

令和3年度 卒業論文概要					
所属	物理情報工学科・電子物理工学コース				
学生番号	182C3004	学生氏名	有田拳	指導教員	小田部荘司
論文題目	超伝導体内の電界の時間変化を用いたリザバーコンピューティングに関する研究				

1. 緒言

2次元 Time-Dependent Ginzburg-Landau (TDGL)方程式を、Affine Integrator (AFI)法^[1]を用いて解き、プログラム実装することで超伝導体内部での磁束線の運動および電磁現象を可視化した。また、実装時に印加する電流密度を時間変化させ、2次元超伝導可視化領域から複数点の電界を無作為抽出し、電流密度と電界の時間変化を、それぞれリザバーコンピューティングの入力信号、リザバーとして用い、リザバーコンピューティングにより時系列予測を行い、Normalized Mean Square Error (NMSE)と R Squared (R^2)を計算し予測の精度を確認した。

2. 計算方法

2.1. TDGL 方程式

TDGL 方程式を AFI 法で実装した。オーダーパラメータ Ψ_{ij} に関する初期条件

$$\Psi(x, y, 0) = \cos\left(\frac{\pi m}{L}x\right) \cos\left(\frac{\pi n}{L}y\right), m, n = 1, 2, 3 \dots \quad (1)$$

と境界条件を与え、時間刻み幅 τ ごとに座標 (i, j) における Ψ_{ij} を更新式

$$\begin{aligned} \Psi'_{i,j} = & a_{i,j}\Psi_i + b_{i,j}(w_x^{i,j}\Psi_{i+1,j} + \bar{w}_x^{i-1,j}\Psi_{i-1,j} \\ & + w_y^{i,j}\Psi_{i,j+1} + \bar{w}_y^{i,j-1}\Psi_{i,j-1}) \end{aligned} \quad (2)$$

によって更新し、大きさと位相の情報を持たせてその描画を行った。同時に、超伝導体内部の磁束密度、電流密度、電界についても描画を行った。

2.2. リザバーコンピューティング

y 方向に印加する電流密度 $u(t)$ を正弦波、乱数波的に変化させ、ランダムに抽出した n 箇所の電界の組をリザバー層のノード $X_n(t)$ とし、リサーチ波形や FFT により入出力応答を調査した。教師信号 Y_r を正弦波、三角波、鋸波、矩形波として波形を再現する波形生成タスク、Nonlinear

Auto Regressive Moving Average (NARMA)モデル^[2]を教師信号に用いる NARMA タスク、非線形-メモリタスクの目的関数を教師信号とする非線形-メモリタスクなど、各タスクの時系列予測を行った。NARMA モデルの一般式、非線形-メモリタスクの目的関数はそれぞれ、

$$Y_r(t+1) = a_1 Y_r(t) + a_2 Y_r(t) \sum_{i=0}^{m-1} Y_r(t-i) + a_3 u(t-m+1)u(t) + a_4 \quad (3)$$

$$y(t) = \sin(v \times I(t-\tau)) \quad (4)$$

で表される。式(3)で、 a_1, a_2, a_3, a_4 は定数である。 m はリザバーに要求する記憶の長さであり、今回は $m=2$ (NARMA2)、 $m=10$ (NARMA10)の2つに対して予測を行った。式(4)で、 (v, τ) はそれぞれタスクに必要な非線形性の強さと記憶の長さである。また、学習法として波形生成タスクの学習には線形回帰、NARMA タスクと非線形-メモリタスクにはリッジ回帰の2種類の方法を用いた。それぞれの式は、

$$\hat{W}^{\text{out}} = DX^\dagger \quad (3)$$

$$\hat{W}^{\text{out}} = DX^\top (XX^\top + \beta I)^{-1} \quad (4)$$

と表される。 \hat{W}^{out} は出力重み、 D は教師信号の行列、 X はリザバー行列であり、 $X^\dagger = X^\top (XX^\top)^{-1}$ は疑似逆行列、 $\beta > 0$ は正則化パラメータ、 I は単位行列である。また、教師信号に対する出力の予測の精度を評価する指標として、

$$\text{NMSE} = \frac{\sum_{k=1}^n \{Y(t_k) - Y_r(t_k)\}^2}{\sum_{k=1}^n \{Y_r(t_k)\}^2} \quad (5)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n (Y(t_k) - Y_r(t_k))^2}{\sum_{k=1}^n (Y(t_k) - \bar{Y})^2} \quad (6)$$

を計算した。式(5)は値が小さい方が、式(6)は値が大きい

(1に近い)方が精度が良いと言える。

3. 結果

3.1. 超伝導現象の可視化

AFI での二次元超伝導領域の可視化実装では、量子化磁束が左端から侵入し、右へ動いていく様子が観測できた。また、ピンのある位置で磁束線が固定される様子も確認できた。その様子を Fig. 1 に示す。電磁現象に関しては、電流の流れや電界の発生する方向を可視化することができた。

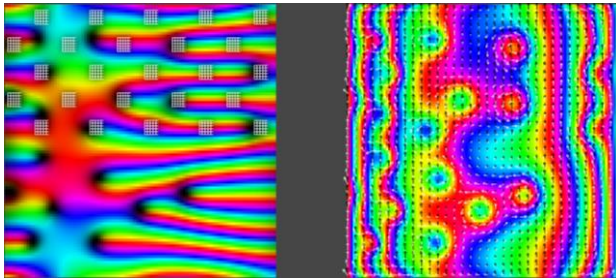


Fig. 1 Magnetic flux lines in the superconductor

左図において、輝度でオーダーパラメータの大きさを、色相で位相を表している。つまり、黒く見える部分で $|\Psi|^2 = 0$ となっており、その位置に磁束線が侵入している。また、白い網目状に見えるのがピンであり、その位置に磁束線がとどまっている。右図において、色相で磁束密度、白矢印で電流密度、黒矢印で電界を表している。電流密度は、磁束線の周りをまわるように流れ磁束線から離れたところでは上向きに流れている。電界は、ほとんど電流密度と同じ向きに発生している。

3.2. タスクの実行結果

入出力応答から、超伝導現象が非線形性、位相差、高次高調波特性を備えていることがわかった。リザーバーコンピューティングの時系列予測について、 $\sin 3\omega t$ の波形生成タスク、NARMA2 タスクの結果をそれぞれ Fig. 2 と Fig. 3 に示す。

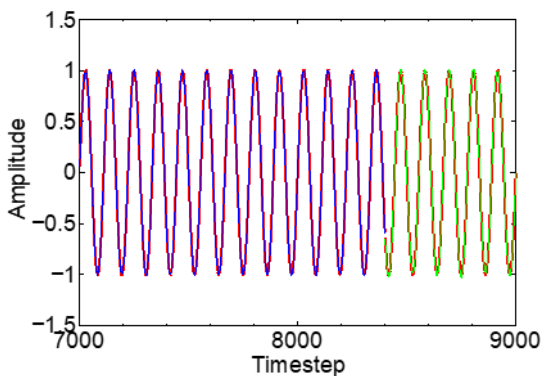


Fig. 2 $\sin 3\omega t$ -task results

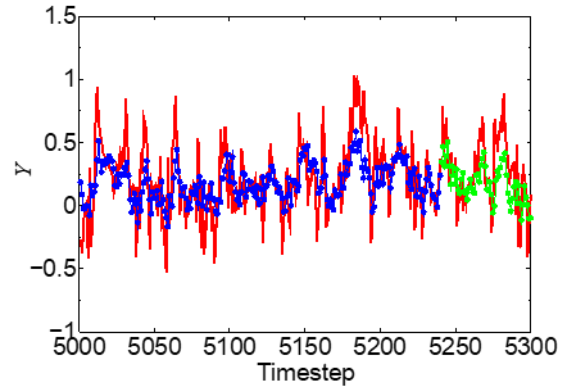


Fig. 3 NARMA2-task results

波形生成タスクに関しては、いずれの波形に対しても 8 割以上の高い精度での予測に成功した。特に、正弦波の波形生成に関して言えば、ほぼ正確に予測することができた。NARMA タスクに関しては、NARMA2 に対しては精度はあまりよくないが予測が教師信号に追従する様子を確認することができた。タスクに用いる Timestep 数を 300 としたときが最も精度が良くなった。NARMA10 に関しては予測できているとは言えない結果となった。非線形メモリタスクに関しては、超伝導現象が非線形性とメモリ性ある程度十分に備えていることを確認することができた。

4. 結言

本研究では、超伝導現象を利用したリザーバーコンピューティングを行った。様々なタスクを実行していく中で、超伝導現象が、物理リザーバーとして有用であることがわかった。波形生成タスクのような比較的簡単なタスクはクリアでき、また、ある程度複雑な波形に対する時系列予測も可能であることが明らかになった。今後は、予測の精度を上げていくためにも、超伝導現象の非線形性やメモリ性がどこから生じているのかについて十分に考察を深めていく必要がある。また、音声認識や手書き文字認識のような実用的なタスクにも挑戦していきたい。

参考文献

- (1) T. Matsuno, E.S. Otabe, Y. Mawatari, J.Phys. Soc. Japan 89 (2020) 054006.
- (2) 田中剛平, 中根了昌, 廣瀬明. リザーバーコンピューティング-時系列パターン認識のための高速機械学習の理論とハードウェア. 森北出版株式会社. 2021 年 3 月