

時間遅延相互結合システムにおける情報処理性能の遅延時間依存性

Dependence of information processing ability on delay time in mutually coupled optoelectronic system

福岡大 [○]永利 圭佑¹, 菅野 円隆², 文仙 正俊³

Fukuoka Univ. [○]Keisuke Nagatoshi, Kazutaka Kanno, and Masatoshi Bunsen

E-mail: ¹tl131274@cis.fukuoka-u.ac.jp, ²kkanno@fukuoka-u.ac.jp, ³bunsen@fukuoka-u.ac.jp

はじめに: 脳を模した情報処理方式の1つとしてリザーバコンピューティング (Reservoir Computing, RC) の研究が行われている[1]. 近年, レーザーと時間遅延フィードバックを用いたRCの実装が提案されている[2]. これはフィードバックの遅延時間を微小時間で区切ることでノードを仮定し, ネットワークを形成する手法である.

RCの性能向上のためにノード数の増加が必要である. 本研究ではノード数増加のためにFig. 1に示すシステムを用いることを提案する. これはマッハツェンダー変調器 (Mach-Zehnder Modulator, MZM) と光-電気フィードバックで構成されるシステム2つを相互に結合したシステムである. 2つのMZMから出力される信号を結合させた後に2分割し, 光ファイバによってそれぞれ異なる時間だけ遅延させ, 電気信号に変換した後にMZMにフィードバックする. 異なる時間だけ遅延させることによりMZM1とMZM2からの出力が異なり, 2つの出力からノード状態値を得ることでノード数の増加が期待できる. この時, 情報処理性能を高めるために2つの遅延時間をどのように設定すればよいかを調査することは重要な課題である. そこで数値シミュレーションによりRCの情報処理性能の遅延時間依存性を調査し, 高い情報処理性能が得られる遅延時間を明らかにする.

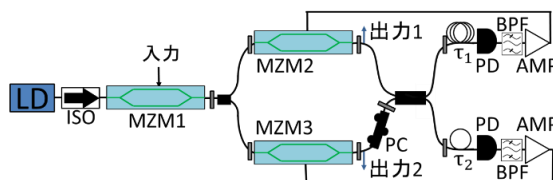


Fig. 1 Schematic diagram of a mutually coupled optoelectronic system.

数値モデルとRCの方法: 本研究で使用する数値モデルを式(1)-(3)に示す. $x_1(t)$ と $x_2(t)$ はそれぞれMZM2とMZM3の正規化された出力である. τ_L と τ_H はバンドパスフィルタの低域と高域通過フィルタの時定数を表している. β はフィードバック強度を表す. ϕ_0 , ϕ_1 および ϕ_2 はMZMのバイアス点である. τ_1 と τ_2 はMZMにフィードバックされる信号の遅延時間を表している. この2つの遅延時間を変えることにより, システムが非対称となり2つのMZMからそれぞれ異なる出力が期待できる. $I(t)$ はMZM1への入力信号である.

$$\tau_L \frac{dx_{1,2}(t)}{dt} = -\left(1 + \frac{\tau_L}{\tau_H}\right)x_{1,2}(t) - y_{1,2}(t)$$

$$u(t)\beta \cos^2[0.5x_{1,2}(t - \tau_{1,2}) + 0.5x_{2,1}(t - \tau_{1,2}) + \phi_{1,2}](1)$$

$$\tau_H \frac{dy_{1,2}(t)}{dt} = x_{1,2}(t) \quad (2)$$

$$u(t) = \cos\left(I(t) * \frac{\pi}{4} + \phi_0\right) \quad (3)$$

システムからの出力をノード間隔 θ_N ごとに区切る

ことにより仮想ノードを定義する. ここでノード間隔は $\theta_N = 0.2 \mu\text{s}$ とし, 2つのMZMの出力からそれぞれ $N = 50$ 個のノード数を得る. この時, 遅延時間 τ_1 は $(N-1)\theta = 9.8 \mu\text{s}$ に設定する[2]. τ_2 は値を変化させ, 情報処理性能がどのように変化するかを調査する.

入力信号は離散的な信号を仮定する. 前処理として入力信号の全ての点にマスク信号を付加する. マスク信号は $0.2 \mu\text{s}$ ごとに1, 0.3, -0.3, -1のいずれかにランダムに変化する信号であり, $10 \mu\text{s}$ の周期を持つ.

出力ではMZM1とMZM2の2つの出力の時系列からそれぞれ $N = 50$ 個の仮想ノード状態値を得る. したがって100個のノード状態値を得ることができる. これらのノード状態値の重み付き線形和をリザーバの出力とする. 重みは学習においてRCと理想信号の差が小さくなるように最小2乗法を用いて算出する.

数値シミュレーション結果:

RCの性能評価のために時系列予測タスクを用いる[3]. このタスクではレーザカオス時系列データの1点先を予測する. 予測誤差を規格化平均二乗誤差 (Normalized Mean-Square Error, NMSE) を用いて評価する. NMSEが小さいほど性能が高いことを表す. Fig. 2(a)は遅延時間 τ_2 を $0.01 \mu\text{s}$ から $12 \mu\text{s}$ まで変化させた時のNMSEの変化を表している. τ_2 が小さいほどNMSEが低下する傾向にある. Fig. 2(b)はFig. 2(a)の $0.1 \mu\text{s}$ までの範囲を拡大したものである. τ_2 が $0.04 \mu\text{s}$ で最もNMSEが低下している. この τ_2 はマスク間隔よりも非常に短い. 出力時系列において短い遅延が過渡的な変化を生じ, ノード状態を多様化させたため情報処理性能が向上したのではないかと考えられる.

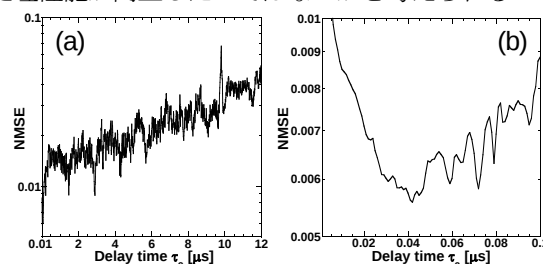


Fig. 2 (a) NMSE as a function of the feedback delay time τ_2 . (b) is the enlarged view of (a).

まとめ: 数値計算により時間遅延相互結合システムの情報処理性能と遅延時間 τ_2 の関係性を調査した. ノード間隔よりも小さい τ_2 が情報処理性能を向上させることが確認できた.

参考文献

- [1] H. Jager and H. Hass, Science, **304**, 78 (2004).
- [2] F. Duport, et al., Opt. Express, **20**, 22783 (2012).
- [3] Santa Fe time-series competition data, <http://www-psycho.stanford.edu/~andreas/Time-Series/SantaFe.html> (1991).