

平成29年度 第8回 SJAC 講演会を開催

－SJAC革新航空機技術開発センター－ 平成29年度調査事業成果報告－

(一社)日本航空宇宙工業会(SJAC)は、さる3月30日(金)、SJAC革新航空機技術開発センターによる技術動向調査活動成果報告に関するSJAC講演会を当会会議室にて開催した。

SJAC革新航空機技術開発センターでは、将来出現が予想される高性能の革新的航空機を開発するために必要とされる技術について、調査及び実用化研究開発等を推進する活動をしており、平成29年度は、2件の調査を行った。これらの調査結果内容を会員企業の皆様に幅広く共有いただきたく、本講演会を企画した。

当日は19の会員企業及び団体から30名が参加した。

講演に先立ち、SJAC革新航空機技術開発センター 所長、河内啓二東京大学名誉教授よりご挨拶をいただき、センターの活動についてご紹介いただいた。

演題、講演者および講演概要は以下のとおり。

講演内容

- 1.「航空機設計に関する新しい技術－DLRによるAGILE Paradigmの最新状況調査」報告
東京大学 大学院工学系研究科 航空宇宙工学専攻：李家 賢一 教授

ドイツのDLAが中心となり、Airbusを初めてとしたEU内各国のメーカー、研究機関、大学等が加わり、航空機開発コストと市場投入までの時間を大幅に削減することを目的に、航空機設計におけるMDO (Multidisciplinary :



SJAC革新航空機技術開発センター所長
河内東京大学名誉教授



講演会の様子



東京大学 李家教授

多分野統合最適化)を新たなParadigmに進化させようとしているAGILEプロジェクト(AGILEとは、Aircraft 3rd Generation MDO for Innovative Collaboration of Heterogeneous Teams of Expertsの略称)について、現地調査結果を含めてご報告いただいた。

2. 「AI技術の可能性—AI(機械学習)の原理、手法に関する基礎的な調査および活用例としてガスタービン燃焼器の燃焼振動の予測・制御技術調査」報告

東京大学 大学院工学系研究科 航空宇宙工学専攻：津江 光洋 教授、中谷 辰爾 准教授

さまざまな分野でのAIの活用が検討されている昨今、燃焼工学の分野でも現象の基礎的な解明および制御を目的としてAIを応用する取り組みが始まりつつある。AIの原理、



東京大学 津江教授

手法に関する基礎的な内容を踏まえ、バーナや各種燃焼機器を対象とした燃焼研究におけるAIの活用について、現状の調査結果をご報告いただいた。

講演会を終えて

会員企業に広く共通すると思われる、設計に関する技術および、AI技術から、調査項目を選定して調査を行った。本講演会では、調査対象が会員企業にとりどのように役立つかといった視点や、調査いただいた文献の内容について丁寧に説明いただき、調査結果を会員企業の皆様に分かり易く共有頂くことができました。また、参加者から質問もあげられ、理解を深めて頂くことができました。

尚、次ページ以降に今回の調査結果を掲載し、当日参加頂けなかった皆様にも共有させていただきます。

〔(一社)日本航空宇宙工業会 技術部部长 佐々木 義治〕

航空機設計に関する新しい技術

– AGILE Paradigm (the next generation of collaborative MDO) の 最新状況調査に関する報告

AGILE (Aircraft 3rd Generation MDO for Innovative Collaboration of Heterogeneous Teams of Expertsの略称)は、ドイツの航空宇宙技術を担う政府機関であるドイツ航空センター(DLR)を中心に、ヨーロッパ域内をはじめとする研究機関、企業が共同で行っている研究プログラムであり、第三世代MDO環境を実現することで航空機開発のコスト削減を目指し、より安価で環境適合性の高い機体を設計する事を目的としている。

今回、AGILE Paradigmに関する公開文献についての文献調査結果と海外現地(DLR)を訪問しての現地担当者訪問調査を行ったので、その結果を紹介する。

航空機の国際共同開発プログラムに関しては、将来の航空輸送業界における更なる技術発展のためには、既存の技術の単なる延長ではなく、多分野に渡る高度な設計を合理的に統合する必要がある、そのためにサプライ

チェーンを統合した航空機開発手法が必要である。現在のように異なる組織や国に分散してこのような設計を行うことには多くの困難を伴う。すなわち、文化の違い、課題に対する理解の共有、各企業のプラットフォームの違いなど解決すべき様々な問題がある。そこで、AGILEプロジェクトでは、技術的、組織的、個人的レベルでの協力ソリューションを開発し提供することで、航空機開発コストと市場投入までの時間を大幅に削減することを目的としている。

AGILEプロジェクトには、EU加盟国およびロシア、カナダからおよそ20の組織が参加しており、その内訳としては、企業が10社(OEMとしてのAirbusやBombardier、サプライヤーとしてのFokker Aerostructures等)、大学が4つ、研究機関が6つである。2015年6月にEUのプロジェクトとして開始し、2018年11月まで継続する予定である。



図1 DLR Institute of Systems Architectures in Aeronautics所在地

AGILEプロジェクトの中心となって推進しているのがDLRに30あるInstituteの一つであるInstitute of Systems Architectures in Aeronauticsである。ドイツ、ハンブルグ市中心街を東西に流れるエルベ川の南岸の港湾地域にあり、その西方にはAirbusのハンブルグ工場（A320最終組立、A380胴体製造を行っている）がある。このInstituteは、ハンブルグ市が創設したZAL（Center of Applied Aeronautical Research）内に併設されている（図1）。ZALは、カナダのCRIAQと同じく航空関連の大学、研究所と企業を結びつける役目を果たすことを目的とする組織である。

そもそも、2005年に当時のDLR航空部門の責任者Joachim Szodruch氏（注：2016年4月11日に当会にて”Aeronautical R&D in Europe, Present and Future”と題する講演を実施された）は、DLR内では様々な航空分野の要素研究は行っているが、航空機設計のcompetenceを持っていないと注意喚起した。これを受けて、多分野融合最適化手法（MDO）を活用して、航空機設計のCompetenceをDLR内で高めていく取り組みが始まり、これが現在のように企業も活動に加わったAGILEに発展することとなる。

AGILEでは、上記のような多分野に渡る高度な設計を合理的に統合するために、第三代MDO（MDO：（Multidisciplinary Design and Optimization：統合設計最適化手法）と称して、一般のMDOのような設計ツールによる解析作業の分散ではなく（これを第二代MDOと呼んでいる）、設計に関する包括的な業務を複数の計算機、担当者に分配することを行っている（なお、第一世代MDOは1台の計算機のみで完結しているMDOのことである）。膨大な設計に関する作業を一人で行うことはもはや不可能であるとの判断に基づき、異なる場所に所在する複数の機関で共同

作業をすることで、設計に要する時間短縮とコスト削減を実現しようとしている。

このAGILEパラダイムを実現するために、ナレッジアーキテクチャとコラボレーティブアーキテクチャと呼ばれる主要な構成要素が構築された。前者は、製品開発プロセス全体を階層化された階層構造のプロセスとして定式化するもので、そのためにCPACS（Common Parametric Aircraft Configuration Schema）と呼ばれるツール等が開発された。後者は、共同開発プロセスに関係する複数のステークホルダーがサプライチェーン全体でどのように相互に連携するかを定義するものであり、RCE（Remote Component Environment）と呼ばれるツールが開発された。図2に示すようにAGILEは、上記した「共通言語」とも言うべきナレッジアーキテクチャ（CPACS）と、「プロセス統合」を達成するコラボレーティブアーキテクチャ（RCE）に加えて、構造、空力等の「技術基盤」と、組織的、個人的レベルでの協力ソリューション（「他人との協

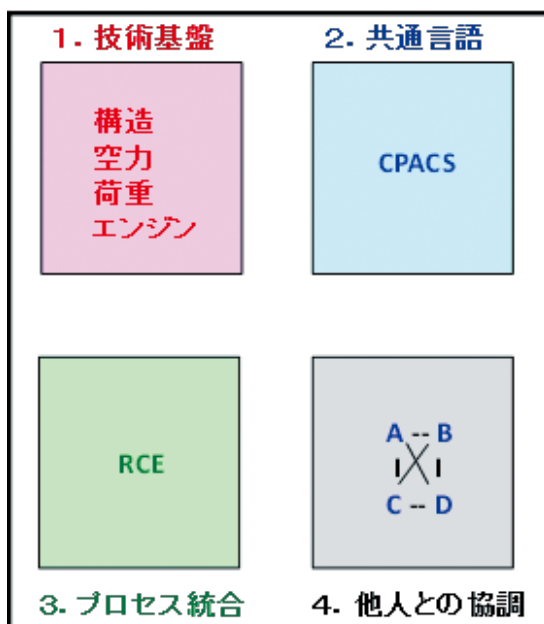


図2 AGILEの主要な構成要素

調]) といった4つの重要な構成要素が有機的に組み合わせられて初めて可能になったと考えられる。

DLRの担当者が、過去20年間の機体開発プロジェクトを調べて、どの程度の時間がかかっているか調べてみたところ、約10年程度かかる機体開発のうち、初期の設計段階に3~5年かかっていたが、そのセットアップに約80%の時間を費やしていることがわかったという。設計作業の途中でサプライヤー等が変更になることもあり得るが、その場合は、これへの対処で更に時間がかかることになる。すなわち、現在のような設計プロセスは、いわば” Lack of Agility”、柔軟性に欠如したプロセスと考えられる。ここからAGILEという命名につながり、設計に要する時間短縮とコスト削減を目指すこととなった。

ところで、航空機メーカーにとって、このAGILEを導入することのメリットには、複数機関の連携作業の効率化がはかられること、そして実機作成レベルで不確かさが正確に評価できることの2点がある。一方、装備品メーカー等のサプライヤーにとってのAGILE導入のメリットとしては、設計変更に対する対応をすばやくとれること、そして開発全体をサプライヤー側でも常に把握しながら開発に参画できる点が挙げられる。

一方で、複数の機関が参加することで各社の有している知的財産をどのように保護するかがAGILEでは課題となった。これを解決するために、各社はCPACSを用いて、入力と出力データのみを他機関とやりとりする手法が用いられている。例えば空力解析を行ったとしても、用いたツールの情報は開示されず、得られた結果のみを外部に提示するだけである。また、最初に述べたようにロシアの研究所（中央空気力学研究所TsAGIと中央航空エンジン研究所CIAM）が本プロジェクト

に参加している。欧州でもロシアに対する輸出貿易管理の制限があるなかで、上記の知的財産保護を行う仕組みを活用して、この輸出貿易管理の点も乗り越えたとのことであった。

今回の一連の調査を通じて、DLRならびにEU内で目指している今後の航空機設計の方向性が明らかになったと考えている。現在は研究所を中心とした研究レベルのプロジェクトではあるが、今後、このような開発期間とコストを低減できるスキームが欧州内での実機開発に適用されていく可能性があり得る。

(東京大学工学系研究科航空宇宙工学専攻
李家 賢一)

参考文献

- [1] Ciampa, P. D. and Nagel, B. , Towards the 3rd Generation MDO Collaborative Environment, ICAS2016-1.2.1, 2016,
http://www.icas.org/ICAS_ARCHIVE/ICAS2016/data/papers/2016_0563_paper.pdf
- [2] Ciampa, P.D. and Nagel, B. , The AGILE Paradigm : the Next Generation of Collaborative MDO, AIAA2017-4137, 2017,
<https://doi.org/10.2514/6.2017-4137>

AI 技術の可能性

－ AI（機械学習）の原理，手法に関する基礎的な調査および活用例として ガスタービン燃焼器の燃焼振動の予測・制御技術調査に関する報告．

1. はじめに

上記テーマで論文を収集するにあたり、Neurocomputing, Neural Networkなどの人工知能関連の学術誌、International Journal of Prognostics and Health Management, Measurement science and technologyなどの計測・予測に関する学術誌、およびCombustion and Flame, Fuel, Energyなど燃焼関連分野の学術誌を対象として、様々な手法や応用例について幅広く論文調査を実施し、分野横断的に代表的な論文20編を選定した。

2. 人工知能・ニューラルネットワーク (NN: Neural Network) の研究動向

人工知能・ニューラルネットワーク (NN: Neural Network) 全般についての研究動向について、調査を行なった。これまでのNNの発展について、総説論文[1]では、人工知能の燃焼への重要な適用先としてボイラーなどの燃焼システムおよび内燃機関が挙げられており、人工知能がどのようにして燃焼過程をモデル化し、燃焼予測や制御に貢献しているかが紹介されている。広義には、人工知能は人間の思考と同様の機能を持つ機械または人工物を意味し、知的なコンピューターシステムの設計に関わる計算科学の一分野とされる。多くの燃焼問題に対してAIを用いたアプローチが適用可能と考えられており、人間の脳を持つ強力な認識能力と知覚能力を模倣し、燃焼のパターン認識を行う試みが多くなされている。人工知能は主に、エキスパートシステム (Expert system)、人工ニューラルネッ

トワーク (Artificial neural network, ANN)、遺伝的アルゴリズム (Genetic algorithm, GA)、ファジー論理 (Fuzzy logic)、ハイブリッドシステム (Hybrid system) の5種類に分類され、それぞれについて概要が紹介されている。その中でも、ANNは非線形システムに適応できかつ、自己学習の能力を持つため、燃焼過程のモデル化または制御に広く応用されている。代表的な多層フィードフォワード (Feedforward) ニューラルネットワークの概略図を図1に示す。このネットワークは一つの入力層 (Input layer)、いくつかの隠れ層 (Hidden layer) 及び一つの出力層 (Output layer) で構成されている。訓練 (Training) とは適当な学習方法を用いてシナプスの重みの調整することである。燃焼分野への応用として代表的なものは、燃焼現象のパラメータを予測するために用いられるものであり、内燃機関に用いられる際の主な応用目的は制御器の設計と故障分析である。

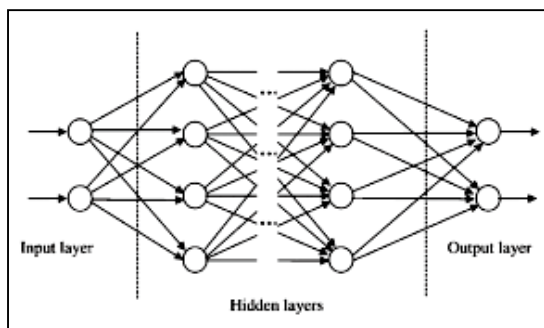


図1 多層フィードフォワード (Feedforward) ニューラルネットワークの概略図

3. 燃焼分野におけるニューラルネットワーク (NN) の適用

一般的なNNを用いて、燃焼振動などの燃焼状態について予測や制御を試みるものが多い見受けられた。NARMAXという非線形モデルに多層パーセプトロンニューラルネットワークを組み合わせることで、幅広い作動領域における燃焼振動の予測を行うとともに、ニューラル動的最適化 (NDO: Neural Dynamic Optimization) 手法を用いた燃焼振動抑制の試みがシミュレーションにより実施さ

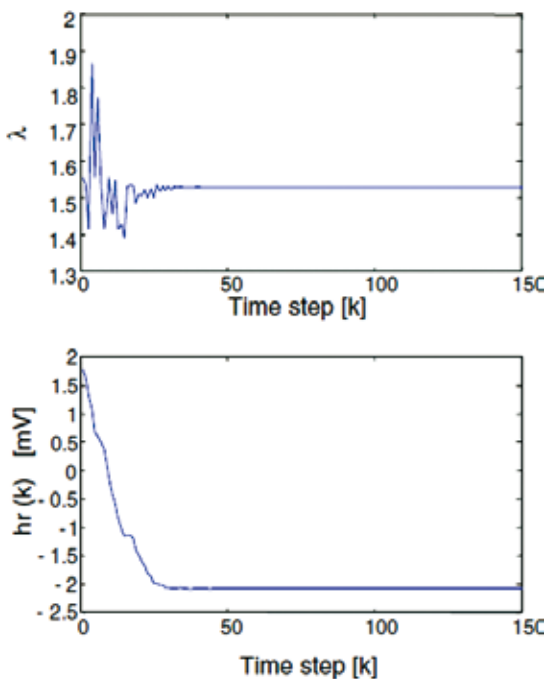


図2 空気過剰率および熱発生率の時系列変化

れている。図2は典型的な熱発生振動を生じている燃焼場を対象とし、制御変数である空気過剰率 λ (上図) と熱発生率 (下図) の時系列変化を示したものであり[2], 燃焼振動が抑制されていることが示されている。他の条件においても同様の効果を示すことから、本手法が燃焼振動の制御に有用であることが示唆されている。

近年、畳み込みニューラルネットワーク (CNN: Convolutional Neural Network) が特に画像認識の分野で成功を収めている。CNNの基本的な構成は、図3に示す通り3種類の層 (畳み込み層, プーリング層, 全結合層) から成る。CNNの特徴は入力空間的な情報をくみ取ることができる点であり、畳み込み層で得られる特徴マップは、元の入力における隣接するニューロンどうしのつながりを抽出したものである。プーリング層は通常畳み込み層の間に位置し、特徴マップの解像度を下げ、特徴をさらに圧縮する働きを担う。ここまで得られた特徴は全結合層を経て意味のある結果へと変換される。数字認識の例では、画像の文字がどの数字に対応するか、という情報がこれにあたる。現在のCNNは基本的に教師あり学習に分類され、人間が与える正解と、CNNで得られる出力との誤差を最小にするようにCNN内の変数を調整する過程がCNNの学習に相当している。

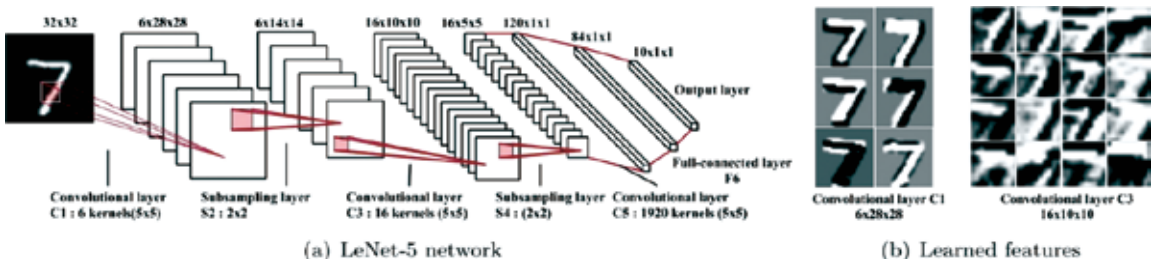


図3 手書き数字の認識に使われるCNNの構成例と学習した特徴マップ例

本手法を燃焼状態の予測に適用した研究例として、スワール燃焼器内の火炎の化学発光を高速カメラで撮影し、畳み込みニューラルネットワークと（CNN）ガウス過程（GP）を組み合わせ、火炎画像から燃焼振動の発生検知を試みたものがある。図4にその提案手法の概念図を示す。本手法を用いることでわ

ずか5枚の画像から十分な精度で燃焼振動を検知できることが明らかにされている、これは、画像の撮影速度に基づく、1.7ms間のデータのみから燃焼振動を検知できることを示しており、実運用において燃焼振動の検知に要する時間を短縮できる可能性が示されている。

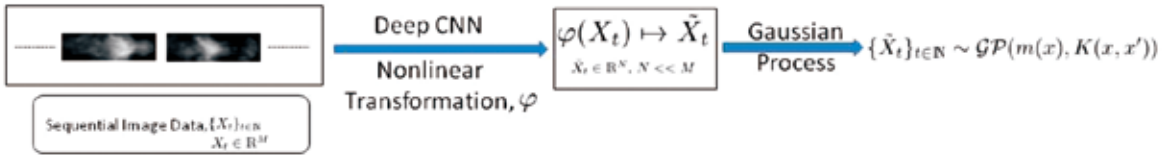


図4 畳み込みニューラルネットワークとガウス過程を組み合わせた手法の概念図

より複雑なネットワークを構築し精度を向上する試みに対し、単純なネットワークを用いて、高速な学習・予測を試みる研究も行われている。ELM（Extreme Learning Machine）は単純なネットワークと乱数を用いた最適化によって非常に高速な学習・予測が可能である手法であるが、隠れ層のノード数が大きく計算コストが高いという欠点を有する。そこで、隠れ層のノード数を少なくし、入力データをすべて用いるのではなく、選択的にデータ点を使用するDual reduced KELM（DR-KELM）が提案され[4]、その手法を用いることで航空

エンジンの動作不良を運用と同時に検知が可能となりうることが示されている。この他、逐次的な学習（オンライン学習）が可能なWR-ELMや確率的勾配を用いた新ELMを用いて、HCCIエンジンの着火時期の予測とともに、燃焼の安定・不安定の判定を行う試みが報告されている。エンジン制御パラメータをランダムに変化させながらHCCIエンジンを運転し、運転と同時にWR-ELMの学習、および着火時期の予測を行った結果を図5に示す[5]。図より、決定係数が0.8以上の精度で着火時期を予測できることが明らかにされている。

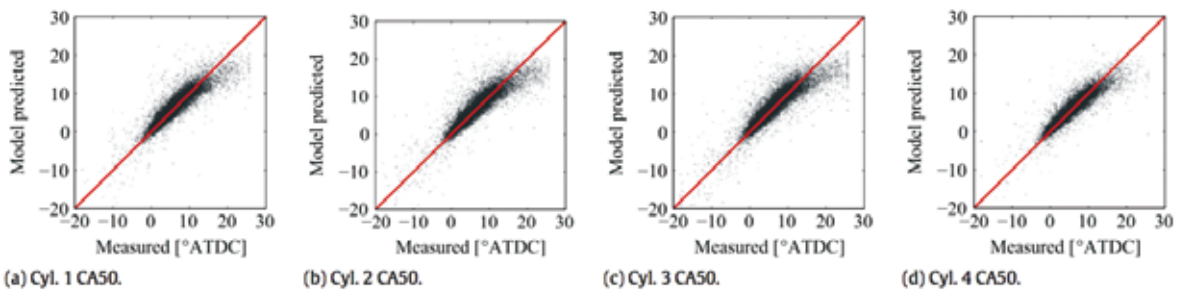


図5 着火時期の計測値と予測値の関係

4. NNに類似した統計的手法の適用

NNではないものの、それと類似した統計的な手法を用いて、燃焼状態の予測や最適設計を試みる研究例が報告されている。代表例として、時系列データを有限オートマトンとして表現するシンボリック時系列分析手法を用いたガスタービン燃焼器の希薄燃焼での吹き消えを予測するものや主成分分析とガウス過程モデルを用いてバーナの画像から排ガス組成の予測・制御を行ったものがある。

5. まとめ

本稿では、主としてニューラルネットワークを用いたAIを用いた手法を紹介した。全てのAI手法について記述したのではなく、AI手法の有用性と応用可能性を紹介するために、燃焼という限定した研究分野に応用された手法のみについて述べたものであることはご理解頂きたい。他の手法と同じく、AIにも長所と短所があり、いずれの手法が有用であるかについて一定の指標があるわけではない。しかしながら、今日までになされた研究を概観すると、バーナやエンジン燃焼器をはじめとする燃焼装置の研究開発にとって、AIがこれまでの手法の代替となる有用な手法となる可能性を秘めていると期待される。

(東京大学工学系研究科航空宇宙工学専攻
津江 光洋)

参考文献

- [1] Kalogirou, S. A. (2003, January 1) . Artificial intelligence for the modeling and control of combustion processes : A review. *Progress in Energy and Combustion Science*. Pergamon. [https://doi.org/10.1016/S0360-1285\(03\)00058-3](https://doi.org/10.1016/S0360-1285(03)00058-3)
- [2] Fichera, A., & Pagano, A. (2006) . Application of neural dynamic optimization to combustion-instability control. *Applied Energy*, 83 (3) , 12. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2005.01.008>
- [3] Jha, D. K., Srivastav, A., & Ray, A. (2016) . Temporal Learning in Video Data Using Deep Learning and Gaussian Processes. *International Journal of Prognostics and Health Management*, 7 (22) , 11. Retrieved from <http://www.mne.psu.edu/ray/journalAsokRay/2016/271JhaSrivastavRay16.pdf>
- [4] Lu, F., Jiang, J., Huang, J., & Qiu, X. (2017) . Dual reduced kernel extreme learning machine for aero-engine fault diagnosis. *Aerospace Science and Technology*, 71, 9. <https://doi.org/10.1016/j.ast.2017.10.024>
- [5] Vaughan, A., & Bohac, S. V. (2015) . Real-time, adaptive machine learning for non-stationary, near chaotic gasoline engine combustion time series. *Neural Networks*, 70, 9. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2015.04.007>