

19th SICE Symposium on Computational Intelligence

December 9-10, 2021, Online

第19回コンピューターショナル・インテリジェンス研究会
講演論文集

期 日：2021年12月9日(木)，10日(金)

会 場：オンライン開催

SICE[®]

主 催：計測自動制御学会 システム・情報部門

企 画：コンピューターショナル・インテリジェンス部会，知能工学部会

協 賛：システム制御情報学会，日本知能情報ファジィ学会，進化計算学会，電気学会，
情報処理学会，日本神経回路学会，日本機械学会，人工知能学会，ヒューマン
インタフェース学会，電子情報通信学会，IEEE Computational Intelligence
Society Japan Chapter (CISJ)，IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society Japan
Chapter

カタログ番号 21PG0006

著作権 © 2021

公益社団法人計測自動制御学会(SICE)
〒101-0052 東京都千代田区神田小川町 1-11-9 金子ビル 4 階

カタログ番号 21 PG 0006

著作権は、計測自動制御学会がもっている
ので、個人の使用のための複製以外の
目的で掲載の記事の一部または全文を
複製する場合には、著作権者に許可を求
め規定の複製料を支払うこと。

発行日：2021年12月9日

発行者：公益社団法人計測自動制御学会 システム・情報部門
コンピューターショナル・インテリジェンス部会，知能工学部会

第 19 回コンピューテーショナル・インテリジェンス研究会プログラム

12月9日(木)

14:00~16:30 (5件) 司会 礪川 悌次郎 (兵庫県立大学)

- 1 逆強化学習における割引率と報酬関数の同時推定
○國元 隆寛, 村田 純一, 船木 亮平 (九州大学)
- 2 BMI における転移学習を用いた CNN の性能向上
○高橋 亮太, 杉山 怜希, ペトク エネオ, 白井 礼, チャピ ゲンツィ (法政大学)
- 3 運転習熟により強化される神経相互作用に着目した運転時脳波解析
○鶴島 正洋, 信川 創 (千葉工業大学), 我妻 伸彦 (東邦大学), 稲垣 圭一郎 (中部大学)
- 4 双極性障害の前頭野神経システムモデルへのカオス共鳴制御の適用
○道法 浩孝 (高知大学), 信川 創 (千葉工業大学),
西村 治彦 (兵庫県立大学), 我妻 伸彦 (東邦大学)
- 5 道路横断を行う歩行者に対する数理モデル構築
酒井 俊権, ○礪川 悌次郎, 上浦 尚武 (兵庫県立大学)

12月10日(金)

10:00~11:30 (3件) 司会 森 禎弘 (京都工芸繊維大学)

- 6 人物動作解析のためのスパイクニューラルネットワークに関する検討
○三木 大輔, 上妻 賢和 (千葉工業大学)
- 7 機械振動信号に基づく製造装置の故障予兆検知手法
○和氣 諒太, 礪川 悌次郎, 伊丹 哲郎, 松井 伸之 (兵庫県立大学),
森永 和慶 (株式会社サニー技研), 上浦 尚武 (兵庫県立大学)
- 8 人との共同注意行動に基づくロボットの表象的ジェスチャの獲得
○滝澤 和真, 大保 武慶 (東京工芸大学)

逆強化学習における割引率と報酬関数の同時推定

○國元隆寛 船木亮平 村田純一 (九州大学)

Simultaneous Estimation of Discount Factor and Reward Function in Inverse Reinforcement Learning

* T. Kunimoto, R. Funaki, and J. Murata (Kyushu University)

Abstract— When estimating the reward function in inverse reinforcement learning, the value of discount factor is necessary and is usually assumed to be known, but it is not usually known. When multiple individuals behave in the same environment, the reward function is associated with the environment and is constant regardless of the individual, so in order to understand the behavior of each individual, it is necessary to estimate the discount factor that represents individual differences in addition to the reward function. In this paper, we propose a method to simultaneously estimate the reward function and the discount factor using the optimal policies of multiple individuals.

Key Words: Inverse Reinforcement Learning, Discount Factor, Multiple Individuals

1. はじめに

工場の作業工の操作自動化や自動車の自動運転のように、エキスパートの操作を自動化で代替することが重要になってきている。その際、行動の結果生じる状態の良さ（「報酬」）をエキスパートがどう評価するか把握していると、自動化では常にこの評価に照らし合わせて最良の行動を決定すればよく、簡潔な表現でエキスパートの行動方針（「方策」）を把握し、再現できる。機械学習の一つである逆強化学習では、与えられた方策又は行動状態遷移軌跡から、エキスパートの評価指標（「報酬関数」）を推定するため、自動化に貢献する方法として期待される。

逆強化学習では、与えられた方策又は状態行動遷移軌跡が、得られる報酬を総和したもの（「価値関数」）を最大にする方策又は状態行動遷移軌跡となるように、報酬関数を推定する。価値関数では遠い将来に得られる報酬を「割引率」と呼ばれる0より大きく1より小さい係数を乗じて割り引いている。割引率の値が0に近づくほど、より遠い将来で得られる報酬の価値は指数関数的に小さくなる。

強化学習における割引率の調節に関する研究¹⁾²⁾は行われているが、逆強化学習において割引率は既知として扱われている。

複数の個人が同一の環境で行動を行う場合、報酬は環境に付随しており、人によらず一定であると考えられる。この場合、個々人の行動把握や模倣を行うには報酬関数に加えて個人差を表す割引率の推定が必要になる。そこで本研究では、同一の環境から得られた複数個人の行動状態遷移軌跡を用いて、報酬関数と割引率を同時に推定する手法を提案する。

2. 準備

本研究では、複数個人がある環境の中で適切な行動を決定する意思決定の際の、その基準となる報酬と割引率を推定する手法を提案する。本章では、逆強化学習で用いる行動価値関数と状態価値関数についての説明と記号の定義及び、本研究で使用する逆強化学習手法³⁾の説明を行う。

2.1 状態価値関数と行動価値関数

本研究では有限マルコフ決定過程によりモデル化された環境を用いる。有限マルコフ決定過程は5つの要素の組 $\langle S, A, P_{sa}(s'), \gamma, R \rangle$ で表される。 S は状態の有限集合、 A は行動の有限集合、 $P_{sa}(s')$ は状態 $s \in S$ で行動 $a \in A$ をとった時に次の時刻で状態 $s' \in S$ に遷移する確率、 γ は割引率、 R は報酬関数を表す。行動主体が従っている行動則のことを方策 π という。上記のマルコフ決定過程において方策 $\pi: S \rightarrow A$ が与えられた時、方策 π に従って行動を選択した場合に状態 $s \in S$ の良さを評価する状態価値関数 $V^\pi(s)$ 、状態 $s \in S$ で行動 $a \in A$ をとり、それ以降は方策 π に従って行動を選択したときの良さを評価する行動価値関数 $Q^\pi(s, a)$ はベルマン方程式によりそれぞれ式(1)、式(2)によって与えられる。

$$V^\pi(s) = R(s) + \gamma \sum_{s'} P_{s\pi(s)}(s') V^\pi(s') \quad (1)$$

$$Q^\pi(s, a) = R(s) + \gamma \sum_{s'} P_{sa}(s') V^\pi(s') \quad (2)$$

$R(s)$ とは、状態 s で得られる報酬の値である。ベルマンの最適性の原理より $\forall s \in S$ に対して式(3)が成り立つとき方策 π は最適な方策と定義される。

$$\pi(s) \in \arg \max_{a \in A} Q(s, a) \quad (3)$$

2.2 本研究で使用する逆強化学習

本研究ではNgらの線形計画問題として定式化された逆強化学習³⁾を用いて報酬関数の推定を行う。行動主体が取りうる状態と行動の集合がそれぞれ $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 、 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ であり、方策 π が与えられたとき、式(4)が目的関数、式(5)、(6)が制約条件となる線形計画問題を解くことで報酬関数 R を求めることができる。

$$\begin{aligned} \text{maximize : } & \sum_{s \in S} \{Q^\pi(s, \pi(s)) - \max_{a \in A \setminus \pi(s)} Q^\pi(s, a)\} \\ & - \lambda \|R\|_1 \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \text{subject to : } & Q^\pi(s, \pi(s)) - \max_{a \in A \setminus \pi(s)} Q^\pi(s, a) \geq 0 \\ & \forall a \in A \setminus \pi(s), \forall s \in S \end{aligned} \quad (5)$$

$$-R_{\max} \leq R_i \leq R_{\max} \quad i = 1, \dots, n \quad (6)$$

$Q^\pi(s, \pi(s))$ は状態 s において、与えられた最適方策 π に従った場合の行動価値関数で、 $\max_{a \in A \setminus \pi(s)} Q^\pi(s, a)$ は最適方策の次に値が大きくなるような行動を選択した場合の行動価値関数である。また、目的関数の第二項は正則化項である。上記の線形計画問題を解くことで、全ての状態で最適方策に従った場合が最も行動価値関数が高くなるような報酬関数が求められる。

3. 提案手法

本提案では2人の異なる割引率をもつ個人それぞれの最適方策が得られた場合に、逆強化学習を用いてそれぞれの方策に対応する割引率(割引率の真値)と報酬関数の推定を同時に行う。まず2個人それぞれの最適方策に対応する割引率の概略値を推定し、その後、より詳細な値を推定するという2段階の推定を行う。割引率の概略値の推定については、割引率は(0.1, 0.2, ..., 0.9)の9通りのみ存在するとし、割引率を低割引率群(0.1, 0.2, 0.3), 中割引率群(0.4, 0.5, 0.6), 高割引率群(0.7, 0.8, 0.9)の3群に分け、2個人それぞれの最適方策に対応する割引率がどの割引率群に属するかを推定する。詳細な割引率の推定については、2個人の方策から推定した報酬関数が最も似たものになるそれぞれの割引率を割引率の推定値とする。1段階目の具体的な手法は以下の5ステップからなる。

1. 同一の環境から得た2つの方策AとBそれぞれに対して、逆強化学習で低い割引率と高い割引率設定した場合の2通り(計4通り)の報酬関数を求める。(高い割引率の代表値を0.9とし、この時求められた報酬関数を高割引率報酬関数と表記する。また、低い割引率の代表値を0.1とし、この時求められた報酬関数を低割引率報酬関数と表記する)
2. 高割引率報酬関数と低割引率報酬関数において、各状態において推定された報酬値の差を求め、この差を絶対値を足し合わせたものを、状態数で除した平均値を求める。この値を報酬差平均と定義する。状態数を n 、方策A, Bから求められた状態 i の報酬値をそれぞれ R_{Ai} , R_{Bi} とした時、報酬差平均は式(7)で示される。

$$\frac{\sum_{i=1}^n |R_{Ai} - R_{Bi}|}{n} \quad (7)$$

3. 方策AとBから得られた2つの高割引率報酬関数に対してそれぞれ、強化学習で9通り(0.1, 0.2, ...,

0.9)の割引率を設定し、9通り(計18通り)の方策を求める。

4. 方策AとBでそれぞれ方策不再現率を求める。方策不再現率とは、ステップ3で求めた9つの方策の中で元の方策が完全には再現できていない場合に、元の方策と推定された方策が異なる状態の数NEを9つの方策全てについて足し合わせたものを、全ての状態の数Nallを方策数分足し合わせたもので割った値と定義する。方策不再現率は式(8)示される。

$$\frac{\sum_{i=1}^9 NE_i}{\sum_{i=1}^9 Nall_i} \times 100 \quad (8)$$

5. 方策AとBから得られた報酬差平均と方策不再現率を比較し、どの割引率群に属するかを推定する。具体的には、方策Aから得られた報酬差平均の方がBより大きい場合は、方策Aは方策Bより小さい割引率群に属するとする。この時、方策Bから得られた方策不再現率がN%以下の場合Bは高割引率群に属するとし、N%より大きい場合Bは中割引率群に属するとする。ここでBが高割引率群属すると推定された時に、Aの報酬差平均がBのM倍以上の場合、Aは小割引率群に属するとし、M倍より小さい場合、Aは中割引率群に属するとする。NとMの値の決定方法は検討中であるが、環境によって適切に定めるものとする。また、報酬関数は推定された割引率群から得られたものから任意に選択する。

ステップ5で示した方法の考え方を以下に示す。一般的に行動主体が持つ割引率が小さい程、遠い将来のことまで考慮せずに行動を行う。この時目標とする、報酬値の高い状態が離れていると、目標の報酬値の影響力が小さくなり、目標ではない他の状態に向かって行動してしまう場合が多くなる。

グリッド世界を例として説明する。上下左右に行動することに加えて、その場に留まるという行動が許されているとする。この環境下では割引率の真値が小さい値の時、離れている状態にあるプラスの報酬をほとんど考慮しないため、現在の状態の報酬が0であっても周りの状態の報酬がマイナスだと、その場に留まるという選択肢を選び続けることになる。結果として割引率の真値が小さい時は一つの環境の中で複数の分断された環境ができやすくなる。

逆強化学習において、分断された環境のなかでその場(ここでは状態 x とする)に留まるという選択肢を選ばせるためには、逆強化学習において設定する割引率が小さい時は、状態 x から離れた状態にある大きな報酬を考慮しないで良いため、状態 x と周囲の報酬値の差は0に近くても問題ない。一方で逆強化学習において設定する割引率が大きい時は、状態 x から離れた状態にある大きな報酬を考慮しなければならないため、状態 x と周囲の報酬値の差を大きくしなければならない。

この結果、割引率の真値が小さくなるほど、逆強化学習学習で求められる低割引率報酬関数と高割引率報酬関数の報酬差平均の値が大きくなる傾向が表れると考えられる。また報酬差平均の値が大きくなるほど、逆強化学習で推定される報酬値の性質は、設定する割引率に依存して大きく異なるようになり、結果として報酬再現率が大きくなる傾向が表れると考えられる。

4. 実験環境

本研究では割引率の真値が分かっていると検証が容易になるため、Fig. 1 に示すような5×5の正方形のグリッド世界を用いて実験を行う。

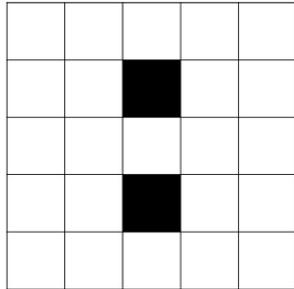


Fig. 1: Grid world.

グリッド世界の各座標をそれぞれ異なる状態とする。行動主体は障害物(黒く塗りつぶされた座標)以外の状態を選択しながら行動する。行動は上下左右に加えて、側面や障害物に当たった場合はその場に留まることもできる。

5. 提案手法の検証

本検証では割引率の概略値の推定手法についてのみの検証を行う。

5.1 実験方法

本研究では、Fig. 2~4 に示すグリッド世界上で障害物が位置する状態と、各状態に設定する報酬が異なる3つの環境(Environment 1, Environment 2, Environment 3)を用いて実験を行う。各状態に表記されている数字は、各状態で得られる報酬の値である。行動主体の行動決定過程(方策)は強化学習で模擬し、強化学習を

0	-10	0	100	0
0				0
0	0	-100	0	100
0				0
0	0	-20	100	0

Fig. 2: Environment 1

行う際に設定した割引率と報酬関数を真値とする。強化学習により得られた方策から、逆強化学習で報酬と

割引率の推定を行う。

5.2 検証結果

0	-1.11	0	100	0
0				0
-0.09	0.84	-0.18	0	100
0				-2.61
-0.37	3.33	0.57	38.47	0

Fig. 3: Environment 2

-40	0	0	100	-25
0	-10		-15	-10
-50	0	-10	0	100
0	-20		-10	-10
-30	0	0	100	-45

Fig. 4: Environment 3

3つの環境(Environment 1, Environment 2, Environment 3)において提案手法の検証を行った。本検証における提案手法のステップ5のNとMの値はそれぞれ、N=0, M=3とした。また、逆強化学習で設定する正則化パラメータは $\lambda=2$ とした。

本検証では、各環境において強化学習を用いて行動主体の行動決定過程(方策)を模擬した際に、設定する複数の割引率において等しい方策が求められる場合があるため、使用する方策は3つの環境で計12パターン

		discount factor
Environment 1	policy1	0.1
	policy2	0.2
	policy3	0.3, 0.4, 0.5
	policy4	0.6
	policy5	0.7, 0.8, 0.9
Environment 2	policy6	0.1
	policy7	0.2, 0.3, 0.4
	policy8	0.5, 0.6
	policy9	0.7, 0.8, 0.9
Environment 3	policy10	0.1, 0.2
	policy11	0.3, 0.4
	policy12	0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9

Table 1: Correspondence between discount factor and policy

となる。それぞれ[policy1,policy2,...,policy12]と表記す

る。方策を求める際に設定した割引率(真値)と方策の対応関係を Table 1 に示した。なお、一つの方策に複数の割引率の真値が存在する場合において、割引率の真値が複数の割引率群を跨いでいる場合は含まれる割引率群全てに属するとする。

3つの環境において、提案手法の推定結果を Table 2 に示す。割引率の真値が推定した割引率群に含まれている場合を○、含まなかった場合を×と表記した。推定が成功した確率は 68.4%という結果になった。policy7 は逆強化学習で設定した全ての割引率の組み合わせにおいて報酬差平均がほとんど 0 だったため、提案手法での割引率推定はできなかった。

	policy pairs to compare	Estimation results
Environment 1	policy1, policy2	×
	policy1, policy3	○
	policy1, policy4	○
	policy1, policy5	○
	policy2, policy3	○
	policy2, policy4	○
	policy2, policy5	○
	policy3, policy4	×
	policy3, policy5	○
	policy4, policy5	○
Environment 2	policy6, policy7	×
	policy6, policy8	○
	policy6, policy9	○
	policy7, policy8	×
	policy7, policy9	×
	policy8, policy9	×
Environment 3	policy10, policy11	○
	policy10, policy12	○
	policy11, policy12	○

Table 2: Estimation results of the proposed method

6. おわりに

本研究では、複数個人から得られた方策から割引率と報酬関数を同時に推定する手法を提案した。検証で用いた 3つの環境において、68.4%の割合で割引率の真値が属する割引率群の推定ができることが示された。

今後の課題として、提案手法の2段階目である割引率の詳細を推定する手法の検討及び、分断された環境ができない場合における割引率推定が挙げられる。また、複数の個人が同一の環境で行動を行う場合、報酬は環境に付随しており、人によらず一定であるという考えの下、複数の行動主体の方策からそれぞれの方策に対応する割引率と、環境に付随する唯一の報酬関数を同時に推定する手法の検討も進めていく。なお、本研究は JSPS 科研費 JP19K04455 の補助を受けたものである。

参考文献

- 1) 矢野史郎・青沼仁志・浅間一(2011) 「マルチエージェント強化学習における割引率の社会適応的調節 —生物に見られる社会的階層構造の自己組織化と神経修飾物質—」 インテリジェントシステム・シンポジウム講演論文集 2011(21),83-86
- 2) 巴山幸賢・武藤康彦(2008) 「信頼度に基づくメタパラメータの調整」 自動制御連合講演会講演文集
- 3) Andrew Y.Ng, Stuart Russell(2000) 「Algorithms for Inverse Reinforcement Learning」, ICML '00 Proceedings of the Seventeenth International Conference on Machine Learning, Pages 663-670

BMIにおける転移学習を用いたCNNの性能向上

○高橋亮太 杉山怜希 ペトクエネオ 白井礼 チャピゲンツィ (法政大学)

Improving the performance of CNNs through transfer learning: A BMI application

* R. Takahashi, S. Sugiyama, E. Petoku, A. Shirai and G. Capi (Hosei University)

Abstract— Recently, research on the field of Brain Machine Interface (BMI) for Motor Imagery (MI) tasks is very active. Various methods have been studied over the years, but with the recent improvements in deep learning technology, methods such as Convolutional Neural Networks (CNNs) have shown good results. However, while CNNs can achieve high accuracy, they have the disadvantage of a long training time. In this paper, we propose a transfer learning method for CNNs to reduce the learning time without deteriorating the classification accuracy.

Key Words: Brain Machine Interface (BMI), Convolutional Neural Network (CNN), Transfer Learning

1 緒言

BMI(Brain Machine Interface)は脳波等の脳機能情報を用いて機械やロボットを制御する手法である。脳波(EEG = Electroencephalogram)を入力信号とする BMI は非侵襲的かつ環境構築も比較的容易であり、特に運動想起時(Motor Imagery = MI)の脳波を取得した MI ベースの BMI は障害者や高齢者の QOL(Quality of Life)の改善やリハビリテーション補助を目的とした新たな制御手法として注目を集めている。

より高性能な BMI を開発するために、いかに高精度な脳波分類を行うかという課題に取り組んだ研究は長年続けられてきた。かつては人工的な機械学習が多く用いられ、分類器としては LDA(線形判別分析)¹⁾、k-NN(k 近傍法)¹⁾、SVM(サポートベクターマシン)²⁾等の手法が検討されてきた。また脳波の特徴量を抽出する手法としては、CSP(共通空間パターン)³⁾や ICA(独立成分分析)⁴⁾等が用いられてきた。ところが、従来の機械学習手法は人間の目で特徴量を抽出するため、脳波のように視覚的に有意差の発見が難しい情報の処理には適していない。そこで近年は特徴抽出を自動で行う 畳み込みニューラルネットワーク(CNN)のような深層学習手法を用いる例が増えてきており、従来の機械学習による精度を凌駕する結果を見せている⁵⁾。

深層学習は高精度である反面、学習時間が長いことが課題とされている。転移学習はその問題の解決策の一つで、予め学習した学習器を別の学習に転用することで、事前学習のない深層学習と比較して学習時間を削減する効果が期待される。BMI の分野では Xu ら⁶⁾は脳波データを用いて CNN の一種である VGG16 モデルに転移学習を適用し、大幅な学習時間の短縮に成功している。

転移学習は CNN が複数所有する畳み込み層の内、任意の層の学習を固定することが可能である。前述の Xu らの論文では転移学習による学習時間の短縮は証明しているものの、検証に用いた転移学習は一種類で、転移学習条件の変化による学習性能の変化、及び最適化は検証されていない。

本論文では MI タスクの脳波データを使用し、CNN の転移学習条件の変化による学習精度及び学習効率の検証を行った。

2 データセット

本論文ではオンライン上のデータセットである BCI Competition IV Data sets 2b を用いた。データセットの詳細を下記に示す。

2.1 BCI Competition IV Data sets 2b

BCI Competition IV Data sets 2b (以下 Dataset2b)はオーストリアのグラーツ工科大学で Leeb らによって測定された脳波データセットである⁷⁾。9 人の被験者を対象として、右手あるいは左手の運動想起を課題とし、想起時の脳波を取得した。サンプリング周波数は 250Hz で、電極は C3, Cz, C4 の 3 つを用いた。取得時には 0.5-100Hz のバンドパスフィルターと、50Hz のノッチフィルターを使用した。取得方法を Fig. 1 に示す。実験は各被験者につき 5 セッション行われた。最初の 2 セッション(01T, 02T)では右方向、あるいは左方向を示す矢印が画面上に表示され、被験者はその方向に相当する腕の運動想起を行い、その際の脳波を取得した。また残りの 3 セッション(03T, 04E, 05E)では画面上に似顔絵を表示し、フィードバックを行いながら運動想起時の脳波を取得した。本研究では取得した脳波に対応するラベル付けがされている 01T, 02T, 03T の 3 セッションを用い、Fig. 1 中の $t=3.0s$ から $t=6.0s$ までの 3 秒間のデータを使用した。01T, 02T と 03T は実験方法は異なるものの、共に運動想起の脳波データであり、BCI Competition IV でも同一条件という扱いをしていると思われるため採用を決定した。

2.2 前処理

EEG には瞬きや筋電位等の様々なノイズが混入し、信号対雑音比(SNR)が低いことが問題とされる。そのため上記のようなノイズの除去を目的として、8.0-30Hz のバンドパスフィルターを使用した。

深層学習は通常多くのデータを必要とし、一被験者あたり 400 個程度という今回のデータ数は非常に少ない。そこで今回は 1 つの脳波データを Fig. 2 で示すように細かく区切ることで 6 つの脳波データに分割し、データ数を増やした。

具体的には電極数が 3、時間軸がサンプリング周波数 250 Hz \times 3 s の 3×750 サイズのデータを、時間軸方向に 50 ポイントの間隔を取り分割することで、 3×500 のサイズを持つデータ 6 つに分割した。こういっ

たデータ拡張手法はデータ数が不足している場合の深層学習で用いられることのある手法であり、脳波データに CNN を適用する場合にも同様の手法を用いた論文がある⁶⁸⁾。

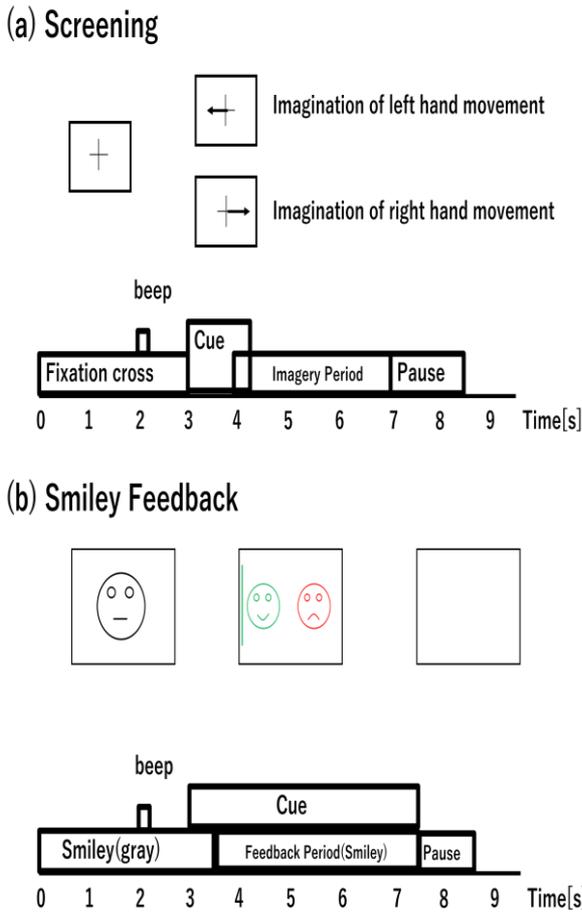


Fig. 1: Timing scheme of the paradigm. (a) 01T,02T and (b) 03T,04E,05E⁷⁾

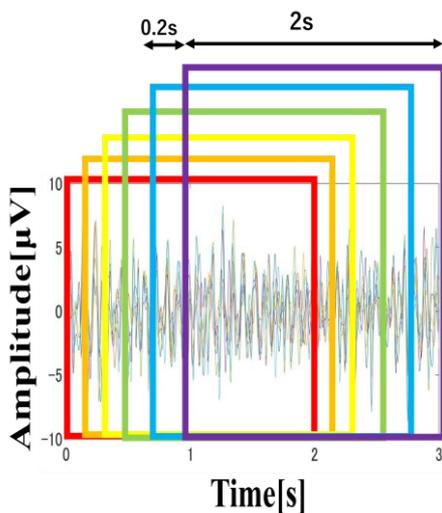


Fig. 2: Example of Data Partitioning

3 分類手法

3.1 連続ウェーブレット変換(CWT)

連続ウェーブレット変換(CWT)は時系列の波形を、時間-周波数-振幅の三次元領域に変換する手法である。同様の周波数変換手法として短時間フーリエ変換(STFT)が挙げられるが、MI のタスク分類において CWT を用いた分類精度が STFT を用いた分類精度を上回っている研究が発表されており、CWT の採用を決定した⁹⁾。

MI タスクでは、右手、左手の運動想起時に C3, C4 電極を主として周波数領域に変化が生じる。これは事象関連同期(ERS)、事象関連脱同期(ERD)によるものである¹⁰⁾。今回は Dataset2b の C3, Cz, C4 電極をそれぞれ CWT により周波数領域に変換し、 μ 波領域に相当する 8.0-13.0Hz と、 β 波領域に相当する 13.0-30.0Hz を抽出した。 μ 波領域、 β 波領域は MI 分類において関連性が強いとされ、多くの MI 分類の研究で同領域が使用されている¹¹⁾。その後 μ 波領域、 β 波領域に 3 次スプライン補間を用いることで、データサイズが同一になるように変換した上で縦方向に結合した。これは CNN による特徴抽出の際に、 μ 波領域、 β 波領域から公平に特徴を抽出するための作業である¹²⁾。その後 C3, Cz, C4 電極の CWT データを縦方向に結合し、3 電極を合わせた 224×224 サイズの入力データを作成した。上記手順により作成した入力データの例を Fig. 3 に示す。

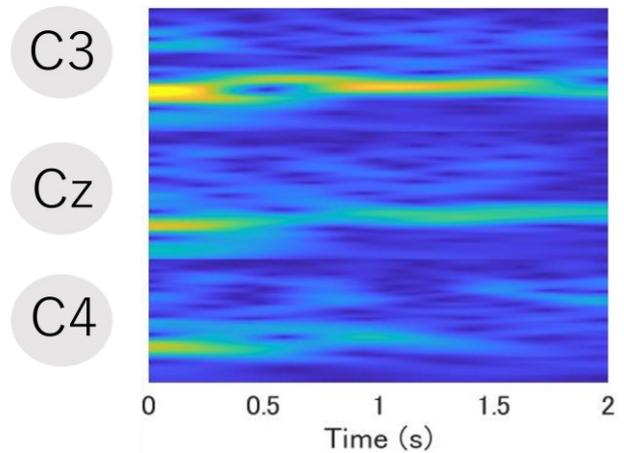


Fig. 3: Example of CWT in Dataset2b

3.2 畳み込みニューラルネットワーク(CNN)

CNN は入力データを取り込む入力層と、フィルターを用いた畳み込み演算により特徴マップを作成する畳み込み層、次元圧縮や特徴の絞り込みに用いられるプーリング層、全結合層、出力層で主に構成される。

今回 Dataset2b に用いる CNN の概要図を Fig. 4 に示す。AlexNet¹³⁾を参考に作成し、近い構造を持っている CNN である。入力層は入力データのサイズに合わせて [224×224×1] となっており、その後は正方形のフィルターを持つ畳み込み層を 5 層と、同じく正方形のフィルターを持つ最大プーリング層 3 層により特徴抽出を行い、出力層へと繋ぐ構成となっている。活性化関数には ReLU を用い、2 つめから 5 つめの畳み込

み層にはパディングを用いている。また、3つの全結合層のそれぞれの合間には過学習を防ぐ目的で50%のDropout層を挟んでいる。

3.3 転移学習

転移学習は、既に学習を終えたCNNを別のデータに応用する手法である。CNNは通常、初期段階で無作為に設定されたパラメータを、学習を通してより学習精度が高くなるように更新することで、学習精度を向上していく。CNNが長時間の学習を要する一因として、初期のパラメータが無作為に設定されるため、最適化に時間を要することが挙げられる。そこで別のデータで事前に学習を終えた学習器を転用し、既に調整されたパラメータを新たなデータセットに対して更に微調整する手法が転移学習である。これにより未学習のCNNと比較してパラメータ調整が速くなり、学習が高速化する。

今回使用するCNNは複数の畳み込み層を所有するが、転移学習では特定の畳み込み層の学習を凍結することが可能である。凍結とは事前に別のデータで学習されたパラメータを調整せずに固定して使用することで、凍結する層と微調整する層を変化させることで学習結果にも影響を及ぼす。今回は同一のCNN構造及びデータセットで複数の異なる条件による転移学習を行い、学習精度及び学習時間の変化を検証した。

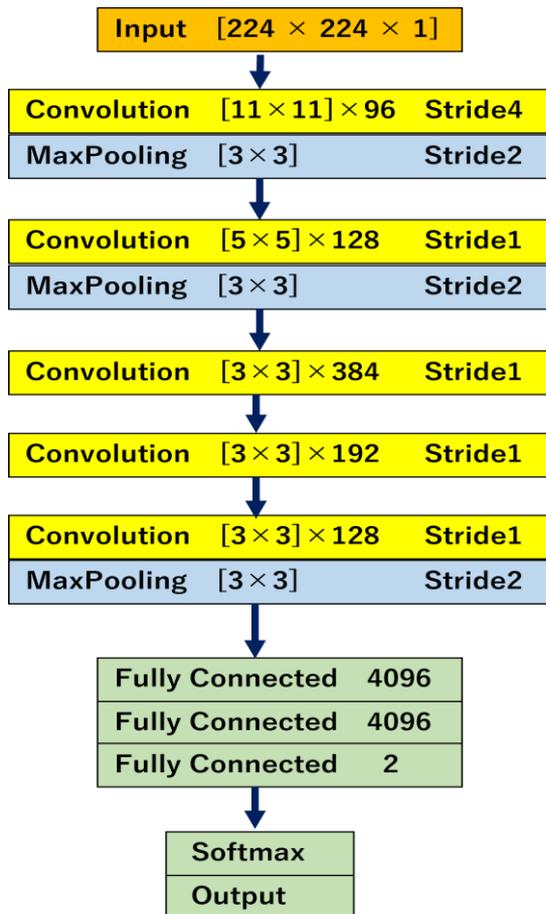


Fig. 4: Structure of CNN used in Dataset2b

4 学習精度及び学習時間の検証

4.1 学習条件

本論文の学習条件を下記に示す。全データの80%を学習データとして使用し、20%を検証データとした。学習率は $1e-4$ で、エポック数は20、ミニバッチサイズは50である。

まず「事前学習のないCNN(Without TL)」による学習を行い、その後「2層目の畳み込み層までを凍結(Freezing the first two layers)」, 「3層目の畳み込み層までを凍結(Freezing the first three layers)」, 「4層目の畳み込み層までを凍結(Freezing the first four layers)」の学習を試し、特定層の特徴量を転移前の状態で固定したまま学習を行った。また、「全ての層を凍結しない場合(All layers unfrozen)」の転移学習も行った。転移学習を実行する際には最終全結合層の学習率を上げた。

今回の学習に使用したPCはLenovo ThinkPad L13で、プロセッサはIntel Core i3-1115G4 3.00GHz、メモリは8GBである。

4.2 評価指標

本論文では学習結果の評価指標として、設定したエポック数を全て終えた時点での学習時間(Learning time)とは別に、各学習条件における学習の安定時間(Stability time)を定義した。CNNの学習中、前述の検証データで3反復ごとに精度検証を行い、検証データによる精度の変動が以後常時 $\pm 1\%$ 未満になった時間を学習がほぼ安定した状態と見なし、安定時間と設定した。上記の定義による安定時間から最終エポックに到達するまでの安定区間(Stability interval)の平均精度(Average accuracy)も評価指標とした。上記説明を図に表したものをFig. 5に示す。

4.3 学習結果

結果の算出においては、全被験者の内の1名を転移学習に用いるCNNとして学習した。次に前述の1名を除いた残りの全被験者で事前学習を用いない場合の学習と、前述の1名を転移元の学習器として4種類の転移学習を実行した。学習時間、安定時間、平均精度をFig. 6に示す。Fig. 6では各被験者の学習結果の平均値を示しており、全被験者9名から転移元の学習器の訓練に使用した1名を除いた8名の平均値となる。

Fig. 6より、4種類の転移学習の全てが転移学習を用いない場合よりも速く安定時間に達した。特に5個の畳み込み層の内の最初の2層を凍結した場合が最も速く、8人の被験者の平均で32.42minと、転移学習を用いない場合の65.61minという結果と比較し、およそ50.6%の安定時間の短縮に成功した。平均精度も96.32%で転移学習を用いない場合の96.01%を上回っており、学習の精度を落とすことなく学習の効率化に成功した。学習時間では4層目の畳み込み層までを凍結した場合が最も高速だったが、安定時間では44.43minとなり、前述の最初の2層を凍結した場合の32.42minや、最初の3層を凍結した場合の42.18minよりも遅くなった。また平均精度も検証した5種類の学習の中で最低となった。

凍結する層を増やすほど学習時間は短縮されるものの、その場合は転移前の状態で固定される特徴量が増える。脳波は個人差が大きいため、固定される特徴量

が増えると精度向上が難しくなってしまう、安定時間の遅れ、及び学習精度の悪化を引き起こしてしまったと考えられる。以上より、MI タスクの脳波データを用いた CNN の学習性能と学習時間の相関性は低く、学習の最適化の際には様々な指標を複合して判断する必要があるとわかった。

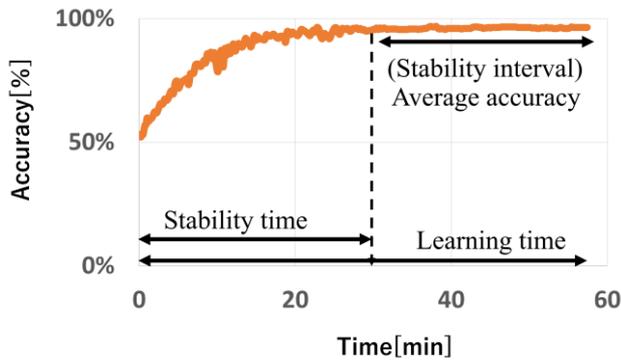


Fig. 5: Definition of evaluation indicators

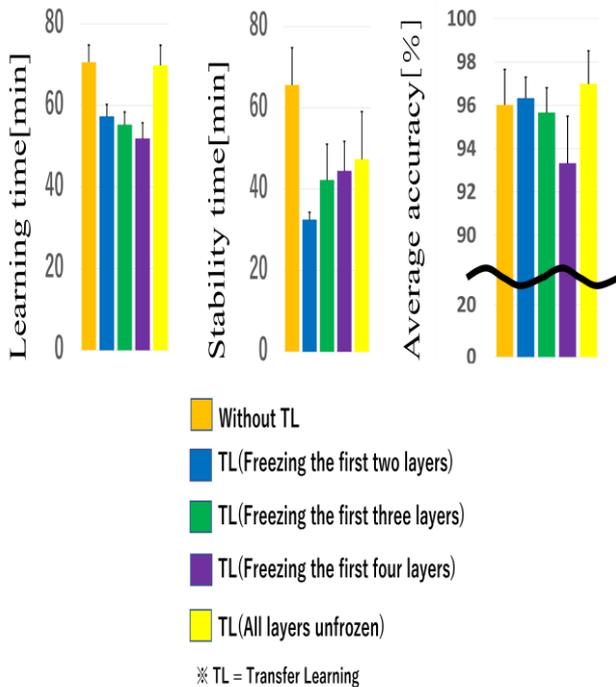


Fig. 6: Comparison of CNN performance without and with transfer learning in terms of learning time, stability time and average accuracy

5 結論

本論文は MI タスクの脳波データを用いた CNN の学習性能の向上を目的とし、転移学習の条件の変化による学習性能の最適化を検討した。今回は Dataset2b(BCI Competition IV Data sets 2b)に転移学習を用いることで学習精度を落とすことなく、最大 50.6%の安定時間の短縮に成功した。今回は各条件で同一のエポック数で検証したが、安定時間を把握して事前にエポック数を減らすことにより、全体の学習時間も大きく削減することが可能である。また、様々な条件での転移学習を試した結果、学習時間が高速化した条件

において安定時間も比例して高速化しているとは言えず、転移学習による性能の最適化を目指す場合、学習時間を評価するだけでは不足しているとわかった。

今回の転移学習は 5 層の畳み込み層を持つ CNN を用いて手動で転移学習の設定を行った。更に高い精度を求めて層の深い大きな CNN を構築する場合、手動で最善の転移学習条件を見つけることが難化する。そのため、今後の展望としては遺伝的アルゴリズム等を用い、大規模な CNN 及び転移学習の自動的な最適化が求められると考えられる。

参考文献

- 1) S. Bhattacharyya, A. Khasnobish, S. Chatterjee, A. Konar and D. N. Tibarewala, "Performance analysis of LDA, QDA and KNN algorithms in left-right limb movement classification from EEG data," 2010 International Conference on Systems in Medicine and Biology, pp. 126-131, 2010
- 2) H. Ines, Y. Slim and E. Noureddine, "EEG classification using support vector machine," 10th International Multi-Conferences on Systems, Signals & Devices 2013 (SSD13), pp. 1-4, 2013
- 3) M. Kato, S. Kanoga, T. Hoshino and T. Fukami, "Motor Imagery Classification of Finger Motions Using Multiclass CSP," 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC), pp. 2991-2994, 2020
- 4) I. Rejer and P. Górski, "Independent component analysis in a motor imagery brain computer interface," IEEE EUROCON 2017 -17th International Conference on Smart Technologies, pp. 126-131, 2017
- 5) J. Wang, G. Yu, L. Zhong, W. Chen and Y. Sun, "Classification of EEG signal using convolutional neural networks," 2019 14th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), pp. 1694-1698, 2019
- 6) G. Xu et al., "A Deep Transfer Convolutional Neural Network Framework for EEG Signal Classification," in IEEE Access, vol. 7, pp. 112767-112776, 2019
- 7) R. Leeb, C. Brunner, G. R. Muller-Putz, A. Schlogl and G. Pfurtscheller, "BCI Competition 2008 – Graz data set B," Last access date:11-20-2021, <http://www.bbc.de/competition/iv/>
- 8) I. Majidov and T. Whangbo, "Efficient Classification of Motor Imagery Electroencephalography Signals Using Deep Learning Methods," Sensors (Basel), vol. 19, no. 7, 1736, 2019
- 9) S. Chaudhary, S. Taran, V. Bajaj and A. Sengur, "Convolutional Neural Network Based Approach Towards Motor Imagery Tasks EEG Signals Classification," in IEEE Sensors Journal, vol. 19, no. 12, pp. 4494-4500, 2019
- 10) B. Xu et al., "Wavelet Transform Time-Frequency Image and Convolutional Network-Based Motor Imagery EEG Classification," in IEEE Access, vol. 7, pp. 6084-6093, 2019
- 11) H. K. Lee and Y. Choi, "A convolution neural networks scheme for classification of motor imagery EEG based on wavelet time-frequency image," 2018 International Conference on Information Networking (ICOIN), pp. 906-909, 2018
- 12) H. K. Lee and Y. Choi, "Application of Continuous Wavelet Transform and Convolutional Neural Network in Decoding Motor Imagery Brain-Computer Interface," Entropy (Basel), vol. 21, no. 12, 1199, 2019
- 13) A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G.E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," NIPS'12: Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems, vol. 1, pp. 1097-1105, 2012

運転習熟により強化される 神経相互作用に着目した運転時脳波解析

○鶴島正洋 信川創 (千葉工業大学), 我妻伸彦 (東邦大学), 稲垣圭一郎 (中部大学)

Driving EEG Analysis Focusing on Neural Interactions Enhanced by Driving Experience

*M.Tsurushima and S.Nobukawa (Chiba Institute of Technology), N.Wagatsuma (Toho University), K.Inagaki(Chubu University)

Abstract— The estimation of driving proficiency is an important factor for the further development of advanced driver assistance systems. In this study, we used phase lag index (PLI) with fine spatio-temporal resolution to evaluate the functional connectivity during driving and compared PLI's between beginners and experts groups. The results showed that the functional connectivity of the gamma band was significantly enhanced in the expert group. The results showed that the functional connectivity of the gamma band was significantly increased in the expert group. Therefore, the PLI is suitable for estimating the level of driving skill.

Key Words: EEG, function connectivity, Driving experience

1 はじめに

交通事故は世界的に深刻な社会問題となっている¹⁾. ここ数年, 先進運転支援システムを中心とした知的交通システムの技術が飛躍的に発展・普及してきた. その結果, 交通事故の発生件数は徐々に減少している²⁾. 先進運転支援システムでは, 脳活動から精神的疲労や眠気を推定し交通事故を防止することの重要性が広く認識されており³⁾ 運転中の脳波に関する多くの研究から領域内神経活動の delta 帯から beta 帯までのパワースペクトルが精神的疲労や眠気を反映していることが明らかになっている^{4, 5)}. また, 最近の研究では, 領域内神経活動に加えて機能的結合の強さやトポロジー的特徴などの機能的全脳ネットワークの特徴が運転中の精神的疲労や眠気を強く反映することが報告されている⁶⁾.

さらに, 運転の熟練度の推定は先進運転支援システムの重要な要素である^{7, 8)}. 運転の熟練度に関する神経活動の特徴として alpha 帯のパワーと正の相関, beta 帯のパワーと負の相関があることを Lin らが報告している⁷⁾. 稲垣らの研究では運転経験の長い被験者は, 運転経験の浅い被験者に比べてこの傾向が強化されることを示した⁸⁾. 運転中の神経活動の変化は知覚, 注意, 運動機能などの脳機能の統合が含まれるため神経プロセスの複雑な相互作用によって引き起こされる可能性がある. したがって, 領域内の神経活動のパワースペクトル解析に加えて機能的結合性⁹⁾を用いたアプローチは領域間の全脳ネットワークにおけるこの神経統合を明らかにするのに適している可能性がある.

運転中の機能的結合性評価において, 複雑な空間構造を捉えるためには脳内ネットワークの空間分解能を低下させるボリュームコンダクションの影響を低減する必要がある¹⁰⁾. phase lag index (PLI) で表される位相同期を用いたアプローチはボリュームコンダクションの除去を可能にし微細な空間分解能を実現する¹⁰⁾. 特に PLI は瞬時の位相差の分布の非対称性に着目することで時間的な分解能を高めることができるため PLI

は機能的結合性における脳機能の評価に新たな道を開いている^{11, 12, 13, 14)}. したがって, PLI は神経活動の時空間的な相互作用が複雑な状況下での機能的結合性を評価するための適切な指標であると考えられる.

そこで私は PLI を用いて機能的結合性を評価することで運転の熟練度に関わる脳機能ネットワークの理解に新たな一面を加えることができるのではないかと考えた. 本研究では運転シーンを見ている状況においての初心者と熟練者の脳領域ごとに機能的結合性を PLI を用いて評価する. また, 従来の脳波解析手法であるパワースペクトル解析の結果との比較を行う.

2 方法

2.1 被験者

本研究は中部大学工学部ロボット理工学科において 20~23 歳の健常者 20 名を対象に行われた. 対象者は, 健康かつ正常な視力を持つ人かメガネやコンタクトレンズで正常な視力に矯正されている人である. また被験者は全員が運転免許証を持っていた. 被験者は運転の頻度に基づいて 2 週間に 1 回以下を初心者, 2 週間に 1 回以上を熟練者と定義した. その結果初心者群は 11 人, 経験者群は 9 人であった. これらのすべての実験方法はヘルシンキ宣言に基づいて行われ中部大学の研究倫理委員会で承認されている.

2.2 脳波の測定方法

脳波の測定は, 60cm 間隔で設置されたモニター (1980 × 1080 ピクセル) に向かって座り, ビデオカメラで撮影した運転シーンを 2~3 分間視聴した. 運転シーンには渋滞の状況も含まれている. 脳波の計測には Emotive EPOC+ を使用した. 電極の配置は Fig.1 のように国際 10-20 法に従い配置した. 脳波計測の際のサンプリング周波数は 128Hz を用いた.

2.3 パワースペクトル解析

運転経験を推定するための代表的な脳波解析方法として, パワースペクトル解析を用いた. パワースペクトル密度 (PSD) は Welch のパワースペクトル密度推

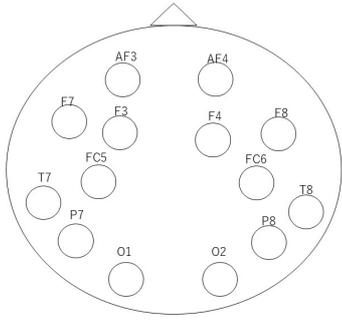


Fig. 1: Arrangement of electrodes

定を用いて算出した。周波数スペクトルを delta 帯 (2-4Hz), theta 帯 (4-8Hz), alpha 帯 (8-13Hz), beta 帯 (13-30Hz), gamma 帯 (30-60Hz) の各周波数帯に分割し, 各帯の相対的なパワーを求めた。

2.4 phase lag index(PLI)

脳波信号を 5 つのパスバンド delta 帯 (2-4Hz), theta 帯 (4-8Hz), alpha 帯 (8-13Hz), beta 帯 (13-30Hz), gamma 帯 (30-60Hz) でフィルタリングを行い, ヒルベルト変換を用いて瞬間的な位相 $\phi_a(t)$ と瞬間的な振幅 $Aa(t)$ を求めた。ここで t と a はそれぞれ時間と電極を表す。ある時刻 t の電極 a, b の位相差は式 1 で示され, PLI は式 2 で求められる。

$$\Delta\phi(t_n) = (\Delta\phi_a - \Delta\phi_b) \bmod 2\pi \quad (1)$$

$$PLI_{xy} = \left| \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \text{sign}(\Delta\phi(t_n)) \right| \quad (2)$$

PLI の算出は各電極ペア (14 × 14 の隣接行列) について 5 つの周波数帯において 5 秒間のエポックで算出し, 各被験者について 10 回の 5 秒エポックの PLI を平均して各帯域一つの値を求めた。

また, 電極 a から投影されたすべての PLI の平均値を a の node degree(ND) と呼び式 3 で定義する。

$$ND_x = \frac{1}{K-1} \sum_{y=1, y \neq x}^K PLI_{xy} \quad (3)$$

2.5 統計解析

パワースペクトルの値と PLI から算出した ND にグループ差があるかどうか調べるためにグループを初心者 vs 熟練者, 被験者間因子を電極 (14 電極) として反復測定分散分析 (r-ANOVA) を行った。自由度の評価には Greenhouse-Geisser 補正を適用した。

また, 事後 t 検定を行い PLI から算出した ND とパワースペクトル解析の結果についてグループの有意な主効果および交互作用の原因を特定した。第一種過誤を避けるために両側 α レベル 0.05 を統計的に有意とした。

3 結果

3.1 パワースペクトル解析

Table1 に 5 つの周波数帯それぞれについて, パワースペクトル解析の結果に対して反復測定分散分析を行った結果を示す。 $p < 0.05$ は太字で示した。その結果, alpha, beta, gamma の各帯域において, グループによる有意な主効果が確認された。主効果が確認された

帯域の散布図を Fig.2, 3, 4 に示す。また, 散布図の上に事後 t 検定の結果を示した。

3.2 Phase lag index

5 つの周波数帯それぞれの PLI から算出した ND について反復測定 ANOVA 分析を行った結果を Table2 に示す。その結果, ガンマ帯ではグループによる有意な主効果が確認された。主効果が確認された帯域の散布図を Fig.5 に示す。また, 散布図の上に事後 t 検定の結果を示す。

4 まとめ

本研究では, 運転シーンを見ている条件下で PLI とパワースペクトル解析を用いて運動時の脳波を解析し, 比較を行った。パワースペクトル解析の結果では運転経験はアルファ帯のパワーを高め, ベータ帯とガンマ帯のパワーを下げるのがわかった。一方, PLI 解析では, 運転経験によってガンマ帯の機能的結合性が高まることが示された。

まず, パワースペクトル解析の結果についてベータ帯が集中力に関連する帯域であることから初心者は上級者に比べて運転シーンに集中していると考えられる。この結果は過去の研究と一致している⁸⁾。

つぎに, 熟練者グループでガンマ帯の機能的結合性が高まった理由を考える必要がある。PLI の ND に対して事後 t 検定を行った結果有意水準を満たした電極に後頭部の電極が含まれていた。gamma 帯が知覚, 後頭部の電極が視覚に対応することから運転経験は後頭部からの視覚刺激の神経回路を強化する可能性があると考えられる。

本研究では運転経験によってガンマ帯のパワーが減少し機能的結合性が増加することを示した。パワースペクトルで表されるガンマ帯の活動は知覚刺激に対する反応に関連し¹⁵⁾, PLI で測定される機能的結合性は神経活動の相互作用に関連する^{16, 17, 18)}。したがって, gamma 帯では初心者の高出力・低機能的結合は脳領域間の適切な相互作用を伴わない過活動を反映している可能性がある。一方運転経験によって神経活動の相互作用が洗練され過活動を抑制し熟練者では低出力・高機能的結合を示す可能性がある。また, 運転は top-down/bottom-up の認知プロセスで実現されていることから¹⁹⁾ このような一過性の特徴に加えて指向性機能的結合性の解析も重要である。これらは今後の研究課題としたい

参考文献

- 1) Sauerzapf, V.A. Road Traffic Crash Fatalities: An Examination of National Fatality Rates and Factors Associated with the Variation in Fatality Rates between Nations with Reference to the World Health Organization Decade of Action for Road Safety 2011–2020, Ph.D.thesis, Thesis, University of East Anglia, Norwich, 2012.
- 2) J.N.P. Agency, The Occurrence of Traffic Accidents and the Traffic Violation Control in 2017, Japanese National Police Agency, Tokyo Japan, 2017.
- 3) Q. Abbas and A. Alsheddy, "Driver fatigue detection systems using multi-sensors, smartphone, and cloud-based computing platforms: a comparative analysis," Sensors, vol.21, no.1, p.56, 2021.
- 4) S.K. Lal and A. Craig, "A critical review of the psychophysiology of driver fatigue," Biological psychology, vol.55, no.3, pp.173–194, 2001.

Table 1: Results of repeated-measures ANOVA of relative power analysis comparing beginner and expert groups in each frequency band. For clarity, comparisons with $p < 0.05$ are shown in bold.

Frequency band	Group effect	Group \times node
delta	$F = 1.042, p = 0.321$	$F = 1.216, p = 0.309$
theta	$F = 1.452, p = 0.262$	$F = 0.515, p = 0.136$
alpha	$F = 6.806, p = 0.018$	$F = 1.643, p = 0.147$
beta	$F = 5.621, p = 0.029$	$F = 1.829, p = 0.111$
gamma	$F = 6.541, p = 0.008$	$F = 0.871, p = 0.580$

Table 2: Results of repeated-measures ANOVA of PLI node degree comparing beginner and expert groups in each frequency band. For clarity, comparisons with $p < 0.05$ are shown in bold.

Frequency band	Group effect	Group \times node
delta	$F = 0.001, p = 0.97$	$F = 0.785, p = 0.576$
theta	$F = 3.22, p = 0.089$	$F = 1.848, p = 0.136$
alpha	$F = 3.209, p = 0.09$	$F = 1.277, p = 0.279$
beta	$F = 1.701, p = 0.209$	$F = 0.982, p = 0.401$
gamma	$F = 5.185, p = 0.035$	$F = 1.589, p = 0.196$

- 5) Borghini, Gianluca, et al. "Assessment of mental fatigue during car driving by using high resolution EEG activity and neurophysiologic indices." 2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE, 2012.
- 6) J. Harvy, N. Thakor, A. Bezerianos, and J. Li, "Between-frequency topographical and dynamic high-order functional connectivity for driving drowsiness assessment," IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol.27, no.3, pp.358-367,2019.
- 7) C.T. Lin, R.C.Wu, T.P. Jung, S.F. Liang, and T.Y. Huang, "Estimating driving performance based on eeg spectrum analysis," EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol.2005, no.19, pp.1-10, 2005.
- 8) Inagaki, Keiichiro, Tatsuya Maruno, and Kota Yamamoto. "Evaluation of EEG activation pattern on the experience of visual perception in the driving." IE-ICE TRANSACTIONS on Information and Systems 103.9 (2020): 2032-2034.
- 9) H. Wang, X. Liu, J. Li, T. Xu, A. Bezerianos, Y. Sun, and F. Wan, "Driving fatigue recognition with functional connectivity based on phase synchronization," IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems, 2020.
- 10) Stam, Cornelis J., Guido Nolte, and Andreas Daffertshofer. "Phase lag index: assessment of functional connectivity from multi channel EEG and MEG with diminished bias from common sources." Human brain mapping 28.11 (2007): 1178-1193.
- 11) Takahashi, Tetsuya, et al. "Abnormal functional connectivity of high-frequency rhythms in drug-naïve schizophrenia." Clinical Neurophysiology 129.1 (2018): 222-231.
- 12) Takahashi, Tetsuya, et al. "Band-specific atypical functional connectivity pattern in childhood autism spectrum disorder." Clinical Neurophysiology 128.8 (2017): 1457-1465.
- 13) Nobukawa, Sou, et al. "Classification methods based on complexity and synchronization of electroencephalography signals in Alzheimer's disease." Frontiers in psychiatry 11 (2020): 255.
- 14) Nobukawa, Sou, et al. "High phase synchronization in alpha band activity in older subjects with high creativity." Frontiers in human neuroscience 14 (2020): 420.
- 15) Fitzgibbon, S. P., et al. "Cognitive tasks augment gamma EEG power." Clinical Neurophysiology 115.8 (2004): 1802-1809.
- 16) Stam, Cornelis J. "Modern network science of neurological disorders." Nature Reviews Neuroscience 15.10 (2014): 683-695.
- 17) Bullmore, Ed, and Olaf Sporns. "The economy of brain network organization." Nature Reviews Neuroscience 13.5 (2012): 336-349.
- 18) Misić, Bratislav, et al. "Functional embedding predicts the variability of neural activity." Frontiers in systems neuroscience 5 (2011): 90.
- 19) Togashi, Yuki, Takashi Omori, and Koichiro Yamachi. "Model of driver eye motion based on driving plan and prediction of changes in the environment." 2007 IEEE Symposium on Foundations of Computational Intelligence. IEEE, 2007.

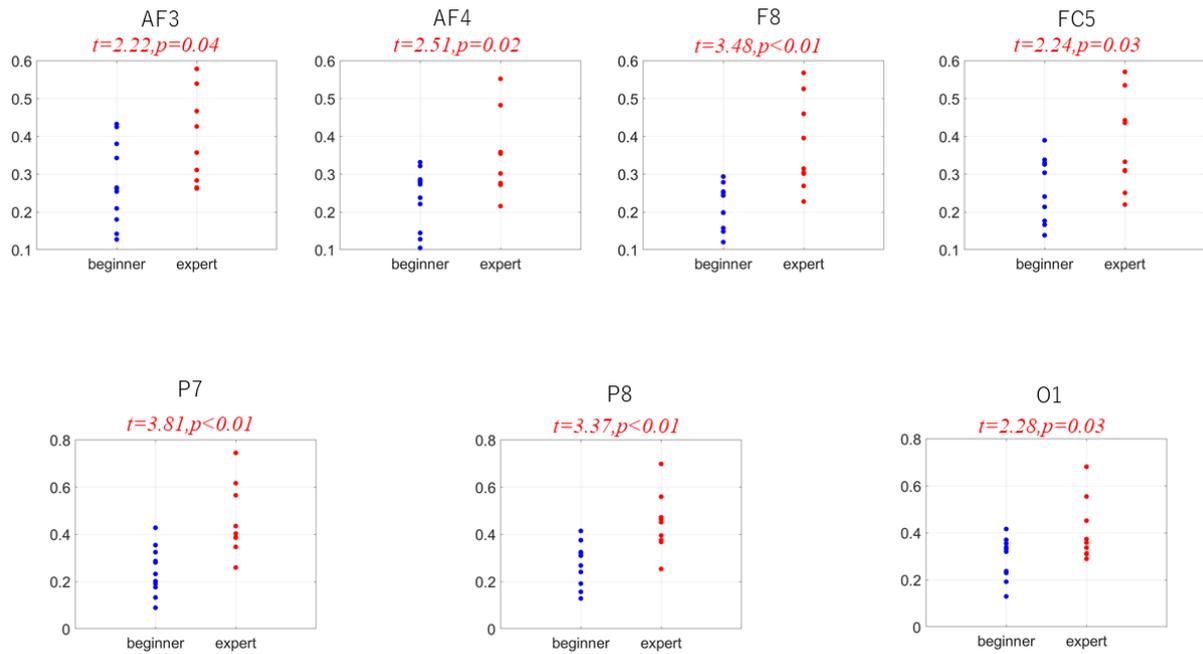


Fig. 2: Scatter plots showing the relative power calculated in the alpha band in beginner and expert subjects. Electrodes with significant, high differences between groups as a result of the post-hoc t test are represented. Positive (negative) t values correspond to larger (smaller) relative power values in the expert group.

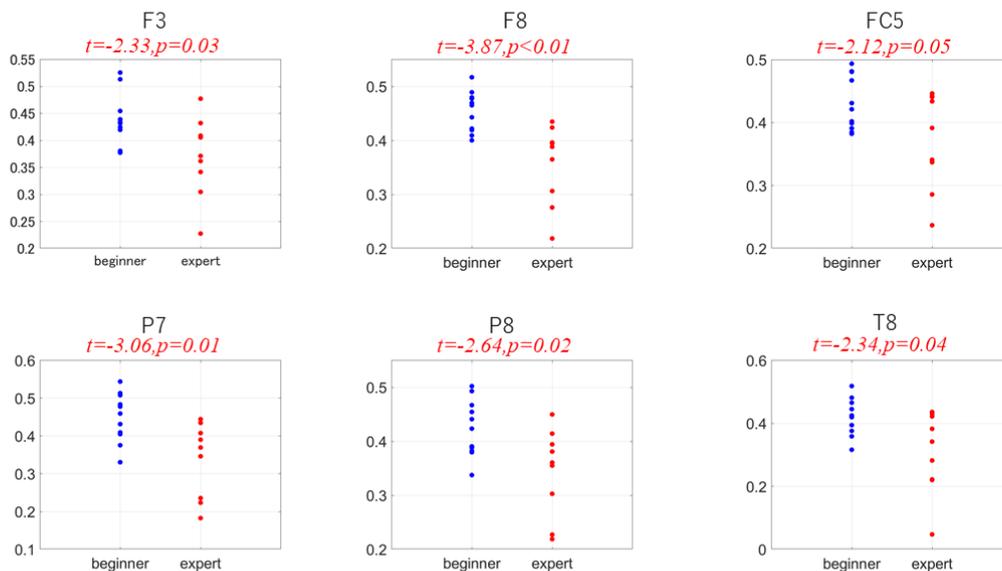


Fig. 3: Scatter plots showing the relative power calculated in the beta band in beginner and expert subjects. Electrodes with significant, high differences between groups as a result of the post-hoc t test are represented. Positive (negative) t values correspond to larger (smaller) relative power values in the expert group.

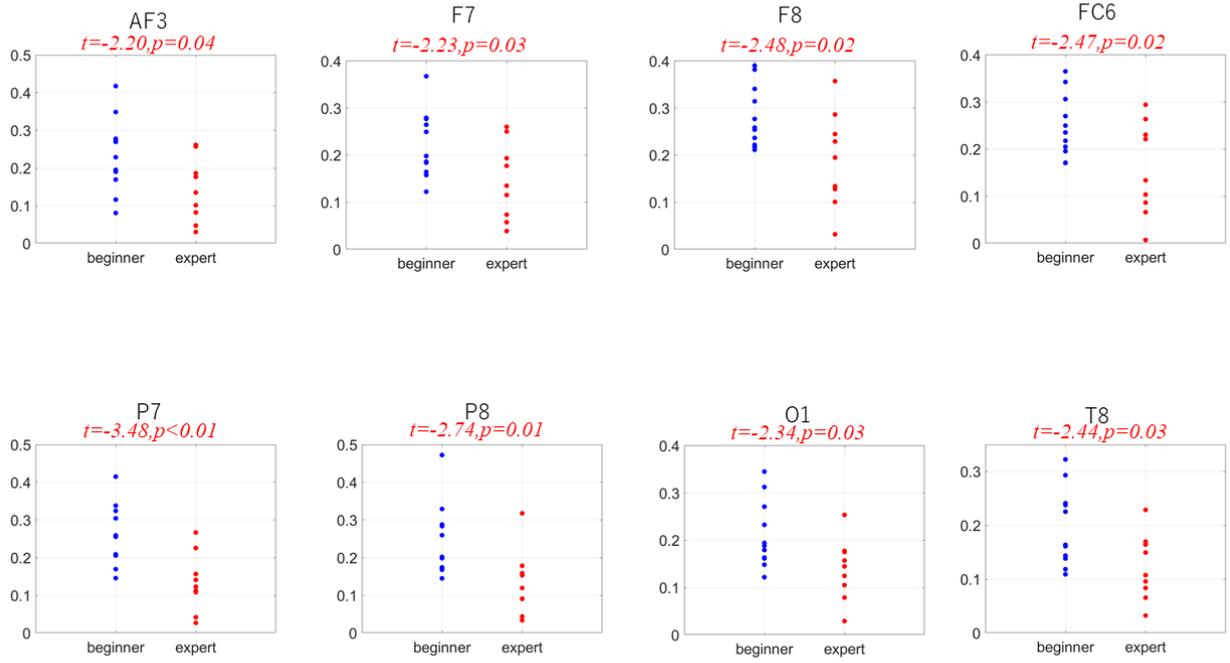


Fig. 4: Scatter plots showing the relative power calculated in the gamma band in beginner and expert subjects. Electrodes with significant, high differences between groups as a result of the post-hoc t test are represented. Positive (negative) t values correspond to larger (smaller) relative power values in the expert group.

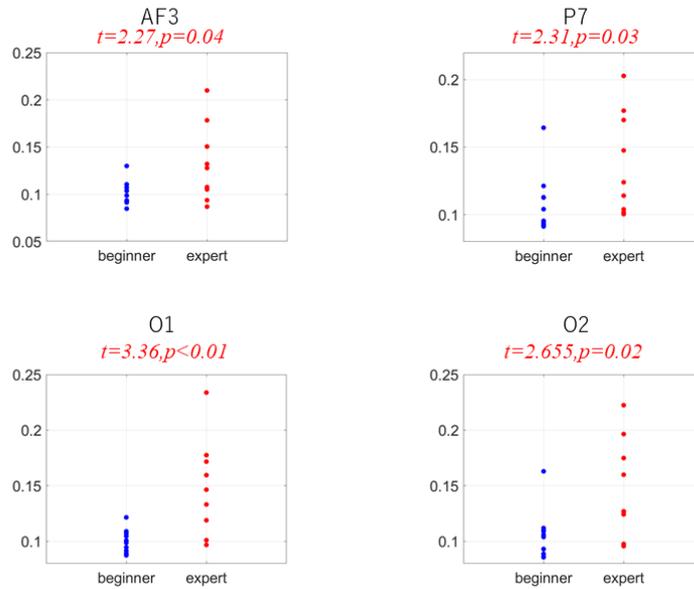


Fig. 5: Scatter plots showing the node degrees calculated from the PLIs in the gamma band in beginner and expert subjects. Electrodes with significant, high differences between groups as a result of the post-hoc t test are represented. Positive (negative) t values correspond to larger (smaller) node degree values in the expert group.

双極性障害の前頭野神経システムモデルへの カオス共鳴制御の適用

○道法浩孝（高知大学） 信川創（千葉工業大学） 西村治彦（兵庫県立大学）
我妻伸彦（東邦大学）

Application of Chaotic Resonance Control to a Frontal Cortex Neural Model of Bipolar-disorder

*H. Doho (Kochi University) S. Nobukawa (Chiba Institute of Technology)
H. Nishimura (University of Hyogo) and N. Wagatsuma (Toho University)

Abstract— Fluctuations in nonlinear systems can enhance the synchronization with weak input signals. Chaotic resonance (CR) is one of such phenomena by a system-intrinsic chaotic fluctuation. CR is observed in systems with chaos-chaos intermittency (CCI) where the chaotic orbit appears between separate regions. Based on the characteristics of CR, we previously proposed a new method for controlling the chaotic state to an appropriate state of CR by adopting a feedback signal from the system itself. The method is named reduced-region-of-orbit (RRO) feedback method. The RRO feedback method has been applied to discrete and continuous time chaotic systems, and confirmed the versatility. Moreover, we applied the RRO feedback method in an intervention to facilitate the disturbed circadian rhythm transitions underlying bipolar-disorder to healthy periodic activity, based on a neural system model of the frontal and sensory cortical areas proposed by Hadaeghi et al. In this study, we further examined the responsiveness of CCI to a weak periodic signal extending the parameter regions of the system. As a result, we confirmed the effectiveness of the RRO feedback method for stabilizing the neural activity of bipolar-disorder model in wide range of the parameters.

Key Words: Reduced-Region-of-Orbit Method, Chaotic Resonance Control, Bipolar-disorder

1 はじめに

非線形システムにおける決定論的なカオス性がゆらぎ源としての役割を担うノイズフリーな共鳴現象として、カオス共鳴が知られている^{1, 2, 3}。カオス共鳴は、互いに分離した挙動領域（アトラクタ）間をカオス的に往来するカオス-カオス間欠性（Chaos-Chaos Intermittency: CCI）を伴う非線形システムにおいて、CCIが微弱な入力信号と同期することによって誘起される^{4, 5, 6}。

このカオス共鳴の特性に基づき、我々はCCIを制御する手法として、システムへのフィードバック信号を通してカオス状態をカオス共鳴が誘起されやすい状態に移行させる軌道領域減少（Reduced-Region-of-Orbit: RRO）法を提案した⁷。この手法は、システムのカオスダイナミクスから写像構造を推定し、アトラクタ併合の生起の原因となる写像関数の極大値と極小値をフィードバック信号により低減させることでCCIを制御する。その結果、内部パラメータを随時チューニングすることなくシステムにカオス共鳴を誘起するものである。これまで、このRRO法を離散時間カオスシステム^{7, 8}、離散時間ニューラルシステム^{9, 10}、連続時間カオスシステム¹¹に適用し、その汎用性を確認してきた。

本研究では以上の知見に基づいて、RRO法を用いたカオス制御を精神疾患の1つである双極性障害の神経メカニズムモデルに適用する。近年、非線形制御理論を医療・ヘルスケアに応用する取り組みが始まっており^{12, 13, 14}、身体的な疾患だけでなく精神的な疾患に対しても、計算論的なモデルアプローチを取り入れようとする動きがみられる¹⁵。躁病相とうつ病相が交互に生じる双極性障害においては、病態と概日リズムの乱れとの関連が指摘されており^{16, 17, 18}、Hadaeghiら

は、前頭野と概日リズムを生成する視床下部を結合させたニューラルシステムモデルを用いて、双極性障害下での概日リズムの乱れについてのシミュレーションを行っている^{19, 20}。このモデルでは、前頭野での神経活動に2つの活動領域（アトラクタ）をカオス的に遷移するCCIの発生が認められる^{21, 22}。そこで我々は、このHadaeghiらの前頭野モデルにRRO法による制御のメカニズムを適用し、概日リズムの乱れの要因である前頭野神経活動のCCIに対して、微弱周期信号への同期による安定化を図り、RROフィードバック信号による効果の検証を行ってきた²³。本論文では、モデルを構成するパラメータ及び微弱周期信号の周期の領域をさらに拡張してCCIの応答性を評価し、RROフィードバック信号の効果について精査した。

2 モデリング

2.1 前頭野と感覚野で構成される神経システム

Hadaeghiらによると、前頭野と感覚野の神経システムの挙動は、健康状態の場合周期的な挙動を、双極性障害においてはCCIを呈する。そして、このCCIは概日リズムの乱れを生起する。したがって、CCI状態から周期的挙動への変化を促進する手法は、概日リズムを安定化させる。前頭野と感覚野の神経システムは興奮性と抑制性の2つの神経回路で構成されており、認知機能を担う前頭野の神経活動 $x(t)$ は、(1)式及び(2)式で表される¹⁹。

$$x(n+1) = F(x(n)), \quad (1)$$

$$F(x) = B \tanh(w_2 x) - A \tanh(w_1 x). \quad (2)$$

ここで、 A 、 B は抑制性と興奮性のシナプス結合強度を表し、 w_1 と w_2 は、感覚野から前頭野の興奮性ニュー

ロン集団と抑制性ニューロン集団への結合強度を表す。本研究では、 $w_1 = 0.2223$, $w_2 = 1.487$, $B = 5.82$ のパラメータ設定を用いる¹⁹⁾。

2.2 RRO 信号による前頭野の神経活動の制御

(1) 式及び (2) 式で与えられる前頭野の神経活動に対し、RRO 法によって誘起されるカオス共鳴により CCI 状態から周期状態への移行制御を行う。この制御方法の概観を、Fig. 1 に示す。前頭野の神経活動 $x(n)$ は、以下に示すように RRO フィードバック信号 $u(x)$ と外部入力信号 $S(n) = \alpha \sin(2\pi n/p)$ によって制御される。

$$x(n+1) = F(x(n)) + Ku(x(n)) + S(n), \quad (3)$$

$$u(x) = -(x - x_d) \exp(-(x - x_d)^2 / (2\sigma^2)). \quad (4)$$

ここで、 K は RRO フィードバック信号強度、 x_d 及び σ は、 $x(n)$ のアトラクタ分離を行う $x(n)$ の境界値とフィードバック信号の影響範囲を決めるパラメータである。本研究では、 $x_d = 0$, $\sigma = 1.0$ のパラメータ設定を用いる。

2.3 信号応答性の評価尺度

アトラクタの併合分岐を評価するために、 $F(f_{\max}) + Ku(f_{\max})$ と、 $F(f_{\min}) + Ku(f_{\min})$ を導入した。 $F(f_{\max,\min}) + Ku(f_{\max,\min}) = 0$ は、分離していたアトラクタの併合点に相当する。また前頭野の神経活動 $x(n)$ のカオス性は、以下に示すリアプノフ指数により判断した。

$$\lambda = \frac{1}{\tau M} \sum_{k=1}^M \ln\left(\frac{d^k(t_l = \tau)}{d^k(t_l = 0)}\right). \quad (5)$$

前頭野の神経活動 $x(n)$ と微弱周期信号 $S(n)$ との同期は、 τ の時間遅れに基づく相関係数を用いて評価した。

$$C(\tau) = \frac{C_{sx}(\tau)}{\sqrt{C_{ss}C_{xx}}}, \quad (6)$$

$$C_{sx}(\tau) = \langle (S(n+\tau) - \langle S \rangle)(x(n) - \langle x \rangle) \rangle, \quad (7)$$

$$C_{ss} = \langle (S(n) - \langle S \rangle)^2 \rangle, \quad (8)$$

$$C_{xx} = \langle (x(n) - \langle x \rangle)^2 \rangle. \quad (9)$$

ここで、 $\langle \cdot \rangle$ は、 n 回の平均を表す。

RRO フィードバック信号 $Ku(x)$ と微弱周期信号 $S(n)$ による摂動を評価するために、以下に示す摂動の二乗平均 Ξ を導入した。

$$\Xi = \langle (Ku(x(n)))^2 + (S(n))^2 \rangle. \quad (10)$$

ここで、 $\langle \cdot \rangle$ は、 n 回の平均を表す。

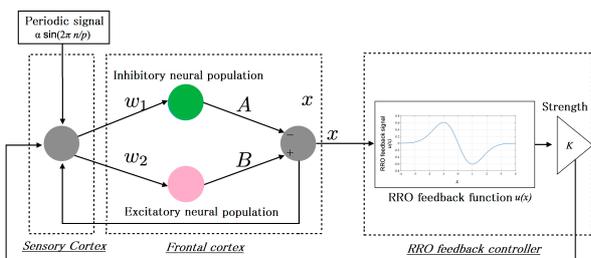


Fig. 1: Overview of the Hadaeghi model stimulated by a reduced-region-of-orbit (RRO) feedback signal and a periodic signal.

3 結果

3.1 信号を印加しない場合の神経システムの挙動

前頭野と感覚野で構成される神経システムの挙動を、解析した。Fig. 2 に、RRO フィードバック信号及び微弱周期信号を印加しない場合の、前頭野の神経活動 $x(n)$ 、リアプノフ指数 λ 、及び $F(f_{\max,\min}) + Ku(f_{\max,\min})$ の抑制性シナプス結合強度 A に対する依存性を示す ($K = 0, \alpha = 0$)。 $x(n)$ は A の値の増加に伴い周期倍分岐を起こし、 $A \gtrsim 8.1$ でカオス挙動を呈している ($\lambda > 0$)。 $8.1 \lesssim A \lesssim 9.8$ の領域では、 $F(f_{\max}) + Ku(f_{\max}) > 0$, $F(f_{\min}) + Ku(f_{\min}) < 0$ であり、 $x(n)$ は初期状態 $x(0)$ に応じて正負いずれかの領域にトラップされ、カオス挙動を呈している。 $A \gtrsim 9.8$ の領域では、アトラクタ併合条件 $F(f_{\max}) + Ku(f_{\max}) < 0$ と、 $F(f_{\min}) + Ku(f_{\min}) > 0$ が満たされ、 $x(n)$ が正負の領域を遷移する CCI を呈する様子が確認できる。この効果は、分岐図の正負の領域におけるアトラクタの併合に対応している。 $12.5 \lesssim A \lesssim 13.5$ では、周期的な挙動が現れる (周期窓)。 Hadaeghi らは、周期的な挙動が現れる領域における前頭野の神経活動を、健康な状態における概日リズム (HC) に、一方 CCI を呈する神経活動を、双極性障害における概日リズム (BD) に対応させている。 A の値が 13.5 を超えるとカオス状態となり、 $A \gtrsim 14.3$ の領域で、再び CCI が現れる。

Fig. 3 に (1) 式及び (2) 式で与えられる健康な状態と双極性障害の患者における前頭野の神経活動 $x(n)$ の典型例を、周期窓前 ($A = 12.5$)、周期窓 ($A = 13.0$)、周期窓後 ($A = 14.5$) について、それぞれ示す。健康な状態の場合、前頭野の神経活動 $x(n)$ は周期 4 の挙動を呈している。ここでは、パラメータが Fig. 2 の分岐図における周期窓の位置に設定されている。この周期窓では周期倍数分岐により、周期 4 以外にも周期状態が存在する。そこで健康状態に対応する周期として、本研究では 8, 16, 32, 64 を用いた。双極性障害の挙動に対応する周期窓前 ($A = 12.0$)、周期窓後 ($A = 14.5$) では、CCI

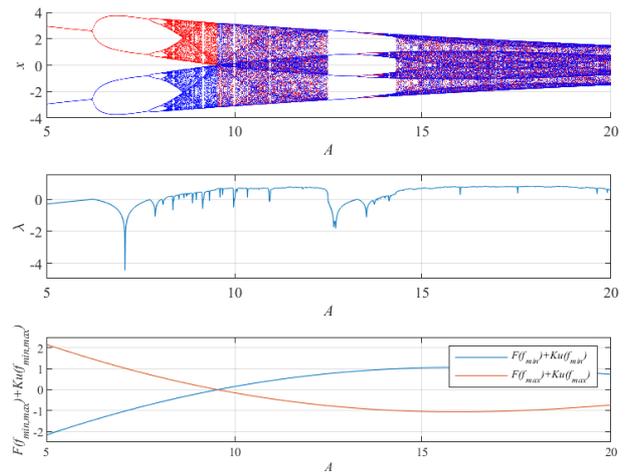


Fig. 2: System behaviors in the neural network comprised the frontal and sensory cortices as a function of the synaptic weight from the inhibitory neural population, A , in the absence of feedback and periodic signals ($K = 0, \alpha = 0$).

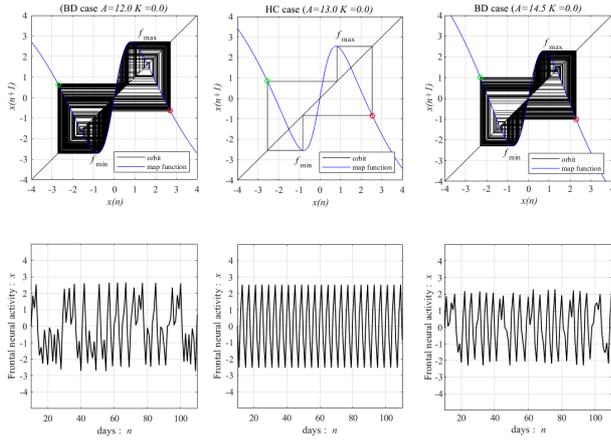


Fig. 3: (upper) Map function $F(x)$ (the orbit in the return map) and (lower) a time series showing frontal cortical neural activity $x(n)$ in the absence of external feedback or periodic input signals ($K = 0$, $\alpha = 0$).

状態を呈する。健康及び双極性障害いずれの場合においても、アトラクタ併合条件 $F(f_{\max}) + Ku(f_{\max}) < 0$ 及び $F(f_{\min}) + Ku(f_{\min}) > 0$ が満たされている。

3.2 周期窓前の $A = 12.0$ におけるカオス共鳴制御

微弱外部入力信号に対する同期を強めるためには、アトラクタ併合分岐におけるシステムパラメータの調節が必要である。Fig. 4は、周期窓前に現れる双極性障害に対応するCCI領域 ($A = 12.0$) における前頭野と感覚野で構成される神経システムの挙動を、周期信号を印加しない状態で ($\alpha = 0$), RRO フィードバック信号強度 K の関数として表したものである。上段から、(3) 式で与えられる前頭野の神経活動 $x(n)$ の分岐図, リアプノフ指数 λ 及び $F(f_{\min, \max}) + Ku(f_{\min, \max})$ である。併合状態にあるアトラクタ ($\lambda > 0$) の正または負領域への分岐は, $F(f_{\min}) + Ku(f_{\min}) < 0$, $F(f_{\max}) + Ku(f_{\max}) > 0$ の領域で生じ, 分岐が起こる RRO フィードバック

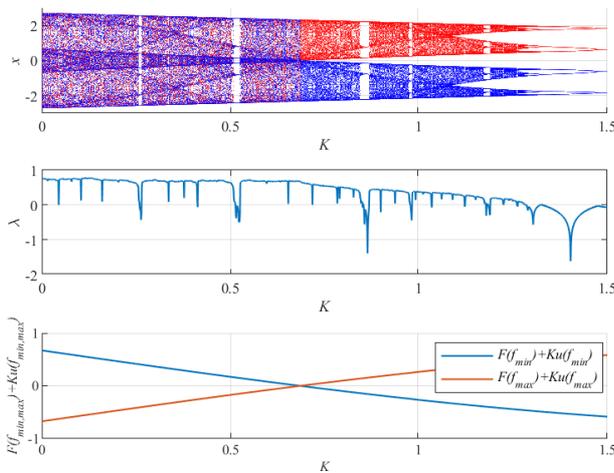


Fig. 4: System behaviors in the neural net comprised of the frontal and sensory cortices as a function of the RRO feedback strength K , in the absence of a periodic signal ($A = 12.0$, $\alpha = 0$).

信号強度は $K \gtrsim 0.7$ である。

続いて前頭野の神経活動 $x(n)$ の微弱外部入力信号 $S(n)$ ($\alpha = 0.15, 0.3$ 及び $p = 8, 16, 32, 64$) に対する同期と, RRO フィードバック信号と微弱外部入力信号との摂動について評価する。Fig. 5に, 相関係数 $\max_{\tau} C(\tau)$ と摂動 Π の RRO フィードバック信号強度 K 依存性を示す。 $\alpha = 0.15$, $p = 32$ の微弱周期信号に対し, $\max_{\tau} C(\tau)$ はアトラクタ併合分岐点付近で極大となっている ($\max_{\tau} C(\tau) \approx 0.4$)。アトラクタ併合分岐は $F(f_{\min, \max}) + Ku(f_{\min, \max}) = 0$ で定義され, 対応する RRO フィードバック信号強度は, $K \approx 0.63$ である (Fig. 4 参照)。 $p = 64$ の微弱周期信号に対しては, 信号強度 $K \approx 0.64$ に対し極大値 $\max_{\tau} C(\tau) \approx 0.54$ であり, 信号強度の広い範囲 ($0.6 \lesssim K \lesssim 0.7$) で微弱外部入力信号に対する高い相関が得られている。

以上の結果は, RRO フィードバック信号によってカオス共鳴が誘起されたことを示すものである。すなわち, 微弱周期信号とともに RRO フィードバック信号を

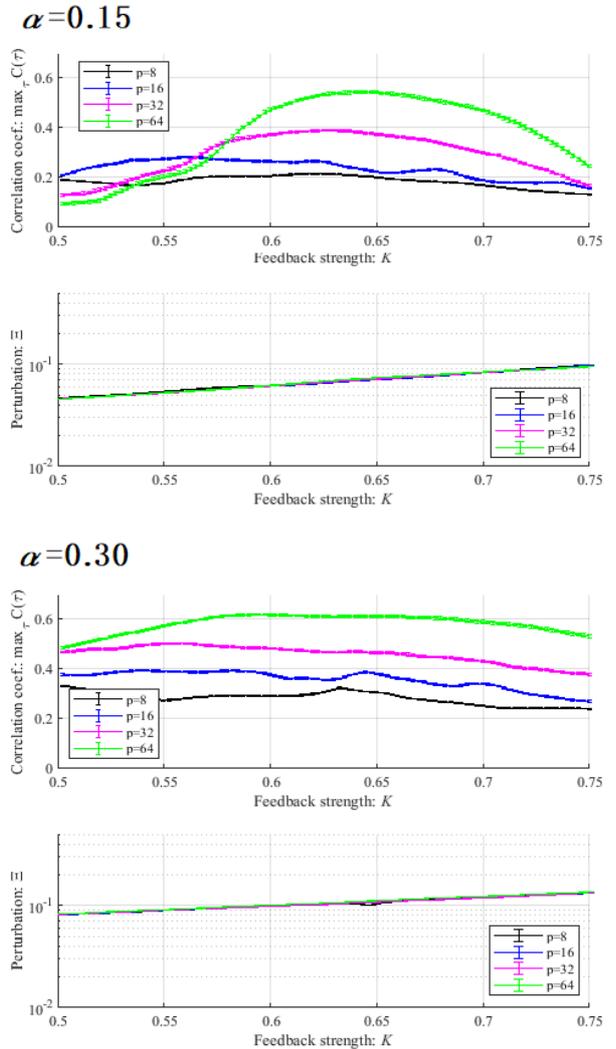


Fig. 5: Synchronization of neural activity $x(n)$ to a weak periodic input signal $S(n)$ ($\alpha = 0.15, 0.30$, and $p = 8, 16, 32, 64$) and perturbations of the RRO feedback signal and the periodic input signal in BD cases ($A = 12.0$).

印加することにより、双極性障害において現れる前頭野の神経活動 (CCI) を微弱周期信号に同期させ、健康な状態 (周期的挙動) に近づけることが可能であることを示している。このカオス共鳴は、摂動 $\Xi = 0.049$ で誘起されている。この摂動は、Fig. 4 の分岐図で示す前頭野の神経活動の挙動範囲 $-2.5 \lesssim x(n) \lesssim 2.5$ に比較してかなり小さい。外部入力信号の周波数が高い場合 ($p = 8, 16$) 相関係数 $\max_{\tau} C(\tau)$ の値は小さくなる。信号強度が強い場合 ($\alpha = 0.3$)、相関係数 $\max_{\tau} C(\tau)$ の値は K の値の増加に対し単調に減少する傾向にある。以上のようにカオス共鳴は、適切な信号強度と周波数下で RRO フィードバック信号によって誘起される。

Fig. 6 に、Fig. 5 においてカオス共鳴が誘起され微弱周期信号 $S(n)$ と同期時の前頭野の神経活動 $x(n)$ の典型的な時系列変化を示す。すなわち、周波数 $p = 32$ 、振幅 $\alpha = 0.15$ の微弱外部入力信号に対し、 $K = 0.63$ に設定したときの時系列変化を示す。正と負の領域を行き来する $x(n)$ が呈する CCI 挙動が外部入力周期信号 $S(n)$ に同期している。

3.3 周期窓後の $A = 14.5$ におけるカオス共鳴制御

Fig. 7 に、周期窓後に前頭野と感覚野で構成される神経システムの挙動 (x) が CCI を呈する $A = 14.5$ において、RRO フィードバック信号を印加 ($\alpha = 0$) したときの、前頭野の神経活動 $x(n)$ 、リアプノフ指数 λ 、及び $F(f_{\max, \min}) + Ku(f_{\max, \min})$ の RRO フィードバック信号強度 K に対する依存性を示す。 $x(n)$ が呈していた CCI は、 K の増加とともに弱まり、 $K \approx 0.2$ 付近で周期的な挙動が現れる。 K の値が 0.25 を超えると再び CCI 状態となる。 CCI は $0.25 \lesssim A \lesssim 1.0$ で現れ、 $K \gtrsim 1.0$ では、 $F(f_{\min}) + Ku(f_{\min}) < 0$ 、 $F(f_{\max}) + Ku(f_{\max}) > 0$ となり、併合状態にあったアトラクタが分離し、 $x(n)$ は、初期値 $x(0)$ に応じて正負どちらかの領域にトラップされる。これは、RRO フィードバック信号によって、CCI が抑制されていることを示すものである。

次に、前頭野の神経活動 $x(n)$ の微弱周期信号 $S(n)$ ($\alpha = 0.15, 0.3$ 及び $p = 8, 16, 32, 64$) に対する同期現象、及び RRO フィードバック信号と周期信

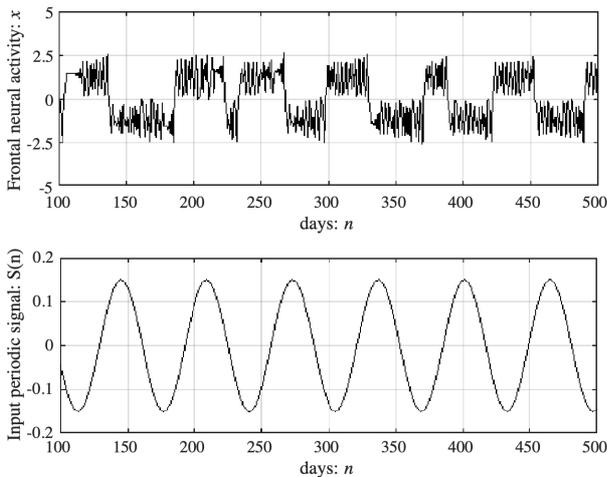


Fig. 6: Typical time series of frontal neural activity $x(n)$ in synchronization with a weak periodic input signal $S(n)$ under the conditions for inducing chaotic resonance ($A = 12.0$).

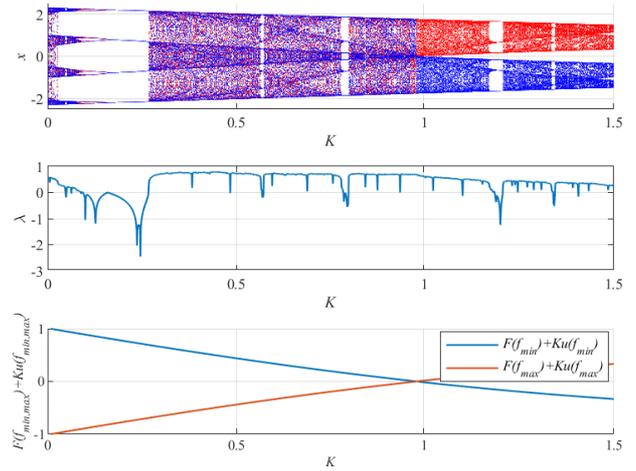


Fig. 7: System behaviors in the neural net comprised of the frontal and sensory cortices as a function of the RRO feedback strength K , in the absence of a periodic signal ($A = 14.5$, $\alpha = 0$).

号との摂動の評価を行った。Fig. 8 は、 $A = 14.5$ における相関係数 $\max_{\tau} C(\tau)$ と摂動 Ξ の RRO フィードバック信号強度 K 依存性である。 $\alpha = 0.15$, $p = 32$ の微弱周期信号に対し、 $\max_{\tau} C(\tau)$ は $K = 0.87$ 付近で最大 ($C(\tau) = 0.47$) となり、 $0.8 \lesssim K \lesssim 1.0$ の広い範囲で、 $x(n)$ と $S(n)$ の間に高い相関が現れている。この K の領域は、Fig. 7 において $F(f_{\min, \max}) + Ku(f_{\min, \max}) = 0$ で定義される併合状態のアトラクタが分岐する付近に相当する。 $p = 64$ の微弱周期信号に対しては、信号強度 $K \approx 0.9$ に対し極大値 $\max_{\tau} C(\tau) \approx 0.63$ であり、微弱外部入力信号に対する高い相関が得られている。

周期窓後の $A = 14.5$ においても、RRO フィードバック信号によってカオス共鳴が誘起され、双極性障害において現れる前頭野の神経活動 (CCI) が微弱周期信号に同期し、健康な状態 (周期的挙動) に移行している。カオス共鳴時の摂動は、 $\Xi = 0.12$ である。

Fig. 9 に、Fig. 8 においてカオス共鳴が誘起され微弱周期信号 $S(n)$ と同期時 ($A = 14.5, K = 0.9, p = 64, \alpha = 0.15$) の前頭野の神経活動 $x(n)$ の時系列変化を示す。CCI を呈していた $x(n)$ が微弱周期信号 $S(n)$ に同期し、正と負の領域を交互に遷移している。

3.4 信号応答性の A 値による違い

Fig. 10 に、 A の値を変化させた場合 ($A = 14.5$ から $A = 20.5$) の、 $x(n)$ と $S(n)$ ($\alpha = 0.15$, $p = 64$) の相関係数 $\max_{\tau} C(\tau)$ 及び摂動 Ξ の RRO フィードバック信号強度 K 依存性を示す。 A の値の増加に対し、相関係数 $\max_{\tau} C(\tau)$ のピーク値は増加するとともに、ピーク値を示す RRO フィードバック信号強度 K は減少する傾向にある。 $A = 20.5$ におけるピーク値を示す RRO フィードバック信号強度は、 $K = 0.5$ である。

4 おわりに

本研究では、RRO 法によるカオス制御のメカニズムを双極性障害における Hadaeghi モデルに導入し、シミュレーションを通して、RRO フィードバック信号によって誘起されるカオス共鳴により、双極性障害に現

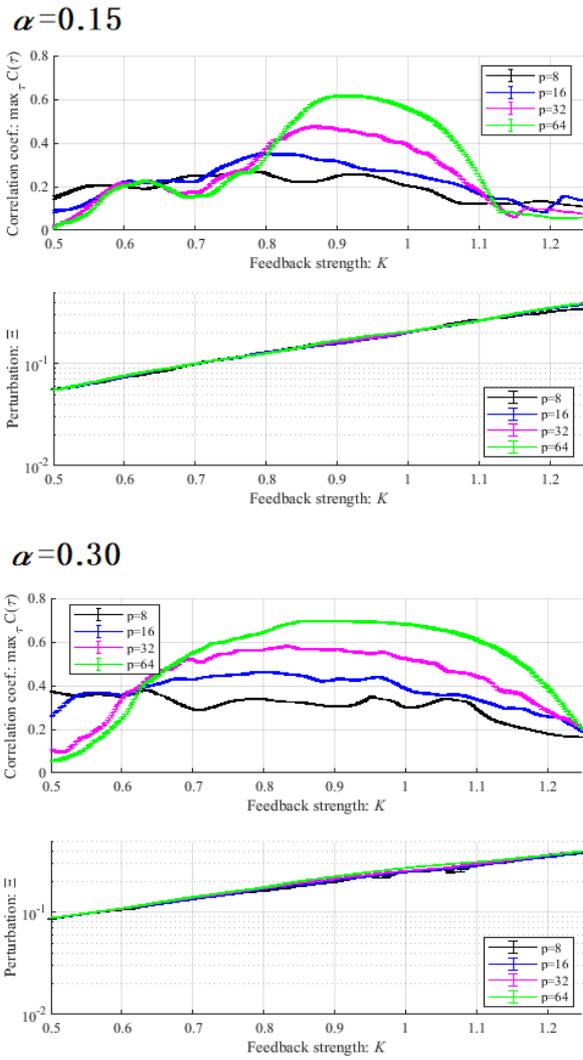


Fig. 8: Synchronization of neural activity $x(n)$ to a weak periodic input signal $S(n)$ ($\alpha = 0.15, 0.30$ and $p = 8, 16, 32, 64$) and perturbations of the RRO feedback signal and the periodic input signal in BD cases ($A = 14.5$).

れる前頭野の神経活動の乱れ (CCI) が、健康な状態にみられる周期的挙動へ移行する過程を評価した。RRO フィードバック信号は、前頭野と感覚野の神経システムをモデリングしたリターンマップ構造に基いて印加した。抑制性ニューロン集団からの出力シナプス結合 A をパラメータとして、微弱外部入力信号とともに RRO フィードバック信号を印加した。その結果、前頭野の神経活動に CCI が現れる A の広いパラメータ領域に対し、適度な信号強度の RRO フィードバック信号によりカオス共鳴が誘起され、微弱外部入力信号と前頭野の神経活動との間に高い相関が得られた。すなわち、RRO 法により CCI 状態にある前頭野の神経活動の、健康状態にある前頭野の挙動に現れる周期的挙動に近い状態への移行が促進されることが確認された。この RRO フィードバック信号によるカオス共鳴は、比較的低周波の場合に誘起されること、及び RRO フィードバック信号と微弱外部入力信号による結合摂動量は、周期信号だけを適用した場合の同期状態の誘起に要する摂動

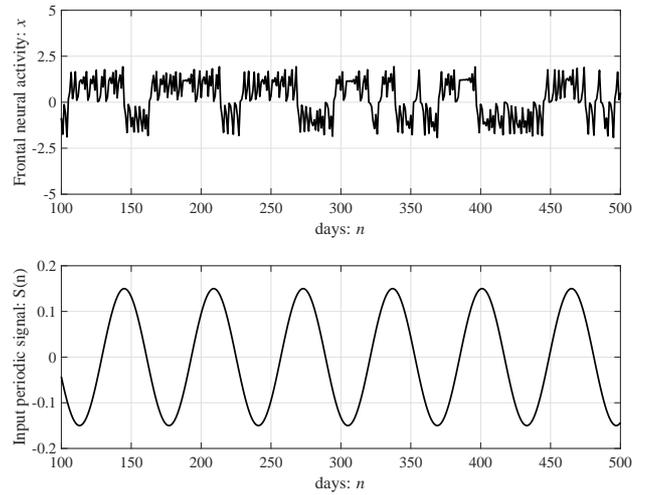


Fig. 9: Typical time series of frontal neural activity $x(n)$ in synchronization with a weak periodic input signal $S(n)$ under the conditions for inducing chaotic resonance ($A = 14.5$)

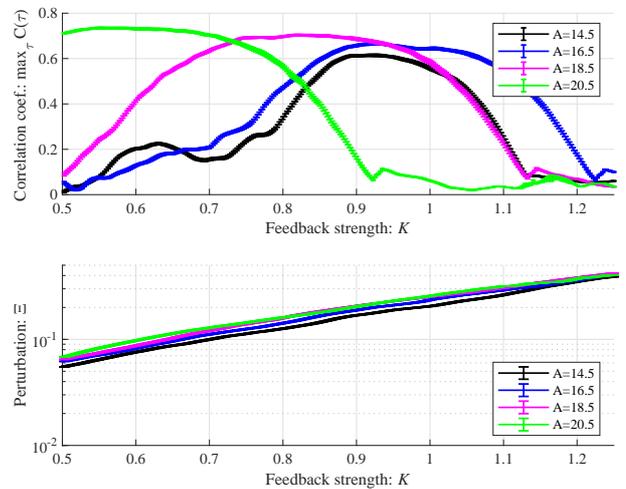


Fig. 10: Synchronization of neural activity $x(n)$ to a weak periodic input signal $S(n)$ ($A = 14.5, 16.5, 18.5, 20.5$ and $p = 64$) and perturbations of the RRO feedback signal and the periodic input signal ($\alpha = 0.15$).

量に比較して、はるかに小さいことが明らかになった。今後の課題としては、視床下部も含めた概日リズム生成システムを構築し、双極性障害の概日リズムに対応した病理パラメータ領域を同定するとともに、病理パラメータ領域における適切な RRO フィードバック信号を設計することが挙げられる。

参考文献

- 1) VS. Anishchenko, V. Astakhov, A. Neiman, T. Vadivasova and L. Schimansky-Geier : Non-linear Dynamics of Chaotic and Stochastic Systems: Tutorial and Modern Developments". Berlin; Heidelberg: Springer Science & Business Media (2007)
- 2) S. Rajasekar and MAF Sanjuán : Nonlinear Resonances, Cham: Springer (2016)
- 3) H. Nishimura, N. Katada, and K. Aihara : Coherent response in a chaotic neural network, Neural Process. Lett., **12**-1, 49/58 (2000)
- 4) T. Carroll and L. Pecora : Stochastic resonance and crises, Physical review letters, **70**-5, 576/579 (1993)

- 5) T. Carroll and L. Pecora : Stochastic resonance as a crisis in a period-doubled circuit, *Physical Review E*, **47-6**, 3941/3949 (1993)
- 6) A. Crisanti, M. Falcioni, G. Paladin, and A. Vulpiani : Stochastic resonance in deterministic chaotic systems, *Journal of Physics A: Mathematical and General*, **.27-17**, 597/603 (1994)
- 7) S. Nobukawa, H. Nishimura, T. Yamanishi, and H. Doho : Controlling chaotic resonance in systems with chaos-chaos intermittency using external feedback, *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, **E101-A-11**, 1900/1906 (2018)
- 8) S. Nobukawa, H. Nishimura, T. Yamanishi, and H. Doho : Induced synchronization of chaos-chaos intermittency maintaining asynchronous state of chaotic orbits by external feedback signals, *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, **E102-A-3**, 524/531(2019)
- 9) S. Nobukawa and N. Shibata : Controlling chaotic resonance using external feedback signals in neural systems, *Scientific reports*, **9**, Article number:4990 (2019)
- 10) S. Nobukawa, N. Shibata, H. Nishimura, H. Doho, N. Wagatsuma, and T. Yamanishi : Resonance phenomena controlled by external feedback signals and additive noise in neural systems, *Scientific reports*, **9**, Article number:12630, 15 pages (2019)
- 11) S. Nobukawa, H. Doho, N. Shibata, H. Nishimura, and T. Yamanishi : Chaos-chaos intermittency synchronization controlled by external feedback signals in chua ' s circuits, *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, **E103-A-1**, 303/312 (2020)
- 12) K. Aihara and H. Suzuki : Theory of hybrid dynamical systems and its applications to biological and medical systems, *Philosophical transactions. Series A, Mathematical, physical, and engineering sciences*, **368-1930**, 4893/4914 (2010)
- 13) G. Tanaka, Y. Hirata, S. L. Goldenberg, N. Bruchovsky, and K. Aihara : Mathematical modelling of prostate cancer growth and its application to hormone therapy, *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, **368-1930**, 5029/5044 (2010)
- 14) T. Suzuki, N. Bruchovsky, and K. Aihara : Piecewise affine systems modelling for optimizing hormone therapy of prostate cancer, *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, **368-1930**, 5045/5059 (2010)
- 15) 国里愛彦, 片平健太郎, 冲村宰, 山下祐一 : 計算論の精神医学, 勁草書房 (2020)
- 16) P. Ritter, F. Wieland, D. Skene, A. Pfennig, M. Weiss, M. Bauer, E. Severus, H. Güldner, C. Sauer, B. Soltmann et al : Melatonin suppression by melanopsin-weighted light in patients with bipolar i disorder compared to healthy controls, *Journal of psychiatry & neuroscience: JPN*, **44-6**, 1/8 (2019)
- 17) A. G Harvey : Sleep and circadian rhythms in bipolar disorder: seeking synchrony, harmony, and regulation. *Am. J. Psychiatry* **165**, 820/829 (2008)
- 18) Y. Takaesu. et al. : Circadian rhythm sleepwake disorders predict shorter time to relapse of mood episodes in euthymic patients with bipolar disorder: A prospective 48-week study, *J. Clin. Psychiatry* **79**, 17m11565 (2018)
- 19) F. Hadaeghi, M. R. Hashemi Golpayegani, and K. Moradi : Does "crisis-induced intermittency" explain bipolar disorder dynamics?", *Frontiers in computational neuroscience*, **7**, 116 (2013)
- 20) F. Hadaeghi, M. R. H. Golpayegani, and G. Murray : Towards a complex system understanding of bipolar disorder: a map based model of a complex winnerless competition, *Journal of theoretical biology*, **376**, 74/81 (2015)
- 21) F. Hadaeghi, M. R. Hashemi Golpayegani, S. Jafari and G. Murray : Toward a complex system understanding of bipolar disorder: A chaotic model of abnormal circadian activity rhythms in euthymic bipolar disorder, *Australian & New Zealand Journal of Psychiatry* **50**, 783/792 (2016)
- 22) A. Bayani, F. Hadaeghi, S. Jafari and G. Murray : Critical slowing down as an early warning of transitions in episodes of bipolar disorder: A simulation study based on a computational model of circadian activity rhythms. *Chronobiology international* **34**, 235/245 (2017)
- 23) H. Doho, S. Nobukawa, H. Nishimura, N. Wagatsuma and T. Takahashi : Transition of Neural Activity from the Chaotic Bipolar-Disorder State to the Periodic Healthy State Using External Feedback Signals, *Frontiers in Computational Neuroscience*, **14**, Article number:76, 15 pages (2020)

道路横断を行う歩行者に対する数理モデル構築

酒井 俊権 ○磯川 悌次郎 上浦 尚武 (兵庫県立大学)

A Behavioral Model of Pedestrians at Crosswalk Constructed from Image Sequence

T. Sakai, *T. Isokawa, and N. Kamiura (University of Hyogo)

Abstract— A behavioral model for pedestrians at crosswalk is presented in this paper, in order to implement it in simulating transport systems. The proposed model is a type of state transition system, in which pedestrians make decisions their own behavior based on their sensory inputs and their destinations. The model is constructed from sequences of pedestrian images obtained by the behavioral experiments. It is shown that constructed pedestrian model works in crossing road.

Key Words: pedestrian, state transition system, behavioral model

1 はじめに

自動運転技術は、交通事故の減少、過疎地域での高齢者の移動補助、ドライバーの負荷軽減や交通渋滞の緩和など様々な問題の解決策として近年非常に注目されており、自動車メーカーのみならず様々な研究機関において研究開発が加速している。しかし、自動運転技術が実用化した際に、自動運転システム自体がどの範囲の予期せぬ事象に対応するのかという予測が立てられていないことから、自動運転の安全性や効果に疑問の声も多くあり、重大な事故を起こす可能性も指摘されている。これに加えて、自動運転の技術がどの程度実用化された際に、どの程度の効果があるのかが実証されていない点も問題として挙げられている。

運転の自動化レベルは米運輸省道路交通安全局によると5つのレベルに分類される。レベル1 (運転者支援) では運転モード (道路や環境条件など) が許せば、操舵あるいは加減速実行のいずれかはシステムが担うことができる。レベル2 (部分的運転自動化) では、操舵および加減速実行の両方についてシステムがドライバーに代わり行うことができるが、ドライバーは常に走行環境とシステムを監視しておく必要がある。レベル3 (条件付運転自動化) では、レベル2においてドライバーの監視義務がなくなるという点が異なる。ただし、この場合においても運転タスクのバックアップはドライバー自身で行う必要がある。レベル4 (高度運転自動化)・レベル5 (完全運転自動化) では、どのような状況においても運転操作はシステムが行い、異常事態が生じた場合でもシステムがバックアップを行う。レベル4では、対応できる運転モードに制約がある場合があるが、レベル5においてはどのような運転モードにおいてもシステムが自動運転を行うことができる。しかし、自動運転のレベルがどの程度に達すればどの程度安全性に影響があるのかという予測はされていないのが現状である。このため自動運転の及ぼす効果や運転の自動化のレベルの変化による安全性への影響の変化を事前にシミュレーションすること求められている。

また、交通死亡事故の大半を占める一般道路で自動運転を実用化することが国家目標となる中で、技術的には複雑な交通環境下で歩行者を認識し歩行行動を正確に予測することが課題となっている。また、道路周辺の構造物や天候など複雑な環境下で歩行者認識シス

テムの性能を評価するためには、仮想環境での高度なシミュレーションが有効である。歩行者認識システムは企業間の競争によって開発が進められているが、シミュレーションに組み込む歩行者の行動モデルは協調して開発することが重要かつ喫緊の課題となっている。

しかし、現在シミュレーションに使用するための車や信号機などの機械についてはそれらのモデルは存在しているが、歩行者の行動モデルとして適したものはほとんど存在しないのが現状である。これは行動モデルの元となる人間の実際の行動の解析がなされていないことが原因として挙げられる。手動にて解析した結果は、例えば^{1,2)}において検討されているが、多くの歩行者動画像について手動にて解析することは困難である。

そこで本研究では、動画像中の歩行者の行動を分類する分類器³⁾に基づき、動画像から歩行者の行動推定を行ったデータから歩行者の行動モデルを構築する手法を提案する。歩行者モデルを構成する方法として、あらかじめ定められたシナリオに従い歩行行動を行う歩行者の動画像を撮影し、この撮影動画像に対して分類器を用いることで歩行者の行動と歩行軌跡について取得する。これらの情報に加えて、シナリオによって指定された条件 (信号の有無、横断歩道の有無) に従って歩行者の各行動や移動量について統計的に分析し、行動モデルを生成する。

2 行動モデルの生成手法

本研究にて提案する歩行者の行動モデルの生成手法の流れを Fig. 1 に示す。本研究では、歩行者の行動モデルを周囲環境の状態と過去の自身の状態によって確率的に遷移する状態遷移モデルとして作成を行う。歩行者の状態遷移モデルが持つ情報は、歩行者の内部状態として歩行、走行、周囲確認、停止、スマートフォンを見ながらの歩行 (歩きスマホ) の計5状態および二次元平面上での歩行者の位置からなる。周囲環境の状態として、道路上の車の有無、道路上の横断歩道の有無、信号の有無、信号の色 (赤、黄、青) の状態をそれぞれ定義した。歩行者行動モデルは内部の5状態を相互に遷移することで歩行者の行動の時系列データを出力し、状態遷移は周囲環境の状態および過去の自分の状態によって決定する。歩行者の行動モデルの状態遷移

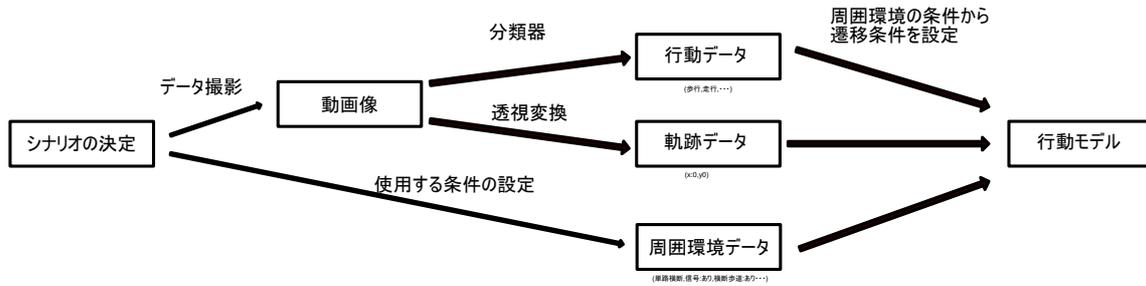


Fig. 1: Proposed scheme for generating pedestrian model

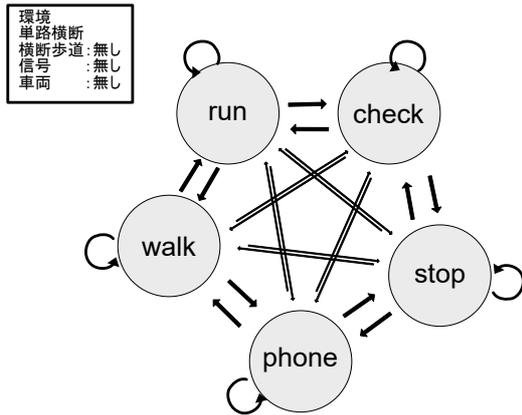


Fig. 2: State transition system for pedestrian behavioral model

を Fig. 2 に示す。

2.1 歩行行動シナリオの設定および撮影実験

本研究では、実際の歩行者の横断行動の取得にあたり、実交通環境を網羅したシナリオならびに撮影環境の設定を行った。設定したシナリオ (計 16 通り) を表 1 に示す。シナリオに設定する条件として、被験者の行動の速度、車両の有無、横断歩道の有無、信号の有無を考慮した。

実際の歩行者の映像取得を行うために、歩行者に道路横断、交差点横断行動を行い、その様子をビデオカメラにて撮影した。同時に、歩行者がどの方向を向いているのか、また何を見ているのかを取得するために、歩行者にアイトラックカメラ (視線検出カメラ) を装着してもらい、横断時の視線情報についても取得を行った。なお、道路横断ならびに交差点横断に関しては、実際の公道は用いずに兵庫県自動車学校姫路校にある道路コースを利用して撮影実験を行った。実験は 2020 年 8 月 30 日に予備撮影実験を行った後に、2020 年 10 月 19 日、同年 11 月 3 日、同年 12 月 13 日の合計 3 日にわたり実際の歩行者 (被験者) を用いた撮影実験を行った。

歩行者撮影実験の被験者について説明する。被験者となる歩行者については、できるだけ幅広い年代の多様な歩行行動を撮影するために、20 代から 60 代の男女合計 28 名に対して協力をお願いした。これらの被験者に対して、実験内容の説明ならびに実験参加への同意を取ったうえで実験を実施した。なお、この歩行者撮影実験の実施に関しては、兵庫県立大学工学研究科「人を対象とする研究に関する倫理委員会」(研究計画

Table 1: 16 Scenarios for pedestrian at crossroad

シナリオ番号	内容	歩行速度	撮影条件		
			横断歩道の有無	車両の有無	信号の有無
シナリオ 1	単路横断	歩行	なし	なし	なし
シナリオ 2	横断判断	なし	なし	あり	なし
シナリオ 3	単路横断	歩行	なし	あり	なし
シナリオ 4	単路横断	走行	なし	あり	なし
シナリオ 5	単路横断	スマートフォン	なし	あり	なし
シナリオ 6	横断特性	歩行	なし	あり	なし
シナリオ 7	交差点横断	歩行	あり	なし	なし
シナリオ 8	交差点横断	歩行	あり	あり	なし
シナリオ 9	交差点横断	走行	あり	あり	なし
シナリオ 10	交差点横断	スマートフォン	あり	あり	なし
シナリオ 11	交差点内	歩行	あり	あり	なし
シナリオ 12	信号あり交差点	歩行	あり	なし	あり
シナリオ 13	信号あり交差点	歩行	あり	あり	あり
シナリオ 14	信号あり交差点	走行	あり	あり	あり
シナリオ 15	信号あり交差点	スマートフォン	あり	あり	あり
シナリオ 16	信号あり交差点内	歩行	あり	あり	あり

名：道路横断歩行者における歩行行動のモデル化，受付番号 2020003 号) の審査を経て、兵庫県立大学工学研究科長より承認を得た上で撮影実験を実施している。

2.2 歩行行動の推定手法

歩行者行動の推定方法については、論文³⁾に基づく方法を用いた。推定手法の処理の流れを Fig. 3 に示す。この手法では、まず撮像した歩行者の動画を静止画像フレームとして取り出し、各画像フレームに対して歩行者の骨格構造およびその座標値を得る。短時間の画像フレーム群から座標情報を取り出すことにより、歩行者の各箇所 (頭部、腕、足など) についての時系列信号が得られる。この時系列信号に対して欠損値を補完した後に、識別器によりこの時系列信号を入力とした際の行動クラスを推定する。この時系列信号の取り出しとそこから推定された行動を全画像フレームに対して繰り返して行う。

撮像された動画画像フレームから OpenPose⁴⁾ を用いて歩行者の骨格情報の抽出を行った。このシステムでは背景を含む人物画像を入力すると、その中にある人物について骨格の情報 (頭、腕、足) などの位置および角度情報を抽出する。姿勢情報は入力画像中の座標系で表された 25 個の関節点で表されている。

実際の撮像された画像フレームについて OpenPose にて処理を行った結果の例を Fig. 4 に示す。Fig. 4(a) の画像を入力すると、Fig. 4(b) に示すように実際の歩行者以外にも人物として検出される場合がある。OpenPose にて処理を行った後に人物以外の検出については全て手作業にて取り除くことにより、Fig. 4(c) のような画像を得ることができる。

多様な測定条件下において OpenPose によって取得できる 25 個の関節位置から統一的な座標系による間接

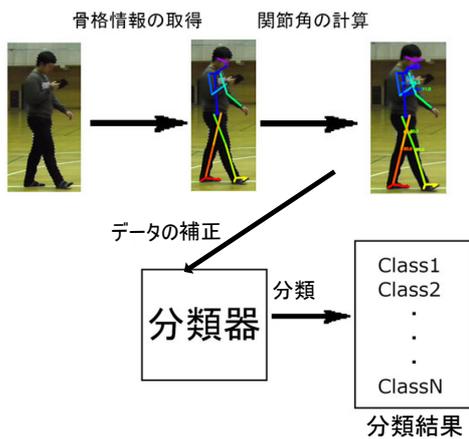


Fig. 3: Processing flow for estimating behaviors of a pedestrian from image sequences



(a) Input image



(b) Processed output with misdetected objects



(c) Cleansed output

Fig. 4: An example of images processed by OpenPose

位置座標に変換することは困難であるため、文献⁵⁾にて用いられている手法により関節角度を算出し、この角度情報の時間変化を行動推定に用いる。この方法では、特定の骨を表す関節位置のペアをボーンとし、同一関節点を持つボーン同士の内積から角度を求めることにより0から 2π の範囲で求めた。取得された画像と関節角の例をFig. 5に示す。

また欠損値や誤差などの影響を低減するため、OpenPoseで関節が取得できていないフレームは1フレーム前の値を使用し、過去8フレームの関節角の移動平均を関節値として使用する。本論文では k -近傍法を用いた分類器によって関節の角度データを{手前奥, 左, 右}からの、{歩行, 走行, 歩きスマホ, 脇見歩行}に加え、停止, 転倒, 転倒後という19種類の状態に分類することにより動画から人間の行動を推定する。

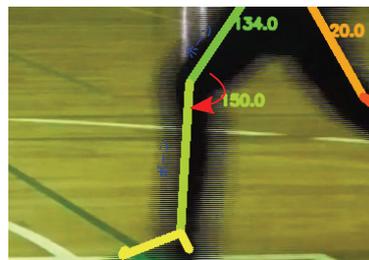


Fig. 5: An example of calculating articular angle from image



Fig. 6: An example of image projection using 4 key-points

2.3 歩行軌跡の取得手法

前節の歩行者の行動分類に加えて、画像フレームから対象歩行者の位置推定を行うことにより、歩行者の歩行軌跡の取得を行う。これは撮像画像から歩行者を上から見た(地面と並行な)2次元座標に変換する処理を行うことにより行われる。この変換を行うために、撮像を行う際に位置基準となる点を4点選定しておき、この位置基準点が撮像画像に含まれるように撮影を行った。

位置取得においては、まず撮像した歩行者の動画を静止画像フレームとして取り出し、各画像フレームに対して歩行者の骨格構造およびその座標値を得る。その後歩行者の両足の中間点を歩行者の位置とし、データの撮影の際にあらかじめ設置しておいた基準点を元に透視変換を行うことにより、地面と平行な二次元平面上での歩行者の座標の取得を行った。この処理を全画像フレームに対して繰り返して行い、得られた軌跡を歩行軌跡として扱う。実際の撮影画像と射影変換後の画像の例をFig. 6に示し、この処理により取得した歩行者の移動軌跡の例をFig. 7に示す。

3 歩行者モデル生成結果

歩行者の実際の行動データを取得するために、計28名の被験者について設定したシナリオに沿った歩行行動の動画撮影を行い行動モデルの制作に用いた。動画の撮影にはSONY FDR-AX1を用い、解像度 3840×2160 、フレームレート30fpsとした。カメラおよび歩行者の位

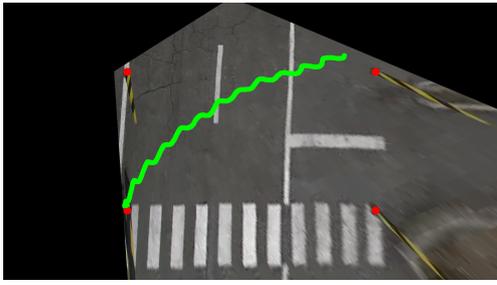


Fig. 7: An example of a trajectory of a pedestrian

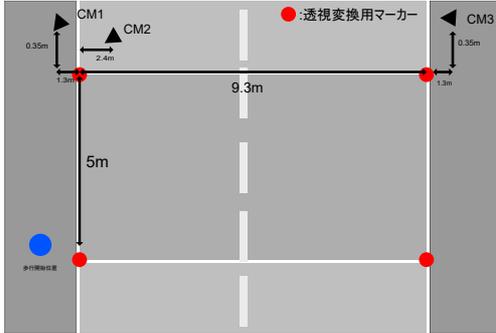


Fig. 8: 単路での撮影環境

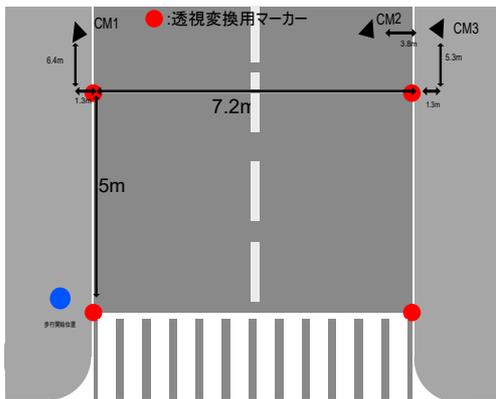


Fig. 9: 交差点での撮影環境

置関係 (撮影環境) について単路での撮影環境を Fig. 8 に、交差点での撮影環境を Fig. 9 示す。撮影された動画画像より周囲環境の状態、歩行者の行動および二次元平面上での座標を取得し、行動モデル生成に用いるデータとした。

取得したデータに対し骨格抽出を行い関節角を計算し、分類器を用いることで歩行者の行動情報を取得した。本研究では分類器によって分類された 19 クラスの行動のうち、各方向からの歩行、走行、首振り、スマートフォンを見ながらの歩行、をそれぞれ行動モデルにおける歩行、走行、周囲確認、スマートフォンを見ながらの歩行、として分類し、停止、転倒、転倒後、を行動モデルにおける停止として分類する。またシナリオによって定められた周囲環境下において、行動モデルによって出力された座標から 3m 以内の座標とされたデータのうち、ある時刻 t における状態から時刻 $t+1$ に各状態に変化する確率を求め、次の状態への遷移確率とした。

生成した歩行者行動モデルの出力例を図 10 に示す。この歩行者モデルは、横断歩道や信号がない単路横断

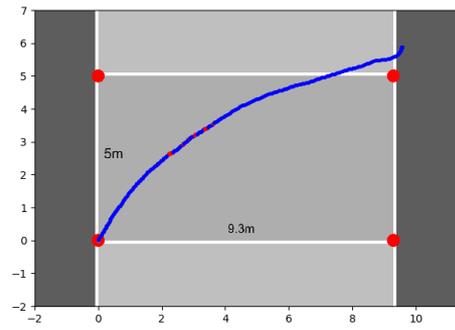


Fig. 10: A generated output from a pedestrian model, where a pedestrian is at a single tracked road without crosswalk mark, traffic signal, and coming car

を行っている歩行者の動画画像から生成したモデルである。生成された歩行軌跡や行動は実動画画像から得られたものに類似しており、歩行者モデルが正しく生成できたことを確認した。

4 まとめ

本研究では動画画像の歩行者の行動モデルを生成する手法の提案および実画像を用いた生成実験を行った。提案手法により、現実の歩行者の挙動に類似した行動を出力する歩行者モデルを生成することを確認した。

今後の課題として、出力された行動の評価方法の検討、より多くの条件を用いた行動モデルの作成などが挙げられる。

参考文献

- 1) 青木ほか: 予防安全支援システム効果評価シミュレータ (ASSESS) のための歩行者行動特性の解析, 自動車技術会論文集, 42(5), 1199/1204 (2011)
- 2) 稲垣ほか: 生活道路における子どもの横断判断特性に関する実験的考察, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), 71(5), 665/671 (2015)
- 3) 酒井ほか: 骨格の時系列変化情報を用いた歩行人物の行動推定, 第 18 回コンピューショナル・インテリジェンス研究会講演論文集, 23/26 (2021)
- 4) Z. Cao, G. Hidalgo, T. Simon, S. E. Wei, and Y. Sheikh: OpenPose: realtime multi-person 2D pose estimation using Part Affinity Fields, arXiv preprint 1812.08008 (2018)
- 5) K. Inada, T. Ishikawa and H. Watanabe: Evaluation of Action Synchronization and Shape for Multiple Dancers Using OpenPose, 映情学技報, 42(44), 21/23 (2018)

人物動作解析のためのグラフ畳み込み スパイクニューラルネットワークに関する検討

○三木大輔 上妻賢和 (千葉工業大学)

A Study of Graph Convolutional Spiking Neural Network for Human Motion Time Series Data Analysis

*D. Miki, K. Kamitsuma and T. Matsunaga (Chiba Institute of Technology)

Abstract— An increasing number of low-power neuromorphic chips based on spiking neural networks (SNNs) have been developed recently, and it is expected to be applied in the fields of computer vision and gesture recognition. In this study, we confirmed that the SNN model for analyzing time series data on human motions can be trained using the surrogate gradient learning. Furthermore, we verified that the classification accuracy of human motion time series data can be enhanced by using SNNs with a structure that recursively performs spatial graph convolution.

Key Words: Spiking neural network, Graph convolutional network, Human motion recognition, Hand gesture recognition

1 はじめに

映像中の人物の動作を理解する技術はヒューマンコンピュータインタラクション、映像監視、エンターテインメント等への応用が期待されており、様々なセンサやデータの解析手法に関する開発が行われている。このようなセンサデータを解析するために、人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network, ANN) を用いた方法が多く提案されており、多層の畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network, CNN) を用いた方法¹⁾、Recurrent Neural Network (RNN) や Long Short-Term Memory (LSTM) のような再帰型ニューラルネットワークを用いた方法^{2, 3)}、グラフ畳み込みニューラルネットワーク (Graph Convolutional Network, GCN) を用いた方法^{4, 5, 6, 7)}等が提案されている。特に最近では、人物の動作を関節位置に関する一連の座標情報の時間変化をグラフ構造として扱う方法が用いられており、Yan らおよび Li らは、時間的および空間的に接続された GCN (Spatial-Temporal Graph Convolutional Network, ST-GCN)^{4, 5)}を用いた人物動作解析手法を提案し、優れた精度で人物動作の識別が可能であることを報告した。Li らは人物の動作に関するリンク (Actional-link) と構造に関するリンク (Structural-links) を考慮した GCN である Actional-Structural Graph Convolutional Network (AS-GCN)⁶⁾を提案した。また、Si らは ST-GCN に、Attention Enhanced Graph Convolutional LSTM (AGC-LSTM) 層⁷⁾を導入することで識別精度の向上を実現した。以上のような ANN は人物の動作解析のみならず、さまざまな課題において人間を凌駕する成果を実現できることが報告されているが、その学習および実行には多くの電力を必要とする。一方で、人間の脳の消費エネルギーは電力に換算して僅か 12-20 W 程度とされており、特定のタスクのみならず、同時に複数の感覚器官への入力処理や生命の維持に必要な様々な処理を行うこともできる⁸⁾。近年、生物の脳の構造に着想を得たスパイクニューラルネットワーク (Spiking Neural Network, SNN) を用いた低消費電力

なニューロモルフィックチップの開発が行われており、映像認識やジェスチャ認識への適用が期待されている。そこで本研究では、SNN を用いた人物動作に関する時系列データの解析手法に関する検討を行った。

2 手法

人物の姿勢情報は 2 次元、または 3 次元的な人物の関節位置座標に関する時系列データとして表現することができる。また、人物の動作は、関節位置に関する座標情報について、同一時点における異なる関節間の空間的な位置関係と、同一の関節間の時間的な位置変化を特徴量としてもつ。つまり、人物の姿勢について関節位置をノード、その接続をエッジとしたグラフ構造として表現し、データの空間的な情報を扱う際には単一時点における人物の各関節同士を自然に接続したグラフ構造、データの時間的な情報を扱う際には前後時点における同一ノードを時間的に接続したグラフ構造を用いることで両者の特徴を上手く扱うことができる。これらの空間的および時間的な特徴は、姿勢情報を用いた人物動作の解析においてどちらも重要である。このような時空間的な接続をもつ GCN を扱うため、Yan らは人物姿勢に関する時系列データに対して空間的なグラフ畳み込み演算を行う Spatial-GCN (S-GCN) と時間的なグラフ畳み込み演算を行う Temporal-GCN (T-GCN) の両方を持つ ANN によって人物の行動を識別する ST-GCN⁴⁾を提案し、CNN や LSTM を用いた手法と比較して良好な識別精度が得られることを報告している。そこで、本研究では CNN 構造をもつ SNN および Yan らの研究を参考にした空間的な畳み込みを行う GCN 構造を持つ SNN について人物動作解析への適用可能性を評価した。

2.1 空間的グラフ畳み込み演算

長さ T 時点を持ち、単一時点で I 個のノードをもつノード集合 $V = \{v_{ti} | t = 1, \dots, T, i = 1, \dots, I\}$ および、エッジ集合 E から成るグラフ $G = (V, E)$ における注目ノード v_{ti} の隣接ノード集合は

$$B(v_{ti}) = \{v_{tj} | d(v_{tj}, v_{ti}) \leq D\} \quad (1)$$

で表される。ここで、 $d(v_{tj}, v_{ti})$ は、ノード v_{tj} からノード v_{ti} までの距離である。本研究では $D = 1$ とした。また、注目ノード v_{ti} の隣接ノード集合 $B(v_{ti})$ に対し、マッピング関数 m_{ti} によって各ノードの部分集合への分割が行われる。本研究では、隣接ノード集合を注目ノード、重心に近いノード、および残りのノードに分割するために、同一時点での姿勢情報におけるのすべての関節位置の平均座標をその重心とし、マッピング関数を

$$m_{ti}(v_{tj}) = \begin{cases} 0 & \text{if } r_j = r_i \\ 1 & \text{if } r_j < r_i \\ 2 & \text{if } r_j > r_i \end{cases} \quad (2)$$

とした。ここで、 r_i はグラフ重心から i 番目のノードまでの平均距離である。また、空間的なグラフの畳み込み演算は

$$h^{(l+1)}(v_{ti}) = \sum_{v_{tj} \in B(v_{ti})} \frac{1}{Z_{ti}(v_{tj})} h^{(l)}(v_{tj}) \cdot \mathbf{w}(m_{ti}(v_{tj})) \quad (3)$$

で表される。ここで、 $h^{(l)}(v_{tj})$ は l 層目の隠れ層の出力、 \mathbf{w} は重みパラメータである。重みパラメータ $\mathbf{w}(v_{ti}, v_{tj})$ は先のマッピング関数を用い、

$$\mathbf{w}(v_{ti}, v_{tj}) = \mathbf{w}'(m_{ti}(v_{tj})) \quad (4)$$

と表すことができる。また、 $Z_{ti}(v_{tj}) = |\{v_{tk} | m_{ti}(v_{tk})\}|$ であり、出力の正規化に用いた。

2.2 SNN の導入

SNN はスパイクの発火頻度ではなく、スパイクを直接記述するニューロンモデルである。Leaky Integrated-and-Fire (LIF) ニューロンモデルは最も一般的な例であり、内部状態として膜電位 $v(t)$ を持ち、外部のニューロンからスパイクが入力された際に、それぞれに対応する重みを介してその膜電位を変化させる。ニューロンはその膜電位が閾値を超えた場合に発火し、外部のニューロンへスパイクを伝搬する。これは以下の微分方程式として記述される

$$\tau \frac{dv_i(t)}{dt} = -v_i(t) + \sum_t w_{ij} I_j(t). \quad (5)$$

ここで、 $v_i(t)$ 時刻 t における i 番目のニューロンの膜電位であり、 $I_j(t)$ は j 番目のニューロンから出力されるスパイクによる電流、 τ はニューロンの時定数である。また、膜電位が閾値 V_{th} を超えた際に膜電位は電位 V_{reset} に設定される

$$v_i \leftarrow V_{reset} \text{ when } v_i \geq V_{th}. \quad (6)$$

SNN は、スパイクが入力された場合のみニューロンが活動するため、SNN の消費電力は比較的低いとされる¹²⁾。SNN の実装には深層学習フレームワークの PyTorch および SNN ライブラリ `snnTorch`¹⁰⁾ を用いた。各ニューロンの実装には `snnTorch` における LIF ニューロンを用い、入力データに対して入力層の持つそれぞれの重みを介して得られる入力電流の総和から膜電位を計算した後、膜電位が閾値を超えた際にスパ

イクを生じるようにした。SNN の構造には多層の CNN または GCN を持つ構造を採用した。以降、CNN または GCN 構造を持つ SNN をそれぞれ C-SNN、および GC-SNN とする。C-SNN には 1 次元的な畳み込み層を 6 層と全結合層を 1 層持つ構造とし、畳み込み層における最初の 2 層は 32 チャンネル、次の 2 層には 64 チャンネル、最後の 2 層は 128 チャンネルとした。また、各畳み込み層の後にバッチ正規化層、2 層目および 4 層目の後に最大値プーリング層を設けた。GC-SNN にはグラフ畳み込み層を 6 層、全結合層を 1 層持つ構造とし、グラフ畳み込み層の最初の 2 層は 32 チャンネル、次の 2 層には 64 チャンネル、最後の 2 層は 128 チャンネルとした。C-SNN と同様に各グラフ畳み込み層の後にバッチ正規化層、6 層目の後に平均値プーリング層を設けた。併せて SNN との比較のために 9 層の GCN 層を持つ ANN を用意した。最初の 3 層は 64 チャンネル、次の 3 層には 128 チャンネル、最後の 3 層は 256 チャンネルとし、時間方向について 4 番目と 7 番目の層の後に平均プーリング層、また、各 GCN 層の後に、ドロップアウト層を導入した。

3 実験

C-SNN および GC-SNN を用いた人物行動識別に関する定量的な評価を行うために、人物の手指動作が収録された公開データセットである DHG14/28 データセット⁹⁾ を用いた。本データセットは民生用モーションキャプチャ機器 (Intel, Real Sense) により撮像されたデータセットであり、本データセットに含まれる各手指の姿勢情報は、22 点の関節位置に関する 3 次元座標から成り、20 名の人物が 14 種の動作をそれぞれ 5 回ずつ実行した 2800 の時系列データが記録されている。実験では、全データの 70% (1960) を学習用、30% (840) を評価用とし、SNN の学習および評価に供した。すべてのデータ長をデータセットに含まれる最も長い動作である 149 時点に統一し、データ長が不足する場合には各データに対してゼロパディングを施した。データ拡張として、手指の大きさや動作速度の違いに頑健にするために、SNN の学習時のみ各関節位置の座標に対して、0.9 から 1.1 の値をランダムに乗じた。SNN の学習には `snnTorch` の代理勾配を用いた誤差逆伝播法¹¹⁾ を用い、代理勾配として高速シグモイド関数を選択した。最終層で出力されるスパイクの総数に対してソフトマックス関数による活性化を行った後、推定値と真値との誤差に関するクロスエントロピー損失を最小化するように、Adam Optimizer を用いた重みパラメータの最適化を行った。学習率を 10^{-3} として 1000 回の重みパラメータを更新を行った後学習率を 10^{-4} に変更し、さらに 1000 回の重みパラメータを更新を行った。比較のための ANN の学習では、最終層の出力に対してソフトマックス関数による活性化を行った後、SNN の学習時と同様に Adam Optimizer を用い (学習率 10^{-3}) として各層の重みパラメータを最適化した。

4 結果および考察

図 1 に DHG14/28 データセットに含まれる時系列データの一部と、提案手法により学習された SNN の出力のラスタプロットおよび推定結果を示す。ここで、人物行動の識別精度を算出するため、推定値に関する

各時点の合計値が最大であったクラス

$$\text{detected gesture} = \arg \max_k \sum_t y_k^{(t)} \quad (7)$$

を識別された行動とした。本推定結果はデータセットにおける左手の手指を「X」の文字を描くように動作させる「Swipe X (2)」クラスに属するデータを解析することで得られた結果である。結果から当該クラスに属する期待値が最も高くなり、適切に推定が行われたことがわかる。また、「Swipe V (2)」、「Swipe + (2)」、「Swipe X (1)」等の類似した動作に対しても高い値が推定された一方で、その他のクラスに対しては低い値が推定されていることがわかる。図2および表1は、DHG14/28 データセットに対して得られた混同行列および行動識別精度である。まず、ANNを用いた手法としてST-GCNを用いた手法では92.1%の識別精度が得られたのに対し、C-SNNを用いた手法により73.3%の識別精度が得られた。さらに、C-SNNより少ない重みパラメータを持つGC-SNNを用いた手法では78.3%の識別精度が得られ、ANNを用いた手法には劣るもののC-SNNと比較して良好な識別精度が確認された。提案するSNNを用いた手法は現状ではANNを用いた手法と比較して識別精度で大きく劣るものの、その構造を検討することで識別精度が改善可能と考えられる。

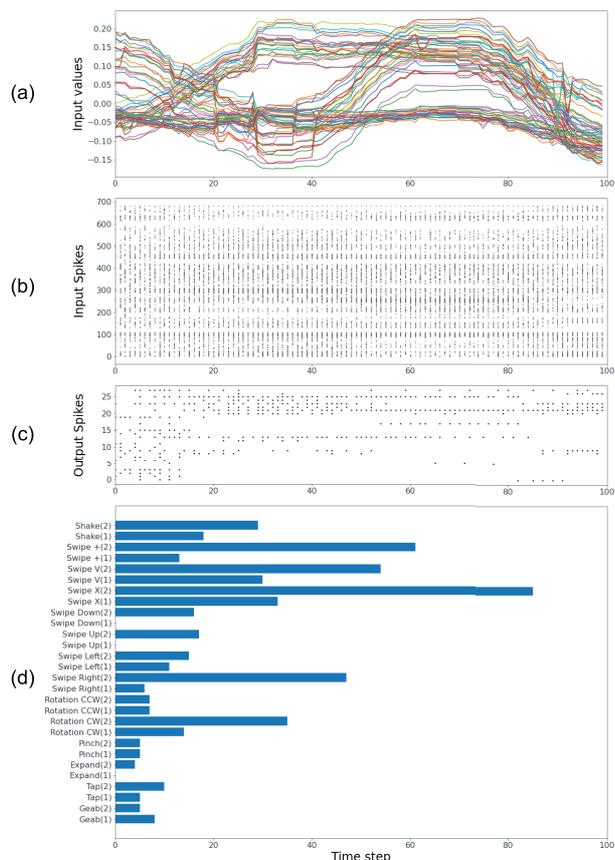


Fig. 1: (a) Evaluation data belonging to the class “Swipe X(2)”, (b) Spikes generated in the input layer. (c) Spikes generated in the output layer. (d) Estimated gesture

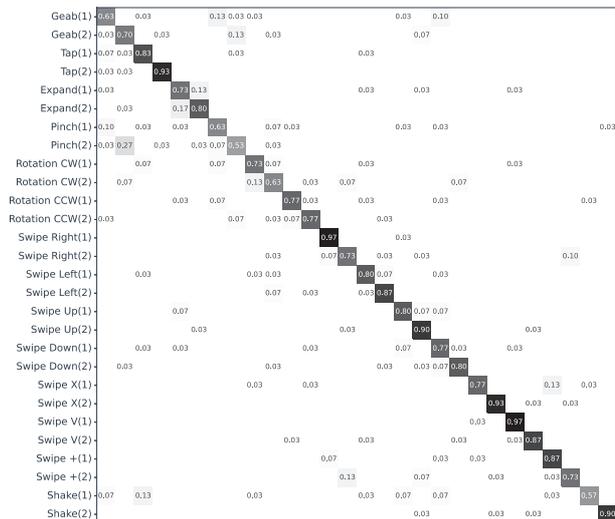


Fig. 2: Confusion matrix on DHG14/28 dataset.

Table 1: Comparison of classification accuracy on DHG14/28 dataset.

Methods	Params	Accuracy(%)
ST-GCN (ANN) ⁴⁾	3.07M	92.1
C-SNN (SNN)	115k	73.3
GC-SNN (SNN)	101k	78.3

5 おわりに

本研究では人物動作に関する時系列データを解析するためのSNNおよびその学習手法に関する検討を行った。CNNまたはGCN構造をもつSNNに対し、代理勾配を用いた誤差逆伝播法を用いた学習によりそれぞれの重みパラメータを学習した。識別精度の評価ではANNに及ばないものの人物動作解析への適用可能性が確認された。さらに、C-SNN構造に比べてGC-SNNを用いることで識別精度の向上が可能であったことから、層数や各種ハイパパラメータ等に検討の余地があり、識別精度をさらに向上できる可能性がある。本研究で扱ったデータは民生用モーションキャプチャ機器から出力される値をそのままSNNへ入力し、SNNの膜電位が閾値を超えたときにスパイクを生じさせる方法を採用したが、イベントカメラ等のようなデバイスから得られるスパイクパターン信号を解析できるように改良を行うことも今後の課題のひとつである。今後は以上のSNNの構造および学習方法の検討と、スパイクパターン信号を扱えるように改良に取り組んでいく。

参考文献

- 1) M. Liu, H. Liu, and C. Chen. Enhanced skeleton visualization for view invariant human action recognition, *Pattern Recognition*, Vol. 68, pp. 346–362, 2017
- 2) Y. Du, W. Wang, and L. Wang. Hierarchical recurrent neural network for skeleton based action recognition, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.1110–1118, 2015.
- 3) J. Liu, G. Wang, L.-Y. Duan, K. Abdiyeva, and A. C. Kot, *Skeleton-Based Human Action Recognition With Global Context-Aware Attention LSTM Networks*, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.27, No.4, pp.1586–1599, 2018.
- 4) S. Yan, Y. Xiong, D. Lin, *Spatial temporal graph convolutional networks for skeleton-based action recog-*

- dition, Proceedings of the 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence, pp.7444–7452, 2018.
- 5) C. Li, Z. Cui, W. Zheng, C. Xu, and J. Yang, Spatiotemporal graph convolution for skeleton based action recognition, Proceedings of the 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence, pp.3482–3489, 2018.
 - 6) M. Li, S. Chen, X. Chen, Y/ Zhang, Y. Wang, and Q. Tian. Actional-Structural Graph Convolutional Networks for Skeleton-Based Action Recognition, Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.3590–3598, 2019.
 - 7) C. Si, W. Chen, W. Wang, L. Wang, and T. Tan, An Attention Enhanced Graph Convolutional LSTM Network for Skeleton-Based Action Recognition, Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1227–1236, 2019.
 - 8) William B Levy and Victoria G Calvert. Computation in the human cerebral cortex uses less than 0.2 watts yet this great expense is optimal when considering communication costs *BioRxiv*, 2020.
 - 9) S.R. Kheradpisheh, M. Ganjtabesh, and T. Masque-lier, "Bio-inspired unsupervised learning of visual features leads to robust invariant object recognition," *Neurocomputing*, vol. 205, pp. 382–392, 2016.
 - 10) J. K. Eshraghian, M. Ward, E. Neftci, X. Wang, G. Lenz, G. Dwivedi, M. Bennamoun, D. S. Jeong and W. D. Lu, Training spiking neural networks using lessons from deep learning, *arXiv preprint arXiv:1906.09395*, 2021
 - 11) E. O. Neftci, H. Mostafa, and F. Zenke, Surrogate gradient learning in spiking neural networks: Bringing the power of gradient-based optimization to spiking neural networks, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.36, No.6, pp.51–63, 2019.
 - 12) Q. D. Smedt, H. Wannous, J.-P. Vandeborre, Skeleton-Based Dynamic Hand Gesture Recognition, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2016

機械振動信号に基づく製造装置の故障予兆検知手法

○和氣 諒太¹ 磯川 悌次郎¹ 伊丹 哲郎¹ 松井 伸之¹ 森永 和慶² 上浦 尚武¹
(¹ 兵庫県立大学 ² 株式会社サニー技研)

An Anomaly Detection Scheme in Mechanical Vibration Signal

*R. Waki¹, T. Isokawa¹, T. Itami¹, N. Matsui¹, K. Morinaga², N. Kamiura¹
(¹ University of Hyogo ²Sunny Giken, Inc.)

Abstract— Anomaly detection, i.e., when a manufacturing equipment breaks down in near future, is an important and challenging task for the factories with a number of such equipment. This paper presents a method for evaluating the degree of anomaly from sensory signals for mechanical vibration. It is based on calculation of normality with respect to the distribution of sensory signals. It is shown that the proposed method works for the vibration signals from a miniature carrier machine.

Key Words:

1 はじめに

現在、国内における製造業全体の課題の一つとして、更新することが困難な古い製造装置の故障が挙げられる。ひとたび大規模な故障が起こると数百万円以上の大きな損失が発生することになるが、一方で補修を行うための費用を抑える必要があり、いつ故障が発生するのかという予兆を検出する技術の確立が求められている。

このような背景から、製造装置の故障予兆を自動的に検出する技術の実現が期待されており、機械学習を用いた手法も提案されている¹⁾。故障予兆検出の多くはセンサにより計測された信号群を外部に送信し、外部に置かれたサーバにて受信信号を処理することにより実現している。送信データ量を抑える観点からは、計測信号をローカルに処理し故障の予兆警告など必要なデータのみを送信する、いわゆるエッジ計算に基づく検出手法も重要である。しかしながら、膨大な計測信号から高速かつ高精度に故障予知を行う方法についてはいまだ開発途上にあるのが現状である。

我々はペットボトルの製造工場稼働している搬送機に焦点をあて、この搬送機が動作する際に発生する振動を製造装置に取り付けられた加速度センサにより計測し、この加速度信号を統計的に処理することにより搬送機の駆動に用いられているリニアガイド(LMガイド)の故障予兆検知を行う手法について検討している。²⁾ 本研究では、加速度センサ信号群からサンプリングされる標本群は正規分布に従うという仮定を置き、得られた標本群がどの程度正規分布から離れているかという指標を導入することにより故障予兆検出を行う手法を提案する。また、提案手法が有効であるかどうかを調べるために、実際の搬送機ではなく搬送機をミニチュア化した評価装置から得られる加速度信号に本手法を適用した結果を報告する。

2 搬送機および計測信号

本研究で対象とするセンシング評価装置を Fig. 1 に示す。本装置では、図中①に示すプレートが往復運動を行い、発生した振動を図中②に示す位置にある3軸加速度センサにより計測する。この計測では、移動しているプレートそのものの加速度を計測しているの

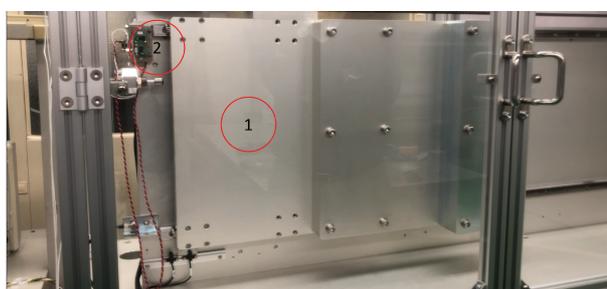


Fig. 1: Miniature carrier machine for evaluation

はなく、このプレートが移動することにより発生する振動を計測している。プレートの往復運動は4秒間で一往復するように設定されており、評価装置の左端から移動を開始し、中央で一定時間静止、その後右端まで移動して一定時間静止した後に、左端まで戻るといったシーケンスに従って移動している。

このセンシング評価装置のプレートが一往復する際に発生する振動の加速度データを Fig. 2 に示す。この図から評価装置の往復運動により大きく3つの振動が発生していることがわかる。この評価装置では、3つの振動の中で最も振動時間が長いのは2.7秒から3.9秒の間であり、この時間帯においてはプレートは加速・減速している他に一定速度で移動する期間が存在している。この一定速度で移動している時間は、本評価装置では0.6秒間となる。本研究では、LMガイドやレールなどの劣化の影響を観測しやすい部分はプレートが一定速度で移動している状況であるという仮定を置き、この時間帯の加速度信号から故障予兆検出を行う。

本研究では、正常に稼働している状況に加えて、装置の経年劣化にともなう異常データを収集するために、評価装置に異物混入グリスを給脂した状況において加速度信号の収集を行った。具体的には、一定期間通常のグリス環境で稼働させた後に、金剛砂を混入したグリスをLMブロックに給脂し加速度データの収集を行った。本研究では、異物濃度0.06%massの給脂して稼働させた後にさらに金剛砂の濃度を上昇させた3%massの2パターンについて加速度データを収集した。これらの実験を行った後に一度金剛砂を含むグリスを取り除き、通常のグリスを給脂して稼働させるデータの収

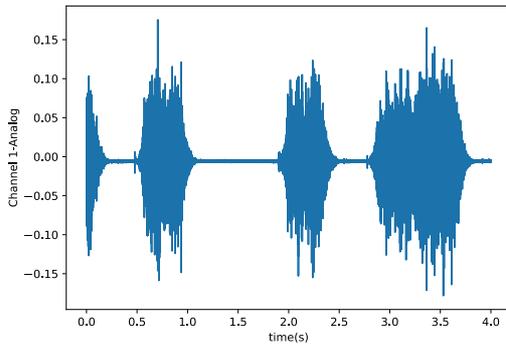


Fig. 2: Acceleration signal obtained from carrier machine (x -axis)

集も行った。よって本研究により得られる加速度信号の種類として、正常データ、異物混入データ (0.06%および3%), 異物拭き取り後データの4パターンとなる。

3 信号の正規性に基づく異常状態の定量化

本節では、センサから得られた加速度信号から搬送機の故障 (異常) 状態を定量化する方法について説明する。異常状態を定量化することにより、現在の状態は故障状態にどの程度近づいているのか、あるいはいつ故障するのかということを予測することができると考えられる。

最初に加速度信号の前処理について説明する。評価装置に取り付けられている加速度センサから得られた加速度信号の平均値を求め、それぞれの加速度信号から平均値を引くことにより、加速度信号に重畳している直流成分を除去する。その後、次式 (1) により加速度信号を積分し速度相当の信号に変換する。

$$v(t + \Delta t) = v(t) + a(t)\Delta t \quad (1)$$

ここで、 $v(t)$ は速度相当信号、 $a(t)$ はセンサから得られた加速度信号、 Δt は加速度センサのサンプリング間隔である。加速度センサは3軸あり、それぞれ x 軸、 y 軸、 z 軸の信号と呼ぶ。それぞれの軸に対応するセンサ信号に対してこれらの前処理を適用する。

評価装置は毎日稼働されているが、加速度信号のサンプリングは1日あたり4回のみ行う。また各サンプリングにおいては、連続した10往復分の加速度信号の取得を行う。これにより、1日あたり50個の加速度信号が得られることになる。

次に、同じ日の定速移動をしている速度信号群 (50個) からの同一の動作タイミングについて信号を取り出し、これらの信号群集合に対して正規性の度合いの計算を行う。同じ日の振動データにおいて、搬送機の動きが始まる時刻にはずれがあることを考慮し、定速部分0.25秒間の内、定速移動開始から0.03秒間のデータを除いた0.22秒間の速度データにおいて、0.02秒ごとの信号群、計11群に対して正規性の計算を行う。正規性の度合いを算出する手法として、本手法では、シャピロウィルク検定³⁾を使用する。これにより定速部分の11点の時刻について、50個の速度信号の分布が正規分布に従う確率 $p_{normal}^i(d)$ ($i = 1, \dots, 11$) を算出できる。ここで、 d は測定日を表す。

次に、これらの確率値に対して尤度算出を行うことにより、各日における搬送機の動作異常値 $DoA(d)$ を

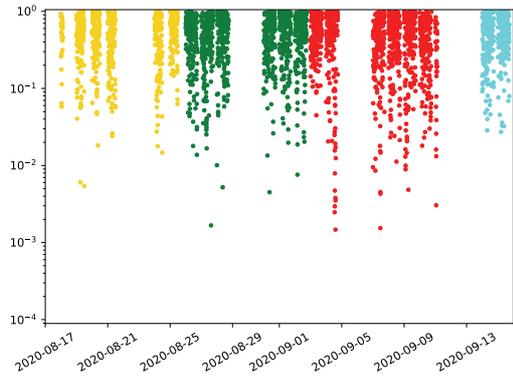


Fig. 3: Probabilities of velocity signals for following normal distribution (x -axis)

定義する。

$$DoN(d) = - \sum_{i=1}^{11} p_{normal}^i \quad (2)$$

正常に動作している場合に速度信号の分布が正規分布に従うという仮定より、搬送機が異常状態に近づいている場合の速度信号は正規分布となる確率が低くなる。これにより、 $p_{normal}^i(d)$ 値が小さい値を取ることが多くなると、それに従い $DoN(d)$ 値は増大するということが期待される。

搬送機の異常状態を評価するために、上記 $DoN(d)$ の経過日数に対する累積値 $ADoN(d)$ を算出し、この $ADoN(d)$ の d に対する変化量を計算する。 $ADoN(d)$ は次式として定義する。

$$ADoN(d) = \sum_{d'=1}^d DoN(d') \quad (3)$$

$ADoN(d)$ の変化量はある期間における d と $ADoN(d)$ に関して線形単回帰分析を行い、得られた回帰式の傾きとして定義する。

4 評価装置の振動信号の異常状態評価

本節では、評価装置から得られた加速度信号データから正規性の計算、動作異常度 DoA 、累積動作異常度 $ADoA$ を算出し、実際の評価装置の設定状態とこれらの値の関係について評価する。加速度センサは3軸方向を個別に測定することができるため、これら軸方向のそれぞれについて評価を行う。

まず、 x 軸方向についての結果を示す。速度信号について正規分布に従う確率 p_{normal} を図示したものを Fig. 3 に示す。この図では区間ごとに色分けしており、黄色が初期の正常稼働時において得られた信号、緑色が異物混入 (0.06%mass) 時において得られた信号、赤色が異物混入 (3%mass) 時において得られた信号、青色が異物拭き取り後の信号を表す。この図より、ほとんどの信号については高い確率 (≥ 0.1) で正規分布に従っているが、経時や異物 (金剛砂) 混入に伴い正規分布に従わない (< 0.1) 信号群が出現していることがわかる。また、これらの低い確率を持つ信号群は異物拭き取り後には少なくなっていることもわかる。

次に、これらの確率値から累積異常度 $ADoA$ を算出した結果を Fig. 4 に示すとともに、正常データ、異物

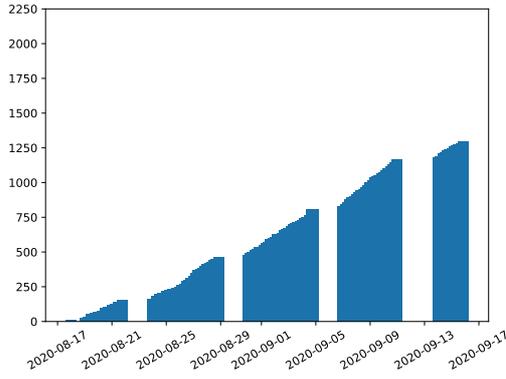


Fig. 4: Accumulated degree of normality($ADoN$) values (x -axis)

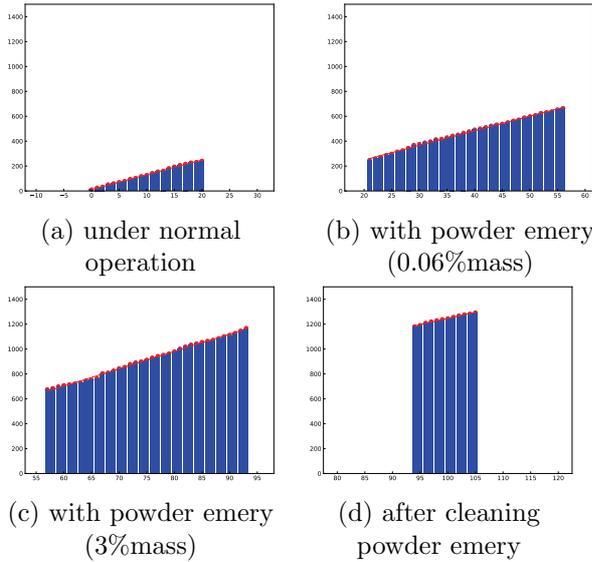


Fig. 5: $ADoN$ values for four periods (x -axis)

混入 (0.06%, 3%), 異物拭き取り後の4つの期間について期間ごとの $ADoA$ 値の変化を Fig. 5 に示す。これらの図より、経時および異物混入に伴い $ADoA$ の変化量が大きくなっていることがわかる。Fig. 5(a) から (d) の各期間における経時 d に対する $ADoA$ の関係は、それぞれ次式として表される。

$$\begin{aligned} (a) \quad & ADoA(d) = 11.86d + 11.0 \\ (b) \quad & ADoA(d) = 11.73d + 14.0 \\ (c) \quad & ADoA(d) = 13.94d - 134.0 \\ (d) \quad & ADoA(d) = 9.95d + 251.0 \end{aligned}$$

これらの変化量 (上式の d の係数) より、混入した異物濃度が高くなると変化量も大きくなり、異物を拭き取ると変化量が小さくなっていることがわかる。

次に、同じ解析を y 軸方向の加速度信号に対して行った結果を示す。Fig. 6 は各日の速度信号に対する正規分布に従う確率を示す。傾向としては x 軸の場合と同様であるが、正常稼働時に極端に小さい確率値を持つ信号群が見受けられる。現時点では、このような信号が発生した原因については特定できていない。この確率値より $ADoN$ 値を算出した結果を Fig. 7 および Fig. 8

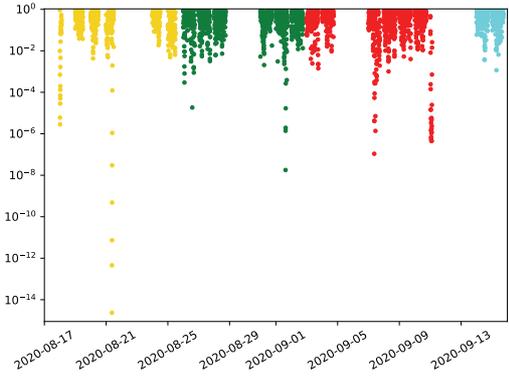


Fig. 6: Probabilities of velocity signals for following normal distribution (y -axis)

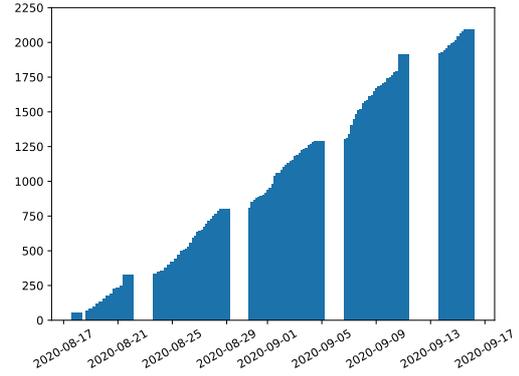


Fig. 7: Accumulated degree of normality($ADoN$) values (y -axis)

に示す。これらの図が示す $ADoN$ 値の変化量は x 軸と同様の変化をしていることがわかる。 x 軸の場合と同様に、Fig. 8(a) から (d) のそれぞれに対応する $ADoN$ の変化量を算出すると、

$$\begin{aligned} (a) \quad & ADoA(d) = 21.46d + 35.0 \\ (b) \quad & ADoA(d) = 18.16d + 109.0 \\ (c) \quad & ADoA(d) = 20.59d - 64.0 \\ (d) \quad & ADoA(d) = 16.14d + 397.0 \end{aligned}$$

が得られた。変化量の大きさ自体は x 軸よりも大きいですが、各区間での変化量の推移は x 軸の場合と同様に、経時および異物混入に従い変化量が大きくなり、異物拭き取り後は変化量が小さくなっていることがわかる。

最後に z 軸方向の加速度信号に対して本手法を適用した結果を示す。Fig. 9 に各信号データに対する確率値を示し、これらの値から算出される $ADoN$ 値を Fig. 10 に示す。これらの結果は x 軸および y 軸の結果と同様であることがわかる。Fig. 11 に示す各区間ごとの $ADoN$ 値から変化量を算出した結果は以下の通りとなる。

$$\begin{aligned} (a) \quad & ADoA(d) = 13.67d + 32.0 \\ (b) \quad & ADoA(d) = 12.24d + 42.0 \\ (c) \quad & ADoA(d) = 14.58d - 102.0 \\ (d) \quad & ADoA(d) = 13.07d + 17.0 \end{aligned}$$

z 軸については、全体的な変化が x 軸、 y 軸の結果より小さくなるが、異物混入 (3% mass) および異物拭き取り後の変化量の推移は同様であるといえる。

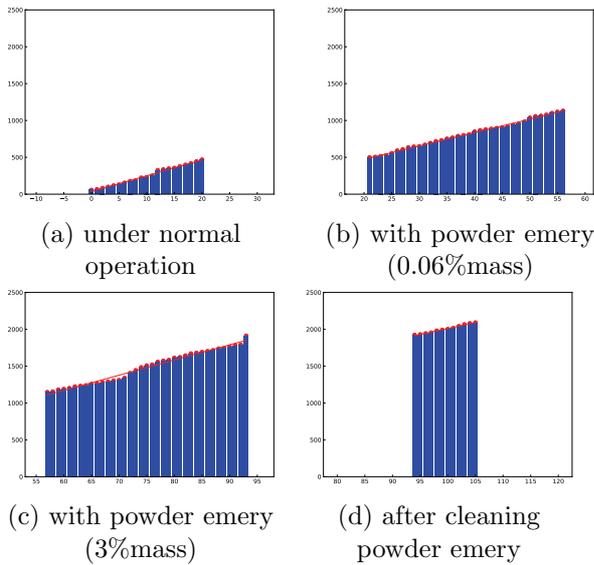


Fig. 8: $ADoN$ values for four periods (y -axis)

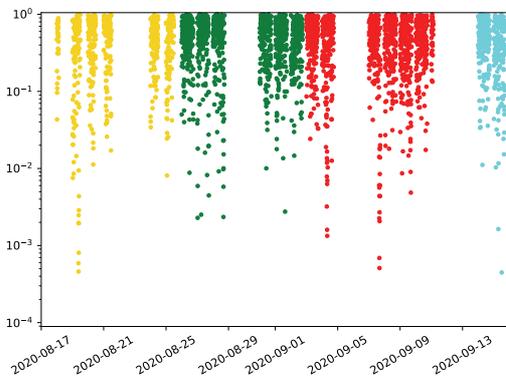


Fig. 9: Probabilities of velocity signals for following normal distribution (z -axis)

これらの3軸の信号に対して本手法を適用した結果より、異物濃度の違いや異物を拭き取る前後の $ADoN$ の変化量の推移を見ることにより評価装置の状態を振動信号より推定することが可能であると考えられる。

5 まとめ

本研究では、搬送機に取りつけられた加速度センサで取り入れた加速度信号を統計的に処理することにより、故障予兆の検知を行う手法を提案し、搬送機のミニチュアである評価装置で得られた信号群に対して本手法を適用した結果を示した。解析結果より、評価装置における加速度信号から、装置の状態変化が検出することが可能であることが示され、本提案手法が有効であることが示唆された。

今後の課題としては、評価装置ではなく搬送機の実機により得られる信号群に対して本手法を適用し、その有効性を検証することなどが挙げられる。

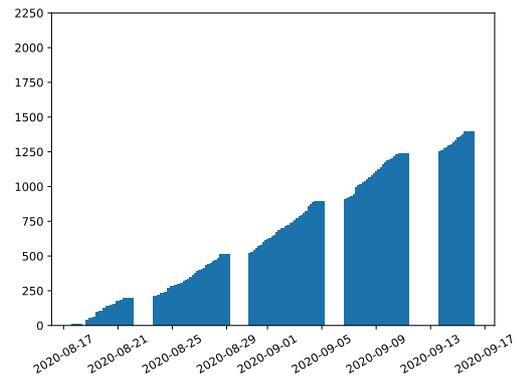


Fig. 10: Accumulated degree of normality($ADoN$) values (z -axis)

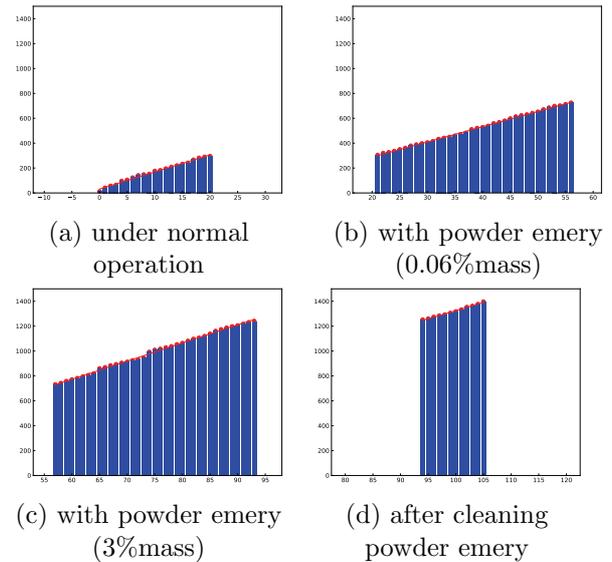


Fig. 11: $ADoN$ values for four periods (z -axis)

参考文献

- 1) 切通 恵介, 泉谷 知範: 機械学習を用いた工場機器の故障予測, DEIM Forum (2017)
- 2) 公立大学法人兵庫県立大, 株式会社サニー技研, 製造装置の故障予兆を安価・軽量に検知する量子機械学習エッジコンピューティングの開発, 令和元年度戦略的基盤技術高度化支援事業 (サポイン事業)
- 3) R.A. Maronna, R.D. Martin, V.J. Yohai and M.S. Barrera: Robust statistics: theory and methods (with R), John Wiley & Sons, (2019)

人との共同注意行動に基づくロボットの表情的ジェスチャの獲得

○滝澤和真 大保武慶 (東京工芸大学)

Representational Gesture Acquisition Based on Joint Attention Behaviors in Human-Robot Interaction

* K. Takizawa and T. Obo (Tokyo Polytechnic University)

Abstract— In this study, we present a method of robot's gesture acquisition based on imitative learning in Human-Robot Interaction. Various types of communication robots have been developed and become more familiar with us. Human-like conversation with gestures and verbal cues makes a contribution to provide more natural communication. Pointing gesture and representational Gesture are important measures to share own cognitive environment with others. We therefore propose a method for extracting a spatiotemporal patterns of gesture movements performed by a person and generating motion patterns for a communication robot.

Key Words: Representational gesture, Joint attention, Human-Robot Interaction

1 はじめに

近年、情報技術やロボット技術の発展により、さまざまな分野でコミュニケーションロボットの導入が議論されており、人とロボットのインタラクションの設計がより重要視されるようになってきた。人とロボットとのコミュニケーションには、言語的な情報と非言語的な情報が用いられるが、いずれの場合においても、ロボットへの入力形式や方法が事前に設計されている場合が多い^{1,2)}。ロボットとインタラクションを図る人にとって、これらの特性を事前に把握することはできない。そのため、ユーザのメンタルモデルとロボットのインタラクションの形式が一致しなければ、ユーザにとって不快感が生じてしまい、コミュニケーションの破綻につながる要因となりうる。

人は言葉や身振りをを用いることで他者との意思疎通を図るが、話し手の意図や考え方が受け手に過不足なく伝わることはほとんどない。意思疎通の送り手が投げかけた言葉や身振りは、あくまで受け手の解釈によって意味づけられる³⁾。すなわち、コミュニケーションにおける言葉や身振りは、送り手から投機的に表現されるものであり、解釈は受け手にゆだねられる。このような曖昧な情報提供のやり取りの中から、我々は他者や環境との相互作用を介し、コミュニケーションという場を形成している。

人のようなコミュニケーションという観点から見ると、ロボットのコミュニケーションは、意味理解、解析という段階であり、その先において相互作用を実現するためにはいまだに多くの課題がある。人間が行うような相互作用を実現させるためには、コミュニケーションという場の構造をシステム論的に捉えることが必要である⁴⁾。社会システム論では、コミュニケーションを「送り手と受け手の間で創発されるシステム」として捉えており、どちらか一方に還元することはできないとされる。コミュニケーションというシステムの中では、情報の送り手と受け手は互いにブラックボックスの関係にある。つまり、送り手にとって受け手の行動は常に不確定である一方、受け手にとっても同様であり、双方が「こちら不確定だが、相手もこちらが不確定だ」という二重の偶発性を考慮した意思決定を求められる。この偶発性こそがコミュニケーション

ンを社会システムとして創発させるきっかけとなり、さらに、相互作用を深めるにつれて双方が他者の期待通りに行動し始めると、システムは安定へ向かうことができる。

偶発性に基づく、人間は相手が必要とする情報を常に予測しなければならない。我々は様々な形式の言葉や身振りをを使う一方で、特に気にすることもなく、それらを瞬時に解釈することができる。言葉や記号の解釈の仕組みに着目すると、D.Sperber と D.Wilson によって提唱された関係性理論の概念が重要な役割を果たす^{5,6)}。従来、人間のコミュニケーションは、送り手が情報をコード化し、受け手がコードを復号化する過程であると考えられてきた。これはコードモデルと呼ばれる概念である。しかし、コードモデルでは、送り手の意図まで受け手に伝えることができないことや、復号化されていない部分に関する解釈に言及しないなど、その限界が指摘されてきた。D.Sperber と D.Wilson は、送り手の意図と受け手の推論を分けて考える意図明示推論的コミュニケーションを提唱し、コードモデルのみに依存しない、受け手側の蓋然的な推論の存在に基づくコミュニケーションモデルを考えた。意図明示推論コミュニケーションでは、受け手の解釈は要する労力と認知的効果の観点から、送り手の行為自体に最適な関連性が含まれていると考える。しかし、このような推論モデルを考慮したとはいえ、送り手と受け手の間で推論を同様に作用させるためには、双方が共通の知識集合を有しているだけではなく、それが共通する知識となっている必要がある。そのため、関連性の概念では、コミュニケーションにおいて想定される知識集合が顕在化された「相互認知環境」を構築することで、コミュニケーションが行われると考えられる。以上のことを踏まえると、人のコミュニケーションは、送り手と受け手の間で創発されるシステムであり、相互的な協調によって、その価値や意味を主観的に共有していく。

人はコミュニケーションにおいて、時間や空間を調整することによってお互いの意思疎通を円滑に促そうと努力している⁷⁾。例えば、2者間の対話における発話や身振りの同調や、乳児の身体動作と母親の発話の同調などが報告されている^{8,9)}。また、うなずきや相槌もコミュニケーションにおけるリズムの同調を促進さ

せることに有効であることが示されている¹⁰⁾。コミュニケーションにおいて、相手の意図を推論できた場合、うなずきや相槌は、意味を持った動作になる。うなずきや相槌などの動作を行うにあたり、S.K.Maynardはそれらの定義を「話し手が発話権を行使している間に聞き手が送る短い表現」とし、機能を「「続けて」というシグナル」や「内容理解を示す」などの6つに分けている¹¹⁾。また、堀口は「話し手の発話が聞き手に届けられたことを話し手に知らせるサイン」としてしている¹²⁾。以上のように、人同士のコミュニケーションでは、メッセージは相手の解釈に依存しているため、積極的に相手に推論させる協調的な行為が必要となる。

非言語的情報としてコミュニケーションの際に利用されるジェスチャには多くの種類が存在している¹³⁾。まず、社会的に慣習化していることから発話を伴うことなく動作のみである程度意図を伝達することができるエンブレムジェスチャというものがあり、一例として、喜びを表す際のガッツポーズやVサイン、感謝を伝える際のお辞儀、相手に対し挑発的な態度を伝える際のあっかんべーといった動作が挙げられる。エンブレムジェスチャは形態と意味の関係性が予め定まっているため、発話を伴わずともある程度意思疎通を可能とするが、一方で発話を伴うことによって形態と意味の関係性を創り出し、意図の伝達を図る動作を表象的ジェスチャと呼ぶ。本研究では、人とロボットの協調的なコミュニケーションを実現するために、表象的ジェスチャの学習と認識に着目し、人とロボットのインタラクションの中でロボットが動作を学習することによって、より協調的なコミュニケーションを実現するための方法論を検討する。

2 コミュニケーションロボットシステム

本研究でのロボットシステムとして、富士ソフト株式会社の「PALRO (パルロ)」を用いる(図1)。PALROは、富士ソフトが開発しているヒューマノイドロボットである。PALROは、画像認識による顔認識や個人識別、動体検知が可能であり、また、音声認識や音源方向の推定、音声合成エンジンによる発声なども可能である。PALROの全高は約40 cm、重さはバッテリーを含めて約1.6 kgである。全身に搭載された23個のアクチュエータを用いて様々な動作を生成することができる。本研究では、PALROを用いて、人とのコミュニケーションにおける表象的ジェスチャの獲得を目指す。

また本研究では、人間の身振り手振り、ジェスチャを計測することを目的として、Microsoft社製のKinectセンサV2を使用する。Kinectセンサには色彩情報を取得可能なRGBカメラと、センサからの距離である深度を取得可能な距離カメラが搭載されている。また、リアルタイムに人間の位置や骨格情報を取得可能なソフトウェアライブラリを用いて、人間の身体動作を検出する。本研究ではKinectセンサV2を使用する(図2)。KinectセンサV2によって取得される骨格モデルは25箇所の関節から構成されている。骨格モデルは、Kinectセンサに内蔵されているプロセッサによって演算され、リアルタイムに姿勢を推定することができる。本研究では、人が腕の動きで表現するジェスチャを対象とするため、上半身部分の骨格座標データを用いる。

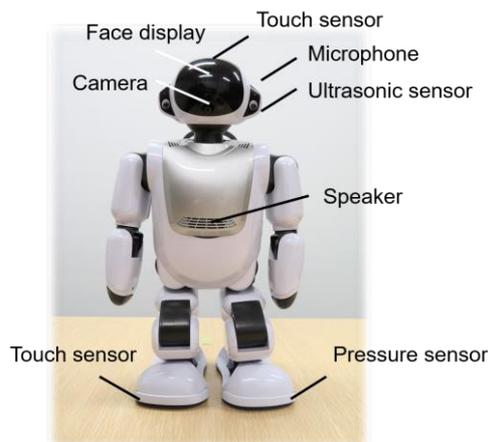


Fig. 1: Communication Robot: PALRO.



Fig. 2: Kinect Sensor V2.

3 コミュニケーションロボットによる表象的ジェスチャの動作生成と学習

3.1 遺伝的アルゴリズムを用いた見まね動作の生成

人の動作からロボットの見まね動作を生成するためには、人の骨格情報に合わせてロボットの運動学モデルを構築し、逆運動学を解くことによって各関節角度を推定しなければならない。また、Kinectセンサは、25カ所の関節位置の座標情報を計測することが可能であるが、人の各関節角度を直接取得することはできない。そこで本研究では、ロボットの運動学モデルを用いて、取得された人の骨格情報に運動学モデルの関節座標を近似させることで、ロボットの姿勢・動作生成可能な方法を適用する。具体的には、遺伝的アルゴリズムを用いて逆運動学の解を近似的に求める。

本研究では、連続世代型の進化的計算手法の一つである定常状態遺伝的アルゴリズム (steady-state genetic algorithm; SSGA) を適用する。また、ロボットの運動学モデルを図3に示す。ロボットの各関節角度を θ とすると、関節角度はSSGAによってヒューリスティックに推定される。

SSGAによって生成される*i*番目の解候補を \mathbf{g}_i とすると、以下のように表現できる。

$$\mathbf{g}_i = (\theta_1, \theta_2, \theta_3) \quad (1)$$

θ_j は運動学モデルを構成する*j*番目の関節角度を示しており、SSGAにおいて各解候補は関節角度を遺伝子とする個体として扱われる。

生成された各個体は、解候補により表現される運動

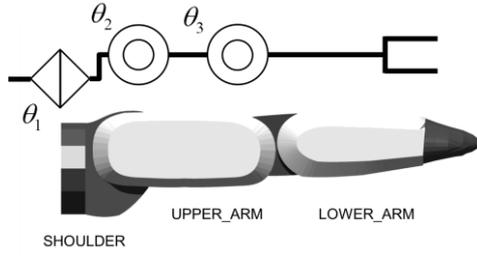


Fig. 3: Robot Arm Model.

学モデルの姿勢と、Kinectセンサによって計測された被験者の姿勢との類似度によって評価される。 i 番目の個体の遺伝子を解候補として、順運動学に基づき算出された運動学モデルの各関節位置を \mathbf{Q}_i 、Kinectセンサによって計測された各関節位置を \mathbf{P} とすると、適応度 fit_i は以下のように算出される。

$$\mathbf{Q}_i = (\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \mathbf{q}_3) \quad (2)$$

$$\mathbf{P}_i = (\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \mathbf{p}_3) \quad (3)$$

$$fit_i = \sum_{k=1}^K \|\mathbf{q}_k - \mathbf{p}_k\| \quad (4)$$

ここでは、運動学モデルの姿勢は、肩、肘、手先の3つの頂点座標ベクトルから構成されており、Kinectセンサによって計測された姿勢情報との類似度をユークリッド距離に基づき求めている。以上のように、この問題は適応度が最小になるように各関節角度を求める最小化問題として帰着される。

3.2 文脈的関係性の学習が可能な Growing Neural Gas を用いた表象的ジェスチャの獲得

本研究では、前節で述べた方法によって生成されたジェスチャの時空間的な動作パターンを抽出するために Growing Neural Gas (GNG) を適用する。GNG は、データ分布の位相構造に合わせて、ノードや結合関係の追加・削除を適宜行うことが可能な教師なし学習手法の一つである。ここでは、Kinectセンサによって計測された動作データからロボットの関節角度を推定し、ロボットのコンフィギュレーション空間における、ジェスチャ動作の生成に必要な空間的なパターンを学習するためにGNGを用いる。一方、GNGは入力ベクトルとして空間的な情報を与えるだけでは、動作における時間的なパターンを学習することが出来ない。人間の動作の場合、動きの早い動作パターンにおいてはデータが疎になり、遅い動作パターンの場合は密になるというような空間的な特徴を観測することもできるが、各データの時系列的な関係性を把握するためには、文脈を学習することも必要となる。そのため、本研究ではGNGの各ノードに対して、経時的に変化する内部状態を持たせたパルスニューロンモデルを適用し、各ニューロンモデルの発火による文脈的關係から、時空間的な特徴を含む位相構造の獲得を目的とした方法を提案する。

パルスニューロンモデルは、神経細胞の内部状態の変化を実際の生体反応により近い表現で模式化しており、発火の有無やそのタイミングに基づき出力の振

舞いに変化するモデルである。本研究で適用したパルスニューロンモデルの内部状態は、時刻 t において以下のように与えられる。

$$h_i(t) = \gamma h_i(t-1) + h_i^{ext}(t) + h_i^{ref}(t) + \alpha \cdot \tanh(h_i^{syn}(t)) \quad (5)$$

$$h_i^{syn}(t) = \sum_{j \in C_i} w_{i,j} h_j^{PSP}(t-1) \quad (6)$$

ここで、 $h_i(t)$ は離散時間 t における i 番目のニューロンの内部状態、 h_i^{ext} は結合関係を持つニューロン以外からの外部入力、 h_i^{ref} は神経細胞の不応期を表現するための項、 h_i^{syn} は他ニューロンからの入力を示しており、 γ は内部状態に対する減衰係数 ($0 < \gamma < 1$)、 α は任意の係数である。また、 h_j^{PSP} は j 番目のニューロンから他ニューロンへの入力として伝搬されるシナプス後電位、 C_i は i 番目のニューロンが結合関係を持つニューロンの集合、 $w_{i,j}$ は j 番目のニューロンから i 番目のニューロンに対する結合強度である。

本研究では、各ニューロンモデルをGNGによって構築されるノードに対応づけるため、各ノードに対して最も近いロボットの動作姿勢とのユークリッド距離 d に基づき、以下のように外部入力を与えている。

$$h_i^{ext}(t) = \exp(-\beta \cdot d_i^2) \quad (7)$$

本ニューロンモデルでは、内部状態が閾値を超えると発火現象を起こす。ここで、発火現象の有無は以下のように表現する。

$$p_i(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } h_i(t) > q \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

q は発火の閾値である。また、生物の神経細胞には、一度発火現象を起こすと、ある一定の期間発火が抑制される不応期が生じる。本ニューロンモデルでは、以下のように不応期を表現する。

$$h_i^{ref}(t) = \begin{cases} -1, & \text{if } p_i(t) = 1 \\ \gamma^{ref} h_i^{ref}(t-1), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

ここで、 γ^{ref} は減衰係数 ($0 < \gamma^{ref} < 1$)を示す。さらに、発火後の神経細胞の出力は、他の神経細胞への入力として伝搬される。神経細胞間に結合関係があるのであれば、シナプス後電位として、信号を伝搬することができる。本ニューロンモデルでは、シナプス後電位を以下のように表現する。

$$h_i^{PSP}(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } p_i(t) = 1 \\ \gamma^{PSP} h_i^{PSP}(t-1), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

ここで、 γ^{PSP} は減衰係数 ($0 < \gamma^{PSP} < 1$)である。シナプス後電位は、結合強度 w を正の値とした場合に興奮性、負の場合において抑制性として、作用させることができる。

また、ニューロン間の結合強度の更新方法としてヘブ学習に基づく学習則を用いる。各ニューロンは、歩行者の接近にともない、式(7)に示す外部入力を与えられるため、各ニューロンの発火パターンは歩行者の移動パターンに依存すると考えられる。そこで本研究では、歩行者流の時空間的なパターンを抽出することを目的として、以下の通り結合強度を更新する。

$$w_{i,j} = \begin{cases} (1-\eta)w_{i,j} + \eta h_j^{PSP}(t-1), & \text{if } p_i(t)=1 \\ \lambda w_{i,j}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

ここで、 η は学習係数、 λ は忘却係数を示す。頻繁に歩行者が通過する場所に位置づけられているノードほど、結合強度が強化され、予測的にノード間の情報伝達が可能になり、互いの内部状態に影響を及ぼすようになる。また、本研究では、式(11)によって更新される結合強度をGNGにおける位相構造の更新にも適用する。具体的には、結合強度を用いて位相構造を構成するノードの強度というパラメータを以下のように設ける。

$$s_i = \frac{1}{2n_i} \sum_{j \in C_i} (w_{i,j} + w_{j,i}) \quad (12)$$

ここで、 s_i は i 番目のノードに対応する強度を示しており、 n_i は i 番目のノードと結合関係を持つ他ノードの数を示す。

一般的なGNGのアルゴリズムは、 n 次元の入力に対して、ノードを増殖させながら、 n 次元のネットワークを構築していく。これら隣接ノード関係は競合学習によって形成される。また、GNGのアルゴリズムは、予め初期ノードの数を決める必要性がなく、基準学習数に達するか、最大ネットワーク数に達した場合に、新しいノードの追加が終了する。本研究では、GNGにおける勝者ノードの選択や年齢の閾値の更新を、上述したパルスニューロンモデルのパラメータを用いて行う。以下に、学習アルゴリズムの手順を示す。

INI: 二つのノードの参照ベクトル \mathbf{u}_1 、 \mathbf{u}_2 をランダムに生成し、エッジの結合関係 $c_{1,2} = 1$ 、エッジの年齢 $a_{1,2} = 0$ とする。

1. 入力ベクトル \mathbf{x} を取得する。
2. 入力ベクトル \mathbf{x} に対する第一勝者ノード g_1 と第二勝者ノード g_2 を選択する。

$$g_1 = \arg \min_{i \in A} \|\mathbf{x} - \mathbf{u}_i\| \quad (13)$$

$$g_2 = \arg \min_{i \in A \setminus \{g_1\}} \left(\|\mathbf{x} - \mathbf{u}_i\| - \omega_1 \cdot h_i^{PSP} \cdot h_{g_1}^{PSP} + \omega_2 \cdot |s_i - s_{g_1}| \right) \quad (14)$$

3. ノード g_1 について入力ベクトルとの二乗誤差の積算誤差 E_{g_1} を累積する。

$$E_{g_1} \leftarrow E_{g_1} + \|\mathbf{x} - \mathbf{u}_{g_1}\|^2 \quad (15)$$

4. ノード g_1 およびノード g_2 の参照ベクトルを以下のように更新する。ただし、 η_1 と η_2 を学習係数とする ($\eta_1 > \eta_2$)。

$$\mathbf{u}_{g_1} \leftarrow \mathbf{u}_{g_1} + \eta_1 (\mathbf{x} - \mathbf{u}_{g_1}) \quad (16)$$

$$\mathbf{u}_j \leftarrow \mathbf{u}_j + \eta_2 (\mathbf{x} - \mathbf{u}_j) \quad \text{if } j \in C_{g_1} \quad (17)$$

5. 年齢の閾値 ag_{1,g_2}^{\max} を以下のように更新し、ノード g_1 と g_2 との間のエッジの年齢を0にリセットする。また、エッジが存在しない場合は、新たにエッジを作成する。

$$a_{g_1,g_2}^{\max} = \frac{a^{\text{base}}}{2} \left(1 + 0.5 \cdot (w_{g_1,g_2} + w_{g_2,g_1}) \right)$$

$$a_{g_1,g_2}^{\max} \leftarrow \begin{cases} a_{g_1,g_2}^{\max} - a_{g_1,g_2}, & \text{if } a_{g_1,g_2}^{\max} < a_{g_1,g_2}^{\max} - a_{g_1,g_2} \\ a_{g_1,g_2}^{\max}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

$$a_{g_1,g_2} \leftarrow 0$$

6. ノード g_1 と結合関係のあるすべてのエッジの年齢をインクリメントする。

$$a_{g_1,j} \leftarrow a_{g_1,j} + 1 \quad \text{if } j \in C_{g_1} \quad (19)$$

7. 閾値 $a_{g_1,j}^{\max}$ を超える年齢のエッジを削除する。他のノードとの結合関係を持たないノードが現れた場合は当該ノードを削除する。

8. 積算誤差が最大のノード e_1 を選択し、積算誤差がある値以上であれば、以下の操作を行う。

- i. ノード e_1 との結合関係のあるノードの中で累積誤差が最大のノード e_2 を選択
- ii. 現時点でのノード数が事前に設定した最大ノード数未満であれば、ノード e_1 と e_2 間のエッジを2分するように新しいノード r を挿入する。
- iii. ノード e_1 と r 、ノード e_2 と r との間にそれぞれエッジを追加する。
- iv. ノード e_1 と e_2 の積算誤差を以下のように更新する。

$$E_{g_1} \leftarrow E_{g_1} + \varepsilon E_{g_1} \quad (20)$$

$$E_{g_2} \leftarrow E_{g_2} + \varepsilon E_{g_2}$$

- v. ノード r の積算誤差、ノード e_1 と r 、ノード e_2 と r との間の結合強度、年齢の閾値を以下のように設定する。また、ノード e_1 と e_2 間のエッジは削除する。

$$E_r \leftarrow 0.5 \cdot (E_{g_1} + E_{g_2}),$$

$$w_{g_1,r} \leftarrow w_{g_1,g_2}, \quad w_{r,g_1} \leftarrow w_{g_2,g_1}$$

$$w_{g_2,r} \leftarrow w_{g_2,g_1}, \quad w_{r,g_2} \leftarrow w_{g_1,g_2} \quad (21)$$

$$a_{r,j}^{\max} \leftarrow \frac{a^{\text{base}}}{2} \left(1 + 0.5 \cdot (w_{r,j} + w_{j,r}) \right), \quad j \in C_r$$

9. すべてのノードの積算誤差を減らす。
10. 終了条件が満たされない場合、手順2に戻る。

4 実験

本研究では、物理エンジン (Open Dynamics Engine) に基づき作成したロボットシミュレーション上にて、表象的ジェスチャにおける動作パタンの抽出を行った。表象的ジェスチャは、Kinectセンサを用いて、被験者1名に対して事前に計測した。計測した動作パターンは、(a)三角形、(b)円形、(c)四角形、(d)ハート型、(e)ひょうたん型の5種類である (図4) ここでは、いずれの動作においても、両腕を用いて特定の記号を表現するジェスチャを対象とした。各動作を計測したフレーム数を表1にまとめる。また、実験で使用した各種パラメータは経験的に以下のように設定した: $\alpha = 0.2$, $\gamma = 0.95$, $\beta = 2.0$, $\gamma^{\text{ref}} = 0.6$, $\gamma^{\text{PSP}} = 0.99$, $\eta = 0.5$, $\lambda = 0.999$, $\omega_1 = 2.0$, $\omega_2 = 2.0$, $a^{\text{base}} = 50$, $\varepsilon = 0.1$ 。なお、位相構造を構築す



(a) Triangle



(b) Circle



(c) Box



(d) Heart



(e) Gourd-shaped

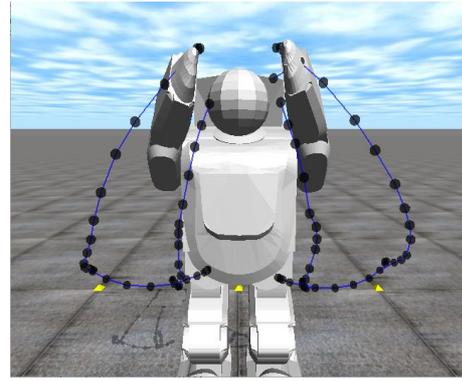
Fig. 4: Gesture patterns in Experiment.

Table 1: Number of samples in each gesture pattern.

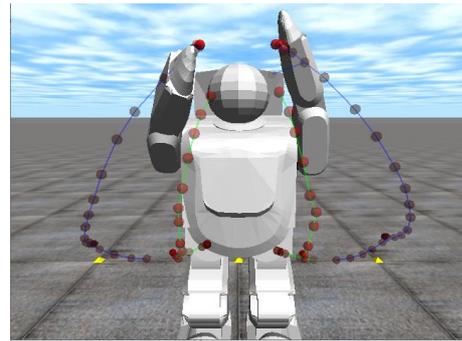
Dataset	# of samples
Triangle	174
Circle	177
Box	211
Heart	138
Gourd-shaped	198

るノードの最大数は500としている. さらに, 実験では各ジェスチャのデータセットを用いて, 100000回の学習施行を実施した.

図5に, 三角形の描写動作における, 従来型のGNGを用いた実験結果と, 提案手法を用いた場合での実験結果を示す. 図中において各ノードを連結するエッジが色分けされているが, これは形成されたクラスタの識別を示している. 従来型のGNGでは空間的な情報のみを入力ベクトルとしているため一連の動作における姿勢の軌跡が一つのクラスタとして認識されている. 一方, 提案手法では, 三角形を描写する前の腕の振り上げと三角形を描くための動作が別々のクラスタとして認識されている. これは, 腕を振り上げた際に, 被験者が一度停止をしてから描写動作に移行したため,



(a) Conventional GNG



(b) Proposed method

Fig. 5: A result of motion pattern learning on “Circle” gesture.

Table 2: Comparative results of topological structure between conventional GNG and proposed method.

Dataset	# of nodes		Neighbor Distance Ave.	
	GNG	proposed	GNG	proposed
Triangle	50	52	0.157	0.147
Circle	48	52	0.168	0.150
Box	57	57	0.144	0.155
Heart	50	51	0.128	0.130
Gourd-shaped	56	56	0.170	0.170

連続的な動作として, 文脈的な関係性が構築されなかったことが考えられる. また, 他の4種類の動作を学習した結果を図6に示す. GNGによって構築されたいそう構造の結合関係には, パルスニューロンモデルのHebb学習則に基づく結合強度が用いられており, さらに, 各ノードの参照ベクトルはロボットの姿勢情報が含まれているため, 獲得した位相構造から動作を再現できることが考えられる. また, 腕の振り上げなど, 一連の動作からプリミティブな動作が生成されるため, これらの組み合わせから新規の動作生成などができることなども検討できる. さらに, 表2には, 従来型のGNGと提案手法の位相構造におけるノード数, 結合関係をもつノード間の平均距離を示しているが, 本実験では, 位相構造の空間的な特徴において大きな違いは見られなかった. 位相構造における空間的な特徴は従来のGNGの特性を継承しつつ, 結合関係において文脈

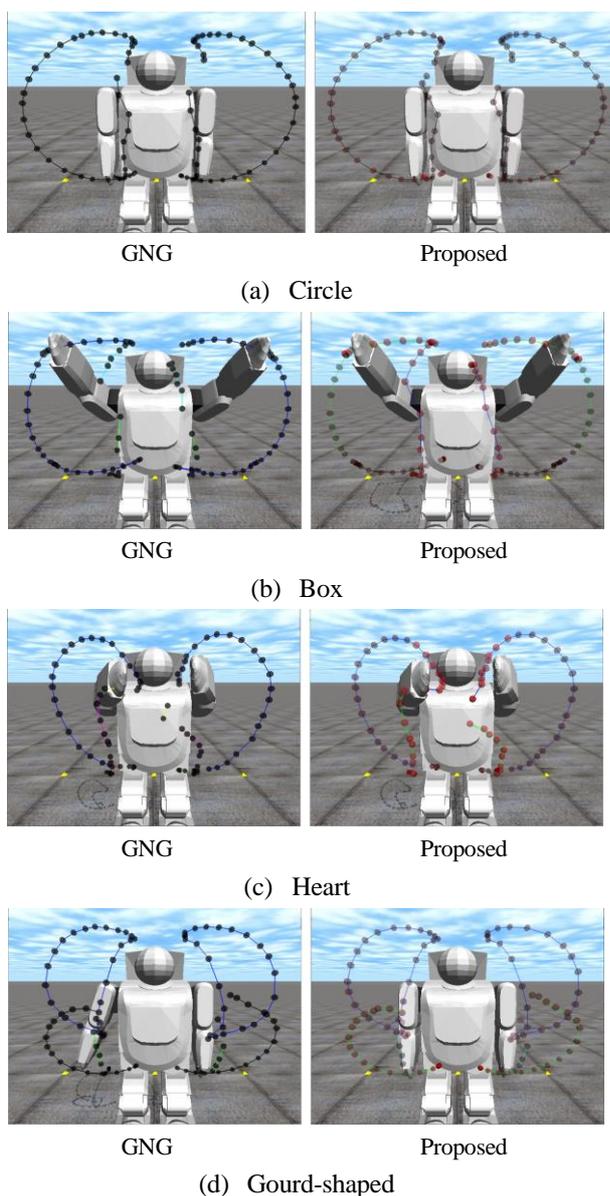


Fig. 6: Motion pattern learning on each gesture.

的な要素に基づく学習を行っているため、図5に示すような結果が得られたのではないかと考察できる。

5 おわりに

本稿では、人とロボットの協調的なコミュニケーションを実現するため、表象的ジェスチャの学習と認識に着目し、人の骨格座標の計測データからロボットの関節座標を模倣的に推定し、さらに得られたロボットの姿勢情報を用いてジェスチャの動作パターンを獲得するための方法について検討した。具体的には、ロボットの上肢運動を構成するコンフィグレーション空間において、GNGに基づく位相構造を構築し、ジェスチャに基づく時空間的なパターンを抽出した。実験結果より、提案手法を用いることによって、一連の動作パターンから文脈性の高い動作の中からプリミティブな動作パターンを抽出できる可能性なども確認することが出来た。今後の課題として、得られた位相構造からロボットの動作を再現する方法について検討していく。

参考文献

- 1) 河原 達也：ここまでの音声認識技術，情報処理学会，41巻4号，pp436-439，2000
- 2) 岩瀬 佳代子，神田 崇行，石黒 浩，柳田 益造：コミュニケーションロボットにおけるノンバーバル情報を用いた状況依存音声認識，情報処理学会，90号，pp.31-38，2004
- 3) 高橋 英之，岡田 浩之：コミュニケーションにおける曖昧さとその機能，日本知能ファジィ学会誌，Vol.22，No.4，pp.450-483，2010
- 4) R.Vanderstraeten: "Parsons, Luhmann and the Theorem of Double Contingency," *Journal of Classical Sociology*, Vol.2, No.1, pp.77-92, 2002.
- 5) D.Wilson: "Linguistic Structure and Inferential Communication," in *Proceedings of the 16th International Congress of Linguists*, 1998.
- 6) D.Wilson and D.Sperber: "Relevance theory," *Handbook of pragmatics* (eds L. Horn & G. Ward), Oxford: Blackwell, pp.607-632, 2004.
- 7) Y.Miyake and H.Shimizu: "Mutual entrainment based human-robot communication field-paradigm shift from "human interface" to "communication field"," In *Proc. of 3rd IEEE International Workshop on Robot and Human Communication*, pp.118-123, 1994.
- 8) M.Tomasello, M.Carpenter, and U.Liszkowski: "A New Look at Infant Pointing," *Child Development*, Vol. 78, No. 3, pp.705-722, 2007.
- 9) N.J.Enfield, Sotaro Kita, J.P. de Ruitter: "Primary and secondary pragmatic functions of pointing gestures," *Journal of Pragmatics*, vol. 39, pp.1722-1741, 2007
- 10) 平沼 英翔，三武 裕玄，長谷川 晶一：人の相槌に対する韻律の同調制御と発話進行制御により親和的な情報提供を行う対話エージェントの実現，第47回情報処理学会エンタテインメントコンピューティング研究会，2018.
- 11) S.K.Maynard: "Anlysis of conversation", Kuroshio Publishers, pp.23-179, 1993.
- 12) 堀口 純子：コミュニケーションにおける聞き手の言語行動，日本語教育第64号，13-26
- 13) 細馬 宏通：非言語コミュニケーション研究のための分析単位-ジェスチャー単位-，人工知能学会誌，23巻3号，2008