

深層強化学習による集束超音波の位相制御最適化

日大生産工(院) ○岩井 文哉 日大生産工 沖田 浩平

1. 緒言

近年、超音波を体内の特定の部位に集束させて治療する高密度集束超音波治療（**High Intensity Focused Ultrasound : HIFU**）¹⁾が注目されている。HIFU は低侵襲な医療技術であるため、患者の負担は少なくかつ高効率な治療を行うことができ、泌尿器科や眼科、腫瘍科などで応用が期待されている。しかし、体内の各臓器などの生体組織における音響特性の違いにより、超音波の反射・屈折が起こり、焦点のずれと拡散が発生する。これによって治療効果が不確実になる問題がある。これに対して、多数の超音波素子を配列した集合体からなるフェーズドアレイトランスデューサを用いて焦点のずれや拡散を解決可能だが、超音波の伝播方向を決める位相遅延量の制御法は、時間反転法（**Time Reversal Method**）²⁾などがあるが、低侵襲性を損なうなどの課題があり十分確立されていない。

一方、機械学習のひとつである強化学習³⁾は、人工知能を使った制御技術として代表的なものである。とくに深層強化学習は、ゲームプレイ技術や精密なロボット制御などがあり、そこで高度なパフォーマンスを実行している。このように深層強化学習は、複雑な環境の中でも効率的に試行錯誤を繰り返すこと最適な行動選択を可能にしている。そのため位相遅延制御を最適化する方法として有効な手段だと考えられる。

本研究では、HIFU 治療の安全性向上を目的として、深層強化学習を用いた位相制御の最適化についてシミュレーションによる検討を行った。

2. 時間反転法による焦点制御

時間反転法は、弾性波伝搬の相反性を利用した制御手法であり、まず目標とする焦点位置に音源を配置し、そこから放射された音波が超音波素子に到達するまでの波動伝播を記録する。その後、各素子が受信した波形を時間的に反転させて再生することで、波が再び元の

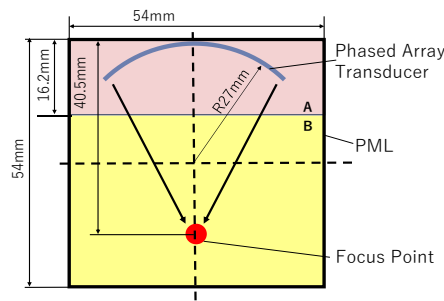


Fig.1 解析モデルの概略図

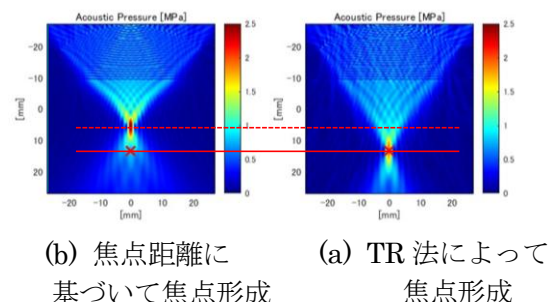


Fig.2 音響圧分布の比較

焦点位置に集束するという原理に基づいている。この手法は、媒質内の複雑な音響経路や反射を自動的に考慮するため、不均質媒質中でも高精度な焦点形成が可能である。そこで、媒質の不均一性が焦点位置に与える影響を調べるため、**k-wave**³⁾を用いた超音波伝搬シミュレーションを行った。

Fig.1に解析モデルの概略図を示す。媒質の不均一性を考慮するため、音響特性の異なる媒質Aおよび媒質Bで構成し、それぞれ伝播速度を $C_A=1200 \text{ m/s}$ 、 $C_B=2000 \text{ m/s}$ 、密度を $\rho_A=1020 \text{ kg/m}^3$ 、 $\rho_B=1400 \text{ kg/m}^3$ とした。また、超音波素子は円弧状に配置し、素子数 $n = 128$ 個とした。

Fig.2に音源から焦点までの距離から算出した位相遅延量を用いたシミュレーション結果と、時間反転法により求めた位相遅延量を用いた結果を比較して示す。Fig.2(a) では目標とする焦点位置の印よりも $x = 7.85 \text{ mm}$ ずれた位置に音圧ピークが確認される。これは、媒質の境界において音波が屈折したことによるものと考えられる。一方、Fig.2(b) では目標の焦点位置の印に一致して音圧ピークが形成されて

いる。これは、各素子が受信した信号に媒質中での屈折や伝播経路の情報が含まれており、時間反転再生によってそれを考慮したためである。

3. 深層強化学習による焦点制御

強化学習⁴⁾とは、学習の主体であるエージェントが環境と相互に作用し、目標を達成するために行動を選択しながら、得られる価値（報酬）を最大化するように行動方針を試行錯誤的に改善していく学習手法である。深層強化学習は、この強化学習にニューラルネットワークを導入することで、より高次元かつ非線形な制御問題にも適用可能としたものである。本研究では、深層強化学習の代表的なアルゴリズムの1つであるSAC（Soft Actor-Critic）を用いた。SACには、連続行動空間において安定かつ効率的に学習を行うことができ、複雑で不確実性の高い制御問題にも適していることから、超音波素子の位相制御最適化への応用が可能であると考えた。

本研究では、環境を焦点音圧および各素子の位相値として定義し、行動を各素子の位相遅延量（ $-\pi \sim \pi$ ）の範囲で任意の値をとるものとした。また、報酬 R の与え方は次式で示す。

$$R = P_{\text{step}} - P_{\text{max}} \quad (1)$$

ここで P_{step} は現在の焦点音圧、 P_{max} は学習過程において観測された焦点位置での最大音圧とする。深層強化学習による位相制御の基礎的検討として、従来の制御法で用いた解析モデルのうち、媒質Aのみから構成される単一媒質条件下で、素子数を8個にした簡略化した解析モデルでシミュレーションを実施した。

4. シミュレーション結果および検討

Fig.3に、学習過程における各エピソード終了時の最大焦点音圧 P_{episode} を、時間反転法によって得られた基準焦点音圧 P_{norma} で正規化した比率の推移を示す。このとき、 $P_{\text{norma}} = 1.926 \text{ MPa}$ とした。学習が進むにつれて、本比率はおおよそ0.5付近で安定する傾向が見られる。これは、得られた焦点音圧が時間反転法による理論的最適値の約50%に達していることを意味している。次に、Fig.4に、最大焦点音圧を記録した際の位相遅延量を用いてシミュレーションを行った場合の音響圧分布を示す。目標の焦点位置以外の領域にも音圧の集中が見られ、目標焦点位置での完全な集束が達成されていないことがわかる。

これらの結果から、深層強化学習を用いた位相制御は、焦点形成において一定の効果を示

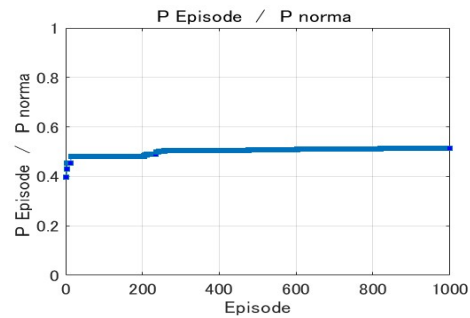


Fig.3 $P_{\text{episode}}/P_{\text{norma}}$ の推移

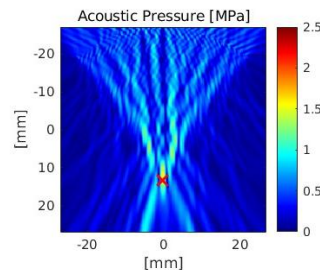


Fig.4 学習結果から得られた音響圧分布
すものの、時間反転法と比較して最適な集束には至っていない。これは、学習量の少なさや報酬設計が原因だと考えられる。

5. 結言

本研究では、深層強化学習を用いた位相制御の基礎的検討を行った。その結果、時間反転法と比較して焦点形成に差があるものの、学習によって自律的に焦点制御を実現できる可能性を示した。今後は、学習環境や報酬設計を改良し、学習精度の向上を目指す。

参考文献

- 1) Jun Okamoto, Sonire Therapeutics Inc / Trends in High Intensity Focused Ultrasound Systems / 2022 年 24 巻 3 号 p.171-172
- 2) Mathias Fink / Time Reversal of Ultrasonic Fields-Part I: Basic Principles / 30 September 1992 / 555 – 566
- 3) B. E. Treeby, J. Jaros, A. P. Rendell, and B. T. Cox / "Modeling nonlinear ultrasound propagation in heterogeneous media with power law absorption using a k-space pseudospectral method," J.Acoust. Soc. Am., / 131(6), 4324-4336, 2012.
- 4) 伊藤多一/現場で使える!深層強化学習入門:強化学習と深層学習による探索と制御/株式会社翔泳社(2019)