| 生成AI | なし | 利用量・ID・契約で追加 | Tokkyo.Aiは特定のDeep Research/AIエージェント機能を月額2万円（税別）と公表。ただしプラットフォーム全体費用ではない。[20] |
| セキュリティ・評価 | 比較的小 | AI導入時に増える | ログ、モデル評価、機密区分、監査等が新規コスト。AIガバナンス上必要。[21] |

したがって生成AI導入の経済性は、「AI利用料が安いか」ではなく、**削減できるレビュー人時 − AI・ガバナンス追加費用**で評価すべきである。例えば年間1,800時間の削減が本当に自社でも再現できれば経済効果は大きいが、分類対象・教師データ品質・技術領域・従来業務によって効果は変動するため、他社事例をそのままROIへ代入すべきではない。カネカの数字はベンダー公開導入事例で、独立した第三者検証ではない点にも注意が必要である。[5]

日本の現状の主要課題を整理すると、次のようになる。

| 課題 | 原因 | 生成AIで改善可能か | 残存リスク |
|---|---|---|---|
| ノイズ過多 | 漏れ防止の広い検索式 | **大**。分類・rerank・要約が有効 | AIが重要文献を捨てる偽陰性 |
| 用語揺れ | 出願人独自表現、技術用語の変化 | **大**。意味検索が有効 | 新概念・希少技術でembeddingが弱い可能性 |
| 多言語 | CN/US/EP等を横断 | **大**。機械翻訳＋LLM要約 | claimニュアンス誤訳 |
| 名寄せ | 子会社、旧社名、表記揺れ | **中** | AIだけでなく正規化DBが重要。JP-NETも改善を継続。[12] |

| 課題 | 原因 | 生成AIで改善可能か | 残存リスク |
|---|---|---|---|
| データ遅延 | 国別データ取得差 | **小** | LLMでは解決できない。データ供給側の問題 |
| クレーム理解 | 長文・従属関係・法的概念 | **中〜大** | 最終法的判断は人間が必要 |
| SDI形骸化 | 配信量が多く読まれない | **大**。要約・priority付け | AI要約だけ読んで原文を見ないリスク |
| 機密 | 未公開発明や社内判断を入力 | **技術的対策は可能** | 契約、保存、学習利用、アクセス制御が必要 |

## 生成AIが変えるSDI——工程別インパクトとツール・性能比較

生成AIの本質的な効果は、特許検索を「キーワード入力→文献リスト」の一方向処理から、**「質問→検索→証拠抽出→比較→仮説→再検索」という反復型ワークフロー**へ変えることにある。ACLの2025年サーベイでは、NLP・LLMの特許ライフサイクルへの応用として、分類、検索等が体系的に整理されている。 [7]

SDI工程ごとの変化は以下の通りである。

| 工程 | 従来 | 生成AI・AI適用 | SDIへの効果 | 推奨する人間関与 |
|---|---|---|---|---|
| 監視テーマ定義 | 担当者が用語列挙 | LLMが概念・同義語・上位下位語候補を生成 | 検索式設計を高速化 | 知財担当が採否確認 |
| 検索 | Boolean、IPC/FI/Fターム | Semantic/embedding＋自然言語検索 | 用語不一致を補完 | 従来検索を並列維持 |
| 一次選別 | 全文/抄録を人手確認 | relevance classification / rerank | 最大の工数削減余地 | 高リスク閾値は保守的設定 |
| 要約 | 人が抄録・claimを読む | claim・課題・手段・効果別の構造化要約 | 読解時間を短縮 | 原文リンク必須 |
| 翻訳 | MT後に人手修正 | 文脈付きLLM翻訳 | 海外SDIを高速化 | claimは原語確認 |
| QA | 検索担当者に問い合わせ | RAGで「どこに何が書いてあるか」回答 | R&Dのセルフサービス化 | 回答にparagraph/claim根拠 |
| クレーム解析 | Claim chartを人手作成 | 要素分解、文献との対応候補生成 | FTO候補レビュー短縮 | 最終マッピングは専門家 |
| 分類 | IPC等＋社内カテゴリを人手付与 | supervised AI / LLM labeling | 技術分類を自動化 | 定期サンプル監査 |
| 配信 | メール一覧 | 役割別AI要約・risk priority | 読まれるSDIへ | 原文を辿れるUI |
| フィードバック | 検索式を都度修正 | reviewer feedbackをclassifier/rankerに反映 | 組織固有AIへ進化 | 学習データ品質を管理 |

特にRAG（Retrieval-Augmented Generation）はSDIとの親和性が高い。LLMの「内部知識」だけで回答するのではなく、検索で取得した公報を根拠として回答を生成させれば、公報番号・claim・段落へ遡れる。ただしRAGは「検索されなかった文献を生成AIが救ってくれる」仕組みではないため、**Retrieval Recallが低ければRAGも低Recallになる**。この意味でも、従来のBoolean/分類検索を完全廃止してLLMチャットだけへ移行する設計は避けるべきである。特許検索・分類がLLM時代にも独立した研究課題であり続けていることは近年のサーベイでも確認できる。 [7]

LLMによる要約は単なる「短文化」以上の価値を持ち得る。Yoshikawa・Krestelは英語USPTO-70kと新たに構築した日本語JPO-70kを用いて、GPT-3.5-turboで特許各部の要約を作成し分類モデルに入力したところ、詳細説明の要約を用いた場合、元の抄録よりサブクラス分類micro-F1がUSPTOで2.9ポイント、JPOで3.0ポイント改善したと報告した。 [6] これはSDIでは「生成要約→自動分類→レビュー優先順位」という二段階処理が有効であり得ることを示唆する。

一方、claimは一般文章以上に慎重な評価が必要である。2025年のPatentScore研究は、LLM生成クレーム評価に構造・意味・法的側面を取り入れ、専門家評価との相関 **r=0.819** を報告した。これはLLMによるclaim処理が定量評価可能になりつつある一方、通常のROUGE等だけでは高リスク法文書を十分評価できないことも示している。 [22] SDIのclaim analysisでも同様に、単なる文章類似度ではなく「構成要件ごとの対応」を評価する必要がある。

主要ツールを比較すると、2026年時点では以下のようになる。**注意すべきは、各社が同一データセット・同一基準で性能を測った第三者ベンチマークが存在しないことである。したがって、下表の削減率や時間は横並びのランキングには使用できない。**

| ツール／ベンダー | 主なAI/生成AI機能 | SDIとの適合 | 公開されている性能・導入効果 | 公開コスト | エビデンス強度 |
|---|---|---|---|---|---|
| **日立 Shareresearch** | AI要約、自然言語AI検索、検索・分析・共有 | **非常に高い**。企業SDIの前処理・配信向け | 2026年社内検証で確認時間最大90%削減、精読対象最大80%削減。 [4] | 公開ページでは見積中心 | 中：ベンダー内部検証 |
| **PatentSQUARE** | AI自動分類、SDI、企業内共有 | **非常に高い**。分類済みSDIに強い | カネカ事例で年間1,800時間削減。旭化成事例もAI分類を採用。 [5] | 数値はプランにより未指定 | 中：顧客導入事例 |
| **Patentfield / AIR** | AI意味検索、分類、AI要約、生成AI分析、関連特許・claim要素探索 | **高い**。SDIから分析への連続性 | 公開共通ベンチマークは未指定。SDI結果の可視化用途も提供。 [23] | PFレポートoption 1ID 15,000円/月等。AIR全体価格は別途確認要 | 機能は一次情報、性能比較は未指定 |

| ツール／ベンダー | 主なAI/生成AI機能 | SDIとの適合 | 公開されている性能・導入効果 | 公開コスト | エビデンス強度 |
|---|---|---|---|---|---|
| **Tokkyo.Ai / Private AI Patent** | 自然言語検索、類似特許、生成、Deep Research、プライベート環境 | **中〜高**。調査・R&Dセルフサービス向け | 匿名医療機器事例で調査「3週間以上→数時間」、出願まで約40%短縮と公表。ただしSDI単体ではない。[24] | 一部AIエージェント月額2万円（税別）。[20] | 低〜中：匿名ベンダー事例 |
| **Clarivate Derwent Patent Monitor** | AI patent review、GenAI、FTO・競合監視、Trusted AI | **高い**。グローバル監視向け | 共通公開benchmark・顧客削減率は未指定 | 原則問い合わせ | 機能一次情報、定量比較未指定。[25] |
| **Patsnap Eureka** | 特許・論文RAG型QA、prior art、FTO支援、生成AI分析 | **中〜高**。探索・調査拡張向け | 共通SDI benchmarkは未指定 | 契約依存 | 機能一次情報。[26] |
| **J-PlatPat** | AI生成機能を主目的としない公的検索基盤 | **基礎層として必須** | 公的な一次情報へのアクセス、経過監視等 | 公的サービス | 最も重要な原データ確認先。[27] |

ここで注目すべき国内事例が日立である。2026年9月のShareresearchの生成AIアップデートは、日本市場で「AI検索」と「AI要約」が商用特許情報サービスの標準機能になり始めたことを示す。製品説明では、アイデアや技術テーマをチャット入力して検索し、公報をAIが整理する構造になっている。[28]

他方、PatentSQUAREの1,800時間削減は、**生成AI以前の機械学習分類も依然重要**であることを示す。SDIではLLMを何にでも使うより、「大量文献のYes/No/カテゴリ分類」は安定したclassifier、「説明・QA」はLLM、と役割を分ける方がコストと再現性の点で合理的な場合が多い。PatentNoiseFilterも教師データからの分類モデルという同じ発想をとる。[29]

生成AIの次の段階は「AI Agent」である。Clarivateは2026年にIP領域のagentic AIについて、複数ステップの知財ワークフローをAIが組み立てる方向を論じている。[30] これがSDIへ適用されると、将来的には「新着特許を検出→ファミリー確認→claim抽出→自社技術との比較→競合ポートフォリオ更新→担当研究者へ質問→必要なら追加検索」といった処理をエージェントが自動実行し、人間には高リスク案件だけが届く形になると予想される。これは現時点では予測であり、完全自律型SDIの法的信頼性が確立したという意味ではない。

## 法規制・倫理・データ品質

生成AIをSDIへ導入する際の法務問題は、「AIを使ってよいか」という一問ではなく、**入力データ、モデル事業者への送信、学習利用、生成物、社内意思決定、外部提供**を分けて評価する必要がある。文化庁は「AIと

著作権」に関する公式資料を継続公開し、「AIと著作権に関する考え方」を整理しているため、著作物をAIに入力・分析・生成利用する際には、その具体的利用態様に応じた評価が必要である。[31]

**著作権・データ利用条件。** 特許公報が公に閲覧可能であることと、商用データベースの全データを自由に再利用できることは別問題である。商用サービスには独自抄録、翻訳、標準化出願人名、分類、評価スコア等の付加データがあり、契約・利用規約を確認する必要がある。JPO自身も公報・J-PlatPatと民間サービスを区別して特許情報提供体系を整理している。[18] 政府のパブリックデータ利用ルールにおいても、第三者権利や外部API等の利用条件は別途確認すべきものとされており、「公開されている＝無制限にAI学習・再配布できる」という理解は避けるべきである。[32]

**営業秘密・未公開発明。** SDIの入力が公開特許だけなら機密性は比較的低いが、「自社製品仕様とこのclaimを比較して」「この未出願発明と競合特許を比較して」といった利用では、入力側に企業秘密が入る。経済産業省は営業秘密管理に関するガイドライン・資料を公開しており、生成AI利用でも社内の秘密管理ルールとの整合が不可欠である。[33] そのため、未公開発明、開発ロードマップ、製品BOM、claim chart等は、一般消費者向けAIへ無条件に送るのではなく、学習不使用条件、保存期間、データ所在地、アクセス制御、ログ、削除条件を契約で確認するべきである。Tokkyo.Aiが企業専用のプライベート環境を前面に出していること自体、知財実務でこの点が主要要件であることを示している。[34]

**個人情報。** 公開公報には発明者等の情報が含まれる一方、社内SDIでは担当者評価、研究者コメント、人事情報等が追加される可能性がある。個人情報保護委員会は生成AI利用に際する個人情報入力について注意喚起を行っているため、公開公報データと社内個人データを同じデータレイクへ無制限に投入する設計は避けるべきである。[35]

**バイアス。** 生成AIの結果は、参照可能なデータ範囲とデータ品質に依存する。国によって全文入手時期、英訳品質、legal-statusデータ、出願人名正規化の状態が異なる。実際、JPDSが中国SDIのデータソース変更で約2か月の配信遅延を短縮していることからも、国別データ差は現実の運用品質に直結する。[12] AIモデルの「賢さ」とデータの「完全性」を同じ指標で評価してはならない。

**説明可能性。** 特許SDIで必要なのは、LLMが「関連すると思います」と説明することではなく、**「JP/US/EPのどの公報の、どのclaimまたは段落が、どの社内技術要素と対応するのか」まで追跡できること**である。ClarivateもAI特許レビューにおいて透明性・説明可能性を「Trusted AI」の文脈で強調している。[36] claimのような高リスク文書では通常の自然言語評価指標だけでは不十分というPatentScoreの研究結果も、この設計方針を支持する。[22]

**ハルシネーションと自動化バイアス。** 最も危険なのは、存在しない特許番号を答えることだけではなく、実在する公報を誤って「無関係」と評価し、人間が読まなくなることだ。したがって高リスクSDIでは、LLMを最終ゲートに置かず、重大案件については人間による原文確認を残すべきである。日本銀行の2026年生成AI調査も、別業界ではあるが、情報漏えいと「出力・挙動の不確実性」を生成AI固有リスクとして挙げ、リスクベース管理を求めている。[37]

制度面では、経済産業省の「AI事業者ガイドライン」が2026年にv1.2へ更新されており、JPO自身も2026年7月に「AI Vision」を公表して、人間中心の考え方の下でリスク管理を行いつつAI活用を進める方向を明確にした。[8] 特許SDIの社内ガバナンスも、この「利用禁止」か「全面自動化」かの二択ではなく、リスクに応じて人間の介在度を変える設計が妥当である。

## 導入手順とベストプラクティス

生成AI-SDIは、いきなり本番検索式をAIへ渡すのではなく、**過去案件を用いたオフラインPoC→シャドー運用→限定本番→継続監視**の順に導入すべきである。AIによる分類や要約の有効性については国内企業の工数削減

事例が出ている一方、各ベンダー横断の共通性能試験は未指定であるため、自社データで評価することが不可欠である。[38]

| 導入段階 | 実施事項 | 評価指標 | Go/No-Goの考え方 |
|---|---|---|---|
| **業務定義** | 技術監視、競合監視、障害特許監視等の目的を分離 | 現行件数、人時、重要案件数 | 目的を混在させない |
| **Baseline構築** | 過去6〜12か月程度のSDIを専門家が再評価 | Recall、Precision、レビュー時間 | 現状性能を固定する |
| **Gold set作成** | 「必ず拾うべき重大文献」を専門家複数名で選定 | reviewer間一致率 | AI評価の正解集合を作る |
| **Retrieval PoC** | Boolean/IPCとsemantic retrievalを並行運用 | Recall@K、重大文献miss | AI検索だけに切替えない |
| **分類PoC** | relevance/技術カテゴリ/risk候補をAI分類 | Precision、Recall、false-negative | 重大案件Recallを最優先 |
| **RAG PoC** | 要約・QAに公報根拠を付与 | 根拠一致率、幻覚率 | 無根拠回答を本番配信しない |
| **Shadow運用** | AIを人間判断に影響させず並列稼働 | 差分、override、処理時間 | モデル偏りを把握 |
| **限定本番** | 低〜中リスク分類から自動化 | 人時、cost/document、miss | claim/legal判断は人間保持 |
| **継続運用** | モデル・検索式・データ更新を監視 | drift、月次Recall、障害 | モデル更新時に再認証 |

PoCで最も重要なのは「平均精度90%」のような単一指標を避けることである。例えば1,000件中900件を正しく分類して90% accuracyでも、誤った100件の中に事業を止め得る競合特許が1件含まれていればSDIとして失敗になり得る。そのため、重大案件をGold setとして別管理し、**重大文献Recall／critical false-negativeを第一ゲート**にする。

第二に、検索・分類・生成を分離してテストするべきである。検索漏れをLLM要約の失敗と混同すると改善箇所が分からない。推奨構成は次の通りである。

**検索層**ではBoolean、IPC/CPC/FI/Fターム、出願人、引用関係など再現性のある条件を残し、semantic retrievalは補完チャネルとして使う。**ランキング層**ではEmbeddingや学習分類器で優先順位を付ける。**生成層**ではRAGによる要約、翻訳、QAを行う。そして**判断層**では重要claim・権利状態・事業インパクトを人間が確認する。この多層化により、「LLMのバージョンが変わったら検索結果全体が説明不能に変わる」リスクを小さくできる。

第三に、社内フィードバックを資産化するべきである。PatentNoiseFilterやPatentSQUAREの方向性が示すように、一般モデルより、自社担当者が過去に「重要／不要」「A技術／B技術」と判定した教師データの方がSDIには高価値である。[39] 生成AI導入プロジェクトでは、プロンプトだけを知的財産と考えず、**過去判定ラベル、検索式変更履歴、false-negative事例、claim対応表**を組織データとして管理することが重要になる。

第四に、機密区分を技術的に実装する必要がある。少なくとも「公開公報のみ」「社内公開技術」「秘密情報」「未出願発明」を分け、後二者を外部モデルに送る場合は契約・セキュリティ審査を必須とする。営業秘密管理、個人情報、AIガバナンスの観点からもこの分離が重要である。[40]

推奨する運用責任分担は、知財部門が検索戦略・法的意味・Gold setを所有し、R&Dが技術関連性ラベルを提供し、IT/AIチームがモデル・RAG・ログ・監視を管理し、法務/情報セキュリティがデータ利用条件を承認する形である。LLMの運用をIT部門だけに任せると「技術的に高性能だが、特許実務上の偽陰性が許容できない」システムになりやすい。JPOのAI VisionやMETIガイドラインが掲げる人間中心・リスク管理の考え方とも整合する。[41]

本番環境では最低限、①利用モデル・version、②入力検索条件、③取得文献集合、④AI分類スコア、⑤生成要約、⑥引用したclaim/paragraph、⑦人間の最終判定、⑧判定変更履歴、をログとして保持することを推奨する。これにより、「3か月前にこの特許をなぜ不要と判定したのか」を再現できる。

費用対効果評価には次の式が実務的である。

> **年間便益 ≒（従来レビュー時間 − AI導入後レビュー時間）× 社内人時単価 ＋ 意思決定短縮価値 − AI/DB追加費 − ガバナンス運用費**

ここに「見逃し回避価値」を機械的に金額化するのは難しいため、ROIとは別にcritical false-negativeを安全性KPIとして管理するのが望ましい。日立の最大90%確認時間削減、PatentSQUAREの年間1,800時間削減はPoC目標値の参考にはなるが、自社の事業性計算には自社測定値を使うべきである。[42]

## 今後の展望と推奨アクション

今後の変化は、「AIが検索担当者を代替する」というより、**SDIの粒度が「文献配信」から「根拠付き意思決定情報の継続提供」へ変わる**と捉えるのが適切である。2026年に日立が生成AI要約・自然言語検索を実装し、ClarivateがagenticAIをIP業務の次の段階として論じていることから、この方向は既に始まっている。[43]

| 時間軸 | 予想される変化 | 日本企業への推奨アクション |
|---|---|---|
| **短期：約1年** | AI要約、自然言語検索、分類、翻訳が商用DBの標準機能化。既存SDIへのAI前処理追加が主流 | 現行SDIのGold setを作る。レビュー工数を測る。AIをshadow運用し、重大false-negativeを測定 |
| **中期：約3年** | Boolean＋semantic＋classifier＋RAGのhybrid SDIが主流。claim element抽出やagent workflowが普及 | 社内ラベル・判定履歴をデータ資産化。検索から配信までAPI連携。モデル変更時の再評価制度を整備 |
| **長期：約5年** | SDIが「Continuous Patent Intelligence」に発展。AI agentが競合ポートフォリオ、legal status、自社製品との関係を継続更新 | 人間を「検索実行者」から「監視戦略・法的判断・事業判断の責任者」へ移行。AI audit trailを知財管理基盤へ統合 |

**短期では「要約自動化」より先に「計測可能化」を行うべきである。** 多くの組織では現在のSDIについてさえ、月何件を読み、何時間掛かり、何件が事業アクションにつながり、何件を後から見逃しと判定したかを体系的に記録していない。この状態では、AI導入後に「便利になった」という主観以外の評価ができない。日立やPatentSQUAREが工数削減を前面に出していることからも、レビュー工数は最初に計測すべきベースラインである。[42]

**中期では自社固有データが競争力になる。** 汎用LLMは競合にも利用できるが、「当社ではこのclaimならどの事業部が読むべきか」「この技術ならどの研究者が重要と判断するか」という過去判定データは企業固有である。SDIのAI化が進むほど、モデルそのものよりも、検索式、レビュー履歴、社内taxonomy、false-negative履歴の蓄積価値が高くなる。ユーザー分類データをAI分類に利用するPatentNoiseFilterやPatentSQUAREの考え方は、この方向の先行例である。 [39]

**長期では「SDI」という名称自体が実務を十分表さなくなる可能性が高い。** 現在のSDIは「新着文献を選択配信する」仕組みだが、Agentic AI時代には、新着特許を検知したAIが既存ファミリー、競合出願傾向、自社ポートフォリオ、過去のレビュー、技術ロードマップを横断して「何が変わったか」「誰が見るべきか」「追加調査が必要か」まで継続的に判断する。その結果、Selective Dissemination of Informationから、**Continuous Patent Intelligence / Continuous IP Risk Monitoring**へ実質的に変容すると予測する。Clarivateが2026年にagentic AIとIPワークフローを論じていることは、この方向性を支持する初期的シグナルである。 [30]

それでも、少なくとも今後5年程度、完全無人化が最適解になるとは考えにくい。特許claimは法的・技術的文書であり、近年の研究でもLLM生成claimの評価には専門家評価との相関を測る専用フレームワークが必要とされている。 [22] JPO自身もAI Visionで人間中心とリスク管理を掲げている。 [44] **人をなくすのではなく、「人間が読むべき5〜20%をAIが高Recallで選び、判断の根拠まで揃える」ことが、現実的な次世代SDIの姿である。**

企業への推奨優先順位は、第一に**既存SDIのRecall・工数を計測すること**、第二に**AI分類・要約を既存検索の後段へ追加すること**、第三に**重大特許Gold setによるfalse-negative管理を導入すること**、第四に**未公開発明を扱えるプライベートAI/RAG環境を整えること**、第五に**レビュー結果を教師データとして蓄積すること**である。ツール選定をこれらより先に行うと、「AI機能は豊富だが、自社のSDI品質が改善したか分からない」という状態に陥りやすい。

最終的には、検索件数削減を目的にするのではなく、

> **「重要特許をより早く、より少ない人時で、より説明可能な形で発見し、事業アクションまで結びつける」**

ことをSDI変革の目的とすべきである。生成AIはこの目的に対して強力な技術だが、検索母集団の品質、データ鮮度、機密管理、専門家レビューを代替するものではない。日本市場の2026年の動きを見る限り、競争優位は「LLMを導入しているか」から、**LLMを既存の特許データ・検索・分類・人間判断とどこまで堅牢に統合できているか**へ移りつつある。 [45]

## 参考文献

以下は本調査で特に重要と判断した一次資料・準一次資料である。日本語・公的資料を優先した。

| 種別 | 資料 | URL・出典 |
|---|---|---|
| **JPO・一次** | 特許庁「特許情報提供サービスに関する調査報告書について」／令和7年度「特許情報提供サービスの現状と今後に関する調査」 | https://www.jpo.go.jp/resources/report/sonota/service/index.html [18] |

| 種別 | 資料 | URL・出典 |
|---|---|---|
| **JPO/INPIT・一次** | J-PlatPat | https://www.j-platpat.inpit.go.jp/ [46] |
| **INPIT・一次** | 特許情報提供サービス事業者一覧（2026年7月更新） | https://www.inpit.go.jp/info/dbinfo/list_index.html [16] |
| **JPO・一次** | 特許情報取得API | https://ip-data.jpo.go.jp/ [14] |
| **JPO・一次** | 特許庁「AI Vision」 | https://www.jpo.go.jp/system/laws/sesaku/ai_action_plan/ai_vision/ [47] |
| **JPO・一次** | 特許庁におけるAI活用／AIアクションプラン | https://www.jpo.go.jp/system/laws/sesaku/ai_action_plan/index.html [48] |
| **経産省・一次** | AI事業者ガイドライン v1.2（2026） | https://www.meti.go.jp/shingikai/mono_info_service/ai_shakai_jisso/2026033 |
| **文化庁・一次** | AIと著作権 | https://www.bunka.go.jp/seisaku/chosakuken/aiandcopyright.html [31] |
| **経産省・一次** | 営業秘密・秘密情報管理 | https://www.meti.go.jp/policy/economy/chizai/chiteki/trade-secret.html [33] |
| **個人情報保護委員会・一次** | 生成AIサービス利用に関する注意喚起 | https://www.ppc.go.jp/news/careful_information/230602_AI_utilize_alert/ [49] |
| **Japio・業界研究** | 谷川英和「AIを用いた特許自動分類ツール（PatentNoiseFilter）のSDI調査への応用」 | https://japio.or.jp/00yearbook/files/2021book/21_3_04.pdf [2] |
| **日立・一次** | Shareresearch | https://www.hitachi.co.jp/Prod/comp/app/tokkyo/sr/index.html [50] |
| **日立・一次** | 2026年9月「Shareresearch」にAI要約・AI検索を追加 | https://www.hitachi.co.jp/Div/jkk/press/news/260914.html [4] |
| **Panasonic・一次** | PatentSQUARE AI自動分類／導入事例 | https://www.panasonic.com/jp/business/its/patentsquare/lp/sdi.html [5] |
| **Patentfield・一次** | Patentfield | https://product.patentfield.com/ [51] |
| **Patentfield・一次** | Patentfield AIR | https://product.patentfield.com/air [52] |
| **Patentfield・一次** | PFレポートオプション・価格・SDI可視化 | https://support.patentfield.com/portal/ja/kb/articles/pf%E3%83%AC%E3%83%9D%E3%83%BC%E3%83%88%E3%82%AA%E3%83% [19] |
| **Tokkyo.Ai・一次** | プライベートAI特許 | https://www.tokkyo.ai/pvt/ [34] |

| 種別 | 資料 | URL・出典 |
|---|---|---|
| **JPDS・一次** | JP-NET 2026年アップデート／海外出願人名寄せ・中国SDI配信改善 | https://www.jpds.co.jp/topics/jpnet_ncs_vup_202606.html [12] |
| **Clarivate・一次** | Derwent Patent Monitor | https://clarivate.com/intellectual-property/derwent/patent-monitor/ [53] |
| **学術論文** | Shomee et al., “A Survey on Patent Analysis: From NLP to Multimodal AI,” ACL 2025 | https://aclanthology.org/2025.acl-long.419/ [7] |
| **学術論文／WIPO記録** | Yoshikawa & Krestel, “Do large language models understand patents? Enhancing patent classification through AI-generated summaries,” World Patent Information, 2025 | https://tind.wipo.int/record/58814 [6] |
| **学術論文** | Yoo et al., “PatentScore: Multi-dimensional Evaluation of LLM-Generated Patent Claims,” EMNLP 2025 | https://aclanthology.org/2025.emnlp-main.1564/ [22] |
| **調査サービス・価格例** | ネットス「特許・実用新案調査」—SDI調査 10,000円〜 | https://www.sungroup-nets.jp/investigation/patent [10] |

**公開情報上の未指定事項。** 日本全体の「特許SDI導入企業比率」「企業当たり平均年間SDI費用」「生成AI-SDI導入率」「主要商用ツールを同一母集団で比較したRecall/Precision benchmark」「主要大手特許事務所ごとのSDI処理単価・平均処理件数」は、今回確認できたJPO・INPIT・企業・学術公開資料からは信頼できる統一値を特定できなかった。したがって、本稿ではベンダー固有の削減率等を日本市場全体へ外挿せず、**未指定**として扱った。JPOが継続実施している知的財産活動調査および特許情報提供サービス調査は、日本全体の知財活動・情報サービス環境を把握する主要な公的参照点である。 [54]

---

[1] 情報検索システムにおける情報選択提供(SDI)の実現手法
https://cir.nii.ac.jp/crid/1050011097142400128

[2] [17] [39] https://japio.or.jp/00yearbook/files/2021book/21_3_04.pdf
https://japio.or.jp/00yearbook/files/2021book/21_3_04.pdf

[3] [13] [18] 特許情報提供サービスに関する調査報告書について | 経済産業省 特許庁
https://www.jpo.go.jp/resources/report/sonota/service/index.html

4 42 43 45 特許情報提供サービス「Shareresearch」に生成AIを活用した ...
https://www.hitachi.co.jp/Div/jkk/press/news/260914.html

5 29 38 AI自動分類 | 特許調査支援サービス「PatentSQUARE」
https://www.panasonic.com/jp/business/its/patentsquare/lp/sdi.html

6 Do large language models understand patents? Enhancing patent classification through AI-generated summaries
https://tind.wipo.int/record/58814?ln=es

7 A Survey on Patent Analysis: From NLP to Multimodal AI - ACL Anthology
https://aclanthology.org/2025.acl-long.419/

8 21 AI事業者ガイドライン
https://www.meti.go.jp/shingikai/mono_info_service/ai_shakai_jisso/20260331_report.html

9 54 令和7年度知的財産活動調査 | 経済産業省 特許庁
https://www.jpo.go.jp/resources/statistics/chizai_katudo/2025/index.html

10 特許・実用新案調査 ｜ 業務内容 | 特許・意匠・文献の調査・解析など知的財産情報のネットス（大阪・東京）
https://www.sungroup-nets.jp/investigation/patent

11 ［INPIT］ポリテクノロジー有限会社 | 独立行政法人　工業所有権情報・研修館
https://www.inpit.go.jp/katsuyo/db/agentsdb/read/jigyosya/agdb055.html

12 JPDS｜JP-NET・NewCSS バージョンアップ情報（2026年6月）
https://www.jpds.co.jp/topics/jpnet_ncs_vup_202606.html

14 API情報提供サイト
https://ip-data.jpo.go.jp/

15 ［INPIT］FAQ（よくある質問と回答 No.6）
https://www.inpit.go.jp/j-platpat_info/guide/faq/faq-7.html

16 ［INPIT］特許情報提供サービス事業者一覧
https://www.inpit.go.jp/info/dbinfo/list_index.html

19 PFレポートオプション
https://support.patentfield.com/portal/ja/kb/articles/pf%E3%83%AC%E3%83%9D%E3%83%BC%E3%83%88%E3%82%AA%E3%83%97%E3%82%B7%E3%83%A7%E3%83%B3

20 日本初！リーガルテック社、特許特化ディープリサーチ実装！調査 ...
https://www.tokkyo.ai/pvt/notice/251218/

22 PatentScore: Multi-dimensional Evaluation of LLM-Generated Patent Claims - ACL Anthology
https://aclanthology.org/2025.emnlp-main.1564/

23 51 Patentfield パテントフィールド | AI特許分析プラットフォーム
https://product.patentfield.com/

24 特許AIツールが拓くヘルスケアの新たな可能性
https://www.tokkyo.ai/pvt/notice/medical/

25 53 Derwent Patent Monitor – AI Patent Review Software
https://clarivate.com/intellectual-property/derwent/patent-monitor/

26 Information Dissemination patented technology retrieval ...
https://eureka.patsnap.com/topic-patents-information-dissemination

27 46 特許情報プラットフォーム｜J-PlatPat [JPP]
https://www.j-platpat.inpit.go.jp/

28 50 特許情報提供サービス「Shareresearch」：日立知財 ...
https://www.hitachi.co.jp/Prod/comp/app/tokkyo/sr/index.html

30 AI agents in IP: what teams need to know
https://clarivate.com/intellectual-property/blog/the-rise-of-agentic-ai-in-ip/

31 AIと著作権について
https://www.bunka.go.jp/seisaku/chosakuken/aiandcopyright.html

32 公共データ利用規約（第1.0版）
https://www.digital.go.jp/resources/open_data/public_data_license_v1.0

33 40 営業秘密～営業秘密を守り活用する - 経済産業省
https://www.meti.go.jp/policy/economy/chizai/chiteki/trade-secret.html

34 ChatGPT-4oを実装、AI特許ツールがさらに進化！ ...
https://www.tokkyo.ai/pvt/notice/genesis/

35 49 生成AIサービスの利用に関する注意喚起等について
https://www.ppc.go.jp/news/careful_information/230602_AI_utilize_alert/

36 Derwent Patent Monitor – AI Patent Review Software
https://clarivate.com/intellectual-property/ja/derwent/patent-monitor/

37 金融機関における生成AIの利用状況とリスク管理
https://www.boj.or.jp/research/brp/fsr/fsrb260806.htm

41 44 47 特許庁におけるAI活用の基本方針「JPO AIビジョン」について
https://www.jpo.go.jp/system/laws/sesaku/ai_action_plan/ai_vision/

48 人工知能（AI）技術の活用に向けた取組
https://www.jpo.go.jp/system/laws/sesaku/ai_action_plan/index.html

52 Patentfield AIR | 生成AI調査・分析オプション
https://product.patentfield.com/air