

人工知能時代の電離圏研究

劉 鵬^{1*}, 横山 竜宏¹

Ionosphere Researches in Artificial Intelligence Era

Peng Liu^{1*} and Tatsuhiko Yokoyama¹

概要

地球電離圏は太陽光によって高層大気の一部が電子とイオンに電離した生存圏の一つの領域であり、太陽地球系結合の影響により様々な宇宙天気現象を生じる。これらの電離圏時空間異常変化が生存圏の電磁気環境に影響し、通信信号の途絶や衛星測位の劣化などの要因となるため、近年益々研究者の注目を引いている。しかし、全世界で数十年間の膨大な観測データを統括的に解析し、さらに予測できる自動システムの開発は現在まで十分とは言えない。一方で 2010 年代初頭からの機械学習技術の発展は目覚ましく、幅広い研究分野に適用され人間社会に大きな影響を与えており、まさに人工知能 (AI) 時代を迎えていると言える。最新の AI 技術を用いて前述の電離圏分野の問題も解決できることが期待される。本総説を通じて、まず電離圏のリモートセンシング手法と機械学習など AI モデルの特徴の二つの視点から概説し、現状のまとめと将来の展望の両面から機械学習技術に基づいた電離圏変動の検出と予測および既存の電離圏モデルの性能向上への応用について紹介する。

1. はじめに

1.1 電離圏のリモートセンシング

地球電離圏は高度によって大気の組成構造が異なるため、電子密度の分布も高度によって大きく変化する領域である。電離圏は高度の低い方から D (60-90 km)、E (90-150 km)、F1 (150-200 km) と F2 (200 km 以上) の四つの領域に分けられる¹⁾。領域ごとに生じる電離圏異常現象を表 1 にそれぞれ示している。ロケットや衛星に搭載した電磁場計²⁾などによる直接観測手法は可能であるが、低層大気で用いられるような定常的な観測は難しく、これらの現象を把握できる電離圏リモートセンシング観測は古くから重要視されている。

表 1 電離圏異常現象の情報

異常現象	発生位置	時間	生存圏影響
突発性電離圏擾乱	D 領域 (60-90 km)	昼間	短波吸収して通信途絶
スプラディック E 層	E 領域 (90-150 km)	夜間	VHF 帯のラジオ混信
赤道プラズマバブル	F 領域 (>150 km)	夜間	電波の異常伝搬
スプレッド F	(同上)	夜間	GPS の誤差
伝搬性電離圏擾乱	(同上)	全日	衛星信号の揺らぎ

既存のリモートセンシング手法は地上観測、衛星観測と地上一衛星組合せ観測の三つ種類に大別で

2025 年 10 月 5 日受理.

¹⁾〒611-0011 宇治市五ヶ庄 京都大学生存圏研究所 レーダー大気圏科学分野.

* E-mail: liu.peng.7s@kyoto-u.ac.jp

き、観測可能な空間領域も、一次元、二次元、三次元の三種類に分けられる。図1に示しているよく使われる電離圏リモートセンシングの手法について、利用され始めた年とその概要を以下に挙げる：

- 地上観測：イオノゾンデ（1926, 一次元, 短波帯電波の周波数を掃引させながら鉛直方向に送受信する）³⁾、大気光イメージャ（1997, 二次元, 特定波長の大气光を記録する）⁴⁾、後方散乱レーダー（1963, 二次元, 一定の波長を送信し、電子からの非干渉の後方散乱を同じアンテナで受信する）⁵⁾、前方散乱レーダー（2024, 二次元, 電離圏の非干渉の前方散乱をレーダーと離れたアンテナにより受信する）⁶⁾。
- 衛星観測：合成開口レーダー（1999, 三次元, 同じ地表面の二度の観測データの差分から、電離圏の全電子数を求める、レーダーが移動しつつ観測するため三次元のトモグラフィーも可能）⁷⁾、衛星電波掩蔽（1994, 一次元, 低軌道測位衛星による掩蔽観測から電子密度分布を導き出す）⁸⁾。
- 地上一衛星組合せ観測：衛星ビーコン（1957, 一次元, Sputnik I 衛星との通信が初めてである）⁹⁾、GPS 全電子数マップ（1998, 二次元, 測位衛星一地上受信機網の間の伝搬路上の電子数を積分して一定高度に射影する）¹⁰⁾、GPS トモグラフィー（1988, 三次元, 全電子数をセル毎の電子密度として再構成する）¹¹⁾。

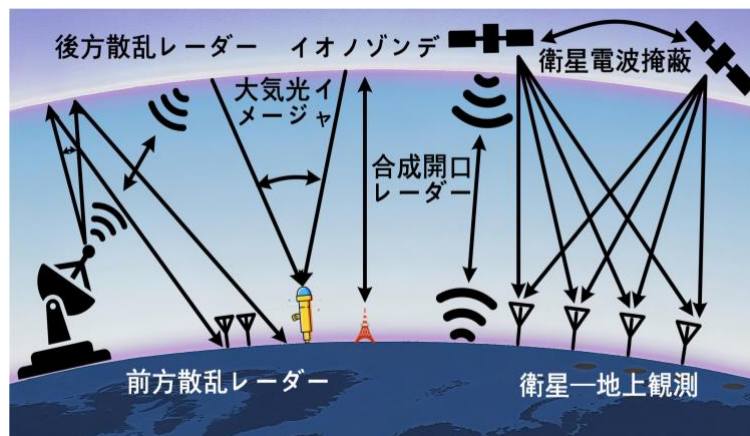


図1：電離圏リモートセンシングの概念図

1.2 人工知能（AI）技術の特徴

前述の電離圏リモートセンシング手法によって全世界で数十年間にわたって蓄積されてきた観測データは、観測地点と時期によってデータ形式は全く異なっており、人が手動で全ての観測データを一つずつ解析することは難しい。観測データ解析が不十分であることによって、電離圏の予報や電離圏モデルの性能向上が妨げられる可能性がある。従って、異なる電離圏観測結果を統一的かつ自動的に解析できる手法の開発が急務である。近年、AI技術の進化がほぼ全ての科学分野に大きな変革をもたらしているが、現時点における電離圏研究分野のAI利用は未だ初期萌芽段階である。AIとは、人間の知能を模倣するシステムの総称である。機械学習はAIを実現するための技術の一つであり、データから抽象的な知識を学習して人間のように意思決定を行うソフトウェアである。今までの電離圏AIモデルは一般に機械学習モデルであり、これらのモデルの主な特徴は下記の通りである：

- ◆ データ駆動性：教師あり学習モデルのトレーニングのためには真値と見なされるデータが存在することが前提である、教師なし学習モデルでもノイズが少ない大量の観測データが必要である。つまり、高品質かつ多様な電離圏観測データが多数利用可能であることが望まれる。
- ◆ ブラックボックス性：従来の電離圏物理モデルと異なり、入力と出力の間に介在する物理過程を解釈することが困難である。
- ◆ 専門特化性：通常のAIモデルは特定のタスクとデータに特化しており、同種の多地点のデータを利用する場合でも転移学習による再訓練を必要とする。

2. 人工知能による電離圏現象の検出

1.1 節に挙げた電離圏リモートセンシング手法について、観測データの次元数は手法の次元数より大きいまたは等しくなる、つまり一次元観測手法は数値系列データ又は画像データ、二次元観測手法は画像データを出力する。例として、一次元の観測手法である衛星ビーコンとイオノゾンデのデータ

をそれぞれ図 2 に示す。前者は視線方向に積分された一次元の全電子数データであり、後者は送信周波数と反射高度の二次元で表現されたデータである。二次元の観測手法、例えば GPS 全電子数マップの出力データは経度と緯度の二次元全電子数の位置画像である¹²⁾。

電離圏観測データを人工知能モデルで解析するとき、色々な AI モデルからデータの次元数と出力内容に基づいて適当な技術を選ぶことが大切である。一般的には、観測データに対する二値の分類判定のみならず、位置や強度の情報も読み取りたい。これを実現するために、系列データに対してはトランスデューサ、画像データに対してはセグメンテーションという AI モデルが使われる¹³⁾。モデルの構造はそれぞれ図 2 の黄色と青色の部分に示している。特徴抽出ネットワークと目標領域提案ネットワークがモデル間で共通の部分である。

1.2 節に挙げたように人工知能はデータ科学であるため、教師あり学習の一つである検出 AI モデルの訓練には手動でラベル付けを行った真値データ（教師データ）が不可欠である。系列と画像データの中身にそれぞれのすべての変化傾向と図形的な特徴を目視で判断し、ラベルを付けることで教師データを準備する。数千対の教師データセットで訓練した AI モデルを参照することで、新たなデータに対して人間と同様の結論を出すことが可能となる。図 2 に、上からそれぞれイオノグラムの異なる電離圏エコーの識別、全電子数差分マップの中規模伝搬性電離圏擾乱の位置検出と一次元データの変動パターンの同定の概念図を示した¹⁰⁾。

一般に画像データの AI の検出結果は同じサイズの画像データであるため、画像座標系から実際の地球座標系へ変換し、電離圏特性値の導出が必要となる場合もある。図 2 に示すように、我々の最近の研究成果であるイオノグラムの自動検出技術を用いることで、東・東南アジアでの電離圏パラメータの読取と日本上空の電離圏伝搬性擾乱の特性値の計算が、大量のデータに対して適用することが可能となる¹⁾。

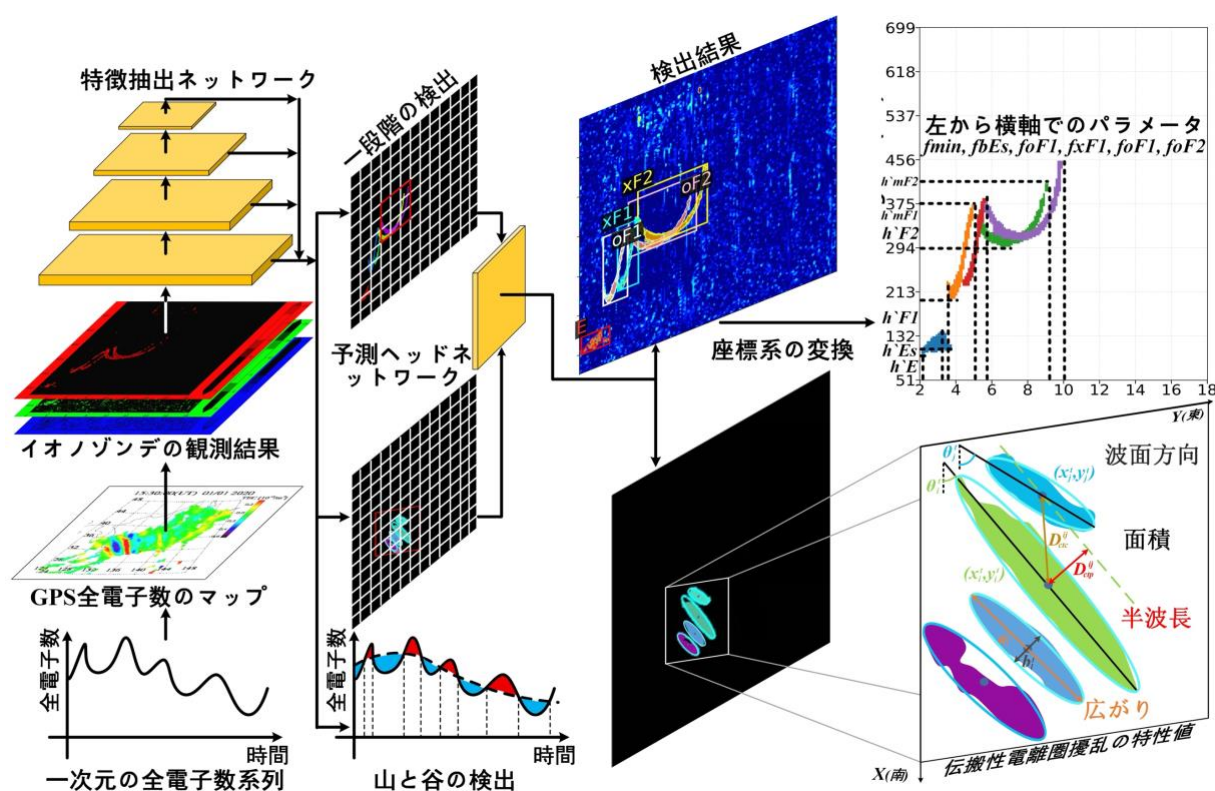


図 2：人工知能で電離圏信号の検出の流れ

3. 人工知能による電離圏現象の予測

人工知能による予測は検出と違い、検出タスクでは必ず手動でラベル付けをした真値の教師データが必要だが、予測タスクでは一般に観測データを真値とする教師なし学習であり、過去のデータに隠された規則を探り出し将来の観測データを短時間で予測することを目的とする。AIモデルの入力と出力のデータのサイズは事前に設定した上で、観測データの特定の時刻を基準点とし、それ以前と以降の一定の時間帯をそれぞれ過去既知の入力と将来予測の出力の系列データとして学習する。基準とする時刻を移動することで大量の訓練データセットが利用可能となる。人工知能での電離圏予測の精度と時間・空間分解能の上限は、観測データ、つまり訓練用のデータセットに依存して決まる。

人工知能予測モデルについて、一次元の数値観測データと二次元の画像観測データを予測するモデルは、それぞれ時間系列予測モデルと時空間系列予測モデルと呼ばれる。時空間系列予測モデルは時間系列予測モデルのように時間ステップ間の関係を見つけ出すのみならず、同じ時間ステップでの空間情報も学習できるため、二次元の画像データの予測タスクにおいてより高い精度が見込まれる。既存の系列予測モデルは主に再帰型ニューラルネットワーク (RNN)、畳み込みニューラルネットワーク (CNN)、トランスフォーマーの三種類¹⁰⁾又は複数種類の組合せである。三種類のAIネットワークの概念図はそれぞれ図3a、3bと3cに示している。初めの時間系列予測モデルは過去の出力を次の時間ステップに再び入力とするフィードバックの仕様があるRNNの一つ、長短期記憶ネットワーク (LSTM) である。その後LSTMに畳み込み演算を取り入れた畳み込みLSTMモデルが時空間系列予測の研究分野を切り開いた。我々の最近の論文¹⁴⁾において、これまでに提案された様々な予測モデルによる電離圏全電子数の予測性能を調査した。全電子数の観測データに加えて、時間、位置、太陽と地磁気活動指数を併せて入力パラメータとして与えた場合、予測誤差を最大15%抑圧することが可能であり、将来の四日間の平均絶対値誤差は一番低い場合には0.94~2.63全電子数ユニットの範囲であった。CNNは局所的な畳み込み窓の移動によりデータの特徴を抽出して予測をする。一方、トランスフォーマーモデルは新しい注意機構を経由して全体のデータを学習するため、より高い精度で予測が可能となる。

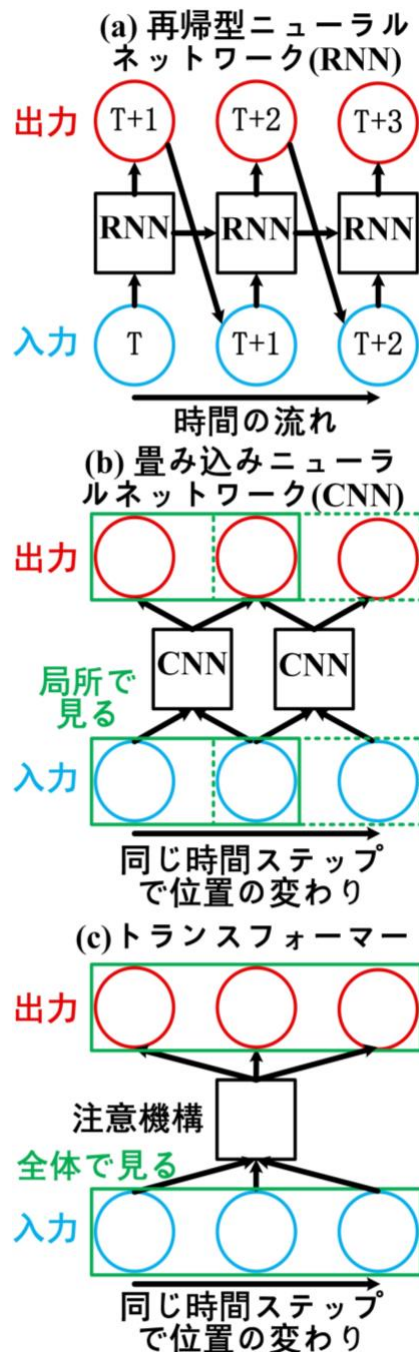


図3: AIモデルの概念図

4. 人工知能による電離圏モデルの性能向上

電離圏を把握するための手法として、実世界でのリモートセンシング観測のほかに、仮想環境における数値モデルが挙げられる。電離圏モデルは物理モデルと経験モデルの二種類に大別できる。物理的なモデルは、電磁場、中性大気とプラズマの運動量保存、エネルギー、流体力学の方方程式を解いて各流体の三次元分布を計算する¹⁵⁾。1.2節で述べたAIモデルでは、ブラックボックス性があるため現状では物理方程式を用いた問題解決過程の学習は不可能である。しかし、近年提案された物理法則に

基づくニューラルネットワーク(PINN)は微分方程式で表される物理法則を AI モデルの損失関数に加えることで、物理規則に従った解を導出できるモデルである¹⁶⁾、このような解釈性の高いモデルを電離圏分野へ応用することが期待されている。

代表的な電離圏経験モデルである国際参照電離圏モデル (IRI) は、観測された電離圏プロファイルを元に経験的な関数曲線を近似する¹⁷⁾。しかし、全世界の電離圏観測設備の拠点の数とデータ量が増えている背景を考えると、経験モデルはデータの同化と記憶の機能がないためデータを効率的に利用できていない。併せて、電離圏に多岐な宇宙天気の影響現象が起きるため、経験モデルの限られたパラメータで複雑な現実の電離圏を表現させることは難しい。一方、AI モデルでは人間が認識できないデータのパターンに対しても反応し、過去の記憶能力に基づいて推論できることが知られている。技術の発展に伴い、AI モデルの学習調整できるパラメータの数は急激に増加している。例えば、最近の大規模 AI 言語トランスフォーマーモデル ChatGPT のパラメータの数は 1.7 兆 ($\times 10^{12}$) である¹⁸⁾。このような大量のパラメータは言語モデル等の性能向上にとっては有益であるが、電離圏などの自然科学分野への応用においては、どの程度のパラメータ数が適切であるかは未知数であるため、さらなる精度と時空間分解能の向上に必要なパラメータ数についての定量的な議論が今後望まれるところである。

5. おわりに

本稿では、まず第一節で研究分野の背景である地球電離圏のリモートセンシング手法と AI の技術の特徴を簡潔に紹介した。第二節と第三節で異なるリモートセンシング手法の観測データに適用できる人工知能の検出性能と予測技術の現状を論じた。第四節で電離圏分野ではこれまで利用されてこなかった複合的なモデルの発展方向性の展望を述べた。以上のように、AI 技術と電離圏科学の結合は生存圏の電磁気環境と衛星通信測位の高品質化などの実世界における工学的応用の新しい時代を切り拓ける可能性を秘めていると言える。

参考文献

- 1) Liu, Peng. Development of Automatic Detection and Prediction Models for Ionospheric Spatiotemporal Variation Based on Deep Learning, 京都大学, 博士(情報学), 甲第26146号, <https://doi.org/10.14989/doctor.k26146>, 2025.
- 2) Lühr, H., S. Maus, M. Rother, and D. Cooke, First in-situ observation of night-time F region currents with the CHAMP satellite, *Geophysical Research Letter*, 29(10), <https://doi.org/10.1029/2001GL013845>, 2002.
- 3) Breit, G., & Tuve, M. A., A test of the existence of the conducting layer. *Physical Review*, 28(3), 554–575. <https://doi.org/10.1103/PhysRev.28.554>, 1926.
- 4) Mendillo, M., Baumgardner, J., Nottingham, D., Aarons, J., Reinisch, B., Scali, J., & Kelley, M., Investigations of thermospheric-ionospheric dynamics with 6300-Å images from the Arecibo observatory. *Journal of Geophysical Research*, 102(A4), 7331–7343. <https://doi.org/10.1029/96JA02786>, 1997.
- 5) Kato, S., T. Ogawa, T. Tsuda, T. Sato, I. Kimura, and S. Fukao, The Middle and Upper Atmosphere Radar: First Results Using a Partial System, *Radio Science*, 19, 1475–1484, <https://doi.org/10.1029/RS019i006p01475>, 1984.
- 6) Yue, X., Ning, B., Jin, L., Ding, F., Ke, C., Wang, J., et al., The Sanya incoherent scatter radar tristatic system and initial experiments. *Space Weather*, 22, e2024SW003963. <https://doi.org/10.1029/2024SW003963>, 2024.
- 7) Ishimaru, A., Y. Kuga, J. Liu, Y. Kim, and A. Freeman (1999), Ionospheric effects on synthetic aperture radar at 100 MHz to 2 GHz, *Radio Science*, 34, 257–268, <https://doi.org/10.1029/1998RS900021>, 1999.
- 8) E. R. Kursinski et al., Initial Results of Radio Occultation Observations of Earth's Atmosphere Using the Global Positioning System, *Science*, 271, 1107–1110, <https://doi.org/10.1126/science.271.5252.1107>, 1996.
- 9) Jacobson, A. R., Carlos, R. C., Massey, R. S., & Wu, G., Observations of traveling ionospheric disturbances with a satellite-beacon radio interferometer: Seasonal and local time behavior. *Journal of Geophysical Research*, 100(A2), 1653–1665. <https://doi.org/10.1029/94JA02663>, 1995.

- 10) Liu, P., Yokoyama, T., Fu, W., & Yamamoto, M., Statistical analysis of medium-scale traveling ionospheric disturbances over Japan based on deep learning instance segmentation. *Space Weather*, 20, e2022SW003151, <https://doi.org/10.1029/2022SW003151>, 2022.
- 11) Austen, J. R., S. J. Franke, and C. H. Liu, Ionospheric imaging using computerized tomography, *Radio Science*, 23, 299–307, <https://doi.org/10.1029/RS023i003p00299>, 1988.
- 12) Fu, W., Yokoyama, T., Ssessanga, N. et al. On using a double-thin-shell approach and TEC perturbation component to sound night-time mid-latitude E–F coupling. *Earth Planets Space*, 74, 83, <https://doi.org/10.1186/s40623-022-01639-w>, 2022.
- 13) K. He, G. Gkioxari, P. Dollár and R. Girshick, Mask R-CNN, *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2017, pp. 2980–2988, <https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.322>, 2017.
- 14) Liu, P., Yokoyama, T., Sori, T., & Yamamoto, M., Channel mixer layer: Multimodal fusion toward machine reasoning for spatiotemporal predictive learning of ionospheric total electron content. *Space Weather*, 22, e2024SW004121. <https://doi.org/10.1029/2024SW004121>, 2024
- 15) Yokoyama, T., D. L. Hysell, Y. Otsuka, and M. Yamamoto, Three-dimensional simulation of the coupled Perkins and Es-layer instabilities in the nighttime midlatitude ionosphere, *Journal of Geophysical Research*, 114, A03308, <https://doi.org/10.1029/2008JA013789>, 2009.
- 16) M. Raissi, P. Perdikaris, G.E. Karniadakis, Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations, *Journal of Computational Physics*, Volume 378, Pages 686–707, ISSN 0021-9991, <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2018.10.045>, 2019.
- 17) Bilitza, D., Pezzopane, M., Truhlik, V., Altadill, D., Reinisch, B. W., & Pignalberi, A., The International Reference Ionosphere model: A review and description of an ionospheric benchmark. *Reviews of Geophysics*, 60, e2022RG000792. <https://doi.org/10.1029/2022RG000792>, 2022.
- 18) Radford, A., & Narasimhan, K., Improving language understanding by generative pre-training. *OpenAI Research*, <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:49313245>, 2018.

著者プロフィール



劉 鵬 (Peng Liu)

＜略歴＞ 2019 年中国の西安交通大学工学部機械工学学科卒業／2022 年京都大学大学院情報学研究科通信情報システム専攻修士課程修了／2025 年京都大学大学院情報学研究科通信情報システム専攻博士後期課程修了(博士(情報学))／同年京都大学生存圏研究所ミッション専攻研究員、現在に至る。＜研究テーマと抱負＞電離圏分野の多岐の宇宙天気現象に応用できる高精度で幅広く知能的な自動処理システムの開発。＜趣味＞バスケットボール、サッカー、テニス、卓球とバドミントン。



横山 竜宏 (Tatsuhiko Yokoyama)

＜略歴＞ 1999 年京都大学工学部電気電子工学科卒業／2004 年京都大学大学院情報学研究科博士後期課程修了(博士(情報学))／京都大学生存圏研究所、名古屋大学太陽地球環境研究所、米国コーネル大学、NASA ゴダード宇宙飛行センター、情報通信研究機構において研究に従事／2018 年京都大学生存圏研究所准教授、現在に至る。＜研究テーマ＞電離圏擾乱現象の観測とシミュレーション。＜趣味など＞将棋、麻雀、国内旅行。