

ニューラルネットワークが耳をすませば

ー データ駆動型音響診断による物理現象の検知と識別 ー

東京理科大学 先進工学部 電子システム工学科 准教授 ^{うえ き} 植木 ^{よしたか} 祥高

■ 1. はじめに

身の回りは音に満ち溢れている。人々が発する声、楽器の演奏や音楽、冊子をめくる音、キーボードの打鍵音、そして、頭上高く飛行する航空機の騒音。日常のコミュニケーションツールとしての役割、芸術や娯楽としての役割から人々を悩ます騒音まで、音は様々な側面を持っている。

いずれの音も物理学の視点から見れば、空気疎密波（音圧）であり、それぞれの物理メカニズムに従って発生するものである。音響データを分析、解釈することができればそれぞれの物理現象の発生や状態を聴き分けることは、原理的には全く不可能なことではない。

これは、古くから日本人が経験的に知識として蓄えているといっても過言ではなく、その一例を茶道に見

つけることができる。茶道の世界では、釜の湯の煮える音には「釜の六音」という表現がある。釜のなかで生じる沸騰音を「魚眼」「^{ぎょがん} 蚯音」「^{きゅういん} 岸波」「^{がんば} 遠浪」「^{えんろう} 松風」「^{まつかぜ} 無音」の6種に分類されるといわれている。魚眼は、魚の目玉の如く微小な気泡が連続して発生する様子を表す。蚯音はみみずの鳴く声とされている。ただし、生物学的には鳴くための発音器官がないため、土中に棲む昆虫の鳴き声が間違われることが多く、それを表現したものと思われる。岸波は岸に打ち寄せる波の音を、遠浪は遠方から響き聞こえる波の音を、松風は松林を吹き抜ける潮風の音に例えられている。有名な茶人である千利休【図1】は「蚯音」「^{かいがん} 蟹眼」「^{れんじゅ} 連珠」「魚眼」「松風」と5種に分類し、「松風」がお茶を点てるのに最も適した状態とし、これを過ぎると湯が沸き過ぎて「無音」の状態に至るとされている。このように茶道の世界では、お湯の沸き加減を湯相（ゆあい）と呼び、厳かな茶室により一層の味わいをもたらす音楽という一面のみならず、沸騰音はお湯の物理状態を判別する音響情報という一面をも有していると言える。

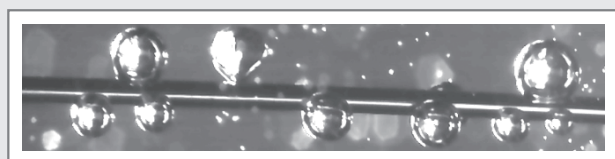
お湯を沸かすという沸騰現象は極めて身近なものではあるが、その一方で、極めて複雑な熱流体現象である。物理学の観点からは、蒸発という分子スケールの現象から、視認される蒸気泡【図2】が生成され運動していく状態に至るマルチスケール現象であり、これは高度に発達したコンピュータシミュレーションを利用しても、全プロセスを直接的に数値解析することは未だ実現されていない。そのような複雑な物理現象から生じる音を、千利休といった茶人のエキスパートが物理状態を判別する音響情報として活用していたのは驚きであるが、千利休の境地に至るまでには長年の訓練が不可欠であろう。それに加えて、才能といったものも必要かもしれない。ここで一つの問いが浮かぶ。

『人間は千利休のように経験を積んだエキスパートと同等、あるいはそれを超える能力を獲得することは可能だろうか。』

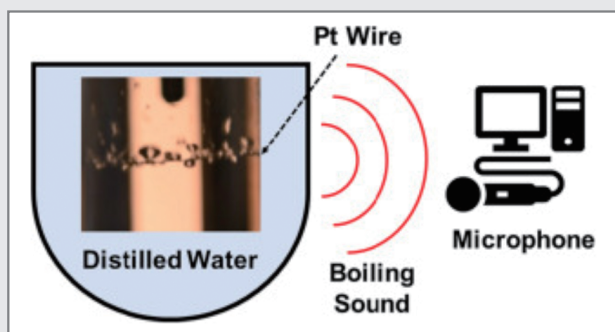
それを実現するには、近年の進展が著しい機械学習が有望であろう。現在我々は、既に限定された領域に



【図1】千利休の肖像画（堺市博物館蔵）



【図2】沸騰蒸気泡の可視化画像
加熱された細線表面にて蒸気泡の成長の様子を撮影

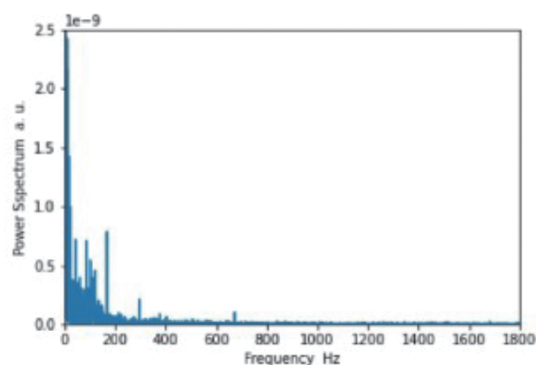


【図3】細線伝熱面を用いた沸騰音響計測実験の概要図¹⁾

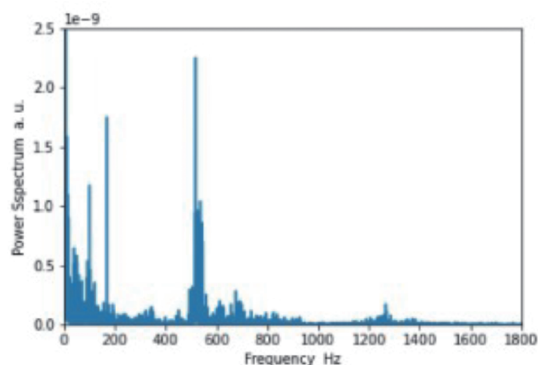
において、機械が人間の能力を凌駕している時代に生きている。Google DeepMind によって開発されたコンピュータ囲碁プログラムの AlphaGo の登場によって、人類は囲碁でコンピュータに勝つことができなくなってしまった。画像認識の分野では、2012 年の SuperVision (AlexNet) に代表される深層学習（ディープラーニング）の登場以降性能向上が著しく、2015 年には人間の認識率を上回る性能を発揮するまでに至っている。人間と同様に心を持つ機械（「強い AI」）は、幸か不幸か、未だ SF の世界の話であるが（映画『ターミネーターシリーズ』に登場する架空の人工知能コンピュータのスカイネットを想像してもらえると良い）、前述の通り、人間の心を持たないものの限定された領域では、有用なツールとして利用される実在の「弱い AI」は、人間の能力を凌駕するものが実現されている。

我々の研究グループでは、機械学習手法の一つであるニューラルネットワーク（人間の脳のニューロンのネットワークを模した、人工ニューロンのネットワークモデル）に音響データを学習させ、物理現象の発生検知や状態の検出を実現すべく研究開発を進めている。対象とする物理現象には沸騰を含むが、茶道への応用を目指したものではなく、現在のところエネルギープラントへの応用を目指した研究を主に推進している。

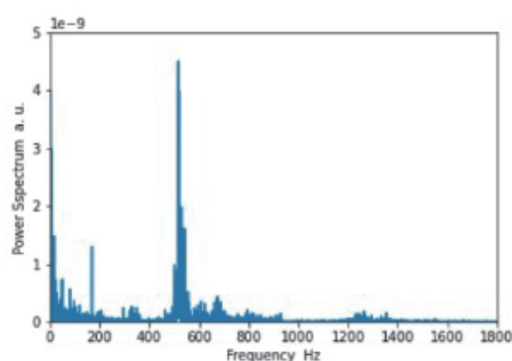
エネルギープラントでは発生確率としては極めて低いものの、思わぬ原因にて冷却流体の流路が閉塞する事象は発生し得る。そのような場合、局所閉塞が発生した流路内では冷却流体の流動が阻害され、冷却性能の低下を招く。プラント内では高エネルギー密度の伝熱現象を取り扱っているため、閉塞の程度によっては冷却流体の沸騰が発生する。直ちにこの異常を検知できない場合には、事象が進展して伝熱面の温度上昇を許し、溶融の発生といった深刻な状況を招くこととなる。そこで沸騰に生じる音に耳をすませば、このような異常の検知を行うことができる可能性がある。茶道の世界では、釜の湯の煮える音は静謐な環境にて聞こ



(a) Non-boiling regime.



(b) Nucleate boiling ($1.3 \times 10^5 \text{ W/m}^2$).



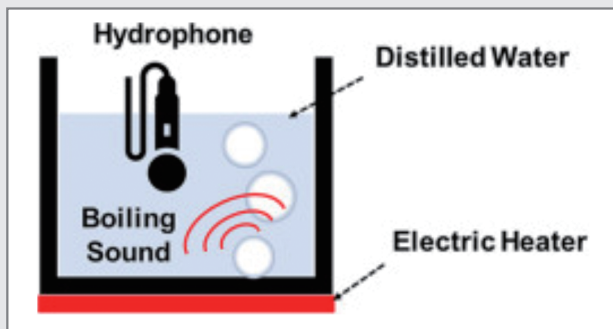
(c) Nucleate boiling ($2.1 \times 10^5 \text{ W/m}^2$).

【図4】プール飽和沸騰時の音響スペクトル¹⁾

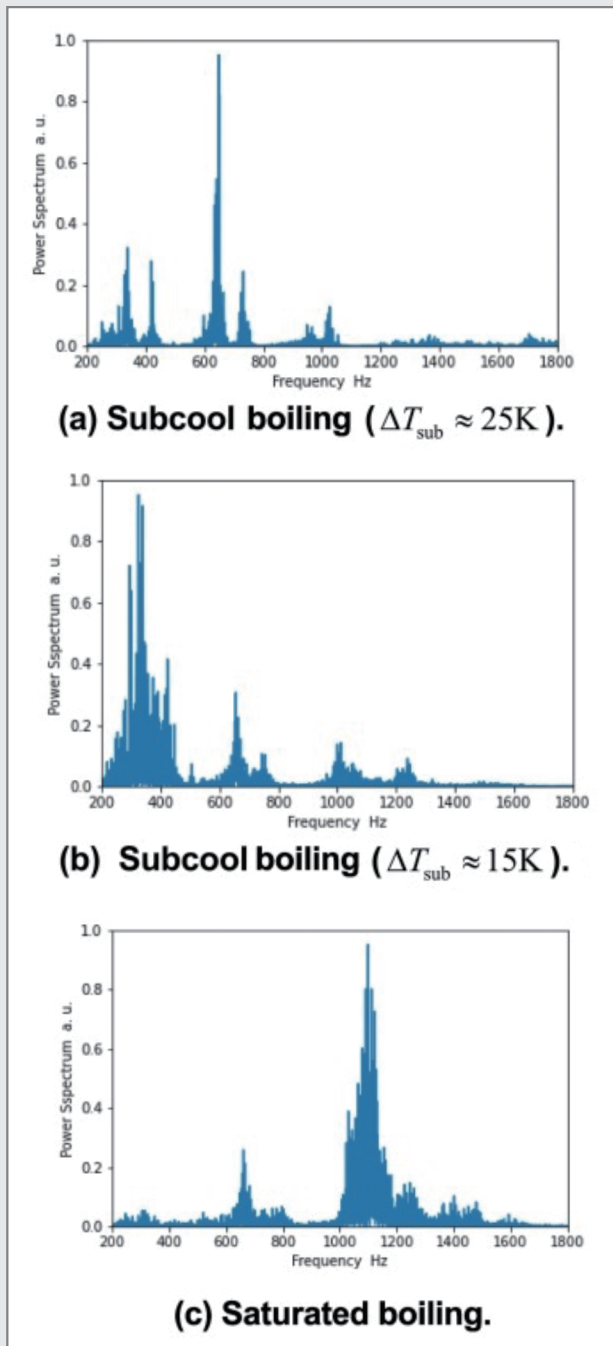
えるが、プラント内では様々な騒音が重畳する環境にて沸騰音を聴き分ける必要があり、困難なタスクとなる。我々の研究はこれをニューラルネットワークに聴き分けさせる試みであり、本稿にてその一部を紹介する。

■ 2. 沸騰の音響特性

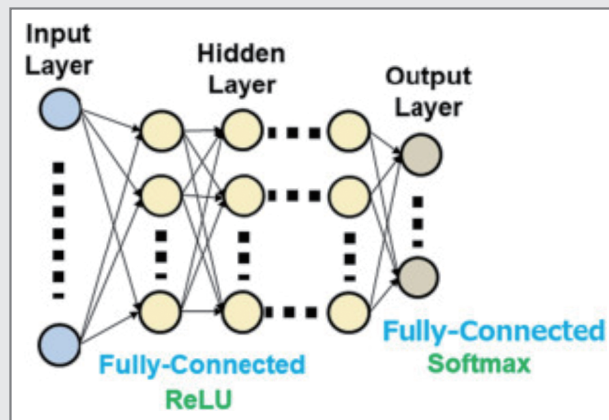
異常検知技術開発に必要な基礎知見の取得整備並びに基本的成立性を示すことを目的に、作動流体を水と



【図5】平板伝熱面を用いた沸騰音響計測実験の概要図¹⁾



【図6】サブクール度変化時の音響スペクトル¹⁾



【図7】ニューラルネットワークアーキテクチャ¹⁾

して用いた沸騰音の取得と深層学習の分類性能を実施してきた。水中に白金細線を浸漬させ、通電加熱することにより細線表面にて沸騰を誘起させ、発生音を集音した【図3】

プール飽和沸騰（静置した液体の温度が沸点に達した条件下における沸騰）時に細線の発熱量（熱流束）を変化させた場合の沸騰音響の周波数スペクトルを【図4】に示す。(a) は非沸騰時における背景音のスペクトルとなる。(b) 及び (c) は核沸騰時の音響スペクトルであり、熱流束が異なる条件での結果となる。

核沸騰時の音響スペクトルには一貫して特徴的な周波数ピーク（約 500 Hz 近傍）が確認され、熱流束が高くなる程、顕著に現れた。沸騰時に発生する音圧（音響）は特徴的な周波数を有していることから、沸騰に関しても固有の音圧発生メカニズムが存在することが示唆される結果を得ている。

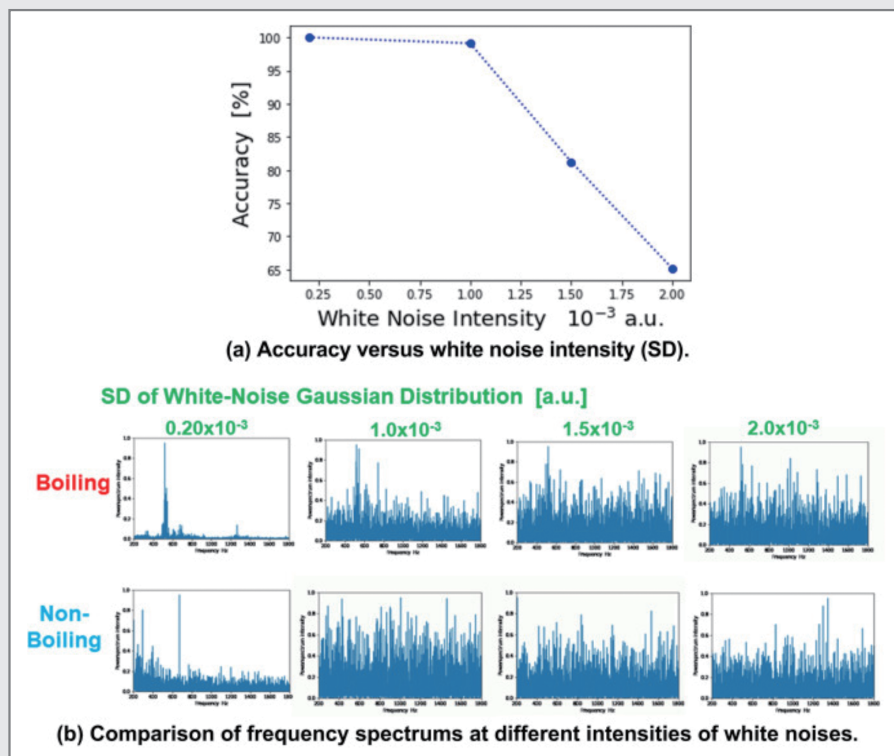
加えて、液温を変化させた際の音響スペクトルを【図5】の実験体系にて調査を行っている。飽和温度以下の沸騰（サブクール沸騰）時には、沸点と液温の差（サブクール度）により整理される。【図6】にサブクール度変化時（(a) 25K, (b) 15 K, (c) 0 K：飽和沸騰）の音響スペクトルを示す。サブクール度、つまり液温が変化すると、顕著な周波数ピークがシフトし、スペクトルパターンが変化していることが分かる。これは、サブクール度が大きい場合には、伝熱面にて発生した蒸気泡が周囲流体により冷却され、凝縮する駆動力が強くなることから、液温に対応した音響スペクトルが形成されるものだと考えられる。実験体系が同一ではないが、前述の茶道における湯相を釜の湯の煮える音から識別していたことにも一定の理解ができる結果である。

3. 深層学習に基づく 沸騰の音響識別

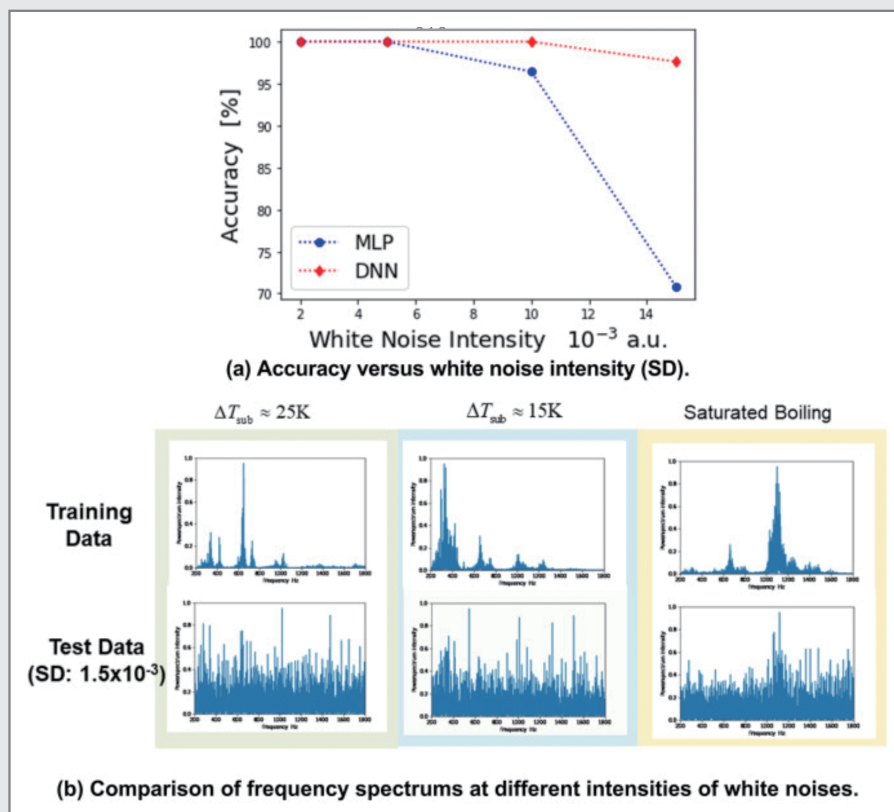
取得した音響データをニューラルネットワークに学習させ、未学習データに対して沸騰現象の発生検知、及び状態識別を行なった結果を紹介する。深層ニューラルネットワークアーキテクチャの模式図を【図7】に示す。入力層と出力層の間に、4層の隠れ層を設け、各ノードは全て接続された構造とした（【図9】ではDNNと表記）。

騒音環境下にて沸騰発生を検知すべく音響識別の性能を評価することを目的に、強度を変化させたランダムノイズ（ガウス分布に従うホワイトノイズ）を沸騰音に付加した。ホワイトノイズ強度を増加させた際に、沸騰音響スペクトルにおける特徴的な周波数ピークがノイズに埋没していき、非沸騰時のデータ（背景雑音）と似通っていくことが【図8】から分かる。各種ノイズ強度における深層学習モデルの正答率を【図8】に示す。ホワイトノイズ強度が高くなると正答率が低下しており、深層学習モデルを駆使しても識別は困難な領域であると言える。ノイズを付加した際に沸騰音と背景雑音のスペクトルを見比べると我々では困難となる強度においても高い正答率を保持し得ることが分かる。

それに加えて、沸騰発生後に音響データから物理状態（本稿では液温が対象）を検出することが深層学習を用いて実現可能であるか、前述と同様にノイズ耐性について調査を行なっている。また、深層学習の効果検証を目的として、隠れ層を1層と



【図8】 深層学習を活用した音響識別に基づく沸騰発生検知とノイズ耐性評価¹⁾



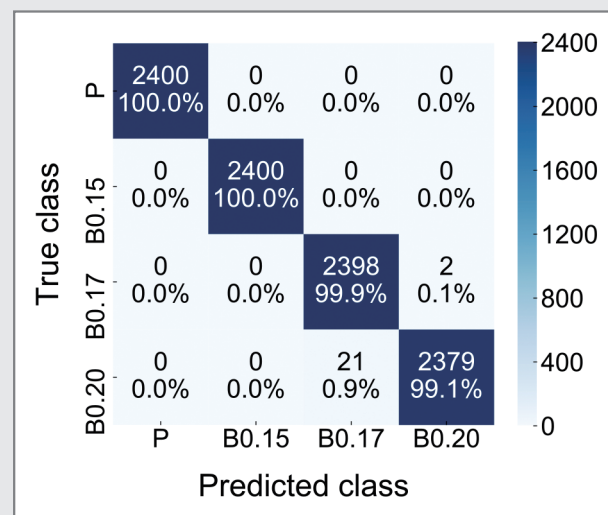
【図9】 深層学習を活用した音響識別に基づく沸騰状態検出（液温識別）とノイズ耐性評価¹⁾



【図 10】 気泡噴流（空気—水系）

したネットワークアーキテクチャ（多層パーセプトロン）を構築して用いた（【図 9】では MLP と表記）。【図 9】にノイズ強度を変えた際のニューラルネットワークモデルの正答率を示す。深層学習は比較的高いノイズレベルにおいても高い正答率を保持できていることが分かる。その一方で、隠れ層が 1 層の多層パーセプトロンモデルにおいては、ノイズ強度の増大に伴う正答率の低下が著しいことが分かる。これは、ネットワークアーキテクチャを多層化することで、音響スペクトルデータにおける各種特徴を抽出する能力が向上し、ノイズ耐性も改善したものであると考えられる。これらの結果から、沸騰音をニューラルネットワークに学習させることで、沸騰の発生や物理状態の識別が実現可能であること、とりわけ深層学習を用いることでノイズ耐性の高い音響識別が可能であることが分かる。

以上のとおり、音響データを機械学習モデルに学習させることにより、ニューラルネットワークが自ら特徴量を抽出し物理現象の状態を検知あるいは検出する手法を、著者は『データ駆動型音響診断』と呼び、研究開発に取り組んでいる。



【図 12】 深層学習の音響識別結果²⁾

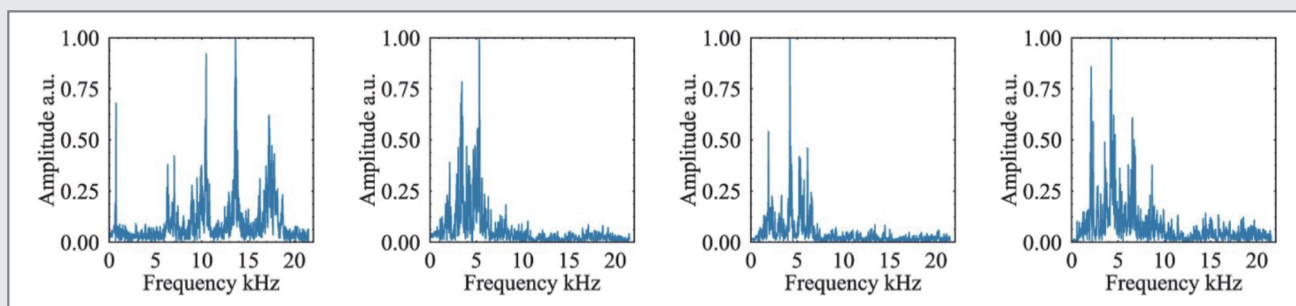
図中の P は配管内水流動音を示す。B は気泡噴流音を、それに続く数字は放出口径 (mm) を示す。

■ 4. 気泡噴流の音響識別

データ駆動型音響診断は適用対象を沸騰のみに限定されるものではなく、音圧を発生するものであれば適用可能である。適用例の一例として気泡噴流を本稿にて紹介する。気泡噴流は液体中に気体を噴き入れる際に生じる気液が混じり合う流動状態（気液二相流）の一種の形態である【図 10】。

例えば、気泡噴流はエネルギープラント内において、何らかの原因で流体配管に亀裂等が発生した際に、内部流体（高圧気体）が外部流体（低圧液体）に流出する際に発生することが想定されるものであり、このような破損事象が発生した際には早期に検知し、プラントを安全に停止する必要がある。このような異常の早期検知に対しても伝播する音を収録することによりデータ駆動型音響診断の適用が見込まれる。

水中に圧縮空気を細孔から噴出させ、その発生音を水中にて録音し、周波数解析（振幅スペクトル）を行なった結果を【図 11】に示す。最も左側のスペクトル



【図 11】 気泡噴流の音響スペクトル²⁾

左から背景雑音として用いた配管内水流動音、放出口径が 0.15, 0.17, 0.20 mm の場合の気泡噴流音の代表例

は想定される背景雑音の一つである配管内水流動音の結果である。プラント内においてはこのような背景雑音が重畳する環境にて音響識別を行う必要がある。なお、特徴的な音響周波数ピークに関する理論的な検討についても、まとめられている³⁾。【図 11】の次いで左から気体放出口径を 0.15, 0.17, 0.20 mm とした場合の気泡噴流のスペクトルの代表例である。放出口径の変化は微小であるため、見比べたとしても見分けることは困難である。これらの音響データを深層ニューラルネットワークに学習させ、未学習データ（各種 2400 データ）に対して識別を行なった結果（混同行列）を【図 12】に示す。行が予測クラスに対応し、列が正解クラスに対応する。正答結果は対角成分にて表示され、誤答結果は非対角成分に表示される。対角成分に記載の正答率は各クラスに対する値となる。全データに対する平均正答率は $99.7 \pm 0.19\%$ であり、合計 9600 個のデータのうち 9577 個のデータに対して正答を得ている。

この結果から背景雑音と気泡噴流音の識別は 100% の精度にて行なっていることが分かる。これは【図 11】の音響スペクトルの概形が双方で大きく異なることから十分に妥当な結果である。3 種の気泡噴流の識別精度については、99% を超える結果を得ており、微小な放出口径の変化であっても、対応した音響スペクトルの変化を深層ニューラルネットワークが高精度に聴き分けていると言える。本結果は基礎研究の段階ではあるが、機器の破損状況を発生音から診断することを実現できる潜在能力を示していると考えられる。

■ 5. おわりに

本稿では筆者が取り組んできた、音響データをニューラルネットワークに学習させ、自ら特徴量を抽出し物理現象の状態を検知あるいは検出する『データ駆動型音響診断』を沸騰や気液噴流といった複雑な熱流動現象に適用した研究開発について紹介した。いずれも高い識別性能を示しており、これは現在は未だ限定された領域ではあるものの、人間の能力を超えて物理現象を聴き分けるニューラルネットワークモデルが実現されているといえる。冒頭の問い『人間は千利休のように経験を積んだエキスパートと同等、あるいはそれを超える能力を獲得することは可能だろうか』については、現時点にて強いて答えを出すとするれば、深層学習を活用することで実現できる見通しが得られてきた

ということになる。本件は研究開発を開始したばかりの基礎研究の段階ではあるが、今後更に研究開発を進めることにより、エネルギープラントといった可視化が困難かつ巨大で複雑なシステムの異常の早期検知と推移把握の実現を通して、安心安全で豊かな社会づくりに貢献していきたいと考えている。

また、科学技術の進展により優れた音響センシングと機械学習を組み合わせることで、これまで計測が困難であった対象の情報を取得し、活用が困難であったデータの解釈が可能となってきた。今後の展望として、我々の研究グループは前述の異常検知に限定せず、現実の社会（フィジカル空間）の情報を音圧を介して収集し、それを人工知能（本稿で紹介した深層学習もその一種）の解析を通じて高付加価値を有する情報を獲得することにより、様々な制約から解放された豊かな未来社会（日本政府が提唱する「Society 5.0」）の実現に向けて、音響の観点から貢献を行なっていきたい。

本稿で紹介した研究成果は、文部科学省国家課題対応型研究開発推進事業（JPMXD0223813040）及び、科学研究費補助金：基盤研究（C）（23K03713）の助成によるものを含む。

参考文献

- 1) Ueki, Y., and Ara, K., Proof of concept of acoustic detection of boiling inception and state transition using deep neural network, *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 129 (2021) 105675.
- 2) Mikami, N., Ueki, Y., *et al.*, State sensing of bubble jet flow based on acoustic recognition and deep learning, *International Journal of Multiphase Flow*, 159 (2023) 104340.
- 3) Mikami, N., Ueki, Y., *et al.*, Study of coupled waves of cylinder walls and internal liquid based on cylindrical shell theory and wave equation, *Journal of Sound and Vibration*, 561 (2023) 117797.

