ChatGPT

汎用AIの限界を超える「次のAI」の技術分析レポート

エグゼクティブサマリー

本レポートが扱う「次のAI」とは、単体の大規模言語モデル（LLM）を“賢くする”ことよりも、**企業活動の大半を占める非構造化データ（文書・画像・FAX・メール等）を“AIが扱える形に整える＝構造化”を中核に据え、そこから効率化・提案高度化へ段階的に価値を積み上げる**という設計思想である。対象記事は、企業内データの**86%以上が非構造化であり、これがAI活用の障壁**だと位置づけ、ここを突破するために「AIを活用するための前処理工程」に注力する、と述べている。 [1]

その“前処理”は、同社がAI技術ブランド「REiLI」で提示している**4段階パイプライン**（画像前処理→情報抽出→意味理解→言語後処理）として具体化されている。FAX特有の歪み・かすれ・地紋、表記ゆれ（（株）/株式会社等）、機密情報の適切な扱い（マスキング等）といった「現場のノイズ」を、AIの入力整備として体系立てて扱う点が「汎用AIの限界を超える」とする主張の核である。 [2]

実装面では、（1）帳票の“意味と構造”を理解して明細まで抽出する生成AI活用OCR（データ抽出サービス）、（2）社内データから分類・突合・予測向けのAIモデルを作るAutoML的機能、（3）ワークスペース内文書を根拠に回答しリンク提示するRAG型AIチャット、（4）紙の大量電子化（ロボティクス＋AI）といった複数コンポーネントが、クラウドサービス「FUJIFILM IWpro」や文書基盤（DocuWorks等）と結合されて段階的に提供されている。 [3]

競合比較の結論は次の通りである。汎用LLMは“推論・生成”の汎用性が強みだが、**企業の非構造化データを高品質な根拠集合に変換する部分（クリーニング、抽出、意味付け、表記統一、機密制御）**を別途設計しない限り、RAGやエージェントの品質・運用コストが頭打ちになりやすい。これに対し本件の「次のAI」は、**構造化をBI（Business Intelligence）と同格の基盤工程として製品・サービスに埋め込み、データ抽出→業務モデル化→意思決定支援へ“エスカレーション設計”で接続する**点に差別化の焦点がある。 [4]

費用面は、月額ライセンス（例：データ抽出の追加500ページ=12,000円/月、AIモデル作成機能=80,000円/月等）が明示されている一方、**最大コストは「データ整備・連携・運用設計（ガバナンス、評価、権限、監査）」**に出やすい。よって導入では「どの業務で、どの粒度の構造化が必要か」を先に確定し、段階的に拡張するロードマップが現実的である。 [5]

（注）ご指定の日経BP [6] 特設ページは本環境から直接取得できなかったため、同内容が掲載されている富士フイルム側ページ（「ビジネスDX」内記事）を原文相当として読解・検証した。 [1]

記事の要点抽出

対象記事は、①「AIの民主化（誰ひとり取り残さない）」を掲げ、②AI活用を阻む最大要因を「非構造化データの壁」と定義し、③“汎用AIとは一線を画す”業務で使えるAIとして「前処理工程（構造化）に注力する」戦略を提示している。 [1]

技術・機能提案の中心は、構造化を起点に段階的に高度化する「5本柱（＝5カテゴリー）」である。記事は、AI提供価値を **認識・構造化／効率化／提案・付加価値化／機器最適化／画像・質感表現**に分解し、まず「認識・構造化」が他の4つすべての基盤になると述べる。 [1] これは同社のREiLIの説明（エスカレーション設計、構造化を基盤に“知”を価値化）とも整合する。 [7]

ユースケース（適用領域）は、まず**金融・モノづくり・物流**など「文書・帳票が多く、データ構造化の必要性が高い業種」から開始し、順次拡張する計画だと明記されている。 [1]

導入事例について、記事本文は個社名の詳細ケースを多く示さない一方、同社の関連公式資料では、生成AI×文書基盤の実証成果が具体化している。たとえば、DocuWorksと企業向け生成AIプラットフォーム（neoAI Chat）連携では、九州電力株式会社 [8] での実証（DocuWorksファイル変換なしで参照可能になり工数削減）、みらいコンサルティンググループ [9] での確認作業工数約40%削減が公式に示されている。 [10]

推進体制として、記事は「CTO戦略室」を外部AIベンダー／パートナー技術と自社技術をつなぎ、営業と一体で市場導入まで主導する“ハブ”と位置づけ、縦割りではない横断組織での実装スピードを狙うとしている。 [11]

技術的深掘り

「次のAI」を技術的に読み替えると、**LLM単体ではなく、（A）非構造化データ→構造化ナレッジへの変換エンジン、（B）ナレッジを使う業務AI（予測・突合・分類）、（C）根拠付き回答の対話UI（RAG）、（D）紙→データの高速移行（ロボティクス）**を、業務ワークスペースへ埋め込んだ“複合アーキテクチャ”である。 [12]

```
flowchart LR
  A[入力: 紙/FAX/PDF/画像/メール/社内文書] --> B[取り込み・集約: ワークスペース/文書基盤]
  A --> R[大量紙の電子化: ロボティクススキャン＋AIタグ付け]
  R --> B

  B --> C1[画像前処理AI: 画質改善/地紋・紙しわ等ノイズ除去]
  C1 --> C2[情報抽出AI: AI-OCR/文構造・表構造認識]
  C2 --> C3[意味理解AI: 属性理解/企業・業界固有語彙]
  C3 --> C4[言語後処理AI: 表記ゆれ補正/特定情報検出]
  C4 --> K[構造化ナレッジ: メタデータ/項目・明細/関係性]

  K --> D1[データ抽出: 帳票→CSV/後続システム連携]
  K --> D2[業務AI: 分類/突合/需要予測など（AutoML的）]
  K --> D3[RAG対話: 根拠文書提示・要約回答]

  D1 --> E[業務システム: 販売/会計/基幹/ワークフロー]
  D2 --> E
  D3 --> F[業務担当者: 意思決定支援]
```

アーキテクチャ

構造化パイプラインは、公式に「Document　Cleanser（画像前処理AI）→Document　Extractor（情報抽出AI）→意味理解AI→Document　Formatter（言語後処理AI）」として説明されている。前処理にはFAX画質改善・地紋除去・紙しわ除去など、抽出には表構造認識・AI-OCR等、後処理には表記ゆれ補正・特定情報検出等が含まれる。 [2]

この設計は、単にOCR精度を追うのではなく、**「抽出した値が業務で使える状態（同一表記・正しい紐づけ・機密統制）」に整うこと**をゴールにしている点が重要である。特に、契約書や報告書等の関連文書の紐づけ、（株）/株式会社の揺れ、電話番号表記揺れなど“運用上の手戻り”を前提に据え、言語後処理を最初からパイプラインに取り込むことが示されている。 [13]

データ要件

データ入力は、帳票（見積・注文・納品・請求等）、社内文書、画像等の非構造化データが中心となる。記事は、紙資料まで含めた「紙とデジタルをつなぐ結節点」をAI活用の一丁目一番地と位置づけ、ロボティクスによる紙の自動データ化も投入できるとしている。[14]

帳票抽出（生成AI活用OCR）の公式説明では、企業ごとに形式が違う帳票を“アップロードするだけ”で自動データ化でき、手書き文字や明細表（複数ページ含む）の抽出にも対応する、とされる。さらに抽出データは後続システムへインポート可能な形式で出力でき、業務側のデータ加工負担を下げる狙いが明確である。[15]

業務AI（分類・突合・予測）側では、クラウドサービス上で「社内に蓄積された業務データ」を用いて自社業務に最適化したAIモデルを作成・活用する、とされる。[16]　実務上は、（少なくとも初期段階では）教師あり分類ならラベル、突合なら正解ペア、需要予測なら時系列（需要・外生変数等）といった“教師信号”が必要になる可能性が高いが、ラベル付け手順・必要最小件数などの詳細は公開情報だけでは確定できない（後述の導入チェックポイントで扱う）。

学習手法

公開情報から確実に言えるのは、「次のAI」が**“すべてをLLMで学習し直す”路線ではなく、目的別に異なるAI（画像処理、OCR、自然言語処理、RAG、業務向けモデル）を組み合わせる**という立場であることである。記事は「視覚（画像処理）×言語（自然言語処理）」の融合を強調し、同社が長年蓄積してきた手書き対応AI-OCR、業界用語を理解し構造化できる意味解析アルゴリズム等を土台にする、と説明している。[17]

一方で「企業ごとのデータを学習し続け」「生涯伴走型」といった表現は、学習対象が（a）基盤モデルの継続学習なのか、（b）RAGの知識ベース更新なのか、（c）業務モデル（分類・予測）の継続学習なのかを区別して読まないと誤解が起きる。記事の主張は方向性として重要だが、プロダクト実装としては**RAGの索引更新（＝“学習”ではなく“参照更新”）や、業務データでのモデル再学習（MLOps）**として現れる可能性が高い。ここは導入時にベンダーへ確認すべき論点である。[18]

推論方式

推論（利用時動作）は、少なくとも3系統が公式に示されている。

第一に、RAG系。ワークスペース上の文書を横断検索し、要点をまとめた回答と、根拠となる文書箇所へのリンクを提示するAIチャットが公式に説明されている。[19]

第二に、帳票抽出系。生成AI活用OCRとして、帳票内テキストや表形式情報を「項目ごとの意味を理解しながら構造的に認識」し、項目名と値をセットで抽出して構造化データとして出力する、とされる。[15]

第三に、業務モデル推論系。社内データから作った分類・突合・予測モデルを、ワークスペース連携の形で業務判断に組み込む（例：見込み顧客の成約確率予測、入金請求突合等）ユースケースが提示されている。[20]

セキュリティ・プライバシー対策

ワークスペース内文書をAIに利用する場合、最大の論点は「機密・個人情報を含む非構造化データ」をどう扱うかである。公式説明では、機密情報や個人情報が含まれるため適切なマスキングが不可欠で、AI活用を支える基盤整備が大きな課題だと明示されている。[21]

クラウド基盤としては、FUJIFILM IWproがAmazon Web Services, Inc. [22] 上に構築・運用され、データセンターがISO27001やPCI　DSS等の第三者認証を取得している点をFAQで説明している。 [23]　また利用規約上も、個人情報の収集・利用・管理について「適用される個人情報保護法令およびプライバシーポリシーを遵守」と明記されている。 [24]

運用上は、連携先（外部ストレージ、電子署名、業務SaaS等）が増えるほどデータ境界が複雑化する。利用規約の追加条項には連携可能な第三者サービスの例が列挙されており、連携設計は“機能”ではなく“リスク境界”として扱う必要がある。 [25]

根拠検証

本件はスポンサー記事を起点にしているため、技術・効果のうち「どこまでが公式に裏取り可能か」を分解することが重要である。以下は、主要主張を公式資料・プレスリリース・特許で検証した結果である。

論点	公式根拠の所在	検証結果（強さ）	コメント
企業データの多くが非構造化でAI活用の障壁	記事内でIDC出典を明示	中	IDC原典は有償だが、出典情報の明示はある。 [26]
「認識・構造化」を起点に5本柱で段階拡張（エスカレーション設計）	REiLIの公式説明／記事	強	同一の5カテゴリーが公式サイトで体系化されている。 [27]
構造化の4ステップ（画像前処理→抽出→意味理解→言語後処理）	REiLI公式ページ／講演レポート	強	パイプライン構成要素が具体的。 [2]
生成AI活用OCRで非定型帳票の明細まで抽出、プロンプト設定不要	プレスリリース	強	機能と適用帳票、無料枠、価格が明示。 [15]
社内データで業務AIモデルを作る（分類/突合/予測）	プレスリリース／製品ページ	強	「工程自動化」「ワークスペース連携」を明示。 [28]
ワークスペース文書に基づくAIチャット（根拠リンク提示）	公式ニュース	強	回答＋根拠箇所リンク提示が明記。 [19]
DocuWorks×neoAI Chat連携（OCR＋RAG）と実証成果（40%削減等）	公式ニュース	強	OCR抽出＋RAGで文書理解、実証成果を具体に記載。 [29]
紙の大量電子化（ロボティクス＋AI）を子会社化し推進	プレスリリース／公式サービス説明	強	合弁→子会社化と提供価値が明確。 [30]
20〜30%効率化（機器最適化の効果）	記事内主張	弱	公式の測定条件・対象業務・比較方法が本文では確認できない。 [1]

特許根拠として、同社（旧社名含む）の出願には、OCR結果から見積・請求等の属性を抽出し、関連付けルールで構造を復元する情報処理が示されている（例：見積・請求書画像、OCR結果から属性値抽出と関連付け）。 [31]　また、OCR処理の確からしさ（certainty）を前処理へフィードバックして精度を上げる構成も示され、単発OCRではなく“品質保証込みのパイプライン”を志向してきたことが読み取れる。 [32]　さらに、

文書操作を会話ストリームへ統合するコンセプトの特許もあり、文書×対話UIの一体化は近年の生成AI以前からの課題として扱われている。[33]

競合比較

競合は大きく（A）汎用LLM（企業向け）／（B）大手スイートに組み込まれたコパイロット／（C）クラウドの文書処理・検索・RAG基盤／（D）同業（文書・業務DXベンダー）のRAGやIDP（Intelligent Document Processing）に分かれる。ここでは「構造化→業務適用」までの一貫性で比較する。

区分	主な強み	「構造化」への踏み込み	RAG/根拠提示	業務自動化（分類/突合/予測等）	導入で効く場面	注意点
本件「次のAI」	構造化を中核にエスカレーション設計、帳票抽出〜業務AI〜対話まで統合	4ステップを体系化し、FAXノイズや表記ゆれ等の前処理を含める	ワークスペース内根拠リンク提示	業務データでAIモデル作成・活用を前提	文書・帳票中心の業務DX（受発注・経理・現場文書）	効果は“構造化の設計品質”に依存しやすい
汎用LLM（企業向け）	汎用推論・生成、応用範囲が広い	原則ユーザー側で前処理・RAG設計が必要	可能（だが設計責任は導入側へ寄りやすい）	可能（別途ML基盤が必要な場合が多い）	企画・文章作成・要約・調査支援	データ境界・権限・評価・監査設計が難所
グループウェア組込コパイロット	既存業務アプリとデータ境界（テナント）に統合	文書構造化より“既存資産を参照して回答”が中心	引用・履歴管理などが体系化	アプリ上の自動化は強い（範囲は製品仕様に依存）	既にスイートにデータが揃う企業	権限の誤設定・境界逸脱が最大リスク
文書AI（クラウド）	請求書等の抽出、事前学習済みプロセッサ	帳票抽出に強い（項目/明細）	別途構成が必要	別途（ワークフロー/ML）	大量帳票処理、BPO	業務への“つなぎ込み”は要SI
検索/RAG基盤（クラウド）	データへグラウンディング、検索体験を作りやすい	取り込み・索引設計が中心	“Grounding”として機能化	別途（エージェント/ワークフロー）	企業内検索、FAQ、ナレッジ活用	データ品質の影響が直撃
同業他社RAG/IDP	文書・業務DX文脈での実装	製品により差（自治体/業務特化など）	文書に基づく回答提示が主流化	製品により差	同業務のベストプラクティス適用	ベンダーロックイン/拡張性

表の裏付け（代表的な一次情報）は以下である。汎用LLM（企業向け）のデータ取り扱い（学習不使用、暗号化、保持期間制御等）はOpenAI [34] のエンタープライズ向けプライバシー説明・APIデータ制御に明記がある。 [35] グループウェア組込コパイロットのデータ境界・保護はMicrosoft [36] の公式ドキュメントに整理され、Microsoft 365サービス境界内に留まること、Azure OpenAIを用いること等が説明されている。 [37] 文書AI・RAG基盤はGoogle [38] のDocument AI（分類・抽出）と、Vertex AI Searchによるグラウンディング（RAG）機能が公式に提示されている。 [39] 検索/RAG基盤としては（例）Amazon Q Businessが多数のコネクタとAgentic RAGを公式に提供している。 [40] 同業比較として、リコー [41] はRAG技術を備えた社内データ活用サービスである旨を公式に述べている。 [42] キヤノン [43] のThereforeはAIによる分類・抽出や、請求書を異なるレイアウトでもテンプレート事前設定なしで処理する旨が製品ページ群に示されている。 [44]

実用的影響と課題

導入効果

実証・事例として確認できる効果は、主に「帳票処理の短縮」「探索・照合作業の削減」「残業削減」「人手依存の低減」である。

IWpro導入事例では、請求書処理が1/4に削減、工数削減による残業低減など、定量・定性の効果が示されるケースがある。 [45] また、社内導入事例として請求書処理の24%効率改善が記載されたケースもある。 [46]

生成AI×文書連携では、DocuWorks×neoAI Chatの実証で確認作業工数約40%削減が公式に示され、RAGにより文書内容を理解してチェックポイント提示が可能になった、とされる。 [29] これは「汎用LLMを入れれば終わり」ではなく、**文書形式・OCR・根拠提示・業務プロセス（誰が最終判断するか）**まで含めた設計が効果に直結することを示唆する。

導入コスト概算

ここでは、公開されている標準価格情報（ライセンス・オプション）を“床”として、導入スコープ別の概算シナリオを提示する。価格は将来改定されうるため、見積取得時点で再確認が必要である。

前提として、データ抽出追加は「500ページ/月」単位で12,000円/月、AIモデル作成機能は80,000円/月、利用時間追加は25時間/月=30,000円/月が仕様・価格ページで示されている。 [47]
またIWpro Standardの例として、5ユーザーまで22,000円/月という価格表記が確認できる。 [48]

シナリオ	対象規模（例）	月額（公開価格ベースの例）	初期費（概算・仮定）	主なコストドライバ
パイロット	5ユーザー、帳票1,000ページ/月	Standard 22,000 + 追加抽出（500p×2=24,000） + AIモデル作成80,000 ＝ 約126,000円/月	50万〜300万円（仮定：業務設計、権限/分類設計、初期データ整備、検証）	文書分類設計、抽出項目定義、OCR後の確認フロー、セキュリティ境界
部門展開	50ユーザー、帳票10,000ページ/月	Standard×10=220,000 + 追加抽出（500p×20=240,000） + AIモデル作成80,000〜160,000 ＝ 約54万〜62万円/月	300万〜2,000万円（仮定：連携、監査ログ、教育、運用体制）	部門横断のデータ定義統一、RAGの根拠品質、運用SLA

シナリオ	対象規模（例）	月額（公開価格ベースの例）	初期費（概算・仮定）	主なコストドライバ
全社基盤	500ユーザー、帳票40,000ページ/月	Standard×100=2,200,000＋追加抽出（最大80ユニット想定=960,000）＋AIモデル作成（複数）＝ 約350万〜500万円/月	2,000万〜1.5億円（仮定：連携多数、ガバナンス、評価自動化、BPR）	連携先増加による境界複雑化、データ所在/保持、役割分離、評価と監査

（重要な注記）初期費は公開価格ではなく、一般に「データ整備＋業務プロセス設計＋権限設計＋検証」の工数として発生しやすい費用を、導入規模に応じてレンジ化した“概算仮定”である。構造化を中核に置く設計ほど、ここが最大の成否要因になる。 [49]

法規制・倫理面の懸念

公開情報から直接裏取りできる範囲で整理すると、懸念は「個人情報・機密情報」「第三者連携」「生成物の正確性と説明可能性」に収斂する。

個人情報・機密情報は、非構造化データの中に混在しやすく、マスキング等の統制が不可欠だと公式にも明言されている。 [21]　また、サービス利用規約は個人情報保護法令とプライバシーポリシー遵守を明記しているため、導入企業側も“どのデータを投入し、どこまで共有するか”を規程化して整合させる必要がある。 [24]

第三者連携は利便性を上げる一方でデータ境界を拡張する。連携先の例が規約に明示されていることは、導入時に「どの連携を許可し、監査対象にするか」を決める材料になる。 [25]

生成物の正確性は、RAGや根拠リンク提示でリスク低減を狙う方向が公式機能として示されているが、根拠文書が古い／矛盾する／権限外情報が混ざる、といった“データ品質・権限定義”の問題は残る。よって、回答の利用範囲（下書き、参照、意思決定、対外回答など）に応じたガードレールが必要である。 [50]

今後の研究開発の方向性

公開されている戦略表現から推測される方向性は、（1）構造化の対象拡張（図面、音声、動画等）、（2）構造化データを用いたAIエージェントの増殖（組織横断で“つながる”業務自動化）、（3）外部パートナー連携を取り込む「Open & Close」型の高速化、の3点である。 [51]
これらは、同社が“モデル開発”だけでなく“AIを業務へ実装するための提供力”を競争軸に置いていることと整合する。 [11]

推奨事項

導入検討チェックリスト

最初に確認すべきは「どの業務の、どの意思決定を、どの根拠で支えるか」であり、ここが曖昧だと構造化の粒度が決まらず、コストも品質も破綻しやすい。 [2]

チェック項目は以下に集約できる。

- **業務スコープ**：対象帳票・文書、頻度、例外の種類（手書き、複数ページ、添付混在）。 [52]
- **構造化仕様**：抽出項目（ヘッダ/明細）、表記統一ルール、関連文書の紐づけキー。 [13]
- **品質保証**：OCR→人手確認の責任分界、サンプリング監査、誤りのフィードバック方法（再学習/辞書/ルール更新）。 [53]

- **データ境界**：ワークスペース権限、外部連携の可否、保持期間、第三者サービス連携の監査範囲。[54]
- **セキュリティ**：クラウド基盤の要件、暗号化、運用監査、インシデント対応（委託先含む）。[55]
- **効果測定**：削減時間、手戻り率、検索時間、残業、品質（誤抽出率、再入力率）をKPIに落とす。[56]

ロードマップ

短期は「構造化の勝ち筋が立つ業務」を一点突破し、中期で横展開、長期で“提案・付加価値化”へ上げていくのが、記事が言うエスカレーション設計と最も整合する。[17]

- **短期**：帳票処理（請求・受発注など）に絞り、抽出項目定義→確認フロー→後続システム連携までを小さく完結させる。プロンプト設計不要を謳う機能でも、業務側の定義（項目の意味、例外処理）は不可避なので、ここを“仕様化”する。[57]
- **中期**：ワークスペース内の文書検索・要約（根拠リンク提示）を全社の“探す時間”削減に適用し、並行して業務データによる分類・突合・予測モデルを部門単位で実装する。[58]
- **長期**：構造化データを“楽譜”として、複数ミッションをつないだend-to-endのAIエージェント化（例：受発注の自動判断支援）へ進む。この段階では、データ境界（機密・個人情報）と監査可能性を最優先に、連携先拡大を段階管理する。[59]

---

[1] [4] [11] [12] [14] [17] [18] [26] [38] https://www.fujifilm.com/fb/ja/sp/business-dx/article04
https://www.fujifilm.com/fb/ja/sp/business-dx/article04

[2] [7] [27] [49] [59] https://www.fujifilm.com/fb/company/technical/ai/pillars
https://www.fujifilm.com/fb/company/technical/ai/pillars

[3] [5] [6] [15] [52] [57] https://www.fujifilm.com/fb/company/news/release/2025/83573
https://www.fujifilm.com/fb/company/news/release/2025/83573

[8] [19] [50] [58] https://www.fujifilm.com/fb/ja/news/14237
https://www.fujifilm.com/fb/ja/news/14237

[9] [35] https://openai.com/enterprise-privacy/
https://openai.com/enterprise-privacy/

[10] [29] https://www.fujifilm.com/fb/company/news/release/2025/83609
https://www.fujifilm.com/fb/company/news/release/2025/83609

[13] [21] [43] [53] https://www.fujifilm.com/fb/company/technical/ai/related-info001
https://www.fujifilm.com/fb/company/technical/ai/related-info001

[16] https://www.fujifilm.com/fb/product/software/fbiwpro
https://www.fujifilm.com/fb/product/software/fbiwpro

[20] https://www.fujifilm.com/fb/product/software/fbiwpro/intelligentassistant/usecases/case003
https://www.fujifilm.com/fb/product/software/fbiwpro/intelligentassistant/usecases/case003

[22] [45] [56] https://www.fujifilm.com/fb/solution/jirei/kdn.html
https://www.fujifilm.com/fb/solution/jirei/kdn.html

[23] [55] https://www.fujifilm.com/fb/support/software/fbiwpro/faq/iwprofaq_g0002
https://www.fujifilm.com/fb/support/software/fbiwpro/faq/iwprofaq_g0002

[24] [25] [41] [54] https://opencds-fb.fujifilm.com/gen/fbiwpro_aux/help/ja/tc/TC_ja.pdf
https://opencds-fb.fujifilm.com/gen/fbiwpro_aux/help/ja/tc/TC_ja.pdf

28 https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000069.000118297.html
https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000069.000118297.html

30 https://www.fujifilm.com/fb/company/news/release/2024/82347
https://www.fujifilm.com/fb/company/news/release/2024/82347

31 https://patents.google.com/patent/US12367695B2/en
https://patents.google.com/patent/US12367695B2/en

32 https://patents.google.com/patent/US11354890B2/en
https://patents.google.com/patent/US11354890B2/en

33 https://patents.google.com/patent/JP7293643B2/ja
https://patents.google.com/patent/JP7293643B2/ja

34 36 37 https://learn.microsoft.com/ja-jp/copilot/microsoft-365/microsoft-365-copilot-privacy
https://learn.microsoft.com/ja-jp/copilot/microsoft-365/microsoft-365-copilot-privacy

39 https://docs.cloud.google.com/document-ai/docs
https://docs.cloud.google.com/document-ai/docs

40 https://docs.aws.amazon.com/amazonq/latest/qbusiness-ug/connectors-list.html
https://docs.aws.amazon.com/amazonq/latest/qbusiness-ug/connectors-list.html

42 https://www.ricoh.co.jp/products/list/ricoh-digital-buddy
https://www.ricoh.co.jp/products/list/ricoh-digital-buddy

44 https://www.canon-europe.com/business/products/software/therefore-document-management-system/
https://www.canon-europe.com/business/products/software/therefore-document-management-system/

46 https://www.fujifilm.com/fb/solution/jirei/fbsc.html
https://www.fujifilm.com/fb/solution/jirei/fbsc.html

47 https://www.fujifilm.com/fb/ja/products/software/document-management/fujifilm-iwpro/specifications
https://www.fujifilm.com/fb/ja/products/software/document-management/fujifilm-iwpro/specifications

48 https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000111.000118297.html
https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000111.000118297.html

51 https://www.fujifilm.com/fb/company/technical/ai/news20250527
https://www.fujifilm.com/fb/company/technical/ai/news20250527