

東洋大学計算力学研究センター

2019 年度 年報



2020 年 3 月

**2019 Annual Report of
Center for Computational Mechanics Research
Toyo University**



March 2020

目次

1.	まえがき	1
2.	センターの概要	2
2.1.	センター設置について	2
2.2.	組織	3
2.3.	構成メンバー	4
3.	研究成果	5
3.1.	連成解析グループ	5
3.1.1.	並列流体-構造連成解析手法の開発	5
3.1.2.	多対の超音波トランスデューサによる音圧分布特性解析	9
3.1.3.	オープンソース CAE を用いた熱疲労き裂進展解析の実験的検証.....	14
3.1.4.	新規実験計測グループ：粘弾性被膜を有する物体に作用する空気力特性	23
3.2.	AI グループ	28
3.2.1.	マテリアルズ・インテグレーションのための材料オントロジーの開発	28
3.2.2.	深層ニューラルネットワークを用いたシーンラベリングに適したクラスラベル付き訓練データの生成	31
3.2.3.	深層学習による要素積分の高精度化.....	36
3.2.4.	血中アミノ酸によるメタボロームの予測.....	40
4.	共同研究	44
4.1.	埼玉 AI プロジェクト.....	44
4.2.	「知」の集積と活用の中プロジェクト	45
4.2.1.	研究実施内容	45
4.2.2.	研究実施体制	46
4.3.	東京電力との共同研究	46
5.	成果の広報および普及活動	50
5.1.	台湾・龍華科技大学にて日本-台湾合同学生ワークショップ開催.....	50
6.	学術活動	51
6.1.	論文投稿	51
6.2.	学会発表	51
6.3.	招待講演	55
6.4.	総説・解説	56
6.5.	出版	56
6.6.	受賞	56

7.	終わりに	57
----	------------	----

1. まえがき

2012年に私立大学戦略的研究基盤形成支援事業に選定されたプロジェクト「大規模高精度流体-構造連成解析手法の開発と詳細実験による精度・妥当性検証」が2017年に終了となり、一昨年度から東洋大学計算力学研究センターはまた新たなスタートとなっている。本報告はその3年目の活動を中心にとりまとめたものである。

研究内容は、これまでのように中心となるプロジェクトは持たないが、大きく2つの分野(グループ)を作っている。1つは、これまでのプロジェクトの延長線上の位置づけで、流体-構造連成を中心とした連成解析分野、もう1つはさらに1つ前のプロジェクトでテーマとしていた逆問題・最適化からの流れを発展させた人工知能分野の研究である。前者についてはこれまでの研究成果の上に、より幅広い応用を考え、後者は計算力学における逆問題や最適化を踏まえつつ最新の人工知能技術をどのように適用していくかといった新しい分野の開拓を目指している。

一方、予算面で活動の中心は産官との連携となっている。これについては第4章にまとめている。また、大学院を中心とした学生・若手研究者の育成を目指した活動も引き続き行っている。

本センターの活動にあたっては、学内外の研究者・技術者の方々、また、本学担当事務部にも多大なご支援・ご協力を賜っている。各々名前を挙げることはしないが、ここにあらためて謝意を表するとともに、関係各位にはさらなるご批判とご指導を賜れば幸いである。

2020年2月

東洋大学計算力学研究センター長

田村 善昭

2. センターの概要

本センターは、わが国の私立大学学術フロンティア拠点のひとつとして文部科学省から設置が認められ、平成 17 年度に活動を開始した。その後、平成 23 年度に科学技術振興機構の戦略的研究推進事業 CREST の選定、続いて平成 24 年度に文部科学省の私立大学戦略的研究基盤形成支援事業の選定を受け、今日に至っている。

本センターに参加する研究員は、東洋大学の複数学部の教員（国際学部，総合情報学部，理工学部），研究助手，大学院生などを中核とし，また客員研究員として関連分野の研究者から構成されている。

各自の専門分野は，構造解析，流体解析，破壊解析，逆問題・最適化，大規模並列計算，可視化など，計算力学分野で必要とされるほぼ全ての分野に跨っており，この分野における専門家集団である。平成 23 年度に採択を受けた CREST では「京」コンピュータ利用のための超大規模解析技術に関して，また平成 24 年度からは，私立大学戦略的研究基盤形成支援事業の選定を受け，連成解析や計算力学の精度検証・妥当性検証にも積極的に取り組んでいる。

さらに，東洋大学 125 周年を契機とした国際化に合わせて海外の関連する大学と積極的に交流を進め，若手の人材育成にも寄与したいと考えている。

2.1. センター設置について

東洋大学計算力学研究センター設置の経緯とこれまでの概要は以下の通りである。

- 平成 17 年 6 月文部科学省私立大学学術研究高度化推進事業「学術フロンティア推進事業」に研究題目「数値逆解析手法の開発とその構造健全性向上のための応用」で採択され，計算力学研究センター発足
- 平成 17 年 12 月センター開所式開催のあと，白山第 2 キャンパス内計算力学研究センター棟に入居し本格活動開始
- 平成 22 年 3 月「学術フロンティア推進事業」終了
- 平成 23 年 8 月科学技術振興機構戦略的創造研究推進事業 CREST 「ポストペタスケール高性能計算に資するシステムソフトウェア技術の創出」に研究題目「ポストペタスケールシミュレーションのための階層分割型数値解法ライブラリ開発」で採択される
- 平成 24 年 4 月文部科学省私立大学戦略的研究基盤形成支援事業に研究題目「大規模高精度流体-構造連成解析手法の開発と詳細実験による精度・妥当性検証」で採択される
- 平成 29 年 3 月「私立大学戦略的研究基盤形成支援事業」終了
- 平成 30 年 3 月「科学技術振興機構戦略的創造研究推進事業 CREST」終了

2.2. 組織

計算力学研究センターの組織は以下の通りである。

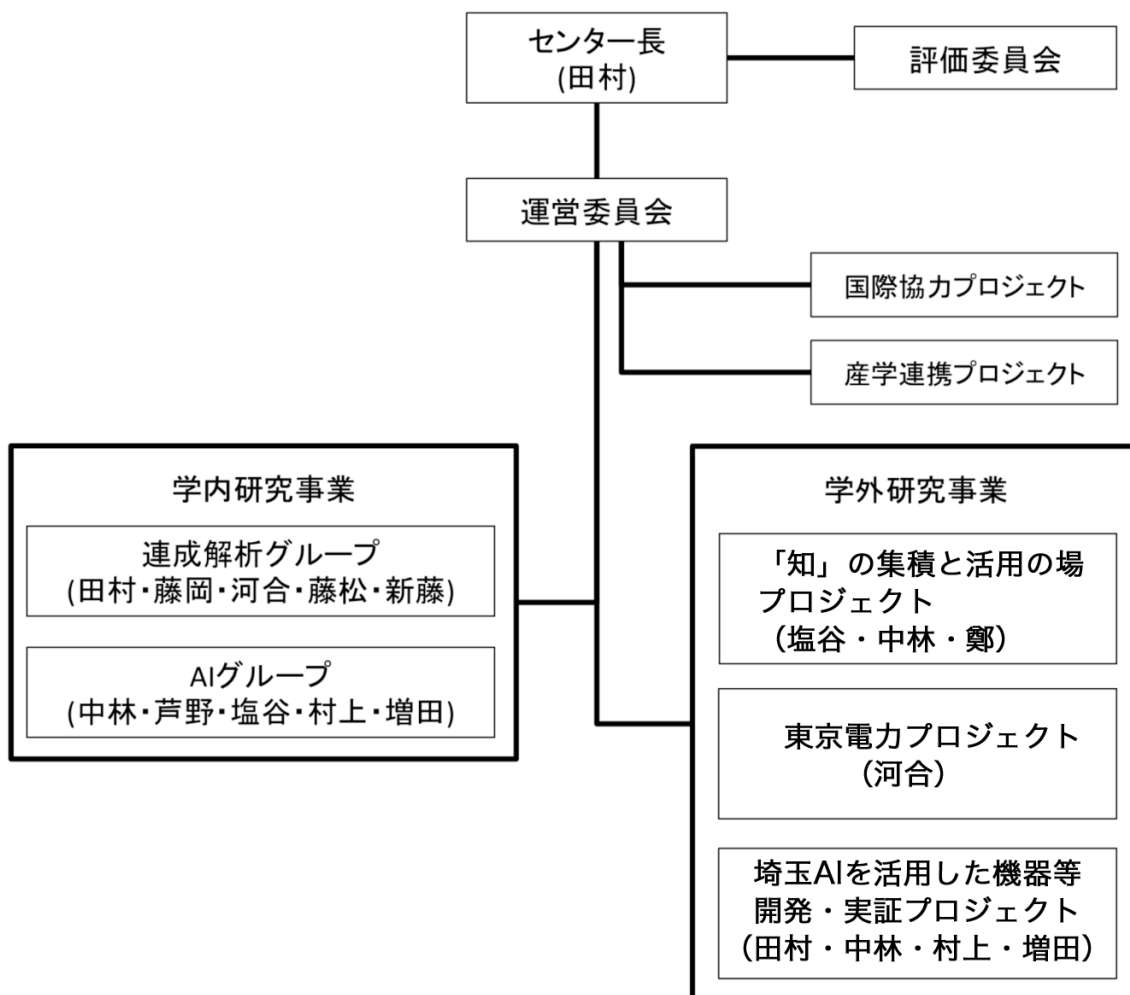


Fig.2.1. センターの組織

2.3. 構成メンバー

計算力学研究センターは以下のメンバーで構成されている。

センター長

田村 善昭（東洋大学総合情報学部総合情報学科教授）

研究員

芦野 俊宏（東洋大学国際学部国際地域学科教授）

河合 浩志（東洋大学総合情報学部総合情報学科教授）

塩谷 隆二（東洋大学総合情報学部総合情報学科教授）

新藤 康弘（東洋大学理工学部機械工学科准教授）

田村 善昭（東洋大学総合情報学部総合情報学科教授）

中林 靖（東洋大学総合情報学部総合情報学科教授）

藤岡 照高（東洋大学理工学部機械工学科教授）

藤松 信義（東洋大学理工学部機械工学科准教授）

村上 真（東洋大学総合情報学部総合情報学科准教授）

研究助手

鄭 宏杰（東洋大学計算力学研究センター）

客員研究員

江澤 良孝（工学院大学非常勤講師，元東洋大学総合情報学部教授）

大石 篤哉（徳島大学大学院理工学研究部准教授）

金山 寛（日本女子大学客員研究員，九州大学名誉教授）

杉本 振一郎（八戸工業大学工学部機械工学科講師）

富山 潤（琉球大学工学部准教授）

増田 正人（東京大学大学院農学生命科学研究科応用動物科学専攻特任研究員）

松原 仁（琉球大学工学部准教授）

矢川 元基（前東洋大学計算力学研究センター長，東京大学名誉教授，東洋大学名誉教授）

横山 真男（明星大学情報学部准教授）

3. 研究成果

3.1. 連成解析グループ

3.1.1. 並列流体-構造連成解析手法の開発

(1) 目標・計画

工業製品をはじめとする構造用包装や精密機器を衝撃から保護する緩衝材として用いられる段ボールは周知のように広く用いられている。段ボールは物流の基盤を形成する重要な製品であり、その品質が求められる。

段ボールの設計では、段ボールが複雑形状であることや異方性を示すことから材料物性値の設定が難しいなどの要点から数値解析を行なうことの障害となっている。ことからその設計は過去の経験や試行錯誤に依存しており、数値解析を取り入れた設計は浸透していない。そのため段ボールの効率的に数値解析を行ない、さらにその精度妥当性を示すことは重要な課題といえる。

段ボールでは中芯と呼ばれる波形状の周期性に着目することで均質化法を適用した数値解析が行なわれている。しかし均質化法は全方向に対して周期性を有する構造体に対して理論が成立しているため、積層構造の複両面段ボールや複々両面段ボールに対しては適用が可能である。その一方で、厚さ方向に周期性をもたない単層構造の両面段ボールに対して均質化法を適用すると精度の保証はない。そこで、これまで複両面段ボールや複々両面段ボールに留まっていた均質化法による数値解析を両面段ボールに対しても適用する。

妥当性の検証に対しては、これまで数値解析結果と実験値とを比較するに留まっていることが多数であった。本研究ではベイズ推定を用いた確率的評価法を行なう。この確率的評価法はばらつきを考慮することで、数値解析のさらなる精度向上へと繋がる。具体的には推定精度の向上を目的として報量基準(Widely Applicable Information Criteria, WAIC)[1]を用いた推定法を提案した。

(2) 意義・国際社会との比較

パリ協定により、世界的な平均気候の上昇を産業革命以前の 2°C未満にする目標が掲げられている。段ボールは紙であることからリサイクルシステムが確立されており環境保全の観点からもこの目標に貢献できる一要因となる材料である。このような背景からも段ボールは多種多様な分野で用いられており、数値解析を利用して解析を行ない、その精度妥当性を示すことができればコストダウンや設計期間の短縮など段ボール製品の効率的かつ迅速な設計が期待できる。

(3) 研究内容

本研究では段ボールを構成するライナと中芯の弾性係数を曲げ試験による観測値と数値解析をもとに階層ベイズモデルを用いて推定する。パイパーパラメータの設定には情報量基準に着目し、WAICを用いて最適化されたパラメータを導入した。

(i) 曲げ試験による観測データの取得

本研究では図2(a)に示すJIS P 3902, JIS P 3904に準拠した表・裏LB180, 中芯MC120で構成された両面段ボール(B flute)を対象に曲げ試験から変位を得る。試験片は同一の段ボールシートから250×250×3mmを切り出し、温度25度、湿度50%で前処理を施した。

段ボールは異方性を有する材料であり紙巾方向(Cross direction, CD), 流れ方向(Machine direction, MD)で機械的特性が異なる。そのため、観測データ群を取得に際しては、両方向に対してそれぞれ各10回実施した。Fig. 2に荷重変位特性を示す。ここで得られた各観測データに対して回帰直線を求め任意の変位をベイズ推定で用いる観測データとする。

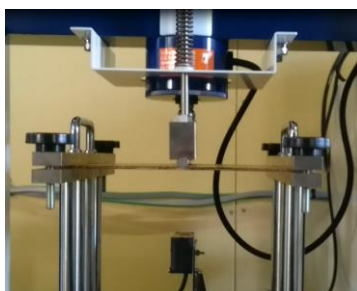


Fig. 1 Bending test

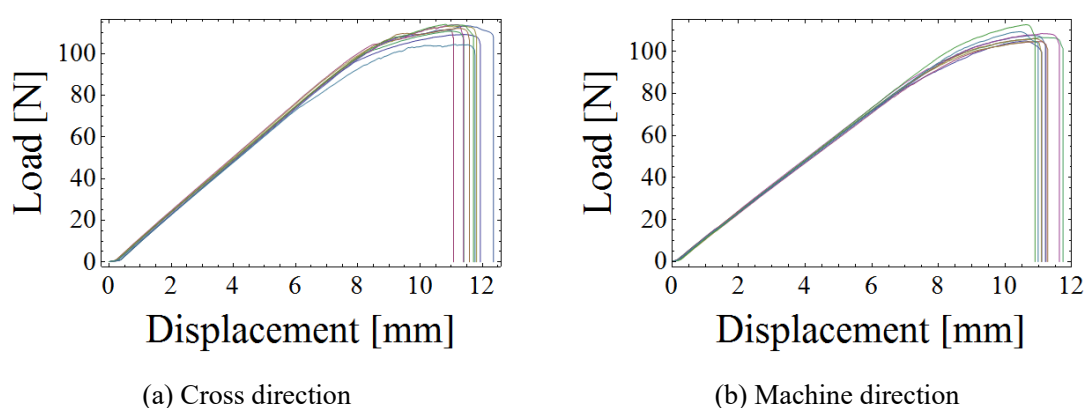


Fig. 2 Load - displacement characters

(ii) 数値解析

段ボールの有限要素解析を実施する場合、段が多数存在し、全ての段に対してメッシュ

分割を行う必要がある。その結果、メッシュ数が膨大となり計算コストや計算時間は実用的ではない。そこで本研究では段ボールの周期性に着目し均質化法[2]による解析を行なう。段ボールの一つの段をユニットセルとするマイクロモデルをFig. 3(a)に示す。段ボールの中芯は製造過程に依存し各段で異なる波形状を有する。そこで本研究ではHarryssonの数値シミュレーション解析モデル[3]にならい中芯を正弦波形として近似しモデル化を行った。本研究ではライナと中芯を独立した材料とみなし各々に弾性係数を設定する。また、全要素数は解析時間を考慮し2973とした。段ボール試験片の全体構造解析を行うための有限要素モデルをFig. 3(b)に示す。ここでは曲げ試験と同様の試験片の寸法をモデル化し境界条件を与える。CDに対して解析を行う場合の境界条件はC_1, C_2面上のxyz方向を完全拘束し、L_1線上の鉛直方向に任意の荷重を与える。一方、MDに対して解析を行う場合の境界条件はC_3, C_4面上のxyz方向を完全拘束し、L_2線上の鉛直方向に任意の荷重を与える。本研究ではCD, MDの境界条件を用いて2通りの数値解析を行った。全要素数は変形挙動が変わらない程度の規模を選択し1492とした。

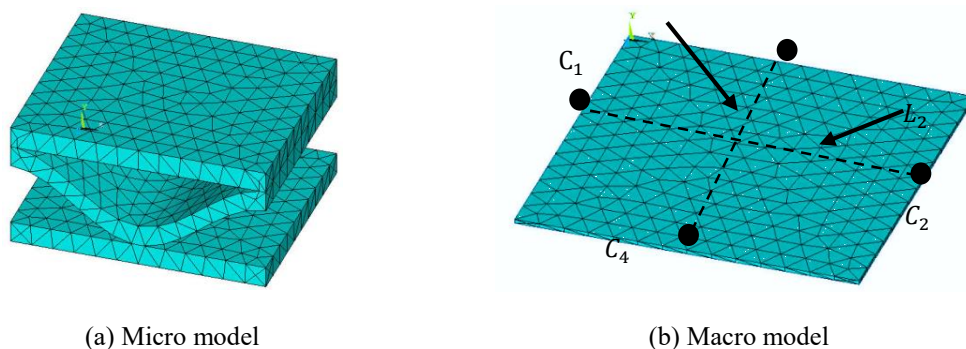


Fig. 3 Homogenization model

(iii) ハイパーパラメータの最適化

階層ベイズモデルにおけるハイパーパラメータは事前分布のパラメータに対してさらにパラメータを導入するものである。ハイパーパラメータの設定において全ての不確定性因子を考慮するのは膨大な時間と労力を必要とするため効率的ではない。そこで試験機の精度に着目しガンマ分布を仮定した。ここで、ガンマ分布に対してWAICによる最適化を行った。WAICはベイズの定理[4]に基づき推定された事後分布の周辺尤度で表され、ハイパーパラメータの関数となりWAICを最小化するモデルは周辺尤度を最大化するという意味でよいモデルとなる。したがって、ガンマ分布の周辺尤度を最大化するパラメータを最尤推定法により決定した。

(iv) 確率モデル

弾性係数を推定するため既存研究[5]で構築した単純なベイズモデルを階層ベイズモデルへと拡張したものをを用いる。このモデルはCD、MDの観測データ群から各々回帰直線を求め、任意の変位と近似値となるようライナと中芯の弾性係数を変化させた数値解析による探索を行った結果から応答曲面近似式を求める。ここで求められたCD、MDの応答曲面近似式を尤度関数として用いる。事前分布の平均はCD、MDの応答曲面近似の重ね合わせから求めた値を用いた。一方、分散共分散はハイパーパラメータを導入している。

(V) 事後分布

WAICにより最適化されたハイパーパラメータの有効性を確認するため、一様分布を設定したハイパーパラメータと比較を行った。事後分布の推定にはマルコフ連鎖モンテカルロ法(Markov Chain Monte Carlo Methods, MCMC)[6]を用いた。Fig.4に事後分布を示す。

Fig.4よりそれぞれの事後分布を比べるとの全体分布形状は類似しているが、最適化を行った事前分布では分布形状の幅が狭くなっている。さらに、確信度の高い区間も的確に捉えられているが、事前分布に一様分布を設定した場合では確信度の高い区間の幅は広領域に広がっている。その結果、無情報事前分布によりハイパーパラメータの影響を考慮しない場合に比べて最適化パラメータを用いる場合、ばらつきにライナで31%、中芯で22%の改善が図られた。このことによりハイパーパラメータの設定の違いにより事後分布に与える影響が異なることが確認できた。従って、最適化パラメータを用いることで事後分布に与える影響は大きく、的確にハイパーパラメータを設定できたといえる。

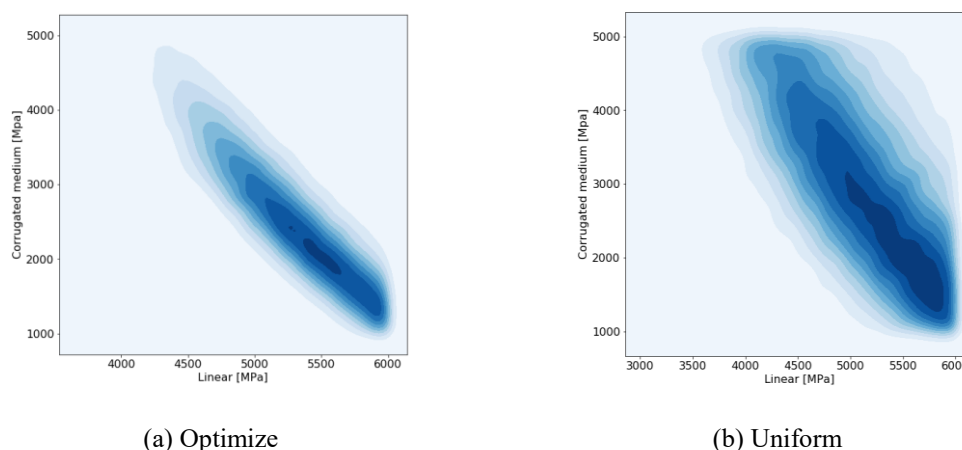


Fig.4 Posterior distribution of elastic modules obtained by Monte Carlo simulation

(4) 2019 年度進捗状況

既存研究で用いた単純ベイズモデルを階層ベイズモデルへと拡張した。階層ベイズモデルにおいて情報量基準(WAIC)を用いて最適化したパラメータを一様分布と比較を行うことでその有効性が示された。

(5) まとめ

数値解析を有効に用いるためにはその妥当性が保証されなければならない，ベイズ推定など統計的手法を用いた不確定性の低減が望まれる．本研究では段ボールを例に挙げのライナと中芯の弾性係数の不確定性の低減を行った．不確定性の低減には階層ベイズモデルを構築し情報量基準(WAIC)を用いて最適化を行ったパラメータを導入することで推定精度が大きく向上しており不確定性の低減が可能となる結果が得られ，情報量基準によるパラメータ最適化の有効性が示された．

参考文献

- [1] Watanabe, S. , Asymptotic Equivalence of Bayes Cross Validation and Widely Applicable Information Criterion in Singular Learning Theory, Journal of Machine Learning Research, Vol.14 (2010), pp.3571-3591.
- [2] 寺田賢二郎, 菊池昇, 均質化法入門, 丸善出版 (2003).
- [3] Harrysson, A. and Ristinmaa, M., Large strain elasto- plastic model of paper and corrugated board, International Journal of Solids and Structures, Vol.45 (2008), pp.3334-3352.
- [4] 松原望, ベイズ統計概説, 培風館 (2010), pp.4-47.
- [5] Shimamura, S., Ezawa, Y., Tamura, Y., Takashimizu, S. and Satou, D., High Accurate Analysis by Experiment and Simulation Using Bayesian Inference for Corrugated Cardboard, Transactions of JSME, Mechanical Engineering Journal, Vol.3, No.4 (2016)
- [6] 久保拓弥, データ解析のための統計モデリング入門, 岩波書店 (2012), pp.170-191.

3.1.2. 多対の超音波トランスデューサによる音圧分布特性解析

(1) 目標・計画

近年, 悪性腫瘍による死亡者は男女ともに年々増えており, 2016 年における癌死亡者数は, 約 37 万 3 千人であった. 悪性腫瘍による死亡者数の増加の主な原因は人口の高齢化であるため, これからもますます増加していくことが予測されている[1].

悪性腫瘍の治療法として, 患者に手術を施す外科療法, 高エネルギーの放射線を照射して癌細胞を死滅させる事によって癌の増殖を阻止する放射線療法, 患者に抗癌剤を投与する事によって癌治療を行う化学療法等があるが, 近年, HIFU(High Intensity Focused Ultrasound)療法が注目されている. この治療法は, 体外より照射した超音波を目的部位に集束させ癌組織を壊死させる方法である. この治療法を脳腫瘍に用いる際の問題として, 骨などの人体組織における超音波の反

射, 屈折により, 焦点位置が移動し, 正常組織を傷付ける恐れがある.

このような状況に対し, より安全で効果的な HIFU 治療を行うためには, 術前に超音波が生体内を伝搬する様子をシミュレーションする必要がある. 本研究では, 2 対以上の超音波トランスデューサを用いた際の音圧分布に関して FDTD (Finite-difference time-domain) 法を用いた解析を実施し, トランスデューサ位置による音圧分布特性について数値的検討を実施した.

なお本研究は, 科学研究費分担金(基盤(B)および基盤(C)の研究分担者として)の助成を受け研究を進めた.

(2) 意義・国際社会との比較

超音波治療装置において, 複数のトランスデューサ位置によって加温領域制御可能となることで, 広範囲に対する加温できるようになり, 全体的により低い温度帯(42-43°C程度のハイパーサーミア領域)で癌の低侵襲治療できるのではないかと考えられる.

(3) 研究内容

(i) 基礎検討

本研究では, Fig. 1 に示すような平面波を射出可能な複数の超音波トランスデューサを 3 枚配置し, それらの配置場所を変更した際の水中の音圧分布変化に関して検討を行った. 具体的にはトランスデューサの成す角度を 30, 45, 60 [deg]とした解析モデルを作成し検討を行った. 解析モデルは一辺が 200mm の立方体形状の水中に, 直径 30mm 厚さ 1mm のトランスデューサを設置し FDTD 法を用いた 3 次元解析を実施した. 解析モデルの要素グリッド間隔は平均 1mm (総要素数約 1000 万)である.

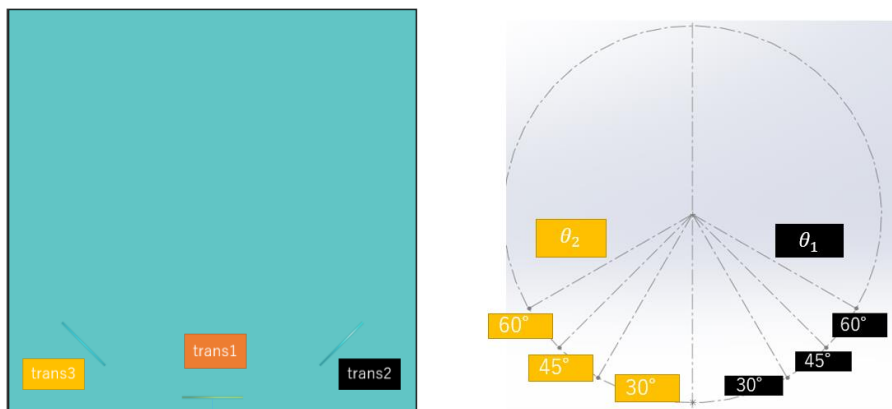


Fig. 1 解析モデル

(ii) 解析条件

本研究ではFDTD法を用いた音圧分布解析を実施した。使用した解析ソフトはZMT(Zurich Med Tech)社製のSim4Life®内のAcoustic Solverを用いた[1]。本解析モデルを構成する各材料の音響特性をTable 1に示す[2,3]。また、トランスデューサから発生する超音波の周波数は1 [MHz]とした。解析PCは、CPU: Intel Core-i7 4770, memory: 32GBであった。

Table I. Material properties

Material name	Mass Density [kg/m ³]	Speed of Sound [m/s]	Acoustic Impedance [Mrayl]
Aluminum	2700	5303	14.3235
Air	1.165	343	0.000399
Water	994	1482.3	1.47346

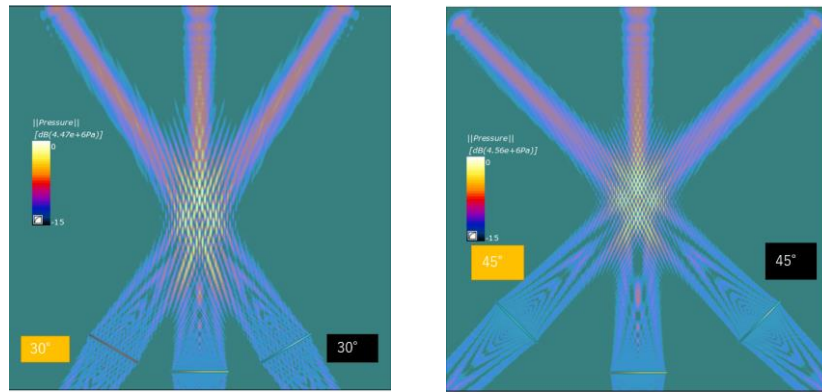
(iii) 解析結果

Fig. 2 にそれぞれの角度で配置した際の水中の音圧分布解析結果を示す。各解析時間は約 1 時間程度であった。各解析結果は最高音圧を基準としたデシベル表示によって色づけされている。これらの水中での音圧分布解析結果より、トランスデューサの配置によって音圧の重なっている領域の範囲が異なることから、適切な配置を行うことで任意の加温領域制御および加温位置制御の可能性を示した。

(iii) 被加温体を用いた音圧-非定常温度分布連成解析結果

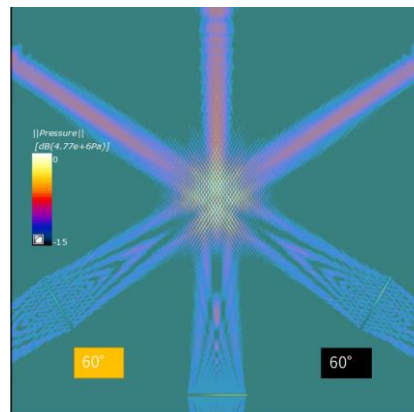
次に人体肝臓形状を模した簡易的な被加温体(全長 100mm, 厚さ 30mm)を配置し、周辺にトランスデューサを配置した際の配置角度ごとの肝臓部の温度分布解析を実施した。解析モデルをFig.3に示す。加温時間は 10 min, 肝臓部初期温度 37°C, 水中温度 23°C一定として解析を行った。最高温度が 43°Cとなるようにスケールファクターを調節した。

Fig.4 に超音波角度を 30, 45, 60deg とした際のそれぞれの解析結果を示す, 被加温体を挿入し加温した際にも超音波分布と同様に角度を広げることによって, 加温領域を広げることができる可能性を数値的に確認した。現在, 実験装置を試作し, 水中でササミ肉を用いた加温実験を行う計画を進めている。



(a) 30deg

(b) 45deg



(c) 60deg

Fig. 2 音圧分布解析結果

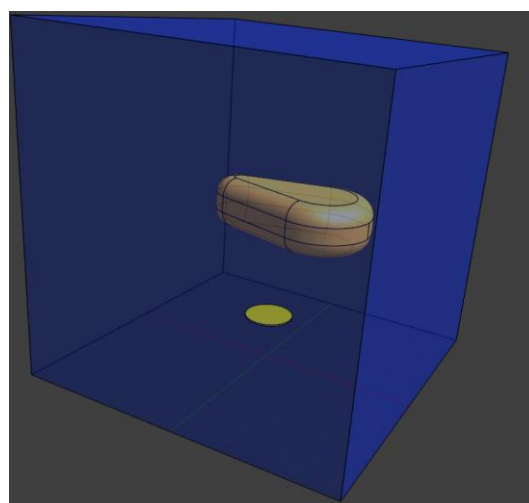


Fig. 3 温度分布解析モデル

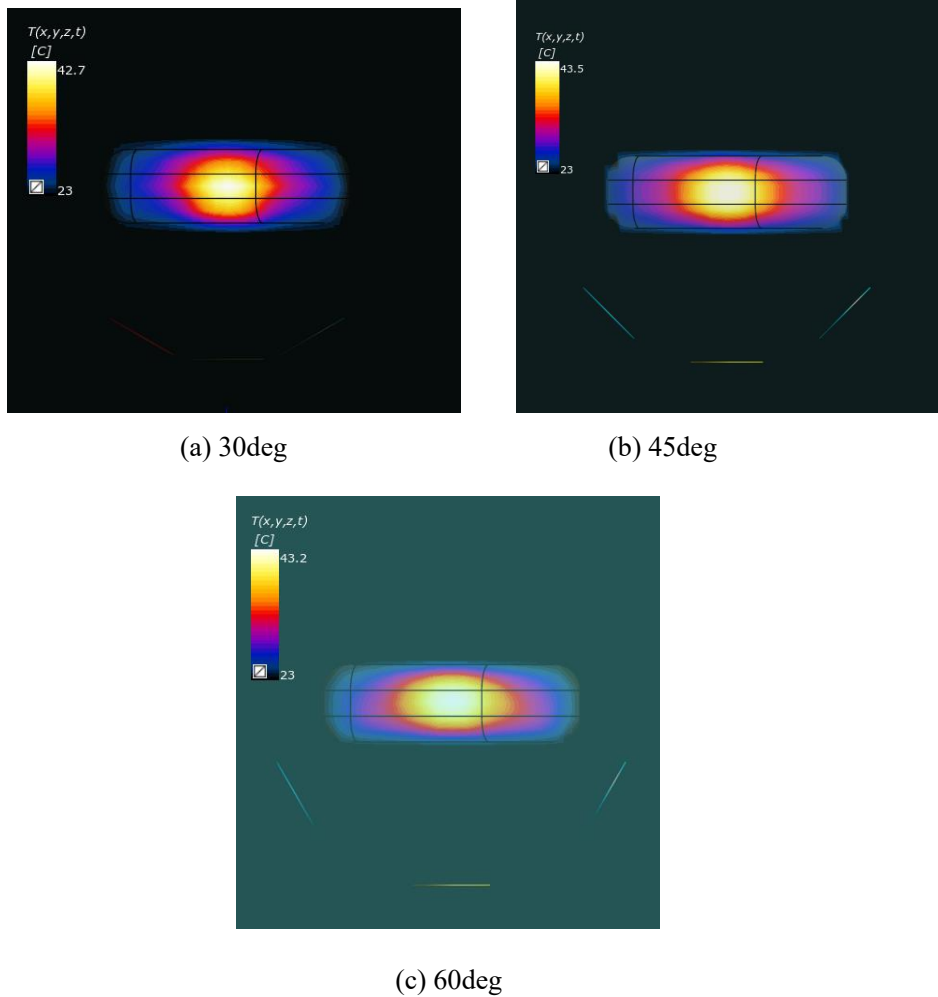


Fig. 4 温度分布解析結果

(4) 2019 年度進捗状況

本年度は新たに研究室を開設し、研究室準備等を進めながら多くの研究の基礎検討を進めた。本研究で示す複数のトランスデューサに関する研究は本年度より取り組みを開始した新しい研究テーマである。次年度以降に実験による検討ができるように、実験システムに関しても本年度準備を進めた。高周波アンプおよびトランスデューサ分配機の特注製作を行い、本年度中での試作を完了させた。来年度には精肉を用いた水中での加温実験を実施し、本研究で求めた解析結果との比較検討を予定している。

(5) まとめ

本研究では、癌治療法の一つである集束超音波治療方法 (HIFU) における、超音波照射領域制御の新たな手法の一つとして、複数のトランスデューサを使用する方法を提案し、その基礎的な部

分について FDTD 方を用いた数値解析を実施した。本解析により、トランスデューサの配置を変更することで、照射深さ、領域の大きさを変更できる可能性を示した。今後さらに研究を進め、実験との比較件を行う予定である。

参考文献

- [1] 国立がん研究センター がん情報サービス最新がん統計：
https://ganjoho.jp/reg_stat/statistics/stat/summary.html (2018/01/11 時点アクセス可能)
- [2] 大平克己, 非接触・空中伝搬超音波検査装置「NAUT21」に必要性和その応用, Eizo joho industrial 2013, p.69, (2013)
- [3] Cornelius T. Leondes: Biomechanical Systems, CRC Press, pp.(4-19)-(4-27), (2000).
- [4] Yasuhito Ichishima, Yasuhiro Shindo, Kazuo Kato, Akira Takeuchi: A Study of Controlling Ultrasound Irradiation Area and Focal Length by Changing HIFU Transducer, Proceedings of Life Science Conference 2017, pp.1-2, (2017).

3.1.3. オープンソース CAE を用いた熱疲労き裂進展解析の実験的検証

(1) 目標・計画

機械設計等の分野で利用される CAE システムは製品開発の期間短縮や性能向上, 故障時の原因調査などで役立てられている。しかし, 実用的な CAE システムはソフトウェア維持・改良を継続する必要からライセンス料が高額となる傾向があり, 大企業であれば投資に見合う効果が得られるが, 個人レベルのコンサルタント, 中小企業や新興国での利用の妨げとなり得る。近年では, ソフトウェア開発の段階からユーザが参加するオープンソース CAE が各種開発・公開されており, こうしたソフトウェアを利用することで, これまでよりも広範なユーザが恩恵を受けれるようになるなどのメリットがある。また, 解析条件が既知であれば, 第三者による再現が比較的容易であり, 解析技術の社会的受容性が高められると期待される。本研究では, 固体の有限要素解析 (FEA) の分野で, 第三者による再現が可能なレベルの精度・妥当性検証例を蓄積することで, オープンソース CAE の有用性を高めることを目的として進めている。

(2) 意義・国際社会との比較

数値流体解析の OpenFOAM [1]に代表されるように, オープンソース CAE は欧州で特に盛んに開発されている。固体の FEA の分野のオープンソースとしては, ドイツで開発されている FEA ソルバ Caliculus [2], フィンランドで開発されているマルチフィジックス解析ソルバ Elmer [3]などがあるが, フランス電力 (EdF) が開発を進め, 本研究で取り上げている Salome-Meca [4] (内蔵された

FEA ソルバは Code-Aster [4], 可視化モジュールは ParaView [5])は, 商用 CAE に匹敵する豊富な機能を有し, 欧州における国境を越えた共同研究のプラットフォームとしても利用されている. また, Salome-Meca 開発チームと中国の中山大学(the Sun Yat-Sen University), 国立広州スーパーコンピューターセンター(National Supercomputer Center in Guangzhou)とが協力して Salome-Meca セミナーを実施している [4]. オープンソース CAE はベンダーによるユーザサポートが期待できないため, 利用の技術的難易度は高いが, 場合によっては市民レベルでの検証が可能であり, 技術の社会的受容性を高めることが期待される. EdF は, Salome-Meca のオープンソース化の意義の一つに原子力技術の透明性向上を挙げている.

(3) 研究内容

本研究では, 第三者による再現を可能とすることで客観的に妥当性が確認できる精度・妥当性検証を行うため, オープンソース CAE, Salome-Meca を用いた精度・妥当性検証例を蓄積してきている. 2015 年度には材料非線形および幾何学的非線形の典型的な問題として, 試験法として標準化されている引張試験の再現を行った[6]. 2016 年度には, 日本原子力研究開発機構が実施したナトリウム中熱疲労試験を再現するための弾性解析と弾性解析ベースの疲労寿命消費率評価を行った[7]. 2017 年度には, 接触解析機能の検証のためボルトで締結した平板の引張試験と解析を行った[8]. 2018 年度には 2016 年度に評価した熱疲労試験に対する弾塑性解析を行った[9]. 2019 年度には電力中央研究所が実施した熱疲労き裂進展試験データを参照し, 熱応力繰返しによる疲労き裂進展の再現を行った.

(4) 2019 年度進捗状況

i) 参照した試験の概要

参照した試験は文献[10-11]に記載された熱疲労き裂進展試験である. 試験体は Fig. 1 に示す SUS304 製配管で, 中央付近の 2 断面(A-A'および B-B')に Fig. 2 のような周方向表面予き裂を放電加工で導入している. 試験体を Fig. 1 に示す断熱チャンバーで覆い, チャンバー中には温度が異なる液体金属(鉛ビスマス)を内包する部屋があり, チャンバーを上下動させることで, 上側の高温層と下側の低温層とを交互に試験体に接触させるものである. 高温層は 550°Cに, 低温層は 150°Cの一定温度を保つよう制御された. 試験体は 2 体使用した.

チャンバーの移動は Fig. 3 に示す波形に従った. Fig. 3 の(1)に示す波形を用いて行う低温熱衝撃試験(cold shock test)では, チャンバーを低い位置, すなわち予き裂部が高温層に触れて安定した温度になるよう 870 sec 保持した後, 上下動させ, 短時間で低温層が触れるようにした. Fig. 3 の(2)の高温熱衝撃試験(hot shock test)はその反対である. チャンバー移動はそれぞれ 1000 回行われ, 途中の 500 回目では試験を中断し, 試験体表面のき裂長さをレプリカ計測し, 終了後に

は切断し、き裂長ささと深さを計測している。き裂寸法の計測結果[10-11]を Table 1 にまとめる。

ii) 解析方法

解析には Salome-Meca Ver. 2015.0.1 [4]を用い、非定常熱伝導解析と、その結果得られる温度分布の時刻歴ファイルを用いて、弾性熱応力解析を行った。線形重ね合わせの原理に基づき、弾性体における応力拡大係数は無き裂状態の応力分布を適用してよいことから解析はともに軸対称モデルを用いて行った。

熱伝導解析および弾性応力解析で使用した境界条件を Fig. 3 の(4)に示す。熱的物性値と機械的特性を Table 2 に示す。これらの特性は SUS304 に対する熱疲労試験・解析の文献情報[12]から引用した。熱的境界条件は、Code-Aster のコマンドファイルの中で、試験体外面を構成する要素エッジに対して、時刻に応じて熱伝達率と雰囲気温度を指定する方法で与えた。文献の解析では熱伝導解析は同様な熱的物性値を用いたが、応力解析は簡便のため 550°C に対するヤング率とポアソン比、線膨張係数とを固定して用いた。今回は、より実際に合わせるため機械的特性の温度依存性を考慮して非考慮の場合と比較した。

応力拡大係数は CEA の報告書[13]に記載された円筒中の周方向表面き裂に対する多項式応力分布の基本解(Chaplot 解)を用いた。ここでは無き裂状態で想定き裂面に垂直方向の弾性応力分布 σ を次式で近似する。

$$\sigma = \sigma_0 + \sigma_1 \frac{u}{t} + \sigma_2 \left(\frac{u}{t} \right)^2 + \sigma_3 \left(\frac{u}{t} \right)^3 \quad (1)$$

ここに u/t は板厚を t とした時の正規化した半径方向距離、 σ_i は近似係数である。これらの係数を用いて応力拡大係数 K は次式で評価される、

$$K = \left\{ F_0 \sigma_0 + F_1 \sigma_1 \frac{a}{t} + F_2 \sigma_2 \left(\frac{a}{t} \right)^2 + F_3 \sigma_3 \left(\frac{a}{t} \right)^3 \right\} \sqrt{\pi a} \quad (2)$$

ここに形状係数 F_i は、単位応力分布に対する基本解で CEA の報告書[13]に数表で与えられている。 a はき裂深さである。熱衝撃1サイクル中での K の最大値 K_{\max} と最小値 K_{\min} とを用いて、疲労 J 積分範囲 ΔJ は次式で評価される。

$$\Delta J = \frac{(K_{\max} - K_{\min})^2}{E'} \quad (3)$$

$$E' = \begin{cases} E, & \text{plane stress} \\ E / (1 - \nu^2), & \text{plane strain} \end{cases} \quad (4)$$

この方法は低サイクル疲労を生じる弾塑性状態では厳密には成立しないが、ひずみ制御性が高い熱応力下では安全側評価となる傾向があるとされている[14]。また、試験体表面にあたるき裂の幅方向の評価には平面応力を仮定し、内部となるき裂深さ方向の評価には平面ひずみを仮定することがよく行われている。

き裂進展則は SUS304 に対する広範な疲労き裂進展試験[15]の平均傾向として、次式を用いた。

$$\frac{da}{dN} = 9.64 \times 10^{-5} \Delta J^{1.44} \quad (5)$$

ここにき裂深さ a の単位は mm, ΔJ の単位は N/mm である。き裂の幅方向の進展評価では a を表面長さの 1/2 の c と読み替える。 N は熱衝撃のサイクル数である。

iii) 解析およびシミュレーションの結果

弾性応力解析の結果得られた軸方向応力分布を、A-A'断面の代表的な3時刻点について Fig. 4-5 に例示する。弾性特性の温度依存性を考慮することで考慮しない場合よりも大きめの応力範囲が算出されていることがわかる。き裂進展シミュレーションの結果得られたき裂深さの最終値を実験結果と比較して Fig. 6 に示す。機械的特性の温度依存性を考慮することで一部のケースで見られた非安全側評価が解消されていることがわかる。同様にき裂幅の評価結果を Fig. 7 に示す。温度依存性を考慮することで非安全側評価が解消された。

(5) まとめ

非常に貴重な熱応力による疲労き裂進展試験のデータを利用して、熱疲労き裂進展シミュレーションの精度・妥当性検証を行った。解析にはオープンソース CAE と自作の Python プログラムを用いてブラックボックスとしないようにした。その結果、熱的物性値や機械的特性の温度依存性を考慮した非定常熱伝導解析と弾性応力解析、円筒形状に対する応力拡大係数基本解を用いた疲労 J 積分評価を組み合わせることで良好な評価結果を得た。

本研究は、科学研究費補助金(18K02963, 代表:藤岡照高)の助成を受けて実施した。

Table 1 Measured crack size of the tests [10-11]

Cold shock test, crack size in mm								Hot shock test, crack size in mm							
Section	Surface	Radius location (Crack No.)	Crack depth, <i>a</i>		Half crack width, <i>c</i>			Section	Surface	Radius location (Crack No.)	Crack depth, <i>a</i>		Half crack width, <i>c</i>		
			Initial	1000th cycle	Initial	500th cycle	1000th cycle				Initial	1000th cycle	Initial	500th cycle	1000th cycle
A-A'	Inner	0° (AI-3)	5.0	-	5.0	5.1	5.23	A-A'	Inner	0° (AI-3)	5.0	-	5.0	-	5.07
		120° (AI-1)	5.0	-	10.0	10.05	10.15			120° (AI-1)	5.0	-	10.0	-	10.13
		240° (AI-2)	4.0	-	8.0	8.1	8.18			240° (AI-2)	4.0	-	8.0	-	8.08
	Outer	60° (AO-3)	4.0	-	4.0	4.06	4.4		Outer	60° (AO-3)	4.0	4.4	4.0	4.55	5.5
		180° (AO-1)	4.0	-	8.0	8.06	8.28			180° (AO-1)	4.0	6.0	8.0	14.2	19.22
		300° (AO-2)	5.0	-	5.0	5.1	5.38			300° (AO-2)	5.0	5.8	5.0	8.5	13.2
B-B'	Inner	60° (BI-1)	4.0	-	8.0	8.1	8.15	B-B'	Inner	60° (BI-1)	4.0	-	8.0	-	-
		180° (BI-3)	4.0	-	4.0	4.15	4.18			180° (BI-3)	4.0	-	4.0	-	-
		300° (BI-2)	5.0	-	5.0	5.09	5.19			300° (BI-2)	5.0	-	5.0	-	-
	Outer	0° (BO-2)	4.0	4.9	8.0	9.15	13.43		Outer	0° (BO-2)	4.0	-	8.0	8.03	8.1
		120° (BO-1)	4.0	5.6	16.0	17.15	21.5			120° (BO-1)	4.0	-	16.0	16.03	16.1
		240° (BO-3)	4.0	4.8	4.0	5.12	8.55			240° (BO-3)	4.0	-	4.0	4.02	4.06

Table 2 Mechanical properties employed in stress FEA

Temperature, <i>T</i> [°C]	Thermal expansion coefficient, α [$10^{-6}/^{\circ}\text{C}$]	Poisson's ratio, ν	Young's modulus, <i>E</i> [MPa]
20	15.21	0.300	195000
50	15.72	0.300	193000
75	16.09	0.300	191000
100	16.43	0.300	190000
125	16.73	0.300	188000
150	17.04	0.300	186000
175	17.33	0.300	184000
200	17.59	0.300	183000
225	17.84	0.300	180000
250	18.08	0.300	178000
275	18.33	0.300	177000
300	18.55	0.300	176000
325	18.76	0.300	174000
350	18.94	0.300	173000
375	19.11	0.300	171000
400	19.27	0.300	169000
425	19.41	0.300	167000
450	19.93	0.300	163660
475	20.11	0.301	160720
500	20.28	0.302	158760
525	20.45	0.304	155820
550	20.60	0.306	153860
575	20.74	0.308	150920
600	20.87	0.310	148960
625	20.99	0.312	146020
650	21.09	0.314	144060

Table 3 Thermal properties employed in heat transfer FEA

Temperature, T [°C]	Thermal conductivity, λ [mW/mm°C]	Specific heat, C_p [kJ/kg°C]	Mass density, ρ [kg/m ²]
20	14.4	0.448	8032.51
100	15.4	0.490	7995.37
200	16.9	0.523	7948.94
300	17.8	0.544	7902.51
400	19.7	0.552	7856.08
500	20.9	0.565	7809.65
550	21.6	0.573	7786.44
600	22.6	0.582	7763.22

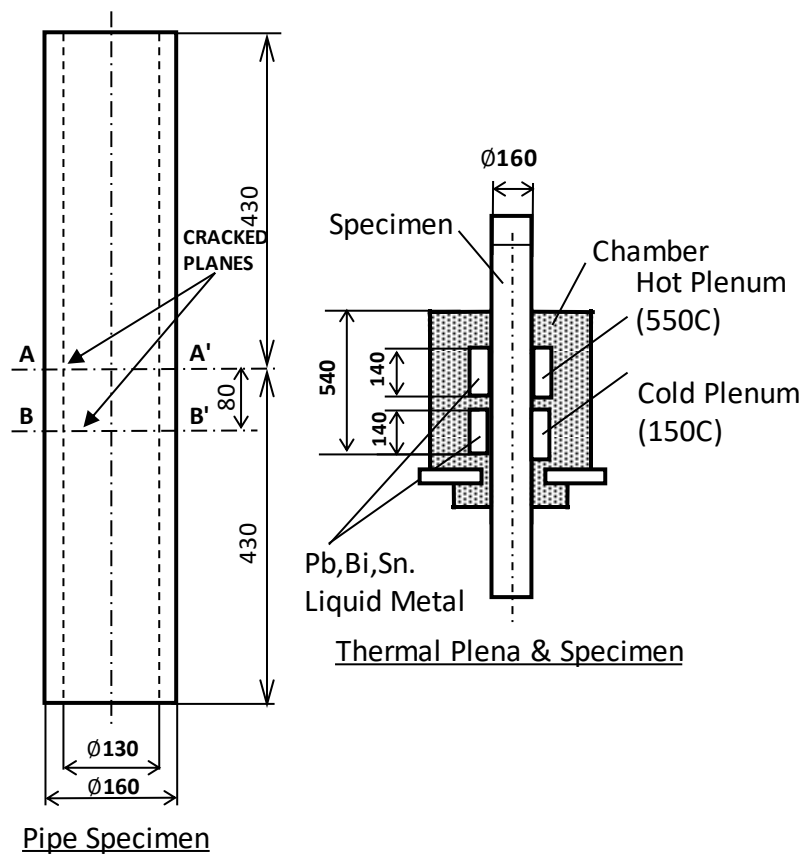


Fig. 1 Pipe specimen and thermal plena [10-11]

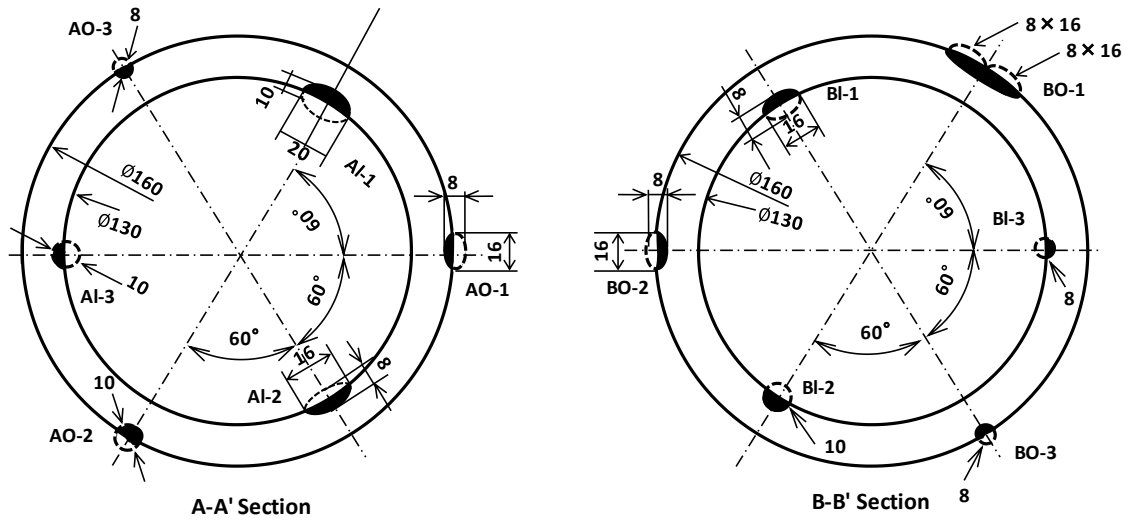


Fig. 2 Prenotches introduced by electrical discharge [10-11]

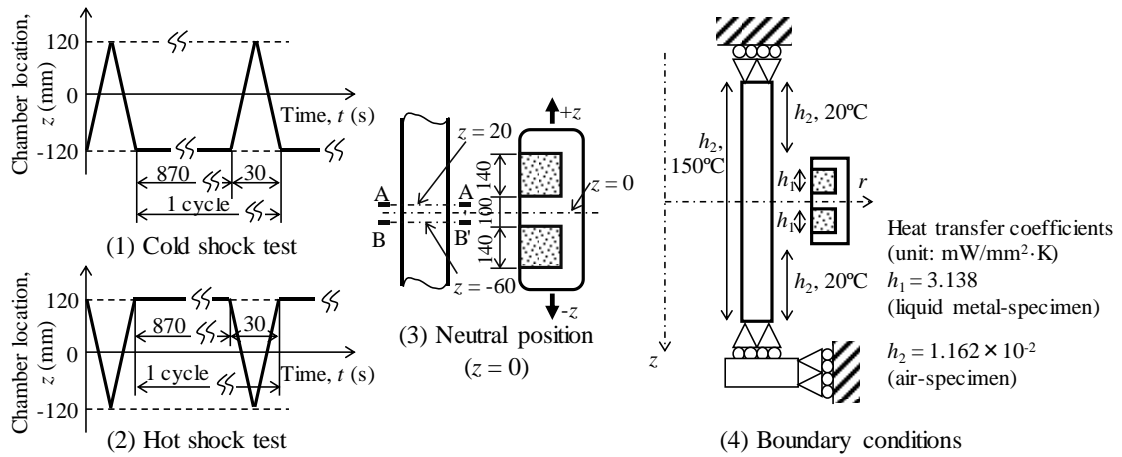


Fig. 3 Wave forms of the cyclic movement of thermal chamber, and boundary conditions of transient thermal and stress FEA [10-11]

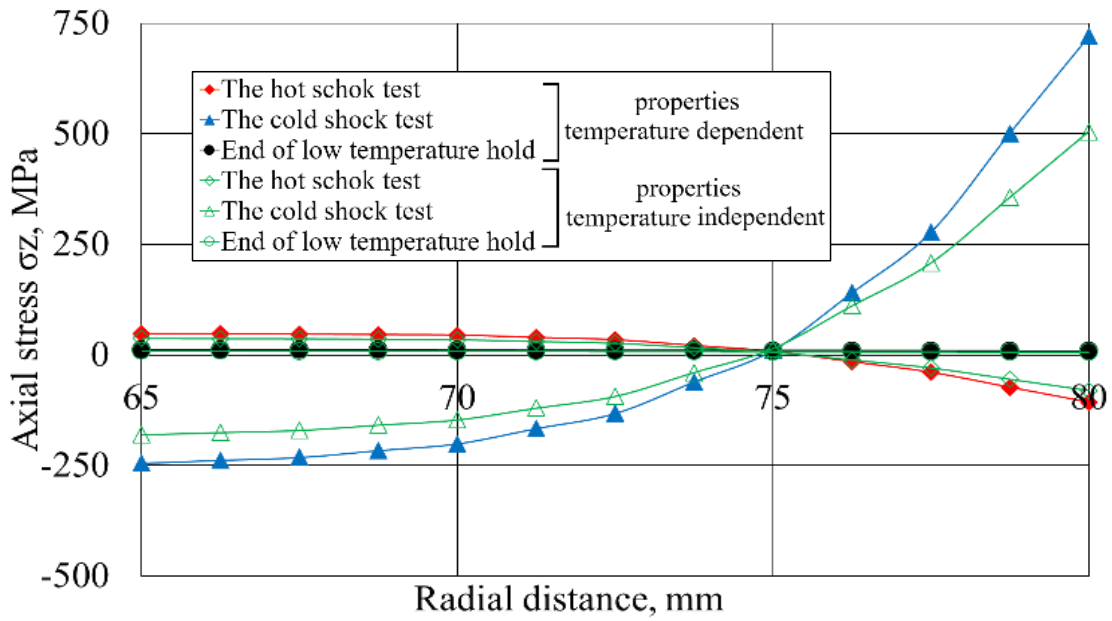


Fig. 4 Axial stress distribution obtained from elastic FEA for cold shock test

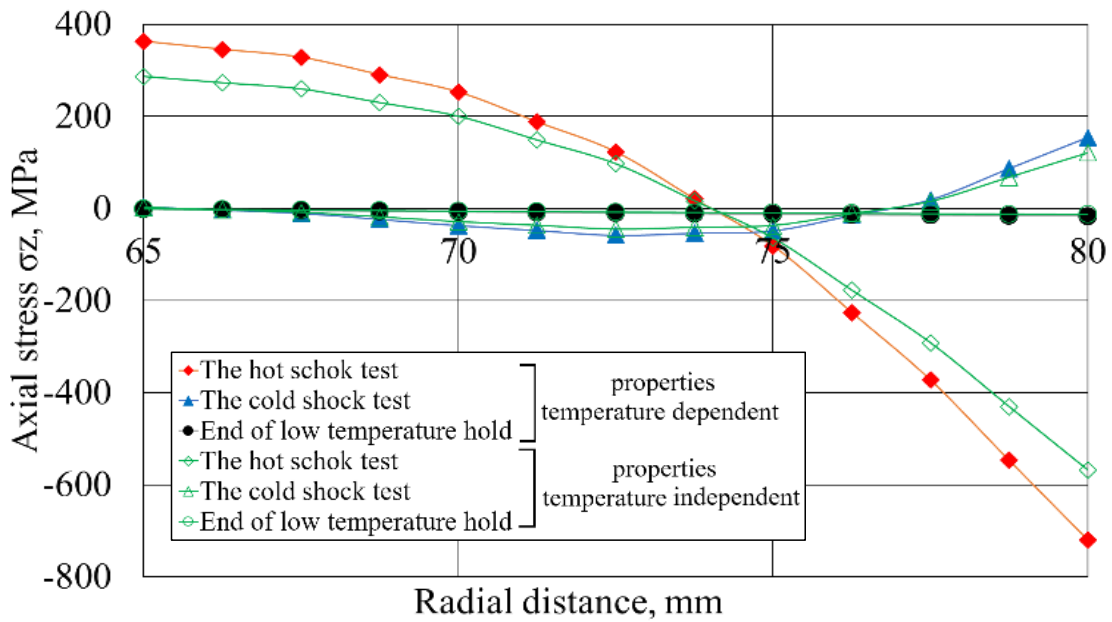


Fig. 5 Axial stress distribution obtained from elastic FEA for hot shock test

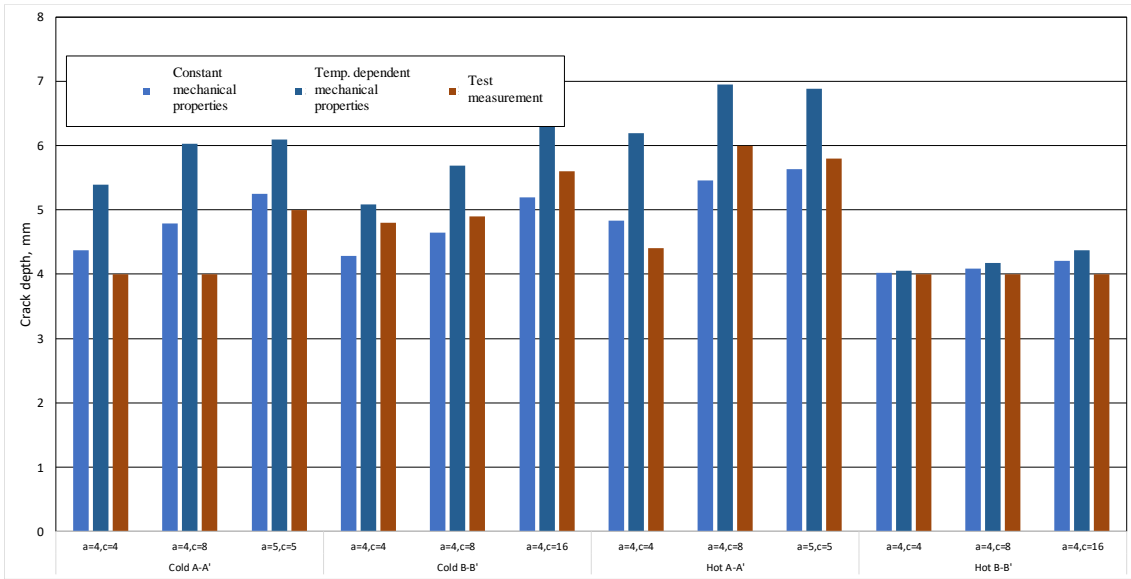


Fig. 6 Comparison between estimated crack size and test measurement (crack depth)

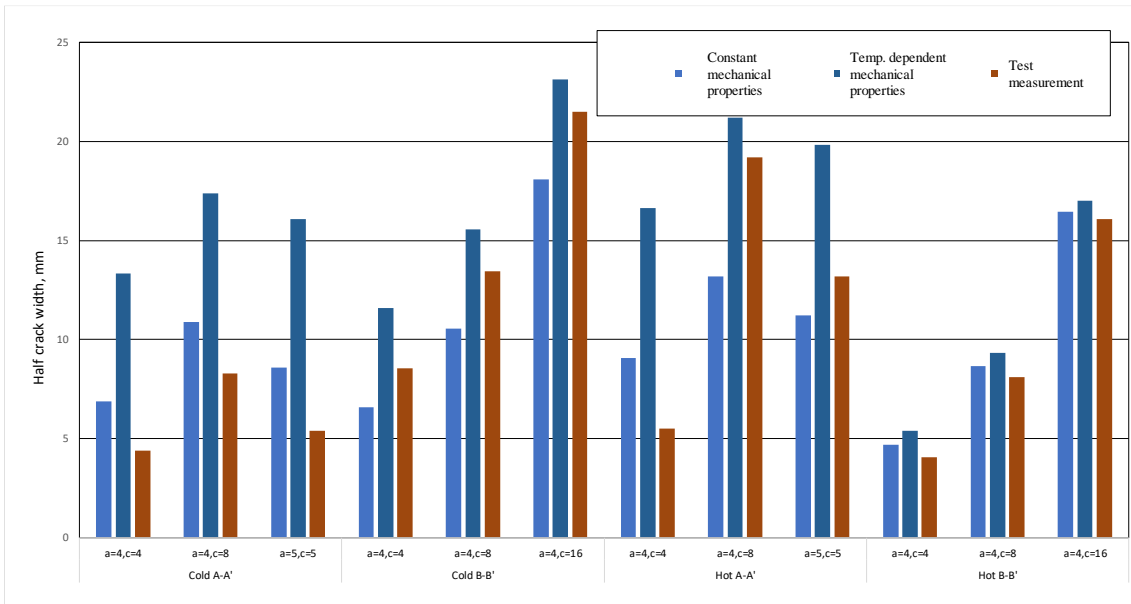


Fig. 7 Comparison between estimated crack size and test measurement (crack length)

参考文献

- [1] ESI, <https://openfoam.com/> (Accessed 21 Jan. 2020).
- [2] Guido Dhondt and Klaus Wittig, <http://www.calculix.de/> (Accessed 21 Jan. 2020).
- [3] CSC - IT Center for Science (CSC), <https://www.csc.fi/web/elmer/> (Accessed 21 Jan. 2020).
- [4] EdF, <https://www.code-aster.org/> (Accessed 21 Jan. 2020).

- [5] Kitware, <https://www.paraview.org/> (Accessed 21 Jan. 2020).
- [6] 藤岡照高, 構造解析ソルバ検証用参照解の整備(低合金鋼引張試験の Code-Aster による再現), オープン CAE シンポジウム 2015@富山, 富山, 2015.11.
- [7] 三浦純哉, 藤岡照高, Salome-Meca を用いた熱疲労試験の再現解析, オープン CAE シンポジウム 2016@東京, 東京, 2016.11.
- [8] 藤岡照高, ボルト締結平板試験片の引張試験と Code-Aster による再現解析, オープン CAE シンポジウム 2018@川崎, 川崎, 2018.11.
- [9] 三浦純哉, 藤岡照高, 新藤康弘, Salome-Meca を用いた熱疲労解析, オープン CAE シンポジウム 2018@川崎, 川崎, 2018.11.
- [10] T. Fujioka, Y. Takahashi, Y. Satoh and Y. Fukuda, Prediction of Crack Propagation in Type 304 Stainless Steel Cylindrical Specimens Subjected to Cyclic Thermal Loads, Transactions of 12th SMiRT, Vol. F, pp. 251-256, IASMiRT, Stuttgart, 1993.8.
- [11] T. Fujioka, Y. Takahashi, Y. Fukuda and Y. Satoh, Simplified Method to Predict Creep-fatigue Crack Growth in Inelastic Situation - Evaluation of Thermal Fatigue Crack Growth Test -, The 3rd ASME/JSME Joint International Conference on Nuclear Engineering (ICONE-3), Vol. 1, S113, pp. 327-333, JSME, Kyoto, 1995.4.
- [12] 石崎公人, 渡士克己, 高橋伸友, 岩田耕司, SUS304 鋼の熱疲労試験, JAEA, PNC-TN9410 89-101, 1989.
- [13] Chapuliot, S., Formulaire de KI Pour les Tubes Comportant un Defaut de Surface Semi-Elliptique Longitudinal ou Circonférentiel, Interne ou Externe, RAPPORT CEA-R-5900, 2000 (in French).
- [14] Ainsworth, R. A., Ruggles, M. B., Takahashi, Y., Flaw Assessment Procedure for High-Temperature Reactor Components, Transactions of ASME, Journal of Pressure Vessel Technology, Vol. 114, ASME, pp. 166-170, 1992.
- [15] 日本溶接協会原子力研究委員会 FCC 小委員会, 高速炉構造材料のクリープ疲労き裂伝播に関する試験研究, PNC J 225 84-01, 1984.9.

3.1.4. 新規実験計測グループ：粘弾性被膜を有する物体に作用する空気力特性

新規実験計測グループでは、計算力学研究センターのプロジェクト名である「大規模高精度流体－構造連成解析手法の開発と詳細実験による精度・妥当性検証」のうち、「標準問題実験の検討」に焦点を当てた活動を行っている。

流体－構造連成問題について高い信頼性で実験するには、実験モデルの精度や実験装置の信頼性を高めた上で、物理量を計測する必要がある。新規実験計測グループでは、標準問題として弾性円柱の振動実験とシートフラッタ試験を行い、実験環境の整備に取り組んでい

る。また応用的課題として、粘弾性被膜を有する物体に作用する抵抗低減メカニズムの解明に取り組み始めた。特に今年度は、粘弾性被膜表面の境界層計測を行うために、風洞装置の整備を行い乱流計測用の風路を製作、境界層計測を試みたので報告する。

(1) 目標・計画

粘弾性被膜による抵抗低減メカニズムの解明することが目的である。昨年度までの取り組みで、粘弾性被膜を有する物体に作用する空気力計測を行い、抵抗低減効果があることを確認できた。今年度は、乱流測定のための風路の作製と境界層測定による性能評価を行ったので報告する。

(2) 意義・国際社会との比較

流体抵抗の低減は主要な研究課題の一つである。航空機は抵抗を低減することで燃費が改善され、配管の抵抗低減は損失ヘッ드의改善に繋がる。様々な抵抗低減法の一つに、水棲生物に着目した研究がある。例えばイルカは、体を覆う柔らかい表皮を利用して抵抗を低減していると考えられている[1]。Kramer の研究を契機として、ゴムやゲルのような軟質のコーティング材による摩擦抵抗低減効果に関する研究が半世紀以上に亘り行われてきた[2-3]。これまでの研究は材料特性の違いによる摩擦抵抗低減効果に着目した研究事例が殆どである。その効果を、航空機の翼表面に応用するには、材料特性と抵抗低減効果の仕組みを明らかにすることが不可欠である。そこで本研究では、イルカの表皮を軟質のコーティング材でモデル化した風洞実験を行い、摩擦抵抗低減のメカニズムを解明したいと考えている。

(3) 研究内容

Fig.1 は風路と計測システムの概要図である。風路断面積は 260[mm]×300[mm]、長さは 3000[mm]である。乱流境界層の発達を促進するために、下流 100[mm]と 105[mm]地点に直径、高さ共に 1.5[mm]の円柱を中心間距離 10[mm]で千鳥状に配置している。下流 2600[mm]地点には 200×100[mm]の試験片を取り付ける部分を設けた。乱流境界層は熱線流速計をトラバース装置により移動して測定した。

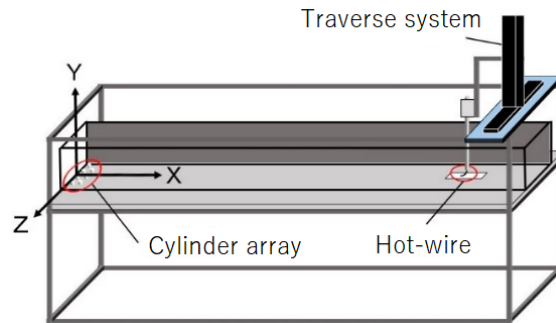


Fig. 1 風路及び座標系

1. 検証実験

安定に境界層測定を行うには、風路内で流速を一定に保つ必要がある。そこで圧力係数 C_p の定義式とベルヌーイの定理から式(1)を導き評価した。

$$U_2 = \sqrt{1 - C_p} U_1 \quad (1)$$

風路上壁の高さを調節して静圧勾配を調整した。測定点を X 方向に 600~2600[mm]の範囲で 500[mm]間隔で移動させ、Fig. 2 のように各測定点における流速の誤差が 1%未満となることを確認した。X=600[mm]における圧力係数が他に比べて小さくなっているのは、風路上流部分に設置した基準ピトー管による影響を受けていると考えられる。しかし、この点においても流速の誤差は1%未満となっていることを確認し、測定への影響はないと判断した。

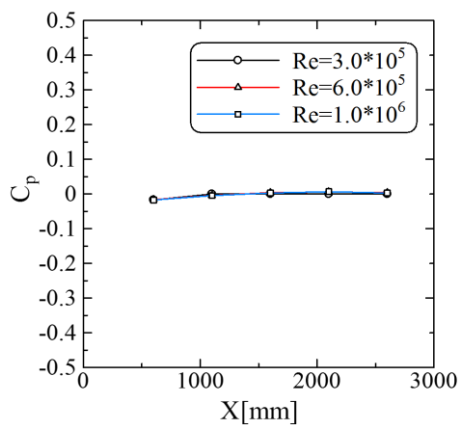


Fig.2 静圧勾配

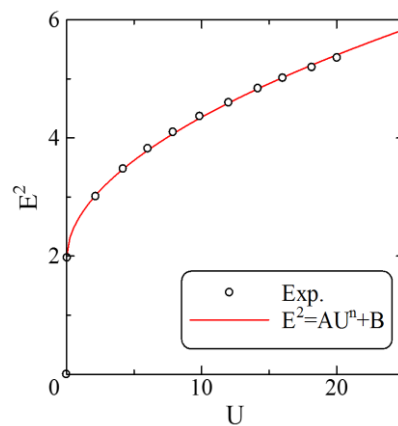


Fig.3 較正曲線

境界層測定には定温度型の熱線流速計を使用した。熱線流速計の出力電圧 E と流速 U の関係は、式(2)に示す King の式で表される。風路内で流速を変化させて得た測定値を用いて、最小二乗法を適用することにより Fig.3 に示すように較正曲線を決定した。

$$E^2 = AU^n + B \quad (2)$$

2. 境界層特性

風路の性能評価は速度分布、乱れ強さ、形状係数から行った。境界層測定はサンプリング周波数 10[kHz]、測定時間 60[s]で行った。まず、熱線流速計を X 方向に 500[mm]間隔で移動させて境界層を測定し、速度分布と乱れ強さの分布の変化を比較した。

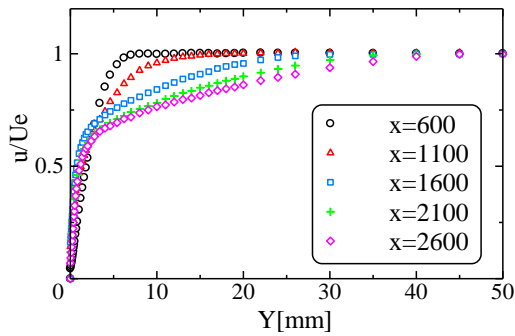


Fig.4 X 方向速度分布

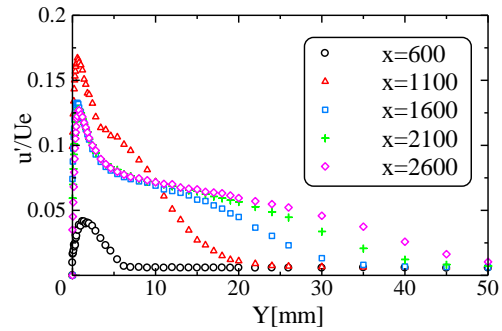


Fig.5 X 方向乱れ分布

Fig.4 は X 方向の速度分布の変化を示している。風路の下流ほど境界層が厚くなっていることを確認した。また乱流の場合、壁面では渦によって摩擦が大きくなることで層流に比べて壁面近傍の速度勾配が大きくなるという特徴を確認した。Fig.5 は X 方向の乱れ強さの分布の変化を示している、下流ほど流れが乱れている範囲が拡大していることから、乱流境界層の発達を確認できる。

次に、試験片設置位置である $X=2600[\text{mm}]$ 、 $Z=0[\text{mm}]$ において Re 数を $Re=3.0 \times 10^5 \sim Re=6.0 \times 10^5$ の範囲で 1.0×10^5 ずつ変化させて境界層を測定した。試験片にはアクリルの平板模型を使用した。Fig.6 は、 $Re=6.0 \times 10^5$ における対数速度分布と乱れ強さの分布を示している。対数速度分布より、対数領域では直線で示した対数則上に分布していることから乱流境界層が形成されていることが分かる。しかし、粘性底層において速度分布は対数則から大きく外れ上方に分布している。これは壁面による影響を受けたと考えられる。壁面が冷たいことで熱線を極めて近づけた時、熱線が冷却されて流れが加速しているように出力されたと考えられる。他の Re 数においても同様の傾向を確認した。また、乱れ強さのピークは遷移層にあたる $y^+=15$ 付近で現れ、乱れ強さの最大値は主流の 12%に達している。十分に発達した乱流境界層の場合、乱れ強さの最大値は主流の 11%に達する[4]。よって、試験片設置位置 $X=2600[\text{mm}]$ における乱流境界層は十分に発達していることを確認した。Fig.7 は測定点を X 方向に移動させたときの各点における形状係数を表している。層流の場合 $H=2.6$ 、十分に発達した乱流の場合 $H=1.4$ を示すが、下流に移動するにつれて形状係数は小さくなっていき、 $X=1600[\text{mm}]$ 付近から $H=1.4$ に収束していることが分かる。よって、この結果からも風路内において乱流境界層が発達していく様子を確認することができる。また、模型設置

位置において乱流境界層は十分に発達していることが確認できた。

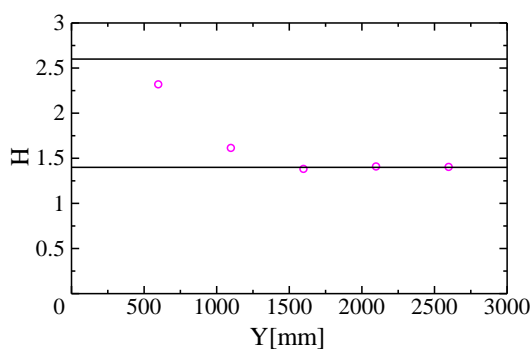
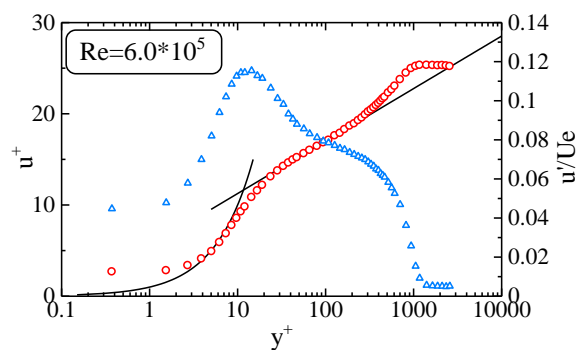


Fig.6 速度分布と乱れ強さ

Fig.7 形状係数

(4) 2019 年度進捗状況

乱流測定用の風路を作製し、境界層測定を行った[5]。速度分布、乱れ強さから乱流の基本的な傾向を確認できた。測定点を X 方向に移動させて境界層を測定したことで、乱流境界層が発達していく様子を確認することができた。また、試験片表面上において乱れ強さが主流の 12%程度に達していることや形状係数が $H=1.4$ 付近に収束していることから乱流境界層が十分に発達していることを確認した。よって、作製した風路は乱流境界層を測定するための性能を有していると判断した。

(5) まとめ

粘弾性被膜を有する物体の空気力特性を調べた。金属模型との比較により抵抗低減効果を確認することができた。現在、風路の製作に取り組んでおり、抵抗低減メカニズムに着目した実験を開始したいと考えている。

参考文献

[1] Kramer, M.O. ; Boundary layer stabilization by distributed damping, J. Aero. Sci., 24, pp.459-460,

(1957).

[2] K.-S.Choi, X.Yang, B.R.Clayton, E.J.Glover, M.Atlar, B.N.Semenov and V.M.Kulik ; Turbulent drag reduction using compliant surfaces, Roy. Soc. Lond. A453, pp.2229-2240, (1997)

[3] A. Dinkelacker ; Preliminary experiments on the influence of flexible walls on boundary layerturbulence, J. Sound Vib. 4,pp.187-214, (1966).

[4] 生井武文, 井上雅弘, 粘性流体の力学, 理工学社, p.36, (2004).

[5] 一ノ瀬順識別, 藤松信義, 乱流測定のための風路の作製と境界層測定による性能評価, 日本実験力学会 2019 年度年次講演会, (2019).

3.2. AI グループ

計算力学研究センターに本年度より設置された AI グループは, 近年流行している深層学習や機械学習を始めとした種々の人工知能関連技術を計算力学分野に応用することを目的としている.

よく知られているように, 近年流行している AI 技術は Convolutional Neural Network (CNN) を用いて画像認識を行ったり, Recurrent Neural Network (RNN) または Long-Short Term Memory (LSTM) を用いて音声認識を行ったりと, 所謂メディア情報分野に特化して研究開発が先行されている. このような状況に対して, 本グループでは従来行われてきた計算力学分野の様々な研究分野に対して AI 技術を融合してより高度なシステムを構築することを目指している. 本年度は主に以下の 6 テーマについて研究活動を行った.

1. Variational Recurrent Neural Network を用いた人物動作生成モデルの構築
2. 深層学習による計算力学の高度化
3. Convolutional LSTM を用いた流体解析結果予測
4. 血中アミノ酸によるメタボロームの予測
5. 人工知能による電力用変圧器の内部異常診断
6. マテリアルズ・インテグレーションのための材料オントロジーの開発

3.2.1. マテリアルズ・インテグレーションのための材料オントロジーの開発

(1) 目標・計画

近年各国において, 物質・材料設計, また開発された材料の実用化に必要とされるリードタイムを短縮するためにデータ, 異なったスケールのシミュレーション, 過去の経験式などを総合的に活

用しようという研究開発が活発化している。我が国では 2014 年度から内閣府戦略的イノベーション創造プログラム(SIP)において、革新的構造材料プロジェクトが採択された。芦野はマテリアルズ・インテグレーション(MI)の分担者として複数の情報資源を連携させるためのデータ表現の開発、これに基づいたプロトタイプシステムの開発を行った。

2018 年から始まった SIP 第二期では物質・材料研究所を中心とした課題「統合型材料開発システムによるマテリアル革命」が採択された。芦野は第二期にも引き続き参画し、5 つあるサブグループのうち、構造材料データベースの Co-Leader として 2020 年の見直しを含み最大 5 年間、2022 年までマイクロ組織とその相互関係について表現することのできる構造材料データベースの開発を行っている。

(2) 意義・国際社会との比較

米国では 2011 年に材料開発に計算機シミュレーション、データを活用しようという研究を統合する形でマテリアルズ・ゲノム・イニシアティブ(MGI)が国策として推進されるようになった。これにより我が国でも材料のデータ・シミュレーションが注目され、2014 年に始まった内閣府戦略イノベーション創造プログラム(SIP)では、テーマの一つとして革新的構造材料分野が取り上げられた。引き続き SIP 第二期においても材料開発基盤、統合型材料開発システムが課題となり、その中で材料の性能に関わるマイクロ構造を表現することのできるデータ構造がサブテーマとして取り上げられた。

第二期ではデータ統合のための共通の辞書・概念構造として材料に関するオントロジーを開発することとしている。オントロジーを用いてデータの意味的關係を表記することは、オープンデータの世界において異なった情報リソースから得られるデータを統合する上での基盤としてその重要性が認識されており、多くの分野で研究・開発が行われている。材料についても、海外にあっても欧州の EMMC (European Materials Modeling Council), AFRL (Air Force Research Lab.)などにおいて材料のオントロジー開発や既に部分的に開発されたオントロジーの収集などが進められている。また、アメリカにおいては NSF による科学技術研究のための CyberInfrastructure 構築の動きに呼応して、NSF、ジョンズ・ホプキンス大学、パーデュー大学の呼びかけで材料データに関わる研究者のコミュニティとして MaRDaC (Materials Research Data Council)が組織され、日本からは芦野が 10 月にシカゴでの会合に参加を要請されたが学務のため出席は叶わなかった。

(3) 研究内容

2018 年度からは SIP 第二期のサブグループの一つである構造材料データベース構築の Co-Leader として、構造材料のマイクロ組織やその分類、パフォーマンスへの影響など材料学の専門家の

知見のオントロジー記述を進めている。一方で、クリープ試験などから得られるデータについてスキーマを開発しており、マイクロ組織のオントロジーとの間でマッピングすることで、材料のパフォーマンスに大きな影響を及ぼすマイクロ組織に関わる知識と異なったスケールの実験データや数値シミュレーションの入出力との関連を表現する(Fig.1)。

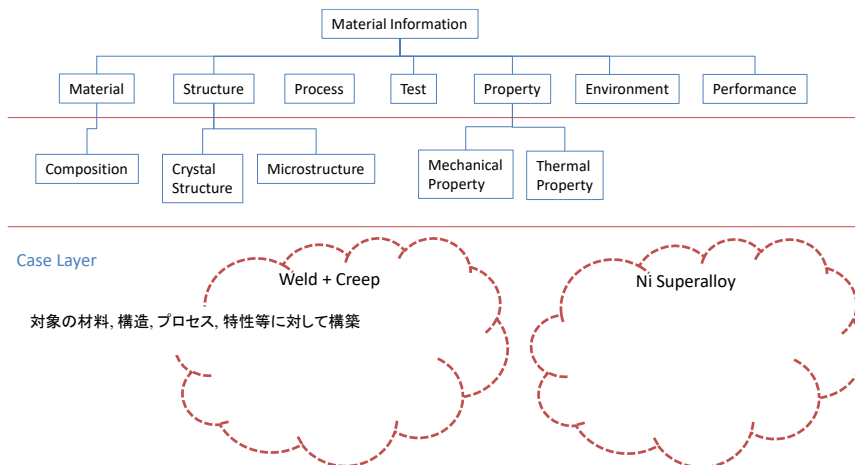


Fig.1 Mapping of microstructure hierarchy and experimental data schema.

(4) 2019 年度進捗状況

2019 年度は鋼材溶接部のクリープ性能およびニッケル基超合金という、中期目標に挙げた 2 つの課題について性能の評価、マイクロ組織や関連する実験データの構造についてのヒアリングを行い、XMLSchema を用いたデータスキーマの設計を行った。

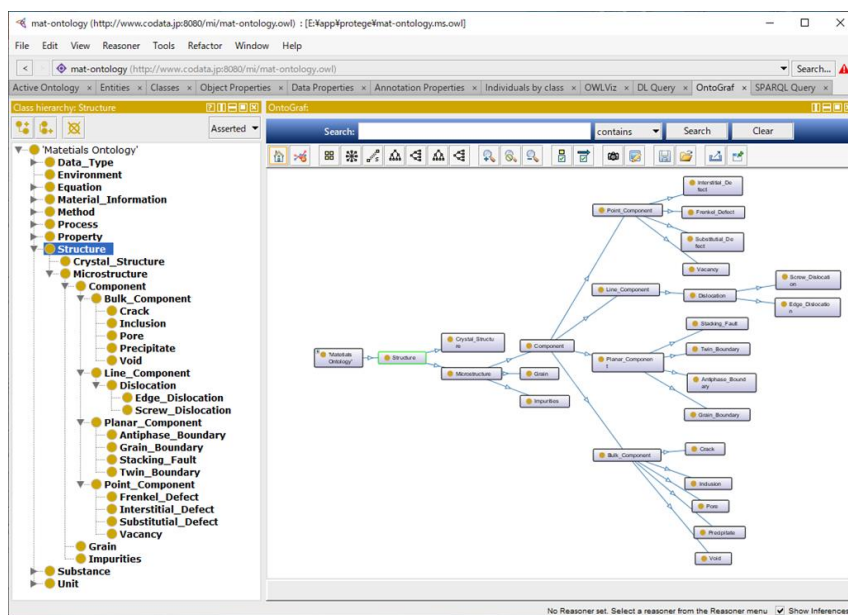


Fig. 2 Ontology design of microstructure.

また、マイクロ組織については Fig.2 に示すように組織の形状などによって階層構造を作成し、オン

トロジー記述言語 OWL を用いた記述を行っている。上記のスキーマはオントロジーで定義された語彙を用いて記述されており、データにあるマイクロ組織に関する特徴量をオントロジーに記述した対象物としてのマイクロ組織と対応付けることが可能になっている。今後、ヒアリングの結果に基づき、マイクロ組織と材料性能との関係記述のための語彙を開発する予定である。

(5) まとめ

SIP 第二期の中期目標として 2 つの課題について逆問題記述を行うためのオントロジーとデータスキーマ開発を進めている。国際的には CEN のワークショップ NATDA は 2019 年 12 月を持って終了し、XMLSchema を用いて開発したナノインデンテーション実験データ記述を ISO 規格に加えるための提案をする予定である。また、NSF による MaRDaC が 10 月より活動を開始し、アメリカにおける研究基盤整備に対して材料研究者の立場から提言を行っている。

3.2.2. 深層ニューラルネットワークを用いたシーンラベリングに適したクラスラベル付き訓練データの生成

(1) 目標・計画

近年、様々な物体が写っている画像をニューラルネットワークに入力すると、各画素にクラスラベルを出力するシーンラベリングに関する研究が行われている。深層ニューラルネットワークを用いてシーンラベリングを行っている研究では、訓練データにあまり含まれないクラスに対するクラス正解率は低くなる傾向がある。平均クラス正解率を向上させるには、各クラスの訓練データのバリエーションを増やすことと、クラスごとの訓練データの頻度の差をなくすことが必要であるが、シーンラベリングで使用される訓練データは各画素に正解クラスラベルが付与されたデータであるため、訓練データを作るには膨大な手間がかかる。そこで本研究では、現実のシーンをカメラで撮影した画像の各画素にクラスラベルを付ける代わりに、3 次元コンピュータグラフィックスで合成した画像からクラスラベルが付与された訓練データを生成することを目的とする。

(2) 意義・国際社会との比較

ニューラルネットワークを用いてシーンラベリングを行っている研究[1]では、多いもので 170 種類のクラスラベルが付与された約 15,000 枚の訓練データで学習を行っている。訓練データに多く現れる空や道路といったクラスに対するクラス正解率は高いが、訓練データにあまり含まれないクラスに対するクラス正解率は低くなる傾向があり、平均クラス正解率は 12.5% である。

一方、3 次元コンピュータグラフィックスを用いて認識対象物体が配置されたシーンを合成し、訓

練データとして使用する研究がなされている。SceneNet[2]は様々な認識対象物体の3次元モデルを入力すると、物体をシーン中に配置し、レンダリングを行い、画像を出力する。また、距離画像や各画素にクラスラベルが付与されたデータやカメラの軌道も出力できるため、シーン理解の様々な問題に利用可能である。

本研究では、SceneNetで生成されたクラスラベル付き画像を訓練データとして深層ニューラルネットワークの学習を行い、シーンラベリングの性能向上を目指す。

(3) 研究内容

(a) 訓練データの増加による性能評価実験

SceneNetを使用して異なる数の訓練データセットを生成し、各訓練データセットで学習したモデルのクラス正解率を比較することで、訓練データの増加によりシーンラベリングの性能が向上するかを確認する実験を行った。

実験では、SceneNetを使用して解像度320×240のリビングの画像を生成した。Fig.1に生成したリビングの画像とクラスラベル画像の例を、Table 1にクラス名とクラスラベル画像における色を示す。本実験では、訓練データと評価データがそれぞれ3200枚と800枚のセット、6400枚と1600枚のセット、9600枚と2400枚のセットを使用した。



Fig.1 Generated living room images and class label images using SceneNet.

Table 1 Object classes in SceneNet and colors in class label images.

クラス名	色
Unknown	黒
Bed	青
Books	赤橙
Ceiling	緑
Chair	紫
Floor	黄
Furniture	ピンク
Objects	水
Picture	空
Sofa	えんじ
Table	濃いピンク
TV	青緑
Wall	オレンジ
Window	薄緑

実験では, Fig.2 に示す 5 つの畳込み層を持った畳込みニューラルネットワークを用いてシーンラベリングを行った. 全ての層においてフィルタのサイズは 3×3 とし, フィルタ数は第 1 層で 32, 第 2 層で 64, 第 3 層で 128, 第 4 層で 256 とし, 第 5 層では 14 クラスに分類するために 14 とした. また, 第 1 層から第 4 層までの活性化関数には ReLU を使用し, 各層で 2×2 のサイズの Max pooling を行っている. 第 5 層にはソフトマックス関数を使用し, 交差エントロピーを損失関数として学習を行った. 最適化アルゴリズムには Adam を使用し, バッチサイズを 100, 学習回数を 800 とし てバッチ学習を行った. また, 評価用データに対する正解率が 100 回改善しないと終了するように設定して学習を行った.

3 種類のデータセットに対する学習回数と, 学習したモデルを使用して評価データに対してシーンラベリングを行った際の画素ごとの正解率を Table 2 に示す. Table 2 より訓練データ数を増やすことでシーンラベリングの性能が向上することが確認できた.

SceneNet ではシーンに応じてオブジェクトの出現確率が決まっている. リビングにおける各オブジェクトの出現確率と, 訓練データ数 3200 で学習したモデルの各クラスに対する正解率を Table 3 に示す. Table 3 より, 出現確率の高いオブジェクトの正解率は高く, 出現確率の低いオブジェクトの正解率は低い傾向にあることが確認できた.

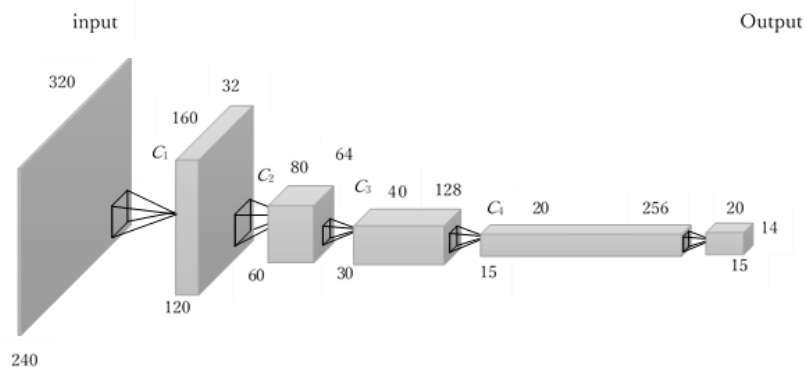


Fig.2 Structure of convolutional Neural Networks.

Table 2 Training iterations and accuracies for three datasets.

訓練データ数	学習回数	正解率
3200	532 回	0.711
6400	564 回	0.736
9600	611 回	0.781

Table 3 Sampling probabilities of class objects and the accuracies.

クラス名	出現確率	正解率
Bed	0.144	0.442
Chair	0.403	0.724
Furniture	0.403	0.825
Objects	0.181	0.384
Sofa	0.063	0.561
Table	0.144	0.621
TV	0.014	0.249
Wall	0.022	0.264

(b) オブジェクトの出現確率の調整による性能評価実験

シーンラベリングの性能を向上させるには、各クラスの訓練データのバリエーションを増やすことと、クラスごとの訓練データの頻度の差をなくすことが必要である。SceneNet ではオブジェクトの出現確率を変更して訓練データを生成することができる。そこで、正解率の低いクラスオブジェクトの出現確率を上げて訓練データを生成し、深層ニューラルネットワークを学習することで、正解率が向上するかを確認する実験を行った。

具体的には、クラス正解率 α に反比例してオブジェクトの出現確率を増加させ、訓練データと評価データがそれぞれ 3200 枚と 800 枚のデータセットを生成した。変更前の出現確率を p_0 、比例定数を α とすると、変更後の出現確率 p は

$$p = p_0 + \frac{\alpha}{a}$$

となる。本実験では α を0.1, 0.2, 0.4とした。変更後の各オブジェクトの出現確率を Table 4 に示す。

生成した訓練データで学習したモデルを使用し、評価データに対してシーンラベリングを行った際の正解率を Table 5 に示す。Table 5 より、クラス正解率に反比例して出現確率を増加させることによりシーンラベリングの性能が向上することが確認できた。特に、変更前にクラス正解率が低かったテレビや壁は他のクラスより正解率が向上していることが確認できた。

Table 4 Control of sampling probabilities of class objects.

クラス名	変更前	$\alpha = 0.1$	$\alpha = 0.2$	$\alpha = 0.4$
Bed	0.144	0.169	0.194	0.244
Chair	0.403	0.417	0.431	0.459
Furniture	0.403	0.415	0.428	0.453
Objects	0.181	0.206	0.231	0.281
Sofa	0.063	0.083	0.103	0.143
Table	0.144	0.160	0.176	0.208
TV	0.014	0.064	0.114	0.214
Wall	0.022	0.053	0.082	0.142

Table 5 Class accuracies by controlling the sampling probabilities.

クラス名	変更前	$\alpha = 0.1$	$\alpha = 0.2$	$\alpha = 0.4$
Bed	0.442	0.456	0.461	0.472
Chair	0.724	0.721	0.726	0.734
Furniture	0.825	0.826	0.831	0.836
Objects	0.384	0.396	0.404	0.406
Sofa	0.561	0.583	0.588	0.594
Table	0.621	0.624	0.628	0.632
TV	0.249	0.255	0.263	0.291
Wall	0.264	0.314	0.322	0.338
全体	0.711	0.721	0.724	0.731

(4) 2019 年度進捗状況

SceneNet を使用し、深層ニューラルネットワークを用いたシーンラベリングに利用可能なクラスラベル付き訓練データの生成を行った。実験の結果、訓練データを増やすことでシーンラベリングの性能が向上することが確認できた。また、正解率の低いクラスオブジェクトの出現確率を上げて訓練データを生成することで性能が向上することを確認した。

(5) まとめ

本研究では、シーンラベリングの性能を向上させることを目指し、SceneNet で生成されたクラスラベル付き画像を訓練データとして深層ニューラルネットワークの学習を行った。実験の結果、訓練データ数を増加させるとシーンラベリングの性能が向上することが確認できた。また、正解率が低いクラスオブジェクトの訓練データを増加させることで性能が向上することも確認できた。

今後は、SceneNet で生成した訓練データを用いて学習したモデルが現実のシーンを撮影した画像に対しても正しくシーンラベリングを行えるかを評価する予定である。

参考文献

- [1] C. Farabet, C. Couprie, L. Najman, and Y. LeCun, "Learning Hierarchical Features for Scene Labeling", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, no.8, vol.35, pp.1915-1929, 2013.
- [2] J. McCormac, A. Handa, S. Leutenegger, A.J. Davison, "SceneNet RGB-D: 5M Photorealistic Images of Synthetic Indoor Trajectories with Ground Truth", Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017.

3.2.3. 深層学習による要素積分の高精度化

(1) 目標・計画

本研究は、計算力学のコア部分へ深層学習 (Deep Learning) を導入し、従来の技術を凌駕する高速化・高精度化を達成する新しい手法の開発を目的としている。有限要素解析における要素積分は、Gauss-Legendre 積分などの数値積分法により実行される。数値積分は積分点における被積分関数値の重み付き和により近似値を得るが、要素ごとにその形状により数値積分精度が異なることが知られている。本研究は、従来の数値積分手法を新たな視点から見直し、深層学習を用いて個々の要素に最適な積分パラメータを知ることにより、少ない積分点数でも高精度な要素積分を可能にすることを旨とする。

今年度は、深層学習による要素積分の高速化・高精度化手法のための学習パターン収集の高速化を目指し、様々な進化計算アルゴリズムを用いた最適積分パラメータ算出手法の性能を評価した結果について報告する。

(2) 意義・国際社会との比較

計算力学のコアとなる有限要素法など数値計算手法そのものへ深層学習を適用する例は非常に少なく、本研究はユニークなものである。有限要素法における重要な過程である要素積分は、要素形状により数値積分精度が左右されるため、各要素ごとに数値積分パラメータを最適化すれば、効率的に高精度な要素積分を行うことが可能になる。要素積分は、有限要素法のみならず、アイソジオメトリック解析やメッシュフリー法の領域積分にも適用され、その高速化・高精度化は実用的な価値が大きいものである。今年度は、深層学習による要素積分の高精度化手法において必要となる学習パターンを進化計算アルゴリズムにより効率的に生成することを旨とする。

(3) 研究内容

要素積分で用いられる Gauss-Legendre 数値積分法では、任意の被積分関数の $[-1,1]$ における定積分を、次式のように積分点と呼ばれる特定の点における被積分関数値とその点における重みの積和で近似する。

$$\int_{-1}^1 f(x) dx \approx \sum_{i=1}^n f(x_i) \cdot h_i$$

ここで x_i は積分点座標、 h_i はその積分点における重み、 n は積分点数である。積分点座標および重みは被積分関数に依存せず積分点数のみで決まる。上式より、数値積分は積分点数に比例する計算量を必要とすることがわかる。

有限要素法における要素行列 $[k^e]$ は次式のように数値積分で求められる。

$$[k^e] = \int_{v^e} [B]^T [D] [B] dv \approx \sum_{g=1}^N [{}^g k^e] \cdot h_g = \sum_{g=1}^N [{}^g k^{e^*}]$$

ここで、 N は積分点数、 $[{}^g k^e]$ 、 h_g は g 番目の積分点における被積分関数値および数値積分の重み、 $[{}^g k^{e^*}]$ は g 番目の積分点における重みも含めた寄与である。本研究の要素積分パラメータ最適化では修正係数 w_g を用いて要素積分を次式で定義する。すべての w_g が 1.0 の場合は標準的な Gauss-Legendre 積分と一致する。

$$[k^e] \approx \sum_{g=1}^N [{}^g k^{e^*}] \cdot w_g$$

w_g の最適値は次式 L を最小化する w_g として得られる。

$$L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \left(\sum_{g=1}^N [{}^g k^{e^*}]_{i,j} \cdot w_g - [k^{EXACT}]_{i,j} \right)^2$$

ここで $[k^{EXACT}]$ は真の積分値(本研究では多数の積分点を用いて数値積分した結果で代用)、 $[]_{i,j}$ は行列の i,j 成分を表す。 n は要素行列の行数(列数)である。

要素積分における数値積分パラメータ最適化問題を、要素の形状(節点座標)から最適積分パラメータへの写像を求める問題ととらえ、以下のように深層学習の手法を適用する。

Phase1: 様々な形状(節点配置)をもつ多数の要素に対して、最適な数値積分パラメータを調査し、節点座標とそれに対する教師データ(数値積分パラメータ)の対を大量に生成する。本研究では、最適数値積分パラメータとして L を最小化する修正係数 $\{w_g^{opt}\}$ を用いる

Phase2: Phase1 で取得したデータ対から深層学習手法により分類器(階層型ニューラルネットワーク)を構築する。

Phase3: Phase2 で構築した分類器を解析コードに組み込み、分類器の出力した $\{w_g^{opt}\}$ を用いて要素積分計算を行う。

L を最小化する $\{w_g^{opt}\}$ は最小二乗法により求められるが、 $\{w_g^{opt}\}$ に様々な制約条件を付加する場合、他の最適化手法も考慮対象となる。本研究では、評価関数設定の自由度が高い進化計算アルゴリズムを採用する。進化計算アルゴリズムは生物の進化・行動にヒントを得て開発された最

適化アルゴリズムであり、生物の進化を模倣した遺伝的アルゴリズム(GA: Genetic Algorithm), ミツバチの採餌行動を模倣した人工蜂コロニーアルゴリズム(ABC: Artificial Bee Colony Algorithm), 鳥や魚の群行動を模倣した粒子群最適化アルゴリズム(PSO: Particle Swarm Optimization), ホタルの求愛行動を模倣したホタルアルゴリズム(FA: Firefly Algorithm), コウモリの反響定位行動を模倣したコウモリアルゴリズム(BA: Bat Algorithm), アリの採餌行動を模倣したアントコロニー最適化アルゴリズム(AC: Ant Colony Optimization), カッコウの托卵を模倣したカッコウ探索(CS: Cuckoo Search)などがあり, 群知能(Swarm Intelligence)とも呼ばれる。

積分点数 8 点の場合, いずれのアルゴリズムにおいても第 n 世代(または反復)の第 i 番目の個体(またはそれに相当)は 1 次元配列

$$\vec{x}_i^n = (x_{i,1}^n, x_{i,2}^n, x_{i,3}^n, x_{i,4}^n, x_{i,5}^n, x_{i,6}^n, x_{i,7}^n, x_{i,8}^n)$$

により表現され, その個体の評価値(L の逆数)が算出される. より良い評価値を有する個体を探索するため, 各アルゴリズムにおいて様々な操作により新たな個体が生成される. 代表的な操作は下記のとおりである.

GA: 任意の位置 k , 乱数 rnd により交差, 突然変異により新たな個体を生成する.

$$\text{交差 } \vec{x}_i^{n+1} = (x_{i,1}^n, \dots, x_{i,k}^n, x_{j,k+1}^n, \dots, x_{j,8}^n)$$

$$\text{突然変異 } \vec{x}_i^{n+1} = (x_{i,1}^n, \dots, x_{i,k-1}^n, rnd, x_{i,k+1}^n, \dots, x_{i,8}^n)$$

ABC: 任意の \vec{x}_i^n, \vec{x}_j^n , 任意の位置 k に対して次式により新たな個体を生成する.

$$x_{i,j}^{n+1} = \begin{cases} x_{i,j}^n + rnd \times (x_{i,j}^n - x_{j,j}^n) & (j = k) \\ x_{i,j}^n & (Otherwise) \end{cases}$$

PSO: \vec{g}^n はその世代の最良個体, \vec{p}_i^n はその個体のそれまで最良のもの, α, β, γ は定数であり次式によりそれら良個体に近づくような個体を生成する.

$$\vec{v}_i^n = \alpha \vec{v}_i^{n-1} + \beta (\vec{g}^n - \vec{x}_i^n) \times rnd + \gamma (\vec{p}_i^n - \vec{x}_i^n) \times rnd$$

$$\vec{x}_i^{n+1} = \vec{x}_i^n + \vec{v}_i^n$$

FA: α, β, γ は定数, $\vec{\epsilon}_i$ は乱数で生成した個体であり, \vec{x}_j^n が \vec{x}_i^n より良個体であるとき次式により新個体を生成する.

$$\vec{x}_i^{n+1} = \vec{x}_i^n + \beta e^{-\gamma |\vec{x}_j^n - \vec{x}_i^n|^2} (\vec{x}_j^n - \vec{x}_i^n) + \alpha \vec{\varepsilon}_i$$

BA: \vec{b} は任意の良個体であり, PSOと同様の最良個体への接近, 任意の良個体への接近, ランダム移動のいずれかの操作を行う.

$$\vec{x}_i^{n+1} = \begin{cases} \vec{x}_i^n + \vec{v}_i^n & (\text{similar to PSO}) \\ \vec{b} + \alpha \vec{\varepsilon}_i & (\text{move closer to } \vec{b}) \\ \vec{\varepsilon}_i & (\text{move randomly}) \end{cases}$$

本研究では, 様々な形状の 6 面体一次要素を 100 個用意し, 進化計算アルゴリズムにより個々の要素の最適積分パラメータ $\{w_g^{opt}\}$ を算出しその効率を調査した. 6 面体一次要素を 1 軸当たり 2 個, 総計 8 個の積分点で積分する際の最適積分パラメータ探索を進化計算アルゴリズムで実行した結果の一例を Fig. 1 に示す. 横軸は経過時間, 縦軸は評価値(標準的な Gauss-Legendre 積分の評価値を 1 とした時の比. 1 を超えると標準パラメータよりも精度が改善されていることを示す.) である. 個体数 1000, 反復数 1000 回で実行し, いずれのアルゴリズムも標準よりも良いパラメータを発見している. なお, ACi, GAi は整数により離散的なパラメータ値を指定する手法を用いている. Fig. 2 に 100 個の要素に対する平均実行時間を示す. 1000 世代の計算に要する時間では GA が, 収束値が得られるまでの時間では PSO がそれぞれ最速であった.

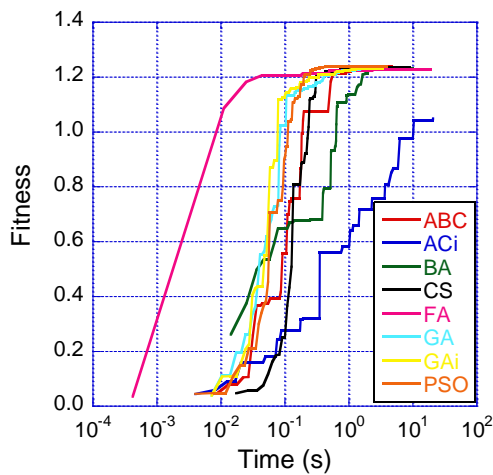


Fig. 1 Fitnesses during optimization

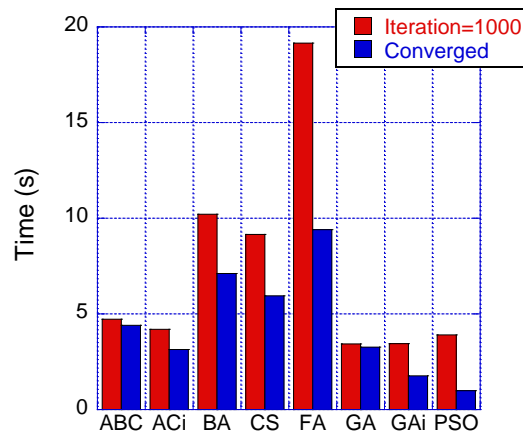


Fig.2 Computation Speed

(4) 2019 年度進捗状況

有限要素解析における要素積分へ深層学習を適用し、推定した最適数値積分パラメータを用いて要素積分を高精度化する手法に関し、多数の学習パターンの効率的な生成に進化計算アルゴリズムによる最適数値積分パラメータ探索が有効であることを示した。同一の問題に対して数種類の進化計算アルゴリズムの比較実行を行い、各アルゴリズムの特性を明らかにした。その結果から、粒子群最適化(PSO)が本問題には効率的であることが明らかになった。

(5) まとめ

有限要素解析における要素積分に深層学習を適用し、要素形状から要素単位で数値積分の最適数値積分パラメータを推定することにより要素ごとに要素積分を最適化する手法において、深層学習のために多数必要となる学習パターンの効率的収集に進化計算アルゴリズムが適用できることを示した。なかでも粒子群最適化(PSO)が最良の結果を示したが、今後、他の手法のアルゴリズムを PSO と融合し、さらに効率的なアルゴリズムの開発を進める予定である。

3.2.4. 血中アミノ酸によるメタボロームの予測

(1) 目標・計画

一般に食肉の品質や価格の評価には、いわゆる「サシ」や「霜降り」の度合いが大きく影響する。「サシ」や「霜降り」とは骨格筋への脂肪交雑のことであるが、食肉中の脂質含量はうまみや香りだけでなく食感や柔らかさ、舌触りなどにも深く関係する重要な因子の一つである。骨格筋だけでなく、ガチョウやニワトリなどの脂肪肝として知られるフォアグラや白レバーなども高級品として流通しており、このように食肉中の脂質含量は畜産物一般の付加価値を規定する重要な指標である。一方で、それらの製品は依然として高付加価値食品として嗜好されているものの、近年では逆に脂質含量の低い食肉も「赤身肉ブーム」などと呼ばれて一定の人気を博している。したがって、近年では食嗜好の多様性や食の選択肢の多様性が重要視される傾向が強まっており、それに合わせて多様な食資源を提供できるようにするための畜産技術開発には高い社会的ニーズがある。生産現場では特定のアミノ酸欠乏食を給餌すると「霜降り」になるなどの報告もなされていて、高品質・付加価値の高い食材を生産することが畜産技術の課題の一つである。しかし、栄養の足りない食餌(アミノ酸欠乏食)を与えると成長遅滞が生じ、出荷までの飼育日数が伸びてしまうことにより、飼育コストがかかってしまう場合がある。そこで、家畜の血液検査などでモニタリングし、給餌食を制御することで、成長遅滞を緩和し高品質食肉を生産、飼育コストの削減を目指す。血液中アミノ酸組成と食餌中アミノ酸組成の相互関係を予測する人工知能を構築し、その予測精度を検証する。

(2) 意義・国際社会との比較

畜産分野ではこれまで様々なニーズに答えるために様々な家畜品種を育種改良してきた。それらは目的の品質の畜産資源を安定的に供給できる反面、品質の改変には多大な時間と労力を要する。一方で飼料組成やその給餌方法の工夫による品質への介入もよく行われており、ドングリを給餌するイベリコ豚などはその代表例である。これらの技術は育種改良に比べれば開発・改良にかかるコストと時間は少なくて済むが、現状では経験則に基づいて行っている場合がほとんどである。したがって、代謝栄養学的な根拠に基づいて畜産物の品質を目的に合わせて効率的に改良できるような家畜飼料を設計する技術の開発は、これからの畜産業にとって非常に意義のあることだと考えている。特に飼料によって栄養学的に畜産物中の脂質含量を自在に調節することができれば、同じ品種の動物から複数種の肉質の畜産物をニーズに応じて作り分けたり、産卵を終えた廃鶏や泌乳を終えた廃用牛などの肉を高付加価値化して出荷したりすることができるようになる可能性がある。またそのような技術は強制給餌やホルモン・薬剤等の投与を前提としないため、動物倫理や食の安全に関わる問題をほとんど含まない点も非常に大きな意義をもつ。

(3) 研究内容

本研究では、ランダムフォレスト(Random Forest)を用いて、血中アミノ酸組成と食餌中アミノ酸の相互関係を予測するシステムの開発を目指す。まずは食餌中アミノ酸組成より血中アミノ酸組成を予測するシステムを構築した。次に血中アミノ酸組成から食餌中アミノ酸組成を予測するシステムを構築した。これにより、血中アミノ酸組成をある数値にするための餌を求めることが可能になり、成長遅滞を起こさずに目的の食肉を生産するための食餌開発に重要な意義がある。

血中アミノ酸及び食餌中アミノ酸は、それぞれ Fig.1 に示す 20 種類のアミノ酸を組成されている。

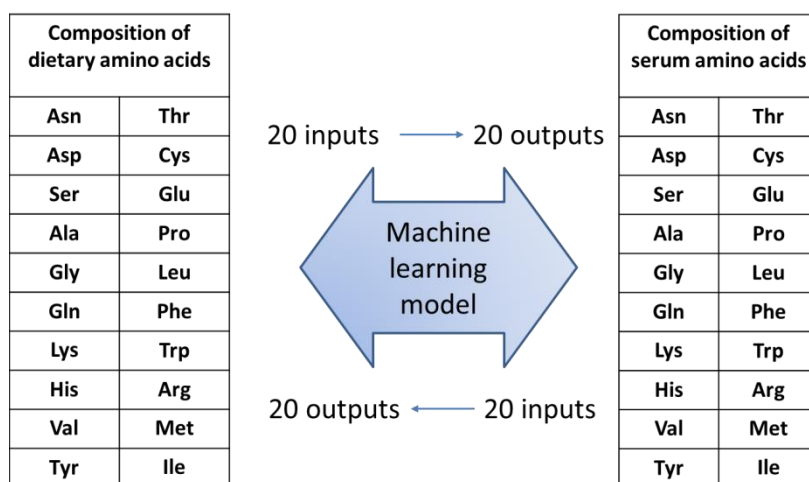


Fig.1 Composition of dietary amino acids and serum amino acids.

食餌中アミノ酸組成より血中アミノ酸組成を予測した結果は Fig.2 に示す。

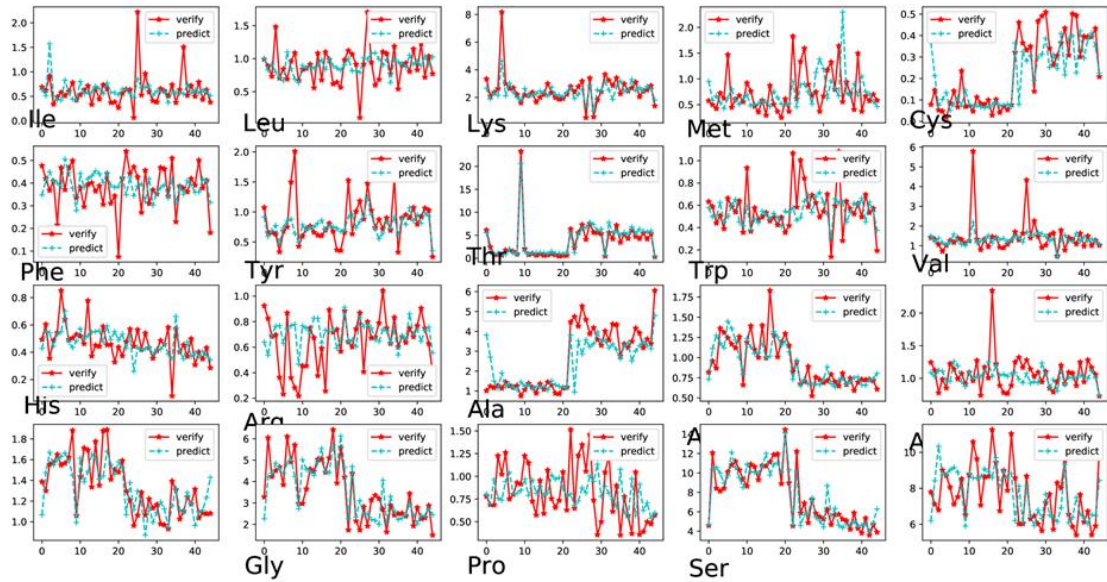


Fig.2 Verification and Prediction (from dietary amino acids to serum amino acids).

血中アミノ酸組成より食餌アミノ酸組成を予測した結果は Fig.3 に示す。

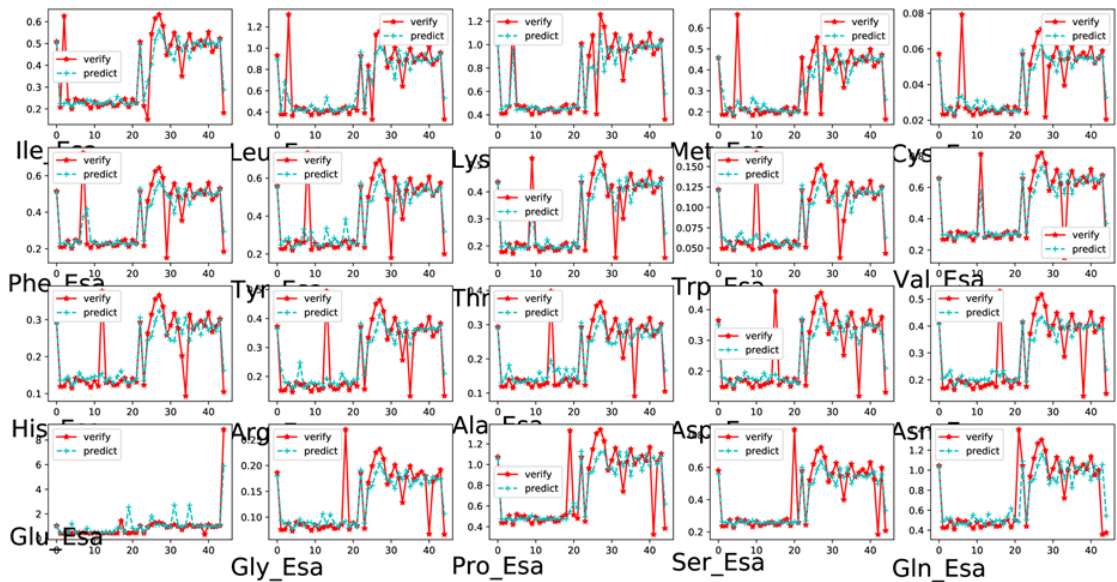


Fig.3 Verification and Prediction (from serum amino acids to dietary amino acids).

(4) 2019 年度進捗状況

本年度は、血中アミノ酸組成と食餌アミノ酸の相互関係の予測を行なった。予測値を実験値と比

較し、機械学習によって相互関係のある程度予測できたことが分かる。今後はランダムフォレストによる予測した結果を、生理学的意味を考え結論を出す必要がある。

(5) まとめ

アミノ酸はタンパク質の基本的な構造単位である。食事性タンパク質はアミノ酸に分解され、さらにこれらのアミノ酸が新しいタンパク質の構築に使用される。こちらの一連の消化処理は非常に複雑であるため、単一の数式では計算できません。本研究では血中アミノ酸組成からと食餌アミノ酸の相互関係を、人工知能技術の一つである機械学習を用いて学習を行なった。今後は予測した結果を、生理学的意味を考え結論を出す必要がある。

4. 共同研究

4.1. 埼玉 AI プロジェクト

2019 年度「埼玉県 AI を活用した機器等開発・実証補助金」の交付を受けて研究・開発を行っている。この補助金は、「県内企業による AI の活用を促進し、県内産業の振興を図るため、AI を活用した機器等の開発・実証を行う研究開発に対し補助金を交付する。補助事業者は、大学又は公的研究機関を主体とした研究開発を行う共同開発体とし、本事業の実施に必要な技術を持つ県内企業を含めること」とされており、ここでは東洋大学（CCMR）、株式会社タナカ技研、国立情報学研究所の 3 者により共同開発体を構成している。

事業の概要は以下の通りである。

「本事業は、スマートフォンや車載カメラに必須の光学ガラス部品である IR（Infrared rays：赤外線）カットフィルタや車載カメラの鏡筒部分を構成する金属加工部品等の外観検査を最新の AI 技術により自動化し、クラウドベースの外観検査サービス実現のための基盤構築を目的とするものである。実現のために、同種複数種、異種複数種に対応する高効率の学習方式の開発とクラウドベースのサービスビジネスアーキテクチャ開発を行い、実装検証する。」

図 4.1.1 に本事業の製品イメージを示す。

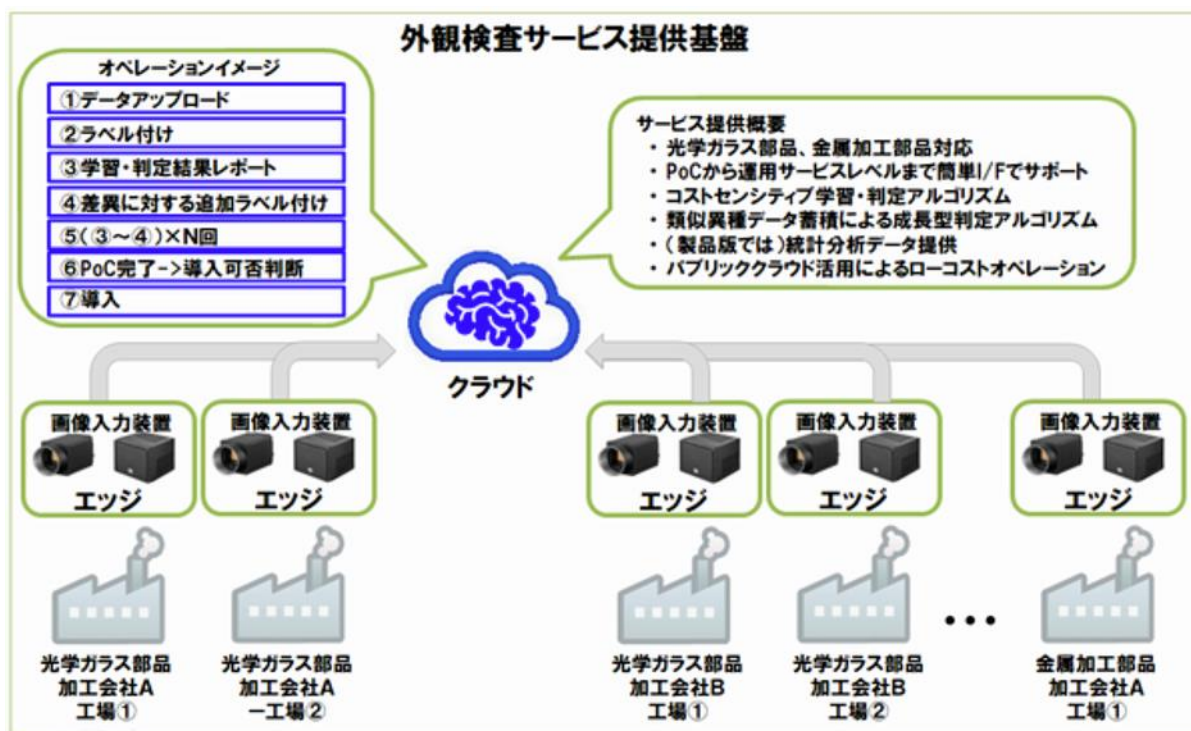


Fig. 4.1.1 Overview of the Saitama AI project

補助期間は年度内（単年度）であり、この期間内では、クラウド上でいくつかの製品（光学ガラス、金属部品等）に対して製品の良否を判別するシステムを構築することを目指している。

CCMR では、田村、中林、村上、増田がこのプロジェクトに参加し、製品の良否を学習し判別するエンジンの開発を担当している。具体的には、SIFT と Bag-of-Features に XGBoost や Random Forest を組み合わせたいわゆる統計的機械学習と Convolutional Neural Network をベースとした Deep Learning 系の機械学習の 2 通りを行っている。補助金自体は単年度であるが、今後、これを事業化するために 3 年ほどは継続的に県に経過報告を行うことになっている。そのため、学習データや機械学習の詳細についてはここには載せないこととする。公開可能な内容については年度末に県に提出する報告書に記載予定である。

4.2. 「知」の集積と活用の中プロジェクト

平成 28 年 12 月より「「知」の集積と活用の中による革新的技術創造促進事業」（うち「知」の集積と活用の中による研究開発モデル事業）において、研究課題名「アミノ酸の代謝制御性シグナルを利用した高品質食肉の研究開発とそのグローバル展開」が採択され、研究代表機関である東京大学より再委託を受け、令和 3 年 3 月までの予定で研究を実施している。

4.2.1. 研究実施内容

栄養学的根拠に基づく食餌改良により、世界の消費者の嗜好にマッチした品質の食肉（霜降り肉や、柔らかい肉など）の安定生産を可能にし、様々な業種の企業との連携により、肉質の科学的評価系、トレーサビリティの向上を実現してバリューチェーンを確立し、海外産食肉と明確に差別化される高付加価値な日本産食肉のブランド力の強化を目指す。これまでのアミノ酸シグナルを用いた代謝調節に関する知見をもとに、飼料形態や給与法の工夫により、高付加価値食肉を安定生産し、肉質の評価系を確立、伊藤ハム株式会社の販路を活用してグローバルに消費者に届け事業創出することを目指している。

具体的には、筋肉内脂肪含量が高い霜降り豚肉を生産するには、低リジン飼料の給与が現実的であることをこれまでに確認している。しかし、飼料効率の低下や肥育期間の延長という課題が残された。また、筋肉内脂肪含量に焦点を定めて研究を進めたので、筋肉の硬さや色調などの物性、筋肉の遊離アミノ酸含量や脂肪酸組成など、味や脂肪の口どけに影響をおよぼす要因、さらに、官能特性については検討できなかった。本研究では、「ポーノポークぎふ」を生産するブタのリジン要求量を再検討し、そのうえで高温期用の低リジン飼料を開発することで、年間を通して安定して霜降り豚肉を生産する技術を開発する。このことにより、「ポーノポークぎふ」の認定基準である筋肉内脂肪含量 5%を 70%の LW ポーノガク

リアできる技術の確立を目標とする。さらに、物性、遊離アミノ酸組成と脂肪酸組成、官能特性の解析を通して、脂肪交雑のある豚肉をわかりやすく消費者にアピールする指標の取得を目指す。

東洋大学チームでは、モデル動物（ラット）および他の共同研究機関から供給されるブタの血中アミノ酸濃度、血中中間代謝物濃度、血中ホルモン濃度、筋肉切片の脂肪交雑量から、機械学習（ニューラルネットワーク）や自己組織化マップ(SOM)を行い、血中のアミノ酸とホルモンの濃度から筋肉内脂肪含量を予測する人工知能プログラム (AI) を作成する。さらに、血中のアミノ酸とホルモンの濃度の変化を予測する AI も作成する。この2つの AI を使えば、飼料中のリジン濃度→血中のアミノ酸とホルモン濃度→筋肉内脂肪含量と予測できるようになる。GPU 環境でアミノ酸濃度から豚の枝肉の重量を予測した。また、特徴選択によって学習するパラメータを選択し、予測精度を改善した。本年度は、食餌中のアミノ酸量と血中アミノ酸量の相互関係を機械学習によって分析した。飼料によって栄養学的に畜産物中の脂質含量を自在に調節することができることを目指す。

4.2.2. 研究実施体制

(1) 研究コンソーシアム

代謝制御性アミノ酸シグナルを利用した高品質食肉開発コンソーシアム

(2) 研究代表者：高橋伸一郎（東京大学大学院農学生命科学研究科，教授）

(3) 構成員

伊藤ハム株式会社，株式会社ゼンショーホールディングス基盤技術研究所，日本農産工業株式会社畜産技術センター，株式会社リバナス，株式会社塚原牧場，中濃ミート事業協同組合，秋田県畜産試験場比内地鶏研究部，学校法人麻布獣医学園麻布大学獣医学部獣医学科栄養学研究室，学校法人明治大学機能性食品開発基盤研究所，学校法人東洋大学計算力学研究センター，公益財団法人 未来工学研究所，ネットスマイル株式会社

4.3. 東京電力との共同研究

地球温暖化はもはや世界的な問題となっており，京都議定書から近年のパリ協定に至る流れのなかで，再エネや EV の大量導入を含むエネルギー変革が求められつつある。例えばパリ協定では今世紀後半以降，CO₂ 排出量を実質 0 にすることが求められている。これは，エネルギー消費において電力部門でほぼ 100%の非化石燃料化，および運輸や熱部門における電化を意味する。

一方でここ数年、国内および海外において再エネが急速な伸びを示しており、海外では風力を中心に、一方国内では太陽光、特にメガソーラーや戸建て住宅への PV パネル導入などが FIT 制度の導入以来進んでいるようである。それに対し、天候の影響、日中および季節間の変動などを吸収・平準化するための調整役としての揚水発電所や火力発電所の存在感が徐々に強まりつつあり、特に火力発電所の運用への影響が年々増大している。

その一方で、各家庭や再エネ施設、あるいは電力系統内において、変動調整を行うための蓄電池やバッテリー技術が注目されつつある。電力業界への蓄電池の本格導入に関しては、GF や AFC などの調整力を系統に供給する大型系統用蓄電池や VPP (Virtual Power Plant) 事業が、国の補助事業としてすでに始まっている。しかしながら現段階においては、発電事業者が蓄電池ビジネスを推進するには蓄電池価格が高すぎ、補助金なしでは事業が成立しないのが現状である。

ここで蓄電池価格の今後の推移を考えた場合、スマホやノート PC などの電子機器に加え、近い将来さらに EV や家庭用蓄電池などが普及することで国内および海外での蓄電池市場が活性化し、蓄電池価格を押し下げていく流れが予想される。ただし EV や家庭用蓄電池などの普及をより具体的に予想するには、電気料金、PV パネルの設置、余剰買取制度の終了、また EV の航続距離と価格、充電ステーションの数や充電時間など多種多様な影響因子の動きとそれに伴う膨大な人間の様々な行動を予想することが必要である。その手法として、近年「マルチエージェント手法」が注目を浴びている。

これに対し本研究では、主にマルチエージェント手法の蓄電池普及シミュレーションへの適用のためのフィジビリティスタディを行った。まず、蓄電池普及に影響を与えるいくつかの因子をそれぞれピックアップし、それらを含めた電力および関連業界・消費者を含めた蓄電池普及のためのマルチエージェント・モデルの検討を行った。ここでは、一人一人ひとりや家庭・店舗・企業など一つ一つをエージェントとして扱うようなマイクロアプローチではなく、よりマクロなアプローチをとる。それぞれの産業および消費者セグメントについてこれらをエージェントとしてモデル化した。続いて、年度後半よりシミュレータのプロトタイプ開発を行い、定性的な形ではあるが動作検証まで行った。

セルオートマトン・シミュレーションは、マルチエージェント・シミュレーションのなかでも最も単純なものの一つであると考えられる。これは、解析対象領域を格子状に分割したうえで、主に格子 (セル) ごとに状態遷移を時系列順に追っていくシミュレーション方法である。その際、お互いに隣接していたり、あるいは距離が近いセル同士の関係を利用することが多い。

ここではセルオートマトン・シミュレーションの手法に基づき蓄電池普及シミュレーシ

ョンを説明する。まず、解析対象として、地球上の特定の地域、例えば日本列島、ヨーロッパ、北米や東アジアなどを想定する。そして、地図上において解析対象となる二次元の領域について、これを格子状に分割する。それぞれの格子はセルと呼ばれる。

セルは地図上での領域区分となり、各セルについて、そこにおいて特徴的な気候や地形のタイプなどの自然環境ファクターと、人口分布や都市分布などの社会環境ファクターが考慮される。実際には、それぞれのセルは自治体あるいは市町村の集合に相当することになるだろう。

続いて、いくつかのセルをまとめて一つのリージョンとする。リージョンは地図上での特定の地域、国あるいは州などを表す。あるいは、関東・関西・九州といった電力会社の管轄領域、電力管区に対応させることもできる。リージョンごとに特定の政治・経済環境ファクターが考慮される。一つのリージョンは複数のセルより構成され、よってこれらのセルはそのリージョンにおける特定の市場構造や経済環境を共有し、またそのリージョンにおいて決定され、施行されている補助金や税制控除、FIT、RPSなどの政策、規制環境に影響されることになる。

それぞれのセル、およびセルの集合体としてのリージョンそれぞれが、マルチエージェント・シミュレーションにおけるエージェントとして毎年毎年それぞれの置かれた自然、経済、政治環境に基づき判断を行い、活動を行っていくことになる。より具体的には、新規投資を行い、電力やエネルギーにかかわる設備や機能、たとえばメガソーラー、ウィンドファームやEV、スマートハウスなどを導入・購入する。そしてそれにより、新規に電力が供給されることになる。一方、電力・エネルギー設備・機能の導入に伴い、それらに関連する例えばソーラーパネル、風車タービン、バッテリーといった製品・部品の製造・生産が行われ、またリージョンごとに施工・建設が行われる。これは部品の製造・生産や設備の施工・建設といった経験として集積され、これが積み重なる過程において価格の低下が期待できる。これは量産効果であったり、また一般に学習曲線と呼ばれるものである。

電力・エネルギー関連の投資として考えられるものを以下に列挙する。

まず、投資対象となり、セルごとに導入されるものを、大口のものと小口のものにそれぞれ分類する。ここで、大口の投資・導入対象は集中型に近いものであり、例えばメガソーラー、陸上および洋上のウィンドファームといったものであり、またそれに付随する大型定置型蓄電池や、送電線、変電所といったものとなる。一方、小口の投資対象は、セル内における各家庭、店舗、企業（主に中小企業、独立自営業などの）が行うものであり、分散型のものになる。具体的には屋根置きソーラーや家庭用蓄電池、EVあるいは省エネ住宅・スマートハウス・ZEHといったものにあたる。

次に、電力・エネルギー関連の投資により、主要な部品・コンポーネントの製造・生産

を考慮する必要がある。こういった生産項目としては、ソーラーパネル、風力タービンあるいはバッテリーなどが考えられる。これらの部品は多くの場合、シミュレーション対象となる領域、地域内のものとは限らず、例えば中国大陸や東南アジアといった、世界のどこかにおいて製造・生産が行われるものとする。

最後に、リージョンごとに設置、建設される電力・エネルギー施設については、導入対象項目と同じものを考える。

より具体的に、例えばメガソーラー、屋根置きソーラーといった電力設備を導入した場合、どのセルにどれだけの容量を導入するのか、あるいはその種類はどうなるかについて、各セルあるいはリージョンごとに投資判断を行わせることになる、このときまず、いくらかかるかがまず問題となる。これはkWあたりの初期投資額や、維持費を考えることであり、この際設備稼働率や利用期間などの情報が必要となる。これらのファクターからKWhあたり価格が想定され、これを基準となる、石炭、LNGや原子力などの既存技術にもとづく電力価格（5～10円/KWh程度）と比較する。この際、そのリージョンにおいて適用可能な、例えば補助金、固定価格買い取り制度（FIT）、RPS、税制控除、炭素税といった政策支援や規制を考慮する。

本研究では、今後の電力業界におけるキーテクノロジーとなる蓄電池・バッテリーに注目し、その普及シミュレーションを試みた。そしてその際、「マルチエージェント手法」がこの蓄電池の普及予測に適用できるかの可能性評価を行った。そのために、マルチエージェントの一種であるセルオートマトン・シミュレーション技法を用いた、蓄電池普及シミュレータのプロトタイプ開発を行い、ヨーロッパ地域での再エネ普及に関する動作検証を行った。

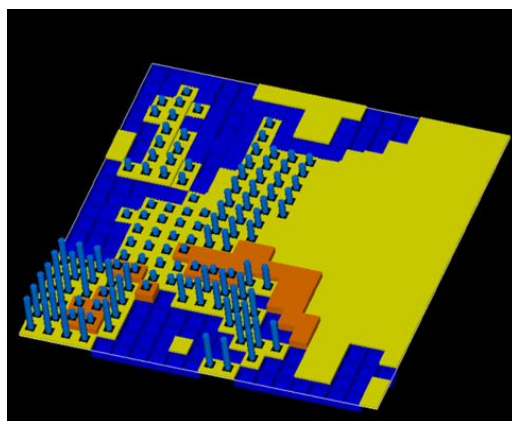


Fig.1. ヨーロッパを対象としたメガソーラー普及のシミュレーション結果

5. 成果の広報および普及活動

5.1. 台湾・龍華科技大学にて日本—台湾合同学生ワークショップ開催

2019年12月22日~23日台湾・台北にある龍華科技大学（Lunghwa University of Science and Technology）において“Japan-Taiwan Workshop of Joints of Students and Scholars on AI Applications to Computational Science and Engineering”と題した合同ワークショップを開催し、当センターの研究者及び総合情報学部の学生を含む6名が参加した。また龍華科技大学、東京理科大学、近畿大学、筑波大学、東京大学、工学院大学から計13名が参加した。

ワークショップ開催中、学生8名と教員8名が研究発表を行った。また、本ワークショップのホストを務めて頂いた Prof. Kuen Ting から龍華科技大学の紹介、当センターの研究者である塩谷隆二教授及び中林靖教授から東洋大学の紹介及びセンターの研究紹介を行った。

ワークショップ終了後の懇親会でも様々な話をして、提携校である両大学の親睦を深めた。



ワークショップにて発表の様子



集合写真

6. 学術活動

2019年1月から2020年1月までの業績を掲載する。

6.1. 論文投稿

1. Masao Yokoyama, “Possibility of distinction of violin timbre by spectral envelope”, Applied Acoustics Volume 157 vol.1, 2020, 107006.
2. 島村雅彦, 江澤良孝, 田村善昭, 高清水聖, 佐藤大亮, “両面段ボールに対する均質化解析とベイズ推定を用いた確率的妥当性評価技術の開発,” 日本包装学会誌, Vol. 28, No. 5 (2019) pp. 321-334.
3. Yasuhito Ichishima, Yasuhiro Shindo, Yuya Iseki, Kazuo Kato, “Heating Characteristics of Developed Rectangular Resonant Cavity Applicator for Non-contact Hyperthermia Treatments”, Thermal Medicine, vol.35 No.1 pp. 1-11, 2019.
4. Atsuya Oishi, Genki Yagawa, “A surface-to-surface contact search method enhanced by deep learning”, Computational Mechanics, (to appear).
5. Koki Tazoe, Hiroto Tanaka, Masanori Oka, Genki Yagawa, “Analyses of Fatigue Crack Propagation with Smoothed Particle Hydrodynamics Method”, Engineering Fracture Mechanics, (to appear).

6.2. 学会発表

1. Hiroshi Kawai, Shin-ichiro Sugimoto, Amane Takei, “Simulation of History: Demographics simulation of ancient Japanese agricultural society”, ICCES 2019, Tokyo, Japan, Mar. 24-28, 2019.
2. Hiroshi Kawai, “Recent Trend in High Performance Computing for Structural Analysis and Solid Mechanics”, University of Kassel - Tokyo University of Science Workshop on Computational / Experimental Fracture Mechanics and Crack Path Prediction. Noda, Japan, Apr. 2, 2019.
3. 大石篤哉, “進化計算アルゴリズムによる最適積分パラメータ探索”, 第24回計算工学講演会, 大宮, 2019.5.
4. 河合 浩志, “破壊力学解析のためのメッシュ生成技術の調査”, 第24回計算工学講演

- 会, 大宮, 2019.5.
5. 淀 薫, 荻野 正雄, 河合 浩志, 三好 昭生, 塩谷 隆二, “多階層型領域分割法による大規模解析のためのプロセス間通信構造の開発”, 第 24 回計算工学講演会, 大宮, 2019.5.
 6. Hiroshi Kawai, Shin-ichiro Sugimoto, Amane Takei, “Cell automaton simulation of rice farming and demographics in ancient Japan”, 4th Mechanical Engineering Symposium (MES2019), Xi’an, Shaanxi, China, May 17-19, 2019.
 7. Koki Tazoe, Hiroto Tanaka, Masanori Oka and Genki Yagawa, “An Analysis of Three-Dimensional Non-planar Crack Propagation Phenomenon with Smoothed Particle Hydrodynamics Method”, 8th Int. Conf. Coupled Problems in Science and Engineering, 3-5 June 2019, Sitges, Spain.
 8. Tomokage Takamatsu, Yasuhiro Shindo, Yuya Iseki, Kazuo Kato, “Development of Non-Contact Rectangular Resonant Cavity Applicator with 2-D”, ICEAA-IEEE APWC 2019, Spain, 2019.6.
 9. YukiShimojo, Nobuyoshi Fujimatsu, “Numerical study on Aerodynamic Characteristics of Projectile with Accelerating Motion”, 32nd International Symposium on Space Technology and Science, 2019.6.
 10. Kazuki Nohara, Kazuhiko Yamada, Nobuyoshi Fujimatsu, “A Study on Hayabusa Type of Sample Return Capsule Downstream Flow Field”, 32nd International Symposium on Space Technology and Science, 2019.6.
 11. 茂木悠一郎, 村上真, “深層ニューラルネットワークを用いたシーンラベリングに適したクラスラベル付き訓練データの生成”, 電子情報通信学会 AI 研究会, 北海道, 2019.7.
 12. 塩原歩, 村上真, “Generative Adversarial Networks を用いた人物動作生成モデルの構築”, 電子情報通信学会 AI 研究会, 北海道, 2019.7.
 13. Yasuhiro Shindo, Kato Kazuo, “Validation of Noninvasive Ultrasound Temperature Measurement System through Experiments Using Resonant Cavity Applicator”, IEEE EMBC 2019, Germany. 2019, 7.
 14. Tomokage Takamatsu, Kazuo Kato, Yasuhiro Shindo, Yuya Iseki, “Heating Characteristics of Non-Contact Rectangular Resonant Cavity Applicator with Ultrasound Temperature Measurement System”, IEEE EMBC 2019, Germany. 2019, 7.

15. Zheng Hongjie, Ryuji Shioya, Masato Masuda, Yasushi Nakabayashi, “Using serum amino acids composition to predict livestock growth”, ICCM 2019, Singapore, 2019.7.
16. Abul Mukid Mohammad Mukaddes, Ryuji Shioya, Masao Ogino, “Finite element method based analysis of bio-heat transfer problems in human skin during burns and afterwards”, ICCM 2019, Singapore, 2019.7.
17. 一ノ瀬順識, 藤松信義, “粘弾性被膜表面上における乱流境界層特性”, 日本実験力学学会 2019 年度年次講演会, 2019.8.
18. 一ノ瀬順識, 藤松信義, “乱流測定のための風路の作製と境界層測定による性能評価”, 日本実験力学学会 2019 年度年次講演会, 2019.8.
19. Masao Yokoyama. Riccardo Roberto DE Lucia, Fabio Antonacci, Augusto Sarti, “Influence of orthotropic properties on vibration of violin top plates”, PROCEEDINGS of the 23rd International Congress on Acoustics, 2019.9.
20. 大石篤哉, 南省伍, 瀬川陽平, 矢川元基, “深層学習に基づくアダプティブ有限要素解析”, 第 32 回計算力学講演会, 川越, 2019.9.
21. 郭永明, 矢川元基, 上谷俊平, “直交型部分領域メッシュレス法による非線形問題の解析”, 第 32 回計算力学部門講演会, 川越, 2019.9.
22. 田添広喜, 岡正徳, 矢川元基, “3 次元曲面疲労き裂進展の SPH 解析および実験による検証”, 第 32 回計算力学部門講演会, 川越, 2019.9.
23. 田村善昭, 増田正人, “自己組織化マップを用いた新しい可視化手法”, 第 32 回計算力学講演会, 川越, 2019.9.
24. 増田正人, 鄭宏杰, 中林靖, 伯野史彦, 高橋伸一郎, “機械学習を用いた血中アミノ酸組成による高品質食肉の生産に関する研究”, 第 32 回計算力学講演会, 川越, 2019.9.
25. 鄭宏杰, 塩谷隆二, 河合浩志, 高橋昭如, “3-D 転位動力学と有限要素法の大規模並列連成解析”, 第 32 回計算力学講演会, 川越, 2019.9.
26. 河合 浩志, “破壊力学解析のためのメッシュ生成手法の検討”, 第 32 回計算力学講演会, 川越, 2019.9.
27. 塩谷 隆二, 星 龍太, 河合 浩志, “星座を任意角度から観測するシミュレーションソフト

- ト”, 第 32 回計算力学講演会, 川越, 2019.9.
28. Toshihiro Ashino, “Data Integration on Materials Data Platform with Ontology”, CODATA 2019: Towards next-generation data-driven science: policies, practices and platforms, Beijing, 2019.9.
 29. Fumihiko Hakuno, Masato Masuda, Ryosuke Okino, Shin-Ichiro Takahashi, “Synchronization of IGF signal by cell competition during myogenesis”, 第 57 回日本生物物理学会, 宮崎シーガイア, 2019.9.
 30. 増田正人, 伯野史彦, 渡邊聡, 高橋伸一郎, “細胞内のインスリン様成長因子-I (IGF-I) シグナルは振動する”, 第 57 回日本生物物理学会, 宮崎シーガイア, 2019.9.
 31. 大野祐希, 藤岡照高, “有限要素法に基づく配管延性き裂進展試験の再現”, 日本機械学会 2019 年度年次大会講演論文集, No. 19-1, J04207P, 秋田, 2019.9.
 32. 金子雄祐, 藤岡照高, 遠藤利浩, 小坂部和也, “オープンソース CAE を用いた熱疲労き裂進展解析”, 日本機械学会 2019 年度年次大会講演論文集, No. 19-1, J04208P, 秋田, 2019.9.
 33. 鈴木健斗, 藤岡照高, “応力再配分軌跡法に基づく構造モデル熱疲労試験の評価”, 日本機械学会 2019 年度年次大会講演論文集, No. 19-1, J04209P, 秋田, 2019.9.
 34. Yasuhiro Shindo, Kazuo Kato, “Virtual reality support system for hyperthermia treatment”, IEEE IECON2019, Portugal, 2019.10.
 35. Toshihiro Ashino, Nobutaka Nishikawa and Takuya Kadohira, “Data Analysis Environment for Materials Science and Engineering Integrating Heterogeneous Data Resources”, DACOMSIN 2019 – Data and Computation for Materials Science and Innovation, Procs. of the XXI International Conference DAMIDID/RDCL ‘2019, Moscow, 2019.10, pp. 420-425.
 36. Yunori Ichinose, Nobuyoshi Fujimatsu, “Statistical Characteristics of Boundary Layer over Compliant Wall using Hot-Wire Anemometry”, ICFD2019, Sendai, 2019.11.
 37. Yuki Shimojo, Nobuyoshi Fujimatsu, “Comparison of Flow Characteristics of NACA0012 wing in the Accelerating/Decelerating Flows”, ICFD2019, Sendai, 2019.11.
 38. Yusuke Horikoshi, Nobuyoshi Fujimatsu, “Numerical Investigation on Treatment of Non-Advection term for CIP method over Curvilinear Coordinate”, ICFD2019, Sendai, 2019.11

39. 金子雄祐, 藤岡照高, 宮平将輔, “Salome-meca を用いた構造モデル熱疲労解析と熱疲労き裂進展解析”, オープン CAE シンポジウム 2019, 大阪, 2019.12.
40. 増田正人, 西宏起, 山中大介, 高橋伸一郎, 伯野史彦, “血中アミノ酸プロファイルが肝臓への脂肪蓄積量を決定する”, 第 4 2 回日本分子生物学会年会, 福岡国際会議場 2019.12.
41. 伯野史彦, 増田正人, 渡邊聡, 高橋伸一郎, “IGF シグナルは生体内で振動する!?”, 第 4 2 回日本分子生物学会年会, 福岡国際会議場, 2019.12.
42. 沖野良輔, 臼井杏美, 増田正人, 伯野史彦, 高橋伸一郎, “筋分化過程での IRS-1 の発現量の違いによって生じる細胞競合の意義”, 第 4 2 回日本分子生物学会年会, 福岡国際会議場, 2019.12.
43. Koki Tazoe, Hiroto Tanaka, “Masanori Oka and Genki Yagawa, 3D Non-planar Fatigue Crack Propagation Analysed by Smoothed Particle Hydrodynamics Method”, APCOM2019, Taiwan, 2019.12.
44. Hongjie Zheng, Ryuji Shioya, Masato Masuda, Yasushi Nakabayashi, “Multiple-target Prediction for Production of High-quality Meat”, APCOM2019, Taiwan, 2019.12.
45. Yasushi Nakabayashi, Masato Masuda, Yoshiaki Tamura, “Prediction of Numerical Analysis Results using Convolutional LSTM”, APCOM2019, Taiwan, 2019.12.
46. Yoshiaki Tamura, Masato Masuda, “A New Concept of Flow Visualization Using Self-Organizing Map”, APCOM2019, Taiwan, 2019.12.
47. Masato Masuda, Yasushi Nakabayashi and Yoshiaki Tamura, “Prediction of Numerical Analysis Results using Convolutional LSTM”, The 7th Asia-Pacific Congress on Computational Mechanics (APCOM 2019), Taiwan, 2019.12.
48. Hiroshi Kawai, Shinichiro Sugimoto, Amane Takei, Kouei Takada, Kenichi Saruta and Masahiko Kuroki, “Cell automaton simulation of the diffusion of renewable energy and battery”, The 7th Asia-Pacific Congress on Computational Mechanics (APCOM 2019), Taiwan, 2019.12.

6.3. 招待講演

1. Toshihiro Ashino, “Materials Information Integration Based on Ontology”, EMMC International

Workshop 2019, Vienna, 2019.3.

2. Genki Yagawa, “Simulation of 3D Crack Propagation with Smoothed Particle Method”, Plenary Lecture, 4th Mechanical Engineering Symposium, Xi'an, China, May 17-19, 2019.
3. 矢川元基, “安全問題について考える”, 東京理科大学特別講義, 野田, 2019.7.9.
4. 芦野俊宏, “マテリアルズ・インテグレーションのための材料オントロジー”, 日本金属学会秋期講演大会, 2019.9.
5. 矢川元基, “計算力学: その背景”, ダイキン工業 (株), 特別講義, 大阪, 2019.10.23.
6. 鄭宏杰, “伝統舞踊の AI 解析”, シンポジウム日本・モンゴルの伝統文化からみるダイバーシティ (AI・データマイニングを用いた心身の測定), 東洋大学, 川越, 2019.12.16.
7. Genki Yagawa, “Some considerations on high performance computational mechanics”, Plenary Lecture, The Japan-Taiwan Workshop on Applied Mathematics, National Chung Hsing University, Taiwan, 2019.12.20.

6.4. 総説・解説

1. 大石篤哉, “機械学習と計算力学”, 計算工学, Vol. 24, No. 4, pp. 11-14, 2019.

6.5. 出版

1. 横山真男, “やさしい音と音楽のプログラミング”, 森北出版, 2019.

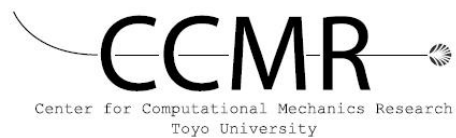
6.6. 受賞

1. 田村善昭, 日本計算力学連合, JACM Fellows Award, 2019年12月.
2. 金山寛, アジア計算力学連合, APACM Senior Scientist Award, 2019年12月.

7. 終わりに

本報は、2019年度の活動を取りまとめたものである。なお、2019年度末に予定されているシンポジウムに間に合わせるために原稿締め切りを2020年1月とした。したがって、それ以降のデータについては掲載されていないことをお断りしたい。

今日、計算力学は製造業のみならず、社会の安心・安全をはじめさまざまな分野に大きく広がりを見せている。さらに、計算力学とAIを関連づけた研究も盛んになってきている。より広い視点で計算力学の発展に資するようセンター研究員一同、今後とも努力していきたい。



東洋大学 計算力学研究センター 2019 年度年報

この資料の転載、引用などをご遠慮ください。

本資料に関するお問い合わせは下記へお願いいたします。

編集・発行 東洋大学計算力学研究センター

〒350-8585 埼玉県川越市鯨井 2100

URL: <http://www.toyo.ac.jp/site/ccmr/>

TEL・FAX: 049-239-1475
