# スーパーコンピューティング ニュース SUPERCON 東京大学情報基盤センター スーパーコンピューティング部門

# Vol. 25, Special Issue 1

2023.8

2022年度「若手・女性利用者推薦」 採択課題 成果報告 特集







nation Varying SST BS sst: OLR [W/m2], t = 50.00 d





dynamics ying SST + Earth rotation





1.0 v (cm)

マ大学情報基盤センタ INFORMATION TECHNOLOGY CENTER, THE UNIVERSITY OF TOKYO

表紙の画像は、以下の課題より提供を受けております。

- ・磁気ノズルスラスタにおける中性粒子流れとエネルギー輸送の数値解析 (筑波大学 数理物質系 江本 一磨)
- ・臨界レイノルズ数付近における矩形ダクト乱流中の二次流れと熱的制御 (岡山大学 学術研究院 関本 敦)
- Investigating Tropical Cloud Organization and Its Interaction with Large-Scale Circulation Using Global Storm-Resolving Model (Department of Earth and Planetary Science, Graduate School of Science, The University of Tokyo CHING-SHU HUNG)
- ・データ駆動的アプローチを用いた水素燃焼現象の予測 (東京大学 工学系研究科 大平 和季)

# 特集:2022 年度「若手・女性利用者推薦」採択課題 成果報告

2022 年度特集号発行にあたって
擬スペクトル MHD コードで狙う磁気回転乱流における慣性領域の解像 4 川面洋平(東北大学学際科学フロンティア研究所)
磁気ノズルスラスタにおける中性粒子流れとエネルギー輸送の数値解析 8 江本一磨(筑波大学数理物質系)
階層性が内在するガラスのエネルギー地形における低周波数振動の緩和予言能の起源…14 白石薫平(フランス モンペリエ大学シャルル・クーロン研究所)
臨界レイノルズ数付近における矩形ダクト乱流中の二次流れと熱的制御20 関本 敦(岡山大学学術研究院)
乱流促進装置による層流-乱流遷移現象の大規模 DNS
Forest Type Classification Based on Deep Learning Techonologies
Optimality Comparison of Chemical Kinetic Mechanism for Large Eddy Simulation of Turbulent Non premixed Hydrogen Combustion
Investigating Tropical Cloud Organization and Its Interaction with Large-Scale Circulation Using Global Storm-Resolving Model
データ駆動的アプローチを用いた水素燃焼現象の予測
Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> 表面上における炭素膜の成長過程に関する研究
衛星データと数値シミュレーションに基づく超低周波波動と リングカレントイオンの波動粒子相互作用の解明

下川辺 隆史

東京大学情報基盤センター

#### 1. はじめに

本特集号は,東京大学情報基盤センター(以下,センター)で実施した 2022 年度「若手・女 性利用者推薦」制度に採択され,実施した課題の成果報告をまとめたものです。

#### 2. 若手·女性利用者推薦

センターでは,若手研究者(40歳以下,学生を含む)及び女性研究者(年齢は問わない)に よる,スーパーコンピュータ,大規模ネットワーク機器などの大型計算資源を使用した研究を 対象とした公募型プロジェクトを実施しています。

センターの教員による審査の上,年間で数十件程度の優れた研究提案を採択しております。 採択された課題では申請した計算資源を無料で使用することができます。

前期・後期の半年単位で募集を行う一般枠と、学部学生・大学院生を対象とし、主に夏期に おける利用を想定したインターン制度があります。一般枠の課題は1年または半年単位(後期は 半年のみ)、インターン制度の課題は半年の実施となります。各制度では、一名で行う研究課題 を募集します。

一般枠で採択された課題のうち、特に優れた課題で「学際大規模情報基盤共同利用・共同研 究拠点(JHPCN)」の萌芽型共同研究課題の条件を満たすものについては、本センターより同拠 点萌芽型共同研究課題として推薦する予定です。同拠点共同研究課題審査委員会で審査の上、 JHPCNの萌芽型共同研究課題としても採択された場合、毎年7月に開催されるJHPCNのシンポ ジウムにて発表の機会が与えられる場合があります。本制度に採択された課題は終了後、得ら れた成果をもとに、「学際大規模情報基盤共同利用・共同研究拠点(JHPCN)」の公募型共同研究 (一般課題,国際課題,企業課題)等へと進展することが大いに期待されます。なお、インタ ーン制度で採択された課題はJHPCN 萌芽型共同研究課題としての推薦は行いません。

本制度の詳細は、以下の Web ページをご覧ください。

https://www.cc.u-tokyo.ac.jp/guide/young/

#### 3. 2022 年度「若手・女性利用者推薦」前期・後期・インターン 採択課題

2022 年度「若手・女性利用者推薦」課題公募では,前期,後期,インターンに,それぞれ表 1 に示した 12 件,表 2 に示した 7 件,表 3 に示した 4 件の課題が採択されました。本特集号で は前期・後期・インターンで実施された 23 件の課題のうち 11 件の課題の成果報告が掲載され ています。なお,採択された課題のうち 7 件の課題については,2023 年 6 月 12 日に開催され た「若手・女性利用者推薦」成果報告会<sup>1</sup>で,その成果が報告されました。

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> https://www.cc.u-tokyo.ac.jp/events/y\_report/2022/2022\_report.php

表1 2022 年度「若手・女性利	」用者推薦」前期	採択課題
-------------------	----------	------

課題名	代表者名	所属
濡れた粉体の変形・流動特性の理解 <sup>‡</sup>	吉井 究	大阪大学 基礎工学研究
		科
t6A 修飾を含むリボソーム翻訳開始複合体におけ	亀田 健	立命館大学 生命科学部
る開始コドン認識動態の分子動力学計算による解		
析*		
擬スペクトル MHD コードで狙う磁気回転乱流にお	川面 洋平	東北大学 学際科学フロ
ける慣性領域の解像 <sup>†</sup>		ンティア研究所
着陸探査プローブのクラッシャブル材とレゴリス	徳永 賢太郎	東京大学 工学系研究科
の衝突・干渉作用に関する数値解析 <sup>‡</sup>		
磁気ノズルスラスタにおける中性粒子流れとエネ	江本 一磨	横浜国立大学 理工学府
ルギー輸送の数値解析†		
次世代銀河分光観測に向けたフィールドレベル解	大里 健	千葉大学 先進科学セン
析の確立†‡		ター
		(採択時:京都大学 基礎
		物理学研究所)
階層性が内在するガラスのエネルギー地形におけ	白石薫平	東京大学 大学院総合文
る低周波数振動の緩和予言能の起源		化研究科
Constructing deep learning models of biological	Adam	東京大学 理学系研究科
fitness landscapes from sequencing data $^{\dagger\ddagger}$	Beattie	
波形インバージョンによる南大西洋下のマントル	大鶴 啓介	東京大学 理学系研究科
最下部領域の地震波異方性構造推定 <sup>‡</sup>		
地震波形インバージョンによるマントル最下部の	佐藤 嶺	東京大学 理学系研究科
S·P 波速度構造同時推定		
-地球深部の熱・化学進化の理解に向けて- <sup>‡</sup>		
臨界レイノルズ数付近における矩形ダクト乱流中	関本 敦	岡山大学 学術研究院
の二次流れと熱的制御		
Inversion modeling of aquifer deformation for	張 毅	地球環境産業技術研究機
permeability estimation using Automatic		構
Differential and adjoint methods $^{\ddagger}$		

前期に採択された全ての課題の実施期間は1年です(採択課題の中に実施期間が半年の課題は ありませんでした)。

†「若手・女性利用者推薦」成果報告会で成果報告された課題です。

‡ 論文投稿中などのために、本特集号には成果報告が掲載されていない課題です。これらの成 果報告は、次号以降に掲載される予定です。

課題名	代表者名	所属
investigating tropical cloud organization and	HUNG CHING	東京大学 理学系研究科
its interaction with large-scale circulation	SHU	
using global storm-resolving model		
Key roles of hydrodynamic interactions on	Jiaxing	東京大学 先端科学技術
coil-globule transition of polyelectrolytes <sup>‡</sup>	Yuan	研究センター
データ駆動的アプローチを用いた水素燃焼現象の	大平 和季	東京大学 工学系研究科
予測		
A1203表面上における炭素膜の成長過程に関する	YUE QIANG	岡山大学 自然科学研究
研究		科
衛星データと数値シミュレーションに基づく超低	山本 和弘	東京大学 理学系研究科
周波波動とリングカレントイオンの波動粒子相互		
作用の解明 <sup>†</sup>		
南極沿岸の棚氷の融解を促進するメカニズムの解	松田 拓朗	北海道大学 低温科学研
明⁺⁺		究所
クラックを含む資料の荷重への応答の分子動力学	舩橋 郁地	東京大学 理学系研究科
法を用いた解析*		

表 2 2022 年度「若手・女性利用者推薦」後期 採択課題

後期採択課題の実施期間は半年です。

\*「若手·女性利用者推薦」成果報告会で成果報告された課題です。

‡ 論文投稿中などのために、本特集号には成果報告が掲載されていない課題です。これらの成 果報告は、次号以降に掲載される予定です。

表3 2022 年度「若手・女性利用者推薦」インターン 採択課題

課題名	代表者名	所属
SED フィッティングによる大規模データからの若	田中 匠	東京大学 理学部
返り銀河の検出†‡		
乱流促進装置による層流-乱流遷移現象の大規模	市坪 翔	横浜国立大学 理工学部
DNS		
Forest Type Classification Based on Deep	裴 慧卿	東京大学 農学部
Learning Technologies		
Optimality Comparison of Chemical Kinetic	Rahmat	東京大学 生産技術研究
Mechanism for Large Eddy Simulation of Turbulent	Waluyo	所
Non-premixed Hydrogen Combustion		

インターン採択課題の実施期間は半年です。

†「若手・女性利用者推薦」成果報告会で成果報告された課題です。

: 論文投稿中などのために、本特集号には成果報告が掲載されていない課題です。これらの成 果報告は、次号以降に掲載される予定です。

# 擬スペクトル MHD コードで狙う磁気回転乱流における慣性領域の解像

川面洋平

東北大学 学際科学フロンティア研究所

#### 1. はじめに

降着円盤は、ブラックホールや中性子星などのコンパクト天体の周辺に形成されるプラズマの 流れである。降着円盤は磁気回転不安定性(MRI)によって駆動される電磁流体的な乱流状態に なっている。磁気回転乱流はプラズマの角運動量輸送や加熱など降着円盤の物理的性質に深く関 わっており、その直接数値シミュレーションは1990年初頭以来、膨大な数が行われてきた。し かしこれまでは数値解像度が不十分であり、乱流の特性を捉えるに至っていない。

まず最初に、通常の流体における乱流の一般論を述べる。乱流は大きい渦が小さい渦に分裂し ていき、最終的に微小スケールで散逸する過程である。このとき、3つの特徴的な空間スケール に分けることができる。1つ目はエネルギーが注入されるスケール、2つ目はスケール間のエネ ルギー流束が一定となるスケール(慣性領域)、そして3つ目が渦のエネルギーが粒子の熱エネ ルギーに変わる散逸スケールである。このうち、乱流の特徴である非線形効果が重要となるのが 慣性領域である。すなわち乱流シミュレーションにおいて重要なことは、慣性領域を十分解像で きるか、ということである。しかし MRI 乱流では、エネルギー注入スケールが広いため慣性領域 に到達することが困難である (図 1)。実際、これまで行われてきた MRI 乱流シミュレーション において、慣性領域の特徴を示すようなエネルギースペクトルは得られていない。従って、MRI 乱流の本質は最初の研究から 30 年たった今でも謎に包まれたままということができる。本研究 では、2次元分割擬スペクトル法という、これまで磁気回転乱流に用いられたことのない高精度 スキームによって、磁気回転乱流の微小スケールの持つ性質に迫ることを目的としている。



図 1. 理想的な乱流と MRI 乱流の比較。理想的な乱流では、エネルギー注入スケールが狭く、慣 性領域を広く取れる。一方 MRI 乱流の場合、エネルギー注入スケールが広いため、容易に慣性領 域に到達できない。

#### 2. 計算手法

本計算には自作コード CALLIOPE [1]を用いた。CALLIOPE では空間 3 次元方向を Fourier 分解 し、非線形項は実空間で評価する擬スペクトル法を用いている。Pruned FFT を用いて 2/3-ルー ルによるエイリアス誤差の除去を行っている。時間発展には Strong Stability Preserving Runge-Kutta 法を用いて、散逸項は Integrating Factor 法を用いている。

磁気回転乱流の微細構造を求めるために、Shearing box と呼ばれる降着円盤と共回転する Cartesian 座標におけるプラズマの発展を計算している。Shearing box は円盤の同径方向に周期 境界ではなく擬スペクトル法が使えないため、任意の時刻に周期境界になる Shearing 座標に座 標変換し、定期的に元の座標に戻す remapping 法を用いる[2]。Shearing 座標では散逸項が時間 依存するため、時間依存する Integrating Factor 法を開発・導入した[3]。

#### 3. 結果

CALLIOPE コードを用いて 4096×4096×2048 グリッドの磁気回転乱流のシミュレーションを行 った。これ以前に行われた磁気回転乱流で最もグリッド数が大きいのは Walker らによる 1024×1024×512 グリッドのシミュレーション[4]であり、本研究で行ったシミュレーションは 史上最高解像度の磁気回転乱流である。図2に得られたエネルギースペクトルを示す。Walkerら のシミュレーションと比較して、磁場エネルギーと運動エネルギーのべき乗スペクトルが明確に 見て取れる。具体的には、磁場エネルギーは波数 k の-5/3 乗よりやや急峻で、運動エネルギー はkの-3/2 乗になっている。図3(左)は、Cho & Lazarianの方法 [5]を用いて、電場と速度 場を局所背景磁場に対して平行および垂直な成分に分解したときのスペクトルである。垂直な成 分は Alfvén 的揺動を示し、平行な成分は圧縮的な揺動を示している。このスペクトル形状は、 以前我々が簡約化磁気流体力学を用いて得たスペクトル([6]及び図3右)とよく似ている。特 に、圧縮的成分が波数kの-3/2乗であること、圧縮的揺動はAlfvén的揺動の2倍の強度を持っ ていることが一致している。このことは、磁気回転乱流において簡約化磁気流体近似が妥当であ ることを示している。簡約化磁気流体力学を用いれば、本研究のように高解像度なシミュレーシ ョンを行わずとも乱流の微小スケールを調べることができるため、本発見は非常に有用である。 図4は、各スケール間の非線形エネルギー伝達関数である。この結果は、磁場・速度場いずれの 間のエネルギー伝達も局所的になっていることを示している。磁気回転乱流で局所エネルギー伝 達が見られたのは本研究が初めてである。

#### 4. まとめ

史上最高解像度シミュレーションにより、磁気回転乱流のべき乗スペクトルの形状が明らかに なった。また、Alfvén 的揺動と圧縮的揺動の分解によって得られたスペクトルは、簡約化磁気流 体力学によって得られたスペクトルと一致している。

一方で、磁場エネルギーと運動エネルギーのスペクトルが合わさるところまでは解像できなかった。今後は、さらなる高解像度化を目指し、磁場と速度場のスペクトルが一致したときにどのようなべき乗則になるかを明らかにしたい。



図 2: (オレンジ) 磁場エネルギーおよび (青) 運動エネルギーのスペクトル。波数 k の 3/2 乗 で補完してある。実線が本シミュレーションで得られたもので、破線は Walker らによるもの [5]。



図 3: (左) 図1のスペクトルを局所背景磁場に平行および垂直な成分に分解したもの。(右) 我々 が以前行った簡約化磁気流体力学シミュレーションによって得られたスペクトル。



図 4: 非線形項による各スケール間のエネルギー伝達。Tab(Q, K)は波数 Qの場 a から波数 Kの場 b へのエネルギー伝達を意味する。u は速度場、B は磁場を意味する。

### 参考文献

- [1] Y. Kawazura, Astrophys. J., 928, 113 (2022).
- [2] R. S. Rogallo, NASA/STI Technical Report, 81315 (1981).
- [3] Y. Kawazura, J. Phys. Soc. Jpn, 91, 115002 (2022).
- [4] J. Walker et al., Mon. Not. R. Astron. Soc., 457, L39 (2016).
- [5] J. Cho and A. Lazarian, Mon. Not. R. Astron. Soc., 345, 325 (2003).
- [6] Y. Kawazura et al., J. Plasma Phys., 88, 905880311 (2022).

## 磁気ノズルスラスタにおける中性粒子流れとエネルギー輸送

# の数値解析

#### 江本一磨

筑波大学 数理物質系

#### 1. はじめに

近年の宇宙開発において、電気推進機を搭載した人工衛星・宇宙探査機が数多く活躍している [1,2]。燃料を電気エネルギーで加速・噴射する点が特徴であり、化学反応で加熱・加速する化 学推進機に比べて比推力が約1桁高いことが利点となる[3]。より少ない燃料で大きな速度増分 を得ることができ、燃料を補給することのできない宇宙空間においては極めて大きな利点となる。

日本の宇宙開発においては JAXA のはやぶさ 2 が代表的であり、イオンエンジンと呼ばれる電気推進機が採用されている[4]。イオンエンジンによって地球-リュウグウ間の往復飛行を成功させており、電気推進機は宇宙開発における主要技術の一つとなっている。

電気推進はこれまでに多数の実績を持つ一方、大電力化による大規模宇宙輸送や惑星間宇宙航 行を目指す際には課題が残る。中でも大電力化による電極損耗は寿命低下へと直結するため、航 行途中に修理のできない宇宙機では大きな問題となる。

電極損耗の問題を回避するため、近年は完全無電極の電気推進機の活発が盛んに行われており、 その中でも磁気ノズルスラスタが特に注目を集めている[5]。高周波放電でプラズマを生成し、 ノズル形状の磁力線に沿ってプラズマを輸送することで電磁的に加速・噴射する(第1図参照)。 プラズマの生成から加速に至るまでを完全に無電極で動作できる利点があり、次世代の大電力電 気推進機としての搭載が期待される。

これまでに磁気ノズルスラスタの研究開発が数多く行われており、性能の良い条件では内部の 径方向密度分布が二峰性となることが示されている[6,7]。二峰性の分布によって磁気ノズルの 周辺部では周方向の反磁性ドリフト電流が発生し、径方向磁場との間で生じる軸方向 Lorentz 力 が電磁的な推力を生み出す。逆に、性能の低い条件では内部の径方向密度分布が一峰性になるこ とが示唆されている。ゆえに、内部の密度分布が推進機の性能に直結すると言える。

径方向密度分布の形成を考える際、高エネルギー電子が重要な役割を果たすことが示唆されている[8]。その際、円筒側壁の外側に設置された RF アンテナの周辺で電子が加熱され、生成された高エネルギー電子が磁力線方向に移動することで二峰性の径方向密度分布が形成されると考えられる。しかし実験では高エネルギー電子のみを選択的に観測することはできず、RF アンテナの位置を変えることで間接的に電子輸送を推測しているにとどまる。

ここで、磁気ノズルスラスタでは中性粒子密度がおおよそ10<sup>20</sup> m<sup>-3</sup>であり、推進剤として用いられるアルゴンやキセノンの衝突断面積を10<sup>-20</sup> m<sup>2</sup>と見積もると、平均自由行程は1m程度となる。スラスタ長は10 cm程度のため、プラズマ中の電子はほとんど衝突なく移動していると考えられる。一方で主たるプラズマ生成は衝突電離であり、稀に起こる衝突もプラズマ輸送を考える上で重要である。特にエネルギー輸送という観点では、弾性衝突によって生じる磁力線を横切る電子が重要となる。これらの過程を含めたエネルギー輸送を解析するためには、中性粒子を含め

たプラズマのダイナミクスを扱う必要がある。

本研究では磁気ノズルスラスタの径方向密度分布がどのような過程で形成されるかに着目し、 プラズマ・中性粒子流れにおける高エネルギー電子の輸送を数値的に明らかにすることを目的と した。本報告ではエネルギー輸送について明らかにした成果をまとめる。計算の結果、実験で観 測されていた二峰性の径方向密度分布を数値的に再現することに成功した。続いて高エネルギー 電子に着目した径方向密度分布の形成過程について議論する。

#### 2. 計算手法

第1図に磁気ノズルスラスタの2次元計算モデルを示す。誘電体壁、RFアンテナ、ソレノイ ドコイルで構成される。RF加熱から磁気ノズルによるプラズマ加速までを同時に解析する計算 モデルであり、図中の左側から右に向かってプラズマを噴射するスラスタを数値的に再現する。

x = 0および y = 0を対称境界としており、x軸の正負両方向にプラズマを噴射するモデルと なっている。通常の磁気ノズルスラスタの動作とは異なるものの、宇宙デブリ除去として期待さ れる双方向噴射方式であり[9]、数値計算としては計算コストの削減になる。x = 2.5 cm および y = 0.56 cm は固定境界とした。

計算手法にはparticle-in-cell / Monte Carlo collision (PIC-MCC) 法を採用した[10]。 PIC 法は Boltzmann 方程式の確率解法として知られており、無衝突かつ非 Maxwell 分布の粒子集 団を自己矛盾なく解析する。また、MCC 法によって粒子間衝突を確率的に扱い、稀に起こる粒子 間衝突を数値的に再現する。PIC-MCC 法の詳細は論文に記載しており[11]、ここでは PIC 法の概 要を簡単に説明する。

荷電粒子の運動方程式は、

$$m\frac{d\mathbf{v}}{dt} = q(\mathbf{E}_{es} + \mathbf{E}_{em} + \mathbf{v} \times (\mathbf{B} + \mathbf{B}_{em})),$$
$$\frac{d\mathbf{x}}{dt} = \mathbf{v},$$

となる。ここで、mは質量、vは速度、tは時刻、 $\mathbf{E}_{es}$ は静電場、 $\mathbf{E}_{em}$ は RF 電場、 $\mathbf{B}$ はソレノイド磁場、 $\mathbf{B}_{em}$ は RF 磁場、xは座標である。上式は Boris 法を用いて数値的に計算した[10]。また、粒子間衝突は null-collision 法を用いて確率的に計算した[12]。



第1図: 磁気ノズルスラスタの2次元計算モデル。

誘電体壁、RF アンテナ、ソレノイドコイルで構成される。カラーマップはソレノイド電流2 kA を設定した際の磁場強度を示し、黒実線は磁力線である。(Reproduced from K. Emoto, et al., Phys. Plasmas 30, 013509 (2023), with the permission of AIP Publishing.)

11 1 2	11 <del>31</del> 78118
Parameters	Values
Particles	$\mathrm{Xe}^+$ and $\mathrm{e}^-$
Time steps for ions	125 ps (1/100 RF period)
Time steps for electrons	3.57  ps (1/35 time step for ions)
Neutral density	$3 \times 10^{19} \text{ m}^{-3}$
Neutral temperature	300 K
RF frequency	80 MHz
Power absorption	3.5 W

第1表: 計算条件。

静電場Eesは Maxwell 方程式

$$\nabla^2 \phi = -\frac{\rho}{\varepsilon_0},$$

$$\nabla \phi = \mathbf{E}_{es},$$

から求める。ただし、 $\phi$ は静電ポテンシャル、 $\rho$ は電荷密度、 $\varepsilon_0$ は誘電率である。上式は Intel Math Kernel Library に含まれる Helmholtz solver を用いて計算した。

ソレノイド磁場**B**も Helmholtz solver を用いて計算し、背景磁場で一定とする。また、RF 電 場**E**<sub>em</sub>も Helmholtz solver を用いて計算でき、続けて Biot-Savart の法則から**B**<sub>em</sub>が求まる。

第1表に計算条件を示す。粒子種は Xe<sup>+</sup>と e<sup>-</sup>とし、粒子間衝突として弾性・励起・電離反応を 考慮した。Xe<sup>+</sup>と e<sup>-</sup>の時間刻みはそれぞれ 125 ps (RF 周期の 1/100) と 3.57 ps (Xe<sup>+</sup>の 1/35) と した。中性粒子密度・温度はそれぞれ  $3 \times 10^{19}$  m<sup>-3</sup> と 300 K とし、時間・空間的に一定と仮定し た。RF 周波数は 80 MHz とし、プラズマの吸収電力が 3.5 W で一定となるように RF 電流を制御 した。径方向分布は磁場強度に依存性があることが示唆されていたため[6]、ソレノイド電流と して 0.1、0.4、2.0 kA の 3 種類を設定し、磁場強度による依存性を数値的に解析した。得られ た結果のうち、定常に至った後の 37.5 µs を平均化することでプラズマ分布を可視化した。

#### 3. 結果および議論

第2図に電子密度分布n<sub>e</sub>を示す。ソレノイド電流として(a) 0.1、(b) 0.4、(c) 2.0 kA の3 種類を設定しており、磁場強度によって密度分布が変化することが確認できる。また、磁場強度 を上げるほど磁力線に沿った密度構造に変化することが分かる。これより、磁場に沿ってプラズ マが輸送されていることが示唆される。

径方向分布に着目するため、y方向の断面を取ったものを第3図に示す。 $x = 0 \ge x = 1.5$  cm の2点における断面である。ただしy = 0は対称境界のため、 $y > 0 \ge y < 0$ は対称の密度分布 が存在する計算モデルとなっている。ゆえに、ソレノイド電流が0.1 kA  $\ge 0.4$  kA の条件はy = 0に密度の最大値がある一峰性の分布であり、2.0 kA の条件はy = 0.1 cm に密度の最大値がある二峰性の分布だと言える。磁場強度を上げることで一峰性から二峰性へと分布が変化しており、実験で観測されていた径方向密度分布の変化を再現することに成功した[6]。

次にプラズマを生成する高エネルギー電子に着目する。ここで、Xe<sup>+</sup>の電離電圧は12.1 eVの ため、12.1 eV以上のエネルギーを持つ電子を高エネルギー電子と定義した。第4図にy方向高



第2図: 電子密度分布ne。

ソレノイド電流として (a) 0.1、(b) 0.4、(c) 2.0 kAの3種類を設定した。黒実線は磁力線を示す。 (Reproduced from K. Emoto, et al., Phys. Plasmas 30, 013509 (2023), with the permission of AIP Publishing.)

エネルギー電子密度分布*n<sub>e,h</sub>を示す。*第3図に示した*n<sub>e</sub>*と同様に、ソレノイド電流が0.1 kAと0.4 kAの条件は一峰性の分布となり、2.0 kAの条件は二峰性の分布になることが確認できる。ゆえに、径方向密度分布の形成は高エネルギー電子の大小に依存していると言える。

一方で高エネルギー電子の存在割合 $n_{e,h}/n_e$ に着目すると結果が異なる。第5回にy方向高エネルギー電子割合 $n_{e,h}/n_e$ を示す。第4回や第5回とは異なり、誘電体壁の近傍に最大値が現れることが確認できる。 $n_e$ と $n_{e,h}$ ほど明確な最大値ではないものの、いずれのソレノイド電流でも二峰性に近い分布となっている。高エネルギー電子はRF加熱によって生成されるため、RFアンテナが設置されている誘電体壁の近傍で $n_{e,h}/n_e$ が増加する結果となったと考えられる。

これらの結果より、高エネルギー電子を存在割合で見ると誘電体壁の近傍で最大値が現れる一 方、絶対数の密度で見ると誘電体壁から離れた中心部で最大値を取ることが分かる。ゆえに、RF 加熱によって生成された高エネルギー電子が中心部へと輸送され、中心部で多数の高エネルギー 電子が存在し続けることが示唆される。本計算モデルでは周方向を考慮していないため、磁力線 を横切るy方向の輸送は弾性衝突のみとなる。そこで、弾性衝突による高エネルギー電子の移動 距離dを見積もった。その結果、見積もったdがn<sub>e,h</sub>の最大値とn<sub>e,h</sub>/n<sub>e</sub>の最大値の間の距離におお



第3図: y方向電子密度分布nee。

それぞれ (a) x = 0、(b) x = 1.5 cm の断面である。(Reproduced from K. Emoto, et al., Phys. Plasmas 30, 013509 (2023), with the permission of AIP Publishing.)



第4図: y方向高エネルギー電子密度分布neho

それぞれ (a) x = 0、(b) x = 1.5 cm の断面である。(Reproduced from K. Emoto, et al., Phys. Plasmas 30, 013509 (2023), with the permission of AIP Publishing.)





それぞれ (a) x = 0、(b) x = 1.5 cm の断面である。(Reproduced from K. Emoto, et al., Phys. Plasmas 30, 013509 (2023), with the permission of AIP Publishing.)

よそ一致することが分かった。すなわち、誘電体壁の近傍で生成された高エネルギー電子がどれ だけ弾性衝突で移動できるかによって、*n<sub>e</sub>とn<sub>e,h</sub>が*最大となる場所が決まると言える。また、磁 場強度が増加するほど弾性衝突による移動距離が減少するため、径方向密度分布が一峰性から二 峰性へと遷移したと考えられる。性能の良い二峰性の径方向密度分布を実現するためには、誘電 体壁の近傍で生成された高エネルギー電子が中心部まで移動できない程度に磁場強度を増加さ せればよいと言える。

#### 4. まとめ

磁気ノズルスラスタの性能を向上させる必要条件と考えられている二峰性の径方向密度分布 について解析するため、PIC-MCC法による磁気ノズルスラスタの数値解析を行った。磁場強度を 変化させることで径方向密度分布neが一峰性から二峰性へと遷移し、実験で観測されていた径方 向密度分布を再現することに成功した。径方向密度分布の形成過程を調べるために高エネルギー 電子に着目したところ、高エネルギー電子密度nehはneと同じく一峰性から二峰性へと遷移する 結果となった。一方でその割合neh/neは誘電体壁の近傍で最大値を取り、磁場強度に依存せず二 峰性になることが示された。これらの結果から RF 加熱による高エネルギー電子の生成と弾性衝 突による中心部への輸送が示唆される。実際に弾性衝突による移動距離dを見積もったところ、 nehの最大値とneh/neの最大値の間の距離とおおよそ一致する結果となった。磁場強度の増加に よって弾性衝突による移動距離が短くなるため、これが二峰性の径方向密度分布を作り出してい ると考えられる。

#### 謝辞

本研究の一部は東京大学情報基盤センター若手・女性利用者推薦制度の支援を受けて行われました。また、本研究は JSPS 科研費 JP21J15345、JP19H00663 並びに JST 創発的研究支援事業 JPMJFR212A の助成を受けたものです。

#### 参考文献

- I. Levchenko, S. Xu, G. Teel, D. Mariotti, M. L. R. Walker, and M. Keidar, Nature comm. 9, 879 (2018).
- [2] I. Levchenko, D. M. Goebel, K. Bazaka, Phys. Today 75, 38 (2022).
- [3] D. M. Goebel and I. Katz, Fundamentals of electric propulsion: ion and Hall thrusters, John Wiley & Sons, 2008.
- [4] K. Nishiyama, S. Hosoda, R. Tsukizaki, and H. Kuninaka, Acta Astronaut. 166, 69 (2020).
- [5] K. Takahashi, Rev. Mod. Plasma Phys. 3, 3 (2019).
- [6] K. Takahashi, H. Akahoshi, C. Charles, R. W. Boswell, and A. Ando, Phys. Plasmas 24, 084503 (2017).
- [7] K. Emoto, K. Takahashi, and Y. Takao, Phys. Plasmas 28, 093506 (2021).
- [8] A. Bennet, C. Charles, and R. Boswell, Phys. Plasmas 26, 072107 (2019).
- [9] K. Takahashi, C. Charles, R. W. Boswell, and A. Ando, Sci. Rep. 8, 14417 (2018).
- [10] C. K. Birdsall and A. B. Langdon, Plasma physics via computer simulation, CRC press, (2004).
- [11] K. Emoto, K. Takahashi, and Y. Takao, Phys. Plasmas 30, 013509 (2023).
- [12] V. Vahedi and M. Surendra, Comput. Phys. Commun. 87, 179 (1995).

# 階層性が内在するガラスのエネルギー地形における低周波数

# 振動の緩和予言能の起源

#### 白石薫平

東京大学 大学院総合文化研究科 広域科学専攻 現所属:フランス モンペリエ大学 シャルル・クーロン研究所

本稿では、2022 年度の東京大学情報基盤センター「若手・女性利用者推薦」に採択された研究 課題で得られた成果を報告する。

#### 1. イントロダクション

ガラスは、我々が毎日の生活で使う身近な材料である。窓ガラスは我々を風雨から守り、陽光 を家屋に取り込んでくれる。食卓のガラスコップは、水を飲むときに欠かせないだろう。日常生 活で見知っているだけでなく、こうしたガラスがどうやって作られるのかも、読者の皆さんはよ くご存知なのではないだろうか。ガラスを生成するには液体を急激に冷やす必要があるのだが、 この様子をガラス工芸の映像で見たことのある人も多いだろうし、体験したことのある人もいる かもしれない。

事程左様にガラスは身近な材料であるが、物理学の立場から見たとき、ガラスの性質には未解 明な点が数多く残されている。そして多数の論点は2つに大別できる:

- 「ガラス転移の理解」:水が氷になる際には水分子が整列して結晶構造を形成するのに対して、ガラスは規則正しい構造を持たず液体の如く乱雑な構造のまま固まっている。液体と微視的な見た目がほとんど変わらないにも関わらず、何故固まることができるのだろうか?
- 「ガラスの固体としての性質」:固まった後のガラスの性質を調べてみると、結晶とは全く異なる振る舞いをすることが実験的に知られている。ガラスの異常な固体物性とは何か、そして何故結晶とは異なる性質を示すのだろうか?

本研究では、上記の2点に関係する研究を行った。以下、上記の整理に基づいて、得られた成 果を紹介する。

#### 2. 分子性液体が示す緩和プロセスをエネルギー地形から理解する

本節では、1つ目の論点であるガラス転移の近傍において、分子性液体の微視的粒子が示す運動(緩和と呼ぶ)に関する研究を紹介する。

既述の通りガラスは液体を急速に冷やすことで生成されるが、ガラスとして固まるガラス転移の直前に、液体は「過冷却液体」と呼ばれる状態になる。この過冷却液体状態において、液体の構成粒子の運動はゆっくりとしたものになり、更なる温度低下とともに遅さは爆発的に増大していく。そして遂にガラス転移温度と呼ばれる温度に到達すると、液体の運動は凍結して ガラスが生成される。ガラスとは、液体の運動が極めて遅くなり、我々の観測時間ではもはや 運動できなくなった状態を指すのである。従って、過冷却液体中における粒子の運動を理解す ることは、ガラス転移の起源の理解に直結する、ガラス転移研究の常道とも言える重要な研究 である。実験研究は、過冷却液体の緩和が主に2つの過程で進行することを明らかにしてき た。長時間で発生する  $\alpha$  緩和過程と、短時間で発生する Johari-Goldstein (JG)  $\beta$  緩和過程 である。これまでのシミュレーション研究の主眼は基本的に前者にのみ集中していた。何故な ら、過去のシミュレーションのほとんどが依拠してきた等方的な粒子(球や円盤)で構成され るガラスモデルには、前者のみが出現し、後者の過程は現れないからである。シミュレーショ ンで JG  $\beta$  緩和を観察するには、粒子を異方的な形状にする必要があるのだ[1]。

理論的には、エネルギー地形描像がガラス転移の理解によく用いられる。エネルギー地形とは、 微視的な状態を引数に取るポテンシャルエネルギーの関数のことを指し、ガラスのエネルギー地 形は第1図のように非常に凸凹していると考える。ガラス転移近傍の低温に近づくとエネルギー スケールが低下するため、地形の凸凹に系が捕われてしまう。すなわち、系が存在できる領域は 地形中の盆地部分に限定され、なかなか周囲の山を越えてエネルギー地形全体を動き回ることが できなくなる。このようにして、固まる直前のガラス分子のゆっくりとした運動を説明するのだ。 実験で見られるように  $\alpha$ 緩和と JG  $\beta$ 緩和の2つの過程から緩和が進行する場合、エネルギー 地形は2段階の階層構造を取ると考えられる(第1図)。この階層的エネルギー地形の数値的な 証拠は、昨年度(2021年度)の「若手・女性利用者推薦」制度の支援を受け、筆者らによって直 接検出されている[1]。

過冷却液体の緩和とエネルギー地形に関する興味深い見方として、低周波数振動からの理解が ある[2]。シミュレーション中のある時刻におけるガラス配置を取り、エネルギー地形中で近接 した安定配置(地形中の盆地に相当する)を計算し、この安定配置における低周波数固有振動を 取り出す。そして、初期配置からの時間発展を開始する。どの粒子が時間発展中で大きく動いた のかを計算すると、初期配置近傍の安定配置で強く振動していた粒子との間に相関が見られるの だ。この相関が意味するのは、初期安定配置の振動には、その後の時間発展での緩和を予言する 能力が備わっていることである(但し、全粒子の運動の完全な予言とは程遠いことに注意された い)。低周波数振動の緩和予言能は α 緩和と JG β 緩和を示す場合でも成り立つことが、筆者ら による研究で確かめられている [1]。

エネルギー地形的に、この関係は自明ではない。図に示したように、振動解析を行う初期配置 と、α緩和で乗り越える障壁の間には、JG β 緩和で乗り越えるべき無数の小さい障壁が存在し ているからである。第1図を例に取ると、地形中のある盆地の底(初期安定配置)から高い山(α 緩和で乗り越える障壁)の間には、たくさんの小さい盆地と山が存在していることを指す。エネ ルギー地形中のいかなる特徴が、緩和予言能を成り立たせているのだろうか。

この問いに答えを与えるため、筆者らは時間発展で系が経巡る盆地の、低周波数振動同士に対 する相関量を新しく定義した。そして時間発展中に、この新規な相関量のいかなる成分が相関を 失うのかを検討した。その結果、エネルギー地形中の局所的な構造(ベイスン)を経巡るタイム スケールでは振動相関の回転成分が失われる一方、大域的な構造(メタベイスン)を経巡るタイ ムスケールでは振動相関の並進成分が失われることを見出した。この結果は、エネルギー地形の メタベイスン内に所属する盆地では、低周波数振動の並進成分が相関していることを意味してお り、これこそが緩和予言能のエネルギー地形的な起源である。この結果は、JG β 緩和の実空間 運動が粒子の回転運動であり、α緩和の実空間運動が粒子の並進運動である既知の観察[1]と整合的である。今後は、地形中の盆地(安定配置)における振動モードに着目するだけではなく、 地形中の山(鞍点、サドル)における振動モードが緩和を記述し得るかという問題へと、本研究 で得られた理解を拡張していくべきであろう。



第1図:分子性液体のエネルギー地形の概念図。

過冷却液体のエネルギー地形は図のように凸凹した形状を取る。緩和が α 緩和と Johari-Goldstein β 緩和 の2つの過程で進行する場合、図のように大きな盆地が多数の小さな盆地を内包する、階層的地形となる。本研 究では、系が時間発展によって階層的エネルギー地形を経巡る際に訪れるベイスンが持つ振動の相関を調べた。 メタベイスン内に存在するベイスンは、低周波数振動の並進成分に相関を持つことが明らかになった。本研究で 明らかになったこの相関が、振動モードの持つ緩和予言能が階層的地形中で長時間持続することを説明する、地 形的起源である。

#### 3. ガラス特有の低エネルギー励起の普遍性

本節では、2つ目の論点であるガラスの異常固体物性の研究を紹介する。本研究では固体物性の中でもとりわけ低周波数振動に着目する。

2016年頃から現在までの過去7年間ほど、ガラスのシミュレーション研究のコミュニティに おける大きな注目は、低周波数領域でガラス固体が示す異常な振動の性質に集まっていた。学 部の統計力学で学ぶように、結晶固体の低周波数での振る舞いは、空間全体に広がった音波で 記述されることがデバイ理論によって説明される。しかしガラスにおいては、空間全体に広が った音波に加えて、空間的に局在化した振動が出現することがシミュレーションによる振動解 析の結果明らかになった[3,4]。さらに、これらの局在振動の出現頻度である状態密度g(ω)を 調べると、周波数ωの4乗に比例することが分かった[3,4]。この局在振動は様々な種類のガラ スで普遍的に観察されており、この振動こそが、実験的に知られてきたガラスの熱物性や塑性 の異常な振る舞いを説明する鍵になると考えられている。従って、局在振動の普遍性の限界を 調べることは、ガラス物性の機序の理解という奥行きを持ったテーマであると言える。 空間次元を変えたときにも局在振動が出現するのか、出現する場合その性質は保持されるのか という問いは、ここで概観した研究の流れの中で当然興味が持たれてきた。とくに興味深いのは 2次元の場合である。2次元系では3次元系に比して音波が多数出現するため、シミュレーショ ンで得られる局在振動は非常に少なく[4]、その状態密度を調べることは困難であった。過去の 研究では、大量のガラス配置のアンサンブルを用意することで局在振動をかき集め、統計則の調 査に取り組んできた。3次元系では、多数の配置のアンサンブルに頼る本手法は正しい結果を与 える[3]。しかし、2次元系で得られる局在振動は音波と強く混合しているため、局在振動のむき 出しの性質が混合によって遮蔽されてしまう。そのため、2次元局在振動の状態密度も音波の影 響を受けてしまい、状態密度の周波数依存性に対しては、異なる研究グループによって4乗[5] と 3.5 乗[6]という相反する報告が行われていた。これらの研究では100万以上の配置を用意し ているが、それでもべキ指数の正確な決定は困難であった。これらは、ある意味で音波に「汚染」 された状況での調査となっており、純粋な局在振動のベキ指数の値については決め手を欠く状況 であったと言えるだろう。

そこで筆者らは、2次元系で大量に出現する音波を取り除いて局在振動だけを観察できないか と着想した。そのために用いたシミュレーション手法がランダムピン法という、ガラス配置中の 粒子をランダムに選んで固定する(ピン止めする)手法である(第2図参照)。この手法は元々、 第一の論点であるガラス転移に関係する問題に対して使われてきた[7]が、近年ガラスの局在励 起を観察するのに使えることが示唆された[8]。しかし、ランダムピンを施した系の局在振動が どんな空間構造を示すのかという踏み込んだ解析までは行われてこなかった。さらに、上記の2 次元系の問題について、ランダムピン法での解決が試みられたことはなかった。

筆者らはまず、先行研究と同じ3次元系で局在振動の空間構造を計算した。Decay profile と participation ratio という2つの量によって空間構造を観察したところ、ピニング粒子の割合 を増やすことで、局在振動と音波の混合が完全に解けることが明らかになった[9]。この事実は、 2次元系の難点が両者の強い混合であったことを考えると、好材料である。そこで2次元系でも 同様の解析を行った結果、果たして音波との混合を解くことに成功した[10]。一切混合していな い局在振動の状態密度を計算したところ、他の空間次元と同じく周波数の4乗に比例することが 確認できた[10]。以上、ガラスが持つ局在振動の普遍性が2次元系においても成り立つことを、 シミュレーションならではの設定を導入することで、証明することができた。今後は、ランダム ピンを施した系の局在振動の発生位置、剪断を加えた際の粒子再配置との相関、これらの性質が 粒子間相互作用を変えても成り立つのか、といった方向性が考えられるだろう。



第2図: ランダムピン法の概念図。

ランダムピン法では、通常のガラス配置(左図のピンクの粒子)の中から一定の割合の粒子をランダムに選択 し、ピン止めする(右図の黒い粒子)。ピン止めによって、ピン止めしていない可動粒子の運動が遅くなり、ガラ ス転移と同様の振る舞いを示す。本研究では、可動粒子の持つ低周波数振動を詳細に検討し、低周波数域の音波 がピン止めによって消失し、局在励起との混合が解けることを示した。

#### 4. まとめ

以上、駆け足であったが、液体からのガラスへの転移と異常な固体物性という両側面から、ガ ラスを研究して得られた成果を紹介した。それぞれの研究に不可欠な役割を果たしたのが、前者 にとっては異方的形状の粒子から成るモデルガラス系、後者にとってはランダムピン法であった。 それぞれ、JG β緩和を数値計算で示すため、音波の影響を除去するためと、研究目的を直接的に 解決することを狙った数値計算手法である。これらの計算は、等方的な粒子や可動粒子のみとい った標準的な設定から一歩進んだシミュレーションであり、またシミュレーションでなければ実 現や解析が難しいことが特徴である。また、ガラスという研究分野を考えると、液体の統計力学 と地続きである分野の特性ゆえに、黎明期から現在に至るまで、分子動力学法やモンテカルロ法 といったシミュレーションによる研究の比重が特に高いように感じる。これからも、数値計算の 利点を生かすシミュレーションを効果的に用いることで、ガラスの理解を深めていけることを願 っている。

#### 参考文献

- 1. K. Shiraishi et al., `Johari-Goldstein  $\beta$  relaxation in glassy dynamics originates from two-scale energy landscape,' Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A. **120**, e2215153120 (2023).
- A. Widmer-Cooper et al., ``Irreversible reorganization in a supercooled liquid originates from localized soft modes,'' Nat. Phys. 4, 711 (2008).
- E. Lerner et al., ``Statistics and Properties of Low-Frequency Vibrational Modes in Structural Glasses,'' Phys. Rev. Lett. 117, 035501 (2016).
- H. Mizuno et al., `Continuum limit of the vibrational properties of amorphous solids,' Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A. 114, E9767 (2017).
- G. Kapteijns et al., ``Universal Nonphononic Density of States in 2D, 3D, and 4D Glasses,'' Phys. Rev. Lett. 121, 055501 (2018).
- L. Wang et al., ``Low-Frequency Excess Vibrational Modes in Two-Dimensional Glasses,'' Phys. Rev. Lett. 127, 248001 (2021).
- K. Kim, ``Effects of pinned particles on the structural relaxation of supercooled liquids,'' Europhys. Lett. 61, 790 (2003).
- L. Angelani et al., ``Probing the non-Debye low-frequency excitations in glasses through random pinning,'' Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A. 115, 8700 (2018).
- 9. K. Shiraishi et al., ``Low-frequency vibrational states in ideal glasses with random pinning,'' Phys. Rev. E **106**, 054611 (2022).

 K. Shiraishi et al., ``Non-phononic density of states of two-dimensional glasses revealed by random pinning,'' J. Chem. Phys. 158, 174502 (2023).

# 臨界レイノルズ数付近における矩形ダクト乱流中の 二次流れと熱的制御

関本敦

岡山大学学術研究院 環境生命自然科学学域

1. はじめに

矩形ダクトなど角を有する真っ直ぐな流路を流体が流れるとき、断面内のレイノルズ応力の不均 一性により、主流に対して垂直な面内に角へと向かう平均二次流れが生じる.これはプラントルの 第二種二次流れと呼ばれ、主流に対して数%の大きさであるが平均流速分布に影響を及ぼし、熱や 物質の輸送に大きな影響を与える.

ダクト底面の加熱がプラントルの第二種二次流れに与える影響を調べた研究 [1] では,比較的低 レイノルズ数において十分に発達した乱流の平均二次流れが,よく知られた二次流れパターンか ら,浮力(自然対流)による二次流れパターンへと劇的に変化するようすを定量的に示した.系を 支配するパラメターは,慣性力と粘性力の比であるレイノルズ数(Re)に加え,慣性力と浮力の比 であるリチャードソン数(Ri),そして,プラントル数(Pr)があり,すべてを網羅するには多くの 計算をする必要がある.また,高プラントル数においては,粘性拡散よりもスカラー拡散の時間ス ケールが遅く,温度の拡散スケールはより小さくなるため,より細かいメッシュが必要となり,計 算コストも多くかかる.

臨界レイノルズ数付近における二次流れを調べた研究 [2] では、乱流渦が側壁の影響を大きく受けるために、平均二次流れは4つ渦の二次流れパターンとなることが知られており、(図1(a,b)) 2 つの異なる4つ渦パターンが重なって、平均的によく知られた8つ渦パターンとなる(図1).また、 遷移レイノルズ付近においては、局在乱流パフ構造が生じるため管路内の現象が多岐に渡り、過去 のダクト内の複合対流の研究 [3] では、臨界レイノルズ数付近は調査対象としていない.そこで、 本研究では、遷移レイノルズ数付近における、特異的な乱流状態(4つ渦状態の乱流、乱流パフ) が生じる領域を対象とし、レイノルズ数、リチャードソン数、プラントル数を変えた網羅的な計算 を行い、臨界レイノルズ数付近における矩形ダクト内二次流れに底面加熱が与える影響を調べ、ダ クト内の二次流れの熱的制御の可能性を調査した.

#### 2. 数値計算手法

図 2 のような, 幅 H(=2h) の正方形ダクト内の流れを考え, 平均バルク速度を  $u_b = Q/H^2$  (Qは平均流量), ダクト上面と底面の温度差を  $\Delta T = T_H - T_L$  とする. 遷移レイノルズ数において, 流れ方向に局在した乱流パフを再現するためには, 流れ方向の計算領域を十分に長く取る必要が あり,本研究では過去の研究 [1] の 10 倍の長さの  $L_x/h = 40\pi$  とした. 無次元化された支配方程 式は

$$\frac{\partial \widetilde{\boldsymbol{u}}}{\partial \widetilde{t}} + (\widetilde{\boldsymbol{u}} \cdot \widetilde{\nabla}) \widetilde{\boldsymbol{u}} = -\widetilde{\nabla} \widetilde{p} + \frac{1}{Re_H} \widetilde{\nabla}^2 \widetilde{\boldsymbol{u}} + Ri \widetilde{T} \boldsymbol{e}_y \tag{1}$$

$$\widetilde{\nabla} \cdot \widetilde{\boldsymbol{u}} = 0 \tag{2}$$

$$\frac{\partial T}{\partial \tilde{t}} + (\tilde{\boldsymbol{u}} \cdot \tilde{\nabla})\tilde{T} = \frac{1}{PrRe_H}\tilde{\nabla}^2\tilde{T}$$
(3)



図1 平均二次流れベクトル,  $Re_H = 2200$ , Pr = 0.7, Ri = 0.02 (下壁面加熱): (a) 左右壁 面に渦対が存在する 4 つ渦パターン; (b) 上下壁面に渦対が存在する 4 つ渦パターン; (c) 8 つ 渦パターン.

である. ここで,  $\tilde{t} = t/(H/u_b)$ ,  $\tilde{\nabla} = H\nabla$ ,  $\tilde{u} = u/u_b$ ,  $\tilde{p} = p/(\rho u_b^2)$ ,  $\tilde{t} = (T - T_0)/\Delta T$  とする. また,式 (1),(2),(3) に現れる 3 つの無次元化パラメータ,バルクレイノルズ数 ( $Re_H$ ),プラント ル (Pr) 数 (Pr),リチャードソン数 (Ri) は以下のように定義する.

$$Re_{H} = \frac{u_{b}H}{\nu} (= 2Re_{b}), \ Pr = \frac{\nu}{\kappa}, \ Ri = \frac{g\beta\Delta TH}{u_{b}^{2}}$$
(4)

本研究の乱流の直接数値計算にはフーリエ級数展開とチェビシェフ多項式を適用した擬スペク トル法を用いる.スペクトル法による正方形ダクトの直接数値計算 (DNS)のアルゴリズムと並列 化の方法については、過去の記事で [4] で詳細に述べた.乱流渦を十分に解像するために壁面近傍 に格子を細かく切る必要があり、刻み時間ステップの制約を緩和するために、粘性項は時間に対し て陰的に取り扱い、流れの時間発展の反復ごとに速度と圧力のポアソン方程式を解く.ある時刻で の3次元の速度と圧力場については、管軸方向にフーリエ級数展開をすることで、速度と圧力の各 フーリエ係数について、2次元の Helmholtz 方程式を得る.これを適切な境界条件の下でこれらは 高速対角化法 [5] を用いて解く際に、行列積の演算を必要とする [6].



 $\boxtimes 2$  The computational domain and the coordinate system.

#### 3. 4つ渦状態の安定化と乱流パフの消失

ダクト乱流に慣性力と浮力の大きさが拮抗する *Ri* = 0.02 程度の加熱を与えると,図 1(a)のパ ターンの4つ渦状態 (左右壁面に渦対がある状態) が安定化される.その詳細なメカニズムは,現 在調査中であるが,背景には Navier–Stokes 方程式の不変解(不安定平衡解)の分岐構造が浮力に よって大きく変化したものと考えられる [7].



図 3 乱流エネルギー(流れ方向速度成分),  $Re_H = 2200, Pr = 0.7 (L_x/h = 4\pi)$ : (a) Ri = 0.002; (b) Ri = 0.011; (c) Ri = 0.02; (d) Ri = 0.2. 左から, 上冷却壁面 (y/h = +1), 下加熱壁面 (y/h = -1), 左側壁 (z/h = -1, 右側壁 (z/h = +1).

図3は、流れ方向速度の変動を各Ri数に対して示した.(a,b)は8つ渦状態のもの,(c)が4つ 渦状態,(d)が浮力によって生じる対流支配の二次流れのものである.二次流れの変化とともに速 度変動の分布が大きく変わるのは過去の研究[1]と同様であるが,(c)については速度変動の大き さ(カラーマップの最大値)が極端に下がっている.これは、下壁面からの熱の流入が4つ渦状態 を安定化させて、乱流中の秩序渦の乱れも抑制されているためである.このことを乱流構造に着目 して示すために、低速ストリークを表す特徴点を流れ方向平均の壁面せん断応力の極小点として抽 出し、その位置の確率密度関数を図4に示す.図4(c)(*Ri* = 0.02)に示すように、側壁にシャー プな分布が見られ、4つ渦状態が比較的安定的に存在していることがわかる.

さて、本当に4つ渦状態の1方のみが安定化されるのかどうかを調べるために、初期条件を 図 1(b)の二次流れを示す乱流状態にして (速度場を管軸まわりに 90 度回転させ)、長時間の DNS を実施した. Uhlmann ら [2] と同じの4つ渦の指標を以下のように定義し、時間に対してプロッ



 $4\pi$ ): (a) Ri = 0.002; (b) Ri = 0.011; (c) Ri = 0.02; (d) Ri = 0.2.

トしたものが図5である.

$$I(t) \equiv \frac{S_1 + S_3 - S_2 - S_4}{S_1 + S_3 + S_2 + S_4}$$

ただし,

$$\begin{split} S_i &= \iint_{\Omega_i} \langle \omega_x \rangle_x^2 dy dx \\ \Omega_1 &: \{ (y, z) | y < z \cap y < -z \}, \ \Omega_3 : \{ (y, z) | y > z \cap y > -z \} \\ \Omega_2 &: \{ (y, z) | y < z \cap y > -z \}, \ \Omega_4 : \{ (y, z) | y > z \cap y < -z \} \end{split}$$

また,図 6(a) は初期状態近辺の流れ方向平均二次流れで  $I(t) \approx 0.5$  を示している.(b) は  $I(t) \sim 0$  (8つ渦状態),そして,(c) は最終的に安定化された二次流れパターンである.2000  $h/u_b$ もの長時間をかけてゆっくりと状態遷移することがわかる.4つ渦状態は比較的安定ではあるが, 状態が落ち着くまでには非常に長い時間がかかることが示唆された.



図5 4つ渦の指標の時間変化.初期状態は図1(b)の上下壁面近傍に渦対がある4つ渦状態を用いた.



図 6 流れ方向平均した二次流れの流線ベクトル,  $Re_H = 2200$ , Pr = 0.7, Ri = 0.02: (a)  $tu_b/h = 183$ , I = 0.52; (b)  $tu_b/h = 829$ , I = -0.08; (c)  $tu_b/h = 2024$ , I = -0.73.

#### 4. まとめ

正方形ダクト流れの乱流遷移領域において得意な乱流状態が生じ,浮力と慣性力が拮抗するリ チャードソン数を選べば,乱流パフ状態が消失することも確認できた.表 1–3 に異なるレイノルズ 数  $Re_H = 1600-2200$ , リチャードソン数 Ri = 0.002-0.2, および,プラントル数 Pr = 0.07, 0.7, 7における遷移乱流の状態をまとめた. 8-vortex は通常の 8 つ渦状態の二次流れ; 4-vortex は図 1(a) のパターンの二次流れ; puffs は乱流(平衡)パフ状態で(·)は流れ方向に局在した乱流パフの数を 表す(乱流パフが存在できる数については,管軸方向の計算領域の取り方に依存する). Pr = 0.07では Ri = 0.02 でも 4 つ渦状態が生じず,より高い Ri で生じるようである.また,水に相当する Pr = 7においては,Ri = 0.1あたりで4 つ渦が確認できた.より詳細な分類表を作成すること

				Ri		
$Re_H$	Ri = 0.002	0.005	0.01	0.02	0.05	0.1
2200	8-vortex			8-vortex		buoyancy-induced (bi.)
2000	puffs			8-vortex		bi.
1800	Laminar			Laminar		

表1 4つ渦か8つ渦状態, またはパフの分類表, Pr = 0.07.

表 2 表	1と同様.	ただし,	Pr = 0.7.
-------	-------	------	-----------

				Ri		
$Re_H$	Ri = 0.002	0.005	0.01	0.02	0.05	0.1
2200	8-vortex		8-vortex	4-vortex		bi.
2000	puffs $(2)$	puffs $(2)$	a puff	8-, 4-vortex	4-vortex	bi.
1800	a puff	a puff	a puff	a puff	4-vortex	bi.
1600	a puff	Laminar	Laminar	Laminar	4-vortex	4-vortex/bi.

	表 3	表1	と同様.	ただし,	Pr = 7.
--	-----	----	------	------	---------

				Ri		
$Re_H$	Ri = 0.002	0.005	0.01	0.02	0.05	0.1
2000	a puff	a puff	a puff	a puff	a puff, 4-vortex	4-vortex
1800	a puff	a puff	a puff	a puff	a puff	4-vortex
1600	a puff	a puff	a puff	a puff	a puff	a puff, 4-vortex

で、より高精度の制御指針を得ることができるものと考えられる.また、4つ渦状態の遷移を早め る制御手法の開発についても検討している.最近のデータ駆動型の制御手法や、背景にある平衡解 の分岐構造の解明が、非線形性の強い乱流の制御を効果的に行う為に必要不可欠である.

#### 謝辞

本研究での計算は,東京大学情報基盤センター若手利用 (2022 年度) の援助を受け,Wisteria/BDEC 01 Odyssey を利用した

#### 参考文献

- A. Sekimoto, G. Kawahara, K. Sekiyama, M. Uhlmann, A. Pinelli, *Phys. Fluids* 23, 075103 (2011).
- [2] M. Uhlmann, A. Pinelli, G. Kawahara, A. Sekimoto, J. Fluid Mech. 588, 153 (2007).
- [3] A. Pinelli, M. Uhlmann, A. Sekimoto, G. Kawahara, J. Fluid Mech. 644, 107 (2010).
- [4] 関本敦, 河原源太, M. Uhlmann, P. Alfredo, 東京大学情報基盤センター, スーパーコンピュー ティングニュース 10 (5) (2008).
- [5] P. Haldenwang, G. Labrosse, S. Abboudi, J. Comput. Physics 55, 115 (1984).
- [6] 関本敦,東京大学情報基盤センター,スーパーコンピューティングニュース:特集号:2020年 度「若手・女性利用者推薦」前期・後期課題 成果報告 23 (5) (2021).
- [7] S. Okino, M. Nagata, H. Wedin, A. Bottaro, J. Fluid Mech. 657, 413 (2010).

### 乱流促進装置による層流−乱流遷移現象の大規模 DNS

市坪翔

横浜国立大学理工学部

#### 1. はじめに

船舶の船型開発では、数百mの長さである実船の実海域での性能を推定する必要がある.船に 要求される性能はさまざまであるが、大型商船の場合、推進性能、操縦・運動性能耐航性能など が重要となっている.このうち、推進性能は船の燃費性能に直結するため、商業的な観点だけで なく温室効果ガス(GHG)の排出量削減の観点から性能を改善する試みが続いている.近年では 2018年の IMO で採用された GHG 削減戦略では、国際海運分野から GHG 排出量を 2050年までに半 減させることが目標として定められており、代替燃料の使用が注目されている.ただし、代替燃料 は現段階ではコストが高く、別のアプローチとして船の超低速航行による排出ガスの削減も検討 されている.そのため、低速航行状態での推進性能予測が非常に重要となっている.

水槽試験では、一般的に試験に用いる数mの長さの模型船と実船のフルード数Fnが一致するよ うに流速を設定して試験を行う.しかし,これら2つのスケール間ではレイノルズ数 Rn が一致し ないため、船体表面上の境界層の様子が模型船では層流境界層、実船では乱流境界層と大きく異 なる. そこで模型船首部分に乱流促進装置を取り付けることで、模型船周りの層流境界層を乱流 へと遷移させる手法が一般に用いられている。これらの乱流促進装置の使用方法については国際 水槽試験会議 (International Towing Tank Conference, ITTC) によってガイドラインが定めら れているが、現状のガイドラインは従来の比較的速い設定速度での水槽試験に対するものであり、 超低速試験での乱流促進効果は保証されておらず、スタッドによって乱流へと遷移した流れが再 び層流へと戻る再層流化現象も報告されている。乱流促進装置に関する基礎的研究は理論的・実 験的研究が 1960 年代から行われているが, 船舶流体工学において層流-乱流遷移を直接的に測 定・解析した研究はわずかである. 乱流促進装置に関する数値解析としては, Lee et al. (2021) による Large-eddy Simulation (LES) が報告されている. Lee et al. (2021) では乱流モデ ルを必要とする LES 解析を行なっており、使用した乱流モデルが層流-乱流遷移という乱流の根 本的現象を正確に予測できているかどうかの議論はなされていない、そこで本研究では、超低速 水槽試験での従来型乱流促進装置の性能評価及び効率的な新しい乱流促進方法の開発方針の確立 を目的として, 平板上にスタッド形状の突起物を設けた際の境界層の層流-乱流遷移現象につい て直接数値計算(Direct Numerical Simulation, DNS)を用いて大規模な乱流解析を行った.

また本研究によって得られた DNS データから LES の SGS 応力モデルについての a priori テストを行い、今後より効率的な乱流促進方法の開発を行う上で複雑な乱流場を再現可能な乱流モデルを検討した.

#### 2. 数值解析手法(DNS)

支配方程式は以下に示す非圧縮性流体の無次元された Navier-Stokes 方程式と連続の式である.支配方程式は高次精度コンパクト差分を用いて離散化し、フラクショナルステップ法を用いて積分した. 圧力のポアソン方程式は高速フーリエ変換(Fast Fourier Transform, FFT)を用い

て直接解いた。計算格子は直交格子であり、平板上に設置された乱流促進装置の形状を考慮する ために埋め込み境界法を用いた.これらの計算は全て乱流 DNS/LES ソルバーである Xcompatet3d を用いて実行された.本研究における数値計算には, Imperial College の Turbulence Simulation Group が開発したオープンソースの CFD ソフト「Xcompact3d」を CFD ソルバーとして利用した. 水槽試験で用いられる乱流促進装置の形状は多くがスタッドであり、スタッドの形状は ITTC ガ イドラインで指定されている円筒状スタッド以外に、国内では矩形状スタッドが多く用いられて いるため、本研究では後者を解析対象とした、スタッド寸法は Figure 1 に示すとおりであり、 高さ 2.0mm, 前縁幅 2.5mm, 後縁幅 1.5mm, 厚み(D)1.0mm の台形型スタッドを使用した. 解析領 域の大きさはスタッド厚み(D)を基準として,流れ方向(x)に150D,スパン方向(z)に8D,高さ方 向(y)に15Dとし、スタッドは平板上流入位置から8Dの場所に1つのみ配置し、スパン方向に複 数個配置された実際の乱流促進装置の 1 セグメントのみを考慮した(Figure 2). 境界条件は流入 口(x=0)では流入速度固定,流出口(x=150D)では対流流出条件とし,(y=15D)の上面境界は大気開 放条件とした.また,平板上(y=0)とスタッド表面は no-slip 条件とし,スパン方向には周期境 界条件を適用した. 流入速度 U に関しては, Table 1 に示すように KRISO Container Ship(KCS) 船型(実船長さ Lf=230m. 模型長さ Lm=3.0464m)の実船設計速度 Vs の高速 Vs=11.5kn と低速 Vs=4.0knの2条件に対して Fn を算出し, 模型スケールでの Fn が一致するように流速を設定し た. Table 2 に設定流速とスタッド厚み D を基準とした Rn を示す. 計算格子は不等間隔直交格 子であり、平板方向に格子を引きつけることで壁近傍での格子解像度を高めるようにした、格子 点数は x 方向に 2049, y 方向に 257, z 方向に 256 であり,総格子点数は 134,807,808 である.計 算は流入した流体が平板上を1周期通過してから流れが十分に発達するまで行い、変動乱流デー タに対してアンサンブル平均を行って平均量や乱流統計量などを求めた.



Figure 1: Plate stud.



Figure 2: Schematic diagram of studs installed on flat plate in main calculation.

Condition	Value
Ship	KCS
$L_{pp}\left[m ight]$ (Real ship)	230
Real ship speed [kn]	4.0, 11.5
$L_{pp}\left[m ight]$ (Model ship)	3.0464

Table 1: Tank test conditions.

Table 2: Computational conditions.

Condition		Value
Computational domain $(L_x \times L_y \times L_z)$		$150D \times 15D \times 8D$
Uniform velocity $U_{\infty}[m/s]$ $(Re_D = U_{\infty}D/\nu)$		<b>0.2368</b> ( $Re_D = 235.9$ ), <b>0.6808</b> ( $Re_D = 678.2$ )
Boundary conditions	$x = 0, x = L_x$ $y = 0, y = L_y$ $z = 0, z = L_z$	Inflow/ Convective outflow No-slip/Free slip Periodic



Figure 3: Nondimensionalized turbulence intensity y-directional distribution of xdirectional velocity under low Reynolds number conditions

以上の条件で実施した DNS により,スタッド型乱流促進装置による縦渦の発生過程,またスタ ッドによって強制的に乱流へ遷移した流れの再層流化現象のプロセスが明らかとなった. Figure 3 に摩擦速度で無次元化した主流方向速度の乱流強度の y 方向の分布を,流れ方向の各地点につ いてプロットしたグラフを示す.低流速での水槽試験に条件を合わせた場合ではスタッドとスタ ッドの間の線上で一時的に乱れが活発になった後,ある地点を境に乱れが減衰している様子が確 認できる.また境界層厚さに基づくレイノルズ数の算出結果から,スタッドとスタッドの間の領 域では境界層の発達が早い一方でスタッドの背後の領域では境界層の発達が遅い傾向が見られ た.これらの結果から境界層の発達が遅いスタッド背後の領域による乱れの減衰効果が再層流化 に寄与していると考えられる.

このようなスパン方向の乱流促進効果の不均一性がみられた原因としてスタッドによって生成される縦渦の分布が関係していると考えられる。縦渦は壁面付近の流速の遅い流体粒子と速い流体粒子間の運動量交換を促進することから乱流遷移において重要な役割を果たす渦であることが知られている.Q値に基づく渦の可視化を行った結果、スタッドとスタッドの間の領域では比較的下流まで減衰することなく流れている一方でスタッド背後の領域ではすぐに減衰しており、消滅している様子が確認できた。

以上の結果から、今後の効率的な乱流促進装置の開発のためには、縦渦をスパン方向に一様に、 または大量に放出できるスタッドの形状・配置の考案が必要であると考えられる.

#### 4. 解析結果(LES モデルのアプリオリテスト)

層流-乱流遷移現象は流れの細部の構造に起因する非常にデリケートな問題であり,滑面平板 や粗面平板による乱流遷移を解析するにあたっては DNS を用いることが一般的である.一方で, DNS は莫大な計算コストを要することから,将来的に乱流促進装置の最適な形状や配置方法を変 更させて多くのパターンで解析するうえで DNS を用いることは現実的ではない.

そのため、実用的な計算においては LES (Large Eddy Simulation)による CFD が現実的である. Kim et al. (2020)の研究によると、後述の WALE モデルでは十分な解像度があれば単純な平板 境界層の乱流遷移が再現できるとされている.しかし、スタッド付き平板の乱流遷移過程におい てはスタッドによって生成される複雑な渦構造が乱流遷移において大きな役割を担っており、 LES による解析を行う際にはこれらを再現できるかどうかの検討を行う必要がある.

しかし, Lee et al. (2021) の行った LES による解析では,使用したモデルがスタッド周りの 複雑な流れ場をどこまで正確に表現できているかの議論はなされていない. そのため,先述の解 析で得られたスタッド付き平板境界層の DNS データベースを用いて,将来的なスタッド形状・配 置法の開発に向けた LES の SGS 応力モデルの *a priori* テストを行った.

*a priori* テストの結果, Lee et al. (2021)の研究で行われた WALE モデルによる LES 解析では スタッド背後の複雑な渦構造を再現できてない可能性があること を示した.また, P.L. Johnson (2022)によって提案された PIC モデルはスタッド背後の領域ではほかのモデルより も良い結果を示したが,下流ではほかのモデルよりも不利であった.

以上の結果から、スタッド付近の領域では PIC モデル、スタッドから離れた領域では WALE モデルなど、モデルの特性に合わせて使い分けることでスタッドによる強制乱流場を正確に表現で きる可能性があると考えられる.

今後は LES モデルを用いた a posterioriテストを実行し、実際にどの SGS 応力モデルがスタッド開発の CFD において適切であるかを考察する必要がある.

#### 5. 結論

本研究では、今後需要が高まるとされている低速条件下における水槽試験に向けて、現行の台 形スタッド型乱流促進装置による乱流構造の理解、また今後の開発方針の確立を目的として台形 スタッド付き平板境界層の DNS を行った.

DNS は最小渦のスケールまで解像できることから乱流研究では一般的に用いられる手法である が、多くの格子点数が必要なことから計算コストが高い.そこで第3章では使用した計算機に対 するチューニングを行うことで、約10%の計算効率の向上を達成した.

第4章では実際に DNS を実行し、スタッド型乱流促進装置が流れに与える効果について考察した.その結果、スタッドのすぐ後ろの領域では境界層の発達が遅く、比較的乱流遷移が早い領域に対して乱れの減衰効果を与えていることが明らかとなった.またこのようなスパン方向の乱流 遷移の度合いの違いがみられた理由として、スタッドによって生成される渦、特に乱流遷移に重要な役割を果たす縦渦の分布が関係していることがわかった.以上の結果から、将来的に効率的な乱流促進装置の開発をするにあたっては縦渦を一様かつ大量に放出できるような形状・配置法に着目することが重要だと考えられる.

第5章では、第4章で得られた DNS データベースを用いて LES における SGS 応力モデルの *a priori*テストを行った. その結果、Lee et al. (2021)によって行われた円柱スタッド型乱流促進装置の LES 解析に用いられた WALE モデルは下流の発達した境界層はよく再現できる一方で、 スタッド付近の複雑な渦構造を再現することは難しいことが明らかとなった. 一方、 P. L. Johnson (2022)によって開発された PIC モデルではスタッド付近の渦はよく再現できている 一方で、下流の平板境界層はほかのモデルと比べて不利であった. これらの結果から今後の乱流 促進装置の開発において、スタッド付近では PIC モデルなどの複雑な渦を再現できるモデル、下 流の領域では WALE モデルといった乱流境界層が得意なモデルといったように、その領域の乱流 構造によってモデルを使い分けることによって実際の現象に近い流れを再現できると考えられる.

#### 謝辞

本研究では、東京大学情報基盤センターの若手・女性研究者・学生支援制度を通してスーパー コンピューター「Oakbridge-CX」、また理化学研究所の試行課題としてスーパーコンピューター 「富岳」を利用させて頂きました。

#### 参考文献

- Kim, M., Lima, J., Kim, S., Jee, S., & Park, D. (2020). Assessment of the wall-adapting local eddy-viscosity model in transitional boundary layer. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 371.
- L. Johnson, P. (2022). A physics-inspired alternative to spatial filtering for largeeddy simulations of turbulent flows. Journal of Fluid Mechanics, 934.
- Lee, J. H., Jeong, S. W., & Hwang, S. (2022). A study on turbulence stimulation effect of studs for boundary layer over a flat plate. The Society of Naval Architects of Korea, 59, 18-28.
- Lee, S. B., Seok, W., & Rhee, S. H. (2021). Computational simulations of transitional flows around turbulence stimulators at low speeds. International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering, 13, 236-245.
- 田古里哲夫. (1961). 各種形状を持つ乱流促進装置の効果ならびにその固有抵抗について. 造 船協会論文集.
- 田古里哲夫. (1961). 乱流促進法の効果について : 特に Plate stud について. 造船協會論文 集.
- 東京大学情報基盤センタースーパーコンピューティング部門. (n.d.). Oakbridge-CX スーパー コンピュータシステムの紹介.

From https://www.cc.u-tokyo.ac.jp/supercomputer/obcx/system.php#software

# Forest Type Classification Based on Deep Learning Technologies

#### Huiqing Pei, Satoshi Tsuyuki

Department of Global Agricultural Sciences, Graduate School of Agricultural and Life Sciences, The University of Tokyo, Tokyo 113-8657, Japan; <u>tsuyuki@fr.a.u-tokyo.ac.jp</u> Toshiaki Owari

The University of Tokyo Hokkaido Forest, Graduate School of Agricultural and Life Sciences, The University of Tokyo, Furano 079-1563, Japan; <u>owari@g.ecc.u-tokyo.ac.jp</u> Yunfang Zhong

Key Laboratory of Genetics and Germplasm Innovation of Tropical Special Forest Trees and Ornamental Plants, Ministry of Education, Hainan University, Haikou 570228, China; kitty@hainanu.edu.cn

#### Abstract

The accurate classification of forest types is critical for sustainable forest management. In this study, a novel multiscale global graph convolutional neural network (MSG-GCN) was compared with random forest (RF), U-Net, and U-Net++ models in terms of the classification of natural mixed forest (NMX), natural broadleaved forest (NBL), and conifer plantation (CP) using very high-resolution aerial photographs from the University of Tokyo Chiba Forest in central Japan. Our MSG-GCN architecture is novel in the following respects: The convolutional kernel scale of the encoder is unlike those of other models; local attention replaces the conventional U-Net++ skip connection; a multiscale graph convolutional neural block is embedded into the end layer of the encoder module; and various decoding layers are spliced to preserve highand low-level feature information and to improve the decision capacity for boundary cells. The MSG-GCN achieved higher classification accuracy than other state-of-the-art (SOTA) methods. The classification accuracy in terms of NMX was lower compared with NBL and CP. The RF method produced severe salt-and-pepper noise. The U-Net and U-Net++ methods frequently produced error patches and the edges between different forest types were rough and blurred. In contrast, the MSG-GCN method had fewer misclassification patches and showed clear edges between different forest types. Most areas misclassified by MSG-GCN were on edges, while misclassification patches were randomly distributed in internal areas for U-Net and U-Net++. We made full use of artificial intelligence and very high-resolution remote sensing data to create accurate maps to aid forest management and facilitate efficient and accurate forest resource inventory taking in Japan.

**Keywords**: deep learning; multiscale global graph convolutional neural network; forest type classification; remote sensing image segmentation; aerial photograph

#### 1. Introduction

Forest type classification is of fundamental importance for sustainable forest management, i.e., biodiversity modelling [1], management of disturbances [2,3] and fires [4], harvesting [5], biomass evaluation [6], and carbon stock calculations [7]. Unlike urban area classification, forest type classification is challenging given the limitations in training images and ground truth. Expert knowledge is required to prepare training images for convolutional neural networks (CNNs), but there are few open-source datasets for forests [8]. Mountainous terrain is more susceptible to spectral reflectance distortion and canopy shadowing than flat land [9] and has high biodiversity [10]. Moreover, the vegetation is heterogeneous [11-13] because of the effects of climatic and regional parameters [14, 15]. In the 1930s, before the advent of aerial photography, forest managers collected information using ground inventories [16]. The classification of medium-resolution satellite images has been performed since the 1970s [17]. Natural RGB photographs have been used to identify forest tree species [18] and to classify forest types [19]. Although extensive calibration and pre-processing are not required [20], traditional forest mapping and monitoring requires expensive, timeconsuming, and potentially unreliable field measurements, along with professional expertise for manual interpretation [19]. Forest labels are assigned to aerial photographs by humans who evaluate textures, shapes, colours, sizes, patterns and associations [21], vegetation composition, forest structural properties (i.e., stem density, tree size, and vertical structure), and surface morphology [22].

Automated approaches for forest type mapping with remote sensing data can be categorised into three types: traditional thresholding methods, classical machine learning methods, and CNN methods. Traditional thresholding methods are limited to colour features (hue, chroma, and lightness) [23,24] and the discrimination of under-story (background) and over-story (tree canopy) signals in forests, given the subtle changes in complicated illumination environments. Classical machine learning methods, i.e., support vector machine (SVM) [25] and random forest (RF) [26], handle classification tasks [27-32] using a small training dataset with Gabor, Canny, Prewitt, Robert, and Gaussian filters applied to aid classification [33,34]. Recently developed CNN methods are effective for representing spatial patterns, such as edges, corners, textures, and abstract shapes, but CNN-based forest type classification with remote sensing data is still a very new field [35]. Most deep learning models are based on classical CNN models (e.g., U-Net [36] and DeepLabv3+ [37]) for mapping non-forest [38,39], forest [40] or tree species [18,37].

U-Net [41] can obtain underlying spatial features using contraction and expansion blocks throughout the encoder and decoder, thereby effectively expanding the horizon
of the sensing fields to assess the global contextual environment and to derive detailed information. However, U-Net extracts high-level semantic information using a filter of a certain size and continuously feeds the features to convolutional layers, while ignoring the large amount of low-level information and ignore the correlations between adjacent pixels [42-48]. Redundant information is used many times during the processing flow, which reduces the capacity to represent key features. The skip connection of U-Net++ [49] helps prevent the potential loss of information caused by sampling [36]. However, the number of operation parameters is very large given the dense skip connections [50], which reduces model efficiency and increases the computational load. Also, during feature fusion, upper-layer semantic information is ignored and the network cannot yield effective fine-grained features at the decoding stage, resulting in serious loss of edge and positional information [51]. Principle component analysis (PCA) [52] and vision transformer (ViT) [53] were proposed for extracting minimal features. Research has also focused on using critical local image patches and discarding useless information [47, 48, 54].

Graph convolutional neural networks (GCNs) have recently been used successfully to analyse irregular data. Graphical spectral, spatial, and geometric data are rich in node and edge information [55, 56]. In a previous study, a GCN [57] performed very well when extracting features from irregular graphical data and edge connections to aggregate node information and generate new representations of the nodes. A GCN is limited to shallow layers because of the vanishing gradient. To extract more features during semantic segmentation, several studies [58-60] combined CNNs with GCNs to strengthen the spatial and spectral information and to reduce pixel-level noise by identifying graphical nodes and the spatial relationships between them, as represented by graphical edges. Liu et al. [61] collaborate the Euclidean data-oriented CNN with non-Euclidean data-oriented GCN in a single network to generate complementary spectral-spatial features from the pixel and superpixel levels respectively. Ding et al. [62] and Wang et al. [63] fused two global feature vectors produced by individual CNNs and GCNs; the fused features were optimised. However, robustness may have been low. Peng et al. [64] fused features using MopNet and the parameters of a CNN and GCN; all features were continuously updated via backpropagation guided by joint loss.

Japan has a typical marine climate with abundant rainfall that facilitates forest growth. Nearly 70% of Japan is covered by forests, of which 40% are plantations [65]. Natural mixed forest (NMX) is defined as forest in which broadleaved species account for 25-75% of the coniferous canopies [66]. Plantation and natural forests differ at the leaf scale (i.e., in leaf inclination, morphology, and clumping) [9] and canopy structure scale (i.e., in crown morphology and canopy cover) [67], as well as in spectral characteristics [68-71]. They also differ at the forest stand scale (i.e., in forest composition and diversity and tree distributions and interactions within the forest). It is challenging to segment NMX, natural broadleaved forest (NBL), and conifer plantation (CP) because a mixed forest is more heterogeneous than other forests; it contains both conifers and broadleaved trees. In terms of vertical structure, unlike an NBL with a single-story stand, an NMX has multistorey classes with varying vertical structures within each stand type [72]. Furthermore, the natural forests of Japan are mostly located on steep mountainsides, which makes forest inventory taking and monitoring difficult [19]. Challenges to achieving highly accurate forest type classification include the complexity of natural forest canopy [73], which exhibits multiscale differences [9]. We can easily identify vegetation properties of interest, even with little reference data, in remote sensing data due to the distinct canopy structure or contrasting flowers, while subtle differences [18] and complex relationships require complex algorithms and more ground truth samples to identify specific features [74]. Second, the ambiguity of the boundaries of different forest types [9], which usually have a high chance of land-cover mixing [11, 26, 30], affect the edge pixels. Finally, redundant content and noise in very high spatial-resolution remote sensing datasets [25] (such as crown shadow effects [75]) and continuous CNN filters [54] lead to intraclass variation and high interclass similarity.

Our main aims were to develop a novel U-shaped deep learning method using a multiscale global graph convolutional neural network (MSG-GCN) to improve forest type classification accuracy. This network has several notable features. First, convolution kernels of different scales are used to capture image features and data from different receptive fields are fused to capture features that reduce the computational complexity when combining semantic information [76, 77] from a previous level. Second, a multiscale graph convolution network (MSGCN) module serves as a transitional module between the encoder and decoder. The MSGCN combines the features of the encoding module with its own features to better represent edge and multiscale features [78]. Third, the skip connection is replaced by local attention (LA) [79] that focuses on salient features, thereby reducing the use of redundant information. Fourth, fusion of the decoding layers ensures consideration of both high- and low-level feature information, and improves the attribute decision-making capacity for boundary cells [80]. The main goals of this study are to compare the novel MSG-GCN with other state-of-the-art (SOTA) methods, investigate the specific areas and digital number (DN) of correctly and misclassified forest types, compare U-shaped deep learning models (such as U-Net and U-Net++) and the classical RF machine learning method, and map and classify entire forest areas, as well as determine the spatial distribution of misclassified forest types.

## 2. Materials and Methods

### 2.1. Study Area

The study area was the University of Tokyo Chiba Forest (UTCBF) in central Japan (longitude =  $140^{\circ}$  05' 33' ' to 10' 10' ' E, latitude =  $35^{\circ}$  08' 25' ' to 12' 51' ' N)

(Figure 1). The area is in a warm temperate zone with a mean annual temperature of 14.1  $^{\circ}$  C and mean annual precipitation of 2474 mm [81]. The altitude ranges from 50 to 370 m above sea level. The area exhibits the unique forest landform of the Boso Hills, which merit academic study. The terrain and slopes are generally complex and very steep. The main soil type is brown forest soil and the geological structure comprises marine deposits from the Neogene Period that are partly covered by nonmarine deposits from the Quaternary Period [81].



Figure 1. Location of the study area and views of typical forest sites.

NMX, NBL, and CP indicate natural mixed forest, natural broadleaved forest, and conifer plantation, respectively. The aerial photographs form three datasets collected at different times in the Katsuura Tateyama, Katsuura Otaki, and Minami Boso districts. The aerial photographs were taken by Geospatial Information Authority of Japan.

The total forest area is approximately 2160 ha and can be divided into three forest types: 267 ha of NMX, 1117 ha of NBL, and 715 ha of CP (Figure 1). NMX areas have complicated horizontal and vertical structures, mixed stands, and various age classes. The main tree species include Abies firma, Tsuga sieboldii, evergreen Quercus spp., and Castanopsis siedoldii [81]. Natural forest is composed of many vegetation communities that exhibit natural succession over long periods of time and thus have multivertical layers and a rough texture (Figure 1, NMX). NBL has a complex and diverse crown structure, but the vertical does not exhibit extensive variance. NBL is dominated mainly by C. siedoldii, evergreen Quercus spp., Zelkova serrata, and Acer spp. (Figure 1, NBL) [81]. Although NBL areas often have a smoother texture than other areas, NMX

areas can be easily misidentified as NBL areas. CP areas are generally monocultures with simple structures characterised by coniferous trees (Cryptomeria japonica and Chamaecyparis obtusa) that are cone-like in shape with a characteristic crown structure. It is easier to detect this forest type than others. CP established for timber production is manually planted and managed and exhibits well-organised arrangements in columns and rows (Figure 1, CP).

2.2. Data Sources and Preprocessing

We used digitally georeferenced orthorectified aerial photographs taken by the Geospatial Information Authority of Japan (GSI) that were purchased from the Japan Map Center (https://www.jmc.or.jp/, 18 June 2019). Orthorectification was applied only to the RGB bands; data in the form of 30' ' imes 30' ' tiles were available. The orthophoto tiles use the JGD2000 or JDG2011 datum geographical coordinate system. The entire study area is covered by three blocks of GSI aerial photographs collected in different years. Four image tiles were acquired on 25 November 2012 over the Katsuura Tateyama district at a height of 2000 m. The size of each photograph was 3750 imes 4650 pixels and the ground sample distance (GSD) was 0.2 m. One hundred image tiles were acquired on 27 October 2017 over the Katsuura Otaki district at a height of 4000 m. The size of each photograph was 1875  $\times$  2325 pixels and the GSD was 0.4 m. Finally, 144 image tiles were acquired on 15 July 2017 over the Minami Boso district at a height of 2350 m. The size of each photograph was 1875 imes 2325 pixels and the GSD was 0.2 m. We resampled all photographs to a resolution of 0.2 m using the nearest neighbour algorithm [82], mosaicked them into a single tile, and ensured compatibility of the data with JGD\_2011\_Japan\_Zone\_9 projection using ArcGIS software version 10.8 (Esri Inc., Redlands, CA, USA). We used TNTmips for linear raster contrast enhancement of the mosaicked image. Since 1970, the NMXs have not been logged, except to remove obstructive trees [83]. Until the early 1960s, the NBLs were used as fuelwood forests, but logging has been minimal since 1980 [83]. Although the aerial photographs were taken in 2012 and 2017, we assumed that the boundaries between forest types did not change greatly over this period.

The fully annotated ground truth classification map was used as the forest type map of the entire UTCBF (Figure 2). This was produced by UTCBF staff in vector format based on a forest map compilation, forest register, inventory data, and aerial photograph interpretations. The original map had a scale of 1:10,000 and was converted into a raster format tiff file that covered  $35,152 \times 41,152$  pixels using the 'polygon to raster' method in ArcGIS. We reclassified the original classes into three types: NMX, NBL, and CP; other categories, such as the nursery and forest museum [81] used for education and research, covered very small areas and were not considered in this study. The images of these areas were removed, set as non-forest background (BG), and assigned a value of 255. The ground truth map was processed using the raster extraction boundary of UTCBF and then overlapped with the mosaic aerial photograph using the 'extract by

mask' routine of ArcGIS to create an aerial photographic image of the same scale and spatial resolution as the ground truth map.



Figure 2. Ground truth map of forest type classification, provided by the University of Tokyo Chiba Forest (UTCBF).

The aerial photograph and ground truth map, both of which are  $35,152 \times 41,152$  in size, were cropped into  $512 \times 512$  tiles without any repetition or overlap to ensure that each image was completely unique. Tiles lacking pixel values were removed. We randomly separated the remaining image and ground truth maps into three parts into training,

evaluation, and test datasets at a ratio of 8:1:1 (1981, 248, and 248 image tiles, respectively).

- 2.3. Model Architecture
- 2.3.1. Basic Overview

U-Net uses encoders and decoders to model the space of the segmentation target. U-Net is an effective deep learning model for segmentation [41]. However, during modelling, subtle changes in the target may be ignored and sensitivity to fine details can be low. The continuous use of single-scale convolutional filters and pooling operations during encoding makes feature extraction insufficient. Therefore, given the complex content and high-frequency spectrum of a remote sensing image, we developed a locally aggregated MSG-GCN for accurate image segmentation.

Figure 3 shows the overall structure of the segmentation framework. There are three basic components: an encoder with three encoding blocks; a transitional MSGCN module between the contraction and expansion blocks; a decoder with three decoding blocks. The LA [79] integrates encoding and decoding features through an attention mechanism. LA effectively filters out irrelevant information, enhances the capacity to represent key information, and completes the segmentation task. For each encoding block and corresponding decoding block, we use  $1 \times 1$  convolution for compression and  $1 \times 1$  and  $3 \times 3$  convolution layers for excitation. Thus, each encoding and decoding block extracts local and global semantic features by splicing features at different graph scales to capture multiscale information from the segmentation target. Simultaneously, pooling operations at various scales are run using the final decoder, which aids description of the global and contextual semantics [84]. The MSGCN is used by both the encoder and decoder as a transitional layer (strictly speaking, the MSGCN is an encoding block). This accurately identifies multiscale local and global information of the segmentation target. The MSGCN determines interactions between pixels by merging and transferring node information, reduces the intraclass ambiguity caused by different characteristics, and thus aids the modelling of long-term dependence [85].

2.3.2. Encoding Module

Convolutional operations at various scales replace the continuous convolution layer of the U-Net model. Specifically, a simple squeeze excitation multiscale [77] is used to model the multiscale information of the target. The number of network parameters and computational complexity are thus reduced and multiscale local semantics are captured more accurately. Each encoding block has an extruded layer, two excitation layers of different scales, and a splicing layer. Then, the coding information is input into the maximum pooling layer for fusion and dilution, which improves multiscale representation. The splicing and pooling process is given by the equation below:

$$\begin{cases} O_{cat}^{k} = Concat \left( \left[ Conv_{1 \times 1 \times 2^{k} w}(f_{ex}(x)); Conv_{1 \times 1 \times 2^{k} w}(Conv_{3 \times 3 \times 2^{k} w}(f_{ex}(x))) \right] \right) \\ f_{ex}(x) = Conv_{1 \times 1 \times 2^{k-1} w}(x) \\ O_{mp}^{k} = MP(O_{cat}^{k}), k = 1, 2, 3 \end{cases}$$

$$(1)$$

where Ocat is the output of the splicing layer, w is the number of filters, Conv1 ×  $1 \times 2k\omega(\cdot)$  and Conv3 ×  $3 \times 2k\omega(\cdot)$  are convolutions using  $1 \times 1$  and  $3 \times 3$  filters,  $2k\omega$  is the number of filters, fex(x) are 'squeeze incentive features', k is the kth encoding module, and Okmp is the maximum pooling layer of the kth encoding module. 2.3.3. Multiscale Graph Convolution Network (MSGCN) Module

The CNN described above effectively captures local and global information. To create long-term dependencies and to identify the spatial relationships between different semantic details, the encoded information is sent to a large optimised topological GCN that extracts detailed semantic information and constructs spatial relationships by merging and transmitting node information [59]. A topological graph can be expressed as G = (V, E), where V is the set of nodes and E is the set of edges between nodes. The steps used to construct the spatial relationship are as follows.

Step 1. To improve feature representation, we first send the encoded features to a  $1 \times 1$  convolutional layer for information conversion. In other words, we embed the data into a unified low-dimension space to compress the features and improve the "expressive" nature of the network; the reconstructed features provide a basis for the subsequent graphical representation. The reconstruction process is described as follows:

$$\begin{cases} O_{N} = reshape(Conv_{1 \times 1 \times 2^{s+1}w}(O_{mp})) \\ O_{M} = reshape(Conv_{1 \times 1 \times 2^{s+1}w}(O_{mp})) \\ O_{N} \in R^{C \times (H \times W)}, O_{M} \in R^{(H \times W) \times C} \end{cases}$$

$$(2)$$

where OM and ON are the reconstruction features,  $O_{mp}$  is the maximum pooling layer of the convolutional encoding layer, and reshape( $\cdot$ ) is the information conversion function. Step 2. The reconstructed features are used to construct a multiscale graph with dimensions of  $CN \times CM$ , where CN is a channel feature with N nodes and CM is a channel feature with M nodes. The Euclidean distance is used to determine the spatial relationships between nodes. The construction of adjacency matrix A is shown in Figure 3 and described by Equation (3). The reconstructed feature map is used to construct the topology map G. If there is a relationship between adjacent feature points, a value of 1 is assigned; if not, the value assigned is 0. Next, graph convolution is used for node learning and optimisation, and node transfer is then employed to gather detailed information on spatial relationships. The multilayer learning graph convolution is given by the following equation:

$$f_G^{(l)} = \sigma(\tilde{D}^{\frac{1}{2}} \tilde{A} \tilde{D}^{\frac{1}{2}} f_G^{(l-1)} W_G^{(l-1)}) \in \mathbb{R}^{C \times C}, \tilde{A} = A + I$$
(3)

where  $f_G^{(l)}$  is the output of the lth graph convolution layer,  $\sigma(\cdot)$  is the LeakyRelu activation function,  $\tilde{A}$  is the adjacency matrix normalised by the Laplace method,  $\tilde{D}$  is the degree matrix, I is the identity matrix, A is the adjacent scale, and  $W_G^{(l-1)}$  is the weight matrix of the (1 - 1)th graph convolution layer.



Figure 3. Overall structure of the segmentation framework.

*IM* is the original remote sensing image, *E*1,2,3 is the encoder, *D*1,2,3 is the decoder, *Conv*1 ×  $1 \times \omega$  is the convolution operation with a convolution kernel of  $1 \times 1$ , and  $\omega$  is the filter. *Conv*3 ×  $3 \times 2\omega$  is a  $3 \times 3$  convolution operation with a filter of  $2\omega$ , where  $\omega$  is 16. LA(·) is the local attention module. Concatenate(·) is the matrix concatenation: SoftMax(·) is the classifier; *C*, *H*, and *W* are the channel, height, and width of the feature, respectively. "UP" indicates the upsampling operation of bilinear interpolation, where UP1(·) indicates that the upsampling kernel size is  $8 \times 8$  and UP2(·) indicates that it is  $4 \times 4$ . UP3(·) indicates that the upsampling kernel size is  $2 \times 2$ .

Step 3. The MSGCM creates effective long-term dependencies between nodes using the node transfer function and efficiently captures the global spatial semantics of target objects using the aggregation function. Given that the initial encoding features contribute to the representation of local semantics, we can reconstruct the features from the third encoding module, fuse them with the multiscale graph convolution features, and input these into the 3  $\times$  3 convolution layer to further strengthen the representations of local and global features and establish interactions between them. 2.3.4. Decoding Module

In the decoding stage, the decoder module restores the feature maps to the original input size. In U-Net, the expansive path involves upsampling of the feature map followed by a  $2 \times 2$  convolution that halves the number of feature channels, a concatenation with the corresponding cropped feature map from the contracting path, and two  $3 \times 3$ convolutions, each followed by a ReLU. A  $1 \times 1$  convolution at the final layer maps the feature vector to the desired number of classes. Our redesigned expansive path is roughly symmetric to the contracting path with a U-shaped architecture. The parallel 1 imes 1 convolution and 3 imes 3 convolution replaced by two consecutive 3 imes 3 convolutions were used to extract multiscale features. Extrusion and excitation feature learning can better represent target objects through this process. Furthermore, concatenation of high-dimensional upsampled features can easily lead to confusion regarding the features of objects at different scales, especially when the contour boundaries are blurred and irregular. Therefore, to explicitly learn the position and boundary information from the corresponding encoder blocks and fine-grained feature maps from the previous decoding convolution layer, we designed an LA embedding module to enhance the recognition ability, increase differences among target objects at various scales, and refine the features of different categories of target objects. The LA is calculated using Equations (4) and (5).

$$LA = AttE(O_{mp}, f_D) \tag{4}$$

where LA is the local attention module,  $^{AttE(ullet)}$  is the embedding operation for LA, and

 $O_{_{mp}}, f_{_D}$  are the maximum pooling output feature of the encoding module and the corresponding position decoding output feature, respectively. LA improves feature representation, eliminates redundant information, and establishes a complementary relationship between high- and low-level features. Thus, when high-level features are insufficiently represented, low-level features are strengthened. To ensure that low-level features do not interfere with high-level ones, a residual module is used to emphasise (or de-emphasise) the importance of low-level features. The LA embedding operation is as follows:

$$LA = \frac{O_{mp} + \alpha_{mp}O_{mp} + f_D + \alpha_D f_D}{2}$$
(5)

where  $\alpha_{_{m_{e}}}, \alpha_{_{p}}$  are the attention matrices of the encoding and decoding features, respectively. Low-level detailed feature maps capture rich spatial and concrete information that highlights a target's boundaries and morphology; high-level feature maps capture abstract information, which results in the loss of detailed information. Spatial and size differences make it difficult to fuse the high- and low-level features directly and effectively. As a result, we upscaled each decoding output feature map to the original input size of 512  $\times$  512 using bilinear interpolation. These three feature maps are added directly to the unchanged channels, which increases the amount of information and reduces the model calculations. Adding the decoder stage output can be computed as:

$$\begin{cases} O_{out} = UP_1(f_{D3}) + UP_2(f_{D2}) + UP_3(f_{D1}) \\ Y = SoftMax(Conv_{1\times 1}(O_{out})) \end{cases}$$
(6)

The output feature map of the different decoding modules fD3, fD2, and fD1 and bilinear interpolation upscaling operations of the various filter kernels are represented by UP1(), UP2(), and UP3(), respectively; the kernel sizes are  $8 \times 8$ ,  $4 \times 4$ , and  $2 \times 2$ . Oout is the total feature plot of the decoded path output.

### 2.3.5. Loss Function

To ensure the robustness of the feature representations used for learning, we employed Dice loss function [86] to optimise the model and to facilitate attribute decisions for the boundary cells [87]. This effectively suppresses the class imbalance problem [87].

$$L_{dice}(\theta) = 1 - \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|} \tag{7}$$

where Y is the prediction label and X is the truth label.

2.3.6. Comparison with SOTA Models and Experimental Settings

We compared the proposed MSG-GCN with two machine learning methods (RF [88] and SVM [25]) and five SOTA methods (U-Net [41], U-Net++ [49], fully convolutional networks (FCN) [89], vision transformer (ViT) [90], and GCN [78]). The methods were implemented using their original codes and trained on the datasets used herein. The MSG-GCN module had two graph convolutional layers. ResNet101 [91] was used to create the initial feature matrices. AdamW [92] served as the optimiser; the learning rate was 1 imes 10-4, the weight decay was 1 imes 10-3, and the learning rate was adjusted by cosine annealing warm restarts. All experiments involved 100 training epochs. The batch size was 33. All models were implemented using the PyTorch 1.7.1 framework and the experiments were conducted on the Wisteria/BDEC-01 Supercomputer System (FUJITSU Server PRIMERGY GX2570 M6 (FUJITSU, Tokyo, Japan)) at the Information Technology Center (The University of Tokyo, Tokyo, Japan), which is equipped with NVIDIA A100 Tensor Core (NVIDIA, Santa Clara, CA, USA) graphical processing unit (GPU) (40 GB SXM). For the RF and SVM models, the OpenCV 3.4.2 [93], scikit-learn 0.24.2, and scikit-image 0.18.1 [94] Python 3.7.0 libraries were used to implement machine learning. Using the methods of Canny, Robert, Sobel, Scharr, and Prewitt, edge-based features were extracted as grayscale images that identified and highlighted edge information [95]. Gaussian, median, and variance filters were applied to extract noise and to reduce blurring [96].

2.4. Data Analysis

2.4.1. Accuracy and Complexity Evaluation

To identify the best model, we calculated the overall accuracy (OA), mean intersection over union (mIoU), kappa, F1-score, precision (Pre), and recall (Rec) metrics and evaluated classification accuracy using a confusion matrix. In this matrix, true positives (TPs) are correctly classified pixels, false positives (FPs) are incorrectly classified pixels, true negatives (TNs) are correctly predicted failures, and false negatives (FNs) are incorrectly predicted failures. Pre is the ratio of TPs to the sum of the TPs and FPs and indicates the accuracy within the class. Rec is the ratio of TPs to the sum of TPs and FNs; this is a measure of class confusion. The inclusion of Rec in the F1-score mitigates the imbalance between different types. The OA and kappa value were calculated as percentages of correctly classified pixels [97]. Kappa is more accurate and objective when there is an imbalance in dataset types. Kappa denotes the correlation between human-based validation and that of the machine learning classifier. The kappa value [98] ranges from -1 to 1, where values below 0 indicate no agreement, 0-0.2 indicate slight agreement, 0.2-0.4 indicate fair agreement, 0.4-0.6 indicate agreement, 0.6-0.8 indicate substantial agreement, and 0.8-1 indicate near-perfect or perfect agreement. IoU is the ratio of the overlapping area of the sum of the ground truth and predicted area to the total area and is widely used to assess semantic segmentation [2]. We compared the number of floating-point operations per second (FLOPs) and number of parameters [99] between the MSG-GCN and other SOTA models.

## 2.4.2. Classification Difference Analysis

The MSG-GCN architecture was refined and optimised based on U-shape encoder and decoder models (U-Net and U-Net++). The MSG-GCN, U-Net, U-Net++, and RF classical machine learning methods were used to map the spatial distributions of correctly classified and misclassified areas. A confusion matrix was applied to the test dataset using the raster calculator of ArcGIS version 10.8 (Esri Inc., Redlands, CA, USA). The results are shown as I-J values, where I is the ground truth and J is the predicted forest type. This provides insight not only into the number of errors but also the type [100]. The percentage is the sum of the correctly classified and misclassified areas divided by the total area of each forest type and makes comparisons within and between forest types more intuitive. A DN is associated with the value of a given pixel for each forest type in the different spectral bands. We used ArcGIS software to extract the DNs for each forest type, which were then summed and divided by the total number of pixels for each classification type. To evaluate differences in mean DNs between classification types, we used Fisher's least significant difference (LSD) test [101] and the 'boxplert' function of R software v 4.2.0 (R Development Core Team) to analyse significant differences between pairs of spectral DNs for correctly classified and misclassified forest types.

The spatial positions of correctly classified and misclassified forests over the entire research site were visualised. The forest type tiles predicted by each model were merged into a  $35, 152 \times 41, 152$  map and overlaid with the ground truth using the ArcGIS

raster calculator. The misclassification rates of multiple buffer zones (10-170 m) around the research site were extracted by ArcGIS [102] to analyse the spatial distribution of the misclassified forests. Given the limitations in data availability, all aerial photographs and composites of the three series were collected. Thus, the effects of seasons, solar radiation and weather conditions were included in the dataset. The areas of misclassified forests from the three districts were extracted to determine how the dataset affected classification.

## 3. Results

3.1. Classification Accuracy Indices of Different Models

Table 1 shows the quantitative evaluation metrics (OA, kappa, IoU, F1-score, Pre, and Rec) for all classification types, which were calculated using the test dataset to allow for quantitative comparisons. The accuracy metric showed that the MSG-GCN model performed best (kappa = 0.7808, 0A = 0.8523), while U-Net++ (kappa = 0.7263, 0A = 0.8143) and GCN (kappa = 0.7473, OA = 0.8240) performed well; FCN (kappa = 0.5209, OA = 0.6895), U-Net (kappa = 0.6706, OA = 0.8098), and ViT (kappa = 0.6942, OA = 0.7914) performed moderately. RF (kappa = 0.3373, OA = 0.5739) and SVM (kappa = 0.0028, OA = 0.6344) did not perform as well as the other models. In terms of the classification quantitative metrics for the three forest types, the MSG-GCN model performance was competitive relative to the other methods. Of the three forest types, NMX was the least accurate for all models because of dataset imbalance; few NMX areas were correctly classified. Although GCN had the best accuracy for NMX, the accuracies of NBL and CP were lower than that of MSG-GCN. Of the three forest types, CP was most accurately detected by U-Net, U-Net++, ViT, GCN, and MSG-GCN, RF and SVM detected NBL most accurately, followed by CP. Considering the parameter numbers and FLOPs required to process the images, our MSG-GCN architecture combining GCNs with CNNs has the largest model size (88.10 M parameters) and required more operations for processing and slightly fewer FLOPs (104.99 GMac). The FCN has the fewest parameters (3.93 M) and U-Net is optimal in terms of FLOPs (218.94 GMac).

Table 1. Performance comparison of the eight methods. Accuracy, FLOPs, and parameters are listed as a function of model size on the aerial photo. The best results are in bold.

Models	OA	Kappa	IoU_	IoU_	IoU_	F1_	F1_	F1_	Pre_	Pre_	Pre_	Rec_	Rec_	Rec_	FLOPs	Params
			NMX	NBL	СР	NMX	NBL	СР	NMX	NBL	СР	NMX	NBL	СР	(GMac	)(M)
RF	0.5739	0.3373	0.0596	0.4605	50.1584	10.1124	40.6306	50.2734	40.1017	70.6964	40.2307	70.1257	70.5762	20.3357	7_	-
SVM	0.6344	0.0028	0.1245	0.2324	10.1497	70.2214	40.3772	20.2605	50.3416	50.2938	80.3659	90.1637	70.5264	40.2022	2-	-
U-Net	0.8098	30.6706	0.344	0.6679	90.6776	50.5119	90.8009	90.8078	80.5151	10.7758	30.8504	10.5088	30.8272	70.7693	3218.94	31.04
U-Net++	0.8143	30.7263	0.3367	0.6741	10.6992	20.5032	70.8054	40.8229	90.5221	0.7919	90.8358	30.4867	70.8192	20.8105	5153.00	47.18
FCN	0.6895	0.5209	0.0007	0.5531	10.4367	70.0014	40.7123	30.6079	90.3857	70.6149	90.6561	10.0007	70.8462	20.5664	4102.19	3.93
ViT	0.7914	0.6942	0.3499	0.6454	10.6530	0.5184	40.7845	50.7900	00.5913	30.7475	50.8189	90.4615	50.8254	40.7632	222.66	23.28
GCN	0.8240	0.7473	0.5463	0.6651	0.6811	0.706	50.7989	90.8103	30.7232	20.8154	40.7781	10.6907	70.7830	00.8453	357.66	9.18
MSG-GCN	0.8523	0.7808	0.4374	0.7341	10.7451	0.608	50.8462	70.8539	90.6103	30.8475	50.8510	0.6069	0.8459	90.8569	9104.99	88.10

3.2. Area and Digital Number for Each Forest Type Predicted by the Various Models To further evaluate classification, the confusion matrix was applied to the test dataset. All evaluation metrics (Table 1) showed the same tendencies in terms of the percentages of correctly classified forest areas of each type (Table 2). NMX and CP forests tended to be more susceptible to be classified as NBL forest, whereas the misclassification rates between NMX and CP were very low. Taking MSG-GCN as an example, NMX was more likely to be classified as NBL than CP, while CP was more likely to be classified as NBL than NMX. U-Net and U-Net++ showed the same tendencies as MSG-GCN. There were very few misclassifications of BG points as other forest types; such errors were confined to the edges because of the inevitable errors in raster pixel values. The RF model could not detect NMX forest and tended to misclassify NMX as CP rather than NBL. Table 2. Areas and percentages of forest types correctly classified and misclassified by the RF, U-Net, U-Net++, and MSG-GCN models.

	Groun	d Truth	MSG	G-GCN	U-N	Vet++	U-	Net	RF	
Classification	Number	Percentage	e Number	Percentage	Number	Percentage	e Number	Percentage	Number	Percentage
	of Pixels	(%)								
BG	11,654,816	100	11,624,871	99.74	11,651,030	99.97	11,650,029	99.96	11,645,984	99.92
BG-NMX			1138	0.01	343	0	55	0	665	0.01
BG-NBL			18,005	0.16	1597	0.01	2461	0.02	5039	0.04
BG-CP			10,802	0.09	1846	0.02	2271	0.02	3128	0.03
NMX	6,282,528	100	3,833,885	61.02	3,279,871	52.21	3,235,934	51.51	638,718	10.17
NMX-BG			3691	0.06	2741	0.04	5495	0.09	4416	0.07
NMX-NBL			2,342,218	37.28	2,742,520	43.65	2,633,321	41.91	4,320,615	68.77
NMX-CP			102,734	1.64	257,396	4.10	407,778	6.49	1,318,779	20.99
NBL	30,431,072	100	25,789,099	84.75	24,098,604	79.19	23,609,032	77.58	21,192,944	69.64
NBL-BG			37,705	0.12	30,617	0.10	51,540	0.17	42,704	0.14
NBL-NMX			2,351,894	7.73	3,308,442	10.87	2,935,850	9.65	2,920,111	9.60
NBL-CP			2,252,374	7.40	2,993,409	9.84	3,834,650	12.60	6,275,313	20.62
СР	16,643,296	100	14,163,402	85.1	13,911,171	83.58	14,153,704	85.04	3,838,865	23.07
CP-BG			13,638	0.08	9119	0.05	22,016	0.13	17,659	0.10
CP-NMX			129,378	0.78	150,747	0.91	188,197	1.13	1,521,940	9.15
CP-NBL			2,336,878	14.04	2,572,259	15.46	2,279,379	13.70	11,264,832	67.68

BG indicates background areas lacking spectral information; BG-NMX indicates BG areas misclassified as NMX forests; BG-NBL indicates BG areas misclassified as NBL forests; BG-CP indicates BG areas misclassified as CP forests; NMX-BG indicates NMX forests misclassified as BG areas; NMX-NBL indicates NMX forests misclassified as NBL forests; NMX-CP indicates NMX forests misclassified as CP forests; NBL-BG indicates NBL forests misclassified as BG areas; NBL-NMX indicates NBL forests; NBL-BG indicates NBL forests; NBL-CP indicates NBL forests misclassified as CP forests; CP-BG indicates CP forests misclassified as BG areas; CP-NMX indicates CP forests misclassified as NMX forests; CP-NBL indicates CP forests misclassified as NBL forests.

Figure 4 shows that NMX, NBL, and CP forests correctly classified by the four models had very similar mean DN values for the three RGB bands. LSD analysis revealed that the mean DN of NBL was higher than that for CP (Figures 4 and 5) and that the DNs for correctly classified and misclassified forest types were very similar. The

distributions of the correctly classified and misclassified forest types overlapped greatly in terms of the DNs, as shown in the plot figures (Figure 4).



Figure 4. Mean digital numbers (DNs) of forest types correctly classified and misclassified by different models.



Figure 5. Least significant difference (LSD) analysis of the digital numbers (DNs) of the various bands for different forest types and different models.

The differences between the DNs of forest types correctly classified and misclassified by the four models were analysed using the LSD test. In terms of the DNs of correctly classified forest types, NMX(c) and NBL(a) differed significantly. In terms of the DNs of misclassified forest types, taking the red band of the MSG-GCN model as an example (Figure 5), a significant difference between NBL(a) and NBL-NMX(bc) was shown, while there was no significant difference between NBL-NMX(bc) and NMX(c). There was no significant difference between CP-NBL(bc), but there was a difference between CP-NBL(bc) and NBL(a). There was no significant difference between NMX-NBL(c) and NBL(a).

In terms of the prediction maps (Figure 6) for the test data set, severe salt-andpepper noise was apparent in the RF map, but this was less severe in the U-Net and U-Net++ maps. However, there were patches where NBL and NMX areas were misclassified as CP or confused with each other. Moreover, the forest type edges were unclear, especially for NMX in U-Net and U-Net++, whereas the MSG-GCN map showed fewer misclassified patches and the edge areas between different forest types were sharper (Figure 6).



Figure 6. Ground truths of the three forest types.

Example of the limitations of spectral classification (i.e., RF) and the U-Net, U-Net++, and MSG-GCN spectral-spatial classification methods. (a) a patch tile contains NMX, NBL and CP forests, (b)

a patch tile contains NBL and CP forests, (c) a patch tile contains NMX and NBL forests, (d) a patch tile contains NMX and NBL forests.

3.3. Mapping and Spatial Distributions of Forest Types by the Different Models For MSG-GCN, misclassified (Figures 7 and 8) areas were mostly distributed in boundary areas. For U-Net and U-Net++, the misclassified areas were not confined to the boundaries; instead, they were randomly distributed in internal regions. Buffer zone analysis (Figures 8 and 9) showed that MSG-GCN errors were mostly in the external 30m boundary buffer areas. The error rate decreased rapidly from the internal 40-m buffer zones and plateaued at 3.26% for the 50-m buffer zones. For U-Net and U-Net++, the errors were concentrated in the external 30-m boundary buffer zones; the internal buffer zones had lower error rates. However, because of the randomly misclassified fragments, the internal error rates were larger than for MSG-GCN.



Figure 7. Visualisation of the entire study area.



Figure 8. Variation in the misclassification rates of different models over buffer scales of 10–170 m.

The misclassification rates of the three district images showed that year and season did not greatly influence classification accuracy (Figure 9). The Katsuura Tateyama and Minami Boso areas showed slightly higher error rates than the Katsuura Otaki area with U-Net, U-Net++, and RF models; for the MSG-GCN model, the error rate for Katsuura Tateyama was higher than those for Katsuura Otaki and Minami Boso. The RF, U-Net, and U-Net++ made more errors than MSG-GCN (Figures 9 and 10).



Figure 9. Misclassification rates for the different districts of all models.



Figure 10. The forest types misclassified by the various models.

## 4. Discussion

### 4.1. Classification Accuracy

The results (Tables 1 and 2) showed that MSG-GCN outperformed the other models. MSG-GCN better extracted the features of minority classes. The IoU accuracy for NMX was 0.4374, which was higher than those of U-Net++ (0.3367) and U-Net (0.3440), and shows the utility of augmentation techniques, including the cropping, rotating, and flipping (of input images), as well as the Dice loss function [103]. The results are in line with previous studies; the classification accuracy for NMX was lower than those for CP or NBL [10]. Cheng et al. [32] provided a relatively reliable planted forest (OA = 84.93 %, F1 = 0.85) classification at a national scale using multisource remote sensing data, while the poor data quality and complex terrain and vegetation conditions brought

errors in planted and natural forest classification. In CP areas, seedlings are usually planted in lines, such that high classification accuracy is possible. However, if the lines are not evident because some trees have died or been harvested or broadleaved trees have naturally regenerated, there is a tendency toward error [2]. The borders of NMX areas are not sharp and the manual and automatic classification results varied. Although visual classification can be considered accurate, errors may exist due to inaccurate manual delineation and objective variance [3]. NMX areas with heterogeneous and irregular boundaries, diverse species, and multicanopy layers were the most difficult to map. The edges were not smooth and the canopy textural features were heterogeneous. This severely imbalanced the forest types in terms of the relative proportions of the NMX, NBL, and CP areas, which complicated classification because the dataset was biased toward the majority class; this was associated with errors among the minority classes [104]. For the SOTA experiments, FCN [89] can effectively capture the local feature information of the target, while it cannot obtain the global information due to the small receptive field. A shallow GCN [78] with a single structure cannot effectively spread label information in a large area. During the transmission of node information, it is easy to cause the node feature vector to be oversmoothed and result in similar characteristics of each node, which is not conducive to the final segmentation performance. ViT [90] regards each patch as a task by extracting and refining relational information through a multihead self-attention mechanism, while the model requires for heavy computation capacity and high-quality training data. In addition, the oversmoothing problem limited the number of stacking layers and prevented the model from encoding the position information, which ultimately degraded the segmentation performance. The computation complexity performance of MSG-GCN is not the best among the SOTA experiments, our main aim is to improve classification accuracy while ensuring moderate FLOPs. In the future, we will try to build concise efficient graph semantic models to improve the accuracy of forest type classification. 4.2. Area and Digital Number for Each Forest Type Predicted by the Different Models

In terms of forest type misclassification, our model (Table 2) made fewer errors than the U-Net, U-Net++, and RF models. A drawback of U-Net and U-Net++ is the use of identical kernel weights, which can cause loss of semantic information during information transfer between layers [105]. Unlike previous studies that used fixed graphs, we imported a multiscale graph, which can perform flexible convolution on any irregular image area and describe the target object in the image at different scales, increase the receptive field, and improve the feature representation ability. The MSG-GCN can exploit multiscale information, remove noise, and preserve edges [85]. We found that MSG-GCN segmented clear edges. The GCN uses edge information to aggregate node information and then generate a new node representation that automatically learns both node features and associations between nodes [106]. This allows the model to learn the characteristic information of boundary pixels better, establishes spatial correlations, effectively resolves differences within or between classes, and improves the classification accuracy of objects in aerial forest images. Although the segment edges of MSG-GCN were clearer than those of U-Net and U-Net++, some misclassification (Figure 8) still occurred in edge areas, in line with previous research [107, 108]. In an NMX area, broadleaved species covered 25-75% of the land occupied by coniferous canopies [66]. Some tree species are found in more than one forest type. In UTCBF areas, the main tree species are evergreen Quercus spp., but C. siedoldii, which is found in NBL areas, can also be seen in the NMX forest type; this may explain the misclassification of NBL as NMX. Spectral similarities, crown overlap, and similar noise among different forest types compromise classification accuracy [109], leading to misclassification. The models find it difficult to delineate forest types based on the surface, colour, and patterns. Thus, we analysed the spectral values of correctly classified and misclassified areas to understand why misclassification occurred. The DNs (Figure 4) of different forest types varied, but the DNs of misclassified forest types were similar to those of correctly classified areas [107]. The DN of NBL was relatively high compared with that of CP, in line with previous results [28,110]; the forward-scattering direction of a coniferous forest shows lower reflectance than that of a deciduous forest because of the distinct optimal angles and leaf directions. An example LSD analysis of the digital red band of MSG-GCN showed that, within the NMX group, there was no significant difference between NMX(c) and NMX-NBL(c). Although a significant group difference between NMX-NBL(c) and NBL(a) was apparent, misclassification remained an issue. There was no significant difference between CP(ab) and CP-NBL(bc) within the CP group, but MSG-GCN showed a significant difference between CP-NBL(bc) and NBL(a). However, some CP-NBL misclassification still occurred, perhaps because the spectral information was not adequate to allow the model to classify the forest types. Other factors may also trigger misclassification. There were only three information bands and the spectral reflectance varied among the bands for different forest types. Withinspecies variation in reflectance may be caused by site conditions, species composition, the vertical structure, and shadowing effects [10, 111].

4.3. Mapping and Spatial Distributions of Forest Types for the Different Models As shown in the visualisation map (Figure 7), RF showed severe salt-and-pepper noise. Object-based classification by U-Net and U-Net++ reduced this noise, but many patches remained where NBF was misclassified as CP and the edges were not sharp and clear (unlike MSG-GCN) (Figures 7 and 10).With MSG-GCN, misclassified forests clustered mainly along the transition zones of the forest boundary areas (Figure 8), similar to previous findings [30,73], perhaps because of homogeneity in the spectral responses and shade due to the highly enclosed overlapping crowns [2], as well as the greater sensitivity of edges compared with internal areas. This is a longstanding problem in semantic segmentation. Unlike the regular morphology of well-defined urban land, the morphology and texture of forest canopies are heterogeneous and complex and vary according to species composition [66]. Thus, ground truths may not be recorded accurately given the inevitable subjective boundary errors and variation in remote sensing images caused by weather or the sensor type used. Weight or edge masks could be assigned to boundary area pixels [112] to effectively mine edge and neighbourhood information. Apart from edge misclassification, U-Net and U-Net++ misclassified internal forest areas (i.e., NBF as CP; Figure 8), perhaps because of the similar spectral values and crown sizes of certain species. However, MSG-GCN rarely made such misclassifications. Node transfer and aggregation yielded multiscale graphical information that highlighted both intra- and interclass differences, thereby improving the recognition of different categories [106].

# 5. Conclusions

In this paper, we developed a novel MSG-GCN model that uses a combination of multiscale convolutional kernels, a MSGCN module, LA, and output features from different decoding blocks to extract both high- and low-level features. To our knowledge, this is the first application of multiscale graph convolutions to forest type classification with aerial photos. Our results show that MSG-GCN is useful for the segmentation task. The main contributions of this study are as follows: First, multiscale convolutional kernels were used to learn features from different receptive field scales for forest type classification using aerial photos. Unlike the traditional fixed square area convolution, this method successfully learned the correlations between adjacent pixels in an irregular area with a multiscale graph convolutional kernel filter. Second, LA was used to refine the features and to highlight the representation ability of salient features. In the stage of high-level feature representation, excessive interference from low-level features with the representation of high-level features (and vice versa) is avoided. Finally, the MSGCN module should resolve the incompatibility between convolution and graph convolution in the data structure, which has an excessive influence on encoding and decoding features. Moreover, CNN (encoding and decoding modules) and GCN (multiscale graph convolution) are used to perform feature learning on small-scale regular areas and large-scale irregular areas, respectively, which aids decision making regarding boundary pixels.

We also found that NMXs and CPs were more susceptible to misclassification than NBLs. Classification of forest types using only the similar and overlapping spectral DNs is not sufficient. The visualisation map of the entire area revealed that edge pixels were more likely to be misclassified as neighbourhood pixels by all networks and that the CNN approaches were associated with random misclassification patches in internal zones. NMF was more challenging to classify than other forest types, given the imbalances in datasets, the heterogeneous canopy texture, and the fact that edge regions are evident only in very high-resolution aerial RGB images. In future research, we will aim to combine a multisensor remote sensing dataset and a multimodal machine learning model [113-116] to enhance the multidisciplinary nature of remote sensing images and deep-learning technology, to overcome the remaining problems with the MSG-GCNs method (such as how to make full use of multimodal [117] data to aid segmentation of edge pixels). Simultaneously, multisensor data will be applied to build concise efficient graph semantic models to improve the accuracy of forest type classification.

# References

- Thompson, I.D.; Baker, J.A.; Ter-Mikaelian, M. A review of the long-term effects of post-harvest silviculture on vertebrate wildlife, and predictive models, with an emphasis on boreal forests in Ontario, Canada. For. Ecol. Manage. 2003, 177, 441-469, doi:10.1016/S0378-1127(02)00453-X.
- Wagner, F.H.; Sanchez, A.; Tarabalka, Y.; Lotte, R.G.; Ferreira, M.P.; Aidar, M.P.M.; Gloor, E.; Phillips, O.L.; Aragão, L.E.O.C. Using the U-net convolutional network to map forest types and disturbance in the Atlantic rainforest with very high resolution images. Remote Sens. Ecol. Conserv. 2019, 5, 360-375, doi:10.1002/rse2.111.
- Kislov, D.E.; Korznikov, K.A.; Altman, J.; Vozmishcheva, A.S.; Krestov, P. V. Extending deep learning approaches for forest disturbance segmentation on very high-resolution satellite images. Remote Sens. Ecol. Conserv. 2021, 7, 355-368, doi:10.1002/rse2.194.
- Muhammad, K.; Ahmad, J.; Baik, S.W. Early fire detection using convolutional neural networks during surveillance for effective disaster management. Neurocomputing 2018, 288, 30-42, doi:10.1016/j.neucom.2017.04.083.
- Zhao, F.; Sun, R.; Zhong, L.; Meng, R.; Huang, C.; Zeng, X.; Wang, M.; Li, Y.; Wang, Z. Monthly mapping of forest harvesting using dense time series Sentinel-1 SAR imagery and deep learning. Remote Sens. Environ. 2022, 269, 112822, doi:10.1016/j.rse.2021.112822.
- Pandit, S.; Tsuyuki, S.; Dube, T. Landscape-scale aboveground biomass estimation in buffer zone community forests of Central Nepal: Coupling in situ measurements with Landsat 8 Satellite Data. Remote Sens. 2018, 10, doi:10.3390/rs10111848.
- 7. Jayathunga, S.; Owari, T.; Tsuyuki, S. The use of fixed-wing UAV photogrammetry with LiDAR DTM to estimate merchantable volume and carbon stock in living biomass over a mixed conifer-broadleaf forest. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 2018,

73, 767-777, doi:10.1016/j.jag.2018.08.017.

- Reichstein, M.; Camps-Valls, G.; Stevens, B.; Jung, M.; Denzler, J.; Carvalhais, N.; Prabhat Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science. Nature 2019, 566, 195-204, doi:10.1038/s41586-019-0912-1.
- Yang, R.; Wang, L.; Tian, Q.; Xu, N.; Yang, Y. Estimation of the conifer-broadleaf ratio in mixed forests based on time-series data. Remote Sens. 2021, 13, 1-25, doi:10.3390/rs13214426.
- Ohsawa, T.; Saito, Y.; Sawada, H.; Ide, Y. Impact of altitude and topography on the genetic diversity of Quercus serrata populations in the Chichibu Mountains, central Japan. Flora Morphol. Distrib. Funct. Ecol. Plants 2008, 203, 187–196, doi:10.1016/j.flora.2007.02.007.
- Pfeifer, M.; Lefebvre, V.; Peres, C.A.; Banks-Leite, C.; Wearn, O.R.; Marsh, C.J.; Butchart, S.H.M.; Arroyo-Rodríguez, V.; Barlow, J.; Cerezo, A.; et al. Creation of forest edges has a global impact on forest vertebrates. Nature 2017, 551, 187-191, doi:10.1038/nature24457.
- Bonan, G.B.; Pollard, D.; Thompson, S.L. Effects of boreal forest vegetation on global climate. Nature 1992, 359, 716-718, doi:10.1038/359716a0.
- Raft, A.; Oliier, H. Forest restoration, biodiversity and ecosystem functioning. BMC Ecol. 2011, 1-21, doi:https://doi.org/10.1186/1472-6785-11-29.
- 14. Rozendaal, D.M.A.; Requena Suarez, D.; De Sy, V.; Avitabile, V.; Carter, S.; Adou Yao, C.Y.; Alvarez-Davila, E.; Anderson-Teixeira, K.; Araujo-Murakami, A.; Arroyo, L.; et al. Aboveground forest biomass varies across continents, ecological zones and successional stages: Refined IPCC default values for tropical and subtropical forests. Environ. Res. Lett. 2022, 17, doi:10.1088/1748-9326/ac45b3.
- Thurner, M.; Beer, C.; Santoro, M.; Carvalhais, N.; Wutzler, T.; Schepaschenko,
   D.; Shvidenko, A.; Kompter, E.; Ahrens, B.; Levick, S.R.; et al. Carbon stock and density of northern boreal and temperate forests. Glob. Ecol. Biogeogr. 2014, 23, 297-310, doi:10.1111/geb.12125.
- Coppin, P.R.; Bauer, M.E. Digital Change Detection in Forest Ecosystems with Remote Sensing Imagery. Remote Sens. Rev. 1996, 13, 207-234, doi:10.1080/02757259609532305.
- 17. Cowardin, L.M.; Myers, V.I. Remote Sensing for Identification and Classification

of Wetland Vegetation. J. Wildl. Manage. 1974, 38, 308-314, doi:10.2307/3800738.

- Schiefer, F.; Kattenborn, T.; Frick, A.; Frey, J.; Schall, P.; Koch, B.; Schmidtlein, S. Mapping forest tree species in high resolution UAV-based RGBimagery by means of convolutional neural networks. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 2020, 170, 205-215, doi:10.1016/j.isprsjprs.2020.10.015.
- Kentsch, S.; Karatsiolis, S.; Kamilaris, A.; Tomhave, L.; Lopez Caceres, M.L. Identification of Tree Species in Japanese Forests based on Aerial Photography and Deep Learning. arXiv 2020, doi:10.1007/978-3-030-61969-5\_18.
- Komárek, J. The perspective of unmanned aerial systems in forest management: Do we really need such details? Appl. Veg. Sci. 2020, 23, 718-721, doi:10.1111/avsc.12503.
- Ray, R.G. Aerial Photographs in Geologic Interpretation and Mapping. U.S. Govt. Print. Off. Prof. Pap. 1960, 239, doi:10.3133/pp373.
- Ozaki, K.; Ohsawa, M. Successional change of forest pattern along topographical gradients in warm-temperate mixed forests in Mt Kiyosumi, central Japan. Ecol. Res. 1995, 10, 223–234, doi:10.1007/BF02347848.
- Chianucci, F.; Disperati, L.; Guzzi, D.; Bianchini, D.; Nardino, V.; Lastri, C.; Rindinella, A.; Corona, P. Estimation of canopy attributes in beech forests using true colour digital images from a small fixed-wing UAV. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 2016, 47, 60-68, doi:10.1016/j.jag.2015.12.005.
- Bagaram, M.B.; Giuliarelli, D.; Chirici, G.; Giannetti, F.; Barbati, A. UAV remote sensing for biodiversity monitoring: Are forest canopy gaps good covariates? Remote Sens. 2018, 10, 1-28, doi:10.3390/rs10091397.
- Sheykhmousa, M.; Mahdianpari, M.; Ghanbari, H.; Mohammadimanesh, F.; Ghamisi, P.; Homayouni, S. Support Vector Machine Versus Random Forest for Remote Sensing Image Classification: A Meta-Analysis and Systematic Review. IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens. 2020, 13, 6308-6325, doi:10.1109/JSTARS.2020.3026724.
- Heydari, S.S.; Mountrakis, G. Effect of classifier selection, reference sample size, reference class distribution and scene heterogeneity in per-pixel classification accuracy using 26 Landsat sites. Remote Sens. Environ. 2018, 204, 648-658, doi:10.1016/j.rse.2017.09.035.
- 27. Dostálová, A.; Wagner, W.; Milenković, M.; Hollaus, M. Annual seasonality in

Sentinel-1 signal for forest mapping and forest type classification. Int. J. Remote Sens. 2018, 39, 7738–7760, doi:10.1080/01431161.2018.1479788.

- Liu, Y.; Gong, W.; Hu, X.; Gong, J. Forest type identification with random forest using Sentinel-1A, Sentinel-2A, multi-temporal Landsat-8 and DEM data. Remote Sens. 2018, 10, 1-25, doi:10.3390/rs10060946.
- Griffiths, P.; Kuemmerle, T.; Baumann, M.; Radeloff, V.C.; Abrudan, I. V.; Lieskovsky, J.; Munteanu, C.; Ostapowicz, K.; Hostert, P. Forest disturbances, forest recovery, and changes in forest types across the carpathian ecoregion from 1985 to 2010 based on landsat image composites. Remote Sens. Environ. 2014, 151, 72-88, doi:10.1016/j.rse.2013.04.022.
- 30. Lapini, A.; Pettinato, S.; Santi, E.; Paloscia, S.; Fontanelli, G.; Garzelli, A. Comparison of machine learning methods applied to SAR images for forest classification in mediterranean areas. Remote Sens. 2020, 12, doi:10.3390/rs12030369.
- Pasquarella, V. J.; Holden, C. E.; Woodcock, C. E. Improved mapping of forest type using spectral-temporal Landsat features. Remote Sens. Environ. 2018, 210, 193-207, doi:10.1016/j.rse.2018.02.064.
- Cheng, K.; Su, Y.; Guan, H.; Tao, S.; Ren, Y.; Hu, T. Mapping China's planted forests using high resolution imagery and massive amounts of crowdsourced samples. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 2023, 196, 356-371, doi:10.1016/j.isprsjprs.2023.01.005.
- Kuppusamy, P.; Ieee, M. Retinal Blood Vessel Segmentation using Random Forest with Gabor and Canny Edge Features. 2022 Int. Conf. Smart Technol. Syst. Next Gener. Comput. 1-4, doi:10.1109/ICSTSN53084.2022.9761339.
- 34. Yoo, C.; Han, D.; Im, J.; Bechtel, B. Comparison between convolutional neural networks and random forest for local climate zone classification in mega urban areas using Landsat images. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 2019, 157, 155-170, doi:10.1016/j.isprsjprs.2019.09.009.
- Kattenborn, T.; Leitloff, J.; Schiefer, F.; Hinz, S. Review on Convolutional Neural Networks (CNN) in vegetation remote sensing. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 2021, 173, 24-49, doi:10.1016/j.isprs.jprs.2020.12.010.
- Zhou, Z.; Siddiquee, M.R.; Tajbakhsh, N.; Liang, J. UNet ++: Redesigning Skip Connections to Exploit Multiscale Features in Image Segmentation. 2020, 39, 1856-1867, doi:10.48550/arXiv.1912.05074.

- 37. Ferreira, M.P.; Almeida, D.R.A. de; Papa, D. de A.; Minervino, J.B.S.; Veras, H.F.P.; Formighieri, A.; Santos, C.A.N.; Ferreira, M.A.D.; Figueiredo, E.O.; Ferreira, E.J.L. Individual tree detection and species classification of Amazonian palms using UAV images and deep learning. For. Ecol. Manage. 2020, 475, 118397, doi:10.1016/j.foreco.2020.118397.
- Pyo, J.C.; Han, K.J.; Cho, Y.; Kim, D.; Jin, D. Generalization of U-Net Semantic Segmentation for Forest Change Detection in South Korea Using Airborne Imagery. Forests 2022, 13, 1–18, doi:10.3390/f13122170.
- 39. Fu, C.; Song, X.; Xie, Y.; Wang, C.; Luo, J.; Fang, Y.; Cao, B.; Qiu, Z. Research on the Spatiotemporal Evolution of Mangrove Forests in the Hainan Island from 1991 to 2021 Based on SVM and Res-UNet Algorithms. Remote Sens. 2022, 14, 5554, doi:10.3390/rs14215554.
- Li, L.; Mu, X.; Chianucci, F.; Qi, J.; Jiang, J.; Zhou, J.; Chen, L.; Huang, H.; Yan, G.; Liu, S. Ultrahigh-resolution boreal forest canopy mapping: Combining UAV imagery and photogrammetric point clouds in a deep-learning-based approach. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 2022, 107, 102686, doi:10.1016/j.jag.2022.102686.
- Ronneberger, O.; Fischer, P.; Brox, T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. Med. Image Comput. Comput. Interv. 2015 18th Int. Conf. Munich, Ger. Oct. 5-9, 2015, Proceedings, Part III 18 2015, 9351, 234-241, doi:10.1007/978-3-319-24574-4\_28.
- Liu, Y.; Zhong, Y.; Qin, Q. Scene classification based on multiscale convolutional neural network. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 2018, 56, 7109-7121, doi:10.1109/TGRS.2018.2848473.
- Zhou, W.; Jin, J.; Lei, J.; Yu, L. CIMFNet: Cross-Layer Interaction and Multiscale Fusion Network for Semantic Segmentation of High-Resolution Remote Sensing Images. IEEE J. Sel. Top. Signal Process. 2022, 16, 666-676, doi:10.1109/JSTSP.2022.3159032.
- Zhao, W.; Du, S. Learning multiscale and deep representations for classifying remotely sensed imagery. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 2016, 113, 155-165, doi:10.1016/j.isprsjprs.2016.01.004.
- Hu, F.; Xia, G.S.; Hu, J.; Zhang, L. Transferring deep convolutional neural networks for the scene classification of high-resolution remote sensing imagery. Remote Sens. 2015, 7, 14680-14707, doi:10.3390/rs71114680.
- 46. Liu, Q.; Hang, R.; Song, H.; Li, Z. Learning multiscale deep features for high-

resolution satellite image scene classification. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 2018, 56, 117–126, doi:10.1109/TGRS.2017.2743243.

- Wang, Q.; Member, S.; Liu, S.; Chanussot, J. Scene Classification With Recurrent Attention of VHR Remote Sensing Images. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 2019, 57, 1155–1167, doi:10.1109/TGRS.2018.2864987.
- Bi, Q.; Qin, K.; Li, Z.; Zhang, H.; Xu, K.; Xia, G.S. A Multiple-Instance Densely-Connected ConvNet for Aerial Scene Classification. IEEE Trans. Image Process. 2020, 29, 4911-4926, doi:10.1109/TIP.2020.2975718.
- Zhou, Z.; Rahman Siddiquee, M.M.; Tajbakhsh, N.; Liang, J. Unet++: A nested unet architecture for medical image segmentation. Deep Learn. Med. Image Anal. Multimodal Learn. Clin. Decis. Support 4th Int. Work. DLMIA 2018, 8th Int. Work. ML-CDS 2018, Held Conjunction with MICCAI 2018, Granada, Spain, Sept. 20, 2018, P 2018, 11045 LNCS, 3-11, doi:10.1007/978-3-030-00889-5\_1.
- 50. Deng, Y.; Hou, Y.; Yan, J.; Zeng, D. ELU-Net: An Efficient and Lightweight U-Net for Medical Image Segmentation. IEEE Access 2022, 10, 35932-35941, doi:10.1109/ACCESS.2022.3163711.
- Cao, W.; Zheng, J.; Xiang, D.; Ding, S.; Sun, H.; Yang, X.; Liu, Z.; Dai, Y. Edge and neighborhood guidance network for 2D medical image segmentation. Biomed. Signal Process. Control 2021, 69, 102856, doi:10.1016/j.bspc.2021.102856.
- 52. Yan, Y.; Ren, J.; Liu, Q.; Zhao, H.; Sun, H.; Zabalza, J. PCA-domain Fused Singular Spectral Analysis for fast and Noise-Robust Spectral-Spatial Feature Mining in Hyperspectral Classification. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 2021, doi:10.1109/LGRS.2021.3121565.
- Bazi, Y.; Bashmal, L.; Al Rahhal, M.M.; Dayil, R. Al; Ajlan, N. Al Vision transformers for remote sensing image classification. Remote Sens. 2021, 13, 1-20, doi:10.3390/rs13030516.
- Liang, J.; Deng, Y.; Zeng, D. A Deep Neural Network Combined CNN and GCN for Remote Sensing Scene Classification. IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens. 2020, 13, 4325-4338, doi:10.1109/JSTARS.2020.3011333.
- Xiong, Z.; Cai, J. Multi-scale Graph Convolutional Networks with Self-Attention. arXiv Prepr. arXiv2112.03262 2021, doi:10.48550/arXiv.2112.03262.
- 56. Khan, N.; Chaudhuri, U.; Banerjee, B.; Chaudhuri, S. Graph convolutional network for multi-label VHR remote sensing scene recognition. Neurocomputing 2019, 357,

36-46, doi:10.1016/j.neucom.2019.05.024.

- Yuan, J.; Qiu, Y.; Wang, L.; Liu, Y. Non-Intrusive Load Decomposition Based on Graph Convolutional Network. Proc. 2022 IEEE 5th Int. Electr. Energy Conf. CIEEC 2022 2022, 1941-1944, doi:10.1109/CIEEC54735.2022.9846663.
- Liu, Q.; Xiao, L.; Huang, N.; Tang, J.; Member, S. Composite Neighbor-Aware Convolutional Metric Networks for Hyperspectral Image Classification. IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst. 2022, 1–15, doi:10.1109/TNNLS.2022.3232532.
- Lu, Y.; Chen, Y.; Zhao, D.; Chen, J. Graph-FCN for Image Semantic Segmentation. Comput. Vis. Pattern Recognit. 2019, 11554, 97-105, doi:10.48550/arXiv.2001.00335.
- Liu, Q.; Xiao, L.; Yang, J.; Wei, Z. Multilevel Superpixel Structured Graph U-Nets for Hyperspectral Image Classification. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 2022, 60, doi:10.1109/TGRS.2021.3112586.
- Liu, Q.; Xiao, L.; Yang, J.; Wei, Z. CNN-Enhanced Graph Convolutional Network with Pixel- And Superpixel-Level Feature Fusion for Hyperspectral Image Classification. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 2021, 59, 8657-8671, doi:10.1109/TGRS.2020.3037361.
- Ding, Y.; Zhang, Z.; Zhao, X.; Hong, D.; Cai, W.; Yu, C.; Yang, N.; Cai, W. Multi-feature fusion: Graph neural network and CNN combining for hyperspectral image classification. Neurocomputing 2022, 501, 246-257, doi:10.1016/j.neucom.2022.06.031.
- 63. Wang, S.H.; Govindaraj, V.V.; Górriz, J.M.; Zhang, X.; Zhang, Y.D. Covid-19 classification by FGCNet with deep feature fusion from graph convolutional network and convolutional neural network. Inf. Fusion 2021, 67, 208-229, doi:10.1016/j.inffus.2020.10.004.
- Peng, F.; Lu, W.; Tan, W.; Qi, K.; Zhang, X.; Zhu, Q. Multi-Output Network Combining GNN and CNN for Remote Sensing Scene Classification. Remote Sens. 2022, 14, 1478, doi:10.3390/rs14061478.
- Knight, J. From timber to tourism: Recommoditizing the Japanese forest. Dev. Change 2000, 31, 341-359, doi:10.1111/1467-7660.00157.
- 66. Kosztra, B.; Büttner, G.; Hazeu, G.; Arnold, S. Updated CLC illustrated nomenclature guidelines. Eur. Environ. Agency Wien, Austria 2017, doi:https://land.copernicus.eu/user-corner/technical-library/corine-land-cover-

nomenclatureguidelines/docs/pdf/CLC2018\_Nomenclature\_illustrated\_guide\_20190510.pdf.

- 67. de la Cuesta, I.R.; Blanco, J.A.; Imbert, J.B.; Peralta, J.; Rodríguez-Pérez, J. Changes in Long-Term Light Properties of a Mixed Conifer-Broadleaf Forest in Southwestern Europe Ignacio. Forests 2021, 12, doi:10.3390/f12111485.
- Asner, G.P.; Martin, R.E. Spectral and chemical analysis of tropical forests: Scaling from leaf to canopy levels. Remote Sens. Environ. 2008, 112, 3958-3970, doi:10.1016/j.rse.2008.07.003.
- 69. Zhang, C.; Ma, L.; Chen, J.; Rao, Y.; Zhou, Y.; Chen, X. Assessing the impact of endmember variability on linear Spectral Mixture Analysis (LSMA): A theoretical and simulation analysis. Remote Sens. Environ. 2019, 235, 111471, doi:10.1016/j.rse.2019.111471.
- 70. Wang, Q.; Ding, X.; Tong, X.; Atkinson, P.M. Spatio-temporal spectral unmixing of time-series images. Remote Sens. Environ. 2021, 259, 112407, doi:10.1016/j.rse.2021.112407.
- Knyazikhin, Y.; Schull, M.A.; Stenberg, P.; Mõttus, M.; Rautiainen, M.; Yang, Y.; Marshak, A.; Carmona, P.L.; Kaufmann, R.K.; Lewis, P.; et al. Hyperspectral remote sensing of foliar nitrogen content. Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A. 2013, 110, 1-8, doi:10.1073/pnas.1210196109.
- 72. Oreti, L.; Giuliarelli, D.; Tomao, A.; Barbati, A. Object oriented classification for mapping mixed and pure forest stands using very-high resolution imagery. Remote Sens. 2021, 13, doi:10.3390/rs13132508.
- Kattenborn, T.; Eichel, J.; Wiser, S.; Burrows, L.; Fassnacht, F.E.; Schmidtlein, S. Convolutional Neural Networks accurately predict cover fractions of plant species and communities in Unmanned Aerial Vehicle imagery. Remote Sens. Ecol. Conserv. 2020, 6, 472-486, doi:10.1002/rse2.146.
- 74. Jayathunga, S.; Owari, T.; Tsuyuki, S. Analysis of forest structural complexity using airborne LiDAR data and aerial photography in a mixed conifer-broadleaf forest in northern Japan. J. For. Res. 2018, 29, 479-493, doi:10.1007/s11676-017-0441-4.
- 75. Zarco-Tejada, P. J.; Hornero, A.; Beck, P. S. A.; Kattenborn, T.; Kempeneers, P.; Hernández-Clemente, R. Chlorophyll content estimation in an open-canopy conifer forest with Sentinel-2A and hyperspectral imagery in the context of forest decline. Remote Sens. Environ. 2019, 223, 320-335, doi:10.1016/j.rse.2019.01.031.

- Peng, C.; Zhang, X.; Yu, G.; Luo, G.; Sun, J. Large kernel matters Improve semantic segmentation by global convolutional network. Proc. - 30th IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognition, CVPR 2017 2017, 2017-Janua, 1743-1751, doi:10.1109/CVPR.2017.189.
- 77. Hu, Jie and Shen, Li and Sun, G. Squeeze-and-Excitation Networks. Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. 2018, 7132-7141, doi:10.48550/arXiv.1709.01507.
- Ouyang, S.; Li, Y. Combining deep semantic segmentation network and graph convolutional neural network for semantic segmentation of remote sensing imagery. Remote Sens. 2021, 13, 1–22, doi:10.3390/rs13010119.
- 79. Li, L.; Tang, S.; Deng, L.; Zhang, Y.; Tian, Q. Image caption with global-local attention. 31st AAAI Conf. Artif. Intell. AAAI 2017 2017, 31, 4133-4139, doi:10.1609/aaai.v31i1.11236.
- Zhang, C.; Chen, X.; Ji, S. Semantic image segmentation for sea ice parameters recognition using deep convolutional neural networks. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 2022, 112, 102885, doi:10.1016/j.jag.2022.102885.
- 81. The University of Tokyo Forests, Graduate School of Agricultural and Life Sciences, T.U. of T. Education and Research Plan (2021-2030) of the University of Tokyo Forests: Part 2 Standing Technical Committee Plans. 東京大学大学院農学 生命科学研究科附属演習林 2022, 64, 33-49, doi:10.15083/0002002907.
- 82. Fadnavis, S. Image Interpolation Techniques in Digital Image Processing: An Overview. Int. J. Eng. Res. Appl. 2014, 4, 70–73, doi://www.researchgate.net/publication/301889708\_Image\_Interpolation\_Techniques \_in\_Digital\_Image\_Processing\_An\_Overview.
- OHSATO, Shoichi, NEGISI, K. II. University Forest in Chiba. Misc. Information, Univ. Tokyo For. 1994, 32, 9-35(in Japanese), doi:https://doi.org/10.15083/00026269.
- Gu, Z.; Cheng, J.; Fu, H.; Zhou, K.; Hao, H.; Zhao, Y.; Zhang, T.; Gao, S.; Liu, J. CE-Net: Context Encoder Network for 2D Medical Image Segmentation. IEEE Trans. Med. Imaging 2019, 38, 2281-2292, doi:10.1109/TMI.2019.2903562.
- Ma, Y.; Guo, Y.; Liu, H.; Lei, Y.; Wen, G. Global context reasoning for semantic segmentation of 3D point clouds. Proc. - 2020 IEEE Winter Conf. Appl. Comput. Vision, WACV 2020 2020, 2920-2929, doi:10.1109/WACV45572.2020.9093411.

- Li, X.; Sun, X.; Meng, Y.; Liang, J.; Wu, F.; Li, J. Dice Loss for Data-imbalanced NLP Tasks. 2020, 465-476, doi:10.18653/v1/2020.acl-main.45.
- Milletari, F.; Navab, N.; Ahmadi, S.A. V-Net: Fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation. Proc. - 2016 4th Int. Conf. 3D Vision, 3DV 2016 2016, 565-571, doi:10.1109/3DV.2016.79.
- Chen, H.; Liu, X.; Jia, Z.; Liu, Z.; Shi, K.; Cai, K. A combination strategy of random forest and back propagation network for variable selection in spectral calibration. Chemom. Intell. Lab. Syst. 2018, 182, 101–108, doi:10.1016/j.chemolab.2018.09.002.
- Shao, Z.; Zhou, W.; Deng, X.; Zhang, M.; Cheng, Q. Multilabel Remote Sensing Image Retrieval Based on Fully Convolutional Network. IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens. 2020, 13, 318-328, doi:10.1109/JSTARS.2019.2961634.
- Deng, P.; Xu, K.; Huang, H. When CNNs Meet Vision Transformer: A Joint Framework for Remote Sensing Scene Classification. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 2022, 19, doi:10.1109/LGRS.2021.3109061.
- Sangeetha, V.; Prasad, K.J.R. Deep Residual Learning for Image Recognition Kaiming. Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. 2006, 45, 1951-1954, doi:10.1002/chin.200650130.
- Loshchilov, I.; Hutter, F. Decoupled weight decay regularization. 7th Int. Conf. Learn. Represent. ICLR 2019 2019, doi:arXiv:1711.05101.
- 93. Culjak, I.; Abram, D.; Pribanic, T.; Dzapo, H.; Cifrek, M. A brief introduction to OpenCV. 2012 Proc. 35th Int. Conv. MIPRO 2012, 1725-1730, doi:https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=6240859.
- Barupal, D.K.; Fiehn, O. Scikit-learn: Machine Learning in Python. Environ. Health Perspect. 2019, 127, 2825-2830, doi:10.1289/EHP4713.
- 95. Acharjya, P.P.; Das, R.; Ghoshal, D. Study and Comparison of Different Edge Detectors for Image Segmentation. Glob. J. Comput. Sci. Technol. Graph. Vis. 2012, 12, 29–32, doi://globaljournals.org/GJCST\_Volume12/5-Study-and-Comparison-of-Different-Edge.pdf.
- Basu, M.; Member, S. Gaussian-Based Edge-Detection Methods A Survey. 2002, 32, 252-260, doi:10.1109/TSMCC.2002.804448.
- 97. Adrian, J.; Sagan, V.; Maimaitijiang, M. Sentinel SAR-optical fusion for crop type mapping using deep learning and Google Earth Engine. ISPRS J. Photogramm.

Remote Sens. 2021, 175, 215-235, doi:10.1016/j.isprsjprs.2021.02.018.

- 98. Carbonneau, P.E.; Dugdale, S.J.; Breckon, T.P.; Dietrich, J.T.; Fonstad, M.A.; Miyamoto, H.; Woodget, A.S. Adopting deep learning methods for airborne RGB fluvial scene classification. Remote Sens. Environ. 2020, 251, 112107, doi:10.1016/j.rse.2020.112107.
- 99. Molchanov, P.; Tyree, S.; Karras, T.; Aila, T.; Kautz, J. Pruning convolutional neural networks for resource efficient inference. 5th Int. Conf. Learn. Represent. ICLR 2017 - Conf. Track Proc. 2017, 1-17, doi:arXiv:1611.06440.
- 100. Markoulidakis, I.; Rallis, I.; Georgoulas, I.; Kopsiaftis, G.; Doulamis, A.; Doulamis, N. Multiclass Confusion Matrix Reduction Method and Its Application on Net Promoter Score Classification Problem. Technologies 2021, 9, 81, doi:10.3390/technologies9040081.
- 101. Aamir, M.; Li, Z.; Bazai, S.; Wagan, R.A.; Bhatti, U.A.; Nizamani, M.M.; Akram, S. Spatiotemporal Change of Air-Quality Patterns in Hubei Province-A Pre- to Post-COVID-19 Analysis Using Path Analysis and Regression. Atmosphere (Basel). 2021, 12, 1-15, doi:10.3390/atmos12101338.
- 102. Wilebore, B.; Coomes, D. Combining spatial data with survey data improves predictions of boundaries between settlements. Appl. Geogr. 2016, 77, 1-7, doi:10.1016/j.apgeog.2016.09.007.
- 103. Perez, L.; Wang, J. The effectiveness of data augmentation in image classification using deep learning. arXiv Prepr. arXiv1712.04621 2017, doi:10.48550/arXiv.1712.04621.
- 104. Karatas, G.; Demir, O.; Sahingoz, O.K. Increasing the Performance of Machine Learning-Based IDSs on an Imbalanced and Up-to-Date Dataset. IEEE Access 2020, 8, 32150-32162, doi:10.1109/ACCESS.2020.2973219.
- 105. Huang, H.; Lin, L.; Tong, R.; Hu, H.; Zhang, Q.; Iwamoto, Y.; Han, X.; Chen, Y.W.; Wu, J. UNet 3+: A Full-Scale Connected UNet for Medical Image Segmentation. ICASSP, IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process. - Proc. 2020, 2020-May, 1055-1059, doi:10.1109/ICASSP40776.2020.9053405.
- 106. Zhang, M.; Zhang, H.; Li, J.; Wang, L.; Fang, Y.; Sun, J. Supervised graph regularization based cross media retrieval with intra and inter-class correlation. J. Vis. Commun. Image Represent. 2019, 58, 1-11, doi:10.1016/j.jvcir.2018.11.025.
- 107. Kosaka, N.; Akiyama, T.; Tsai, B.; Kojima, T. Forest type classification using

data fusion of multispectral and panchromatic high-resolution satellite imageries. Int. Geosci. Remote Sens. Symp. 2005, 4, 2980-2983, doi:10.1109/IGARSS.2005.1525695.

- 108. Johnson, B.; Tateishi, R.; Xie, Z. Using geographically weighted variables for image classification. Remote Sens. Lett. 2011, 3, 491-499, doi:10.1080/01431161.2011.629637.
- 109. Mellor, A.; Boukir, S.; Haywood, A.; Jones, S. Exploring issues of training data imbalance and mislabelling on random forest performance for large area land cover classification using the ensemble margin. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 2015, 105, 155–168, doi:10.1016/j.isprsjprs.2015.03.014.
- Schlerf, M.; Atzberger, C. Vegetation structure retrieval in beech and spruce forests using spectrodirectional satellite data. IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens. 2012, 5, 8-17, doi:10.1109/JSTARS.2012.2184268.
- 111. Grabska, E.; Hostert, P.; Pflugmacher, D.; Ostapowicz, K. Forest Stand Species Mapping Using the Sentinel-2 Time Series. Remote Sens. 2019, 11, 1-24, doi:10.3390/rs11101197.
- 112. McIlrath, L.D. A CCD/CMOS Focal-Plane Array Edge Detection Processor Implementing the Multi-Scale Veto Algorithm. IEEE J. Solid-State Circuits 1996, 31, 1239-1247, doi:10.1109/4.535407.
- 113. Wu, J.; Zhou, W.; Luo, T.; Yu, L.; Lei, J. Multiscale multilevel context and multimodal fusion for RGB-D salient object detection. Signal Processing 2021, 178, 63-65, doi:10.1016/j.sigpro.2020.107766.
- 114. Li, J.; Hong, D.; Gao, L.; Yao, J.; Zheng, K.; Zhang, B.; Chanussot, J. Deep Learning in Multimodal Remote Sensing Data Fusion: A Comprehensive Review. 2022, doi:https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102926.
- 115. Jin, H.; Mountrakis, G. Fusion of optical, radar and waveform LiDAR observations for land cover classification. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 2022, 187, 171-190, doi:10.1016/j.isprsjprs.2022.03.010.
- 116. Hong, D.; Hu, J.; Yao, J.; Chanussot, J.; Zhu, X.X. Multimodal remote sensing benchmark datasets for land cover classification with a shared and specific feature learning model. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 2021, 178, 68-80, doi:10.1016/j.isprsjprs.2021.05.011.
- 117. Hong, D.; Yokoya, N.; Ge, N.; Chanussot, J.; Zhu, X. Learnable manifold alignment

(LeMA): A semi-supervised cross-modality learning framework for land cover and land use classification. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 2019, 147, 193–205, doi:10.1016/j.isprsjprs.2018.10.006.

Optimality Comparison of Chemical Kinetic Mechanism for Large Eddy Simulation of Turbulent Non premixed Hydrogen Combustion

Rahmat Waluyo

東京大学生産技術研究所

# 1. Introduction

Hydrogen has appeared as a promising substitute for combustion fuel to facilitate energy transition towards carbon neutrality. However, fuel incompatibility between hydrogen and existing hydrocarbon engines leads to emission and safety issues, resulting in the need to develop a dedicated combustion chamber for hydrogen fuel.

Among existing methods of combustion chamber development, a numerical approach using large eddy simulation (LES) has been established as a design tool for combustion chambers [1]. LES coupled with detailed chemical kinetic mechanism can be used to predict a thermochemical state inside a combustion chamber. Nevertheless, accurate and computationally affordable prediction of temperature and chemical species mass fraction remains difficult to achieve. Therefore, the presented research addresses this issue by presenting optimal comparison between partial and detailed chemical mechanisms in terms of LES predictions and computational cost.

## 2. Methods

Turbulent non-premixed flame (TNF) case H3 developed by the German Aerospace Center (DLR) was used to validate and assess the prediction accuracy of LES. The specific combustion case H3 was chosen due to strong interaction between turbulence and chemical reactions. Details of parameter regarding case H3 is summarized in Table 1. Table 1:Specifications of case H3

Parameter	Value/Description
Fuel composition	50% H2: 50% N2 (%v)
Fuel inlet velocity	34.8 m/s
Reynolds number	10,000

Reacting flow solver *reactingFoam* embedded in open-source software, OpenFOAM, was used to solve the governing equations. The chemistry toolkit Cantera was used to modify and load detailed mechanisms. LES computational domain is presented in Figure 1.


Figure 1: Schematic of computational domain for LES TNF and snapshot of generated mesh.

## 3. Results and discussion

Grid independence of LES was demonstrated by successive refinement of mesh. Three meshes with increasing cells number (601,600, 1,203,200, and 2,406,400) were employed in LES with a partial Mevel mechanism [2] whose prediction of temperature and reactant species mass fraction are plotted along with the experimental measurement using Raman spectroscopy [3] and Raman-combined with laser-induced fluorescence [4].



Figure 2: Radial plot of mean simulated and measured temperature and reactant mass fraction using successively refined mesh.



Figure 3: Radial plot of mean simulated and measured product and minor species (OH and NO) mass fraction using successively refined mesh.

Grid independence test shows temperature predicted by LES converges to experimentally measured value with increasing mesh number. The use of intermediate mesh achieves similar prediction accuracy to the more refined mesh, exhibiting grid independence property, and was employed in subsequent LES.

However, increasing mesh cells fail to capture pollutant NO profile. A more elaborate nitrogen chemistry in detailed mechanism is expected to improve NO prediction, albeit with significantly higher computational cost which is subject for future investigation.

#### 4. Summary

LES of TNF based on combustion case DLR-H3 was conducted using a partial chemical mechanism abstracted from detailed mechanism. Grid independence was confirmed at intermediate mesh size around 1.2 milion cells. Further LES using detailed chemical mechanisms is halted due to exponential increases in computational cost.

#### References

- 1. Gicquel,L.; Staffelbach, G.; Poinsot, T. : Large Eddy Simulations of gaseous flames in gas turbine combustion chambers. *Prog. Energy Combust. Sci.* 38(6), 782-817(2012)
- Mevel, R.; Javoy, S.; Lafosse, F.; Chaumeix, N.; Dupre, G.; Paillard, C.-E: Hydrogennitrous oxide delay times: Shock tube experimental study and kinetic modelling. *Proc. Combust Inst.*, 32(1) (2009)
- Cheng, T.; Fruechtei. G.; Neuber, A.; Lipp, F.; Hassel, E.; Janicka, J.; Experimental data base for numerical simulations of turbulent diffusion flames. *Engineering Research*, 6, 165-171 (1995)
- Neuber, A.; Krieger, G.; Tacke, M.; Hassel, E.; Janicka, J.: Finite Rate Chemistry and NO Molefraction in Non-Premixed Turbulent Flames 27<sup>th</sup> Symp. (Inter.) Combust. 1139-1148(1998)

# Investigating Tropical Cloud Organization and Its Interaction with Large-Scale Circulation Using Global Storm-Resolving Model

# CHING-SHU HUNG

Department of Earth and Planetary Science, Graduate School of Science, The University of Tokyo

#### 1. Introduction

The ubiquitous clouds developing in the tropics not only influence local weather but also play an important role in regulating the Earth's climate. With the advance of wide-range satellite observation, it is well-known that tropical clouds tend to organize into large clusters maintaining many individual cloud cells. These organized cloud systems span a broad range of spatial and temporal scales and contribute significantly to tropical rainfall, weather disasters, hydrological cycle, and energy balance. Therefore, understanding the physics of tropical cloud organization and its interaction with large-scale circulation is essential to understanding the tropical weather and global climate.

The interaction between tropical clouds and large-scale circulation is a longlasting question in atmospheric science due to its complicated multiscale nature. It involves processes and phenomenon ranging from kilometer-scale, hundred-kilometer mesoscale, up to planetary-scale of thousands of kilometers. The surging advance of supercomputing provides a great opportunity to explore the multiscale interactions between clouds and large-scale circulation. For example, global simulations at kilometer-scale explicitly simulating how small and intermediate scales of motions couple to large-scale circulation systems (Tomita et al., 2005; Miura et al., 2007; Satoh et al., 2008; Skamarock et al., 2012, 2014; Zängl et al., 2014; Stevens et al., 2019). In this research, idealized aquaplanet experiments by a global storm-resolving model, named "Model for Prediction Across Scales-Atmosphere (MPAS-A)", were performed to investigate the cloud organization mechanisms and their relationship with largescale circulation.

#### 2. Model and Experimental Designs

MPAS-A is a global, nonhydrostatic atmosphere model that was designed to seamlessly resolve weather and climate phenomena of different spatiotemporal scales (Skamarock et al., 2012, 2014). The defining feature of MPAS-A is the use of unstructured Voronoi (hexagonal) tessellations for horizontal meshes, which allows for either a global mesh with quasi-uniform cells or for a variable mesh with smaller cells (i.e., higher horizontal resolution) in regions of interest transitioning to larger cells elsewhere on the globe. This unique feature makes MPAS-A suitable both for real-time numerical weather prediction and for fundamental studies of weather-to-climate phenomena (Rios-Berrios et al. 2020, 2022).

An idealized aquaplanet framework was utilized as a simplified representation of the Earth without considering the complexed influences of land, topography, sea-ice, and seasons (Neale and Hoskins, 2001; Blackburn and Hoskins, 2013). The entire globe was configured as a water-covered surface with a time-invariant sea-surface temperature (SST). The latitudinally-varying SST profile of the control aquaplanet experiment was given as follows (Neale and Hoskins, 2001):

CTRL: 
$$SST(\emptyset) = \begin{cases} 27 \times \left[ 1 - \frac{1}{2} \left( sin^4 \left( \frac{3}{2} \emptyset \right) + sin^2 \left( \frac{3}{2} \emptyset \right) \right) \right]^o C, & |\emptyset| \le \frac{\pi}{3} \\ 0^o C, & \text{otherwise} \end{cases}$$
 Equation (1)

To remove seasonal variation driven by the Sun, a perpetual equinox insolation, symmetric about the equator, was specified by fixing the declination angle at  $0^{\circ}$  and fixing the solar constant at 1,365 W m<sup>-2</sup>. A global quasi-uniform mesh configuration with 60-km horizontal-resolution was utilized in current research to reduce computation cost. A set of sensitivity experiments using different surface boundary conditions (i.e., globally-uniform or latitudinally-varying SST), external forcing (i.e., globally-uniform or latitudinally-varying solar insolation), and the Earth rotation rate (without or with the Earth rotation rate), was further performed to disentangle the convective aggregation processes in the full aquaplanet simulation in MPAS-A. Each simulation was integrated to its quasi-equilibrium state, and the last 20-days were analyzed.

#### 3. Results and Discussion

The full aquaplanet simulation (i.e., the control experiment) at 60-km horizontalresolution by MPAS-A realistically simulated the large-scale circulation and the cloud structures as observed in the Earth (Rios-Berrios et al., 2020). Figure 1 showed the zonal-mean latitude-height structure of large-scale circulation and clouds (left) and the horizonal distribution of clouds (right). In the tropics, an upward-motion branch developed and extended deeply up to 15 km, with deep convection growing upon the warm ocean surface. Convective bands formed at the equatorial convergence line forced by the imposed SST contrast, with regional organization patterns at mesoscales to synoptic scales. In the sub-tropics, a downward-motion branch developed and suppressed convective activities near 20°. In the mid-latitude, a second circulation cell with weaker strength and lower vertical extension compared to the first circulation cell in the tropics developed, and clouds grew upon the cold ocean surface and organized in elongated frontal structures.



Figure 1. Large-scale circulation and cloud structure in the full aquaplanet Left figure shows the zonal-mean latitude-height structure of cloud water contents (shading; mg kg<sup>-1</sup>) and stream functions (contour; solid lines for clockwise circulation and dashed lines for counterclockwise circulation) averaged over the last 20-days. Right figure shows the horizonal snapshot of outgoing longwave radiation (OLR; W m<sup>-2</sup>) at Day 100.

To disentangle the convective aggregation processes in the full aquaplanet simulation in MPAS-A, a set of sensitivity experiments using different surface boundary conditions (i.e., globally-uniform or latitudinally-varying SST), external forcing (i.e., globally-uniform or latitudinally-varying solar insolation), and the Earth rotation rate (without or with the Earth rotation rate), was further performed. Figure 2 showed the horizonal distributions of clouds at the quasi-equilibrium state of each experiment. The results of the sensitivity experiments suggested that the organization structure and distribution of clouds in the full aquaplanet were governed by the internal selfaggregation processes, forced aggregation processes, and large-scale dynamics associated with the Earth rotation.

In the uniform-SST experiment, individual clouds spontaneously aggregated into hundred-kilometer mesoscale cloud clusters in the moist regions and were advected by mean flows over the globe. Clouds were organized through the internal interaction between convection, moisture, radiation, and atmospheric circulation, consistent with the mechanisms in high-resolution regional storm-resolving models under radiativeconvective equilibrium, which describes the statistical equilibrium state that the atmosphere would reach in the absence of lateral energy transport (Wing et al., 2017). On the other hand, in the latitudinally-varying-SST experiment, convective bands formed at the equatorial convergence line forced by the imposed SST contrast, with quasistationary aggregation patterns gradually developing in the equatorial convective bands (Müller and Hohenegger, et al. 2019). The quasi-stationary aggregation patterns weakened as mean flows developed. In its quasi-equilibrium state, convective aggregation oscillated between bands and zonally aggregated patterns.

The comparison between the simulations with and without the Earth rotation showed that the global distribution and organization structure of clouds in the full aquaplanet simulation were largely modulated by the large-scale dynamics associated with the Earth rotation through its interplay with large-scale circulation. In the tropics, clouds clustered in bands and zonally aggregated patterns through the internal selfaggregation and forced aggregation processes, with tropical cyclones developing from the equatorial convective bands through rotation dynamics. In the mid-latitude, elongated frontal systems developed through mid-latitude wave dynamics and interacted with background mean flows.



Figure 2. Horizontal distribution of clouds in the aquaplanet-type experiments using different combinations of surface boundary conditions and the Earth rotation rate The horizonal snapshots of OLR (W m<sup>-2</sup>) at the quasi-equilibrium state of each experiment are shown. Left figure is for the full aquaplanet experiment that uses latitudinally-varying SST, latitudinally-varying solar insolation, and the Earth rotation. The four sensitivity experiments using different combinations of surface boundary conditions (globally-uniform or latitudinally-varying SST) and Earth rotation (without or with the Earth rotation rate) are shown in the middle and right panels. All four sensitivity experiments have globally-uniform solar insolation.

Overall, our experiments showed a close relationship between cloud aggregation processes and the structure of large-scale circulation. While the forced aggregation mechanisms rising from the latitudinally-varying-SST drove the large-scale circulation in the meridional direction, self-aggregation processes rising from the internal interaction between convection, moisture, and radiation, influenced the large-scale circulation in the zonal direction.

#### 4. Conclusions

Organized cloud systems contribute significantly to rainfall, global hydrological cycle, and energy balance. Understanding the physics of cloud organization and its

interaction with large-scale circulation is essential to understanding regional weather and global climate. The surging advance of supercomputing provides a great opportunity to explore the multiscale interactions between clouds and large-scale circulation. This study used a global storm-resolving model, named "Model for Prediction Across Scales-Atmosphere (MPAS-A)", to investigate cloud organization mechanisms and their relationship with large-scale circulation. An idealized aquaplanet framework was utilized as a simplified representation of the Earth to reduce complexities and computation cost. A series of experiments using different surface boundary conditions, external forcing, and the Earth rotation rate, was performed to disentangle the convective aggregation processes in the full aquaplanet.

The simulation results using MPAS-A showed that the convective organization of tropical clouds interacted closely with large-scale circulation and strongly modulated its structure. The forced aggregation mechanisms rising from the latitudinally-varying-SST drove the large-scale circulation in the meridional direction, while the selfaggregation processes rising from the internal interaction between convection, moisture, and radiation, influenced the large-scale circulation in the zonal direction. Overall, the use of the global storm-resolving model helped understand the convective organization processes in the Earth and their two-way interaction with large-scale atmospheric circulation.

#### Reference

- Bretherton, C. S., & Khairoutdinov, M. F. (2015). Convective self-aggregation feedbacks in near-global cloud-resolving simulations of an aquaplanet, Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 7, 1765-1787, doi:10.1002/2015MS000499
- Miura, H., Satoh, M., Nasuno, T., Noda, A.T., & Oouchi, K. (2007) A Madden-Julian Oscillation event realistically simulated by a global cloud-resolving model. Science, 318, 1763-1765.
- Müller, S. K., & Hohenegger, C. (2020). Self-aggregation of convection in spatially varying sea surface temperatures. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 12, e2019MS001698. https://doi.org/10.1029/2019MS001698
- Neale, R., & Hoskins, B. J. (2001). A standard test for AGCMs including their physical parametrizations: I: The proposal. Atmospheric Science Letters, 1(2), 101–107.
- Rios-Berrios, R., Medeiros, B., & Bryan, G. H. (2020). Mean climate and tropical rainfall variability in aquaplanet simulations using the model for prediction across scales - atmosphere. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 12(10). https://doi.org/10.1029/2020MS002102
- Rios-Berrios, R., Bryan G. H., Medeiros B., Judt F., & Wang W. (2022). Differences in tropical rainfall in aquaplanet simulations with resolved or parameterized deep convection. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 14, e2021MS002902, https://doi.org/10.1029/2021MS002902.
- 7. Satoh, M., Matsuno, T., Tomita, H., Miura, H., Nasuno, T., & Iga, S. (2008). Nonhydrostatic Icosahedral Atmospheric Model (NICAM) for global cloud resolving simulations. Journal of Computational Physics, the special issue on Predicting Weather, Climate and Extreme events, 227, 3486-3514, doi:10.1016/j.jcp.2007.02.006
- Skamarock, W. C., Klemp, J. B., Duda, M. G., Fowler, L. D., Park, S.-H., Ringler, T. D. (2012). A Multiscale Nonhydrostatic Atmospheric Model Using Centroidal Voronoi Tesselations and C-Grid Staggering. Monthly Weather Review, 140(9), 3090-3105. https://doi.org/10.1175/MWR-D-11-00215.1
- Skamarock, W. C., Park, S.-H., Klemp, J. B, Snyder, C. (2014). Atmospheric Kinetic Energy Spectra from Global High-Resolution Nonhydrostatic Simulations. Journal of the Atmospheric Sciences, 11, 4369-4381. https://doi.org/10.1175/JAS-D-14-0114.1
- 10. Stevens, B., Satoh, M., Auger, L., Biercamp, J., Bretherton, C. S., Chen, X., et al. (2019). DYAMOND: The dynamics of the atmospheric general circulation modeled on non - hydrostatic domains. Progress in Earth and Planetary Science, 6, 61. https://doi.org/10.1186/s40645-019-0304-z
- Tomita, H. (2005). A global cloud-resolving simulation: Preliminary results from an aqua planet experiment. Geophysical Research Letters, 32(8), L08805.

# データ駆動的アプローチを用いた水素燃焼現象の予測

# 大平和季

東京大学大学院 工学系研究科機械工学専攻 アズィッズ研究室

#### 1. 序論

燃焼器は火力発電,工業炉などへの熱源,エンジン等の動力など広く使われており,将来にわ たって使われ続けると考えられている.そのため将来のカーボンニュートラル社会に向けて脱炭 素化が求められている.有力な方法として化石燃料からカーボンフリー燃料への代替が考えられ ている.水素,アンモニアはカーボンフリー燃料の代表であり,実用化に向けて高精度かつ低負 荷な燃焼予測の必要性がある.これを踏まえて本研究では水素,アンモニア混焼の燃焼予測に取 り組む.解析対象は基礎研究の位置づけを取り,バーナーからの乱流非予混合燃焼とする.解析 結果を検証するため,境界条件は Hao Tang らの混焼実験<sup>1</sup>を再現した.

燃焼解析の手法として Large Eddy Simulation (LES) を用いる. LES はメッシュを切って,時間推移に合わせて変化を計算する解析手法であり,非定常な現象を解析できる.時間的に平均化する Reynolds Averaged Navier Stokes (RANS) に比して計算負荷が高いが,実際の運用で問題となりうる振動や失火などを解析できる.

# 2. 手法

## 2. 1. シミュレーション条件

境界条件は Hao Tang らの混焼実験と同様にした.シミュレーション条件は以下の通り.

Aspect	Specifications			
flame	Non-premixed turbulence flame			
fuel	Ammonia/hydrogen			
resource	OBCX			
Simulation software	openFOAM-8			
Turbulence model	Dynamic-k			
Mesh number	$0.6M^{\sim}$			
Chemical mechanism	GRI3.0, Modified GRI $^2$ , Detailed NH3 $^3$			
library	DLBfoam			

表1 シミュレーション条件

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Hao Tang et al. "Scalar structure in turbulent non-premixed NH3/H2/N2 jet flames at elevated pressure using Raman spectroscopy" (Combustion and Flame, 2022)

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> Ekenechukwu Chijioke Okafor "Measurement and modelling of the laminar burning velocity of methane-ammonia-air flames at high pressures using a reduced reaction mechanism" (Combustion and Flame, 2019)

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup> Krishna P.Shrestha "Detailed Kinetic Mechanism for the Oxidation of Ammonia Including the Formation and Reduction of Nitrogen Oxides" (Energy Fuels, 2018)

## 2. 2. 支配方程式

流れと燃焼の支配方程式は以下の4式で表される.

$$\begin{aligned} \frac{\partial \bar{\rho}}{\partial t} &+ \frac{\partial \left(\bar{\rho} \tilde{u}_{j}\right)}{\partial x_{j}} = 0 \\ \frac{\partial \left(\bar{\rho} \tilde{u}_{i}\right)}{\partial t} &+ \frac{\partial \left(\bar{\rho} \tilde{u}_{i} \tilde{u}_{j}\right)}{\partial x_{j}} = \frac{\partial}{\partial x_{j}} \left[ -\bar{p} \delta_{ij} + \bar{\rho} \tilde{u}_{i} \tilde{u}_{j} - \bar{\rho} u_{i} \tilde{u}_{j} + \bar{\rho} v \left( \frac{\partial \tilde{u}_{i}}{\partial x_{j}} + \frac{\partial \tilde{u}_{j}}{\partial x_{i}} \right) \right] \\ \frac{\partial \left(\bar{\rho} \tilde{Y}_{k}\right)}{\partial t} &+ \frac{\partial \left(\bar{\rho} \tilde{u}_{i} \tilde{Y}_{k}\right)}{\partial x_{j}} = \frac{\partial}{\partial x_{j}} \left[ \bar{\rho} \tilde{u}_{j} \tilde{Y}_{k} - \bar{\rho} u_{j} \tilde{Y}_{k} + \bar{\rho} D \frac{\partial \tilde{Y}_{k}}{\partial x_{j}} \right] + \bar{\omega}_{k}, \quad k = 1, \dots, N \\ \frac{\partial \left(\bar{\rho} \tilde{h}\right)}{\partial t} &+ \frac{\partial \left(\bar{\rho} \tilde{u}_{j} \tilde{h}\right)}{\partial x_{j}} = \frac{\bar{D} \bar{p}}{D t} + \frac{\partial}{\partial x_{j}} \left[ \bar{\rho} \tilde{u}_{j} \tilde{h} - \bar{\rho} u_{j} \tilde{h} + \bar{\rho} \alpha \frac{\partial \tilde{h}}{\partial x_{j}} \right] + \bar{\omega}_{h} \end{aligned}$$

それぞれ、質量保存、運動量保存、化学種保存、そして輸送方程式である. ただし、 $\bar{\rho}, \tilde{u}_i, \bar{p}, \tilde{Y}_k, h, \nu, \alpha$ はそれぞれ密度、速度、圧力、質量分率、エンタルピー、動粘性係数、熱拡散率を表す.

## 3. 結果

Hao Tang らの混焼実験シミュレーションでは、着火が確認できなかった.以下に結果の一例 を示す.

#### 01\_OT\_NH3\_CAJF14

Time: 0.020000



着火している場合はガスが噴出する中心部分の温度が高くなるが、ほぼ一様の温度分布となって おり着火していないことが分かる.



図2 最高温度の変化

また温度変化に関しても最大温度が急速に下がっており,着火していないことが分かる.初期の 温度は高いのは,着火の条件としてシミュレーション開始時のバーナーの噴出口の温度を高く設 定したためである.

原因を探るために、定常状態に達した水素専焼にアンモニアを加えるシミュレーションを行った. 燃焼が安定していること、水素の燃焼で高温になり燃焼しやすい環境が作られることでアン モニアが燃焼しやすいと考えた.水素専焼で0.15秒後の安定した火炎にアンモニアを加えた.



Time: 0.200000



図3 アンモニアを加えて 0.05s における速度, 圧力, 温度

#### Time: 0.200000



図3 アンモニアを加えて0.05sにおける水素,アンモニア,酸素量

0.05sのシミュレーションであるため定常火炎には達していないが,アンモニアが消費されていることからアンモニアが燃焼したといえる.この結果により本シミュレーションで使用した化学反応機構などのメカニズムはシミュレーションに使用ができる見通しが立った,

#### 4. 結論

水素,アンモニアの混焼に関して実験データを参照に条件を設定してシミュレーションを行ったが着火しなかった.水素専焼の安定火炎にアンモニアを射出したところ燃焼がシミュレーションできた. 今後もシミュレーションが可能になる条件を精査していく必要がある.

#### 謝辞

本研究は東京大学情報基盤センター若手・女性利用者推薦制度の助成を受けて実施された.

# 参考文献

[1]Hao Tang et al. "Scalar structure in turbulent non-premixed NH3/H2/N2 jet flames at elevated pressure using Raman spectroscopy" (Combustion and Flame, 2022)
[2]Ekenechukwu Chijioke Okafor "Measurement and modelling of the laminar burning velocity of methane-ammonia-air flames at high pressures using a reduced reaction mechanism" (Combustion and Flame, 2019)
[3]Krishna P.Shrestha "Detailed Kinetic Mechanism for the Oxidation of Ammonia

Including the Formation and Reduction of Nitrogen Oxides" (Energy Fuels, 2018)

# Al<sub>2</sub>0<sub>3</sub>表面上における炭素膜の成長過程に関する研究

岳強

岡山大学大学院自然科学研究科

#### 1. はじめに

非晶質炭素体は作製方法によって異なる sp<sup>3</sup>量を含むことができる。これにより、非晶質炭 素体は特性を一定の範囲内で変えることができる。<sup>1</sup> 非晶質炭素体への研究に分子動力学シミ ュレーションを用いて、非晶質炭素体の成長過程を原子レベルから調べることができる。これ まで、ダイヤモンドやシリコンなどの基板上の非晶質炭素体の成長は多く研究されてきた。<sup>2,3</sup> サファイア基板はより高い汎用性を有しているが、これまでその上に非晶質炭素体の成長状況 はまだ研究されていない。

#### 2. シミュレーションの設定と実施

本研究はLAMMPS コード<sup>4</sup>を利用して分子動力学シミュレーションを行った。原子間の相互作 用を表すよう、Reaxff 反応力場を用いた。<sup>5</sup> また、基板原子が重ならないように、サファイア の慣用単位胞を直交化した。基板のサイズを 23.803 Å × 24.7368 Å × 12.994 Å に設定した。 基板の表面との140 Å のところから炭素単原子が一定の速度で一つずつ入射すると設定した。 基板は、上から下へそれぞれに自由層、恒温層、固定層の3層に分けた。自由層にある原子は ニュートン運動の法則に従って運動できるようにした。恒温層で温度が 300 K に維持されるよ うにした。また、固定層にある原子を固定し、無限大基板を模倣した。炭素粒子の入射時間間 隔を 10 ps、タイムステップを 0.25 fs に設定した。また、堆積前と堆積後に 400 ps の熱緩和 を行った。本研究は粒子の運動エネルギーを 10 eV、20 eV、30 eV、40 eV、50 eV、60 eV、70 eV、80 eV、90 eV、100 eV に変えて、膜の成長状態を調べた。

#### 3. 分析と結果

炭素原子はサファイア基板内部に侵入できて、侵入深さは粒子の運動エネルギーの増加につ れて大きくなった。サファイア基板中にある酸素原子の一部分は入射炭素粒子にエッチングさ れることも分かった。炭素粒子の入射量の増加とともに、炭素粒子、酸素粒子とアルミニウム 粒子が混ざる遷移層が見られた。この遷移層の上に、純粋な炭素層が成長した。しかし、どん な粒子運動エネルギーを設定しても、大量の粒子が堆積した後(約 1800 個)、熱蓄積の問題が 見られた。熱の蓄積が一定の程度に達すると、作製した膜は急に崩れる現象が発生した。

熱の蓄積は以下の原因に発生したと考えられる: (1)力場が妥当ではないこと。本研究は 新たな力場を使用した。しかも、この力場は本研究に適当かどうかを事前に判断できなかった。 (2)入射粒子による熱の緩和は入射時間間隔の10 psより長いこと。入射した粒子の運動エ ネルギーは膜の表面に熱の発生を引き起こした。この熱を拡散させるように、システムに一定 の冷却時間を与える必要がある。今回のシミュレーションにより、この冷却時間を10 ps の以 上に設定する必要があると思われた。(3)モデルの調整。熱の蓄積問題は先行研究にも存在 する可能性がある。一部分の先行研究では自由層の形を円柱に調整して、その円柱の形をする

#### 4. まとめ

本研究では、サファイア基板上の非晶質炭素膜の成長について研究した。研究により、純粋 な炭素膜が成長する前に、遷移層が現れることが明らかになった。また、サファイア基板上に 成膜すると、熱蓄積の問題が発生しやすいことを発見した。計算には熱を散逸する方法を取り 込む必要がある。本研究は予定された目標に達していないが、将来のさらなる研究に経験を提 供している。

#### 参考文献

[1] A. Tyagi, R. S. Walia, Q. Murtaza, S. M. Pandey, P. K. Tyagi, B. Bajaj, A critical review of diamond like carbon coating for wear resistance applications, Int. J. Refract. Met. H. 78 (2019) 107-122.

[2] T. Ma, Y-Z. Hu, H. Wang, X. Li, Microstructural and stress properties of ultrathin diamondlike carbon films during growth: Molecular dynamics simulations, Phys. Rev. B 75 (2007) 035425.

[3] D. Huang, J. Pu, Z. Lu, Q. Xue, Microstructure and surface roughness of graphite-like carbon films deposited on silicon substrate by molecular dynamic simulation, Surf. Interface Anal, 44 (2012) 837-843.
[4] A. P. Thompson, H. M. Aktulga, R. Berger, D. S. Bolintineanu, W. M. Brown, P. S. Crozier, P. J. in't Veld, A. Kohlmeyer, S. G. Moore, T. D. Nguyen, R. Shan, M. J. Stevens, J. Tranchida, C. Trott, S. J. Plimpton, LAMMPS - a flexible simulation tool for particle-based materials modeling at the atomic, meso, and continuum scales, Comp. Phys. Comm, 271 (2022) 10817.

[5] S. Hong, A. C. T. Van Duin, Atomistic-scale analysis of carbon coating and its effect on the oxidation of aluminum nanoparticles by ReaxFF-molecular dynamics simulations, J. Phys. Chem. C. 120 (2016) 9464-9474.

# 衛星データと数値シミュレーションに基づく超低周波波動と

# リングカレントイオンの波動粒子相互作用の解明

山本和弘

東京大学大学院理学系研究科地球惑星科学専攻

#### 1. はじめに

地球上で生活・活動する人類にとって、様々な気象現象を理解・予測することは、人類の営み をより快適かつ豊かにするものであった。同様に、人類の宇宙進出・宇宙利用の促進にあたって、 地球周辺の宇宙空間(ジオスペース)における様々な自然現象を解明しておくことが大切になっ ていくであろう。また、ジオスペースは衛星による観測が比較的容易であり、観測データから地 球周辺のプラズマ物理の素課程を解明することで得られた知見を他の惑星で起こる現象の理解 に応用し、普遍的な宇宙惑星科学の真理を探究することも重要なミッションである。

ジオスペースの自然現象において主な役割を果たしているのは、電磁場と電離した粒子の集合 体(プラズマ)である。ジオスペースにおけるプラズマ粒子の持つ運動エネルギーは多様性に富 んでおり、プラズマがどのように加速されるのかを解明することが一大研究テーマとなっている。 一番高いエネルギー帯では、MeV(メガエレクトロンボルト)以上の相対論的なエネルギーを持 つプラズマが科学衛星により観測されている。相対論的な電子・陽子が地球の磁場に捕捉された 領域は放射線帯(Van Allen 帯)と呼ばれ、こうした高エネルギー粒子は人工衛星のケーブルや コンピュータチップに損傷を与え、宇宙飛行士の放射線被ばくの原因となる。また、ジオスペー スには地球をリング状に取り囲むような電流(リングカレント)が存在しており、磁場強度を変 動させる要因となっている。リングカレントを駆動しているのは主に1-100 keV(キロエレクト ロンボルト)のエネルギーを持つイオンである。太陽風磁場が長時間継続して強い南向きの磁場 を示すとき、地球の磁場との相互作用が強まって、夜側にあるプラズマシートからプラズマを運 んでくる対流電場が大きくなる。keV 帯のイオンの注入量が増大し、リングカレントが発達した 結果、磁気嵐と呼ばれるジオスペースの擾乱現象が引き起こされる。

これらのエネルギー粒子の加速について、全球的/局所的な DC 電場による加速のほか、プラ ズマ波動や MHD 波動との波動粒子相互作用によって加速が引き起こされることが指摘されてい る。特に、MHD で記述されるような波動は、mHz 帯の振動数を持つ ULF 波動として観測されるこ とが知られている。波動の周期とプラズマ粒子のドリフトやバウンスの運動周期が一致すると、 ドリフト・バウンス共鳴が起こり、波動の電場による粒子のドリフトベータトロン加速が生じる。 この共鳴によって、ULF 波動が励起する、あるいはリングカレントイオンの加速に伴う動径輸送 が生じると考えれている。しかし、イオンのドリフト運動を伴う輸送過程であるため、その全貌 を明らかにするためには全球的なイオン分布の情報が必要である。したがって、衛星による1点 観測では解明が難しいという問題点があった。

本研究では、ジオスペースにおけるリングカレントのドリフト運動論的グローバル数値シミュ レーションを行い、リングカレントイオンによる ULF 波動の励起機構の解明を試みた。得られた 成果として、シミュレーションの設定によって、圧縮波が夜側から夕側にかけて局所的に励起す



図1(a) RBSPs 衛星で ULF 波動が観測されたときの衛星の位置,濃いマゼンタと青の線は、RBSP-A 衛 星と RBSP-B 衛星が ULF 波動を観測した位置をそれぞれ示している。(b) RBSP-A 衛星が観測した poloidal 磁場。(c) RBSP-B 衛星が観測した poloidal 磁場。ただし、5-30 mHz のバンドパスフィルタ を施している。

るほか、グローバルな shear Alfven mode も励起するなど、特に沿磁力線電流の違いで励起する 波動の性質が大きく異なることが分かった。以下には得られた成果の詳細な説明を記す。

#### 2. 研究目的とシミュレーション手法の概要

地球の内部磁気圏においては、リングカレントイオンの空間勾配や速度勾配が引き起こすプラ ズマ不安定性をエネルギー源とした ULF 波動として観測されている。したがって、不安定なイオ ン分布を生み出す非定常・非一様な磁気圏・電離圏の境界条件をモデル化することが、現実で観 測された ULF 波動の励起機構の解明に役立つと期待される。

そこで、2機の衛星で構成されている RBSPs 衛星で観測された ULF 波動に着目し(図1)、LANL 衛星・Iridum 衛星の観測データに基づいて、磁気圏・電離圏におけるシミュレーション境界条件 の設定を行った。リングカレントのモデルとしては、Maxwell 方程式と5次元のイオン分布関数

(f[x, y, z, v⊥, v||])の Vlasov 方程式を連立させて解くドリフト運動論的グローバルモデル (Amano et al., 2011)を使用した。シミュレーション境界の一つである電離圏境界での電位配 位は、与えられた電離圏電気伝導度と沿磁力線電流に対する Poisson 方程式を解くことで与えら れ、磁気圏-電離圏を結合させたモデル(Nakamizo et al., 2012; Yamakawa et al., 2022)とな っている。このモデルでは粒子と沿磁力線電流の入力パターンを変更することができる。これら のパラメータについて、複数の異なるシミュレーション設定で計算を行うことで、どの領域のど の時空間変動が波動の励起に重要か比較検討することを目的とした。

本課題で行ったシミュレーションの設定は以下の表1の通りである。ここでは、主に沿磁力線 電流の入力について検証を行った。沿磁力線電流の入力は、Iridium 衛星から得られる電流密度 の空間分布をガウス関数でフィッティングして得られるフィッティング係数の時系列データ(10 分値)を使用する。この時系列データについて、①そのまま使用する、②さらに時系列をカウス

	電流密度	電流シートの	電流シートの	電流シートの	電流シートの	背景プラズマ
		中心 MLT	中心 MLAT	MLT 広がり	MLAT 広がり	密度
Run 1	10 分値	10 分値	10 分値	10 分値	10 分値	Sheeley+(2001)
Run 2	10 分値	10 分値	10 分値	10 分値	10 分値	Carpenter+(1992)
						×1.5
Run 3	10 分値	10 分値	10 分値	平均值	平均值	Sheeley+(2001)
Run 4	Gaussian	tanh fit	tanh fit	平均值	平均值	Sheeley+(2001)
	fit	10 秒値	10 秒値			
	10 秒値					
Run 5	Gaussian	6/18 MLT	平均值	平均值	平均值	Sheeley+(2001)
	fit					
	10 秒値					
Run 6	$1 \text{ uA/m}^2$	6/18 MLT	平均值	平均值	平均值	Sheeley+(2001)

表1:シミュレーションの設定

関数・tanh 関数でフィッティングして得られる 10 秒値を使用する、③平均値を使用する、のい ずれかの処理を行った。

#### 3. Run1 の結果

はじめに、元のフィッティング係数である 10 分値をそのまま直線で内挿した時系列を使用した 沿磁力線電流を入力としたケース(Run 1)の結果を示す。図2はL=6 R<sub>E</sub>、20 MLT(Lは dipole Lで、地球中心から dipole 磁力線の最遠点までの距離に相当する。MLT は Magnetic Local Time, 磁気地方時)での電磁場について、Morlet Wavelet 解析で得られたパワースペクトルを示して いる。また、磁気赤道付近で得られたデータである。シミュレーション結果として、ほぼ全期間 を通して 10 分間隔のバースト状の擾乱が発生していること分かった。また 13 時 25 分 UT から 13 時 40 分 UT にかけて(シミュレーション時間にして 7,200 秒後)、背景磁場平行(parallel)方 向に卓越した<sup>~7</sup> mHz で一定の振動数を持つ狭帯域磁場変動が見られた。スペクトル形状が特異 的であることから、この変動はリングカレントイオンによって励起された ULF 波動の可能性があ る。この変動が発生していた時間帯は、衛星で ULF 波動が観測された時間帯とほぼ一致している (図1)。一方で、衛星観測では動径(poloidal)方向の磁場変動が観測されているものの、平行 方向の振動はほとんど観測されておらず、磁場変動が卓越する極性が異なる結果が得られた。

この変動に着目して、シミュレーション時間7,400秒後の赤道における磁場スペクトルのピークを抽出し、パワー、振動数、方位角方向の波数(m number)をそれぞれ磁場成分ごとに表示した(図3)。図3 c から、0.5 MLT から 19 MLT にかけて、L ≥ 6 の領域にパワーの強い平行方向の磁場変動があったことが分かる。この MLT 方向の広がりは、プラズマ圧の高い領域(> 0.5 nPa)の広がり方とおよそ対応している。また、この変動のm numberを見てみると、真夜中から夕側にかけて m = -60 から m = -30 へと空間変化する、比較的大きな波数を持つ変動であることが分かった。これらの高波数の波動はプラズマ不安定性によって励起していると考えられる。一方、RBSP s 衛星の観測においては、東向きに伝搬する高波数の ULF 波動であったことが分かっている

(m > 0)。また、Yamakawa et al. (2018)では m number は一様で振動数が空間変化する平行方向の磁場変動が生じることが示されている。以上の相違点が生じた原因を解明するには、更なる シミュレーションデータの解析や解釈を行う必要がある。イオンデータの解析を行ったところ、



図2 Run 1の結果。上から磁場の動径(poloidal)方向、方位角(azimuthal)方向、平行方向(parallel) 成分のパワースペクトル、電場の動径方向、方位角方向成分のパワースペクトル、磁場動径方向と電 場方位角方向の位相差、磁場方位角方向と電場動径方向の位相差(L = 6.0 R<sub>E</sub>, 20 MLTの磁気赤道)。 マゼンタの線は定在 Alfven 波の基本モードの振動数を示している。

ドリフトバウンス共鳴によるプラズマ不安定を引き起こすような空間・速度分布は認められなかった。したがって、drift-compressional instabilityのような流体的不安定性も検証していく必要がある。また、シミュレーションの外側境界に近い領域で変動が発生しているため、境界付近における数値的な擾乱でないか、慎重に検討する必要がある。

#### 4. Run3-6の結果

Run 1 で見られた 10 分間隔のバースト状の変動の原因を探るため、Run 3-5 のシミュレーション設定を考えた。沿磁力線電流の分布は 10 分値のデータを 1 秒間隔で直線内挿しており、 データの時間分解能による時間微分の不連続が擾乱を引き起こしていることが考えられた。 試しにいくつかのパラメータを平均値で固定し、残りを 10 分値のデータでシミュレーショ



図3 Run 1の結果。磁場動径方向  $(B_r)$ ・方位角方向  $(B_{\phi})$ ・平行方向  $(B_{||})$ の赤道上でのピークパワースペクトル密度 (a, b, c)、ピーク周波数 (d, e, f)、ピーク m number (g, h, i)。

ンを行ってみたが、バースト状の変動は消失しなかった(Run 3)。そこで、沿磁力線電流の フィッティング係数について、さらに時間方向にフィッティングして時間的に滑らかな 10 秒値のデータを入力とすることで、バースト状の変動を取り除くことができるか検証した。 その結果を図4に示す。結果として、バースト状の変動を取り除くことには成功したが、電 磁場変動の様相が大きく変化してしまうことが判明した。特に toroidal 磁場と poloidal 電 場において、時間変化する 6-15 mHz の狭帯域変動が卓越することが分かった。この変動は 3 MLT を中心にほぼ全 MLT、全 L-shell で観測されるようなグローバルな変動である。現在 この変動がどのようなモードに対応するか調査中であるが、cavity mode に類似した変動で



図4 Run 4の結果。上から磁場の動径(poloidal)方向、方位角(azimuthal)方向、平行方向(parallel) 成分のパワースペクトル、電場の動径方向、方位角方向成分のパワースペクトル、磁場動径方向と電 場方位角方向の位相差、磁場方位角方向と電場動径方向の位相差(L = 6.0 R<sub>E</sub>, 6 MLTの磁気赤道)。 マゼンタの線は定在 Alfven 波の基本モードの振動数を示している。

はないかと考えられる。また、マゼンタの線が示す定在 Alfven 波の基本振動数に対応した 振動数でpoloidal 電場のパワーが増大することが分かる。これは cavity mode と定在 Alfven 波のカップリングを示唆する結果である。実際、L-shell が小さくなるにつれ、振動数が増 加するような L 方向の周波数スペクトルの変化を確認しており、Run 4 において定在 Alfven 波が励起していることが確認できた。

この toroidal 磁場変動が沿磁力線電流のどのパラメータで駆動されているのか確認する ため、Run 5,6のシミュレーションを行った。その結果、全ての沿磁力線電流パラメータを 時間的に一定にすると toroidal 磁場変動は消失し(Run 6)、電流密度を時間変化させるだけ で、この toroidal 磁場変動が生じることが分かった(Run 6)。従来は、toroidal ULF 波動の 励起メカニズムとして外部磁気圏における太陽風からの周期的、またはパルス的なエネルギ ー注入が主要因として考えられてきた。しかし、本課題の結果は沿磁力線電流密度の時間変 化によって、グローバルな toroidal 磁場変動を生じさせうることが示されており、toroidal ULF 波動の励起メカニズムの再考を迫るものである。

## 5. 考察とまとめ

本研究では、2013 年 10 月 29 日に観測された RBSPs 衛星で観測された ULF 波動の励起メカ ニズムを解明するため、グローバルな5次元ドリフト運動論的リングカレントモデルを用い て ULF 波動の再現実験を行った。電離圏衛星のデータに基づき、時間変動する沿磁力線電流 を複数パターン入力したところ、イオンの不安定性に起源をもつと思われる compressional 磁場変動と、電離圏に起源をもつと思われる toroidal 磁場変動がそれぞれ得られた。 toroidal 磁場変動について Poynting flux を計算したところ、ほぼ全球的に南半球の電離 圏からエネルギーが伝播していることが分かった。したがって、電離圏境界に南北非対称性 があり、沿磁力線電流の時間変動が何らかの形で電離圏擾乱を駆動していると考えられる。 電離圏の背景電気伝導度を南北対称なものに変更してみたが、結果は変わらず toroidal 磁 場変動が確認された。今後さらなる toroidal 磁場変動の駆動源の解明が必要である。

# 参考文献

Amano, T., Seki, K., Miyoshi, Y., Umeda, T., Matsumoto, Y., Ebihara, Y., and Saito, S. (2011), Selfconsistent kinetic numerical simulation model for ring current particles in the Earth's inner magnetosphere, *J. Geophys. Res.*, 116, A02216, doi:<u>10.1029/2010JA015682</u>.

Nakamizo, A., et al. (2012), Effect of R2-FAC development on the ionospheric electric field pattern deduced by a global ionospheric potential solver, *J. Geophys. Res.*, 117, A09231, doi:<u>10.1029/2012JA017669</u>.

Yamakawa, T., Seki, K., Amano, T., Miyoshi, Y., Takahashi, N., Nakamizo, A., & Yamamoto, K. (2022). Excitation of two types of storm-time Pc5 ULF waves by ring current ions based on the magnetosphere-ionosphere coupled model. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 127, e2022JA030486. https://doi.org/10.1029/2022JA030486

東京大学情報基盤センター・スーパーコンピューティングニュース Vol. 25 Special Issue 1 (2023. 8)

# 【編集】

# 【発行】

東京大学情報基盤センター 〒277-0882 千葉県柏市柏の葉6-2-3 (電話) 04-7133-4663(ダイヤルイン)