

# 研究終了報告書

## 「ハイパーモーダル時空間データの超スパース表現」

研究期間：2019年10月～2023年3月

研究者：田中 雄一

### 1. 研究のねらい

サイバーフィジカルシステム(CPS)を産業的・科学的・工学的に利用するために本質的に重要なのは、フィジカル空間の正確なセンシングである。なぜなら、フィジカル空間を正確に再現できれば、現在発展を続けている無数の人工知能技術がサイバー領域で適切に利用可能となるからである。つまり、IoT センサによって得られたデータから、可能な限り正確に現実の(時間的・空間的に連続した)フィジカル空間を復元できればよい。

一方で、センサは高々有限個しか存在せず、サンプリング周波数もデバイスや消費電力の制約から無限に高くできない。結局、大量のセンサを用いても広大なフィジカル空間を時空間的に遍く覆うのは不可能である——IoT センサデータは、ビッグであると同時に時空間的にスパース(疎)でもある。さらに、センシング技術の発展に伴い、各センサで取得できるモダリティは今後増加していくことが必至であり、今後はモダリティ的にスパースなデータが爆発的に増加すると考えられる。

上記を鑑みると、IoT 機器により得られた離散的な時空間スパースデータから連続のフィジカル空間を復元するためには、時間・空間・モダリティ全てに存在するスパース性に対処する必要がある:大量のセンサ——ビッグデータ——から得られた超多数のモダリティ——ハイパーモーダル——を持つスパースデータを処理するためのセンシング理論・アルゴリズムの革新が、デバイスの発展とともに強く求められている。

本研究提案では、ハイパーモーダル大規模時空間データから連続のフィジカル空間を再構成するための信号情報処理・機械学習基盤技術の研究を目的とした。

### 2. 研究成果

#### (1) 概要

本研究では、主に以下の課題に対する研究を行った。

#### 1. スパースセンシングからのハイパーモーダル時空間データの復元理論

フィジカル空間を高精度に再構成するため、時間・空間・モダリティに対しスパースなセンシングデータを復元する理論とアルゴリズムに対して取り組んだ。特に、深層展開と呼ばれるアルゴリズム群に興味を持ち、これを広い意味でのセンサネットワークで利用することが可能となる理論的検討と応用への展開を行った。シングルモーダル・マルチモーダル双方において従来の数理モデリングに基づく手法や深層学習に基づく手法と比較して、大きな性能向上を果たした。

#### 2. ハイパーモーダル時空間データの圧縮・次元削減

ハイパーモーダル時空間データを効率的に表現するためには、「残すべきサンプル」を

(計算量や精度の意味で)適切に選択できることが重要である。そこで、センサネットワークのためのサンプリング定理に対して研究を行った。結果として、1) 信号が存在する空間に関わらず誤差を最小化するためのグラフサンプリング定理、2) 時間的に変動するセンサネットワークデータに対するセンサ配置手法 を実現した。

### 3. テンソルデータからの階層的ネットワークダイナミクス推定

IoT を含む広い意味でのセンサネットワークでは、必ずしも事前に完全なネットワークが与えられていない場合がある。このとき、制約集合の中で適切なネットワークを推定する集団が必要である。そこで、時空間データから時間的多重解像度を持つ時変ネットワークを推定する手法に関して研究を行った。従来手法の単スケール手法と異なり、提案手法では様々な解像度(例えば日次変化と年次変化)を持つネットワークを一度に推定できる。

本研究成果は、IEEE 論文誌・国際会議等で発表した。また、本研究を通じて得られた知見をもとに、企業との共同研究も複数開始することとなった。

## (2) 詳細

### 1. スパースセンシングからのハイパーモーダル時空間データの復元理論

深層展開は、従来の繰り返し最適化アルゴリズムの各繰り返しを「展開」し、展開した各繰り返し内に存在するパラメータを深層学習手法に基づいてデータから学習する手法である。

本研究では、深層展開をセンサネットワークデータへ利用可能とするため、グラフ信号処理に対する深層展開を実現するための検討を行った。通常の音声・画像等の信号と異なり、センサネットワークデータに対する深層手法には、以下の課題が内在する。

- ネットワークが頻繁に変動するために、同環境の学習データが多く取得できない
- ネットワークノードの増加・減少に対して頑健性のあるアルゴリズムを生成する必要がある

すなわち、学習データ・パラメータ数とも限られた状態でアルゴリズムを構築する必要がある。

本研究では、深層展開中で更に深層展開を構築する、入れ子型深層展開と呼ばれる手法を新たに提案した [代表的な成果 2]。

入れ子型深層展開では、ネットワークに依存しないパラメータのみを学習対象とすることで、パラメータ数を少なく、かつネットワークの変化に頑健な手法を実現した。

本手法を利用してデータ修復実験を行ったところ、従来の(固定パラメータを使用した)数理モデリング手法と深層学習手法の双方と比較して優れた結果を得た。米国気温データに対してノイズ除去実験を行った結果を図1に示す。特に、通常の深層学習と比較してパラメータ数は数十～数千分の一程度で済むため、今後の応用展開も大きく期待できる。

上記の結果をマルチモーダルデータへと適用可能とした手法も発表済みである [その他の成果 4]。今後は、3. で行ったネットワーク推定手法と組み合わせた手法を検討し、社会実装へ向けて研究を進展させる。

本テーマで得られた成果は、サンプルデータから原データの生成関数を深層手法のよって推定し、計算量が小さく、高性能な復元を可能とするものであり、研究目標を達成し

たと言える。

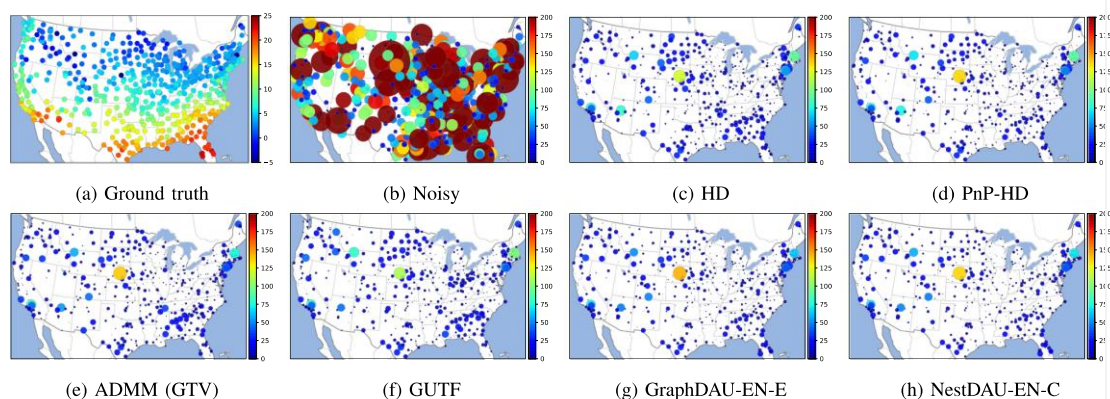


図 1 米国気温データのノイズ除去実験。円の大きさが誤差の絶対値を表す。(g) (h)が提案入れ子型深層展開の結果。

## 2. ハイパーモーダル時空間データの圧縮・次元削減

「概要」でも述べたように、ハイパーモーダル時空間データを効率的に表現するための基盤理論は、サンプリング定理である。学部講義等で紹介される、いわゆるシャノンのサンプリング定理と比較して、現代のサンプリング定理は理論・応用とも遥かに幅広い。例えば、フィルタ集合を用いた信号の圧縮も本質的には多チャンネルサンプリングとして捉えられる。

本研究では、センサネットワークを数理的に「グラフ」として捉え、その上でサンプリング定理を構築する「グラフサンプリング定理」の基礎と応用に関して研究を行った。簡単に 2 個のサブテーマに関して述べる。

### 1) 信号が存在する空間に関わらず誤差を最小化するためのグラフサンプリング定理

通常の信号処理においては、信号はシフト不変空間と呼ばれる空間内に存在する。また、数理的には、シフト不変空間はヒルベルト空間の特殊な場合である。通常の信号処理におけるサンプリング定理(シャノンのサンプリング定理)の拡張として、ヒルベルト空間でのサンプリングが確立されている。

ヒルベルト空間でのサンプリングを利用することで、グラフサンプリング定理に対し様々な事前知識を導入することが可能となった【代表的な成果 1】。特に、統計的な事前知識を利用したグラフサンプリング定理を実現し、グラフ上でのウィナーフィルタを実現した【その他の成果 2,3】。

### 2) 時間的に変動するセンサネットワークデータに対するセンサ配置手法

センサネットワークデータをセンシングするためには、「センサをどこに置くか」が本質的に重要である。一般的にセンサの数は配置可能位置の数と比べて少ないことから、できるだけ良い位置にセンサを配置する必要がある。また、同程度のデータ推定精度ならば、センサ数が少ないほうがより好ましい。

本サブテーマでは、センサネットワーク上で時間的に変動するデータに対し、センサが動くことを許容することで、動的にセンサ配置を行う手法に関して検討を行った【その他の成果 1】。可動型センサは、例えばドローンなどの移動体を想定している。提案手法では、ある時刻の計測値に

対してそのデータが存在する部分空間を順次推定しながら、データの予測誤差が最小となるように動的にセンサ配置を行う。移動範囲は任意の広さに設定できるため、汎用性も高い。

本研究により、ハイパーモーダル時空間データをスパースに表現するセンサ配置と復元手法の双方を実現することができたため、研究目標を達成したと考えられる。

### 3. テンソルデータからの階層的ネットワークダイナミクス推定

グラフ学習は、データからデータが形作るネットワークを学習する手法の一群を指す。データ間の関係を見通す試みは統計や機械学習などで以前から行われているが、信号処理においてもデータのグラフ上での「滑らかさ」(=周波数)を利用した手法が提案されている。一方で、従来手法は主に静的なグラフ学習手法に限られており、時変グラフ学習は我々のグループ以外にあまり行われていない。さらに、時間的に変動するデータは様々な時間解像度を持つため、多重時間解像度を持つ時変グラフ学習手法が必要であるが、まったく検討されていないのが現状であった。

本テーマでは、多重時間解像度を持つグラフを学習する手法を提案した [代表的な成果 3]。まず、時系列多変量データに対し再帰的に2分割を繰り返し、各時間解像度のグラフと、1階層低い時間解像度のグラフとの誤差が小さくなるようにモデル化(=定式化)を行った。さらに、評価関数を凸最適化アルゴリズムで解けるように式変形を行った。

本テーマにおいて、ハイパーモーダルデータからの階層的ネットワークを推定するための基盤技術が実現できたことから、研究目標を達成したと考えられる。

### 3. 今後の展開

本研究を通じて、ハイパーモーダル時空間データの解析に対する理論的・アルゴリズム的基盤はかなり整備されたと考えられる。今後の展開として、ハードウェアや無線通信技術と融合させた「グリーンIoT」の実現に向けて研究を進展させていくことが目標の一つである。ハイパーモーダルデータを計測し、解析することでサイバー空間にフィジカル空間を再構成する技術(や、それに伴うデジタル化/DX)は、デジタル・ディバイドを世界規模で是正するため喫緊に取り組む必要がある、国際的な課題である。同時に、計測・信号処理・AI すべてのシステムにおいて性能を保ちながら電力や資源の消費を抑えることは、持続可能な計測～解析技術の実現のために喫緊の課題である。本研究で得られた成果の一部をグリーンIoTのために利用することで、社会的な課題を解決するための社会実装が可能となる。CREST等をはじめとした大型予算でチームを組み、海外のトップ研究者と共同研究を行うことで、10年後～20年後のグリーンIoTの社会実装へ向けて活動していく。

### 4. 自己評価

当初申請時より一部の研究手段が変遷したものの、大きな目標として掲げていたハイパーモーダル時空間データの解析技術の構築に関して大きな進展が得られた。海外との共同研究も順調に進展し、共著論文も多数発表することができた [代表的な成果 1, 2] [その他の成果 5, 6]。アルゴリズムよりの成果であるため社会への普及には時間がかかるが、上記グリーンIoTの端緒として

の成果も得られたと考えている。今後は自分自身だけでなく、異動先での研究室准教授・助教、本さきがけで得られた人的ネットワークも利用してチームとして社会実装を目指した研究を展開していきたいと考えている。

数値的には、特に本さきがけ前との被引用数の伸びは顕著である。2018年(本研究開始前)と比較し、被引用数は2倍以上となった(Google Scholar調べ)。また、2021年トップ2%研究者リスト(Elsevier社調査)へ「Information & Communication Technologies」分野で掲載されるなど、世界的にも認識されている。そのため、自己評価としては当初考えていた以上の成果が挙げられた。さらに、今後の展開・発展も見込めると考えている。

## 5. 主な研究成果リスト

### (1) 代表的な論文(原著論文)発表

研究期間累積件数:14件

1. Y. Tanaka, Y. C. Eldar, A. Ortega, and G. Cheung, "Sampling signals on graphs: From theory to applications," IEEE Signal Processing Magazine, vol. 37, no. 6, pp. 14-30, 2020.

本国際共著総説論文では、グラフ上のサンプリング定理に対する理論とその応用に関する解説を行った。グラフ上での信号のサンプリングと、時間領域での信号のサンプリングがより抽象的なヒルベルト空間でのサンプリングを通じて統一的に表現できることを明らかにした。さらに点群解析やセンサ配置問題等への応用が可能であることを紹介した。

2. M. Nagahama, K. Yamada, Y. Tanaka, S. H. Chan, and Y. C. Eldar, "Graph signal restoration using nested deep algorithm unrolling," IEEE Trans. on Signal Processing, vol. 70, pp. 3296-3311, 2022.

本国際共著論文では、深層展開をグラフ上データの復元へ適用する手法に関して検討を行った。特に深層展開モジュールを深層展開モジュールの中へ入れ込む、入れ子型深層展開を提案した。本手法により、グラフ非依存のパラメータを学習することで、ネットワークの変化やノード数の変化に頑健な信号修復手法が実現できた。

3. K. Yamada and Y. Tanaka, "Temporal multiresolution graph learning," IEEE Access, vol. 9, pp. 143734-143745, 2021.

本論文では、多重時間解像度を持つグラフを学習する手法を提案した。提案手法では、時系列多変量データに対し再帰的に2分割を繰り返す、各時間解像度のグラフと、1階層低い時間解像度のグラフとの誤差が小さくなるようにモデル化(=定式化)を行った。さらに、評価関数を凸最適化アルゴリズムで解けるように式変形を行った。従来手法と異なり、様々な時間解像度を持つネットワークが一つのアルゴリズムで自動的に推定できることを明らかにした。

### (2) 特許出願

研究期間全出願件数:0件(特許公開前のもも含む)

### (3) その他の成果(主要な学会発表、受賞、著作物、プレスリリース等)

1. S. Nomura, J. Hara, and Y. Tanaka, "Dynamic sensor placement based on graph sampling theory," submitted to IEEE Open Journal of Signal Processing, 2022. (arXiv:2211.04019)

2. J. Hara and Y. Tanaka, "Multi-channel sampling on graphs and its relationship to graph filter banks," submitted to IEEE Open Journal of Signal Processing, 2022. (arXiv:2211.02287)
3. J. Hara, Y. Tanaka, and Y. C. Eldar, "Graph signal sampling under stochastic priors," submitted to IEEE Transactions on Signal Processing, 2022. (arXiv:2206.00382)
4. M. Nagahama and Y. Tanaka, "Multimodal graph signal denoising via twofold graph smoothness regularization with deep algorithm unrolling," ICASSP 2022, Singapore, May 2022.
5. M. Nagahara, B. Krishnamachari, M. Ogura, A. Ortega, Y. Tanaka, Y. Ushifusa, and T. Valente, "Control, intervention, and behavioral economics over human social networks against COVID-19," Advanced Robotics, vol. 35, no. 11, pp. 733-739, 2021.
6. G. Cheung and Y. Tanaka, "Graph spectral image processing," Tutorial, IEEE International Conference on Image Processing 2020, Virtual Conference, Oct. 2020.