

Title	データドリブンR&D実現に向けた生成AI活用と研究者意識 変革の実践
Author(s)	THEN, HUI ZEE; 余平, 哲也; 加藤, 勉; 伊藤, 達雄; 平野 , 由希子; 山田, 勝幸; 岸, 和人
Citation	年次学術大会講演要旨集, 40: 529-534
Issue Date	2025-11-08
Type	Conference Paper
Text version	publisher
URL	https://hdl.handle.net/10119/20158
Rights	本著作物は研究・イノベーション学会の許可のもとに掲載す るものです。This material is posted here with permission of the Japan Society for Research Policy and Innovation Management.
Description	一般講演要旨

2 A 1 0

データドリブン R&D 実現に向けた生成 AI 活用と研究者意識変革の実践

○THEN HUI ZEE, 余平哲也, 加藤勉, 伊藤達雄, 平野由希子, 山田勝幸, 岸和人 (株式会社リコー)
Huizee.then@jp.ricoh.com

1. はじめに

近年、製造業を含む多くの企業が、デジタル化や社会環境の変化に対応するため、データドリブン経営への転換を進めている。研究開発 (R&D) 部門においても、データに基づく的確な意思決定 (データドリブン R&D) の重要性が高まっている。しかし、当社では、属人的なリサーチノウハウによる質のばらつきや、限定的なリサーチ範囲により、意思決定者は不確実な情報に基づいて判断せざるを得ないという状況が発生することがあり、効果的な意思決定が困難な状況にあった。こうした課題を受け、誰もが一定水準のリサーチを行える環境の構築を目的として、各種のデータベースや分析機能等を備えたリサーチシステムを導入した。昨年度の発表では、このシステムの導入実績および生成 AI との親和性について報告した[1]。

その後、リサーチシステムの機能拡充として、データ保護要件を満たした生成 AI ツール (チャットボット) を新たに追加した。このツールは研究現場での利用を念頭に置いた分析・検索機能を備えている。しかしながら、R&D 現場では期待した活用が進まず、研究者の意識醸成が新たな課題として浮上した。

本稿では、生成 AI ツールの普及に向けた組織的な意識改革施策とその取り組みについて報告する。さらに、本取り組みから得られた成果を整理し、今後のデータドリブン R&D 推進に向けた展望を考察する。

2. 生成 AI ツール活用における課題

2.1 システム導入の共通課題

組織におけるシステム導入では、「構築したが現場に浸透せず、期待した効果が得られない」事例が多く報告されている。技術受容モデルによれば、システムの有用性と使いやすさが利用者に伝わらなければ採用は進まない[2]。また、イノベーション普及理論では、既存業務との整合性や成功事例の可視化が普及の鍵となる[3]。

当社 R&D 部門への生成 AI ツール導入においても、これらの共通課題が顕著に現れた。研究者は専門業務に集中しており、既存の作業慣行が強く定着しているため、新技術への抵抗が大きい[4]。加えて、導入時期 (2023 年末) は一般的に生成 AI への理解が不十分であり、「精度が低い」「信頼できない」といった懸念が残っていた。

2.2 理論的フレームワークによる課題分析

当社 R&D 部門の現状を踏まえた課題整理のため、Rogers (2003) のイノベーション普及理論 (以下、Rogers) と Kotter (1995) の組織変革理論 (以下、Kotter) を分析フレームワークとして採用した[3][5]。Rogers では採用者をイノベーター、アーリーアダプタ、アーリーマジョリティ等に分類し、各層に応じた対策を示している。一方、Kotter は組織変革において短期的成果の実現の重要性を強調し、早期に具体的成功体験を提供する必要性を示している。

2.3 優先課題の特定

両理論を当社の状況に適用して分析した結果、二つの重要な課題が浮かび上がった。第一に、Rogers におけるアーリーアダプタ層への重点的アプローチが必要である。この層は新技術への関心は高く影響力もあるが、専門業務での具体的活用方法が不明確であり、実用的な成功体験を積み重ねられていない。第二に、Kotter の短期的成果の実現の観点から、技術に不慣れな層 (特にアーリーマジョリティ) が容易に参入できる環境整備が急務である。これらの分析により、以下の二つの課題を最優先として特定した：

【課題 A：業務への適用方法の知見蓄積】

生成 AI に関心を持つ研究者であっても、専門分野における具体的な活用方法を見出し、実際の業務成果に結び付ける知見が不足している。

【課題 B：生成 AI 初心者の参入支援】

生成 AI 技術の基礎知識が不足している研究者が、迷わずに利用を開始できる導入支援が不足している。

3. 意識醸成のための具体的施策

3.1 SECI モデルに基づくアプローチ

前述で特定した二つの課題に対して、SECI モデルの「内面化」プロセスに着目した施策を展開した。SECI モデルは、組織内の知識創造を「共同化」「表出化」「連結化」「内面化」の 4 段階で捉える理論である[6]。

当社では、1 巡目の共同化（暗黙知の共有）、表出化（暗黙知の形式知化）、連結化（形式知の体系化）を既に実施し、昨年の発表にて報告済みである[1]。本研究では、個人が形式知を自らの暗黙知として吸収し、実践的な知識として定着させる「内面化」に重点を置いた（図 1）。

3.2 施策設計の基本方針

「内面化」プロセスを効果的に促進するため、以下の 4 つの要素を施策設計の基本方針として設定した：

1. 個人に合わせた支援：研究者の専門分野や習熟度に応じたカスタマイズ
2. 実践の機会をつくる：実際の業務における活用体験の提供
3. フィードバックと振り返り：利用結果の評価と改善点の明確化
4. 成功事例の共有：他の研究者への普及促進

これらの方針に基づき、課題 A（業務への適用方法の知見蓄積）と課題 B（生成 AI 初心者の参入支援）の解決に向けた具体的施策を展開した。

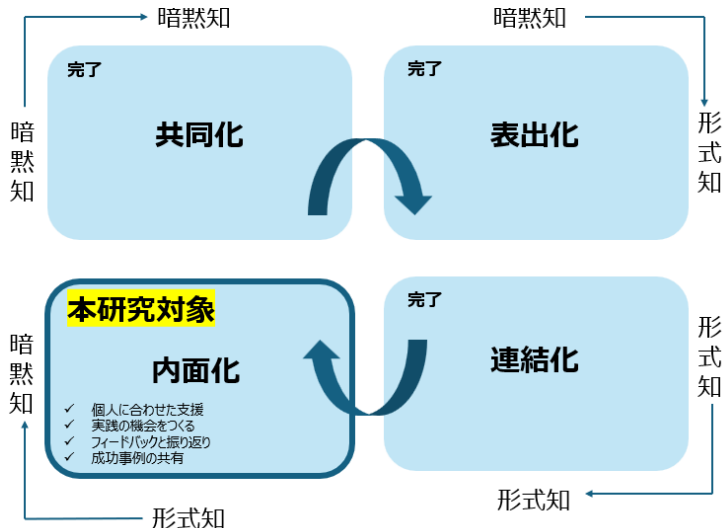


図 1：SECI モデルと施策の対応関係図

3.3 内面化プロセスの施策 1: 生成 AI 活用 WG の設立

3.3.1 施策概要

【対応課題：業務への適用方法の知見蓄積】

生成 AI 活用関心層の内面化を促進するために、生成 AI 活用 WG を設立した。2024 年 1 月の第 1 期開催から現在の第 3 期まで継続実施し、参加メンバーが各自の研究分野における生成 AI 活用を自主検討・試行する仕組みを構築した。運営上の具体的工夫と狙いについては表 1 に示す通りであり、Kotter（1995）の「短期的成果の実現」を重視した設計としている。

表 1: 生成 AI 活用 WG の設計

内面化要素	工夫・特徴	狙い・効果
1. 個人に合わせた支援	有志者による自発的参加	自発的取り組みにより、内発的動機に基づく積極的な活用検討を促進する
	様々な部署からの参加者構成	各部署のキーパーソンを育成し、普及拠点となる影響力のある人材を確保する
2. 実践の機会をつくる	参加者主体で業務に試行	実務で使える具体的事例を創出する
	3ヶ月期制で継続開催	短期集中により具体的な成果を創出する
	外部ツール（Dify含む）試行を許可	分野別に最適なツール・ワークフローを見つけ運用化を促進する
3. フィードバックと振り返り	中間共有会で検討状況・試行結果を共有	相互刺激により知見を蓄積・横展開を促進する
4. 成功事例の共有	R&D全体向け報告会	成果を可視化して部門全体への横展開を促進する

3.3.2 取り組み実績

生成 AI 活用 WG 第 1 期から第 3 期までで実施した取り組みテーマは累計 46 件に達した。各テーマの分類結果を図 2 に示した。分類を見ると、最も多かったのは論文・特許調査を含む「調査・分析・情報収集」で 13 件、次いで「研究開発・技術開発」が 11 件であった。これは、研究者にとって最も時間を要する調査・分析業務と、日常的に取り組む研究開発業務に課題が集中していることを示しており、負荷の大きい業務課題の解決を優先した実践的なアプローチが取られていると考えられる。

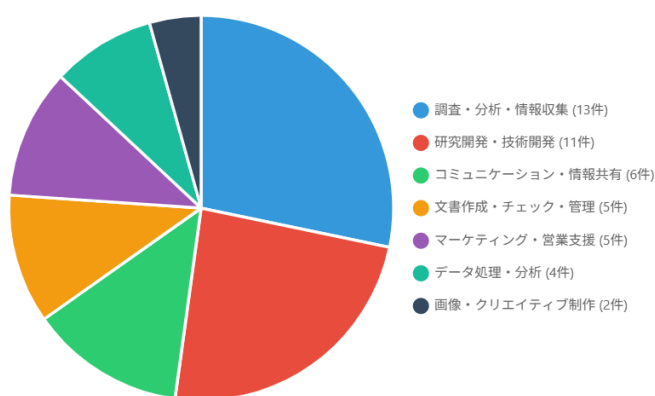


図 2：生成 AI 活用 WG の取り組みテーマ

3.3.3 効果測定と考察

生成 AI 活用 WG の活動による影響を把握するため、参加者および活動報告会の視聴者を対象に継続的なアンケート調査を実施した。「生成 AI 活用 WG の活動結果を見て、新たに生成 AI を業務で使うイメージが増えましたか？」という質問への回答推移を図 3 に示す。業務活用イメージが向上した研究者の割合は第 1 期（2024 年 1 月）の 64%から段階的に増加し、第 3 期（2025 年 1 月）には全回答者が肯定的な回答を示した。同時に「増えなかった」との回答は第 1 期の 36%から第 3 期には 0%へと大幅に減少した。

これらの結果は、生成 AI 活用 WG の継続的な活動により、業務適用に向けた具体的な知見が蓄積され、報告会の視聴者が実務での活用可能性を認識するに至ったことを示している。ただし、本調査には以下の限界がある。第一に、回答者が生成 AI に関心を持つ層に偏っている可能性が高い。第二に、組織全体での活用状況や長期的な定着度については継続的な検証が必要である。これらの限界を踏まえつつも、本施策が対象層に対して一定の効果を示したと評価できる。

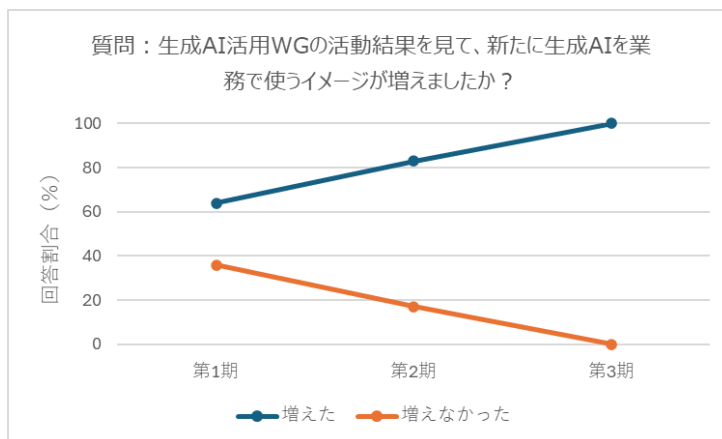


図 3: アンケート結果（時系列）

3.4 内面化プロセスの施策 2：初心者向け活用事例集の作成と社内発信

3.4.1 施策概要

【対応課題：生成 AI 初心者の参入支援】

生成 AI 技術の基礎知識が不足している研究者層の内面化を促進するため、生成 AI 初心者が最も取り組みやすい入口となる活用事例を作成・発信した。具体的な工夫と狙いは表 3 に、実際に発信した事例を図 4 に示す。

表 3：初心者向け活用事例集の設計

内面化要素	工夫・特徴	狙い・効果
1. 個人に合わせた支援	1-2枚PPTでの事例集約	短時間での理解を可能にし、初心者の心理的負担を軽減する
	ペルソナ別事例設計	想定利用者に応じた具体的場面設定により、自分事として認識させる
2. 実践の機会をつくる	再現可能な実行手順の提供 (プロンプト・ワークフロー図・スクリーンショット・注意点)	初回試行でも失敗リスクを最小化し、確実な実践体験を提供する
	Microsoft Teams定期配信	継続的露出により、知識の定着と実務試行を促進する
3. フィードバックと振り返り	Microsoft Teamsでコメント機能	利用者の実践結果や疑問を共有し、相互学習とサポートを促進する
4. 成功事例の共有	毎回異なる事例	多面的な活用可能性を示し、各自の業務との接点発見を支援する

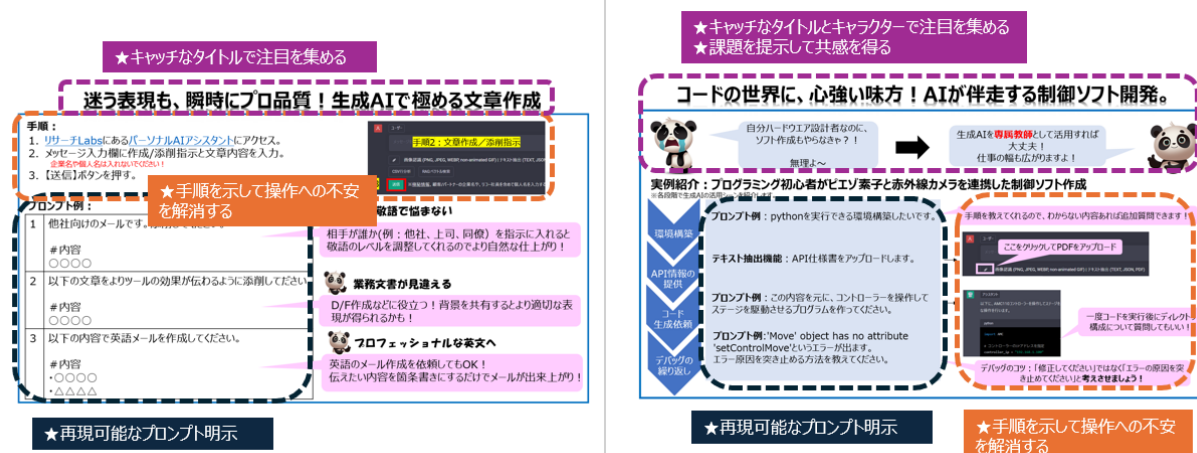


図 4：実際に発信した二件の生成 AI 活用事例

3.4.2 効果測定と考察

活用事例集による初心者参入支援の効果を確認するため、配信対象者にアンケート調査を実施した。実際に事例集を試行した研究者は全回答者の 41%であり、そのうち 60%が「思い通りにできた」と回答した。

この結果は、生成 AI 初心者であっても 1 枚 PPT 形式の事例集により実際の業務適用が可能であることを示している。生成 AI ベースリサーチツールの操作手順を分かりやすく整理した事例集の設計が、初心者の参入障壁を効果的に下げていることが確認された。ただし、試行率が 41%にとどまっていることから、さらなる参入促進策の検討が今後の課題として挙げられる。

4. 成果の分析と考察

4.1 定量的成果

本取り組みにより観察された主要な成果は、生成 AI ベースリサーチツールの利用率の顕著な向上と、研究者の業務適用イメージの拡大である。施策実施前の月間アクセス数は 5,000 未満であったが、生成 AI 活用 WG の継続開催や初心者向け事例集の配信とタイミングを合わせて段階的に増加し、施策開始から約 1 年半で月間約 20,000 を超えた (図 5)。

生成AIツールのアクセス数

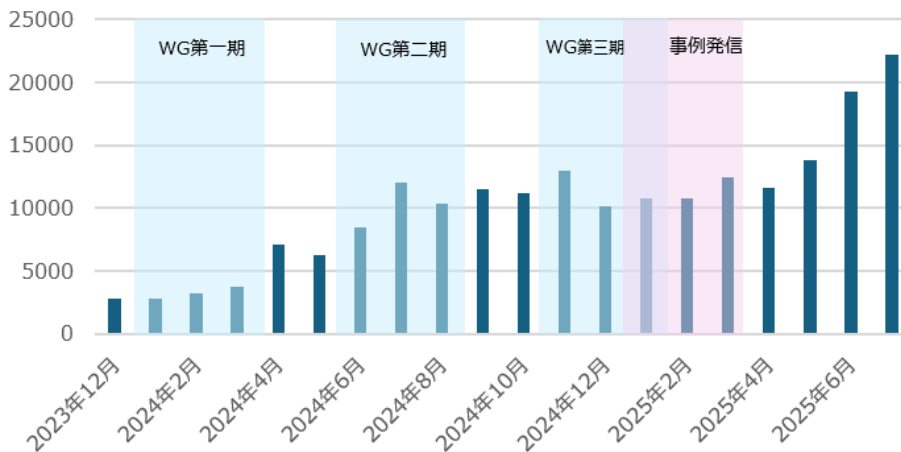


図 5：生成 AI ツールのアクセス数の推移

利用増加の時系列分析では、WG 開催期間において段階的な利用増加が確認された。特に各期の開始月や事例配信時期に短期的な増加傾向が観察され、施策の即時的効果が示唆される。注目すべきは、2024 年 4 月、2025 年 4-7 月など、WG 開催期間外でも継続的な利用増加が見られることである。これは、WG や事例集によって生成 AI 活用の知見を習得した研究者が、各自の業務において自発的・日常的に活用するようになったことを示しており、施策による意識変革が定着し始めた可能性を示唆している。

4.2 定性的成果

定性的な変化として、生成 AI 活用 WG で示された実務事例に加え、技術戦略を検討する部署からも、生成 AI が「情報収集の高速化」に寄与した具体事例を複数確認した。これらの成果は、従来の属人的・経験則的な研究アプローチから、エビデンスに基づく体系的なアプローチへの転換基盤を構築した点で、データドリブン R&D 実現への重要な第一歩となる。具体的には、研究者が客観的データに基づく判断の有効性を実感し、データ活用への意識変革が進んだことが確認された。

4.3 課題と限界

一方で、以下の課題が明らかになった：

1. 情報の評価・品質管理の不十分性：得られた情報の評価力やエビデンスを議論に反映する組織的手続き（定量指標の導入、意思決定時のデータ提示標準化等）が未整備
2. 意思決定へのデータ組込の未定着：ツール利用だけでは思考様式の完全な転換は達成できていない
3. 利用者の個人差：生成 AI を自発的に使う人と使わない人の差が大きい

4.4 総合評価

本取り組みは生成 AI 活用の敷居を下げ、研究者の内面化を促す初動として有意な成果を示した。しかし、利用増加の因果帰属や情報評価力の組織的担保は未解決であり、次段階では内面化を組織的なデータ活用へと定着させるための制度設計と定量検証が必要である。

5. 今後の展望

本研究により構築された研究者の意識変革基盤を踏まえ、データドリブン R&D 実現に向けた具体的な展開について以下に示す。

・リサーチ業務の効率化による意思決定支援の向上

生成 AI 活用により、従来は個人の経験や直感に依存していた文献調査や市場分析が体系化・効率化される。大量の特許情報の迅速な分析、競合技術動向の網羅的把握、顧客ニーズの多角的分析といった作業が効率化されることで、研究開発の方向性決定により多くのデータと多様な視点を組み合わせることが可能となる。これにより、従来の経験則による意思決定からエビデンスに基づく意思決定への転換が促進される。

・データドリブン R&D 文化の浸透

生成 AI 活用を通じて研究者がデータ活用の価値を実感することで、R&D 部門全体にデータドリブンな思考様式が浸透することが期待される。これは単なるツール活用にとどまらず、仮説検証プロセスの厳密化、定量的評価指標の導入、エビデンスベースの議論文化の醸成といった、真のデータドリブン R&D を実現する組織文化の根本的変革につながる。本研究で確認された研究者の意識変革が、組織全体のデータドリブン化への起点となることが期待される。

本研究で実践した生成 AI 活用と研究者意識変革の取り組みは、データドリブン R&D 実現に向けた確実な基盤を構築したと評価できる。今後は、この基盤を活用し、組織全体でのデータ活用文化の定着とさらなる発展を目指す。

参考文献

- [1] 余平哲也, 岸和人, 平野由希子, 伊藤達雄, 加藤勉, 山田勝幸, R&D 部門におけるリサーチシステムの構想および試行, 研究・イノベーション学会第 39 回年次学術大会(2024)
- [2] Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340.
- [3] Rogers, E. M. (2003). *Diffusion of innovations* (5th ed.). Free Press.
- [4] Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. *Administrative Science Quarterly*, 35(1), 128–152
- [5] Kotter, J. P. (1995). Leading change: Why transformation efforts fail. *Harvard Business Review*, 73(2), 59–67
- [6] Nonaka, I., & Takeuchi, H. (1995). *The knowledge-creating company: How Japanese companies create the dynamics of innovation*. Oxford University Press.