

オムロン「Decentralized X (DcX)」が切り拓く非集中型AIアーキテクチャの全容と産業的波及効果

Gemini 3.1 pro

次世代AI開発におけるパラダイムシフトの到来

2026年6月12日、オムロン株式会社は東京都内で記者会見を開き、同社の戦略的研究拠点であるオムロン サイニックス株式会社（以下、OSX）が研究開発を主導する独自の非集中学習技術「Decentralized X（以下、DcX）」の全容と、そのビジネス実装における具体的な成果を発表した。この技術的マイルストーンは、現代の人工知能（AI）開発が直面している構造的なボトルネック、すなわち「データの非集中的な偏在性」と「プライバシー・機密保護の壁」という二重の課題を根本から打破する可能性を提示するものである。本発表に先立つ2026年6月8日には、オムロンと株式会社アプリズム（以下、アプリズム）による共同プレスリリースが発信されており、AIプロダクトにおける実証実験の成功が報告されていた¹。その後、専門メディアにおいて「“AIの学校”で開発期間を7割削減」といった見出しで報じられるなど、産業界から極めて高い関心を集めている²。

これまでのAI技術、とりわけディープラーニングに基づく大規模なモデル開発は、学習用の生データ（ネイティブデータ）をクラウドなどの単一拠点に大量に集約する「集中型アプローチ」を大前提として発展してきた。しかしながら、産業実装のフェーズが深まり、AIがサイバー空間からフィジカル空間（製造現場、医療機関、インフラ施設など）へと浸透するにつれ、現場特有の環境条件の差異や、データの秘匿性の高さから、生データの共有・転送そのものが極めて困難なケースが多発しているのが実情である¹。オムロンとアプリズムの共同技術検証によって実証された「DcX」は、各現場の固有データを外部に出すことなく、各現場で学習された「AIモデル（知識）」のみを持ち寄り統合するという、全く新しい非集中型のアプローチを提示している¹。この手法は、AI開発におけるリードタイム、コスト、および推論性能のすべてにおいて飛躍的な改善を実現する技術として、今後のエッジAIのエコシステムを根本から変革する潜在力を持つ。

現代AI開発の構造的課題と「データの重力」

DcXの技術的優位性と産業的価値を正確に評価するためには、現在の主流である集中型AIモデル開発が抱える限界と、現場（エッジ）における物理的・法的な制約を明確に定義する必要がある。

生データ集約の限界と顕在化するセキュリティリスク

画像認識や物体検出AIの開発において、従来の手法では、各現場から収集された未加工の生データを中央のサーバーに集約し、人間によるアノテーション（タグ付け）を施した上で、モデルの再学習・追加学習を行うプロセスが必須であった⁵。しかし、データの価値が飛躍的に向上する現代において、データを外部環境に転送することや、同一企業内であっても別拠点・別部門と共有することへの抵抗感はかつてなく高まっている¹。

とりわけ、製造業における歩留まりや不良品の画像データ、ヘルスケア領域における患者の生体データ、あるいはセキュリティに関わる監視カメラの映像など、厳重な機密保持が求められる領域で

は、クラウドへのデータアップロード自体がコンプライアンス上の重大な障害となる⁷。この「機密情報の壁」により、豊富なデータが存在しているにもかかわらず、それらを統合して高性能な基盤モデルを構築することができないというジレンマが生じていた⁷。さらに、法的な観点からも、GDPR(欧州一般データ保護規則)などの厳格なデータ保護法制が整備される中、国境を越えたデータの移動(クロスボーダー・データ移転)は多大なリーガルリスクと確認コストを伴うようになっている。

環境変化に対する脆弱性とドメインシフトの問題

AIモデルが実運用において直面するもう一つの重大な課題が、学習時に想定していない環境変化に対する脆弱性である。現場ごとの環境や対象物の特性に特化して学習されたAIモデルは、その特定の条件下では高い精度を発揮するものの、照度の変化、カメラの設置角度の違い、背景の変動といった予期せぬ環境変化に直面すると、著しく推論精度が低下する現象(ドメインシフト)を引き起こす¹。

この推論精度の低下を補正し、多様な環境に対するロバスト性(堅牢性)を獲得するためには、変化した環境下でのデータを新たに収集し、モデルをチューニングする「追加学習」が不可欠となる。しかし、この追加学習には、新規データの収集と選別、多大な人海戦術によるアノテーション作業、モデルの再構築、そしてシステム運用対応といった一連のプロセスが要求され、結果として開発期間の大幅な遅延と、システム・人的コストの肥大化を招く要因となっていた¹。

「Decentralized X(DcX)」の技術的アーキテクチャ

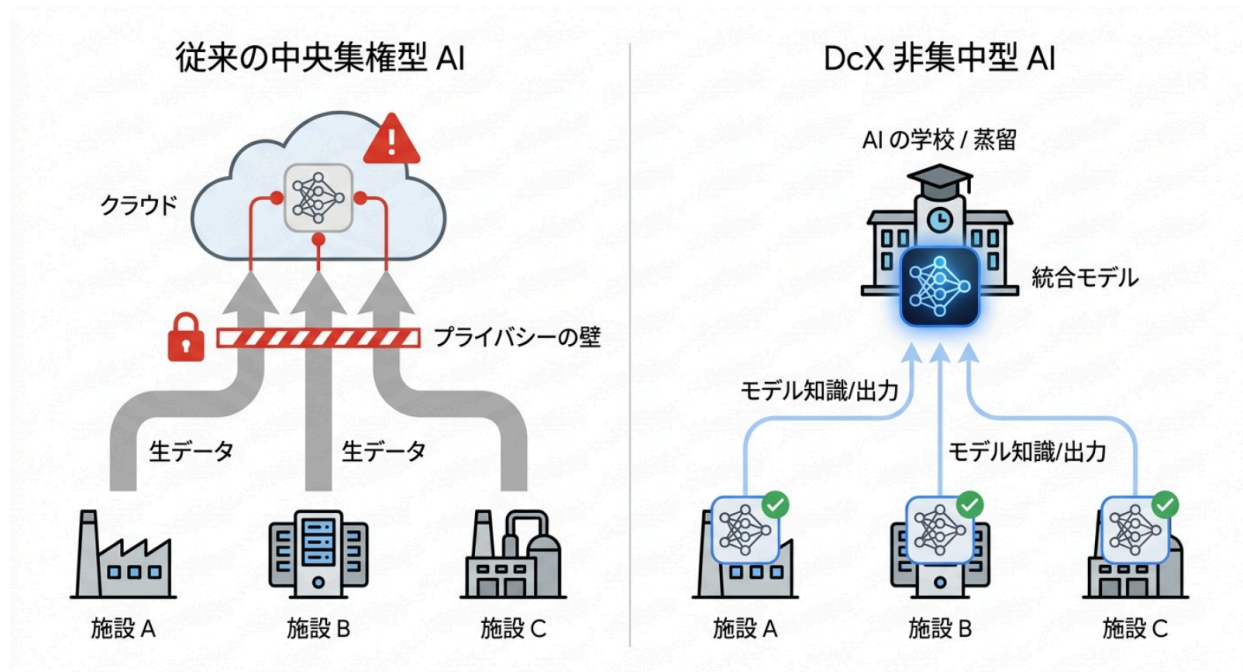
オムロン サイニックエックス(OSX)が研究開発に取り組んできた「DcX」は、上記のような「集中型」の限界と「データの重力」を克服するために設計された非集中学習技術である。その中核的なメカニズムは、現場ごとに分散したAIの知識を、安全かつ柔軟に統合する点にある¹。OSXは、ICPR'20(非集中環境における機械学習に関する論文)やIJCAI'20(多様な環境ダイナミクス間の転移強化学習に関するマルチソースポリシー集約)といった国際的なトップカンファレンスで関連研究を発表しており、DcXはこれらの高度な学術的知見を産業実装へと昇華させたものである¹。

知識の「蒸留」と「AIの学校」という概念

DcXにおける最大の特徴は、現場の生データを一切共有・転送することなく、各現場で独自に学習された「AIモデルそのもの」、より正確にはその「出力結果(知識)」のみを持ち寄り、統合モデルを構築する点にある¹。技術的には、各モデルの出力結果を「教師」として用いる「知識蒸留(Knowledge Distillation)」の技術を高度に応用した非集中型の学習アプローチを採用している¹。

このプロセスは、一部のテクノロジー専門メディアにおいて「AIの学校」という比喻を用いて解説されている²。すなわち、異なる特殊環境(例えば、極端な暗所に強いモデル、特定の角度からの認識に強いモデルなど)で個別に学習・成長した複数のAI(生徒たち)が一つの場に集まり、互いの推論結果という「知識」を共有し合うことで、単一の極めて優秀な統合モデルを構築するアプローチである。この仕組みにより、開発者は疑似的に大規模なデータを用いた学習を模倣することができ、少量の局所的なデータ収集のみで、多様な環境条件に対応する高精度なAIモデルを開発することが可能となる¹。

従来型学習モデルとDecentralized X (DcX) のアーキテクチャ比較



従来手法が生データを中央に集約することによるプライバシーの壁や高コストに直面する一方、DcXは各現場で生成されたAIモデルの知識（出力）のみを「蒸留」技術を用いて統合し、セキュアな状態のまま包括的な基盤モデルを構築する。

モデル構造に依存しない非同期的な柔軟性

技術的観点からみたDcXの特筆すべき強みは、統合対象となるAIモデルのアーキテクチャ（ニューラルネットワークの構造や層の深さなど）が異なっても統合が可能である点に集約される¹。従来の分散学習手法として知られる「連合学習（Federated Learning）」などでは、ネットワークの重み（パラメータ）そのものを共有するため、原則として各エッジ端末で同一のモデル構造を採用し、同期的に学習を進める必要があった。

しかしDcXは、最終的な「出力形式」さえ一致していれば、異なるモデル構造同士であっても統合することができる¹。これにより、顧客が保有する既存のエッジデバイスの計算能力（コンピューティングリソース）や予算に合わせて、軽量なモデルから大規模なモデルまでを混在させたまま柔軟なシステム構築が可能となる。個々のモデルの処理速度を維持したまま、統合によるシステム全体の精度向上を図ることができるため、AIモデルに応じた個別開発によるコスト増加を根本から防ぐことができるのである¹。

完全な機密性維持とデータ主権の保護

統合プロセスにおいて、元となる画像や動画といった「秘匿性の高い生データ」は一切ネットワーク上を移動しない⁷。やり取りされるのは高度に抽象化されたAIの知識（モデルの推論結果）のみである

ため、機密情報を集約できずに基盤モデルの開発が困難であった課題を解決する⁷。これにより、高いデータの機密性を維持したまま高性能なAIの開発が可能となり、機密情報が含まれるがゆえにAI開発を外部に委託できないといった企業の悩みを払拭する⁷。データの所有権(データ主権)は常にエッジ側に留保されるため、コンプライアンス上の制約をクリアしながら他拠点の知見を安全に取り込むことができるのである¹。

実証ケーススタディ: アプリズム「aiba」における馬体検出モデル

DcXが有するこれら理論的な優位性は、オムロンと株式会社アプリズム(代表取締役社長: 仙敷久善)との共同プロジェクトにおいて、極めて具体的な数値成果として実証された¹。アプリズムは大阪市に本社を置く企業であり、このプロジェクトではAIプロダクト本部が中心となってプロトモデルの開発や実データによるアルゴリズム検証を担い、オムロンはプロジェクトマネジメントとテクノロジーコミュニケーションを、OSXはDcXの技術提供とアドバイザーを担当するという役割分担で進化した¹。

「aiba」が直面していた運用上の壁と特殊環境

対象となったのは、アプリズムが提供する馬の異状検知プロダクト「aiba」である¹。このプロダクトは、馬房の上部に専用のAIカメラを設置して継続的な撮影を行い、馬の運動量からその状態を検知し、異状(運動量の変動によるアプリズム基準のステータス)を検知した際に即時アラートをスタッフに通知するシステムである¹。なお、本プロダクトは動物用医療機器ではなく、管理業務を支援するソリューションとして位置づけられており、導入には最短7~8週間の期間を要する¹。

このシステムは、現場ごとの環境や馬の特性に応じた「馬体検出AIモデル」を用いてモニタリングを行うが、実運用においては深刻な課題が存在していた。それは、学習時に想定していない現場環境の変化が生じると、検出精度が著しく低下するという問題である。とりわけ、夜間などの照度が低い厩舎環境においては、画像内の馬体を検出し、その検出枠(バウンディングボックス)を特定する精度が落ちる傾向があった¹。

通常であれば、他拠点のデータや他のオーナーが保有する馬房データを用いた「追加学習」によってこの精度低下を補う。しかし、競走馬や乗馬用馬の管理データは極めて秘匿性が高い。他オーナーの馬の映像データを第三者間で共有・転送することは、権利上の問題や情報漏洩のリスクから、強い制限が課されており事実上不可能であった¹。近年のデータ価値の向上に伴い、外部への転送はおろか、同一社内であってもデータの共有自体に強い抵抗感が生まれていたのである¹。

DcXによるアプローチと劇的なパフォーマンス改善

このジレンマに対し、オムロンとアプリズムはDcXの技術を適用し、生データを共有することなく現場ごとに学習された「AIモデル(知識)」のみを持ち寄る非集中型の学習手法を構築した¹。具体的には、他拠点で学習された「暗所環境下での検出力」などの優れた知見を、元の映像データを転送することなく安全に統合したのである¹。

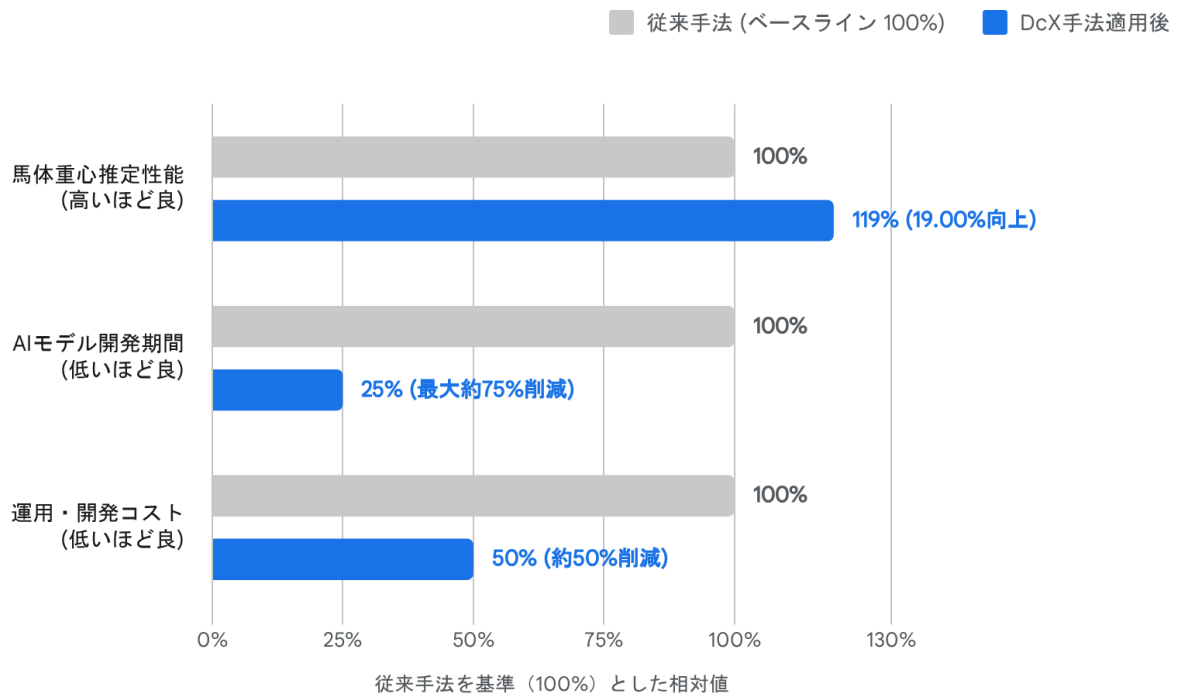
この実証実験の結果は、AIの開発と運用における従来の常識を覆すほど劇的なものであった。以下の表は、従来の中央集権的な追加学習アプローチと、DcXを適用した非集中型アプローチにおける開発効率と性能の差異をまとめたものである。

評価指標	従来手法(生データの集約による追加学習)	DcX適用手法(知識蒸留による非集中学習)	改善効果とその要因
馬体重心位置の推定性能	暗所などの想定外の環境下で精度が低下。他拠点の知見を取り入れられない。	他拠点の暗所対応モデルの知識を統合し、環境ロバスト性を獲得。	19.00%改善 。他拠点の知見を安全に転移できたため ¹ 。
AIモデル開発期間	新規データ収集、契約締結、アノテーション作業、モデル再構築に膨大な時間を要する。	アノテーション等の手作業を省略し、モデルの出力結果を教師として即座に統合。	約 75%短縮 (従来の25%程度に低減)。リードタイムの大幅な圧縮 ¹ 。
運用および開発コスト	人件費(アノテーション)や、生データ保管のためのクラウドストレージ利用料が肥大化。	人手による作業を排除し、データ転送・保管に関わるインフラコストを最小化。	約 50%削減 。ハードウェア利用料および人的コストの削減に成功 ¹ 。

データが示す通り、「aiba」の馬体検出AIモデルにおいてDcXを適用した結果、暗所環境下における馬体重心位置(バウンディングボックスの中心と正解とのズレの平均値)の推定性能が、適用前と比較して19.00%改善した¹。これは、他拠点のモデルが持つ環境ロバスト性が、見事に統合モデルへと転移したことを意味している。

さらに産業的インパクトが大きいのは、リソースの大幅な削減である。他拠点のデータを利用する際の契約締結にかかる時間、現場での新規データ収集、そして最も労働集約的なアノテーション(タグ付け)作業が完全に不要となった¹。これにより、検出モデルの再構築に要するAIモデル開発期間が従来比で最大約75%低減され、サービス立ち上げのリードタイムが劇的に短縮された¹。加えて、データの保管費用、アノテーションに伴う人件費、モデル学習のためのクラウドサーバー等のハードウェア利用料を約50%に大幅削減することに成功している¹。

DcX適用によるAI開発KPIの劇的改善（aibaプロジェクト実証）



従来の中央集権的な追加学習手法を基準（100%）とした場合のDcX適用の効果。開発リソース（期間・コスト）を大幅に削減させながら、暗所での推定性能を向上させるという、背反する要素の同時解決を実現している。

Data sources: VOIX(オムロン・アブリズム連携), オムロン プレスリリース

DcXがもたらす「AIのロングテール問題」の解消

aibaプロジェクトで得られた実証結果は、単に「馬体検出」という限定的なドメインにとどまらず、AI産業全体に対するより深く、構造的な示唆を含んでいる。その最たるものが、「AIのロングテール問題」の解消に向けたブレイクスルーである。

現在のAI産業における投資と技術開発は、インターネット上の膨大なテキストや画像データをクラウドに集めて学習させる汎用的な巨大基盤モデル（大規模言語モデルなど）に極端に偏重している。一方で、個別の工場ライン、特定の小売店舗、あるいは特殊な施設（今回のケースのような厩舎など）におけるニッチな課題解決、すなわち「ロングテール領域」に向けた専用AIの開発は、費用対効果（ROI）が見合わないために手つかずのまま放置される傾向が強かった。特定の環境下でのみ機能するAIを構築するために、わざわざ数千万単位のコストをかけてデータ収集とアノテーションを行うことは、多くの事業会社にとって非現実的だからである。

しかし、DcXによる「開発期間の75%短縮」と「コストの50%削減」という実績は、このロングテール領域におけるAI導入の損益分岐点を劇的に引き下げていることを意味している¹。少量の局所的なデータしか存在しない環境であっても、他拠点からの「知識の蒸留」によるアシストを受けることで、精度の高

いモデルを安価かつ迅速に構築できるからだ¹。これにより、これまでAI化を諦めていたニッチなB2Bドメイン—特殊部品の目視検査、小規模な農業モニタリング、専門性の高い施設管理など—へのAIの普及が急速に進むと予想される。

オムロンの戦略的布石：「Agentic AI」の社会実装に向けて

オムロンがこの高度な非集中学習技術を単なる研究成果にとどめず、実際の事業領域への落とし込みを急いでいる背景には、同社が掲げる中期ロードマップに基づく明確な戦略的意図が存在する。

コア技術領域「Agentic AI」を支えるインフラとして

オムロンは1933年の創業以来、「センシング & コントロール + Think」をコア技術としてグローバルに事業を展開し、全世界で約2.6万人の社員を擁して130ヶ国以上で商品・サービスを提供している⁹。現在、同社は中期ロードマップ「SF 2nd Stage」を推進しており、そこで定められた注力13事業を牽引するための全社コア技術領域（重点的に強化する6つのコア技術）の一つとして、「Agentic AI（エージェントックAI）」を掲げている¹。

Agentic AIとは、人間からの詳細な指示を待つことなく、自律的に状況を判断し、目的を達成するために行動（エージェントとして機能）する次世代のAI概念である。このAgentic AIが、工場や社会インフラといった多様かつ動的なフィジカル環境下で期待通りに機能するためには、中央のサーバーからのトップダウンの指示や汎用モデルの推論だけでは不十分である。エッジ側（現場）の機器が、自ら置かれた環境の変化をリアルタイムに吸収し、継続的かつ分散的に学習（追加学習）を行い、自らをアップデートし続けるためのエコシステムが不可欠となる。

DcXによって追加学習に伴う多大な負荷とシステムコストが劇的に低下したことは、Agentic AIが現場で自律的に成長するための技術基盤が完成したことを意味している¹。オムロンは、このDcXの特徴を活かし、データ統合が困難な複数のドメイン間での全社横断的なAI活用と技術連携を強力に促進する方針を打ち出している¹。

異業種・ドメイン横断でのオープンイノベーション展開

オムロンは今後、DcXを自社の制御機器事業をはじめとする注力事業へ展開するだけでなく、他社や他業界とのオープンイノベーションによる社会課題の解決を目指している¹。このアプローチが特に劇的な効果をもたらすと考えられる主要ドメインとして、以下の3分野が挙げられる。

1. 製造業（ファクトリーオートメーション：FA）製造業においては、生産ラインの歩留まりデータや欠陥品の画像は、各企業の競争力の源泉であり、根幹に関わるトップシークレットである。同業他社との共有はもちろんのこと、巨大な多国籍企業においてはグループ企業間や工場間であっても、データの越境移転が阻まれるケースが多い。DcXを導入すれば、A工場の異常検知モデルとB工場の異常検知モデルの「出力結果」のみをすり合わせる事が可能となる。これにより、機密を保持したまま両工場のノウハウが統合された、極めて堅牢な検知モデルを各工場に展開することが可能となる¹。
2. ヘルスケア領域 医療分野では、患者の生体データや電子カルテ情報は、個人情報保護の観点から最高レベルのプライバシー保護が求められる。病院間で生データを共有して大規模な医療AIを構築することは法的に極めてハードルが高い。しかし、DcXの非集中学習を用いれば、各病院でローカルに学習された診断支援AIのモデルを安全に統合することができる。これにより、一病院ではデータが集まりにくい稀少疾患の検出率向上など、医療AIの全体的な高

度化が期待される¹。

3. 社会システム・インフラ 交通インフラや公共施設の監視システムにおいて、各自治体やインフラ企業が保有する映像データを外部のクラウドに出すことなく、全体として最適な渋滞予測や異常検知のモデルを構築することが可能となる。プライバシーへの配慮と公共の安全という相反する要素を両立させるソリューションとして、DcXは強力な基盤となる¹。

オムロン サイニックスによる「Decentralized X (DcX)」の発表と、アプリズムとの実証実験の成功は、AI開発の仕組みそのものを「集中型」から「非集中・知識統合型」へと転換させる不可逆的なパラダイムシフトの始まりを示している¹。生データを集約せず、モデルの知識のみを「蒸留」によって組み合わせるこの技術は、環境の多様性とデータの秘匿性という物理的・法的な壁に直面していた現場主導のAIプロジェクトに、決定的なブレイクスルーをもたらした。「データを共有せずに、知識を共創する」というDcXの哲学は、データの囲い込みによるプラットフォームの寡占が進む現在のAI産業に対し、エッジ側の分散された知性を結集させる強力なカウンターアプローチとなる。オムロンが推進する「Agentic AI」の社会実装が加速する中で、DcXはあらゆる産業のスマート化を根底から支えるインフラ技術として、今後数年にわたり極めて重要な役割を果たしていくことは疑いようがない。

引用文献

1. オムロン サイニックスが開発した非集中学習技術「DcX」で、開発効率を向上 ～ 環境変化に対応できるAIモデルを短期間で開発可能～ - Activity, 6月 17, 2026にアクセス、<https://www.omron.com/sinicx/activity/news/post-1491/>
2. 組み込み開発フォーラム - MONOist - ITmedia, 6月 17, 2026にアクセス、<https://monoist.itmedia.co.jp/mn/subtop/embedded/index.html>
3. リンク | 西東京市のパソコン教室 月謝2時間3,900円 PC貸出無料 修理無料 個人レッスンのPC LIVE!, 6月 17, 2026にアクセス、<https://pclive.mobi/links2/>
4. “AIの学校”で開発期間を7割削減、“蒸留”するオムロンのAI学習手法「DcX」とは | 業界ニュース, 6月 17, 2026にアクセス、<https://www.techeyesonline.com/news/detail/monoist-202606160730-1/>
5. オムロンとアプリズムが実現した非集中学習技術「DcX」によるAI ..., 6月 17, 2026にアクセス、<https://voix.jp/business-cards/omron-apphythm-dcx-ai-models/>
6. 9日の動意株>オムロン、アプリズムと馬体検出AIモデル開発手法の構築に成功(ウエルスアドバイザー), 6月 17, 2026にアクセス、<https://finance.yahoo.co.jp/news/detail/151291a4772025f372f64e4a824f166f768e2d5e>
7. Decentralized X (DcX) - Activity | OMRON SINIC X Corporation, 6月 17, 2026にアクセス、<https://www.omron.com/sinicx/activity/catalog/decentralizedx/>
8. オムロンとアプリズム、非集中学習技術「DcX」で開発効率を向上 | ニコニコニュース, 6月 17, 2026にアクセス、<https://news.nicovideo.jp/watch/nw19400955>
9. オムロンとアプリズム、非集中学習技術「DcX」で開発効率を向上 - PR TIMES, 6月 17, 2026にアクセス、<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000168.000120244.html>
10. Robotics - Activity | OMRON SINIC X Corporation, 6月 17, 2026にアクセス、<https://www.omron.com/sinicx/activity/news-tag/robotics/>