

実世界の事象をデータ化 フィジカルデータセント

地域キャリアエッジ

データハブ

IoT

ダイナミックマップ

組み合わせ最適化問題

AI/IoTの活用が進むにつれ、実世界のさまざまな事象をデータ化して価値化することが重要となる。本特集ではデータ活用時代の市場の展望と課題を紹介し、それに対してNTTソフトウェアイノベーションセンタが取り組む情報処理基盤技術の研究開発について解説する。



しながら活用する リックコンピューティング

■ フィジカルデータセントリックコンピューティング

情報社会の進化の方向性を概観し、その進化を実現するために実世界のさまざまな事象をデータ化しながら活用していく際の課題を解説する。

10

■ 深層学習の推論処理を大幅に効率化する「ひかりディープラーニング[®]推論基盤」——企業活動での競争力の源泉に資するR&D技術を

深層学習をビジネスで活用する際に重要となる「推論の効率化技術」とNTTグループアセットである局舎や基地局を組み合わせた「推論クラウド」サービスについて紹介する。

14

■ 高速時空間データ管理技術「Axispot[®]」と時空間データ高速検索技術

動的オブジェクトだけをリアルタイムに検索・分析する高速時空間データ管理技術「Axispot[®]」の取り組みと、そのコア機能となる「時空間データ高速検索技術」を紹介する。

18

■ 企業間のデータ連携を加速する「iChie」

散在するデータベースを1つのデータベースに仮想的に統合する技術「iChie」(いちえ)の技術的特長について紹介する。

23

■ イジング型計算機による組合せ最適化のためのハイブリッド計算基盤

新しい原理に基づいた計算装置LASOLV[®]の効果的な利用を可能にするLASOLV[®]計算システムを紹介する。

27

■ メニーコア向け高速トランザクション処理技術

データベースの分離性を担保したまま、読込・更新・削除を行う処理を高速に行うための、メニーコアCPU上でスケールする高速トランザクション処理技術について紹介する。

32

■ 主役登場

磯村 淳 (NTTソフトウェアイノベーションセンタ)

実空間の物体すべてを仮想空間へ投影することをめざして

36

フィジカルデータセントリックコンピューティング

Society 5.0に代表される今後のイノベーションの実現に向けては、実世界のさまざまな事象をデータ化して、価値化することが重要となります。NTTソフトウェアイノベーションセンタは、これを「フィジカルデータセントリックコンピューティング」と呼び、フィジカルデータ生成に必要な演算技術、フィジカルデータの発生から分析までの流れを最適化する技術、フィジカルデータの価値化のための検知・予測・最適化技術の開発に取り組んでいます。

かわしま まさひさ

川島 正久

NTTソフトウェアイノベーションセンタ 所長

情報社会の進化の方向性

内閣府は2016年にSociety 5.0というビジョンを公開しました。本特集では、このようなSociety 5.0の未来に向けてNTTソフトウェアイノベーションセンタが取り組む技術の一部を紹介します。本稿では、ITシステムは今後、どのように進化すべきかについて述べます。

■方向性1：個別最適化から全体最適化へ

これまでのITシステムの多くは、それぞれのITシステムが独立して動作し、ユーザ要求の処理や自動化、最適化を行うものでした。例えば、カーナビは車ごとに独立して動作し、その車が目的地に向かうための最短経路を選択します。この仕組みのまま、自動運転車やMaaS（Mobility as a Service）を開発したら、道路が渋滞しやすい日本の都会では、さらにそれが激化するだけではないでしょうか。

自動運転車やMaaSのような移動技術の革新が意味を持つためには、渋滞を回避する全体最適化の仕組みが同時に必要です。例えば、車の場所、目的地や、人の場所を集約し、社会全体の移動需要を把握したうえで、経路を分

散したり、乗り合いを多用する策が考えられます。このように、複数の人・モノの状態を集約しながら、全体最適化をすることが今後は重要となると考えます。

■方向性2：Create Business Moments and Avoid Disaster Moments

すでに多くの企業はITシステムからデータを集約しながら、市場や企業活動の実態を分析し、行動に反映させています。しかし、典型的なこれまでの仕組みでは、データの集約～分析～行動最適化までに1日あるいは数時間を要していました。ITシステムからデータを抽出し、横断分析を可能とするためのフォーマット変換やプライバシー情報削除処理等の加工をしたうえで、データをデータ分析拠点にコピーする処理が必要で、この処理が定期バッチ処理で行われるからです。この仕組みのまま、予測や最適化のAI（人工知能）アルゴリズムを高度化しても、1日あるいは数時間前のデータに高度なAIをあてるだけなので、できることは限定的です。

データの集約～分析～行動までの時間を分、秒オーダーに短縮することで、さまざまな新たな価値を創出できるは

ずです。

例えば、小学校で運動会が開かれていたり、市民球場で野球大会が行われていたりしたら、そこに移動型コンビニを向かわせます。コンビニとはいえ車両なので、積載可能な範囲でどんな商品を積むかが重要となりますが、お弁当はもちろんのこと、9月でも猛暑であれば凍結ペットボトルやかき氷を用意し、3月でも寒ければ使い捨てカイロを用意します。

また、日本は地震や津波、台風などの自然災害が多い国ですので、地域別の人口ヒートマップ、道路状態マップ、水・電気供給状態マップをつくり、分または数秒で更新する仕組みを作成すれば、災害発生時にその状況に即して避難用バスや資源補給車を最適に走らせられます。

このように、分、秒オーダーのデータサイクルを実現すれば、その瞬間・その場所の近傍のビジネス機会や災害に対応する仕組みを実現できます。合言葉は「Create Business Moments and Avoid Disaster Moments」。このような価値創造が今後重要となると考えます。

フィジカルデータセントリック コンピューティング

進化を実現するには、実世界に関するさまざまな事象をリアルタイムにデータ化しながら、多くのデータ活用に活用可能とする仕組みが有効と考えられます。

前述の防災の例では、地域別の人口ヒートマップ、道路状態のマップ、水・電気の供給状態のマップが有効です。また、スーパーやコンビニの売上向上のためには、店内のエリアごとの状況が分かる空間解像度の、人口ヒートマップや商品マップが有効です。レス

ランやコンビニは周辺地域の人口ヒートマップから数時間後の来店客を予測できます。また、農作物の生育レベルのマップをつくり、日照時間や雨量のマップと横断的な分析をすれば、最適な収穫日の予測に有効です。

NTTソフトウェアイノベーションセンタは、実世界の事象（モノの状態、イベントの発生など）をデータ化した情報を「フィジカルデータ」と呼び、これを生成し、流通させ、活用するコンピューティングを「フィジカルデータセントリックコンピューティング」と呼び、これを実現するための技術開発を進めています（図）。

フィジカルデータセントリックを 実現する情報処理基盤技術

- ① 実世界のさまざまな事象のデータ化（フィジカルデータの生成）

フィジカルデータの生成、つまり実世界のさまざまな事象のデータ化では膨大な量の演算が必要となります。

どのように事象をとらえたいかは千差万別です。例えば、流通店舗の人口ヒートマップでは、カメラに写っている人の推定年齢、性別を識別するのが典型的ですが、体形も区別しながら分析したいというニーズもあるかもしれません。また、属性だけでなく、「商

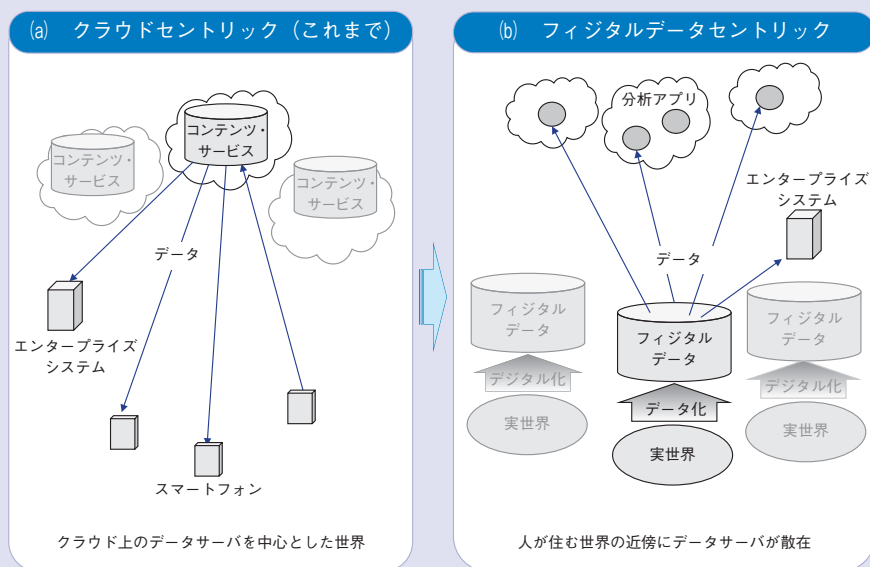


図1 フィジカルデータセントリックコンピューティング

品を比較している」「商品表示を読んでいる」「商品をかごに入れた」などの事象の発生をとらえたいというニーズもあるかもしれません。

このような千差万別の要求にこたえられるセンサがあるわけではないので、要望に応じてカメラ画像をAI分析することで事象をとらえる必要があります。

一方、例えば、小さなコンビニでも6～8台のカメラは必要です。しかも、人口ヒートマップ、万引き予兆行動検知、要支援者検知など、とらえたい事象によってAI推論を複数実行することが必要となります。したがって、小さなコンビニでも延べ20～50ストリームの映像のリアルタイム分析が必要になります。これは膨大な演算負荷を意味し、オンデマンドに分析アプリケーションを追加できるようにすることは容易ではありません。

また、将来的には、カメラの代わりに機械分析専用の空間スキャナが開発され、さまざまな分析アプリケーションをオンデマンドに追加するニーズがさらに高まるでしょう。

上記の課題への対応として、「ひかりディープラーニング[®]推論基盤」(本特集記事『深層学習の推論処理を大幅に効率化する「ひかりディープラーニング[®]推論基盤」——企業活動での競争力の源泉に資するR&D技術を』)を

開発しています。

② 生成場所から分析場所へのフィジカルデータの流れの最適化

フィジカルデータは広域に散在するさまざまな場所で発生し、データ量も膨大です。したがって、生成場所(発生場所)から分析場所へのフィジカルデータの流れを、その瞬間の機会・災害に対応できるように(数秒でデータが届くように)実現することは容易ではありません。

例えば、交通では、膨大な車両位置などの時空間情報をリアルタイムに更新・参照・集計することが必要となります。将来、路上のコネクティッドカーの台数は数百万オーダーになるでしょう。この台数を想定して十分な性能で更新、参照、集計をするには、場所による疎密の違い、時間による交通量の変動に対処しながら、最適に負荷分散できる仕組みが必要です。また、GNSS(Global Navigation Satellite System)などで位置情報の精度を高めるのであれば、それに応じて位置更新頻度もけた違いに増やす必要があるため、膨大な更新頻度に対処する必要があります。

上記の課題への対応として、「高速時空間データベース技術Axispot[®]」(本特集記事『高速時空間データ管理技術「Axispot[®]」と時空間データ高速検索技術』)を開発しています。

また、商業ビルのリアルタイムな人口ヒートマップや温度・湿度マップは、商業ビルのオーナーだけでなく、さまざまな事業者の分析アプリに有効でしょう。例えば、フードチェーン企業は売上予測やダイナミックマーケティングに利用するでしょうし、防犯会社は、犯罪・事故の予測に使うでしょう。その際、データ発生場所は商業ビルごとなので広域に散在しており、分析アプリもさまざまな事業者ごとに散在しますので、散在するデータ発生場所から散在するデータ分析場所へ遅滞なく新鮮なデータを伝える仕組みが必要となります。

上記の課題への対応として、「データ散在適応型データハブ iChie」(本特集記事『企業間データ連携を加速する「iChie」』)を開発しています。

また、上述のように、データオーナーとデータ活用者が異なる場合には、個人情報・機密情報を適切に保護する必要があります。「データ散在適応型データハブ iChie」では、データオーナーの定めたポリシーに従った開示制御も実現しています。

③ フィジカルデータを活用した高度な検知・予測・最適化

①、②により、実世界のさまざまな事象についてのフィジカルデータが生成され、任意の分析場所から利用可能となれば、これまで困難だった検知、

予測、最適化が可能となると期待できます。このためには、複数のフィジカルデータを組み合わせたり、フィジカルデータ以外のデータ（従来のITシステム上の顧客属性、履歴など）も加えたりしながら、多くの変数を入力とした予測、最適化演算を行うことになるでしょう。

しかし、多くの変数を入力とした予測モデルを生成するには上級データサイエンティストのスキルが必要となります。データサイエンティスト不足への対応として、「データ分析モデル構築自動化技術 RakuDA」⁽¹⁾を開発しています。

また、扱う変数が多くなると、検知や予測のためのモデルの生成や最適化演算がより困難になります。

例えば、渋滞緩和のために車両移動の全体最適化や乗り合いバスのオンデマンド運行を実現するには、エリアにおける車両の位置情報と目的地、道路のレーンごとの車両台数、工事情報、周辺イベント情報といった交通環境にかかわる情報や、人の移動需要（現在地と目的地）と希望到着時刻、乗り合いバスの位置情報など、さまざまなデータを掛け合わせて経路最適化・巡回経路生成を行う必要があります。このような組み合わせ数が爆発する条件下での最適化問題をリアルタイムで解くのは、現在のコンピュータでは困難

です。

上記の課題への対応として、「組合せ最適化のためのハイブリッド計算基盤」（本特集記事『イジング型計算機による組合せ最適化のためのハイブリッド計算基盤』）を開発しています。

ほかにも、多くの変数から異常を検知する深層学習モデルの生成において、学習が不安定となる課題を解決する「t-VAE」⁽²⁾という技術を開発しています。

また、予測や最適化の結果に基づきシステムが自律的に対処をする場合には、なんらかの取引処理が発生することもあるでしょう。マシンスピードで高頻度に発生する取引を処理可能なトランザクションデータベースが必要となります。これまで、トランザクションデータベースは、単体サーバの性能を向上させるスケールアップというアプローチで高性能化してきました。しかし、ムーアの法則の終焉により、単体サーバの性能を向上させることが困難となっています。

上記の課題への対応として、「高速トランザクション処理技術」（本特集記事『メニューコア向け高速トランザクション処理技術』）を開発しています。

今後の展開

本稿で述べたフィジカルデータセントリックコンピューティングの実現技

術を、開発途上の早期段階からベータ版を提供しながら、さまざまな分野のデータオーナー、データ活用に評価いただき、実フィールドからのフィードバックを得ながら、技術の完成度を高めていきます。

参考文献

- (1) https://www.sic.ecl.ntt.co.jp/mt_assets/bc_201902/bc02.pdf
- (2) H.Takahashi, T.Iwata, Y.Yamanaka, M.Yamada, and S.Yagi: "Student-t Variational Autoencoder for Robust Density Estimation," Proc. of IJCAI 2018, pp.2696-2702, Stockholm, Sweden, July 2018.



川島 正久

技術は単独組織で完成させることはできません。多くのユザから要件、フィードバックをもらいながら完成度を高める必要があります。多くの皆様と共創できることを願っています。

◆問い合わせ先

NTTソフトウェアイノベーションセンタ
企画担当
TEL 0422-59-2207
E-mail sic@hco.ntt.co.jp

深層学習の推論処理を大幅に効率化する 「ひかりディープラーニング[®]推論基盤」 ——企業活動での競争力の源泉に資するR&D技術を

はむろ だいすけ いいだ こうじ う さ み きよただ
羽室 大介 /飯田 浩二 /宇佐美 潔忠
ゆ ら しゅんすけ えだ たけはる さかもと あきら
由良 俊介 /江田 毅晴 /坂本 啓
とやま まさし みかみ けいた いのうえ のりあき
外山 将司 /三上 啓太 /井上 規昭
なかやま りゅうじ えのもと しょうへい さ さ き たく
中山 隆二 /榎本 昇平 /佐々木 琢
し きょく ひろかわ ゆたか いなや かつお
史 旭 /廣川 裕 /稲家 克郎

NTTソフトウェアイノベーションセンタ

本稿では、深層学習をビジネスで活用する際に重要となる「推論の効率化技術」とNTTグループのアセットである局舎や基地局を組み合わせた「推論クラウド」サービスについて紹介します。

いよいよ深層学習技術が社会的な課題解決に使われる時代がやってきた

2012年のジェフリー・ヒント教授らのグループによる画像認識コンテストILSVRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge) での圧勝から、まもなく8年が経ちます。今ではさまざまな深層学習技術に関する研究が世界中で行われています。

深層学習技術に関するニュース等を振り返ると、当時はトライアルやPoC (Proof of Concept) に関する話題が中心でしたが、今年は、深層学習技術で社会課題を解決した話題もよく見かけるようになってきました。ディストラティブ (破壊的) な技術である深層学習技術が、研究者だけのものではなく、実際の社会課題を解決する技術になってきた、ということです⁽¹⁾。

人の眼の代わりとなるような画像認識でのユースケースから始まりましたが、音声認識、言語処理のユースケースも多数出てくるようになり、もはや深層学習は当たり前のように使われる

ようになってきました。

社会的課題の解決を加速させるために必要なこと

NTTソフトウェアイノベーションセンタ (SIC) では、2015年より深層学習技術を用いた映像解析技術の研究を開始し、NTTの事業会社の皆様と一緒にサービスとして市場に投入し、多数のフィードバックを受けながら研究を進めてきました。競合他社に先駆け、2017年に商用サービスを提供開始したNTTコミュニケーションズの「Takumi Eyes」⁽²⁾ では、監視カメラサービスを再定義し、事件が発生してから何が起きたのかを確認して警察に提出する素材であった監視カメラ映像をリアルタイムで解析できる監視カメラサービスにつくり上げることができました。

当たり前ですが、「リアルタイムに映像を解析できる」ことにより、実際に解決できる社会的な課題 (≒効果的なユースケース) が大幅に増えることとなりました。

実例としては、商業施設・オフィスビルでの監視カメラ業務を一例とするセキュリティ業務は当然のことながら、来たるべき高齢者社会で大きな課題の1つとなる徘徊老人・行方不明者の検索⁽³⁾などのトライアルが施行されました。

リアルタイムで映像を解析可能にするために必要な技術

オフライン処理が普通であった監視カメラサービスを「リアルタイム」をキーワードに再定義できた理由は、以下の重要技術を実現したからです。

■深層学習推論処理の効率化技術

(1) 推論タスク高密度化技術

複数の推論タスクをGPUに一括転送するとともに、推論^{*1}後の後処理を並列化する最密充填処理方式や、複数のデータストリームを一括処理することでGPUメモリを削減するストリー

*1 推論：深層学習技術を活用したデータ分析処理のこと。使い方によって、推論手段、推論環境、推論クラウドなどの使い方をします。

分野	防犯	無人店舗	マーケティング
イメージ	ビル、商業施設に設置した監視カメラから要注意人物や禁止エリアへの立ち入りを検知し、追跡する。さまざまな分析ニーズがあり、機能追加・向上したいが、置き換えコストは大きい。 	店舗に多数・高解像度のカメラを設置し、顧客の購買行動を正確に把握する。現状ではネットワーク帯域・計算量ともに大きく、非常に高コスト。 	店舗への来店履歴、行動履歴、POSデータを名寄せしてデータベースに蓄積し、購買傾向や施策の効果を分析する。外部データとの関係が求められる。個人情報には除去する必要がある。 
エッジ処理	人物検知、物体検知、異常検知、侵入検知など	人物検知、物体検知	人物検知、物体検知
サーバ処理	顔照合、全身照合、姿勢推定、行動推定、属性推定	顔照合、全身照合、姿勢推定、行動推定、属性推定	顔照合、全身照合、行動推定、属性推定、時系列分析

分野	病院・見守り	その他			
イメージ	病院、老人ホームなどでの倒れ込みやうつぶせを検知し、連絡する。多数のカメラが必要。人命にかかわるため、高精度な分析が求められる。 	 AR作業支援	 保守監視	 ドローン	 農業
エッジ処理	人物検知	物体検知等部分検出			
サーバ処理	顔照合、全身照合、姿勢推定、行動推定、属性推定	ユースケースに合わせた詳細な分析（検知時のみ実施するもの）			

図1 サーバ・エッジでの分散が有効なユースケース例

ムマージ方式など、さまざまな効率化により推論タスクを高密度に多重化して、タスク当りのコストを低減します。本技術は特許申請中の技術です。

(2) 推論向け軽量フィルタ技術

映像を一例とするストリーム型データは、例えば人物が映っていないなど、すべてを解析する必要のないケースも多いのですが、それを考慮せずに処理すると、解析する必要のない映像のために、コンピューティングリソースを占有してしまう課題があります。推論モデルに応じて解析の可否のみを判定する軽量フィルタを適用することで、解析が必要な対象の個所のみを推論処

理の対象とし、処理コストを低減します。

(3) サーバ・エッジでの処理分散技術

エッジデバイス、サーバ機器などデバイスの役割を意識せずに、サーバとエッジを連携させた処理を同一のクエリ言語で記述可能です。例えば軽量フィルタ技術と組み合わせれば、非力なエッジデバイスで簡易な解析を行い、詳細な解析のみサーバで行うことで、これらをサーバのみで実現する場合に比べてネットワークコストや設備コストを削減することが可能です。同時に、エッジでの前処理により、外部サーバにアップロードできない秘匿性

の高い情報を保護することも可能です(図1)。

(4) ヘテロデバイス対応深層学習モデル最適化技術

複数の推論アクセラレータデバイス(CPU、GPU等)用に実行環境を用意しストリーム処理エンジンから呼び出すことで、各デバイスの性能を最大限活用したモデルをデプロイすることができます。

併せて、学習コンパイラ(NVIDIA TensorRT™やIntel OpenVINO™)を組み込み、モデル圧縮や低精度化といった個別の最適化を行うことで、収容率を向上させることができます。

(5) 推論のマイクロサービス化

推論処理のみを行う専用のプロセスを、別サーバに推論マイクロサービスとして構築することができます。サーバ・エッジで処理分散技術との組合せにより、非力なエッジデバイスから計算コストの大きな推論処理を切り離すことが可能となるとともに、多数の推論タスクが集中する推論マイクロサービス側で推論タスク高密度化技術を適用することが可能となります。

上記の技術を複数組み合わせることにより、10倍以上の高収容化と、リアルタイムでの映像解析を可能にしました。

深層学習全盛時代に向けてサービス化を実現し、ビジネスをスケールさせるために

商用サービスを成り立たせるためには、お客さま目線でサービスを提供することで得られる対価と、支払うコストが見合うこと（＝費用対効果）が必須です。深層学習技術を用いたサービスでお客さまが得られるメリットがどんなにすごいものでも、推論のインフラコストだけで1億円必要になると言われてしまうと、なかなか導入の意思決定を一般の企業が行うことは難しくなってしまいます。つまり、実行環境（＝推論環境）のインフラを安価に構築、利用できることが大事なのです。そこで登場するのが、先ほど紹介したリアルタイム処理を実現した技術です。リアルタイム化を実現するための技術を、推論環境を効率良く利用す

るために応用することで、一般企業の皆様にとって、この費用対効果が見合うレベルまでもっていくことができるのです。推論環境を効率良く利用し、適切な価格で推論クラウド^{*2}を活用したサービスをそれぞれのお客さまに提供することで、競合他社に比べ優位な立ち位置を獲得できるものと考えています。

監視カメラから深層学習全般へ汎用化。ひかりディープラーニング[®]推論基盤

この推論環境の効率化技術は、監視カメラ映像解析サービスだけのものではありません。ほぼすべての深層学習技術を用いたサービスに対して適用が可能です。そのように汎用化したものを「推論クラウド、推論基盤技術」と呼びます（図2）。今後増え続けるであろう深層学習・機械学習を活用したモデルを商用利用時に動作させるための実行環境です⁽⁴⁾。

また、本技術が受け入れられる土壌も同時にそろってきています。

■深層学習でのサービス開発が加速

今まで普通にプログラム（ルールベース）で提供されていたサービスも、たくさんのデータとともに深層学習ベースで開発されるようになっていくことでしょう。例えば、翻訳サービスなど、今では、深層学習ベースのほうが有名です。今後もこの流れは加速すると考えられます。

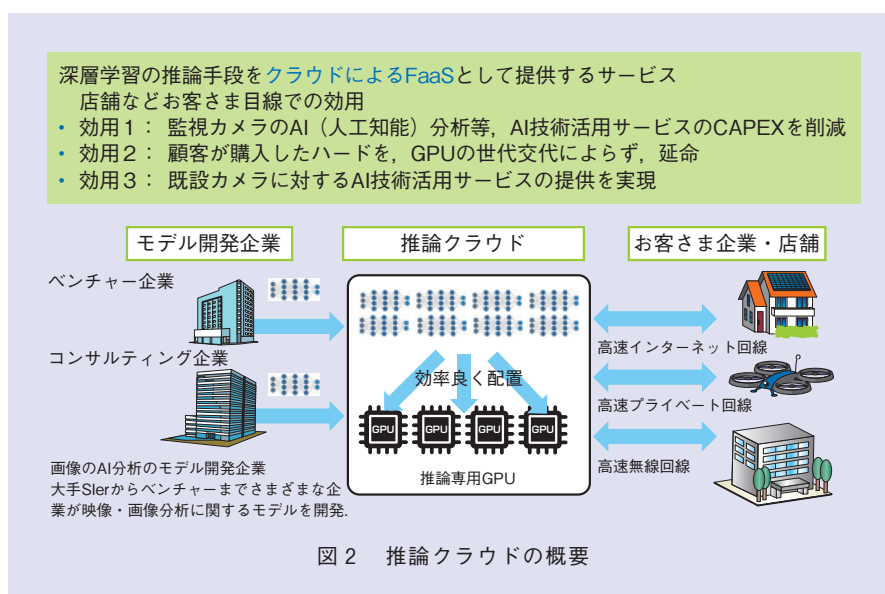
■トレーニング（学習）とランタイム（推論）のアンバンドルが実現

従来は、学習から推論までを一貫して同一のDLフレームワーク（TensorFlow, Caffeなど）を使う必要がありましたが、学習済みモデルのエクスポート・インポートのための技術標準（ONNXなど）が推進され、学習と推論の手段を独立に選択することが容易となりました。

■推論のためのアクセラレータ（半導体）が多数登場

深層学習といえば、NVIDIAのGPUだけでしたが、今ではさまざまな企業がアクセラレータを発表、発売してい

^{*2} 推論クラウド：深層学習・機械学習の推論環境を効率良く運用することが可能なFaaS（Function as a Service）サービスの一般名称。



ます⁽⁵⁾。大手企業だけみても、IntelがNNP-I (Nervana Neural Network Processor for Inference)、Myriad X、GoogleはGoogl Edge TPUなど、ベンチャー企業も含めると、その提供社数は100社以上ともいわれています。

推論クラウドにさらなる競争力を、セキュリティと低遅延を実現する地域キャリアエッジ

この推論クラウドは、NTTの地域の局舎内などに配置することで「地域キャリアエッジ」と呼ばれるサービスを提供することが可能となります。安価、高いセキュリティ、低遅延のサービスです。

低遅延を活かしたサービスではどのようなサービスが提供できるのでしょうか。ユースケースをみてみましょう。

1番目は「xR」はVR (Virtual Reality)、AR (Augmented Reality)、MR (Mixed Reality) の総称です。VR酔いという言葉をご存じでしょうか。実際にVRのヘッドセットを利用した場合に、処理速度が追いつかず遅延があると酔ってしまう事象のことです。このVR酔いも、地域キャリアエッジさえあれば解決できるユースケースの1つかもしれません。

2番目は、クラウドゲーミングです。データセンターでゲームを動かし、画面と操作を端末に転送するサービスのことです。このクラウドゲーミング、遅延が大きいと遊べるゲームが限られてしまいます。パズルゲームなどであれば遅延に関係なく遊ぶことができますが、リアルタイム性のあるゲームでは遊ぶことができません。弾が飛んでく様子画面で人が見て、回避するようにコントローラを操作しても、その

操作情報がデータセンタに届く前に弾に当たってしまうからです。

その他、工場での生産ラインでの品質検査など、低遅延だからこそ実現できるサービスは多数考えられます。

こうした地域キャリアエッジ、NTT局舎や5Gのインターネットの手前に推論クラウドを構築する技術もSICにて現在研究、開発中です。

求む！ゲームチェンジャーをめざすどうしたち

今回紹介している推論クラウドは、一部の技術に関して、他の企業やOSS (Open Source Software) などで実現可能なものもありますが、全体としてみると、世界でも誰も実現していない世界であり、新しいチャレンジです。

SICでは、いずれ世界を変える技術にするという強い信念を持ち、ゲームチェンジをめざして本研究もチャレンジしています。一緒にゲームチェンジを実現するパートナーを求めています。

エンタープライズ向けのソリューションでは、実績の少ない新しい技術をお客さまに提案することは勇気のいることかもしれません。扱い慣れていない新技術をお客さまに提案し、プロジェクトをマネジメントし、納期どおりにお客さまに提供することは至難の業です。やはり自らのサービスとして、社内提供(ドッグ・イーティング)、試験提供を経ながら、可能な限りのMVP (Minimum Viable Product: 実用最小限の製品) でお客さまに届けていく、そんな世界を一緒につくっていきたくて考えています。

参考文献

- (1) <https://aishinbun.com/clm/20190330/2018/>
- (2) <https://www.ntt.com/about-us/press-releases/news/article/2017/0712.html>
- (3) <https://www.slideshare.net/hironojumpei/ss-78291832>
- (4) <https://www.youtube.com/watch?v=ZOIkOnW640A>
- (5) <http://arxiv.org/abs/1908.11348>



深層学習技術を用いて、多数の社会的課題の解決が実現可能で、NTTグループ企業の皆様が競争力の源泉となるR&D技術进行研究し、事業の優位性の確保に貢献します。

◆問い合わせ先

NTTソフトウェアイノベーションセンタ
第二推進プロジェクト
TEL 0422-59-2797
E-mail katsuo.inaya.zt@hco.ntt.co.jp

高速時空間データ管理技術「Axispot[®]」と 時空間データ高速検索技術

本稿では、コネクティッドカーどうしの車両間通信や拡張現実等の次世代サービスで求められる、大量のヒトや自動車等の動くオブジェクト（動的オブジェクト）が一齐に送信する情報を蓄積しながら、ある時刻に、ある特定の地域にいる動的オブジェクトだけをリアルタイムに検索・分析する高速時空間データ管理技術「Axispot[®]」の取り組みとして、そのコア機能となる「時空間データ高速検索技術」について述べます。

はなだて	まさゆき	きむら	たつろう	おき	のぶひろ
花館	蔵之	/木村	達郎	/沖	宣宏
しげまつ	なおこ	うえの	いそお	ないとう	いちべえ
重松	直子	/上野	磯生	/内藤	一兵衛
くぼ	たかし	みやはら	かずひろ	いそむら	あつし
久保	貴司	/宮原	和太	/磯村	淳

NTTソフトウェアイノベーションセンタ

はじめに

実空間上のヒトやモノ、自然環境等に関するさまざまな情報の収集とクラウド上での一元管理を可能にするIoT（Internet of Things）は、ヒトや自動車等の動く物体（動的オブジェクト）を管理する次のような次世代サービスで必要不可欠となってきています。

- ① 車両間通信サービス：インターネットとつながる自動車（コネクティッドカー）が収集した情報を、自動車の走行位置や情報送信時刻と合わせてクラウドに蓄え、事故や渋滞等の交通状況を、関係する道路を走行する車両にリアルタイムに通知します。
- ② 拡張現実：ヒトが装着したウェアラブルデバイスやスマートフォンが送信するさまざまな情報を、ヒトの歩行位置や情報送信時刻と合わせてクラウドに蓄え、店舗の混み具合やリコメンド情報等、ヒトの行動の意思決定にかかわる情報をリアルタイムに通知します。

NTTソフトウェアイノベーションセンタ（SIC）では、これらの次世代サービスの実現で必要不可欠となる、

大量の動的オブジェクトが一齐送信する情報の蓄積と、蓄積した動的オブジェクトの中から、ある時刻に、ある特定の地域にいる動的オブジェクトをリアルタイムに検索する高速時空間データ管理技術「Axispot[®]」に取り組んでいます。本稿では、Axispot[®]が用いているデータベース（時空間データベース）と、その技術課題を解決するために昨年度開発した「時空間データ高速検索技術」⁽¹⁾を紹介し、また、この時空間データ高速検索技術をベース技術として実現されるAxispot[®]のアーキテクチャ全体像と今後の展望を述べます。

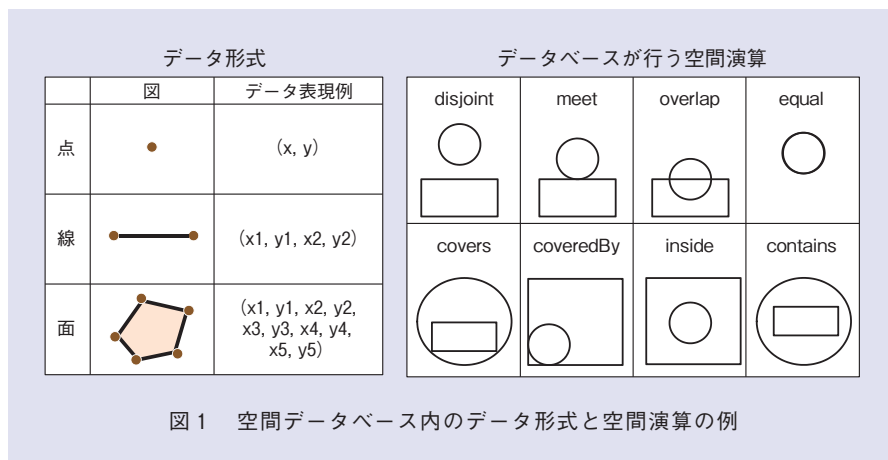
時空間データベースの現状

「時空間データベース」とは、緯度や経度といった空間上の位置（空間情報）と、時刻、期間といった時間情報の双方に関連付いたデータ群を効率的に蓄積・検索するデータベースです^{(2),(3)}。一方、時間情報や空間情報だけを用いるデータベースとして、それぞれ「時系列データベース」「空間データベース」が知られていますが、時空間データベースは、一般的に空間データベースで時間情報も管理できるように拡張することで実現されます⁽³⁾。そ

こで、時空間データベースを説明する前に、空間データベースの実現方法を簡単に説明します。

空間データベースは、土地や建物の範囲に関する空間情報を、「点」「線」「面」等の幾何的なデータ形式で格納し、同様に幾何的なデータ形式でクエリとして与えられる空間情報と空間演算を行い、該当する空間情報を返却するデータベースです。このデータ形式と空間演算の例を図1に示します⁽²⁾。例えば、ある地域に含まれる建物群を検索する場合、緯度と経度を用いて建物の範囲（面）を建物ごとに格納し、緯度と経度を用いて地域の範囲（面）をクエリとして与え、そのクエリで与えられた面と、建物の範囲を表す面の包含関係を計算します。

空間データベースは、既存の関係データベース（RDB: Relational Database）や分散キーバリューストア（KVS: Key Value Store）を用いて実現できます。RDBを用いる場合、空間情報をカラムとするテーブルを利用します。しかし、緯度や経度ごとにカラムを用意する場合、カラムごとに検索が発生するため、検索回数が2回となり検索効率が悪くなります。この解決方法として二次元情報向けの検索木



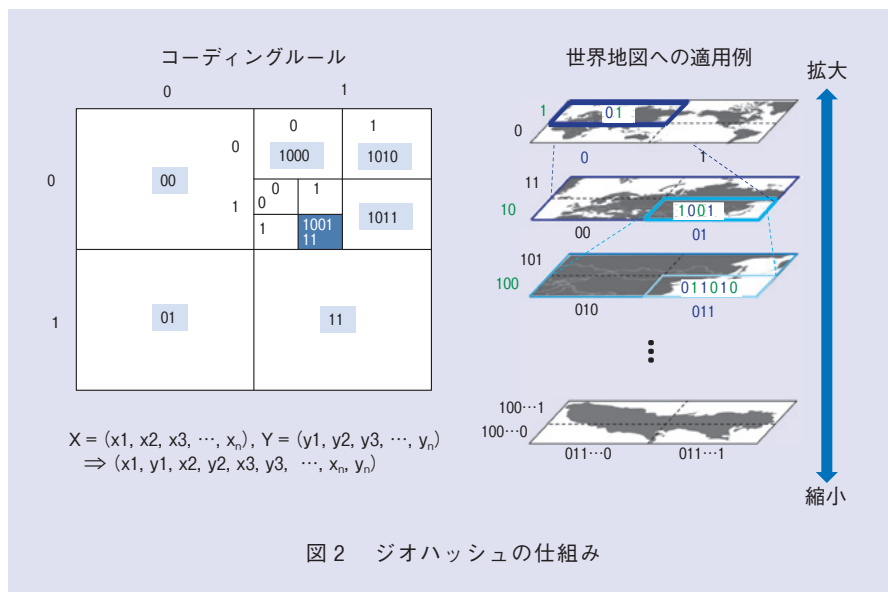
データ格納時に検索木の更新が頻繁に発生するため、データ格納の処理効率が低下します。そこで、膨大な数の動的オブジェクトの時空間データベースは、RDBを用いるよりも、このような検索木の更新が発生しない分散KVSを用いるほうが適していると考えられます。

次に、この分散KVSを用いてSICが開発した時空間データ高速検索技術を説明します。

時空間データ高速検索技術

時空間データ高速検索技術は、実空間上の大量の動的オブジェクトが収集したセンサ情報と、そのセンサ情報に紐付けられた時間情報と空間情報を格納しつつ、ある特定の時間情報と空間情報を矩形範囲で指定して、そこに含まれるセンサ情報を高速に検索する技術です。特に、本技術は、分散KVSとSICが提案する「時空間コード」と「限定的ノード選択アルゴリズム」を用いることにより、以下の要件を満たします。

- ① 多次元情報検索の効率化：「時空間コード」を分散KVSのキーとして用いることにより、時間、緯度、経度、高度等から構成される多次元情報の検索を1回で行います。
- ② 範囲指定：「時空間コード」の前方一致検索により、現在から1時間前、東経10度から20度、北緯30度から40度等、時間情報と空間情報の検索範囲を指定できます。
- ③ 時間的・空間的な偏りの平滑化：「限定的ノード選択アルゴリズム」を用いることにより、「午前は駅周辺が混雑し、夕方は郊外



(R-Tree⁽⁴⁾等)が提案されています。一方、分散KVSを用いる場合、Key-Value構造のテーブルのキーに格納できるデータ数は1つだけとなるため、空間情報のような多次元情報は、そのままでは格納できません。この解決方法として、「空間重点曲線」を用いて多次元情報を一次元情報に変換する方法が提案されています。特に、空間情報の一次元化では、空間重点曲線の1つであるZ曲線を用いて一次元化する「ジオハッシュ⁽⁵⁾」がもっとも用いられています。その理由として、一次元化された空間情報の長さを変えて、表

現できる空間の範囲を拡大・縮小できるズーム効果が挙げられます(図2)。本稿では、このジオハッシュを用いて一次元化された空間情報を「空間コード」と呼びます。

時空間データベースは、このRDBや分散KVSを用いた空間データベースで時間情報も管理できるようにすることで実現できます。しかし、数千万人のヒトや数千万台のコネクティッドカー等、膨大な数の動的オブジェクトを対象とする場合、移動によって頻繁に位置や時刻が変わります。この結果、RDBのような検索木を用いる場合、

が混雑する」等、実空間上の時間的、空間的な情報発生量の偏りの影響を減らすために、分散KVSを構成する各ノードに分散格納し

ます。

- ④ 全ノード探索の回避：「限定的ノード選択アルゴリズム」を用いることにより、分散KVSの全ノード

ドに分散格納されたデータを検索する際、全ノード検索を回避し、情報が格納されている可能性があるノードだけから検索を行います。

■時空間コード

時空間コードは、前述した空間コードを時間領域に拡張した情報であり、Z曲線を用いた変換ルールに従って、時間情報と空間情報の各ビットを並べ直した一次元情報です。時空間コードの例を図3に示します。この例では、時間36 bit、緯度30 bit、経度30 bitで構成しています。この場合、最小30 ms × 3 cm × 3 cm四方の矩形を表現可能となります。

この時空間コードを用いた「データ格納」と「データ検索」の処理の流れを説明します(図4)。

データ格納では、まず、格納したい時間情報と空間情報を用いて時空間

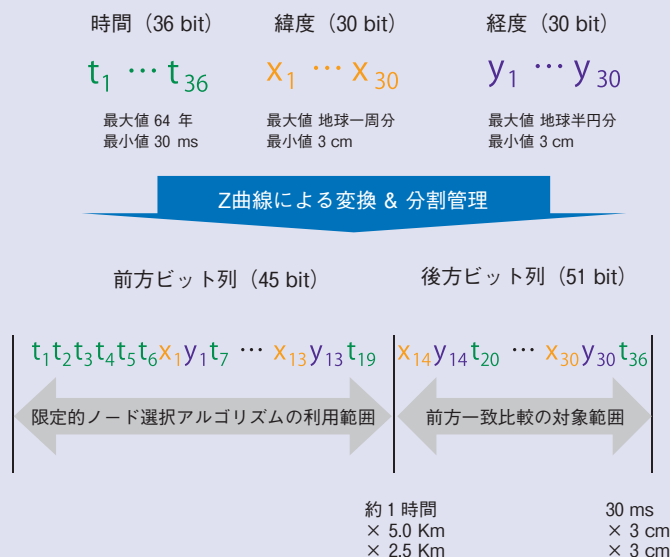
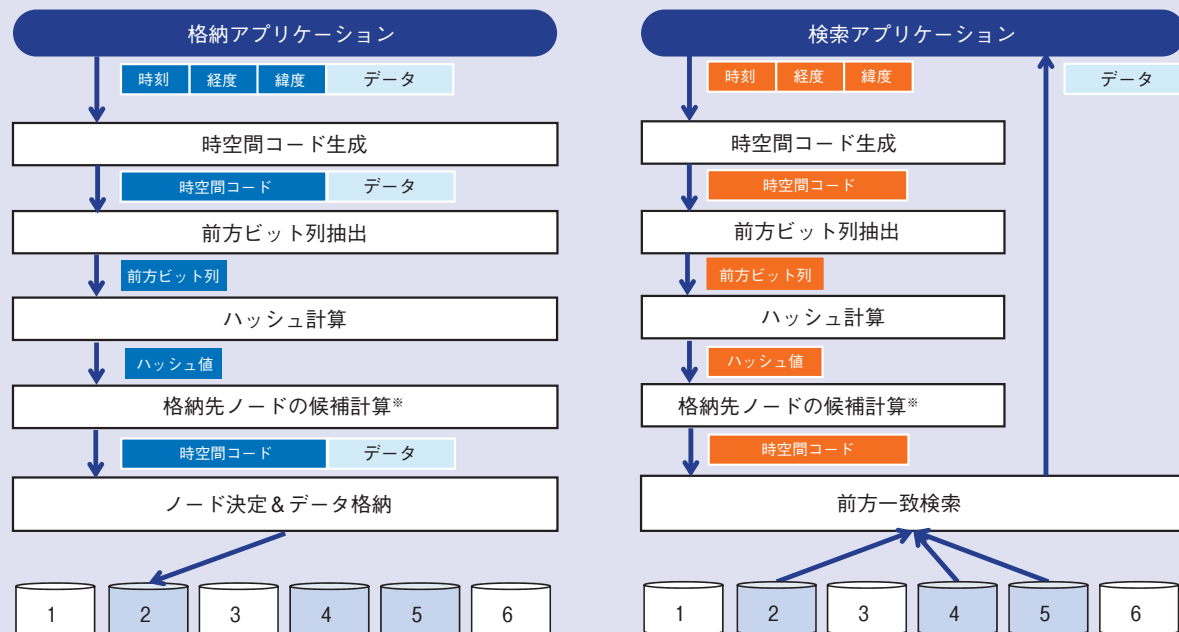


図3 時空間コードの例



※ 格納先ノードの候補が2, 4, 5となる場合の例

格納先ノードの候補だけ検索が実行される

図4 データ格納とデータ検索の処理フロー

コードを生成します。次に、この時空間コードの前方ビット列を用いてハッシュ計算を行います。これによって、全ノードから複数のノードの組み合わせを格納先ノードの候補として一意に求められます。さらに、この候補の中からランダムに1つのノードを選択しデータを格納します。このアルゴリズムを「限定的ノード選択アルゴリズム」と呼びます。

データ検索では、検索条件となる時間情報と空間情報を用いて時空間コードを生成します。次に、この時空間コードの前方ビット列を抽出し、この値を用いてハッシュ計算を行い、格納先ノードの候補を決定します。そして、候補となった格納先ノードは、そこに格納されている時空間コードと、検索条件の時空間コードの前方一致比較を行い、一致するデータを返却します。

■限定的ノード選択アルゴリズム

限定的ノード選択アルゴリズムは、時空間コードの前方ビット列に含まれる時間が時々刻々と変化するため、格納先ノードの候補の組み合わせも時々

刻々と変化します。仮に、ある地域で渋滞が発生した場合、時間の経過による格納先ノードの候補の組合せは変化します。したがって、データ格納時に、ある特定のノードに永続的に負荷が集中し続けることは回避できます。この変化を図5に示します。また、データ検索時は、同様に検索条件で与えられた時空間コードの前方ビット列を用いて、格納先の候補となるノードだけを検索するため、全ノードに対する検索負荷は発生しません。

データ検索時は、データベースに格納されている時空間コードと、検索条件で与えられた時空間コードの前方一致比較によって、時間と空間の範囲検索を一度で実行できます。また、アプリケーションは、検索条件として与える時空間コードの長さを変えることで、検索したい時間や空間の範囲を変更できます。例えば、広い範囲の時間や空間を検索したい場合、短いビット列を用います。狭い範囲の時間や空間を検索したい場合、長いビット列を用います。

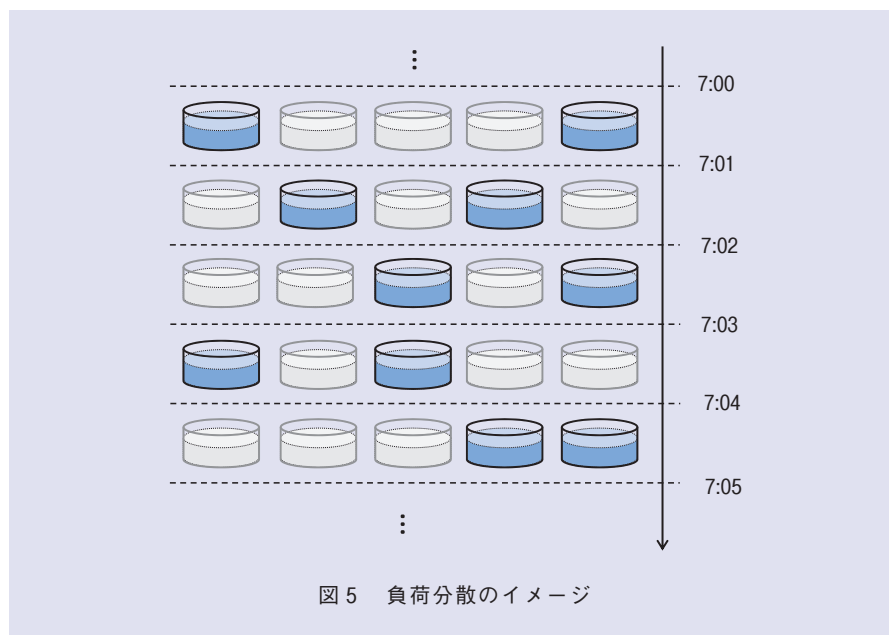


図5 負荷分散のイメージ

本技術を実装した結果、従来方式⁽⁶⁾と比較し、スループットはデータ格納で約13倍、データ検索で約5倍、改善することを確認しました⁽¹⁾。

Axispot[®]のアーキテクチャ

今後は、時空間データ高速検索技術を土台として、道路などの矩形以外の範囲検索など、より高度な時空間データ管理機能を提供し、車両間通信や拡張現実等の次世代サービスへの適用をめざします。

Axispot[®]の全体アーキテクチャを図6に示します。Axispot[®]は、「データベース層」「データベース管理層」「ジオメッシュ層」「ジオメトリック検索層」「ジオメトリック分析層」の5層から構成されます。データベース層は、データを管理する複数のノードで構成される分散KVSから構成されます。データベース管理層では、前述の時空間データ高速検索技術を用いてデータ格納時やデータ検索時に、時間情報や空間情報を用いてデータ格納先ノードを計算します。ジオメッシュ層では、Z曲線を用いて空間情報と時間情報を一次元化した情報（時空間コード）を生成します。この層で行われる検索範囲は、常に100 km四方等の時空間コードで定められる固定長の矩形範囲となります。そこで、ジオメトリック検索層では、このジオメッシュ層の検索結果（矩形範囲）から、特定範囲に含まれる情報だけを絞り込みます。例えば、矩形範囲に含まれる動的オブジェクトから、多角形（ポリゴン）で表現される道路や公園、学区等の複雑な形状に含まれる動的オブジェクトのみを抽出します。ジオメトリック分析層では、ジオメッシュ層やジオメトリック検索層の検索結果を用いて集計や判定処理



図6 アーキテクチャ

等を行います。例えば、検索結果を「MapReduce技術⁽⁷⁾」と組み合わせて、動的オブジェクトを高速集計します。また、フェンスと呼ばれる特定領域に対する動的オブジェクトの出入りを検知します (GeoFencing)。

さらに、本技術をサイバー空間上に応用することで、サイバー空間上の仮想都市や自然環境等を再現した静的オブジェクトと、同じサイバー空間上で行動するヒトやロボット等の動的オブジェクトを、時間と位置情報を用いて合成可能となります。そこで、時間と空間を用いたデジタルツイン合成技術として発展させ、デジタルツインコンピューティング構想⁽⁸⁾の実現もめざします。

参考文献

- (1) A. Isomura: "Real-time spatiotemporal data utilization for future mobility services," RedisConf19, Jun 2019.
- (2) T. Abraham and J. F. Roddick: "Survey of

Spatio-Temporal Databases," GeoInformatica, Vol.3, No.1, pp.61-99, 1999.

- (3) N. Pant, M. Fouladgar, R. Elmasri, and K. Jitkajornwanich: "A Survey of Spatio-Temporal Database Research," LNCS, Vol. 10752, 2018.
- (4) M. Hadjieleftheriou, Y. Manolopoulos, Y. Theodoridis, and V. J. Tsotras: "R-Trees: A Dynamic Index Structure for Spatial Searching," 2017.
- (5) <https://blog.labix.org/2008/02/26/geohashorg-is-public>
- (6) <https://www.slideshare.net/DanielHochman/geospatial-indexing-at-scale-the-15-million-qps-redis-architecture-powering-lyft>
- (7) J. Dean and S. Ghemawat: "MapReduce: Simplified Data Processing on Large Clusters," OSDI 2004, San Francisco, U. S. A., Dec. 2004.
- (8) <https://www.ntt.co.jp/news2019/1906e/190610a.html>



(上段左から)花館 蔵之/ 木村 達郎/
沖 宣宏/ 重松 直子/
上野 磯生

(下段左から)内藤 一兵衛/ 久保 貴司/
宮原 和夫/ 磯村 淳

時空間データ管理技術は、リアル空間上の物体の動きをサイバー空間上に再現するリアル・サイバー空間の融合のキー技術となります。今後は、その基本フレームワークとしてAxispot[®]を実現していく予定です。

◆問い合わせ先

NTTソフトウェアイノベーションセンタ
第三推進プロジェクト
TEL 0422-59-3964
FAX 0422-59-3145
E-mail info-axispot-p-ml@hco.ntt.co.jp

企業間のデータ連携を加速する「iChie」

NTTソフトウェアイノベーションセンタでは、組織間・企業間データ連携による新たな価値創造を促進するため、散在するデータベースを1つのデータベースに仮想的に統合する技術「iChie」（いちえ）の研究開発に取り組んでいます。本稿では、企業間データ連携における課題と、それらを解消するiChieの技術的特長について紹介します。

やまもと な お と とくなが だいすけ

山本 直人 / 徳永 大典

もちだ せいいちろう

持田 誠一郎

NTTソフトウェアイノベーションセンタ

企業間データ連携における理想と現実

近年、企業や業界の垣根を超えたデータ連携が注目を集めています。例えば、小売業が持つ販売履歴と、公共交通機関が持つ人流データを掛け合わせることで、商圈分析の精緻化や動線設計の効率化を図ることができます。また、卸売・小売業が持つ販売履歴、メーカーが持つ組み立て履歴、サプライヤが持つ製造履歴を掛け合わせることで、製品のトレーサビリティ向上が期待できます。

しかし、このような企業横断的なデータ分析を行う場合、データを1カ所（分析ツールの実行場所）に集める必要があります。また、個人情報や企業秘密を保護するため、データに対して匿名化や秘匿化といった加工処理を施すと、粒度が荒くなり、データとしての価値が低下します。

企業内でも、データベースを部門ごとに導入・運用するケースが多々みられるため、企業間のデータ連携と類似の問題が存在しています。このような企業のいくつかでは、「各データベースから集めたデータをデータレイクにいったん保管し、分析の目的に応じて

データマートとして再構成する」といったアプローチを採っています。構造化・非構造化を問わず、すべてのデータ形式を保存することができるデータレイクを活用すると、各データベースから集めたデータを1カ所で一元的に保管・活用できます。しかし、その一方で個人情報や企業秘密のような機微データを社外のデータレイクに集めることには高い障壁が存在します。そのため、iChieでは、「データベースを企業ごとに分散させたまま、分析アプリケーションに対するエンドポイントのみ一元化することで、仮想的に1つのデータベースとして見せる」というアプローチを採用しています。このアプローチをデータ仮想化（Data Virtualization）と呼びます。

企業間のデータ連携における理想像と現状を表に示します。これらの現状に対して、iChieはデータ仮想化の考え方に基づく特長を備えることで、理想像の実現をめざしています。

ネットワーク特性に基づくデータ転送制御

多くの企業では、ビジネスインテリジェンスツール（BIツール）のようなアプリケーションを用いて、大量のデータを集計・分析し、意思決定に資する情報を獲得します。データを集める際、ビジネスインテリジェンスツールはデータベースに対してSQLクエリを発行します。各データベースはそのクエリに対する応答としてデータを転送します。企業間のデータ連携では、

表 企業間のデータ連携における理想像と現状

	理想像	現状	iChieの特長
1	リモートのデータベースに対して、リアルタイムかつオンデマンドにデータ連携できる	データ転送に時間を要してしまい、リアルタイム・オンデマンド連携ができない	・小さなデータを、大きなデータがある場所に転送することで、データ転送量を削減する ・データベース間のネットワーク品質に基づき、最適なデータ転送経路を選択する
2	データのプライバシーや企業秘密を確保したまま、外部からのデータ分析に結果を返すことができる	データ外部に持ち出すため、匿名化、秘匿化などの加工処理を行うと、データ分析価値が低下する	・データオーナーが外部転送を禁止したいデータ項目を指定すると、その項目を外部にデータを転送することなく分析することができる

データベースが地理的、ネットワーク的に分散しているケースがほとんどです。このような状況で、ビジネスインテリジェンスツールが各データベースからデータを集めようとする、ビジネスインテリジェンスツールとデータベース間のネットワーク品質がボトルネックとなり、データ転送に時間がかかってしまいます。ビジネスインテリジェンスとは、データの組合せを試行錯誤で変えながら、正解を探索する営みです。したがって、データ転送に時間がかかることは、試行回数の減少、すなわち分析品質の低下に直結する問題です。

iChieは、この問題を2つのアプローチで解決します。

1番目は、「小さなデータを、大きなデータがある場所に転送すること

で、データ転送量を削減する」というアプローチです。従来の方式では、複数のデータベース間でテーブルを結合(JOIN)する際、SQLクエリを発行した場所(1カ所)にデータを集めて結合します。iChieでは、統計情報を利用し、結合対象のテーブルに対する分割クエリにヒットするデータサイズを比較します。そして、ヒットしたデータをSQLクエリを発行した場所に集めるのではなく、ヒットしたデータが小さいデータベースから、ヒットしたデータが大きいデータベースにデータを送って結合処理を行い、結果をSQLクエリを発行した場所に返します。結合されたテーブルは元のテーブルの積集合なので、少なくとも元の大きなテーブルよりデータ量が小さくなります。図1は2カ所のデータベー

ス間で結合する例ですが、3カ所以上のデータベースをまたいで結合処理を行う場合は、転送するデータの総量が最小になるように、「どのデータベースのデータを、どのデータベースに、どのような順番で転送するか」という実行計画を立てます。

2番目は、「ネットワーク品質に基づき、最適なデータ転送経路を選択する」というアプローチです。図1のようにデータベース間でデータを転送する場合や、ビジネスインテリジェンスツールにクエリ応答を送信する場合、複数のデータ転送経路が考えられます。iChieは、過去にそれらの経路でデータを転送した際の実効帯域の実績をクエリの実行計画策定にフィードバックすることで、最適なデータ転送経路選択を可能にします(図2)。

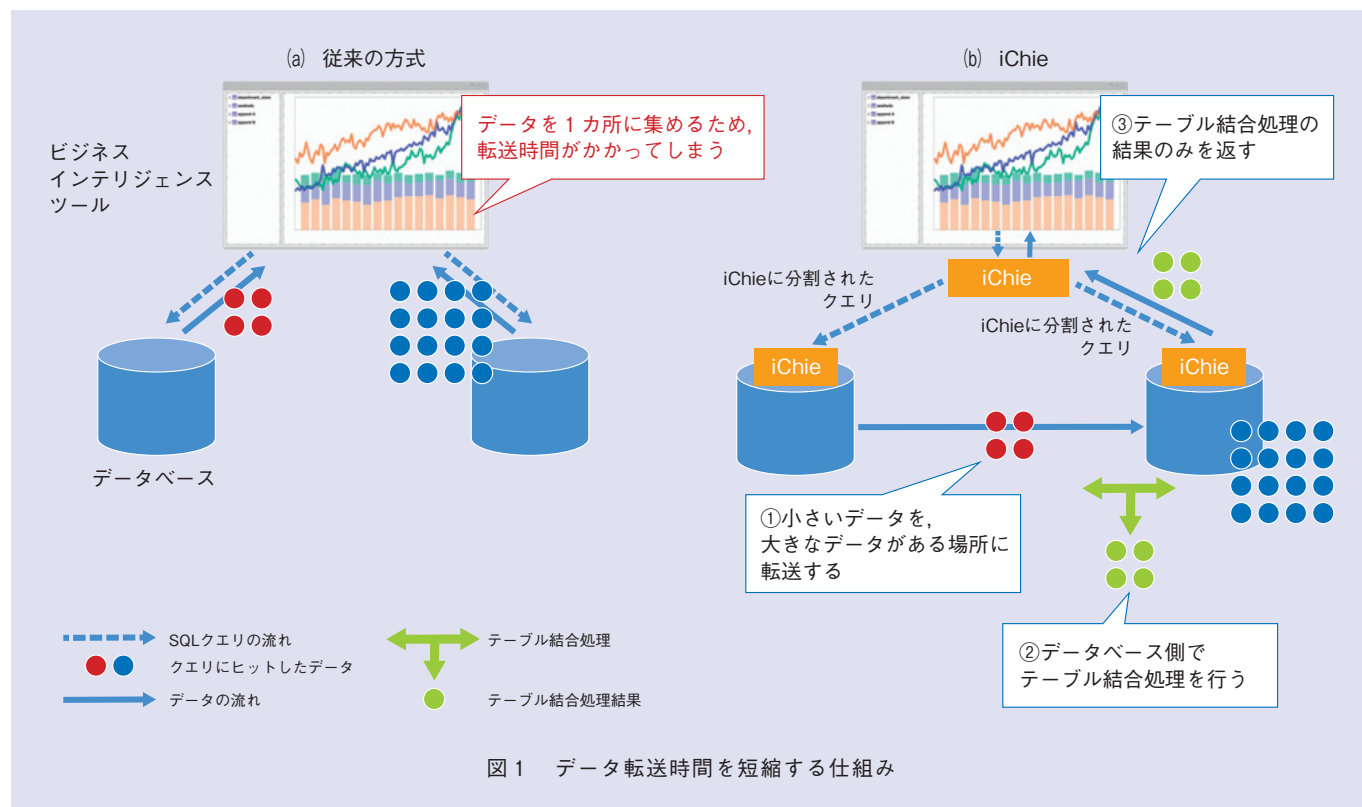


図1 データ転送時間を短縮する仕組み

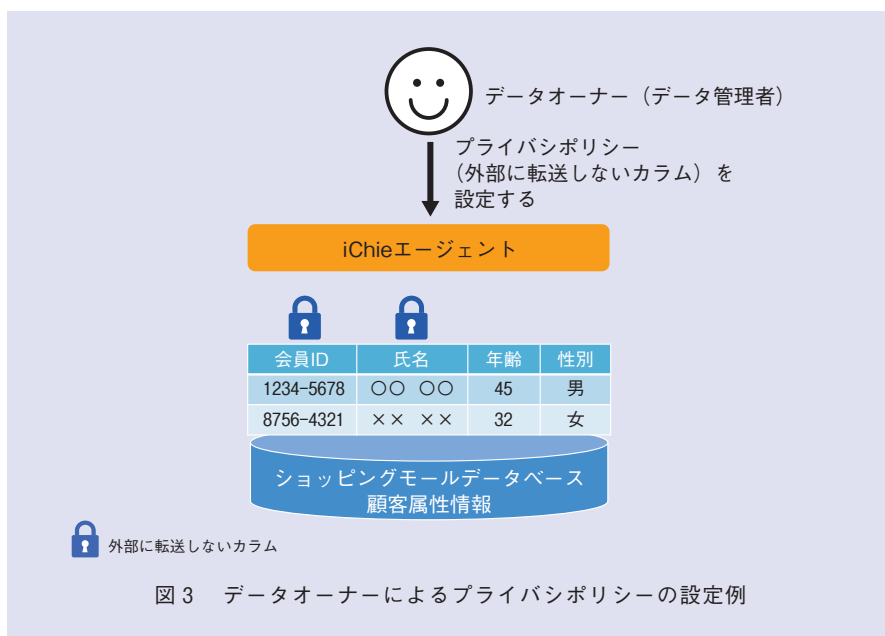
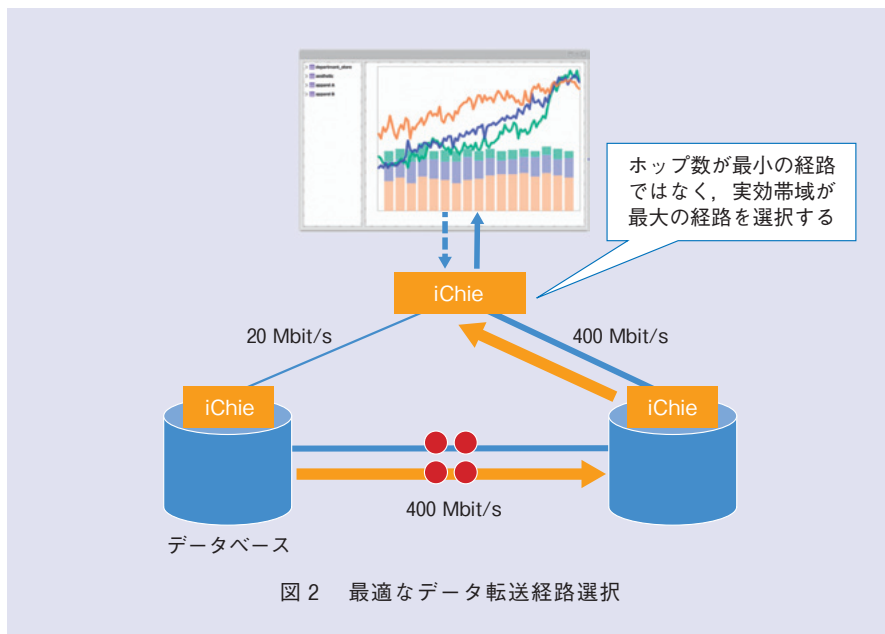
データオーナーによるデータ利用者への プライバシーポリシーの強制適用

iChieはプライバシーに配慮した統合分析を支援する機能も備えています。

企業間データ連携で個人情報や企業秘密といった、より安全な管理を求められるデータを取り扱う場合、これらのデータを保護するため、匿名化や秘匿化といった加工処理が必要となります。しかし、匿名加工し過ぎた場合、データの粒度が荒くなり、分析に適さなくなります。

そこで、iChieでは、「プライバシーポリシーエンフォースメント」という仕組みを用いて、データを外部に出すことなく、データ分析を行うための機能を提供しています。プライバシーポリシーエンフォースメントとは、データオーナー（データベースの管理者）が設定した秘匿化・匿名化ポリシーをデータ利用者に強制適用する仕組みです。

例えば、ショッピングモールが顧客の属性情報を、テナントが購入履歴を持っているケースを想定します。また、ショッピングモールが「会員IDと氏名は外部に出さない」というセキュリティポリシーを持っていたとします。このとき、データオーナーであるショッピングモールは、iChieエージェントに対して、「会員IDと氏名は外部に出さない」というプライバシーポリシーをあらかじめ設定しておきます（図3）。この状況の下、BIツールのユーザが、購入品名ごとの購入日時、年齢、性別を調べたいとします。これを調べるためには、会員IDをキーにして、ショッピングモールとテナントのクエリ応答をJOINしなければなりません。この



とき、iChieは、プライバシーポリシーが設定されたカラムを持つデパート側のデータベース側でJOIN処理を行うよう、データベースごとのクエリ実行計画を立てます。また、JOINした結果に対して、外部に転送しないカラム、すなわち会員IDと氏名をマスクし、

これをBIツールに応答します。このようにすることで、秘匿性が高いデータを外部に出すことなく、データ分析を行うことが可能になります（図4）。

今後の展開

2011年、世界経済フォーラムはダ

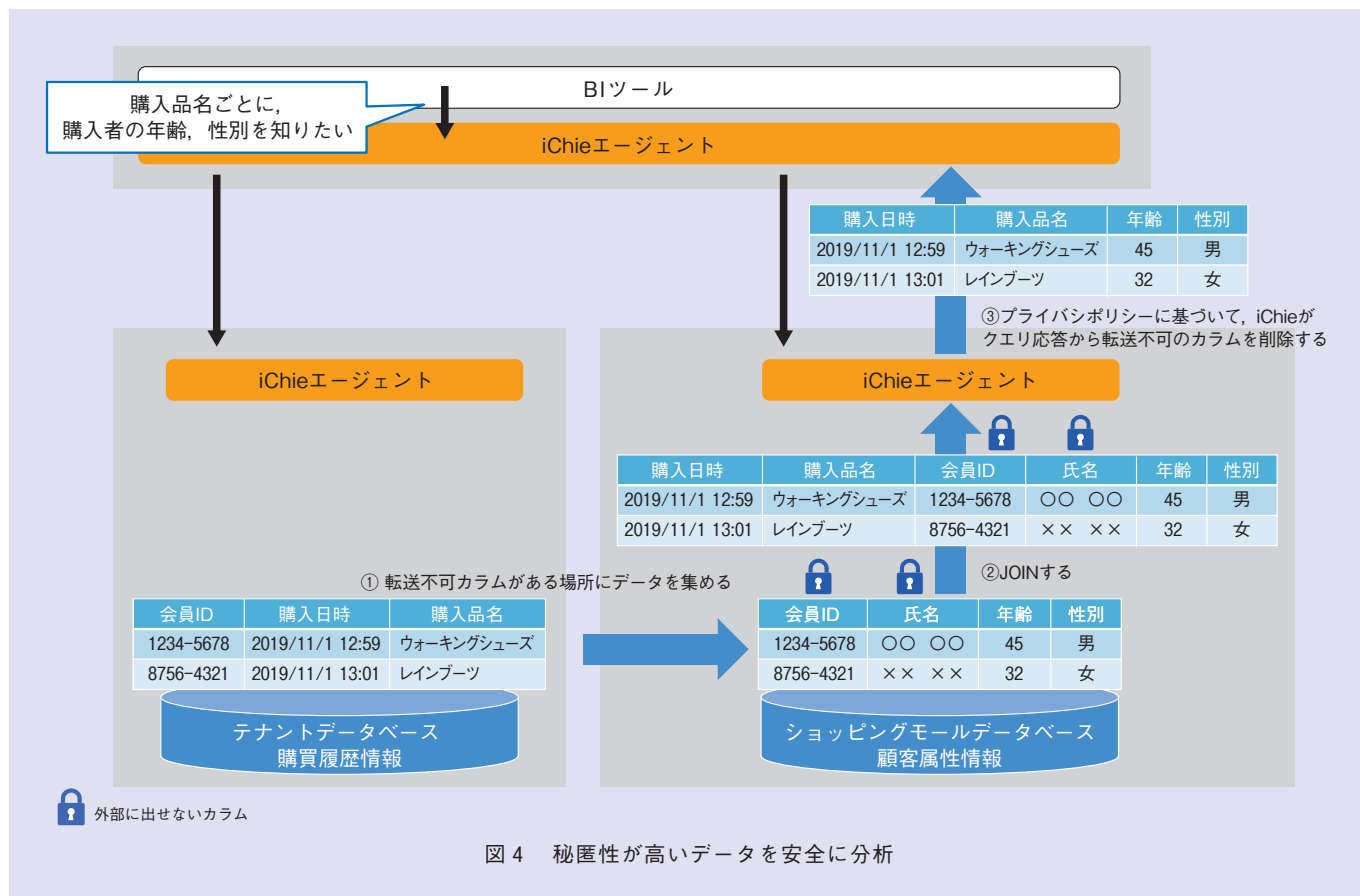


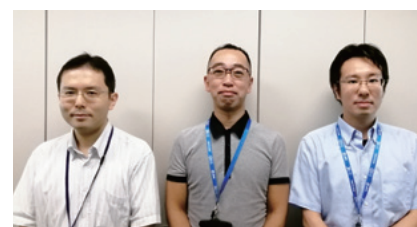
図4 秘匿性が高いデータを安全に分析

ボス会議で、「21世紀において個人情報とは新たな石油（価値ある資源）となるだろう」と報告しました。データは石油のように価値がありますが、それはデータどうしを互いに組み合わせ、適切な分析を施すことによって価値が最大化します。したがって、今後、企業間・産業間のデータ連携に対するニーズはますます高まっていくものと思われます。

企業間データ連携における課題は、本稿で挙げた課題以外にも多く存在します。例えば、企業間のデータ連携では、同一のデータを、同一のカラム名や同一の型で管理しているケースは稀であるため、企業間でテーブルを結合する場合には、名寄せする作業が必要

になります。そこで、iChieでは、データのセマンティクスを解釈し、データベース間で共通の表現形式に変換するといった技術を検討しています。また、協調分散機械学習を用いて、企業秘密である実データの共有ではなく、それぞれの企業が自社のデータを用いて生成した学習モデルのみを共有・統合することにより、実データの共有と同じ効用が得られるようにする技術の開発も検討しています。

NTTソフトウェアイノベーションセンタでは、NTTグループのみならず、さまざまなパートナーの皆様と連携し、実社会への適用に向けた取り組みを進めています。



（左から）持田 誠一郎 / 徳永 大典 / 山本 直人

NTT研究所では、iChieの研究開発を通じて、組織間・企業間データ連携による新たな価値創造に貢献していきます。

◆問い合わせ先

NTTソフトウェアイノベーションセンタ
第三推進プロジェクト
TEL 0422-59-2822
E-mail naoto.yamamoto.mf@hco.ntt.co.jp

イジング型計算機による組合せ最適化のためのハイブリッド計算基盤

LASOLV[®]はNTTが研究開発に取り組む、新しい原理に基づいた計算装置です。LASOLV[®]は組合せ最適化問題を極めて高速に解くことが可能であるため、これまでは解くことができなかった課題の解決が期待されています。一方で実世界の問題をLASOLV[®]で解くためには、LASOLV[®]が受け付ける形式への問題変換や、従来からあるデジタル計算機との連携などの課題があります。本稿では、このような課題の解決手段を幅広いユーザに提供し、LASOLV[®]の効果的な利用を可能にするLASOLV[®]計算システムを紹介します。

あら い じゅんや や ぎ さ と し うちやま ひろゆき
新井 淳也 / 八木 哲志 / 内山 寛之
と み た き ん や み は や ら か ず ひ ろ と も え と く ま
富田 均也 / 宮原 和大 / 巴 徳瑪
ほりかわ けいたろう
堀川 桂太郎

NTTソフトウェアイノベーションセンタ

イジング型計算機の利用における課題

ムーアの法則の終焉に伴い、計算機の性能を飛躍的に向上させるのは困難になりつつあります。一方で、私たちは今日のデジタル計算機を圧倒するような複雑な問題に依然として直面しています。組合せ最適化問題はそのような問題の1つです。基礎的な組合せ最適化問題としては、指定された複数の都市をもっとも効率的にめぐる訪問順を求める問題(巡回セールスマン問題)や、限られた色数で隣り合う領域が異なる色になるように塗り分ける問題(グラフ彩色問題)が有名です。

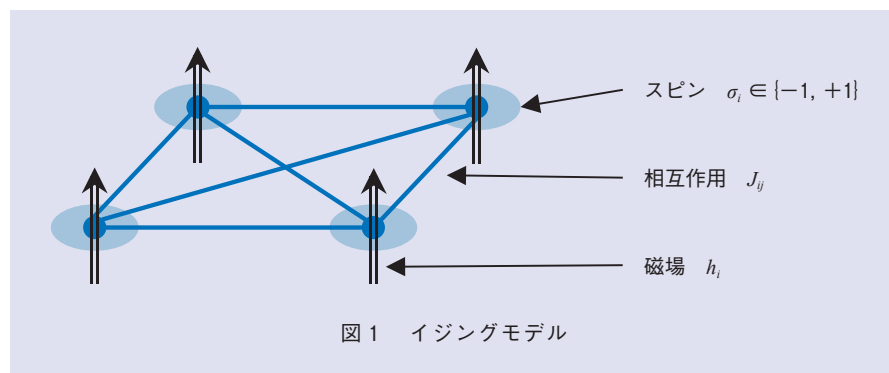
これらの応用の一例としては無線通信の品質改善があります。複数の無線アクセスポイントをイベント会場に配置する際、近傍のアクセスポイントが互いに同じ周波数帯を使用していると、電波の干渉により通信が不安定になります。ここでグラフ彩色問題を応用することで、近傍のアクセスポイントがそれぞれ異なる周波数帯となるような割り当て方を求めることができます。このように、組合せ最適化問題は

実世界の課題に広く内包されています。

組合せ最適化のさまざまな問題は、イジングモデルの基底状態探索(イジング最適化)問題に変換可能であることが知られています。イジングモデルとはスピンのネットワークを表現した統計力学のモデルです(図1)。スピン σ_i はアップ(+1)またはダウン(-1)のいずれかの状態をとります。 J_{ij} と h_i がそれぞれスピン間相互作用と磁場の強さを表すとすると、基底状態とは次式で定義されるイジングハミルトニアン H が最小化された状態を指します。基底状態を満たすスピンの組合せが、基底状態探索問題の解となります。

$$H = - \sum_{i < j} J_{ij} \sigma_i \sigma_j - \sum_i h_i \sigma_i.$$

イジング最適化問題、ひいては組合せ最適化問題を効率的に解くため、D-Wave Systemsの量子アニーリングマシンや富士通のデジタルアニーラのようにイジング最適化に特化した計算機が開発されています。本稿ではそのような計算機をイジング型計算機と呼称します。NTTもまたNTT物性科学基礎研究所において光を用いたイジング型計算機であるLASOLV[®]の研究開発を行っています(図2)。これらの計算機の機能は限られた規模のイジング最適化問題を解くことのみですが、イジング型計算機とデジタル計算機を協調的に利用するハイブリッドアルゴリズムの使用により複雑な問題も解くことができます。例えば、大規模なイ



ジング最適化問題を解くため、デジタル計算機上で小規模な部分問題に分解したうえで、個々の部分問題をイジング型計算機で解くという処理を繰り返す発見的手法が存在します。そのため、イジング型計算機は実世界の問題に幅広く適用可能です。

しかし、イジング型計算機の利用にあたってはいくつかの課題があります。例えば、コストや設置場所の問題で多数のイジング型計算機を用意することは困難であるため、複数人で少数のイジング型計算機を共用する仕組みが必要です。そこでいくつかの企業は、クラウドプラットフォーム上のリモートな計算資源としてイジング型計算機を提供しています^{(1), (2)}。プラットフォームの利用者は手元のデジタル計算機でプログラムを実行し、そのプロ

グラムからWeb API (Application Programming Interface) リクエストを発行することでイジング最適化をそのプラットフォームに任せる（オフロードする）ことができます。ところが、イジング型計算機は1ミリ秒オーダーの時間で問題を解くため、相対的にインターネット経由の通信はあまりにも低速です。特に、ハイブリッドアルゴリズムはイジング型計算機とデジタル計算機の間で頻繁に情報をやり取りするため、通信コストによる性能低下が顕著になります。このように、イジング型計算機の利用には依然として課題があります。

これらの課題を解決すべく、NTTソフトウェアイノベーションセンタでは、LASOLV[®]を簡単かつ効率的に利用するためのプラットフォームの研究

開発に取り組んでいます。本稿ではまず、イジング計算プラットフォームに求められる設計上のポイントを整理し、さらにそれらの要求に対する回答として私たちのプラットフォームであるLCS (LASOLV[®] Computing System: LASOLV[®] 計算システム) を紹介します。LCSの大きな特徴は、利用者によって定義されたハイブリッドアルゴリズムをLASOLV[®]と併置されたデジタル計算機上で実行することです。これによりLASOLV[®]とデジタル計算機の間で効率的な通信が可能となります。さらに、LCSは幅広いユースケースにおいてイジング最適化問題への変換を容易にするライブラリを備えています。以降ではこれらについて詳しく説明します。

なお、LASOLV[®]は以前「量子ニューラルネットワーク」と呼ばれていました。紙面の都合でLASOLV[®]自体については説明しませんので、詳しくは過去の特集記事⁽³⁾を参照ください。

プラットフォーム設計における要求

次にイジング計算プラットフォームに求められる設計上の観点を3つ取り上げて説明します。

■効 率 性

前述したように、インターネット経由の通信はイジング最適化と比較して桁違いに長い時間を要します。さらに、技術の進歩に伴いイジング型計算機が対応するスピン数は増加します。例えばLASOLV[®]は現状で最大2000スピンに対応していますが、NTT物性科



図2 LASOLV[®]外観

学基礎研究所ではこれを10万スピンのまま増加させることをめざしています。その結果、イジング最適化問題の規模、すなわち J_{ij} と h_i のサイズはますます増大し、通信効率が性能により大きな影響を及ぼすようになります。したがって、プラットフォームは通信のオーバーヘッドが最小化されるように設計されなければなりません。

■拡張性

イジング型計算機は進化の途上にあります。そのため、新しい世代のハードウェアは従来と異なる仕様を持つ可能性があり、必然的にプラットフォームはヘテロニアス（異種混在）な計算資源を含むことになります。計算資源の使い分けは利用の複雑さを増加させるため、これらの資源を効果的かつ利用しやすい形態で提供する工夫が必要です。

■生産性

各種の組合せ最適化問題をイジング

最適化問題へ変換する作業は特殊な技能を要します。一方で、変換の方法はあまりにも多様であるため、それぞれの組合せ最適化問題に対応する変換アルゴリズムの提供は非現実的です。幅広い利用目的において高い生産性を実現する、利便性と汎用性を兼ね備えたプログラミングインタフェースが求められます。

LASOLV[®]計算システム

NTTソフトウェアイノベーションセンタでは、LASOLV[®]のための計算プラットフォームとしてLCSの開発に取り組んでいます。具体的には、LCSは独自のPythonライブラリ、およびジョブスケジューラなどのミドルウェアを備えた計算機クラスターです。前述した設計上の要求を満たすため、LCSは次の3つの特徴を持ちます。

■LASOLV[®]とデジタル計算機の統合

LASOLV[®]とデジタル計算機の間の

効率的な通信を可能にするため、LASOLV[®]とデジタル計算機はLCSにおいて1つのクラスターに統合されています（図3）。LASOLV[®]が含まれることを除けば、HPC（High-Performance Computing：高性能計算）分野において標準的なクラスターの構成です。利用者はSSH接続によるコマンド操作、またはブラウザ上のJupyter Notebookからプログラムの実行をジョブとして投入することができます*（図4）。ジョブスケジューラとライブラリの協調により、プログラムのうちデジタル計算機を使用する部分は計算ノードで実行され、イジング最適化はLASOLV[®]にオフロードされます（図5）。計算ノードとLASOLV[®]の間の通信はクラスター内に閉じるため、インターネットに比べて広帯域・低遅延の通信が可能です。また、CPUコアおよびLASOLV[®]を複数のジョブが同時に使用することがないように実行されるため、複数ユーザの同時使用が可能です。

■グループディスパッチ

LCSはスケールアウト可能な設計となっています。今後異なる仕様を持つLASOLV[®]が登場し得ることから、それらを管理しやすくするためLCSは互換性のあるLASOLV[®]をグループとして管理します。利用者はイジング最適化のオフロード先をグループ単位で指定することが可能です（図5）。ジョブスケジューラはそのグループ内

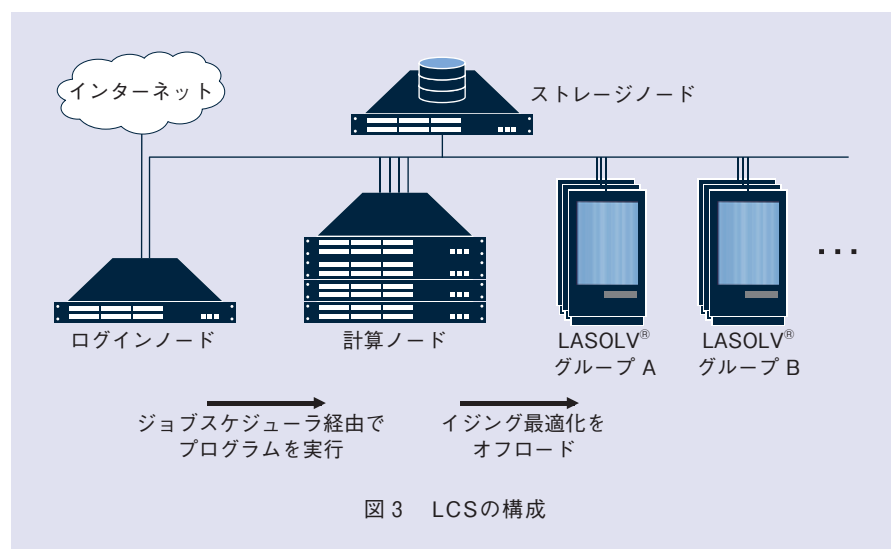


図3 LCSの構成

* 現時点ではNotebook全体が一括でジョブ実行されます。今後の改良でインタラクティブな実行もサポートする予定です。

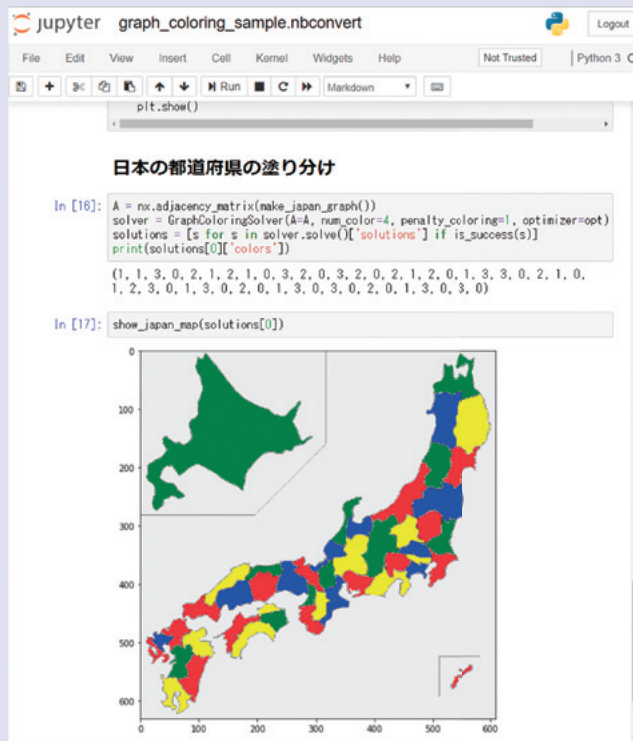


図4 Jupyter Notebookの利用イメージ

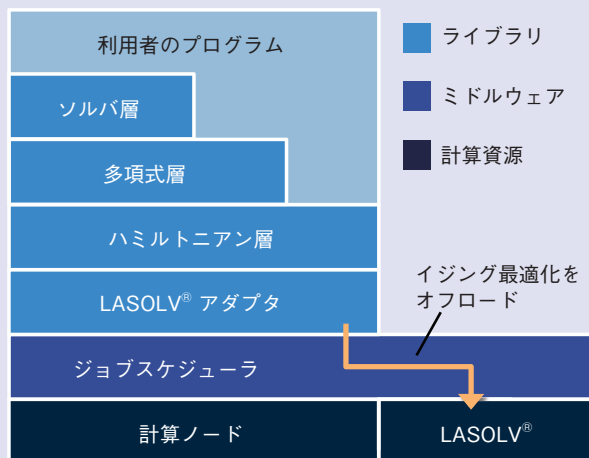


図5 LCSスタック

で処理を振り分けることにより負荷を分散し、効果的にLASOLV®を使用します。なお、与えられたイジング最適化問題の性質（スピン数など）に基づいて必要な仕様を満たすグループを自動的に決定する機能も将来的に実装される予定です。

■階層的な問題変換

利用者は次の3層からなるプログラミングインタフェースを用途に応じて使い分けることができます。

- ① ソルバ層：巡回セールスマン問題やグラフ彩色問題のような広く知られたNP困難問題を多項式、またはイジング最適化問題として表現された目的関数へ変換するアルゴリズム群
- ② 多項式層：多項式として表現された目的関数をイジング最適化問題へ変換するための内部DSL (domain-specific language：ドメイン特化言語)
- ③ ハミルトニアン層：イジング最適化問題 (J_{ij} と h_i) を直接入力する生のインタフェース

この3段階は、手でイジング最適化問題へ変換する場合において一般的なプロセスに対応しています。すなわち、形式的な問題定義、多項式関数の最小化問題への変換、イジングハミルトニアンへの変形です。多項式層は解こうとする問題にソルバ層の実装が適さなかった場合や、手動でチューニングを行うための柔軟性が必要となる場合に有効です。例として、グラフ G に含まれる n 個の頂点を、隣接頂点がそれぞ

```
f = sum(A (u, v) * sum(x (u, i) * x(v, i) for i in range(c))
        for u, v in combinations(range(n), 2))
    + p * sum((sum(x(v, i) for i in range(c)) - 1) ** 2
              for v in range(n))
solution = PolynomialMetasolver(f).solve()
```

図6 多項式層のサンプルコード

れ異なる色になるように c 色で塗り分けるグラフ彩色問題を考えます。 A を G の隣接行列、 p をハイパーパラメータとし、変数 $x_{v,i} \in \{0, 1\}$ を用いると、グラフ彩色問題は次式の最小化問題に変換されます⁽⁴⁾。

$$f(x) = \sum_{u < v} A_{u,v} \sum_{i=1}^c x_{u,i} x_{v,i} + p \sum_{v=1}^n \left(\sum_{i=1}^c x_{v,i} - 1 \right)^2.$$

この式を展開すると変数 $x_{v,i}$ に関する多項式が導出されますが、多項式層のDSLを用いるとPythonプログラマにとって直感的な記述でこの問題を解くことができます(図6)。

また、ハミルトニアン層はLASOLV[®]が対応するスピン数を超えて大規模なイジング最適化問題を解くためのハイブリッドアルゴリズムを搭載しています。これはいくつかの既存手法を基に新しく開発された発見的手法です。このような研究開発の成果を素早く利用者に届けるために私たちは独自のライブラリを開発しており、ユーザはこのライブラリで動作するプログラムを実装するだけで成果を利用可能です。

なお、他のイジング計算ライブラリ^{(5)~(8)}でイジング最適化問題へ変換

し、LCSライブラリのハミルトニアン層に直接入力することで問題を解くという使い方も容易に実現できます。したがって利用者の自由を制限することはありません。また逆にLCSライブラリの機能の多くは汎用性があるので、イジング最適化問題への変換結果をLASOLV[®]以外のイジング型計算機の入力として使用することも可能です。

今後の展開

本稿ではまずプラットフォームの設計における要求事項を整理し、さらにLCSがそれらをどのように達成したかを紹介しました。

現在、LCSは各種機能を兼務するハイエンドサーバ2台とLASOLV[®]1台を中心とするスモールスタートの構成で共同研究者に提供されています。LASOLV[®]を用いた研究開発を推進するため、私たちは利用状況とフィードバックに基づくLCSの評価と改良を継続的に実施していきます。

参考文献

- (1) <https://cloud.dwavesys.com/leap/>
- (2) <https://www.fujitsu.com/global/digitalannealer/services/>

- (3) 武居・稲垣・稲葉・本庄：“複雑な組合せ最適化問題を解く量子ニューラルネットワーク,” NTT技術ジャーナル, Vol.29, No.5, pp.11-14, 2017.
- (4) A. Lucas: “Ising formulations of many NP problems,” Frontiers in Physics, Vol.2, No.5, pp.1-15, 2014.
- (5) <https://github.com/Blueqat/Wildqat/>
- (6) <https://ocean.dwavesys.com/>
- (7) <https://github.com/OpenJij/>
- (8) <https://github.com/recruit-communications/pyqubo/>



(後列左から) 富田 均也/ 巴 徳瑪/
新井 淳也/ 内山 寛之
(前列左から) 八木 哲志/ 堀川 桂太郎/
宮原 和太

CPUとGPUの併用と同じように、LASOLV[®]のような新原理に基づく計算機と従来型のデジタル計算機という視点でも適材適所の併用が重要になりつつあります。そのような研究の一助となるよう、引き続きLCSの改良に取り組みます。

◆問い合わせ先

NTTソフトウェアイノベーションセンタ
分散処理基盤技術プロジェクト
TEL 0422-59-6011
FAX 0422-59-3739
E-mail sic-lasolv-p-ml@hco.ntt.co.jp

メニーコア向け高速トランザクション処理技術

IoT (Internet of Things) やFinTech (Finance & Technology) などの分野において、新しいサービスが提供されています。これらのサービスが提供するAPI (Application Programming Interface)を、マシン間やサービス間において自動的に呼び出すことで、さらに多様なサービスが生まれています。その結果、データベースの分離性を担保したまま、読込・更新・削除を行う処理が年々増加しており、その傾向は今後も続いていくと予測されています。本稿では、これらの処理を高速に行うための、メニーコアCPU上でスケールする高速トランザクション処理技術について紹介します。

なかぞの しょう うちやま ひろゆき
中園 翔 /内山 寛之

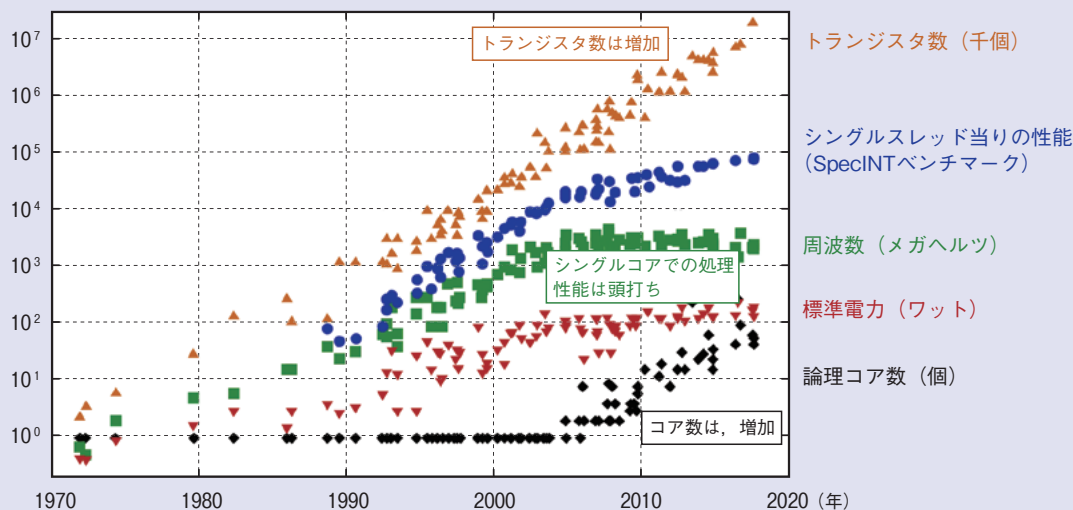
NTTソフトウェアイノベーションセンタ

膨大なデータベース処理と技術的課題

IoT (Internet of Things) においてモノどうしがやり取りし合う状況や、複数のWebサービスが連携し、自動でAPI (Application Programming Interface) を呼び出し合うなど、機械やプ

ログラムがその他のサービスを呼び出すM2M (Machine to Machine) が台頭しています。結果として、これまでにないほどの膨大なデータベース処理が発生しています。近年、CPU上のトランジスタ数はムーアの法則にしたがって増加していますが、それらはCPUのコア数を増加させることで実

現されてきました(図1)。既存のデータベースでは、このようなメニーコアCPUを想定してつくられていないため、コア数を増やすとむしろデータベース処理のスループットが減少する例が報告されています⁽¹⁾。増加するデータベース処理に対応するため、読込処理が大半を占めるユースケースに



Original data up to the year 2010 collected and plotted by M. Horowitz, F. Labonte, O. Shacham, K. Olukotun, L. Hammond, and C. Batten
New plot and data collected for 2010-2017 by K. Rupp
This chart is provided under the permissive 'Creative Commons Attribution 4.0 International Public License'
Adjusting points are adding comments and translating the subject and the legends.
2010年までのデータとその図示は、M.Horowitz, F. Labonte, O. Shacham, K.Olukotun, L.Hammond, and C. Battenによって実施された。
2010-2017年のデータとその図示は、K. Ruppによって実施された。この図は、クリエイティブコモンズライセンス4.0に基づき、提供されている。
オリジナルの図に対して、翻訳とコメントを付加した。
出典: <https://github.com/karlrupp/microprocessor-trend-data>を基に作成。

図1 マイクロプロセッサのトレンドデータ (42年間)

対しては、メニーコアCPUにおいてもスケールするSiloといった研究プロダクトが提案されています⁽²⁾。しかし、これらのプロダクトは、更新処理が多いユースケースにおいては、スケールしないことが知られています。IoTを用いたサービスが増加するにつれて、モノの位置や温度といったセンサ情報や数万点にもものぼるサプライチェーンマネジメントの状態を逐次更新する必要が生じています。

また、キャッシュレス決済や小額決済、小額の送金等の処理においても、更新処理量の増加が見込まれています。これらの処理は、トランザクションの分離性^{*1}を担保しながら更新される必要があります。各CPUコアが並列して処理する際に、同じデータ群に対する読み書きを、1つずつ処理す

ることで分離性を担保して処理を行うことができます。しかし、このような処理の仕方では、各CPUコアは、お互いの処理が終わるのを待ってから処理をするためにスケールせず、データベース処理のスループットは減少してしまいます。

図2では、データベース処理に利用される既存のアルゴリズムが、CPUコア数に対してトータルスループットがどのように変化するかを示しています。コア数が32程度でスループットの上限を迎え、さらにコア数を増加させていくと全体のスループットが落ちていくことが観測されます。そのため、更新処理の多いユースケースに対しては、データベースが利用されている現場においては、データベースの分離レベル^{*2}を緩和することで、処理

性能を高速化するなどの対応が取られています。しかし、このような対応では、危険性がつきまといます。例えば、あるビットコインの交換所では、分離レベルを下げたデータベースを用いたために、ハッカーから攻撃を受け、交換所にある通貨をすべて引き出されてしまい、交換所が閉鎖に追い込まれるという事態となりました。必ずしも事業が停止するほどのインパクトがあるわけではないにせよ、実際に処理したデータが分離性を持たない場合、何らかの影響を事業やユーザに与える可能性があります。以上のことから、データベースの分離性を担保したうえで、メニーコアCPU上における読込・更新・削除処理を高速化することは、サービスを安定かつ低コストで提供するために極めて重要な課題となります。

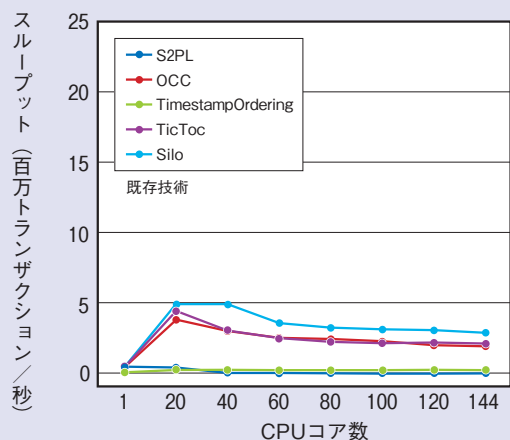


図2 既存技術のメニーコアCPU上での性能

*1 分離性: 並列して実行されるトランザクション間で、トランザクションが行う操作の過程が他のトランザクションから隠蔽されること。分離性には、レベルが存在し、分離レベルと呼びます。シリアライズと呼ばれる分離レベルは、もっとも強いものであり、並列実行しているにもかかわらず、あたかも1つずつ順番に処理が行われているのと同じ結果を得ることができます。本提案技術では、シリアライズを保証しています。

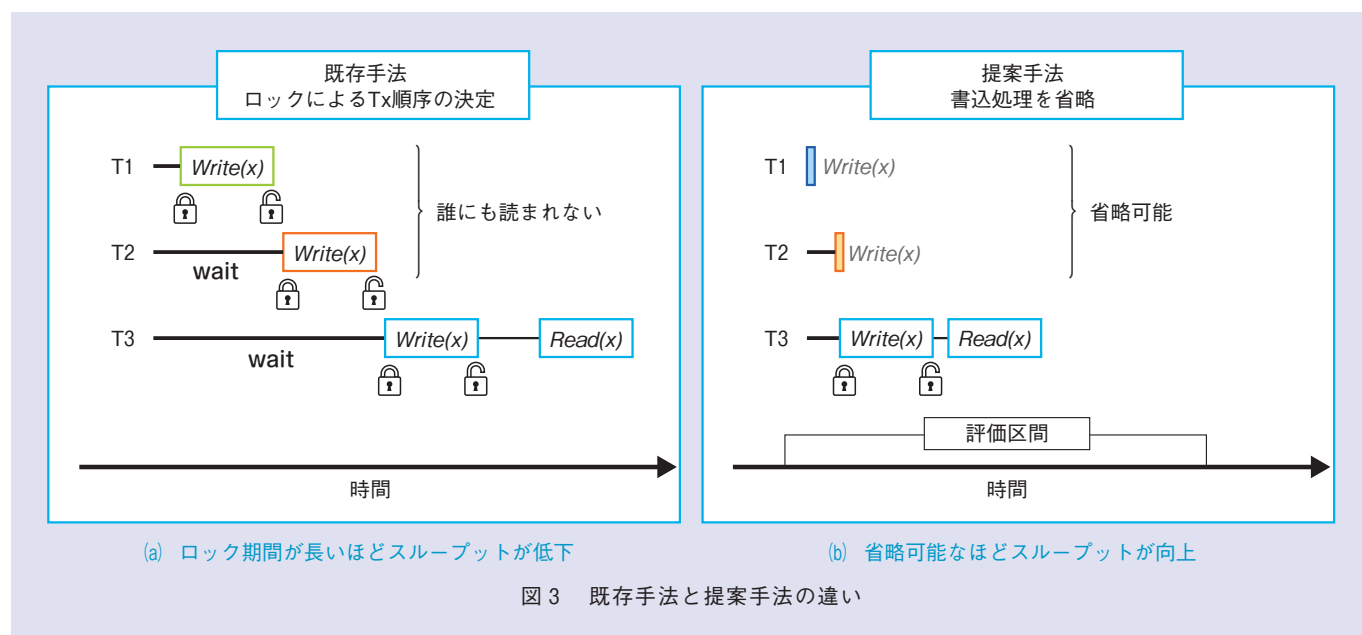
*2 分離レベル: 比較的緩いレベルであるread committedを採用すると、処理性能は早くなりますが、同一トランザクション内で複数回の同じ読み取りを行うときに結果が違ふなどといった問題が発生することが知られています。

提案手法

前述のように、読込の多いユースケースにおいては、いくつかの高速処理手法が提案されてきましたが、今後想定される更新処理の多いユースケースに対しては、処理を高速化することができませんでした。1つのデータに対して、更新処理を複数のコアが並列して実行した場合、どちらかが必ず待つ必要があるためです。この課題に対し、NTTソフトウェアイノベーションセンタでは、Invisible Writeと呼ばれる新たな手法を開発し、更新処理の大幅な高速化を実現しました。本手法では、「誰にも読まれないならば、更新処理を行う必要がない」ことに着目

し、もっとも安全な分離レベルを担保しつつ、更新処理の入替を行い、誰にも読まれない更新処理をつくり出すことに成功しました。既存手法と提案手法の違いを図3に示します。図中のT1, T2, T3は、データベース処理を並列に処理するプロセスを示しており、xは更新処理の対象を示しています。Write(x)はxに何らかの値を書き込むことを示します。横軸は時間の経過を表しています。既存手法では、更新処理を行う際には、書込対象に対してロックを取得します。そのため、T1の処理が終わらない限り、T2の処理は始まりません。また、T2の処理が終わらない限り、T3の処理は終わらないことを示しています。このとき、

T1, T2によって更新されたデータは、誰からも読み込まれないため、実質的に書込を省略することができます。図2の提案技術では、ある一定期間の中で読み込まれない更新処理を特定し、その処理を省略することで高速化していることを示しています。さらには、多版型同時実行制御の理論を応用し、トランザクション群の書込を行う順番を入れ替えることで、省略可能な書込を生み出しています。以上のことから、提案手法では、これまでのデータベースでは省略できなかった更新処理を省略可能とすることができ、膨大な更新処理が発生した場合においても、高速に処理することが可能となっています。図4では、既存技術に私たちの提



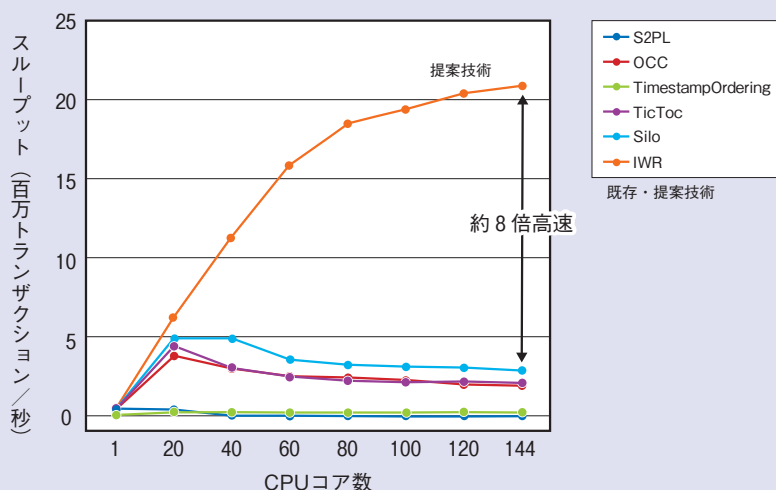


図4 提案手法と既存手法の比較

案手法をプロットしたものとなっており、提案技術ではCPUコア数が増加するにつれて、全体の処理スループットも増加していることが分かります。144コアにおいては、既存のアルゴリズムに比べて8倍高速化しており、秒間2000万トランザクションもの処理を実現しています。この処理速度は、1.7兆トランザクション/dayであり、今後想定されるAPIの呼び出し量1兆トランザクション/day⁽³⁾を十分に処理できる処理能力となっています。

*3 SQL: 標準化されているデータベースに対する問い合わせ言語。

*4 O/R Mapper: オブジェクト指向言語において、オブジェクトの値を更新した際に、自動的にデータベースへ反映され、読込時には自動的にデータベースから読み込むという機能を提供するソフトウェアライブラリの総称。

今後の展開

本技術は、組み込みデータベースとして利用いただくべく開発を進めています。インタフェースとしては、キーバリュースタに近いものを用意する予定であり、読込と書込を複数のキーに対して、一度に処理することが可能となります。本技術をさまざまな分野に組み込んでいただくことで、最新のハードウェア上でも十分に性能を引き出すことのできるアプリケーションを開発することが可能となります。さらに、キーバリュースタとしてのインタフェース以外にも、SQL^{*3} (Structured Query Language) やO/R (Object-Relational) Mapper^{*4}等を用意することで、より多くのユーザにご利用いた

だけるよう開発を進めていきたいと考えています。

参考文献

- (1) X. Yu, G. Bezerra, A. Pavlo, S. Devadas, and M. Stonebraker: "Staring into the Abyss: An Evaluation of Concurrency Control with One Thousand Cores," Proc. of VLDB Endowment, Vol.8, No.3, pp.209-220, 2014.
- (2) S. Tu, W. Zheng, E. Kohler, B. Liskov, and S. Madden: "Speedy transactions in multicore in-memory databases," SOSP 2013, Farmington, U. S. A., pp. 18-32, Nov. 2013.
- (3) <https://www.ae.be/blog-en/api-billionaires-club-about-to-welcome-trillionaires-members>



(左から) 中園 翔/ 内山 寛之

今後増えると予測されるさまざまな新しいサービスを支えるため、安全かつ高速なデータベース処理技術の研究開発を進めていきます。事業におけるニーズや要件を議論しながら、良いものをつくっていききたいと考えています。

◆問い合わせ先

NTTソフトウェアイノベーションセンタ
分散処理基盤技術プロジェクト
TEL 0422-59-6201
FAX 0422-59-3739
E-mail hiroyuki.uchiyama.fy@hco.ntt.co.jp



主役登場

実空間の物体すべてを仮想空間へ投影することをめざして

磯村 淳

NTTソフトウェアイノベーションセンタ
研究員

私が所属するグループでは、コネクティッドカー、ドローン、ロボットなどの動く物体（動的オブジェクト）が収集した情報を蓄積し、時間と空間を用いて高速に検索する「高速時空間データ管理技術 Axispot[®]」の研究開発に取り組んでいます。

近年普及し始めている動的オブジェクトは、コネクティッドカーを例として、2025年に5億台を超える見込みです。未来の社会では、このような膨大な数の動的オブジェクトがインターネットに接続することで、生活をより豊かにする次世代サービス（道路レーン単位での交通状況の把握、移動中のヒトに対する最適タイミングでの郵便配達、災害の即時被害シミュレーションによる避難誘導等）の実現が期待されています。これらのサービスを実現するには、現実世界の建物・道路等の静的オブジェクトを仮想空間内に再現する「ポリゴン管理技術」、動的オブジェクトの現在位置を仮想空間内に投影し、ある時間・空間（地域、道路、建物等）に存在する動的オブジェクトを高速に検索する「時空間データ管理技術」が必要となります。しかし、既存のポリゴン管理技術は、LiDAR（Light Detection and Ranging）等で収集した点群データから静的オブジェクトの形状を計算する際に長時間を要し、広範囲で集めた大量の点群データを高速に処理できません。また、既存の時空間データ管理技術は、高速な検索性能を維持しながら、動的オブジェクトが一斉送信する時間・空間の多次元情報をリアルタイムに格納できません。

私は、これらの問題を解決できるNTT独自技術の確立、および次世代サービスへの技術適用をめざしています。現在、次世代サービスの1つとして、コネクティッドカーを対象とする「道路レーン単位での交通状況の把握」に着目

しています。このサービスを実現するための詳細な要件をNTTデータと整理し、この要件を満たすことができる技術をグループメンバーと検討しています。その結果、既存技術では実現できない大量の時空間データ蓄積と高速な検索、時空間データの局所性の高さを考慮した複数サーバ間の負荷分散、という2点の両立を、NTT独自の提案技術で実現しました。

2019年米国サンフランシスコで開催されたRedisConfでは、この提案技術を取り入れたAxispot[®]を紹介し、既存技術と比較して性能が大幅に改善することを発表しました。さらに、Axispotの改善に向けて、米国セントルイス、ルーマニアブカレストで開催されたFOSS 4G（Free Open Source Software for Geospatial）に参加しました。そこでは、PostGIS、JTSなど、世界中で利用される最先端のデータベース技術にかかわる研究者と議論しています。

また、トヨタ自動車とNTTグループが取り組んでいる「コネクティッドカー向けICT基盤の研究開発に関する協業」の一員として参加しています。この協業の実証実験でAxispotを提案し、数千万台規模のコネクティッドカーが収集した情報の効率的かつ高速な処理の実現に向けて取り組んでいます。

今後は、Axispot[®]の自動車分野への実サービス適用をめざすと同時に、点群データに対する効率的かつ高速な計算処理を可能とするポリゴン管理技術、動的オブジェクトの時間・緯度・経度だけでなく高度・向き等の情報を含んだ検索を可能とする時空間データ管理技術の検討を推し進め、産業と学術の両面で貢献できるよう、日々邁進していきます。