

# ダイキン工業のAI活用に関する徹底調査レポート

## エグゼクティブサマリ

ダイキン工業の公開資料、協業先発表、学会資料、NEDO資料、AWS公式記事、報道、およびユーザー提供資料を総合すると、同社のAI活用は単発のPoCではなく、**設計知識の再利用、現場の暗黙知の形式知化、空調ドメイン知識のモデル化**を相互接続する中期的な基盤戦略として進んでいます。企業全体の技術戦略は、戦略経営計画「FUSION25」の成長領域である「カーボンニュートラルへの挑戦」「顧客とつながるソリューション事業の推進」「空気価値の創造」に紐づいており、AIはその横断基盤として位置づいていると読むのが自然です。TICは「デジタル技術」を既存事業を支えるコア技術の一つに置いており、AIは独立案件ではなく、事業戦略とR&D戦略の接合点にあります。 <sup>1</sup>

公開情報から確認できる主要案件は三つです。第一に、**LLM/RAGによる設計開発支援**では、Amazon Bedrock Knowledge BasesとAWS CDKを用いた社内RAGテンプレートが構築され、部署単位のアクセス制御、製造業文書の前処理、サーバレス構成、PoCから本番への移行容易性が設計思想として明示されています。リリース後半年で約8部門・チームに展開されており、社内利用の広がり確認できますが、設計品質や開発期間短縮といった事業KPIはまだ十分には公開されていません。 <sup>2</sup>

第二に、**VLMとウェアラブルを用いた保守現場DX**は、最も実装段階に近い案件です。フェアリーデバイセズの首掛け型デバイスTHINKLETを用いて遠隔支援からデータ収集を始め、3,000時間の作業動画を蓄積し、VLMや関連基盤モデルで作業の抜け漏れ検知を行うAIエージェントへ発展させています。2026年3月のダイキン公式発表では、研修施設で検知精度91%、実現場で76%が公表され、NEDOのGENIAC-PRIZEでも「製造業の暗黙知の形式知化」部門の第1位とAIエージェント賞を受賞しました。これは、少なくとも限定ユースケースでは、実務導入に十分近い段階まで到達していることを示します。 <sup>3</sup>

第三に、**空調特化LLM**では、ダイキンと国立情報学研究所の研究者が、FineWeb2-jaから空調関連文書を抽出し、fastText分類器とLLMスコアリングを反復させて約0.16B tokensの空調Webコーパスを構築したことを言語処理学会年次大会で報告しています。Qwen3-4Bを継続事前学習した結果、Daikin QAの正答率は0.45から0.49へ向上しましたが、汎用ベンチマーク平均は0.45から0.39へ低下し、専門性向上と汎用性低下のトレードオフが明確に出ています。しかも当該論文は「査読なし」で公開された予稿であり、成果の再現性と一般化可能性は今後の検証が必要です。 <sup>4</sup>

組織面では、公開情報上は単一の「**全社AI本部**」が全面に出ているわけではなく、**TIC、電子システム事業部、サービス現場、協業先、学術機関**が役割分担する分散型の推進体制が見えます。これは、現場データ、設計文書、業務知識が部門ごとに異なる製造業では合理的です。一方で、AI固有のガバナンス文書やモデル利用基準は、少なくとも2026年6月17日時点で公開ベースでは十分に確認できませんでした。公開されているのは、一般的なコーポレート・ガバナンスと個人情報保護方針であり、個人情報の取得目的、安全管理措置、越境移転対応、継続的改善は明文化されています。したがって、AI運用の法務・倫理面は、**既存の個人情報保護・委託管理・越境移転管理をAI用途へ具体化する段階**にあるとみるべきです。 <sup>5</sup>

結論として、ダイキンの強みは、汎用AIモデルの性能競争に直接乗るのではなく、**社内技術文書、現場動画、空調専門知識という非公開データ資産をAI基盤へ変換できること**にあります。特に、設計・保守・顧客価値を一本の知識基盤でつなごうとしている点は、他社の単機能PoCより一段深い。今後の注目点は、設計支援での定量効果公開、現場AIのグローバル展開、空調特化LLMの評価拡充、そしてAIガバナンスの明文化です。なお本レポートでは、ユーザー提供の対談文字起こし・補助資料・日経クロステックPDFも照合しました。 [filecite:turn0file0](#) [filecite:turn0file1](#) [filecite:turn0file2](#) [filecite:turn0file3](#)

## 企業概要とAI戦略の全体像

ダイキン工業は1924年創業、1934年設立のグローバル製造業で、2026年3月31日時点の連結従業員数は104,095名、連結子会社は324社、主力事業は空調・冷凍機、化学、油機、特機、電子システムです。AI戦略を理解するうえで重要なのは、同社が単なる空調機メーカーではなく、**機器、サービス、グローバル施工・保守網、電子システム、研究開発基盤**を併せ持つ複合企業だという点です。AIを「製品の付加機能」としてではなく、「設計・施工・保守・顧客体験をまたぐ業務基盤」として展開しやすい企業構造にあります。 <sup>6</sup>

技術戦略の公開ページでは、TICが戦略経営計画「FUSION25」に基づき、「カーボンニュートラルへの挑戦」「顧客とつながるソリューション事業の推進」「空気価値の創造」の三つを成長戦略テーマとし、社内外協創で重点テーマを加速すると説明しています。また、既存事業を支えるコア技術として「デジタル技術」を明示し、その中にデジタルエンジニアリング、TI、MIを位置付けています。AI案件がR&Dの枝葉ではなく、FUSION25の成長テーマに紐づく形で理解されていることは、このページから確認できます。 <sup>7</sup>

公開情報を時系列で並べると、ダイキンのAI利用はかなり一貫しています。2019年にはフェアリーデバイスと遠隔作業支援・THINKLET導入を公表し、現場DXの土台を築きました。2024年にはTIC記事で、遠隔支援に加えて一人称動画の蓄積・解析に1年以上取り組んでいると説明しています。2025年にはAWS公式記事で社内RAGテンプレートが共有され、同年から2026年にかけては空調特化LLMの研究とGENIAC-PRIZE受賞が続きました。つまり、**遠隔支援による現場データ化 → RAGによる社内知識活用 → ドメイン特化モデル化**という順で積み上げられているとみられます。これは公開資料に基づく推論ですが、かなり整合的です。 <sup>8</sup>

組織体制については、公開された筆者情報や対談、協業記事から、少なくとも三つのレイヤーが確認できます。第一に、TICが先端技術企画・研究開発の中核です。第二に、**電子システム事業部**がRAGやAIエージェントの社内実装を担っています。第三に、**サービス現場部門**が実データ提供とユースケース定義を担い、外部では**フェアリーデバイス、AWS、NII**などと連携しています。公開資料からは、中央集権型のAI専門部隊というより、**事業起点の分散型AI推進体制**が読み取れます。これは製造業では現実的で、現場データと業務責任が部門側にある以上、むしろ合理的な構図です。 <sup>9</sup>

ガバナンス面で公開されているのは、まず一般的なコーポレート・ガバナンスです。ダイキンは、取締役が「スピーディで戦略的な意思決定」と「健全で適切な監督」を両立させる一体型運営を掲げています。これはAI専用統制ではありませんが、生成AIのように技術判断と事業判断が剥がれにくい案件では、経営と執行の近接は導入推進にプラスに働きます。 <sup>10</sup>

データ管理方針として確認できるのは個人情報保護方針です。同社は、商品・サービス提供、アフターサービス、研究開発および品質向上のために必要な範囲で個人情報を取得し、グループ会社との共同利用、委託先への提供、越境移転時の法令遵守、安全管理措置、継続的改善を定めています。AI専用ガイドラインは公開ベースでは確認できませんでしたが、少なくとも個人情報・サービス履歴・施工情報・販売情報の利用や共同利用の枠組みは、すでに明文化されています。AI運用の現実的な論点は、この既存ポリシーを現場動画、RAG、モデル学習、越境利用へどう落とし込むかです。 <sup>11</sup>

## 主要プロジェクトの比較

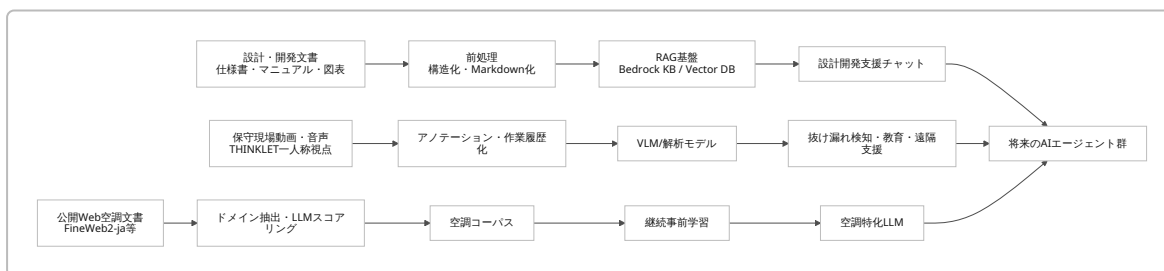
以下は、公開情報から把握できる三つの主要案件の比較です。数値や導入段階は、あくまで**公開されている範囲**に限定しています。

プロジェクト	主要目的	主技術	データ量・データ源	公開精度・効果	導入段階	主な協業先・関係者
LLM/RAGによる設計開発支援	設計者の情報探索負担低減、技術文書再利用、PoC高速化	Amazon Bedrock Knowledge Bases、Aurora Serverless、S3、Cognito、Lambda、CDK、Foundation models as a parser	社内文書、図表の多いカタログ、部署別データソース。公開値として部門横断の利用拡大が確認可能	リリース後半年で約8部門・チーム利用、約2時間でPoC開始可能と記載。設計業務KPIは未公表	社内展開・運用中	AWS、ダイキン電子システム事業部、TIC <sup>2</sup>
VLM/ウェアラブルによる保守現場DX	熟練者の暗黙知形式知化、抜け漏れ検知、教育、多能工化	THINKLET、音声・映像解析、VLM、クラウド連携、リアルタイム通知	3,000時間の作業動画、一人称視点映像、音声、作業履歴	研修施設で91%、実現場で76%の検知精度。GENIAC-PRIZE第1位とAIエージェント賞	実証・限定導入から本格展開前夜	Fairy Devices、NEDO/GENIAC、ダイキンTIC・現場部門 <sup>3</sup>

プロジェクト	主要目的	主技術	データ量・データ源	公開精度・効果	導入段階	主な協業先・関係者
空調特化LLM	空調知識・製品知識・業務知識のモデル内包、将来のAIエージェント基盤化	FineWeb2-ja抽出、fastText分類、LLMスコアリング、継続事前学習、Qwen3-4B	約78万件候補から3点以上167,401件、約0.16B tokensの空調コーパス	Daikin QA正答率 0.45→0.49、汎用平均 0.45→0.39。社内ベンチマーク約150問と講演で説明	研究・評価限定実装準備	国立情報学研究所、ダイキンTIC、電子システム事業部、社内研修部門 ④ filecite turn0file2

これら三案件は独立しているようで、実際には知識基盤として互いを補完しています。設計開発支援は**文書知識の可用化**、保守現場DXは**動画・音声による暗黙知の抽出**、空調特化LLMは**空調知識のモデル内在化**です。つまり、ダイキンのAI戦略は「文書」「映像」「専門知識」を別々に扱っているのではなく、**将来の複数AIエージェントを支える知識層を多層的に整備している**と整理できます。 ⑫ filecite turn0file2

以下は、公開情報をもとに再構成した三案件のデータパイプラインの全体像です。



この図のうち、RAG基盤とTHINKLET/VLM、空調コーパス構築は公式・学会情報で裏付けられます。最後の「将来のAIエージェント群」は、公開講演やAWS記事から合理的に推測できる統合方向性です。 ⑬  
filecite turn0file2

## LLMとRAGによる設計開発支援

設計開発支援の中核は、**社内知識をRAGで再利用可能にすること**です。AIイノベーションフォーラムの対談で比戸氏は、製造業にとって設計開発の効率化と差別化商品の創出が重要であり、そのためにLLMとRAGから着手していると説明しています。これは単なる「社内向けチャットボット」導入ではなく、設計知識の探索・再利用・比較検討を高速化する意図を持つものです。 filecite turn0file2 filecite turn0file3

その具体像を与えるのがAWS公式記事です。ダイキンの執筆者は、社内で生成AI活用の機運が高まり、自社の知識やデータと組み合わせたいニーズがIT系・非IT系を問わず多い一方、実際にはRAG実装以前にインフラ、認証、画面、APIなどの構築負荷が大きいと説明しています。そこで、PoCを素早く開始し、そのまま本番運用にも移行しやすい**社内向けRAGテンプレート**を用意したわけです。これは、技術標準化によって現場PoCのボトルネックを取り除くアプローチであり、製造業の社内AI活用として非常に実務的です。 14

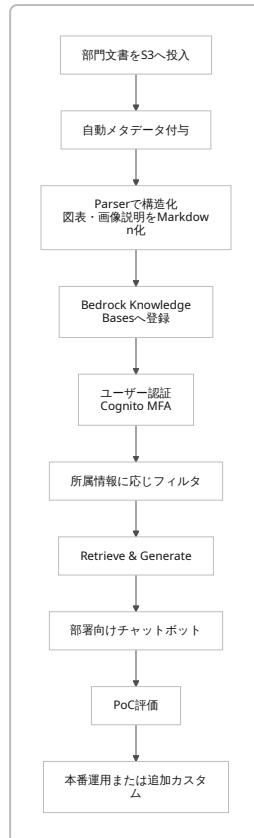
技術構成は比較的明確です。フロントエンドはReact SPAをCloudFrontとS3で配信し、認証はCognito、多要素認証を使い、APIはAPI GatewayとLambda、会話履歴はDynamoDB、RAGの回答生成にはAmazon Bedrock Knowledge Bases、ベクトルストアにはAurora Serverless for PostgreSQL、文書はS3に格納する構成です。さらにAWS CDKによるIaC化で、部署横断で再利用できるテンプレートとして配布されています。要するに、**RAGアプリの個別内製ではなく、社内共通部品化と再利用性の確保**が設計思想の中心です。 15

データパイプライン側で重要なのは、**アクセス制御付きRAG**であることです。AWS記事では、部署や所属に応じて閲覧可能な文書を変えたいという社内要件に応えるため、Knowledge Basesのメタデータフィルタを使い、アップロード時にディレクトリ対応のメタデータを自動生成し、回答生成時にユーザー所属に基づくフィルタを掛ける仕組みを説明しています。これはRAGで最も実務的な論点の一つで、情報漏えいを防ぎつつ、利用者ごとに必要な知識だけを返す運用設計です。製造業では図面、原価、調達、契約、品質情報など権限境界が厳しいため、ここを最初から織り込んでいるのは成熟度が高いです。 16

もう一つの特徴は、**製造業文書の前処理**です。社内文書はMarkdownやテキストばかりではなく、カタログ、表、図表、画像説明付きPDFなど、RAGにそのまま食わせにくい形式が多い。ダイキンはBedrock Knowledge Basesの“Foundation models as a parser”を採用し、テキストの構造化やマルチモーダルデータの説明付与を通じてMarkdownへ変換しています。記事中では、エアコンカタログのような図表の多いリッチ文書でも、AIフレンドリーな形式へ変換する効果が大きかったと説明されています。設計開発支援では、ここが実務上とても重要です。**RAGの成否はモデルよりデータ整備で決まる**ことが多く、ダイキンはその核心を押さえています。 16

公開されている導入範囲としては、テンプレートはリリース後半でコーポレート、研究、設計部門など約8部門・チームに利用が広がり、AWSアカウントがあれば約2時間でPoCを開始でき、PoCから本番へ移行しやすいと説明されています。これは**導入スピードと横展開のしやすさ**の指標として有用ですが、ユーザーが真に知りたいであろう「設計時間を何%短縮したか」「不具合流出率に効いたか」「設計レビュー品質が上がったか」はまだ公開されていません。この点は、ダイキンのRAG活用が遅れているのではなく、むしろ今は**社内基盤の整備と実装標準化フェーズ**にあることを示すと読むべきでしょう。 16

以下は、公開情報から再構成した設計開発支援の運用フローです。



この仕組みの実務的含意は三つあります。第一に、部門ごとにRAGを“ゼロから作らない”ことで失敗コストを抑えていること。第二に、権限と前処理を共通化し、野良RAGの乱立を防いでいること。第三に、将来的なAIエージェント化のための**知識アクセスレイヤー**を先に整えていることです。設計開発支援という言葉は控えめですが、実態は「社内知識基盤の標準化」です。 2

## VLMとウェアラブルによる保守現場DX

ダイキンのAI活用の中で、外部から見て最も具体的に成熟度が高いのがこの案件です。起点は2019年のフェアリーデバイスとの協業発表で、空調機の保守点検やメンテナンスなどのサービス業務における**コネクテッドワーカー創出**を通じて、作業効率と品質向上を目指すとされました。ここで既に、遠隔作業支援、作業履歴蓄積、作業報告書の自動化、AIによる映像・音声解析、グローバル展開という構想が示されています。つまり現在のVLM案件は、近年突然始まったのではなく、**遠隔支援基盤の長年の延長線上にある**ことが分かります。 17

機器面でのキーはTHINKLETです。フェアリーデバイスの公式発表とダイキンTIC記事によれば、THINKLETは首掛け型スマートウェアラブルで、800万画素広角カメラ、5個のマイク、スピーカー、各種センサー、Wi-Fi/4G LTE、IP54防水防塵を備え、ハンズフリーで作業を妨げず、首掛けゆえに頭部装着型より映像ブレが少ないという特徴があります。ダイキンとフェアリーデバイスはこの機器と業務支援Webアプリを組み合わせ、熟練者が遠隔地の新人を支援・教育できるようにしました。ここが重要で、**初期目的はAIそのものではなく遠隔支援**でした。AIは、その副産物として得られた一人称動画を解析する形で後から深まっています。 18

データ収集方法はかなり洗練されています。現場作業者がTHINKLETを装着し、作業動画・音声を記録し、支援側の指示や会話はテキスト化され、画像や履歴とともにデータベース化されます。加えて、AIインフォラムの対談では、2~3時間連続で録画できること、動画に対してアノテーションを付けて正解データを作り、当初は伝統的な特化型コンピュータビジョンから、徐々にVLMベースへ移行していることが説明

されています。これは、**遠隔支援ログ→教師データ→VLM学習データ**というデータ飛躍が起きていることを意味します。 <sup>17</sup> [filecite:turn0file2](#)

作業分類の例として公開講演で示されたのは、メイン作業、付帯作業、事務作業、移動作業の四分類です。人間のラベルとAI予測を比較しながら時系列分類の精度を高め、映っている対象や手元のインタラクションをもとに作業状態を推定していると説明されています。ここから先に進んだのが、**作業抜け漏れチェックAIエージェント**です。作業者はTHINKLETをオンにして通常どおり作業し、動画はクラウドへ送られ、標準作業フローやチェックリストに照らして抜け漏れが判定され、終了後にスマートフォンへ通知されます。このフローは、AIがリアルタイムに現場へ介入する一歩手前、あるいは半歩入った状態です。

[filecite:turn0file2](#)

公開評価値は二つあります。ダイキンの2026年3月リリースでは、研修施設での実験で検知精度91%、実際の現場で76%としています。NEDOの成果ページでも、3,000時間の作業動画から構築したVLM等の基盤モデルを活用し、THINKLETを通じてリアルタイム解析するAIエージェントだと説明されており、PoCで高い検知精度と現場親和性があったと記載されています。さらにGENIAC-PRIZEの審査を通じて外部評価を受け、第1位となっています。企業発表の精度値はしばしばスコープ限定ですが、**NEDO審査を通過し、実現場データで一定精度を出している点**は信頼性を押し上げます。 <sup>19</sup>

ただし、信頼性評価は慎重であるべきです。第一に、91%と76%はかなり差があり、現場環境のばらつき、機種差、姿勢、照明、騒音、天候、作業者個人差の影響が大きいことを示唆しています。第二に、対象作業カテゴリの範囲とサンプル数は公開されていません。第三に、誤検知コストが「抜け漏れがあるのに見逃す」か「抜け漏れがないのに警告する」かで全く異なりますが、混同行列や再現率・適合率は未公表です。したがって、現時点の評価としては、**業務に使える可能性が高いが、全作業一般化まではまだ不明**というのが妥当です。 <sup>19</sup>

この案件のダイキンらしさは、やはり**データの希少性**にあります。TIC記事や講演では、一人称動画解析が実現できる背景として、自社データが集まったことと画像認識アルゴリズムの成熟が挙げられています。また講演では、YouTube上の空調関連動画は洗浄に偏り、点検修理のような資格を要する作業動画はほとんどないため、汎用動画モデルでは修理映像を洗浄と誤認しやすい、という現場起点の重要な指摘がありました。つまり、ダイキンの優位は「モデル選定」よりも、**現場を持つ企業にしか集められない教師データを早期から蓄積していたこと**にあります。 <sup>20</sup> [filecite:turn0file2](#)

プライバシー・労務面の論点も、この案件が最も大きいです。THINKLETは顧客現場で映像・音声を常時収集し、作業履歴化するため、作業者本人、顧客、同席者の顔・会話・位置・時刻・施工履歴が潜在的に含まれます。ダイキンの個人情報保護方針は、サービス履歴や施工情報の共同利用、委託、越境移転、安全管理措置を定めていますが、プロジェクト個別のマスクング、保存期間、評価利用制限は公開されていません。したがって実務上は、**録画開始前の通知、顧客先での掲示、顔・氏名・住所等の自動マスクング、学習用二次利用の分離、作業評価と人事評価の切り離し**が必須だと考えられます。これは法的助言ではなく実務的な管理提案ですが、公開情報からみても重要性は高いです。 <sup>21</sup>

## 空調特化LLMと研究成果

空調特化LLMは、ダイキンのAI戦略の中で最も「基盤化」色の強い案件です。公開講演によれば、背景にある認識は明快で、汎用LLMは空調の専門知識やダイキン固有の製品体系、オペレーションの内容を理解していないため、そのままでは設計支援や現場支援の基盤になりにくい、というものです。そのため同社は、オープン系LLMをベースに、自社知識を埋め込んだ独自LLM開発に着手したと説明しています。しかも、この取り組みは「モデルを作ること」それ自体よりも、**何をもちて十分な性能とみなすかを自社で定義すること**から始まっています。 [filecite:turn0file2](#)

その典型が、社内の研修部門と連携して作成した約150問の「空調基礎知識ベンチマーク」です。公開講演では、当時のフラグシップモデルで最良が約88.5%の正答率だった一方、工事見積もり基礎知識や機器選定では精度が十分でなかったと説明されています。この示唆は大きく、一般的なLLMが高性能に見えても、**自社製品名、機種体系、見積もりルール、施工文脈**を含むと急に難しくなることを意味します。ダイキンはそこを「空調という専門知識の不足」として問題設定し、モデル開発へつなげています。 [filecite](#)[turn0file2](#)

学術的にも重要な公開資料は、2026年言語処理学会年次大会の予稿「空調分野におけるドメイン特化コーパス構築手法の検討」です。この予稿では、著者にダイキン工業と国立情報学研究所のメンバーが含まれ、FineWeb2-jaから空調ドメイン文書を抽出し、高品質な空調Webコーパスを構築する方法が示されています。手法は、キーワードフィルタで候補を絞り、fastText分類器で正例候補を判定し、その上位20万件などにLLMで1~5点の品質スコアを付与し、シードを改善しながら反復するというものです。これは、人手アノテーションの全件実施が困難な大規模収集に対して、**軽量判定器とLLM審査を組み合わせた半自動品質選別**と言えます。 [22](#)

最終的に、この手法で得られたのは約78万件の候補文書で、うちスコア3以上の167,401件、約0.16B tokensが継続事前学習用データとして採用されました。ベースモデルはQwen3-4B (Base) で、これに空調コーパスで継続事前学習を施した結果、Daikin QAは0.45から0.49へ改善しました。論文のまとめでも、空調分野QAで4ポイント改善と記載されています。つまり、専門コーパス構築は少なくとも**ドメインQAの正答率向上**には効いていることが示されました。 [4](#)

ただし、この成果で最も重要なのは「改善した」ことより「何が悪化したか」が明示されている点です。表3では、汎用評価ベンチマークの平均が0.45から0.39へ低下しています。著者らも、継続事前学習によってベースモデルの汎用的な知識・推論の一部が相対的に弱まった可能性を述べ、今後はコーパスの種類と混合比、学習条件を調整し、汎用知識を維持しつつ空調特化性能を改善するモデル構築を課題に挙げています。これは、**ドメイン特化LLM開発の本質的トレードオフ**を隠さず示した点で価値があります。 [23](#)

さらに、この予稿には重要な留保があります。PDF内に「This work is published without peer review」と明記されており、査読付き論文ではありません。したがって、この成果は研究開発の途中経過としては有用でも、外部再現や大規模実運用を保証するものではありません。また、評価軸が主にQA形式に偏っており、実際の業務支援で重要な長文推論、ツール利用、文書要約、誤答の安全性、説明可能性などは未評価です。経営層向けには、この案件を「完成した独自LLM」ではなく、**専門知識を持つ基盤モデルの立ち上げフェーズ**と位置づけるのが適切です。 [24](#)

公開講演では、この独自LLMを将来的に設計開発支援や現場作業支援のコアにしたいこと、また外部API依存よりもオープン系モデルを自社運用することで、利用量が増えるほどコスト差が効いてくることが語られています。この点は実務的に重要です。設計、見積もり、問い合わせ、保守支援など多地点でLLMを頻繁に呼び出すようになると、API課金の変動費は重くなりやすい。ダイキンはそこに対し、**性能・コスト・主導権のバランス**として独自モデルを捉えています。これは「最高性能モデルを追う」戦略ではなく、「業務全体に埋め込めるモデルを持つ」戦略です。 [filecite](#)[turn0file2](#)

一方で、この案件でまだ不足している公開情報もあります。ファインチューニングの具体条件、社内文書との混合率、蒸留や指示チューニングの有無、幻覚抑制、語彙拡張、ツール利用、エージェント接続などは公開されていません。また、今回の三領域に直接結びつく**公開特許**は、2026年6月17日時点で誤同定なく確認できませんでした。少なくとも公開ベースでは、ダイキンは学会予稿・講演・協業発表を先行させ、特許の前面訴求はまだ限定的です。この点は本調査の限界として明記しておきます。

## ガバナンスとリスクと外部比較

まずガバナンスです。公開資料から確認できるのは、ダイキンが一般的なコーポレート・ガバナンス体制の下でスピーディな意思決定と監督を両立し、個人情報保護方針で取得目的、共同利用、第三者提供、保管期

間、開示等、越境移転、安全管理措置、継続的改善を定めていることです。加えて、RAGテンプレートでは所属ベースのアクセス制御とメタデータ自動付与が実装されており、少なくとも**情報権限と個人情報保護に対する土台**は見えます。 25

一方で、AI固有の公開ガバナンス、たとえばモデル利用可否基準、学習データ審査、生成物レビュー、説明責任の分担、レッドチーミング、利用ログ監査、第三者モデルへの送信基準などは、今回確認した公開資料では十分には見つかりませんでした。したがって、現段階のダイキンにとって最大の制度上の課題は、**既存の法務・情報セキュリティ・個人情報保護の枠組みを、AIユースケース単位の運用ルールへ落とし込むこと**だと言えます。これは未整備と断じる意味ではなく、公開開示が追いついていない可能性もありますが、少なくとも対外説明の観点では改善余地があります。 5

法務・倫理・運用リスクは、案件ごとにより異なります。

設計開発支援では、RAGに投入する文書の権限混在、設計機密の誤露出、古い仕様の参照、生成回答の出典不明確化が主リスクです。ここはメタデータフィルタ、文書版管理、回答時の参照元提示、承認済み文書のみ投入、設計レビューでの人間責任維持が有効です。AWS記事にあるように、所属フィルタと前処理の共通化は、その第一歩として筋が良い対応です。 16

保守現場DXでは、録画される映像・音声は顧客、作業員、同席者を含みうるため、個人情報保護と労務上の受容性が最大論点です。ダイキンの個人情報保護方針は、サービス履歴や施工情報の共同利用、安全管理措置、越境移転対応、開示・訂正等への対応を定めていますが、現場動画の学習用途や評価用途は公開上は具体化されていません。したがって、実務上は、録画目的の明示、業務支援と人事評価の切り分け、保存期間短縮、要配慮個人情報の除外、学習素材へのマスキング、越境データ移転時の地域別ルール分離が必要です。信頼形成の面では、「AIが現場を監視する」印象を避け、「再訪防止・教育支援・安全補助」が目的であることを可視化することが重要です。 21

空調特化LLMでは、誤答の影響が業務領域で異なります。一般知識の誤答なら軽微でも、見積もり、機器選定、保守手順、冷媒、法規制に踏み込むと影響は大きくなります。学会予稿で汎用性能低下が確認されている以上、現時点では「空調特化だから安全」とは言えません。ここで有効なのは、**回答を単独で使わず、RAG参照・ルールベース検証・人間承認を前提にしたハイブリッド運用**です。特に設計・保守のような高コスト業務では、精度よりも「誤答が安全に発見される仕組み」が重要です。 23

公開評価の信頼性を整理すると、次のようになります。

VLM案件の91%/76%は、**実現場の数値がある**点で価値が高いが、試験条件詳細は不足。

空調特化LLMの0.45→0.49は、**研究としては意味がある**が、査読なし・内部ベンチマーク中心。

RAGテンプレートの8部門展開は、**導入性の証拠**だが、事業効果ではない。

このため経営判断上は、「VLM案件は実証拡張段階」「RAGは社内基盤整備段階」「空調LLMは研究開発段階」と評価するのが妥当です。 26

外部比較として、国内ではGENIAC-PRIZEの同カテゴリ受賞例が参考になります。三菱重工業とAlgomaticはTIG溶接の熟練者・非熟練者動画の比較で暗黙知形式知化を提案し、NanoFrontierはLLMで実験自動化を進めています。これらに比べたダイキンの差別化は、**保守現場という移動・環境変動の大きいフィールドサービスに踏み込んでいること、そして遠隔支援の蓄積から3,000時間の一人称動画を持っていること**です。多くの製造業AIは工場内固定カメラや文書自動化から始まりますが、ダイキンは現場分散型ユースケースで先行しています。 27

海外比較では、Reutersが報じたSiemensとMicrosoftのIndustrial Copilotが分かりやすい対照です。

Siemensは2023年にMicrosoftと協力し、設計、新製品開発、生産・保守の支援を行うAIコパイロットを発表しています。こちらはソフトウェア・オートメーション寄りで、ダイキンほど一人称現場動画の独占データを武器にはしていません。反対にダイキンは、世界最先端の汎用産業ソフトを握る立場ではない代わりに、**空**

調フィールドサービスとドメイン運用知識という現場資産で差別化しています。両者は似て非なる戦略です。

28

## 実務的示唆と重要出典

ダイキン事例から得られる実務的示唆は、「まずモデルを選ぶ」のではなく、**どの知識資産を、どの運用単位で、どの品質基準でAIに渡すか**を先に設計すべきだということです。ダイキンは、設計文書ではRAGテンプレートと権限制御、現場では遠隔支援由来の動画蓄積、ドメイン知識では空調コーパス構築という順に、データと運用を整備しています。これは、生成AI導入でよくある“まずチャットUIだけ作る”失敗の逆を行く手順です。 13

導入を検討する企業向けのチェックリストは、過不足なく言えば次の通りです。

RAGでは、対象文書の権限区分、版管理、参照元表示、部門展開用テンプレートの有無を確認する。現場動画AIでは、録画同意、保存期間、学習用二次利用、マスキング、誤検知時の補正フローを設計する。ドメインLLMでは、社内ベンチマークを先に作り、汎用性能低下を許容する範囲を定義する。共通では、利用ログ、モデル更新管理、責任分界、人間承認、越境移転統制を明確にする。これらはダイキン固有というより、ダイキン事例から抽出できる再現性の高い原則です。 29

KPI候補も、案件別に分けるべきです。

設計開発支援なら、文書探索時間、レビュー往復回数、設計変更の再発率、PoC立ち上げ日数。保守現場DXなら、抜け漏れ再訪率、平均修理時間、同行教育期間、注意喚起受容率、現場精度の再現率。空調特化LLMなら、社内ベンチマーク正答率、業務タスク完遂率、誤答重大度、RAG併用時の改善率、推論コスト。

ダイキンの公開資料で現時点に数値化されているのは限定的ですが、少なくともVLM案件に関しては、**再訪防止・教育短縮・品質安定化**が本丸KPIであることは講演・公式発表から明確です。 19

filecite turn0file2

推奨アクションを短中長期でまとめると、短期は「RAG共通基盤化」と「現場データ取得ルール整備」、中期は「ユースケース別AIエージェント化」と「部門KPI公開」、長期は「専門LLMとRAGと動画AIの統合」です。ダイキン自身も、RAGの横展開、現場AIの対象拡大、空調LLMの業務利用へ順次進んでおり、製造業のAI成熟モデルとして参照価値が高いです。特に、**自社が持つ非公開データをAI資産へ変換できるかが勝負**だという点は、今後の日本企業全般に通じる示唆です。 30

## 重要な出典リスト

以下は、本レポートで特に重視した公開出典です。URLはユーザー要望に応じて明記します。

種別	出典	発行日	URL
公式	ダイキン工業 会社概要・概要データ 6	2026-03-31時点データ	<a href="https://www.daikin.co.jp/corporate/overview/summary/data">https://www.daikin.co.jp/corporate/overview/summary/data</a>
公式	ダイキン TIC 技術戦略について 7	参照時点公開	<a href="https://www.daikin.co.jp/tic/technology">https://www.daikin.co.jp/tic/technology</a>
公式	ダイキン 個人情報保護方針 31	参照時点公開	<a href="https://www.daikin.co.jp/privacy">https://www.daikin.co.jp/privacy</a>

種別	出典	発行日	URL
公式	ダイキン×フェアリーデバイス GENIAC-PRIZE受賞リリース <sup>32</sup>	2026-03-25	<a href="https://www.daikin.co.jp/press/2026/20260325">https://www.daikin.co.jp/press/2026/20260325</a>
公式	ダイキン TIC 前編 現場DX記事 <sup>33</sup>	2024-06-11	<a href="https://www.daikin.co.jp/tic/topics/feature/2024/20240611">https://www.daikin.co.jp/tic/topics/feature/2024/20240611</a>
公式	ダイキン TIC 後編 THINKLET活用記事 <sup>34</sup>	2024-06-27	<a href="https://www.daikin.co.jp/tic/topics/feature/2024/20240627">https://www.daikin.co.jp/tic/topics/feature/2024/20240627</a>
公式	Fairy Devices ダイキン導入発表 <sup>17</sup>	2019-11-21	<a href="https://fairydevices.jp/news_20191121">https://fairydevices.jp/news_20191121</a>
公式	AWS builders.flash ダイキン社内RAGテンプレート記事 <sup>16</sup>	2025-11掲載	<a href="https://aws.amazon.com/jp/builders-flash/202511/bedrock-knowledge-bases-cdk/">https://aws.amazon.com/jp/builders-flash/202511/bedrock-knowledge-bases-cdk/</a>
学会	言語処理学会年次大会予稿「空調分野におけるドメイン特化コーパス構築手法の検討」 <sup>35</sup>	2026-03	<a href="https://www.anlp.jp/proceedings/annual_meeting/2026/pdf_dir/Q4-22.pdf">https://www.anlp.jp/proceedings/annual_meeting/2026/pdf_dir/Q4-22.pdf</a>
公的	NEDO GENIAC-PRIZE 成果報告ページ <sup>27</sup>	2025年度成果 公表	<a href="https://geniac-prize.nedo.go.jp/archive/2025/results/">https://geniac-prize.nedo.go.jp/archive/2025/results/</a>
報道	Reuters Siemens Industrial Copilot関連報道 <sup>28</sup>	2025-06-30	<a href="https://www.reuters.com/business/retail-consumer/siemens-recruits-artificial-intelligence-expert-amazon-2025-06-30/">https://www.reuters.com/business/retail-consumer/siemens-recruits-artificial-intelligence-expert-amazon-2025-06-30/</a>

## 補足所見

本調査の結論を一言で言えば、ダイキン工業のAI活用は「生成AIを入れた」レベルではなく、**空調産業の知識基盤そのものをAI対応へ再構成する試み**です。RAGで文書知を、VLMで現場知を、ドメインLLMで専門知をそれぞれ整え、それらを将来のAIエージェント群につなげる構図が見えます。公開情報にはまだ未開示領域もありますが、少なくとも2026年6月17日時点で、日本の製造業の中でもかなり先行した、しかも一貫したAI戦略を持つ事例の一つと評価してよいでしょう。 <sup>36</sup>

<sup>1</sup> <sup>7</sup> <sup>36</sup> <https://www.daikin.co.jp/tic/technology>

<https://www.daikin.co.jp/tic/technology>

<sup>2</sup> <sup>9</sup> <sup>12</sup> <sup>13</sup> <sup>14</sup> <sup>15</sup> <sup>16</sup> <sup>29</sup> <sup>30</sup> <https://aws.amazon.com/jp/builders-flash/202511/bedrock-knowledge-bases-cdk/>

<https://aws.amazon.com/jp/builders-flash/202511/bedrock-knowledge-bases-cdk/>

<sup>3</sup> <sup>19</sup> <sup>26</sup> <sup>32</sup> <https://www.daikin.co.jp/press/2026/20260325>

<https://www.daikin.co.jp/press/2026/20260325>

<sup>4</sup> <sup>22</sup> <sup>23</sup> <sup>24</sup> <sup>35</sup> [https://www.anlp.jp/proceedings/annual\\_meeting/2026/pdf\\_dir/Q4-22.pdf](https://www.anlp.jp/proceedings/annual_meeting/2026/pdf_dir/Q4-22.pdf)

[https://www.anlp.jp/proceedings/annual\\_meeting/2026/pdf\\_dir/Q4-22.pdf](https://www.anlp.jp/proceedings/annual_meeting/2026/pdf_dir/Q4-22.pdf)

<sup>5</sup> <sup>10</sup> <sup>25</sup> <https://www.daikin.co.jp/corporate/overview/governance>

<https://www.daikin.co.jp/corporate/overview/governance>

6 <https://www.daikin.co.jp/corporate/overview/summary/data>

<https://www.daikin.co.jp/corporate/overview/summary/data>

8 17 18 21 [https://fairydevices.jp/news\\_20191121](https://fairydevices.jp/news_20191121)

[https://fairydevices.jp/news\\_20191121](https://fairydevices.jp/news_20191121)

11 31 <https://www.daikin.co.jp/privacy>

<https://www.daikin.co.jp/privacy>

20 34 <https://www.daikin.co.jp/tic/topics/feature/2024/20240627>

<https://www.daikin.co.jp/tic/topics/feature/2024/20240627>

27 <https://geniac-prize.nedo.go.jp/archive/2025/results/>

<https://geniac-prize.nedo.go.jp/archive/2025/results/>

28 <https://www.reuters.com/business/retail-consumer/siemens-recruits-artificial-intelligence-expert-amazon-2025-06-30/>

<https://www.reuters.com/business/retail-consumer/siemens-recruits-artificial-intelligence-expert-amazon-2025-06-30/>

33 <https://www.daikin.co.jp/tic/topics/feature/2024/20240611>

<https://www.daikin.co.jp/tic/topics/feature/2024/20240611>