

# 公立はこだて未来大学 2021 年度 システム情報科学実習 グループ報告書

Future University-Hakodate 2021 System Information Science Practice  
Group Report

## プロジェクト名

脳をつくるプロジェクト

## Project Name

Make Brain Project

## グループ名

神経回路モデルによる歩行シミュレーション

## Group Name

Gait simulation using neural network models

## プロジェクト番号/Project No.

20-A

## プロジェクトリーダー/Project Leader

石川慶孝 Yoshitaka Ishikawa

## グループリーダー/Group Leader

石川慶孝 Yoshitaka Ishikawa

## グループメンバ/Group Member

石川慶孝 Yoshitaka Ishikawa

大渡健太 Kenta Owatari

井上裕貴 Yuki Inoue

高良拓馬 Takuma Kora

## 指導教員

香取勇一 佐藤直行 佐々木博昭 ヴラジミール リアボフ

## Advisor

Yuichi Katori Naoyuki Sato Hiroaki Sasaki Volodymyr Riabov

## 提出日

2022 年 1 月 19 日

## Date of Submission

January 19, 2022



## 概要

「脳をつくるプロジェクト」では、新しい人工知能を作成することや脳の仕組みの現実への応用を目標に活動している。ヒトだけではなく、昆虫も脳を持つ。さらに、神経系をつくるニューロンに関しては、昆虫であろうと、ヒトであろうとその機能に差はない。また、神経回路の基本的な仕組みも共通である。しかし、昆虫のニューロンの数はヒトと比べると約 100 万分の 1 程度である。このように、ニューロンの数に差がある。人間や昆虫には無数の神経細胞があり、それらが作る神経回路の全貌を知ることが非常に困難である。また、昆虫の歩行を生成する神経回路のメカニズムは明らかになっていない部分が多い。そこで本グループでは、神経回路のシミュレーションをすることでナナフシにおける歩行のメカニズムの解明を試みた。なぜナナフシを選んだかという点、ナナフシ、ショウジョウバエ、ゴキブリ、ガなどの昆虫がよく実験で取り上げられるので、今回はナナフシを選択した。本グループの目的は、提案されているナナフシの神経回路のシミュレーションを通して歩行や神経回路のメカニズムを理解することである。これらを理解するために、ニューロンや神経回路などの基本的な知識、神経回路に必要な機構、Python の基本的な扱い、数値計算の方法、3D シミュレータの基本的な扱いを学んだ。本プロジェクトの成果は以下の通りである。まず、セントラルパターンジェネレーター・運動ニューロン・介在ニューロンによって構成される神経回路モデルを用いて、Python で数値計算をし、ナナフシの歩行パターンを生成した。次に、その歩行パターンを用いてナナフシの歩行を 3D 物理シミュレータ上で再現、可視化した。また、可視化したことにより歩行の様子が観察できるので、それをもとにナナフシの歩行や神経回路の考察を行った。

**キーワード** 計算論的神経科学、昆虫、歩行パターン、神経回路、自己組織

(文責: 石川慶孝)

# Abstract

“Make Brain Project” aims to create a new kind of artificial intelligence and to apply the mechanisms of the brain to reality. Not only humans but also insects have brains. In addition, there is no difference in the function of neurons, which make up the nervous system, between insects and humans. The basic mechanism of the neural network is also the same. However, the number of neurons in insects is about one-millionth of that in humans. Thus, there is a difference in the number of neurons. Humans and insects have innumerable neurons, and it is very difficult to know the full picture of the neural network they create. Many of the neural network mechanisms that produce insect walking remain unknown. We attempted to elucidate the mechanism by simulating the neural network. Therefore, this group attempted to elucidate the mechanism of walking in Stick insects by simulating neural circuits. The reason why we chose the Stick insect is that insects such as Stick insects, Drosophila, cockroaches, and moths are often taken up in experiments. The goal of this group is to understand the mechanism of gait and neural networks through the simulation of the proposed neural networks of the Stick insect. In order to understand them, we learned basic knowledge of neurons and neural networks, mechanisms necessary for neural networks, basic handling of Python, numerical calculation methods, and basic handling of 3D simulators. The results of this project are as follows. First, the model of a neural network consisting of a central pattern generator, motoneurons, and interneurons was used to generate the gait pattern of the Stick insect using numerical calculations in Python. In addition, we used the gait pattern to reproduce and visualize the gait of the Stick insect on a 3D physical simulator. The visualization allowed us to observe the gait and based on that, we discussed the gait and neural circuits of the Stick insect.

**Keyword** Computational neuroscience, Insect, Gaiting pattern, Neural network, Self-organization

(文責: Yoshitaka Ishikawa)

# 目次

<b>第 1 章</b>	<b>はじめに</b>	<b>1</b>
1.1	背景 . . . . .	1
1.2	目的 . . . . .	1
<b>第 2 章</b>	<b>序論</b>	<b>2</b>
2.1	関連研究 . . . . .	2
2.2	課題の設定 . . . . .	2
2.3	習得技術 . . . . .	3
2.3.1	ルンゲ・クッタ法の習得 . . . . .	3
2.3.2	Python . . . . .	3
2.3.3	Pybullet . . . . .	4
<b>第 3 章</b>	<b>方法</b>	<b>5</b>
3.1	提案手法 . . . . .	5
3.1.1	Hodgkin-Huxley . . . . .	5
3.1.2	CPG . . . . .	6
3.1.3	運動ニューロン . . . . .	8
3.1.4	神経回路 . . . . .	9
3.1.5	神経回路と筋肉の結合 . . . . .	10
3.1.6	3D 物理シミュレーターによる可視化 . . . . .	11
3.2	評価手法 . . . . .	12
3.2.1	神経回路 . . . . .	12
3.2.2	3D 物理シミュレーション . . . . .	12
<b>第 4 章</b>	<b>結果</b>	<b>13</b>
4.1	前期での成果物 . . . . .	13
4.2	後期での成果物 . . . . .	13
<b>第 5 章</b>	<b>考察</b>	<b>15</b>
5.1	神経回路のシミュレーション結果の解釈 . . . . .	15
5.2	3D 物理シミュレーションの結果の解釈 . . . . .	15
<b>第 6 章</b>	<b>外部評価</b>	<b>18</b>
6.1	中間発表 . . . . .	18
6.2	成果発表 . . . . .	19
<b>第 7 章</b>	<b>まとめ</b>	<b>21</b>
7.1	プロジェクトの成果 . . . . .	21
7.2	プロジェクトにおける各人の主な役割 . . . . .	21

7.2.1	石川	21
7.2.2	井上	22
7.2.3	大渡	22
7.2.4	高良	23
7.3	今後の課題	23
	<b>参考文献</b>	<b>24</b>

# 第 1 章 はじめに

## 1.1 背景

近年脳神経科学の重要性が増している。脳神経科学の進展により脳の仕組みが解明され、その成果が医学や人工知能の技術へ応用されることが期待されている。脳は様々な要素によって構成されるシステムであり、その相互作用は複雑である。そのため、実験だけでは脳の理解には不十分である。しかし人間や昆虫の全脳シミュレーションはスーパーコンピュータであっても処理能力不足のため難しい。そのような中で昆虫の脳の一部の機能に絞って神経回路のシミュレーションが行われている。嗅覚系、視覚系など、さまざまな機能があるが、それら単体ではシミュレーション結果の視覚的な理解が難しいという問題がある。そのため、本グループでは昆虫の歩行シミュレーションを行うことに決めた。先行研究から昆虫の歩行を生成する神経回路のメカニズムは詳細には明らかになっていないことがわかっている。そのため、本グループでは神経回路のシミュレーションをすることで昆虫の歩行メカニズムの解明を試みている。

(文責: 高良拓馬)

## 1.2 目的

本グループの目的は、昆虫の歩行メカニズムを理解することである。この目的を達成するために、昆虫の歩行のシミュレーションを行い、振る舞いを調べた。

昆虫の歩行シミュレーションのために、昆虫の歩行リズムを生成する神経回路を実装し、それを昆虫のロボットに実装した。そこから歩行をシミュレーションし、歩行が要件を満たしたものか、パラメータの変更でどういった変化があるのかを評価し、歩行のメカニズムの解明を試みた。

(文責: 高良拓馬)

## 第 2 章 序論

### 2.1 関連研究

計算論的神経科学では、ニューロンおよび神経回路の情報処理の仕組みを理解するために、ニューロンと神経回路をモデル化し、シミュレーションをおこなう。モデル化とシミュレーションはさまざまなスケールでおこなわれる。例えば、単一のニューロン、数百億個のニューロンによって構成される人間の脳などである。また、対象となる生物も単細胞生物、無脊椎動物、脊椎動物と幅広い。

単一のニューロンのモデルとして Hodgkin-Huxley のモデル (Hodgkin and Huxley 1952) が知られている。このモデルはヤリイカの巨大軸索の観察をもとにしてニューロンの電位の変化を定量的に記述した。このモデル化により神経回路を数値的研究が発展していった。

無脊椎動物には周期的な運動を生み出す神経回路があり、その研究がおこなわれている。この神経回路は脳などの複雑な神経回路よりも規模が小さく研究しやすい。また、神経回路に共通する性質を調べることができる。

無脊椎動物の一つであるナナフシではその歩行を生み出す神経回路の研究がおこなわれている。歩行を生成するネットワークの重要な構成要素にセントラルパターンジェネレーターがあり、神経回路に必要な周期的な振動をおこなっている (Daun et al. 2009)。また、その構成要素の一つとして運動ニューロンがあり、神経回路の働きを筋肉に伝えている。それらの構成要素を統合し歩行パターンを生成する神経回路がつくられている (Tóth et al. 2012)。

(文責: 井上裕貴)

### 2.2 課題の設定

先行研究 (Tóth et al. 2012) では歩行パターンの生成に関する数式だけが書かれており、プログラムが調べてもない。論文に書かれてある数式とグラフを見ても実際どのように歩いているのかわからない。また、論文中の各種パラメータがどのように歩行に影響を与えるのかも分かりにくい。このような問題があるので、以下のように課題を設定する。(1) 先行研究を輪読して、歩行パターンの生成に必要な知識を得る (2) ナナフシの歩行パターンを Python を用いて実装する (3) (2) の結果を用いて、3D 物理シミュレータである Pybullet を用いて歩行を可視化する (4) パラメータの変更が歩行にどのような影響を与えるかを検証する

(文責: 石川慶孝)



## 2.3 習得技術

### 2.3.1 ルンゲ・クッタ法の習得

微分方程式の数値解法として、オイラー法、修正オイラー法、ルンゲ・クッタ法の3つが有名である。ルンゲ・クッタ法は他の2つよりも正確であり、一般的な微分方程式の数値解法として用いられることが多い。

$$\begin{aligned}\frac{dy}{dx} &= f(x, y), \\ y_{i+1} &= y_i + \frac{1}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4), \\ k_1 &= hf(x_i, y_i), \\ k_2 &= hf\left(x_i + \frac{h}{2}, y_i + \frac{k_1}{2}\right), \\ k_3 &= hf\left(x_i + \frac{h}{2}, y_i + \frac{k_2}{2}\right), \\ k_4 &= hf(x_i + h, y_i + k_3).\end{aligned}$$

これは4次のテイラー展開と一致するので誤差が  $h^5$  の位となる。

ルンゲ・クッタ法の計算手順

1. オイラー法で増分  $k_1$  を求める。
2. その傾きで仮のステップを半ステップ  $\frac{h}{2}$  だけ進み、点  $(x_i + \frac{h}{2}, y_i + \frac{k_1}{2})$  に到達。その点での傾き  $f(x_i + \frac{h}{2}, y_i + \frac{k_1}{2})$  を使って、増分  $k_2$  を計算。
3. 増分  $k_2$  を計算するのに使った傾きで、再度半ステップ  $\frac{h}{2}$  だけ仮のステップを進み、 $(x_i + \frac{h}{2}, y_i + \frac{k_1}{2})$  に到達。その点での傾き  $f(x_i + \frac{h}{2}, y_i + \frac{k_1}{2})$  を使って、増分  $k_3$  を計算。
4. 増分  $k_3$  を計算するのに使った傾きで、仮ステップ  $h$  をフルに進んで、点  $(x_i + h, y_i + k_3)$  に到達。この点での傾き  $f(x_i + h, y_i + k_3)$  に基づく増分を  $k_4$  とする。
5. 最後に4つの増分  $k_1, k_2, k_3, k_4$  を  $1 : 2 : 2 : 1$  の重みで平均したものを最終的な増分の推定値として、真のステップを進む。

(文責: 石川慶孝)

### 2.3.2 Python

本グループでは、Pythonの環境としてAnaconda 3 2021年5月版を使用した。OSはUbuntu 20.04 LTSを使用している。今回はPython3.7を使うために、仮想環境を構築した。Pythonで主に使ったライブラリはNumPy: 1.20.1、Matplotlib: 3.3.4、Scipy: 1.6.2である。NumPyは数値計算を効率的に行うための拡張ライブラリで、ベクトルや行列などを効率的に数値計算するための数学関数ライブラリを提供している。MatplotlibはPythonのグラフ描画のためのライブラリである。Matplotlibを使うことで、グラフの描画やデータの可視化が簡単に行える。SciPyは、数学・科学・工学のための数値解析ソフトウェアである。今回は微分方程式を解くために使用した。

(文責: 石川慶孝)

### 2.3.3 Pybullet

PyBullet は C++ で書かれた物理シミュレータの Bullet Physics SDK の Python バインディングである。Bullet Physics SDK は、ロボット工学、機械学習、強化学習、VR などで利用されている。Bullet Physics SDK を Python で操作するためには、PyBullet が必要となる。PyBullet を利用することで 3D 物理シミュレーションが可能である。そのため本グループでは、ナナフシの歩行のシミュレーションをするために使用した。インストールは [pip install pybullet] とコマンドに入力しおこなった。Pybullet のバージョンは 3.2.0 である。

PyBullet では、URDF(Unified Robot Description Format) というロボットの構造を記述するための XML のフォーマットを使用している。URDF における記述は Link と Joint から構成される。Link とはロボットの駆動しない 1 ブロックである。また、Joint とは Link と Link の接続を表しているものである。したがって、ナナフシのロボットを URDF で記述すると Joint はナナフシの肢、Link はナナフシの関節の役割を果たす。Joint と Link で前肢・中肢・後肢をつくり、それらを体に取り付け、ナナフシのロボットをつくることができる。

(文責: 大渡健太)

## 第 3 章 方法

### 3.1 提案手法

本グループでは昆虫の歩行をシミュレーションするために、以下の手法を提案する。

(文責: 高良拓馬)

#### 3.1.1 Hodgkin-Huxley

Hodgkin-Huxley モデルは 1952 年に Hodgkin と Huxley が考案したモデルであり、ニューロンの電位を計算できる。

ニューロンは細胞膜によって囲まれており、イオンの流出入を隔てている。しかしニューロンにはイオンチャネルという膜があり、そこで特定のイオンは細胞膜を透過される。そしてこの透過はアクティブに変化する。これらの特徴をモデルに取り入れるため、細胞膜はコンデンサ、イオンチャネルは伝導性の変化する可変抵抗として置き換える。イオンチャネルはイオンの種類に対応して存在しており、このモデルではナトリウム ( $Na^+$ ) チャネル、カリウム ( $K^+$ ) チャネル、膜から漏れる電流の漏れ電流チャネルを仮定する。細胞膜を流れる電流を  $I_m(t)$ 、膜電位を  $V(t)$  とするとキルヒホッフの第二法則より、

$$C_m \frac{dV(t)}{dt} = I_m(t) - I_{Na}(t) - I_K(t) - I_L(t) \quad (3.1)$$

が求まる。

$C_m$  は細胞膜の電気容量を表す。カリウム電流 ( $I_K$ )、ナトリウム電流 ( $I_{Na}$ )、漏れ電流 ( $I_L$ ) はそれぞれ、

$$I_K(t) = g_K n^4 (V - E_K), \quad (3.2)$$

$$I_{Na}(t) = g_{Na} m^3 h (V - E_{Na}), \quad (3.3)$$

$$I_L(t) = g_L (V - E_L) \quad (3.4)$$

と表される。 $g$  はコンダクタンス、 $E$  は平衡電位を表す。

イオンチャネルの構造をゲートに置き換え、 $K^+$  チャネルには 4 つの  $n$  ゲート、 $Na^+$  チャネルには 3 つの  $m$  ゲートと 1 つの  $h$  ゲートがあると仮定する。 $m$ 、 $h$ 、 $n$  はそれぞれ  $Na^+$  の活性化、 $Na^+$  の不活性化、 $K^+$  の活性化を表すパラメータである。

チャネルのゲートの開閉確率を  $x$  で表し ( $0 \leq x \leq 1$ )、 $x = 1$  で完全に開かれたとする。開状態を  $x$ 、閉状態を  $1 - x$  で表すことができる。 $\alpha_x(V)$  を閉状態から開状態への遷移の割合、 $\beta_x(V)$  を開状態から閉状態への遷移の割合とすると、 $x$  の時間変化は

$$\frac{dx}{dt} = \alpha_x(V)(1 - x) - \beta_x(V)x \quad (3.5)$$

と表される。

$x$  を  $m$ 、 $h$ 、 $n$  に置き換えると、

$$\frac{dm}{dt} = \alpha_m(V)(1 - m) - \beta_m(V)m, \quad (3.6)$$

$$\frac{dh}{dt} = \alpha_h(V)(1 - h) - \beta_h(V)h, \quad (3.7)$$

$$\frac{dn}{dt} = \alpha_n(V)(1 - n) - \beta_n(V)n \quad (3.8)$$

$$(3.9)$$

が成り立つ。ここでの膜電位  $V$  の関数である  $\alpha_x(V)$ 、 $\beta_x(V)$  は  $m$ 、 $h$ 、 $n$  で異なり以下の6つの式となる。

$$\begin{aligned} \alpha_m(V) &= \frac{0.1(25 - V)}{\exp[(25 - V)/10] - 1}, & \beta_m(V) &= 4 \exp(-V/18), \\ \alpha_h(V) &= 0.07 \exp(-V/20), & \beta_h(V) &= \frac{1}{\exp[(30 - V)/10] + 1}, \\ \alpha_n(V) &= \frac{0.01(10 - V)}{\exp[(10 - V)/10] - 1}, & \beta_n(V) &= 0.125 \exp(-V/80), \end{aligned}$$

また定数は以下のようにになる。

$$C_m = 1.0, g_{Na} = 120, g_K = 36, g_L = 0.3, E_{Na} = 50.0, E_K = -77, E_L = -54.387$$

(文責: 高良拓馬)

### 3.1.2 CPG

CPG の重要な特徴は、その柔軟性と、高次中枢からの入力、感覚信号、求心性フィードバックの制御のもと、生物の要求や現在の運動課題に応じて、発振周波数や位相持続時間などの振動パターンを適応的に調整する能力である。架空の運動でも実際の運動でも、運動周期の変化には通常、いずれかの相の持続時間の不均衡な変化が含まれる。例えば、猫の通常歩行やトレッドミル歩行では、歩幅の短縮(速歩)は主に伸筋相の短縮によってもたらされ、屈筋相は比較的一定のままである(Halbertsma 1983)。固定された猫のフィクショナル・ロコモーション(感覚フィードバックがない状態)では、周期の変化は通常、伸筋相または屈筋相のいずれかの優位な変化と関連するが、両方の変化には関連しない(Yakovenko et al.2005)。このことは、求心性フィードバックがない場合でも、各運動相は下行性脊髄上行性駆動によって独立に制御されうることを示唆している。

次からは今回使用したモデルの一般的なモデル方程式を紹介する。

$i \in \{1, 2\}$  に対して、次のような形式の常微分方程式系を考える。

$$C_m v_i' = f_i(v_i, h_i) + g_{syn} s_j (v_{syn} - v_i) + g_{app_i} (v_{app} - v_i), \quad (3.10)$$

$$\equiv F_i(v_i, h_i, s_i), j \neq i, \quad (3.11)$$

$$h_i' = \varepsilon g_i(v_i, h_i), \quad (3.12)$$

$$s_i' = \alpha s_\infty(v_i)(1 - s_i) - \beta s_i \quad (3.13)$$

ここで、 $0 < \varepsilon \ll 1$ ,  $\alpha, \beta > 0$ ,  $s_\infty(v)$  は  $[0, 1]$  に値を取る単調増加関数である。表記上の便宜のため、以下のようにする。

$$s_\infty(v) = 1 / (1 + \exp((v - \theta_s / \sigma_s))), \sigma_s > 0, \quad (3.14)$$

$\sigma_s \downarrow 0$  として、 $s_\infty(v) = H(v)$  (Heaviside ステップ関数) という限定的なケースを想定しているが、ここでの結果は、 $s_\infty(v) = H(v)$  のより一般的な形式にも当てはまる。神経細胞の場合、各  $v_i(t)$  は容量  $C_m$  を持つ細胞の膜電位または電圧を表し、各  $h_i$  は関連するチャネル状態変数であり、各  $s_i$  は細胞  $i$  から細胞  $j$  へのシナプス結合電流の強さを調節している。 $v_i$  のほとんどの関連する値において、 $v_i > v_{syn}$  となるカップリングは、抑制性と呼ばれる。また、区間  $I_s := [0, \alpha/(\alpha + \beta)]$  は、 $s$  に対して正の不変であることに注意し、以下のようにする。

$$s_{max} := \frac{\alpha}{\alpha + \beta} \quad (3.15)$$

システム式 (3.13) の電圧方程式のは、細胞固有の印加駆動電流  $g_{app_i}(v_{app} - v_i)$  である。本項の残りの部分では、興奮性シナプス入力 of 典型的な反転電位に相当する  $v_{app} = 0\text{mV}$  とする。

システム式 (3.10)~(3.13) について、以下の仮定を置く。

(H1)  $i \in \{1, 2\}$ 、固定の  $s_j \in I_s$  について、 $v$ -nullcline、 $\{(v_i, h_i) : F_i(v_i, h_i, s_i) = 0\}$  は、 $(v_i, h_i)$  位相平面において、左、中、右の枝からなる立方体状の曲線を定義している。

$s_j$  から添え字  $j$  を削除して、 $F_i = 0$  の枝を  $v = v_L^i(h, s), v = v_M^i(h, s), v = v_R^i(h, s)$ , with  $v_L^i < v_M^i < v_R^i$  と表し、3つの関数がすべて定義されている各  $(h, s)$  について、 $v_L^i < v_M^i < v_R^i$  とする。この表記法では、変数  $s$  が、他の細胞の電圧によって駆動される細胞が受け取るシナプス入力に対応することを覚えておくことが重要である。各細胞への駆動電流  $g_{app_i}(v_{app} - v_i)$  もシナプスとして扱われるが、ネットワーク内の他の細胞とは独立している。分析のために、いくつかのケースでは、一方の細胞のみへのドライブを増加させる。両方の細胞が同じ駆動を受けているとき、これをベースライン駆動と呼ぶことにする。一方の細胞へのドライブが増加した場合、その駆動レベルをエクストラドライブと呼び、この細胞を記述するすべての変数に  $\Lambda$  の記号を付ける。

(H2)  $i \in \{1, 2\}$  に対して、 $h$ -nullcline、 $\{(v_i, h_i) : g_i(v_i, h_i) = 0\}$  は、 $(v_i, h_i)$  平面上の単調な曲線である。固定の  $s \in I_s$  の場合、 $h$ -nullcline は、一意の点  $p_{FP}(s) = (v_{FP}(s), h_{FP}(s))$  で  $F_i = 0$  と交差する。

$p_{FP}(0)$  が  $v$ -nullcline の左枝  $\{(v, h) : v_L(h, 0)\}$  に位置する場合、その細胞は興奮していると定義する。また、 $p_{FP}(0)$  が  $v$ -nullcline の中央の枝  $\{(v, h) : v_m(h, 0)\}$  にある場合、細胞は振動的であると言う。この場合、細胞は本質的に振動し、バースト活動の縮小した表現が得られる。最後に、 $p_{FP}(0)$  が  $v$ -nullcline の右の最も脱分極した枝  $\{(v, h) : v_R(h, 0)\}$  に位置する場合、細胞は緊張状態にあり、緊張状態のスパイクの表現が減少する。これらのケースは、図 1 に示されている。本グループでは、結合しようとする 2 つのニューロンは、両方とも興奮性、両方とも振動性、または両方とも緊張性のいずれかであると仮定している。

神経細胞では、比較的一定の低電圧のサイレント相と、大きな振幅の急激な電圧振動である電圧スパイクを特徴とするアクティブ相とが交互に繰り返されるバースト解が存在する。バーストするニューロンのモデルから、スパイクを発生させる電流の一部を省き、電圧上昇状態に移行できる電流を確保することで、(3.10)~(3.13) のようなモデルを得ることができる。このモデルでは、バース

ト解は、 $v_i \approx v_L^i(h, s)$  のサイレント相と、 $v_i \approx v_R^i(h, s)$  のアクティブ相が交互に現れる振動で構成されている。

ここからは一般的なモデルではなく、今回使用した特定のモデルを紹介する。

ここでは、ハーフセンターオシレーターの構成要素として考えているクラスのダイナミクスの微分方程式を規定する。これは仮定 (H1)~(H2) が成立するように選択されています。このモデルは持続的なナトリウム電流に基づくハーフセンター CPG (Butera et al. 1999) という。

各  $i \in \{1, 2\}$  と  $j \neq i$  に対して、以下を取る。

$$C_m v_i' = -I_{NaP}(v_i, h_i) - I_L(v_i) - I_{syn}(v_i, s_j) - I_{app}(v_i) \quad (3.16)$$

$$h_i' = (h_\infty(v_i) - h_i)\tau_h(v_i) \quad (3.17)$$

$$s_i' = \alpha(1 - s_i)s_\infty(v_i) - \beta s_i \quad (3.18)$$

ここで、 $I_{NaP}(v, h) = g_{nap}m_\infty(v)h(v - e_{na})$ ,  $I_L(v) = g_L(v - e_l)$ ,  $h_\infty(v)$ ,  $m_\infty(v)$ ,  $s_\infty(v)$  は単調なシグモイド関数であり、 $h_\infty(v)$  は  $v$  とともに減少し、他は増加する。式 (3.16) は、容量  $C_m$  を持つ細胞膜の電圧の変化を、持続性ナトリウム電流 ( $I_{NaP}$ )、リーク電流 ( $I_L$ )、ネットワーク電流 ( $I_{syn}$ ) およびドライブ電流 ( $I_{app}$ ) の観点から記述している。

$$h_\infty(v) = 1/(1 + \exp((v - \theta_h)/\sigma_h)), \quad (3.19)$$

$$s_\infty(v) = 1/(1 + \exp((v - \theta_{syn})/\sigma_{syn})), \quad (3.20)$$

$$\tau_h(v) = \varepsilon \cosh((v - \theta_h)/\sigma_h/2), \quad (3.21)$$

$$m_\infty(v) = 1/(1 + \exp((v - \theta_m)/\sigma_m)) \quad (3.22)$$

$I_{syn}(v_i, s_j) = g_{syn}s_j(v_i - e_{syn})$  と設定し、細胞  $i$  のシナプス電流のコンダクタンスが細胞  $j$  の活動に依存するようにした。電流 ( $I_{app}$ ) は  $I_{app} = g_{app}v$  で記述され、 $g_{app} > 0$  は定数である。式 (3.17) は、持続性ナトリウム電流のゆっくりとした不活性化を記述する。パラメータは、各  $s$  に対して臨界点  $p_{FP}(s)$  が右枝  $\{v = v_R(h, s)\}$  に位置するように設定される。このように、各細胞は本質的に緊張状態にある。さらに、ある細胞がサイレント・フェーズにあるとき、それが受ける障害のレベルが変わらなくても、最終的にはアクティブ・フェーズにジャンプアップする。このような移行の形態をエスケープと呼ぶ。

このモデルのパラメータは以下の通りである。

$$C_m = 0.21, g_{nap} = 10, g_l = 2.8, e_{na} = 50, e_l = -65, e_{syn} = -80, \theta_m = -37, \\ \sigma_m = -6, \theta_h = -30, \sigma_h = 6, \varepsilon = 0.01, \theta_{syn} = -43, \sigma_{syn} = -0.1, g_{syn} = 1, g_{app} = 0.19, \\ \alpha = 1, \text{and } \beta = 1(\text{fast decay}) \text{ or } \beta = 0.08(\text{slow decay}).$$

(文責: 石川慶孝)

### 3.1.3 運動ニューロン

Daun(2011) は運動ニューロンのモデルを提案した。このモデルは Hodgkin-Huxley モデルを応用したもので、仮定する電流といくつかのパラメータに変更が加えられている。仮定する電流はナトリウム電流 ( $I_{Na}$ )、カリウム電流 ( $I_K$ )、外向きのカリウム電流 ( $I_q$ )、漏れ電流 ( $I_L$ )、シナプス

電流 ( $I_{syn}$ ) の5つとなる。 $I_q$  は発火の適応のために追加された電流である。 $I_{syn}$  はシナプスからの入力電流であり、他のニューロンとの接続で使われる。 $I_{Na}$ 、 $I_K$ 、 $I_q$  のパラメータは Traub ら (1991) の示すものを採用する。

以下の5つの微分方程式を解くことで、運動ニューロンの電位を計算できる。

$$C_m \frac{dV(t)}{dt} = I_{syn}(t) - I_{Na}(t) - I_K(t) - I_L(t) - I_q(t), \quad (3.23)$$

$$\frac{dm}{dt} = \alpha_m(V)(1 - m) - \beta_m(V)m, \quad (3.24)$$

$$\frac{dh}{dt} = \alpha_h(V)(1 - h) - \beta_h(V)h, \quad (3.25)$$

$$\frac{dn}{dt} = \alpha_n(V)(1 - n) - \beta_n(V)n, \quad (3.26)$$

$$\frac{dq}{dt} = \alpha_q(V)(1 - q) - \beta_q(V)q \quad (3.27)$$

Hodgkin-Huxley から以下のように変更された。

$$\begin{aligned} \alpha_m(V) &= \frac{0.1(V + 40)}{1 - \exp[-(V + 40)/10]}, & \beta_m(V) &= 4 \exp[-(V + 65)/18], \\ \alpha_h(V) &= 0.07 \exp(-(V + 65)/20), & \beta_h(V) &= \frac{1}{1 + \exp[-(V + 35)/10] + 1}, \\ \alpha_n(V) &= \frac{0.01(V + 55)}{1 - \exp[(V + 55)/10]}, & \beta_n(V) &= 0.125 \exp(-[V + 65]/80), \end{aligned}$$

$$I_K(t) = g_K n(V - E_K) \quad (3.28)$$

$$I_{Na}(t) = g_{Na} m^2 h(V - E_{Na}) \quad (3.29)$$

また、 $I_q$  は以下のようになる。

$$I_q(t) = g_q q(V - E_K) \quad (3.30)$$

$$\alpha_q(V) = \min(0.2 \times 10^4 \chi, 0.01), \quad \beta_q(V) = 0.001 \quad (3.31)$$

変更・追加された定数は以下のようになる。

$$\chi = 100, \quad g_K = 25, \quad g_{Na} = 250, \quad g_q = 3.75, \quad E_K = -77, \quad E_{Na} = 250$$

(文責: 高良拓馬)

### 3.1.4 神経回路

神経回路のモデルはニューロンとその接続によって表現される。ニューロンは内部の状態として電位やイオンチャンネルや他のニューロンとの接続の強弱に関するパラメーターを持つ。ニューロンの接続には興奮性の接続と抑制性の接続がある。興奮性の接続は接続元のニューロンの電位が高まると接続先のニューロンの電位を高める。逆に、抑制性の接続は接続元のニューロンの電位が高まると接続先のニューロンの電位を低める。

ナナフシには歩行に関わる関節として脚を前後に動かすために使われる Thorax と Coxa 間の関節 (ThC)、上下に動かすために使われる Coxa と Trochanter 間の関節 (CTr) がある。それぞれの関節には、それを動かす対となる筋肉があり、それぞれ、Protractor と Retractor (PR)、Levator と Depressor (LD) である。PR では Protractor に力がかかり収縮することで ThC 関節

の脚が前に振り出され、Retracto に力がかかり収縮することで ThC 関節の脚が後ろに振り出される。また、LD では Levator に力がかかり収縮することで CTr 関節の脚が持ち上がり、Depressor に力がかかり収縮することで CTr 関節の脚が下がり接地する。

神経回路は図 3.1 のようになった。神経回路は ThC 関節を担当する PR 部と CTr 関節を担当する LD 部に機能的に分かれている。LD 部から PR 部へは興奮性の接続があり、LD 部によって生成される CTr 関節の角度  $\beta$  が用いられる。この接続によって LD 部と PR 部は協調して動く。それぞれの部分回路は、周期的なリズムを作り出すセントラルパターンジェネレーター (CPG)、神経回路の働きを筋肉に伝えるモーターニューロン (MN)、それらのニューロンの調節をおこなうインターニューロン (IN) によって構成される。また、神経回路は MN を通して筋肉につながれており、筋肉にかかる力を制御している。これらの構成要素の詳細は CPG については 3.1.2 節、MN については 3.1.3 節において説明した。IN は、CPG で利用したニューロンと同じモデルを用い、そのパラメーターを変更した。筋肉については 3.1.5 節で説明される。

図 3.1 中で丸および四角はニューロンを表しており、楕円は筋肉を表している。ニューロン間あるいはニューロンと筋肉もしくは角度  $\beta$  間の線はそれらの接続を表している。接続は、線の端に三角もしくは黒丸のない方から、それらがある方へされている。三角を一端を持つ線は興奮性の接続を表しており、黒丸を一端を持つ線は抑制性の接続を表している。

C1 と C2 および C3 と C4 はそれぞれの部分ネットワークで CPG を構成している。2 つのニューロンが互いを抑制的に接続することで周期的な振動を作り出している。MN1、MN2、MN3、MN4 は運動ニューロンであり、それぞれ対応する筋肉 Pro. m.、Ret. m.、Dep. m.、Lev. m. と結びついている。これらの MN はそれぞれ IN1、IN2、IN5、IN6 から抑制性の接続を受けている。IN1、IN2、IN5、IN6 は CPG と MN に介在するニューロンで CPG が発火している間は MN を抑制する。 $\beta$  は CTr 関節の角度であり、IN4 に興奮性の接続がされている。この接続は  $\beta$  が閾値を超えると有効になり LD 部と PR 部を結び付けている。IN5 は IN4 とともに PR 部の CPG の周期を LD 部と協調させる働きをする。 $g_{d1}$  などの  $g$  が頭につく接続は、この神経回路外からの入力を表している。 $g_{app1}$  と  $g_{app2}$  および  $g_{app3}$  と  $g_{app4}$  は、CPG を構成するニューロンである C1 と C2 および C3 と C4 に対して興奮性で接続している。 $g_{d1}$ 、 $g_{d2}$ 、 $g_{d5}$ 、 $g_{d6}$  はそれぞれ IN1、IN2、IN5、IN6 に対して抑制性で接続している。 $g_{MN}$  は MN1、MN2、MN3、MN4 に対して興奮性で接続している。この接続によって MN がそれぞれの IN から抑制を受けないときに発火する。

また、このモデルにおいては、外部入力  $g_x$  は定数として与えられた。別のモデルにおいてはこれらの外部入力を変数として与えることで神経回路の動作を外部から制御することを可能にしているものがある (Tóth et al. 2012)。そのモデルでは前進運動と後退運動を一つの神経回路において実現するために、IN への外部入力を変化させることで神経回路の動作を変更している。

(文責: 大渡健太)

### 3.1.5 神経回路と筋肉の結合

神経回路と筋肉を結合し、神経回路の働きの出力を関節角度として得るには、MN の状態と筋肉へかかる力の関係を表現する必要がある。

筋肉は Hill のモデル (1953) とその簡略化したモデル (Tóth et al. 2012) を用いて表現した。このモデルは以下の方程式によって表される。

$$F = k(l - l_{min})^2 \quad (3.32)$$



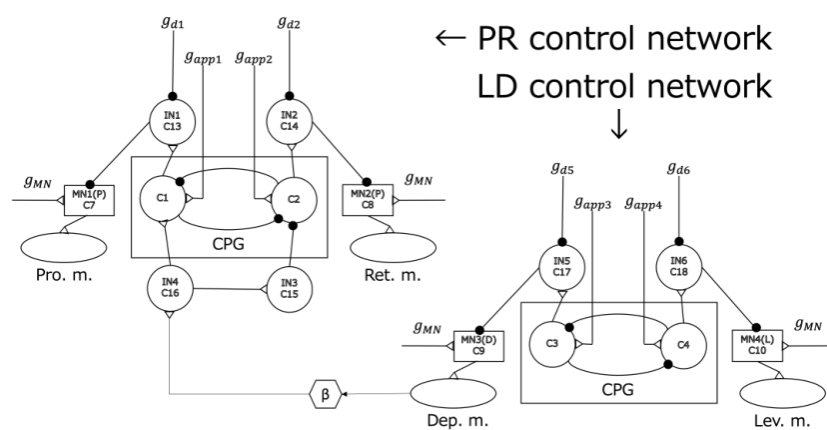


図 3.1 神経回路

$F$  は筋肉の力を表す。 $k$  は筋肉にかかる力を表す。 $l$  は筋肉の長さを表す。 $l_{min}$  は定数であり何も力のかかっていないときの筋肉の長さを表す。

神経回路と筋肉の結合は MN の発火頻度と筋肉の方程式のパラメーター  $k$  を結びつけることで行われる。MN が発火しているときに対応する筋肉のパラメーター  $k$  をそれぞれの筋肉ごとに決まった値に設定する。また発火していないときも決まった値に設定する。これによって、神経回路と筋肉が結び付き関節の運動を導くことができる。

関節の運動は運動方程式によって表される。ThC 関節と CTr 関節はそれぞれ運動方程式をもち次の微分方程式によって表される。

$$I\ddot{\alpha} = F_R d \sin \phi_R - F_P d \sin \phi_P - F_V d \quad (3.33)$$

$$F_P = k_P (l_P - l_{Pmin})^2 \quad (3.34)$$

$$F_R = k_R (l_R - l_{Rmin})^2 \quad (3.35)$$

$$I\ddot{\beta} = r(F_L - F_D - F_V) \quad (3.36)$$

$$F_L = k_L (l_L - l_{Lmin})^2 \quad (3.37)$$

$$F_D = k_D (l_D - l_{Dmin})^2 \quad (3.38)$$

上の 3 式は ThC 関節に関わる式であり、下の 3 式は CTr 関節に関わる式である。 $\alpha$  および  $\beta$  はそれぞれ ThC 関節と CTr 関節の角度を表している。 $k_{P,R,L,D}$  は前段落で説明したように対応する MN と結びついている。

神経回路および関節の運動方程式の実装はプログラミング言語 Python とその数値計算をおこなうためのライブラリ SciPy を用いた。構成要素である、CPG、MN、IN、筋肉、関節は微分方程式で表した。それらの微分方程式を連立微分方程式としてまとめて Python と SciPy を用いてプログラムし、常微分方程式の初期値問題として解いた。結果として ThC、CTr 関節の関節角度の時系列データを得た。

(文責: 井上裕貴)

### 3.1.6 3D 物理シミュレーターによる可視化

ナナフシがおこなう歩行として Tetrapod と Tripod 歩行 (Graham 1972) がある。Tetrapod 歩行は 6 脚の中で同時に左右の 1 本ずつが脚を上げて進む歩行である。Tripod 歩行は、6 脚の内

で左右のどちらかが、前肢と後肢の 2 本を、どちらかが、中肢の 1 本を上げながら進む歩行である。ナナフシはこの 2 つの歩行を組み合わせて移動する。私たちが用いた神経回路のモデルは 1 つの脚についてのみ表現しているため、得られる関節角度の時系列データも 1 脚のみである。これでは、歩行のパターンのシミュレーションが行えないので得られたデータをもとに、それを 6 脚に複製した時系列データを作成した。その際、Tetrapod と Tripod 歩行のそれぞれに合うように、歩行のタイミングを調整した。

歩行を可視化するため 3D 物理シミュレーターとして Pybullet を用いた。ナナフシのロボットは URDF (Unified Robot Description Format) で記述された。ロボットは 6 本の脚を持ち各脚は時系列データにもとづき、それぞれ独立に動く。シミュレーションは、平坦な地面に対して Tetrapod と Tripod 歩行のそれぞれの時系列データを用いておこなった。その結果は撮影し動画として保存した。

(文責: 井上裕貴)

## 3.2 評価手法

### 3.2.1 神経回路

神経回路のシミュレーションで得られたデータは、実際のナナフシの歩行を観察したデータと照らし合わせて再現性を検証する。評価する観点は、ThC 関節と CTr 関節の周期性、ThC 関節の前に脚が振り出されている時間と後ろに振り出されている時間の関係、CTr 関節の脚の上がっている時間と地面についている時間の関係、ThC 関節および CTr 関節の可動域角度である。これらを各関節の時系列データのグラフから読み取り評価する。

(文責: 井上裕貴)

### 3.2.2 3D 物理シミュレーション

3D 物理シミュレーションによって歩行データを可視化しそれを動画として保存することによって歩行の詳細が検証できるようになった。評価する観点は、歩行の直進性である。神経回路のシミュレーションによって得られたデータをもとに Tetrapod と Tripod 歩行で歩行シミュレーションをおこない比較する。これら各歩行を 10 秒間おこなったものを真上から撮影し、その動画読み取り評価する。

(文責: 井上裕貴)

## 第 4 章 結果

本グループでは前期・後期を通して以下の成果を得た。

(文責: 高良拓馬)

### 4.1 前期での成果物

前期では神経科学の基礎知識が不足していた。そのため前期では脳の基礎的な知識を得るための学習、脳のシミュレーションに利用する技術の学習、脳のシミュレーションの先行研究の調査を行った。調査には情報ライブラリの書籍や日本語、英語の論文を用いた。

結果、Hodgkin-Huxley モデルによる単一ニューロンでのシミュレーションを成功させた。このシミュレーションでは Python に実装したプログラムを利用し、結果を出力できた。また、NEURON やその他ソフトで可能なシミュレーションを調べた。全脳のシミュレーションは昆虫・人間問わず処理能力的に難しいことが分かったが、昆虫の一部の機能であればシミュレーションができることがわかった。嗅覚や視覚などは結果が分かりづらいという問題があった。一方で歩行は結果がわかりやすく、処理能力的にも可能性が高いことがわかった。

(文責: 高良拓馬)

### 4.2 後期での成果物

後期では昆虫の歩行シミュレーションのための論文の調査を行い、昆虫の歩行を実装した。

はじめに昆虫の歩行シミュレーションの先行研究を調査した。調査は主に過去の論文を参考にした。結果、3D 物理シミュレータ上でナナフシの歩行を再現した研究が見つかった。シミュレーションの結果が映像で見られたが、シミュレーションのプログラムがなかったため、同様のシミュレーションのプログラムを作成することを目標とした。論文の参考文献を辿り、CPG、MN、神経回路、筋肉を計算するプログラムが必要だとわかった。論文の記述や数式、グラフ等を参考にし、CPG から順番に実装した。プログラミング言語には数値計算やグラフの描画に適している Python を用いた。神経回路を生成し、CPG、IN、MN の電位を計算するプログラムを実装した。さらにプログラムに筋肉を実装し、求めた電位から関節角度の計算を可能にした。最終的に CPG、IN、MN の電位、関節角度を計算し、グラフで出力ができるようになった。3D 物理シミュレータは PyBullet、MUJOCO が候補に挙がったが、Ubuntsu、Windows で使える理由から PyBullet を採用した。出力した関節角度を時系列データ化し、そのデータを PyBullet で読み込み、歩行を生成するようにプログラムを調整した。結果、PyBullet を用いたナナフシの歩行をシミュレーションすることに成功した。30 秒の歩行をシミュレーションするために 15 分ほどの処理時間が必要となった。また、神経回路のプログラムのパラメータ、歩行する環境、ナナフシの 3D モデルを変更することができるため、それらの変更が関節角度に与える影響とそこから歩行にどのような影響を与えるかについての検証ができた。



## 第 5 章 考察

### 5.1 神経回路のシミュレーション結果の解釈

図 5.1 は PR 部によってつくられた ThC 関節と LD 部によってつくられた CTr 関節の時系列での変化を表したグラフである。縦軸が角度、横軸が時間 (ms) を表している。上のグラフが ThC 関節、下のグラフが CTr 関節を表す。

歩行は ThC 関節と CTr 関節が周期的に動くことによって実現される。図 5.1 から、ThC 関節、CTr 関節ともに周期的な変化が見られ歩行に必要な運動を実現していることがわかる。ただし以下の点において問題が見られた。

ThC 関節は、脚の前後運動をおこなう関節である。ThC 関節には 2 つの状態がある。1 つめは関節角度が  $28^\circ$  付近から  $128^\circ$  付近まで変化する状態である。この状態は前にある脚が地面に付きながら、後ろに振り出されることを表している。2 つめは、関節角度が  $128^\circ$  付近から  $28^\circ$  付近まで変化する状態である。この状態は、後ろにある脚が地面から離れその状態で前に振り出されることを表している。この 2 つの状態は、前者の状態（脚が地面から離れ前に振り出される）が後者の状態（脚が地面から離れ前に振り出される）より長く維持されることがわかっている (Graham 1972)。図 5.1 からは、2 つの状態が同じ程度の時間で存在しており、この神経回路において、2 つの状態が正しく移行できていないことがわかる。これは、神経回路内のパラメーターがうまく設定されていないことによって起こっており調整が必要である。

CTr 関節は、脚の上下運動をおこなう関節である。CTr 関節には 2 つの状態がある。1 つめは、関節角度が  $60^\circ$  付近にある状態である。この状態は脚が上がり地面から離れていることを表している。2 つめは、関節角度が  $30^\circ$  付近にある状態である。この状態は脚が下がり地面に付いていることを表している。この 2 つの状態は前者の状態（脚が地面から離れている）と後者の状態（脚が地面に付いている）が維持される時間が 3 対 5 の割合になることが知られている (Büschges 2005)。図 5.1 からは脚が地面から離れている状態が付いている状態よりも維持している時間が短い、3 対 5 の割合には足りていない。これは、ThC 関節の問題と同様に神経回路内のパラメーターがうまく設定されていないことによって起こっていると考えられる。

ThC 関節と CTr 関節には、それぞれ可能な角度の範囲である可動域角度がある。ThC 関節は  $28^\circ$  から  $128^\circ$ 、CTr 関節は  $30^\circ$  から  $60^\circ$  である (Scham and Cruse 2006)。図 5.1 からは、ThC 関節は範囲の中に納まっているが、CTr 関節は上限に対して  $5^\circ$ 、下限に対して  $15^\circ$  逸脱している。この逸脱は、MN と筋肉の結合の方式に問題があることを示しており、結合方式およびそれに使用するパラメーターの見直しが必要だと考えられる。

(文責: 井上裕貴)

### 5.2 3D 物理シミュレーションの結果の解釈

神経回路のシミュレーションによって得たデータをもとにして 3D 物理シミュレーションをおこない、歩行の様子を観察した。シミュレーションは Tetrapod と Tripod 歩行のそれぞれについておこなった。

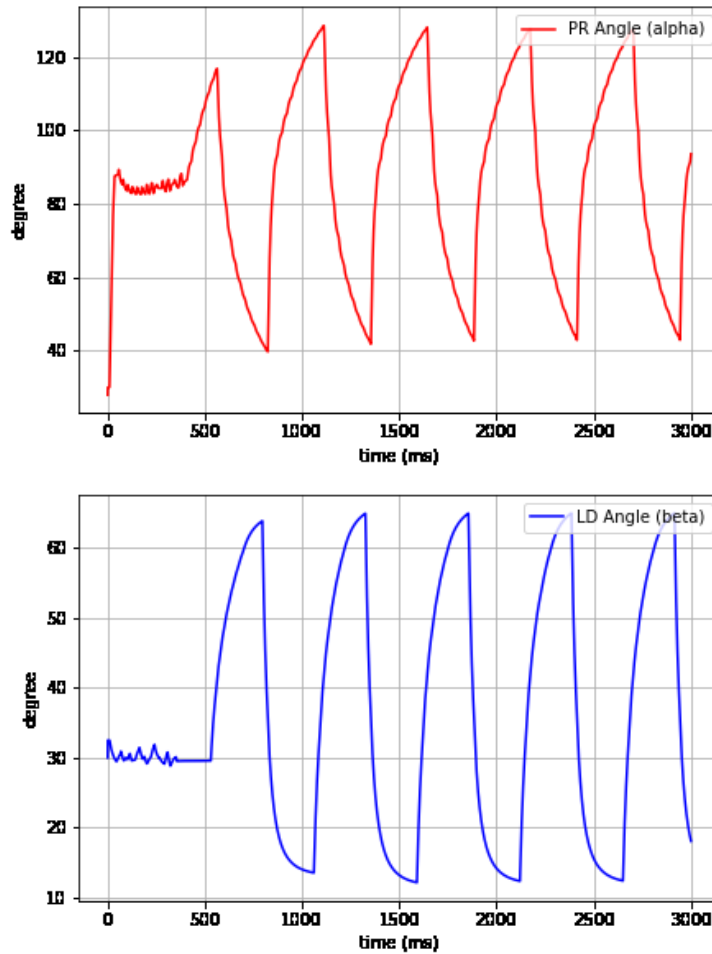


図 5.1 神経回路のシミュレーションの結果

図 5.2 はシミュレーション中の経過時間ごとの状態を表したものである。上から 0、2、4 というふうに 2 秒ごとの経過した状態であり、全体で 10 秒のシミュレーションである。左側が Tetrapod 歩行、右側が Tripod 歩行したときのものである。

図 5.2 より歩行の直進性という観点から、Tetrapod 歩行の方が Tripod 歩行よりもまっすぐ進めており優れている。ただ、どちらの歩行においても完全に直進することはできていない。これは、もともとなった神経回路のシミュレーションもしくは関節角度のデータを 6 脚に複製するところもしくはその両方に問題があると考えられる。神経回路のシミュレーションは前節で考察したように不十分な点がいくつかある。また、間接角度をデータを 6 脚に複製したことにより、もともと 1 つの脚のデータであったので各脚の協調がとれていない。このような点が直進性に影響を与えていると考えられる。

(文責: 井上裕貴)

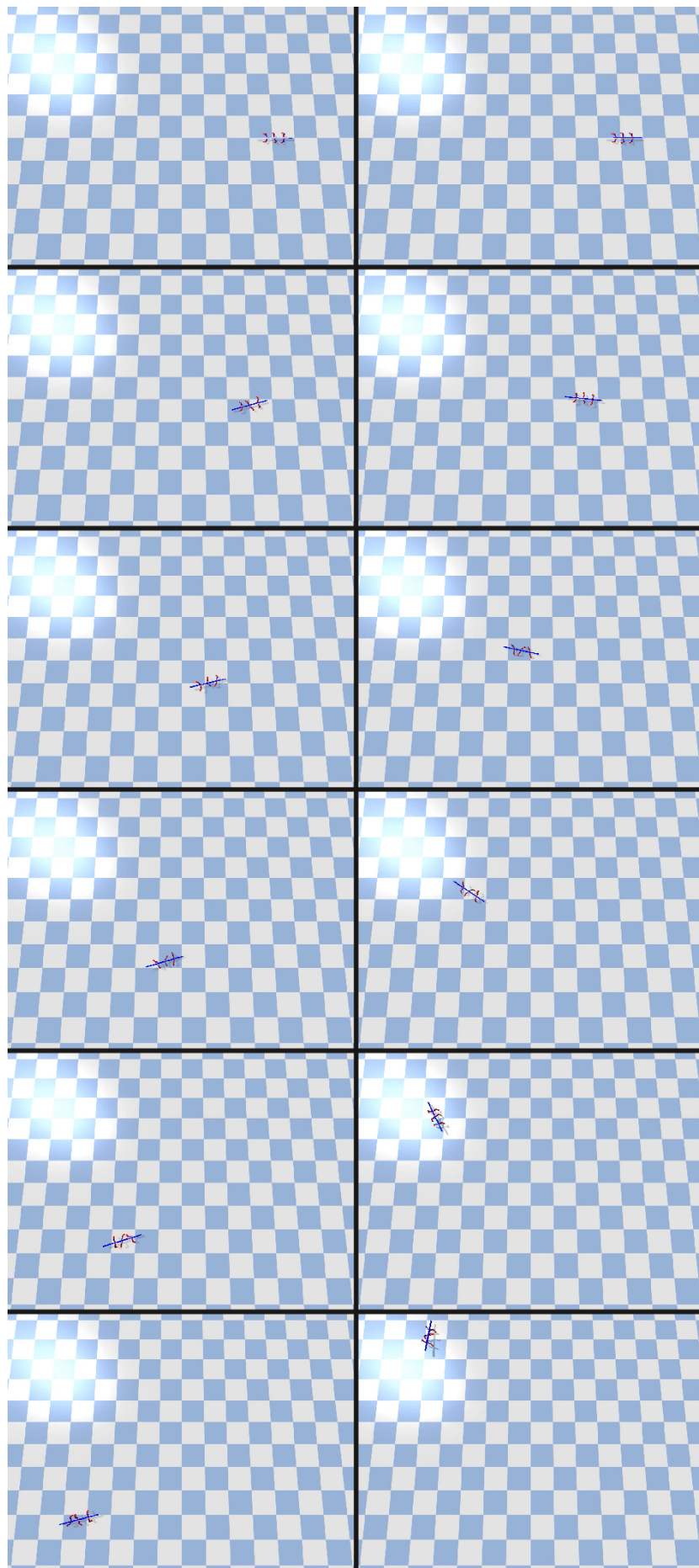


図 5.2 3D 物理シミュレーションの結果

## 第 6 章 外部評価

### 6.1 中間発表

成果発表会評価件数は 36 であった。

発表技術の評価としては、10 が 2 件、9 が 6 件、8 が 10 件、7 が 8 件、6 が 6 件、5 が 4 件、4 が 1 件であった。平均は 7.50 であった。

発表内容についての評価としては、10 が 3 件、9 が 6 件、8 が 9 件、7 が 6 件、6 が 9 件、5 が 2 件、4 が 1 件であった。平均は 7.39 であった。

発表技術に関する主なコメントとしては、

- 背景・目標が適切に書かれている
- 後期での課題が口頭説明ではなく一枚のスライドとしてあればもっとわかりやすかった
- 動画の強みである動きを生かした説明が欲しいと感じた
- 一部聞き取りにくい部分があった
- 図解がわかりやすく、補助的な説明を受けることで理解度が増してよかった

という意見があった。改善点としては、

- ポスターの配色やレイアウトを勉強して、全員にわかりやすいデザインにする
- 専門用語がどうしても多くなってしまうので、専門用語があってもわかりやすいものにする
- スライドでアニメーションを用いる
- 事前に質疑応答の練習を行う

ことが挙げられる。

発表内容の評価に関する主なコメントとしては、

- テーマや題材の選択について、選択結果だけでなく、なぜそのような選択をしたかに踏み込んだ説明を加えた方がプロジェクトの内容がより良く理解されて、有用なフィードバックや議論につながるだろう
- 昆虫の脳が人の脳に応用できると良いと思った
- 内容理解に必要な知識の解説が丁寧で、プロジェクトの理解がしやすかった
- ニューロンが一定以上の入力を受けた時とあるが、具体的に数値化するとわかりやすいシナプスの活動電位の伝え方がわかりにくい
- シナプスの活動電位の伝え方がわかりにくい
- 専門分野の説明が難しかった

が挙げられる。改善点としては、

- 数値を用いて説明する
- 動機を重視したプレゼンを行う
- 専門用語を減らす



ことが挙げられる。

自己評価としては、5段階中4をつける。理由としては、以下の点が挙げられる。

- 目標として「昆虫の歩行パターン」を設定できた
- ある程度の計算論的神経科学の知識を身につけて、「昆虫の歩行パターン」という目標を設定できたので、後期にはそれを実現するための活動ができる
- 夏休み中に各自論文を読んできて、後期にすぐに活動できる準備をしていた
- 前提知識をもたない人にも分かりやすいように、非常に内容を簡潔にまとめれていたと思っている
- メンバー各々の役割を適切に果たせていた

(文責: 大渡健太)

## 6.2 成果発表

成果発表会評価件数は37であった。

発表技術の評価としては、10が5件、9が8件、8が10件、7が7件、6が2件、5が4件、4が1件であった。平均は7.76であった。

発表内容についての評価としては、10が4件、9が12件、8が13件、7が5件、6が2件、4が1件であった。平均は8.19であった。

発表技術に関する主なコメントとしては、

- プレゼンはどのグループも分かりやすく、内容を把握することができたが、ポスターの配色が対色で配置され、文字扱いが悪く、とても読み難く感じた
- 専門用語が多く少しわかりにくかった
- 各種資料をQRコードで用意している点が良いと思った

という意見があった。改善点としては、

- ポスターの配色やレイアウトを勉強して、全員にわかりやすいデザインにする
- 専門用語がどうしても多くなってしまうので、専門用語があってもわかりやすい

ことが挙げられる。

発表内容の評価に関する主なコメントとしては、

- 歩くという単純な動きに対してとても複雑なメカニズムがあるんだと深く理解できた
- CPGや運動ニューロンなどを用いて神経回路の歩行パターンを用いて再現をしていたが、それを実際に現物として作成することができると今まで見えてこなかった問題などがわかってくるのではないかと思った
- ナナフシとしての歩行のメカニズムを再現できていて非常に面白い内容だったが、体全体のシミュレーションをしたり、気温、湿度等々の外的要因も加味してシミュレーションを行う必要があると思った
- 非常に興味深く、この結果からどういった内容につなげることができるのか、そういった面でも期待の持てる内容だと思った
- 研究要素が強いテーマだったので、従来の研究成果に対する新規性を期待している

## Make Brain Project

が挙げられる。改善点としては、

- 3D 物理シミュレータによるシミュレーションではなく、実際にロボットを作り、それに神経回路モデルを実装する
- 外的要因も加味してシミュレーションをする
- 今回は新規性はなかったなので、新規性のあるものを考える

ことが挙げられる。

自己評価としては、5段階中4をつける。理由としては、以下の点が挙げられる。

- 目的である「神経回路のシミュレーションを通して歩行や神経回路のメカニズムを理解する」を達成できた
- プロジェクト活動の活動期間で何ができるのかを考え、考えたことをシミュレーションとして形にできた
- 今後の課題として、今回考えていたが時間の問題でできなかったことを具体的に挙げられている
- 前提知識をもたない人にも分かりやすいように、非常に内容を簡潔にまとめられていたと思う
- メンバー各々の役割を適切に果たせていた

(文責: 大渡健太)

## 第7章 まとめ

### 7.1 プロジェクトの成果

本グループは昆虫の脳のシミュレーションを行う目的でつくられた。しかし前期では神経科学の知識が不足していたため基礎学習から始めた。先行研究の調査を行い、シミュレーションの対象を模索した。処理能力とわかりやすさの観点から昆虫の歩行シミュレーションを行うことが最適だと判断した。グループの目的を昆虫の歩行メカニズムの解明とし、昆虫の歩行のシミュレーションをプロジェクトの課題に設定した。後期は先行研究の調査から始め、先行研究を参考に、Pythonで神経回路のシミュレーションを行うプログラムの作成をした。CPG、IN、MNの電位と関節の角度を計算するプログラムを完成させ時系列データを得た。そのデータで歩行を生成できるようにPyBulletのプログラムを調整し、歩行のシミュレーションを3D物理シミュレータ上で可視化した。歩行の生成には成功したが、関節の可動域角度などの点において実際のナナフシの観測によって得られたデータに逸脱する結果となった。また3D物理シミュレーションにおいては、歩行の可視化という点で達成することができたが、それによって神経回路のシミュレーションに直進性という点で問題があることが明らかになった。また、成果発表でも課題点は残ったが、中間発表と比較すると外部評価は高くなっていた。本グループは昆虫の歩行シミュレーションを通して目的である昆虫の歩行メカニズムの理解を深めることができた。

(文責: 高良拓馬)

### 7.2 プロジェクトにおける各人の主な役割

#### 7.2.1 石川

##### 役割分担

プロジェクトリーダー、グループリーダーとして、それぞれの仕事の割り振りを行っていた。プロジェクトリーダーとしては、プロジェクト全体に関わりのある発表会のポスターの役割分担や質疑応答での役割分担を行っていた。私は中間発表会と期末発表会で司会を担当していた。グループリーダーとしては、それぞれの段階での作業を割り振っていた。

##### 発表会に向けた準備

プロジェクトリーダーとして、最終締切に間に合うように、スライドやポスター、動画の締め切りを設定した。ポスターに関してもレイアウトの大半を担当した。スライドに関しては、内容を考え、デザインも担当した。動画に関しては、YouTubeのチャンネルを作り、全班分の動画編集をし、アップロードをした。

##### グループでの作業

グループメンバーと一緒に論文を輪読した。CPGや運動ニューロンに関しては一緒にプログラムを考えていた。神経回路や筋肉などのプログラムは井上くん主に担当してもらった。また、3D物理シミュレータを使うために、Ubuntu20.04LTSを入れ、Pythonの環境を整え、Pybulletのインストールを行った。昆虫の歩行のシミュレーションを行うために、

昆虫の歩行のモデルを探してきた。

## Github

プロジェクトで制作したプログラムを Github にわかりやすいように整理をした。

(文責: 石川慶孝)

## 7.2.2 井上

### シミュレーションプログラムの実装

Python を用いて神経回路のプログラムをおこなった。主に筋肉と関節の運動方程式の実装をおこなった。神経回路の結合のプログラムは高良さんと協力しておこなった。また、シミュレーション結果のグラフの作成をおこなった。

### 3D 物理シミュレーターを使用した実験

神経回路のシミュレーションで得られた関節の運動データをもとに 3D 物理シミュレーターで歩行の実験を行った。得られた関節のデータを 3D 物理シミュレーターに適合するように変換した。3D 物理シミュレーターで使用するロボットと地形は高良さんが作成した。また、シミュレーション結果の動画の撮影をおこなった。

### 発表会での質疑応答

発表会で質疑応答を担当した。昆虫の歩行を再現する意図や具体的な実装方法などについて質問を受け、それに対して返答した。そのやり取りをメモに取り今後の活動に活かせるようにした。

### 報告書執筆環境の整備

報告書は L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X のオンライン環境である OverLeaf を用いた。そのために、オンライン上に環境を整備した。文書を要素ごとに T<sub>E</sub>X ファイルに分割し文書の編集をわかりやすいものにした。また、報告書中の参考論文を集め所定の形式で記述した。

(文責: 井上裕貴)

## 7.2.3 大渡

### ロゴマークの作成

本プロジェクトは「脳をつくるプロジェクト」というプロジェクト名である。そこで私はロゴのコンセプトを人工的な脳というものにした。人工的な脳を表現するために、知的な印象を与える青色を全体に使い、直線のみで脳を描いた。さらに直線同士の接点を光らせることでシナプスのつながりを表現した。

本プロジェクトは 3 つのグループがある。それぞれのグループの特色をロゴマークで表現することを考えた。A 班はナナフシの歩行シミュレーションを 3D 物理シミュレーター上で行っていた。私はそれを六足歩行ロボットを用いて表現した。B 班は AI カーを作成していた。私はそれをラジコンカーをモチーフに表現した。AI を搭載していることを表現するために電波を発しているように描いた。C 班はソマティックマーカー仮説に基づいた GAN による音楽生成を行っていた。私はそれを 16 分音符で表現した。

### ポスターづくり

中間発表のポスター作りを担当していた。Adobe のイラストレーターを使い作業をした。

## Make Brain Project

ポスター全体のデザインや、色遣いが難しく、自分の納得の出来るポスターが出来なかった。その結果、自分のポスターではなく石川さんと伊村さんが作成したポスターがプロジェクトメンバー内での多数決で選ばれた。期末発表のポスターは誤字の訂正などデザインの相談をやっていた。

### 論文の英訳

輪読で使用する論文の英訳の一部を担当した。専門用語が多く、今まで習ってきた英語とは違うものだと感じたが、高良さんと協力することで訳すことが出来た。

### 期末発表会の質疑応答の準備

中間発表会や期末発表会の質疑応答に向けて、想定される質問をまとめ、それに答えた。また、論文の専門用語を解説したり、論文の中で使われている数式をまとめた資料を作成した。

(文責: 大渡健太)

## 7.2.4 高良

### シミュレーションプログラムの実装

神経回路のシミュレーションを行うプログラムを作成した。神経回路を生成するため、複数のニューロンを接続したプログラムを書いた。想定通り動くようにパラメータの調整を井上さんと協力して行った。また、プログラムを書くために論文を読んだ。

### シミュレーション

Windows で歩行シミュレーションを行うため、PyBullet のシミュレーション環境を URDF で構築し、歩行のシミュレーションを行う準備をした。昆虫のロボットと昆虫が歩行する地形の作成を行った。

### 論文の和訳

英語で書かれた CPG、運動ニューロン、昆虫の前進運動の論文の和訳を行った。

### 発表会の準備

質疑応答のための用語のまとめ、プレゼンの内容を考えた。

(文責: 高良拓馬)

## 7.3 今後の課題

神経回路のモデルの課題は2つある。1つ目は、実装する脚を増やすことである。現在用いているモデルは1脚のみを表現しているため、これを6脚が協調して動くモデルにする。2つ目は、歩行の歩様の切り替え (Tetrapod と Tripod の切り替え) や、前後運動の切り替えをネットワークとして実現することである。3D 物理シミュレーションとロボットの課題についてはナナフシのロボットはナナフシの実際の解剖実験データをもとにより実物に近く設計することができる。また、神経回路のシミュレーションと 3D 物理シミュレーションを同時にリアルタイムでおこなうことによって、神経回路に 3D 物理世界のフィードバックを反映できる。

(文責: 井上裕貴)

## 参考文献

- [1] 北野勝則 (2015) 脳のシミュレーションを始めるために. 人工知能, 30(5) : 607-615
- [2] 山本拓都 (2019) ゼロから作る Spiking Neural Networks. AIMS/阪医 Python 会.
- [3] Butera R, Rinzel J, Smith J. Models of respiratory rhythm generation in the pre-Bötzinger complex. I. Bursting pacemaker neurons. *Journal of Neurophysiology* 81: 382-397, 1999.
- [4] Daun-Gruhn S, Toth TI. An inter-segmental network model and its use in elucidating gait-switches in the stick insect. *Journal of Computational Neuroscience* 31: 43-60, 2011.
- [5] Daun S , Rybak IA , Rubin J. The response of a half-center oscillator to external drive depends on the intrinsic dynamics of its components: a mechanistic analysis. *Journal of Computational Neuroscience* 27: 3-36, 2009.
- [6] Graham D. A behavioural analysis of the temporal organisation of walking movements in the 1st instar and adult stick insect (*Carausius morosus*). *Journal of comparative physiology* 81: 23-52, 1972.
- [7] Halbertsma J. The stride cycle of the cat: The modelling of locomotion by computerized analysis of automatic recordings. *Acta Physiologica Scandinavica Supplementum* 521: 1-75, 1983.
- [8] Hill AV. The mechanics of active muscle. *Proceedings of the Royal Society B* 141: 104-117, 1953.
- [9] Hodgkin AL, Huxley AF. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. *The Journal of Physiology* 117: 500-544, 1952.
- [10] Traub DR, Wong RKS. A Model of CA3 Hippocampal Pyramidal Neuron Incorporating Voltage-Clamp Data on Intrinsic Conductances. *Journal of Neurophysiology* 66: 635-650, 1991
- [11] Tóth TI, Knops S , Gruhn S. A neuromechanical model explaining forward, and backward stepping in the stick insect. *Journal of Neurophysiology* 107: 3267-3280, 2012.
- [12] Yakovenko S, McCrea D, Stecina K, Prochazka A. Control of locomotor cycle durations. *Journal of Neuroscience* 94: 1057-1065, 2005.