

博士論文

身体性システムの知覚運動系における生物情動規範型
ノイズ・ゆらぎ活用メカニズムに関する研究

米倉 将吾

概要

本論文は、身体を有し運動を生成するシステム-身体性システム-の神経系におけるノイズによる秩序創発現象、特に、神経系の感覚情報処理における確率共鳴の利用方法について、理論的解析・数値実験を行うものである。身体性システムにおいては、神経系のノイズのみを扱うだけでは不十分であり、運動に含まれるノイズ、数十分から数時間タイムスケールで変動する行動ゆらぎ、さらには、運動・行動起因の感覚ノイズなどを包括的に扱う必要がある。

生物の情動においては、情動的な覚醒状態と関連して、機能神経群の再構成、脳の多くの領域における平均発火率増加に起因した伝達信号ゲインの増加と背景雑音の変化、運動生成システムにおけるフィードバックゲイン変化、筋平均発生力と発生力ゆらぎの変化、長期行動パターンの変化などが起こっていると考えらる。本論文の目的は、これらの情動、特に情動的覚醒状態と関連した身体性システムの変化が情報処理にどのように貢献しうるか、理論的に考察しつつ、また、計算機実験を用いて確認する事である。

本論文ではまず、神経系におけるノイズと信号ゲイン増加の働きを、主に確率共鳴の観点から厳密な理論解析を行う。結果として、情動によって確率共鳴がより利用しやすいように神経系の再構成が行われている事を示唆する。具体的には、FitzHugh-Nagumo ニューロンモデルから Fokker-Planck 方程式を導出し、線形応答理論を用いつつ神経系における確率共鳴の詳細な理論解析を行う。入力信号ゲインならびにニューロン集団規模の調整が神経系における確率共鳴の利用には必用不可欠である事を示す。

次に、身体性システムの運動ノイズには2種類存在する事を示す。1つ目は神経系におけるノイズならびにアクチュエーターの特性に起因した運動ノイズであり、2つ目は身体運動システムと環境の相互作用ダイナミクスにおける非線形性に起因した決定論的ゆらぎである。まず、神経系におけるノイズに起因して発生する運動ノイズを運動制御のための制御信号として扱う場合、運動ノイズの存在によって運動制御信号が確率過程化し、結果として運動性能が向上する事を示す。ところで、運動ノイズは基本的にはローレンツスペクトル型のノイズとなり、結果として長期記憶を有する事になり、運動ノイズがセンサへのノイズとなった場合、感覚神経系の動作を阻害する。このため、運動ノイズを感覚情報処理に利用するためには、フィードバックゲインの調整によるノイズのスペクトル調整が必要不可欠である事を理論的に、また、ロボットシミュレーションを用いた数値実験によって示す。さらに、感覚刺激予測タスクにおいて、予測二乗誤差が確率共鳴によって即時的・疑似的に減少可能である事を示す。また、身体性システムにおけるノイズ・ゆらぎを用いた予測二乗誤差の即時的減少効果と、文献調査により得られる、感覚信号の予測誤差は情動、特に情動的覚醒状態を誘発するための重要な要因であるという理解と併せ、神経ノイズ・運動ゆらぎ等を利用する事によって生体情動を調整可能である事を論じる。

一方で本論文では、ガウシアンノイズやローレンツスペクトル型のノイズでは近似不可能な、決定論的

運動ゆらぎを生成する身体運動生成系を構成論的アプローチによって扱う。このシステムがブラウン類似運動・異常拡散・定常運動など、多くの拡散相を環境との摩擦係数、駆動トルクのパラメーターによって切り替え可能である事、つまり身体性システムの散逸バランスによって行動ゆらぎの強度（数 s ～数 h の運動ゆらぎ強度）を調整可能である事を示す。さらに、この運動の長期タイムスケールでのゆらぎ強度の変化によって運動系列自体に含まれ **Recurrence Quantification Analysis** で定量化される複雑性が変化し、結果として運動によって変化する感覚入力の予測的情報処理能力が変化する事を示す。

結論として本論文では、身体性システムに特有なノイズの分類を行い、さらに、身体性システムに適用可能な確率共鳴の厳密な理論解析と生体情動時に見られるノイズ活用メカニズムの文献調査に基づく抽出を行い、これらの原理をロボットシミュレーション実験に適用し、ノイズ活用によって感覚運動能力の向上が起こる事を初めて示しており、さらに、このノイズによる感覚運動能力の向上が生体の情動的覚醒による認知機能と対応付けられることを示している。

目次

第 1 章	序論	1
1.1	はじめに	1
1.2	研究の目的およびアプローチ	2
1.3	論文全体の構造	3
1.3.1	章構造	3
1.3.2	ノイズと運動・行動ゆらぎの区別	5
1.4	本論文における情動の定義と研究の貢献・意義	7
第 2 章	ノイズ・ゆらぎの統計物理的記述と決定論的ゆらぎ	8
2.1	はじめに	8
2.2	神経系の統計力学による解析の概要	9
2.2.1	ノイズを伴う神経の振る舞いを記述するための確率微分方程式	9
2.2.2	神経の発火過程とポアソン過程	10
2.2.3	Fokker-Planck 方程式 (FPE) による神経系の解析と Karamers' rate formula	10
2.2.4	入力に対する神経系の応答の記述の概要	13
2.3	神経系における確率共鳴の概要	15
2.3.1	確率共鳴 (SR) とは	15
2.3.2	subthreshold SR, suprathreshold SR (SSR), coherence resonance (CR)	15
2.3.3	Stochastic resonance without tuning	16
2.3.4	SR と Dithering ならびに Annealing との違い	16
2.4	決定論的ゆらぎ・決定論的拡散	17
2.5	まとめ	17
第 3 章	生体におけるノイズ・ゆらぎの情動依存変化	19
3.1	はじめに	19
3.2	情動による神経系の発火率・ノイズの調整およびその基本メカニズム	21
3.2.1	情動刺激による感覚皮質ニューロンの発火率増加	21
3.2.2	Prediction error と conflict による attention の誘発と皮質の活性化	22
3.2.3	注意状態におけるノイズ強度変化	22
3.2.4	ニューロモジュレーションによる神経系の調整	23

3.2.5	情動刺激による運動皮質ニューロンの発火率増加	23
3.2.6	情動による神経系の調整：まとめ	24
3.3	情動と生理活動におけるノイズ・ゆらぎ変化	24
3.4	情動と運動ノイズ・ゆらぎ変化	24
3.4.1	情動と発話音声におけるゆらぎ	24
3.4.2	情動と発生力・姿勢・運動におけるゆらぎ	25
3.5	情動と行動ゆらぎ	26
3.6	本論文における問題設定	26
3.7	4章以降における論文の構成	27
第4章	神経系における確率共鳴の最大化原理	29
4.1	はじめに	29
4.2	FitzHugh-Nagumo ニューロン集団モデル	30
4.2.1	FHN ニューロンモデルの区分線形化近似	32
4.2.2	plFHN mode I の導出	33
4.2.3	plFHN mode II の導出	35
4.3	Fokker-Planck 方程式の導出と定常解の導出	36
4.4	FPE の線形応答解の導出	39
4.5	発火率の線形応答関数の導出	41
4.5.1	$R_{\Sigma} \cdot C_0 \cdot C_1$ の導出	42
4.6	信号ゲインと神経集団規模による Growth of SR 理論	44
4.7	まとめ	48
第5章	身体性システムにおける確率共鳴	49
5.1	はじめに	49
5.1.1	Aperiodic な制御入力信号としての運動ノイズ・ゆらぎ	49
5.1.2	感覚信号へのノイズとしての運動ノイズ・ゆらぎ	50
5.1.3	予測二乗誤差と確率共鳴の関連性	50
5.1.4	本章での問題設定	51
5.2	Aperiodic な制御信号としての運動ノイズ・ゆらぎによる運動能力の向上	52
5.2.1	FHN 神経系を用いたフィードバック制御システム	52
5.2.2	神経ノイズ・運動ノイズ付与による制御信号の確率過程化	53
5.2.3	神経ノイズ・運動ノイズ付与による運動精度の向上	53
5.2.4	捕食タスクにおける運動効率の向上	54
5.2.5	まとめ	55
5.3	予測的感覚情報処理のフレームワーク	56
5.3.1	ctRNN アレイによる予測的感覚情報処理と SR without tuning	57
5.4	タスク依存フィードバック制御によるシステムのゆらぎスペクトル変調	59

5.5	フィードバック制御を受ける Particle ロボットにおける予測的情報処理	62
5.5.1	乗法ノイズを考慮した Particle ロボットの運動方程式	62
5.5.2	Particle ロボットの予測情報処理における確率共鳴	62
5.5.3	ノイズによる Particle ロボットの軌道追従能力の検証	64
5.5.4	まとめ	65
5.6	フィードバック制御を受ける 2 リンクアームの予測的情報処理	65
5.7	まとめ	67
5.7.1	運動制御系への確率的な入力信号としての運動ノイズ	67
5.7.2	ノイズによる即時的・疑似的な予測誤差減少効果	68
5.7.3	フィードバックゲインによる運動ゆらぎ調整効果	68
5.7.4	運動由来の感覚ノイズによる情報処理系の確率共鳴	68
5.7.5	展望	69
第 6 章	決定論的ゆらぎの発生と制御原理	70
6.1	はじめに	70
6.2	摩擦駆動型 2 リンクモデルの導出	71
6.2.1	拡散相の指標としての Mean squared displacement (MSD)	74
6.3	摩擦駆動ロボットにおける決定論的拡散運動: Machine diffusion	74
6.3.1	すべり摩擦下での拡散制御	74
6.3.2	非ニュートン流体中での決定論的拡散	78
6.4	摩擦駆動ノンホロノミックシステムの簡易モデル化と秩序創発	78
6.4.1	摩擦駆動型ノンホロノミックシステムにおける決定論的ゆらぎ: まとめ	80
6.5	The simplest walker モデルにおける決定論的ゆらぎ	81
6.5.1	研究の動機	81
6.5.2	The simplest walker モデル	82
6.5.3	Stride-to-stride interval のゆらぎ	82
6.6	まとめ	83
6.6.1	運動における決定論的ゆらぎと調整原理	83
6.6.2	異なる身体形状による摩擦駆動ロボットの実装	84
6.6.3	長期運動ゆらぎの生成と行動ゆらぎの関連性	84
6.6.4	環境の情動価と Mood と系のエネルギーの関係性	85
第 7 章	決定論的ゆらぎを用いた感覚情報処理の構成論	86
7.1	はじめに	86
7.1.1	決定論的ゆらぎによる秩序創発現象とノイズによる秩序創発現象の違い	87
7.2	運動ゆらぎの拡散相と運動予測の関連性	87
7.3	拡散相ならびに予測指標の Recurrence Quantification Analysis (RQA)	87
7.3.1	行動ゆらぎ・予測・情動の関連性	88

7.4	まとめ	89
第 8 章	結論	91
8.1	まとめ	91
8.2	ノイズと情動の対応付け	92
8.2.1	情動的覚醒とノイズによる認知調整機能の調整	92
8.3	結論	93
8.3.1	本研究の意義	93
謝辞		95
参考文献		96

第 1 章

序論

1.1 はじめに

身体を有するシステムにおいては、それが生物であれ、ロボット等の人工システムであれ、ノイズが至るレベルで至るところに存在する。従来、ノイズは役に立たない雑音であると考えられてきたが、ここ数十年間の自然科学・統計物理学の進歩によって、生物におけるパターン創発、確率共鳴・コヒーレンス共鳴などのノイズによる秩序創発現象 [156] が多数報告されるようになった。これらのノイズによる秩序創発 (noise induced order)、特に非線形システムにおけるノイズによる入出力雑音比率を向上させる確率共鳴現象は、電気回路等の工学システムにも観察される事が報告されており、また、自然界における生物の情報処理系においても多数の例が観察されている。例えば、外界の捕食者・被捕食者に関する微弱信号の抽出 [124]、反射運動の亢進 [88]、筋肉の反応亢進 [46]、脳における注意状態の実現 [172]、など (文献 [124] などにおけるレビューが詳しい)、生物の知覚神経系、さらには、効率的な情報処理系の実現のためには必要不可欠な現象・原理である事が推測される。

近年では、確率共鳴などの noise induced order を積極的に活用し信号伝達における入出力雑音比を最大化するための電気回路も幾つか実装されており [29, 83]、確率共鳴の工学的な利用が積極的に試みられている。ところで、ロボット等の身体性システムにおいて、つまり、センサ・身体構造・アクチュエーター・環境との相互作用ダイナミクスなどを含む包括的システムを考えた場合、センサにおけるノイズ、身体運動に混入するノイズ、相互作用ダイナミクスレベルで発生するノイズ・ゆらぎ、など、ノイズの特性はシステムの構成要素に依存して決して単一でない。

また、身体性システムを考慮した場合は、センサ・神経系・運動生成系におけるノイズの相互作用も無視できない要素となる。例えば、ロボットのフィードバック制御系のノイズを考えた場合、運動ノイズによって身体運動が設計された経路から確率的に外れる事により、制御器への入力に確率過程化する影響が考えられる。また、ロボットにおけるビジョンシステムなどの知覚系を考えた場合、知覚系-運動系のカップリングによって、ロボットの身体運動系におけるノイズがビジョンに間接的な影響を与えてしまう。従って、運動によって引き起こされる運動ノイズが統計的に十分良質な性質 (ノイズの自己相関の減衰時間が十分に短い、ノイズが信号自体の性質を大きく歪めない等) を有している場合は、非線形の視覚情報処理系に対して確率共鳴を引き起こす事が十分に可能である [180, 181]。実際、生体の眼球の 100 Hz 程度において振動する微細な固視微動 [112] が視覚処理における高精細化を実現している可能性が示唆さ

れている [74, 75]。

ところで一般的に、ノイズは自己相関における減衰時間が非常に短く、情報理論的な構造を有しないものとして定義される。神経系の背景雑音、眼球の微細な固視微動などは統計的に良い性質を有していると考えられるが、腕・脚などの運動ならびに姿勢等におけるノイズ・ゆらぎは非常に大きな自己相関ならびに情報理論的な構造を持つ事が予想される。さらに、行動系において報告されるノイズ・ゆらぎの時定数は数時間のタイムスケールを持つ。これらの長いタイムスケールにおける運動・行動ゆらぎが感覚情報系ならびに認知システムにどのように影響を与えるかは不明である。また、行動におけるゆらぎは、還元論的に説明するのであれば、脳内における意思決定システムがそもそも確率的な行動選択を行っているためであるが [147, 37]、この還元論では、行動・休止の持続時間に関するゆらぎがあらゆる自然システムに普遍的に観測される冪乗則に従っている [125] 点などは説明できない。

以上、視覚の固視微動と確率共鳴においては幾つかの枠組みが提供されてはいるものの、一般的な身体性システムにおいて、構成要素毎（センサ・アクチュエーターなど）、並びに、構成レベル（情報処理の素子レベル、運動レベル、行動レベルなど）毎に異なる特性を有するノイズが発生し、それらのノイズが相互に作用しあう系において、全体としてノイズを利用するためには如何なるサブメカニズムが必用となるのか、その一般的なガイドラインは整理されておらず、身体性システム全体としてノイズを活用する工学システムは未だに実現されていないのが現状である。さらに、ノイズがどのようなタスク、および、どのような情報処理に対して貢献しうるのか、ノイズによる秩序創発現象の適用範囲も現状においては不透明である。また、動物の Lévy flight 型の行動パターンなどに見られる運動・行動頻度などにおける異常分布性（運動パターンが 10s~数 h の長いタイムスケールで間欠的に大きく変化する）などがどのようにシステムの感覚運動系・認知系に影響を与えるのか、不透明であると同時に、ガウシアンノイズ等の理想的な統計的性質を有するノイズによる noise-induced order とは異なる体系の研究アプローチが必要である。

1.2 研究の目的およびアプローチ

非常に興味深い事に、生物においては、皮質ニューロンの発火時系列における分散・ゆらぎが情動による影響を大きく受ける [111] と共に、運動におけるノイズ・ゆらぎもまた、情動刺激によって引き起こされたストレス状態や注意状態などに依存して大きく増加する事が多数報告されている [102, 57, 168, 20, 19]。

さらに興味深い事に、ヘッドフォンによるホワイトノイズの付与によって注意欠陥障害の患者における認知パフォーマンス向上 [159]、刺激に対する反射応答能力が向上する [88] 事などが報告されており、情動-ノイズ-認知プロセス-運動/行動プロセスは互いに相互調整を行い、システム全体としての情報処理プロセスを最適化している事が推測される。(特に、Emotion regulation:情動の自己調整に関する分野においては、自己の情動ストレスが最小になるように運動・行動が組織化・最適化されている事が示唆されている [67])。喜怒哀楽などの、情動状態の心理学的な分類においては、情動状態は覚醒度からなる軸と快-不快からなる軸の2次元空間において表現可能であるとされている [150, 147]。情動刺激によって覚醒レベルが調整され、結果としてニューロンレベルにおけるノイズ、運動レベルでのノイズが調整されている事を踏まえると、情動的な覚醒状態はノイズの強度ならびにノイズを利用する様々なサブシステムによって実現されている事が推測される。これらの、生体における情動的覚醒状態ならびにその生成・制御メカニズム、さらに、その情動的覚醒の調整によって影響を受ける神経系プロセス、運動・行動プロセス、認知

プロセスを詳細に調査し、機能を抽出し、実装しつつ実験する事によって、つまり、つくる事によって理解する (“understanding by building” [139]) アプローチを取る事によって、ノイズによる秩序創発現象をシステム全体で利用可能な新しい身体性システムが構築できると考えられる。

本研究では、身体性を有する感覚運動系でのノイズによる秩序創発、および、ノイズ・ゆらぎを積極的に利用するための理論的かつ設計論的な枠組み構築を研究の大きな目標とする。この過程において、本研究では特に生体における情動プロセスによるノイズ調整・ノイズ利用原理の文献調査に基づく抽出を行いつつ、数値シミュレーションなどによる実証実験を行う。

研究の大きな目的は以下の通りである。

目的1 身体性システムのシステムにおける感覚レベル・運動レベル・行動レベルそれぞれにおいて発生しうるノイズ・ゆらぎについて、それらの特性を理論的に解析しつつ、体系的に整理する

目的2 身体性システムのシステムにおけるノイズ・ゆらぎを活用するためのメカニズムを検討・提案し、そのメカニズムの有効性を確認する

上記の目的のため、本研究では以下の3つのアプローチを取る。

アプローチ1 ノイズを受ける神経系・運動・行動システムの理論解析

アプローチ2 生物の情動を規範とした、ノイズ・ゆらぎ活用のための身体性システム構成論

アプローチ3 “Understanding by building”による諸実験と検証

なお、神経系におけるノイズ、神経系ノイズに起因した身体運動ノイズの多くは時間的な自己相関を持たないガウシアンノイズ、もしくは、自己相関が指数関数的に減衰するローレンツスペクトル型のノイズによって記述される。これらのノイズに関しては、その理解のために統計力学的な解析を積極的に用いしつつ、提案する情動規範メカニズムの効果を簡単なロボットシミュレーションによる検証を行う。一方で、Lévy flight などの、運動・行動レベルにおける長時間のゆらぎなどに対しては、統計力学的な解析が一般的には困難であるため、Recurrence Quantification Analysis などの力学系解析手法 [113, 114] などの数値解析とロボットシミュレーションを用いる事によるシステム理解と情動規範メカニズムの検証を行う。

1.3 論文全体の構造

1.3.1 章構造

本研究の明確な研究目的ならびに問題設定の記述を行うためには、統計物理による神経系解析の知見、生物におけるノイズ調整機構等の様々な知見が必要となるため、本研究における明確な問題設定ならびに明確な研究目的は3章において詳細に論じる事に注意されたい。

2章においては主に、4章以降で用いる、ノイズ・ゆらぎを入力に受ける神経系における統計力学的解析を行うための物理に関する道具立てを行う。具体的には確率微分方程式の概説、ポアソン過程の概説を行い、確率微分方程式の統計的解析解を導出するために必要不可欠な Fokker-Planck 方程式の概説、神経系の発火率の理論計算の仕方の簡単な説明などを行い、確率共鳴現象について詳細にレビューを行う。さらに、生体の運動におけるゆらぎを記述説明する2つの方法：統計力学によるブラウン運動と決定論的拡

散ゆらぎによるブラウン運動という2つの視点を導入する。

3章において、生体におけるノイズは、環境・センサ・神経系・アクチュエーターなど、ほぼ全ての生体構成要素に遍在しているのみならず、システム全体として生成された運動レベル・行動レベルにおいても存在しており、また、特に、行動レベルにおけるゆらぎは数時間に渡るタイムスケールにおいて存在している（あるいは、定義されている）事を示す。さらに、生体におけるノイズ・ゆらぎは生体の情動プロセスによって密に調整を受けていると同時に、確率共鳴などを通して、認知プロセスに大きな影響を与えている事を指摘する。同時に、3章においては、生体がノイズを調整しつつノイズによる秩序創発を利用するために、どのような基本メカニズムを用いている可能性があるか、ノイズ利用のために必要となる生物情動規範型の身体性システムの構成要素を抽出し、本研究の目的・論文構成を詳細に論じる。

4章においては、生体の神経系における確率共鳴原理を詳細に検討する。特に、通常シビアなノイズ調整が必要である確率共鳴 (stochastic resonance, SR) に対して、信号を受け取るニューロン集団の規模を大きくすればノイズ調整がほぼ必要なくなる事が報告されている SR without tuning 現象 [24, 18] を線形応答理論によって厳密な理論解析を行う。この理論解析によって入力信号のゲインが SR without tuning 現象にとって非常に重要な役割を果たしており、ニューロン集団規模よりも効率的に SR without tuning 効果を実現しうる事を示す。これにより、生体神経系における発火率の上昇による信号ゲインの増大は SR without tuning 効果をもたらしている可能性を指摘する。

5章においては、身体性システム全体を扱い、身体運動によって発生する運動ノイズ・ゆらぎが運動制御ならびに感覚情報処理に対してどのように貢献しうるかを包括的に扱う。主に、運動ノイズが身体性システムへの「信号」となる場合、ならびに、「ノイズ」になる場合の、以上の2つの観点から運動ノイズの貢献を論じる。

まずはじめに、運動ノイズが存在する事によって運動誤差が発生し、さらに、その運動誤差は本質的に確率過程となり、非常にゆっくりとした長いタイムスケールで変化する、長期相関を有する事を指摘する。この確率的運動誤差の信号は運動制御器への非周期的かつ比較的長いタイムスケールを有する「入力」信号となる。運動制御器にニューロン集団等の非線形要素が入っており、制御のための入力信号をコーディングしていた場合、かつ、この神経集団にホワイトノイズが印加される場合、4章で論じた SR without tuning がこの神経集団に起こり、結果として、運動精度などの運動性能が上昇する。

次に、運動ノイズ・ゆらぎが感覚情報処理システムへのノイズとなる場合について、特に、感覚システムの予測情報処理に関する運動ノイズの貢献を扱う。これは、身体性システムが環境に適應するためには予測的に情報処理を行う事が非常に重要である [167] という知見に基づくと共に、感覚刺激の予測エラーが生体における情動および学習のトリガーになっている事 (レビューは [154] などに詳しい) が多くの研究によって示されている事に基づく。具体的には、まず、信号の予測評価指標として一般的に用いられる二乗予測誤差において、確率共鳴によって誤差を減少させる事が出来る事を示す。

5章においては同時に、運動におけるノイズ・ゆらぎの特性を理論的に解析する。一般的に、長期相関を有するローレンツスペクトル型のノイズ入力には神経系における情報処理を阻害する。このため、運動と感覚神経系のカップリングに起因して、運動ノイズが感覚系に間接的に影響を与える場合、タスク依存のフィードバック制御によるノイズのスペクトル調整が感覚情報処理系における確率共鳴のために必要不可欠である事を理論的に、かつ、ロボットのシミュレーションによって明らかにする。これによって、目的志向の運動タスクが存在しない場合は、つまり、強いフィードバック制御が行われていない場合の運動ノ

イズは感覚系の情報処理を阻害する事などを示唆する。

6章においては、運動・行動ゆらぎの生成原理としての決定論的拡散を検討する。生体における行動ゆらぎを神経系における確率的行動選択システムに還元させるアプローチでは説明できない、行動・休止のべき乗則が環境・身体運動系の相互作用に基づく決定論的なゆらぎ現象であり、決定論的ゆらぎを考える事によって、行動のゆらぎがシステムのエネルギー状態と対応付けが可能となる事を示す。具体的には、まず、ヘビや魚などの、摩擦駆動型の身体運動システムを簡約化したモデルを提案し、そのモデルにおいて決定論的拡散が起こる事、さらに、環境との摩擦係数・駆動トルク・駆動周波数など、システムのエネルギー状態に応じてブラウン運動に似た通常拡散から Lévy-flight 類似の異常拡散へ、さらには、超拡散へと発展しうる事を示す。また、同様の現象は2脚歩行システムなどにも起こりうる事を示す。つまり、6章においては運動・行動ゆらぎの調整をシステムのエネルギー調整問題として捉えるための基本的枠組みを議論する。

7章においては、決定論的ゆらぎによって発生した長期タイムスケールにおける行動ゆらぎによって、感覚情報処理能力がどのように亢進しうるか、6章で導出した決定論的な運動ゆらぎ生成モデルを用いて構成論のアプローチによって明らかにする。

8章においては、4章-7章の結果をまとめ、身体性システムの感覚情報処理においてノイズを活用するためには、神経系の規模調整・感覚信号ゲイン・運動制御システムのゲイン・行動生成のためのエネルギー調整など、身体性システムを構成する神経・運動・行動レベルに応じて個別の調整サブシステムが必要であり、これらの調整原理によるシステム再構成が、生体情動における状態再構成と対応付けが可能である事を改めて議論する。また、生体システムがノイズを用いて情報処理した場合、多くの場合において、生体情動の誘発要因となる予測誤差を減少させる事が可能である事を指摘し、これによって、生体がノイズを用いて **Emotion regulation** 機能を実現している可能性を指摘すると共に、ノイズを用いる事によって生体情動を調整可能である事を議論している。

以上、本論文の章構造を図 1.1 に示す。簡潔には、2章で統計物理における確率共鳴など諸概念・諸道具の導入、3章において生物情動規範型ノイズ利用メカニズムの抽出・定義ならびに本論文における詳細な問題設定、4章で、神経系の情報処理における確率共鳴原理の導入を行い、5章で身体性システムの運動ノイズまで含めた場合の、身体性システムに特有のノイズによる秩序創発現象の解明を行うと共に、3章で抽出・定義した生物情動規範型ノイズ利用メカニズムの検証を行う。6章においては、動作・行動における決定論的ゆらぎ原理の導出を行い、7章において、長期的な動作ゆらぎが感覚情報処理に与える影響をシミュレーションによって明らかにする。8章で本論文で得られた成果をまとめ、本論文の結論を述べる。

1.3.2 ノイズと運動・行動ゆらぎの区別

4章と5章においては、統計力学的な記述が確立されているガウシアンノイズならびにローレンツスペクトルを有する確率過程について扱う。一方で、6章と7章において扱う決定論的ゆらぎは周期構造を含むと同時に異常拡散などの間欠性を有する複雑な統計的構造を有するプロセスについて扱う。これらの決定論的プロセスは統計力学的な記述ならびに解析が困難であり、かつ、そこで観察される **noise-induced order** は4・5章で扱う確率共鳴とは大きく異なる現象となる。特に、7章においては長期的なタイムス

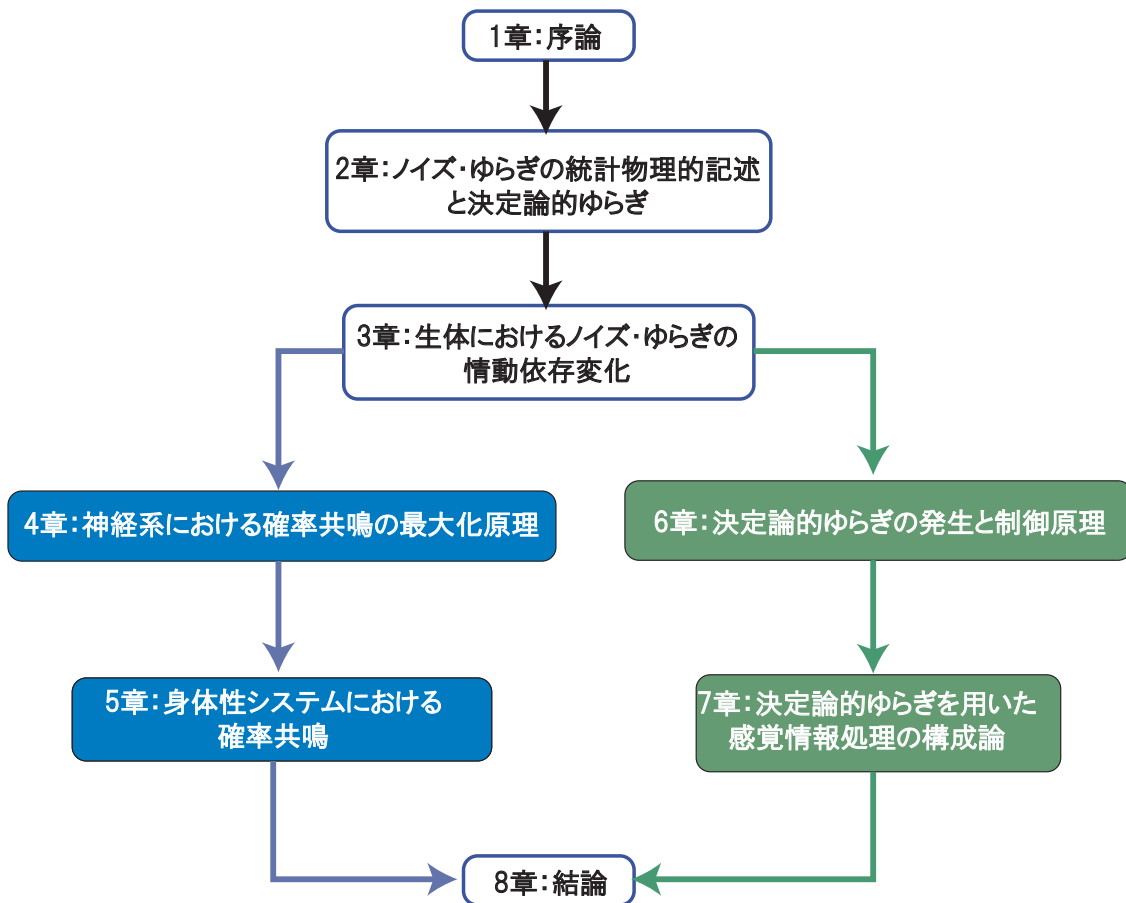


Fig. 1.1 本論文の章立て構成: まず2章において、論文中にて用いるノイズ、確率共鳴などの統計力学における基本的な概念の導入を行う。3章において、生体におけるノイズ・ゆらぎの文献調査を行い、生体においてはノイズ・ゆらぎが情動に依存して変化している事を指摘する。これによって、本論文のタイトルに含まれている、生物情動規範型ノイズ・ゆらぎ活用メカニズムの基本要素を抽出・定義する。4章において、神経系の SR without tuning 原理を理論解析的に示す。5章において、身体を有するシステムの運動に含まれるノイズの特徴を理論的に解析し、さらにロボットの数値シミュレーションを用いて、運動ノイズさらには運動フィードバック制御ゲインが感覚情報処理にどのような影響を与えるのか検証する。一方、決定論的ゆらぎに関しては、6章にて、環境との相互作用における散逸係数および自身の運動生成におけるエネルギー流入量によってゆらぎの統計が大きく変化する事を示し、さらに7章において、ゆらぎの変化による感覚情報処理の影響を数値計算シミュレーションを用いて解析してゆく。

ケールで変動する位相変化を含む身体性エージェントの運動時系列に対し、Recurrence Quantification Analysis を用いて解析を行い、これによって定量化される複雑性指標によって身体性エージェントの予測的感覚が変化している事を示す。つまり、6・7章で扱うのは統計力学的な意味でのガウシアンノイズに起因した noise-induced order ではなく、長期的なタイムスケールで変化する運動ゆらぎの複雑性指標によってシステムの感覚情報処理がどのように変化するかという問題である。これらによって、6・7章では主に構成論的アプローチを取る。つまり、システムを構築し、その振る舞いを観察・解析し、その観察・解析結果に基づき、新しい原理・知識の導出を行う。

1.4 本論文における情動の定義と研究の貢献・意義

喜怒哀楽などの情動ラベルないし感情の心理モデルにおいては、情動ラベル・感情状態は「覚醒」レベルの軸ならびに「快-不快」の意味論的軸からなる、2次元程度の空間にマッピング・分類可能であると考
えられている。工学的な表情生成ロボット [13, 120] に頻繁に用いられる情動ラベルの空間モデルとして
Russell らのモデル [150] があり、驚き、幸福、恐怖、悲しみ、喜び、不安、リラックス、退屈、などの多
様な情動ラベルないし感情が「覚醒-睡眠」軸と「快-不快」軸の2次元空間で表現可能であるとされてい
る（レビューは文献 [147] などを参照）。本論文においては、情動を主にこの情動空間における情動的覚醒
状態の強度の意味で用いる。

本論文の意義は、まず、生体における情動的覚醒と知覚運動系におけるノイズ調整・フィードバックゲ
インの調整・システムの散逸バランスの変更などのモジュレーション機構が対応付く事を文献調査によっ
て明らかにする点にある。さらに、神経系における確率共鳴の厳密な理論解析と身体性エージェントを用
いた実験を通し、ノイズを利用する事によって、エージェントの感覚運動能力が向上する事を示し、生体
におけるノイズ・情動的覚醒・知覚運動系の性能向上の関係性を明らかにする点にある。工学的な観点か
らは、工学的な表情ロボットに多くみられる、覚醒軸ならびに快・不快軸からなる情動空間において、本
研究の成果によって、覚醒軸に対応した生物物理学的な情報処理モデルをノイズ調整・利用機構として実
装可能となる事が期待される。

第2章

ノイズ・ゆらぎの統計物理的記述と決定論的ゆらぎ

2.1 はじめに

ミクロなレベルの自然界においては、膨大な数の分子が互いに衝突を繰り返し、結果として、予測不可能な運動を示している。この予測不可能な運動を予測不能な乱数：ノイズとして理論的に扱う事を試みているのが統計力学である。分子の運動エネルギーは環境中の熱と対応づけて定義され、高熱になるほど分子は激しく運動し、より多くの粒子と互いに衝突を繰り返し、結果として観測される運動の不規則性はより大きくなる [188]。特に、ブラウン運動と呼ばれる数 μm の微粒子が液体媒質の中でランダムに移動していく様子は対象の微粒子が熱運動に起因してランダムに運動する液体媒質の分子とランダムに衝突を繰り返す事によって引き起こされている事が示されており、温度と微粒子の単位時間あたりの平均移動量が観測されれば媒質の分子量が理論的に決定できる事が示されている [42]。また、媒体中を拡散するインクなども、基本的には熱雑音によって駆動されている事が知られている。

ところで、ノイズはミクロレベルで定義される乱数であるにも関わらず、マクロスケールでの秩序生成にとって非常に大切な役割を果たしている事が知られており、キンチャクダイやシマウマなどの縞模様 [170, 92]、ランダムな揺動を受けた砂粒などの粒子群における規則的な山の生成など、多くのシステムにおけるマクロな秩序を生み出している事が知られている (これらのレビューについては文献 [156] が詳しい)。

ノイズによる秩序生成は、生体よりも遥かに大きなスケールおよび長いタイムスケールでも報告されており、100,000年周期で繰り返される地球の氷河期について、地球の地軸の分散が寒冷期-温暖期からなる双安定系システムにおける規則的な状態遷移を引き起こしている事などが推測されている [62]。同様の、状態遷移におけるノイズによる秩序創発現象は双安定系の電気回路である Schmitt-trigger においても観察されており [48]、分子、粒子、電気から地球のダイナミクスに至るまで、普遍的な現象であると考えられている。

本章では、まず、ノイズが入力される神経系の振る舞いを記述する道具としての統計力学に関する基礎的な概念導入と道具立てを行う。まず、統計力学におけるノイズの記述方法を導入し、次いでノイズを入力に持つ神経系の記述としての確率微分方程式の導入する。さらに、神経ダイナミクスにおけるウィー

ナー過程およびポアソン過程の概念を概説し、その後、確率微分方程式の振る舞いを解析するための Fokker-Planck equation(FPE) の導入および、FPE の解析解を得るために必要な線形応答理論の概念的導入を行い、確率共鳴と同期共鳴についての概念を説明する。

また、その後、身体を有するエージェントシステムにおけるノイズ・ゆらぎはエージェント内の神経系におけるノイズに由来して発生するだけではなく、環境との相互作用によって決定論的に発生しうる事を議論するための導入として、カオスによる決定論的拡散について簡単に触れる。

2.2 神経系の統計力学による解析の概要

2.2.1 ノイズを伴う神経の振る舞いを記述するための確率微分方程式

統計力学においては、ニューロンやシナプスのような構造が微細であり、かつ、イオンや化学物質などのミクロなスケールの物質によって駆動されているシステムを取り扱う場合、そのシステムの振る舞いに含まれるノイズは理想化されたガウシアンノイズとしてモデル化される事が一般的である。つまり、ノイズは平均値 0 で次空間的な相関を統計的に有さない信号と仮定する。数式で表現するならば、 $\langle \cdot \rangle$ をアンサンブル平均、 $\xi(t)$ を分散 1 のガウス分布から生成された乱数系列とした場合、

$$\langle \xi(t) \rangle = 0, \quad (2.1)$$

$$\langle \xi(t) \cdot \xi(t') \rangle = \delta(t - t'), \quad (2.2)$$

という特徴を有する。なお、 δ はデルタ関数であり、 $t = t'$ の時のみ $\delta(t - t') = \infty$ の値を取り、それ以外の $t \neq t'$ の場合は $\delta(t - t') = 0$ の値を取る関数である。なお、ガウシアンノイズをフーリエ変換して得られるパワースペクトルは全ての周波数成分の強度が統計的には等しい構造を取っている。

生体の神経系の活動は様々な発生要因によって生成されたノイズを伴う事が知られており、例えば、神経のイオンチャンネル等のミクロなレベルにおいては、熱エネルギーによって引き起こされる熱雑音が無視できない影響を持っており、特に、神経を駆動するためのイオンチャンネル、神経の情報伝達を司る神経伝達物質などのスケールが非常に小さな物質は熱雑音の影響が支配的となるため、これにより神経の振る舞いおよびシナプスの振る舞いにランダム性がもたらされると考えられている。

また、1つの神経は 10^4 オーダーの、それぞれランダム性を有するシナプス投射を受けており、これによって神経は背景雑音を入力されると考えられている。これらにより、ニューロンの振る舞いを記述する微分方程式は膜電位を $V(t)$ 、コンダクタンスを C 、入力を I として、背景雑音を $\xi(t)$ 、また、背景雑音の強度を $\sqrt{2D}$ とする事により、

$$C \frac{dV}{dt} = f(V) + I + \sqrt{2D}\xi(t), \quad (2.3)$$

と記述される。ここで $f(V)$ は何らかの関数であり、ニューロンモデルによって異なる。最も簡単な Leaky-integrate-and-fire ニューロンにおいては、 $f(V) = -\gamma V$ と定義される。なお、背景雑音 $\xi(t)$ は最も簡単な仮定においては加法性のガウシアンノイズが仮定されるが、時空間的な相関を持った加法性ノイズを仮定する場合、入力信号の大きさに比例した強度を持つ乗法性ノイズを仮定する場合なども存在する。一般的には、感覚神経系においては時空間的な相関を持たないガウシアンノイズを仮定する場合が多く、運動の神経制御に関しては、運動指令に比例した強度を有する乗法性のガウシアンノイズが仮定される。

なお、式 2.3 のように右辺にノイズ項を含む系は一般的には Orstein-Uhlenbeck プロセスと呼ばれており、特に、式 2.3 の形式の微分方程式を Langevin 方程式と呼ぶ。また、より一般的には確率微分方程式と呼ばれており、離散化による数値計算の際には通常微分方程式とは異なる特別な扱いを必要とする。具体的には、 $v(t)$ をウィーナープロセスであると考え、以下の離散化を行う。

$$v(t + \Delta t) = (1 - \gamma)v(t)\Delta t + \xi(t) \sqrt{\Delta W^2}. \quad (2.4)$$

ここで、 $\langle \Delta W \rangle = \langle \int_t^{t+\Delta t} \xi(t') dt' \rangle = 0$ であり、式 2.1 より $\langle \Delta W^2 \rangle = \langle \int_t^{t+\Delta t} \int_t^{t+\Delta t} \xi(t)\xi(t') dt dt' \rangle = \Delta t$ であるから、 $\sqrt{\Delta W^2} = \sqrt{\Delta t}$ となる。概念的には、右辺 $v(t)$ の項は微小時間 Δt の間は不変であるため、その分散は Δt^2 に比例し、通常の離散化と同様に Δt でスケール可能であるが、 $\xi(t)$ は至る所で微分不可であり、微小区間 Δt の間においても絶えず変動している。これにより、離散化の際にスケールするには、その分散が Δt の区間でどれほど大きくなるかに応じてスケールされる、と理解可能である。よって、確率微分方程式の数値計算を行う際には

$$v(t + \Delta t) = (1 - \gamma)v(t)\Delta t + \xi(t) \sqrt{\Delta t}, \quad (2.5)$$

のように離散式に変換し、オイラー法によってシミュレーションする必要がある（4章、6章における数値計算の際にこの手法が用いられている）。

2.2.2 神経の発火過程とポアソン過程

神経におけるイオンチャンネルが開く確率や神経の発火確率等はポアソン過程に従う事が知られている。ニューロンの発火が平均発火率 r_0 のポアソン過程の場合、ポアソン過程は平均値と分散が等しいという特徴を持つため、平均発火率の分散もまた r_0 となる。この際、ある微小時間 Δt における平均発火回数は $r_0 \Delta t$ と記述される。また、ある時系列 $x(t)$ がポアソン過程であるかどうかを判定する統計量としては、主に以下であらわされる平均 = 分散で表現されている Fano factor (FF) が用いられる。

$$FF = \frac{V[x]}{E[x]}, \quad (2.6)$$

ここで $E[x]$ は x の時間もしくはアンサンブル平均の値、 $V[x]$ は x の時間もしくはトライアル毎の分散である。

2.2.3 Fokker-Planck 方程式 (FPE) による神経系の解析と Karamers' rate formula

積分発火型ニューロンにおける FPE 解析の例

数値計算は通常微分方程式で記述されるシステムの振る舞いを理解するための非常に有効な手段となりうる。しかしながら、式 2.3 のような確率方程式の場合、その振る舞いは確率変数 $\xi(t)$ によって、実験のたびに变化するため、一回の数値計算実験のデータ自体は何ら意味を持たず、数値計算を繰り返す行い、統計量を計算・観測して初めて意味のある理解を得る事が出来る（例えばある時刻 t における膜電位は確率としてどのような分布関数を取っているか等）。このような確率微分方程式で記述されるシステムの統計量の時間発展は、FPE によって理論的に取り扱う事が可能である。この節においては具体的に Leaky integrate and fire (LIF) ニューロンモデルを例に取り、FPE による解析を概説する。

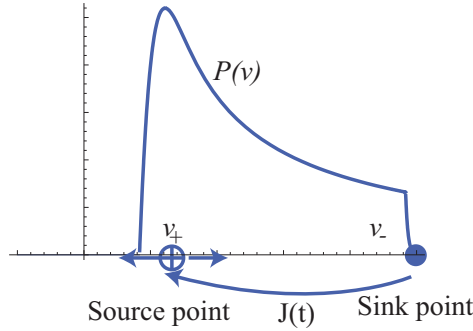


Fig. 2.1 膜電位の分布関数、発火閾値 v_- である sink point, sink point を脱出する膜電位の確率を表す Flux J 、ならびに、発火した膜電位がリセットされる v_+ における source point などの概念図

LIF は、膜電位 v が閾値 v_- に到達した瞬間にスパイクが発生し、ある時間遅れ τ_d の後に膜電位 v が v_+ にリセットされるモデルである。簡単のため時間遅れ $\tau_d = 0$ であるすると、LIF ニューロンの標準形は以下で表される。

$$\dot{v} = -v + I + \sqrt{2D}\xi(t), \quad (2.7a)$$

$$v = v_- \Rightarrow v_+. \quad (2.7b)$$

Kramers-Moyal の関係により、式 2.7 と等価な FPE は $P(v, t)$ を時刻 t における膜電位 v の分布関数として、

$$\partial_t P(v, t) = \partial_v (v + D\partial_v) P(v, t) + J(t)\delta(v - v_+), \quad (2.8)$$

という偏微分方程式で記述される [103]。ここで $\partial_x = \frac{\partial}{\partial x}$ である。また、ここで $\delta(x)$ はディラックのデルタ関数であり、ソースポイント v_+ においてリセットされた膜電位の確率流が入力される事を表している。平衡状態においては、 $\partial_t P(v, t) = 0$ であり、確率流 $J(t)$ も変化せずに定数値 $J(t) = J_0$ を取るため、式 2.8 の平衡状態における解は

$$\partial_v (v + D\partial_v) P(v, t) = -J_0\delta(v - v_+) \quad (2.9)$$

を解くことによって求められる。

なお、式 (2.9) で表される LIF ニューロンが満たすべき境界条件は以下のように導出される。式両辺を v で積分すると、

$$(v + D\partial_v)P(v) = -J_0 \int \delta(v_+ - v)dv = -J_0\Theta(v - v_+), \quad (2.10)$$

を得る事が出来る。 $\Theta(z - z_0)$ はヘビサイドの階段関数であり、ディラックのデルタ関数の積分によって得られる。ここで、sink point: $v = v_-$ に滞在している粒子は 0 である事を考えると、

$$P(v_-) = 0, \quad (2.11)$$

である。同時に、膜電位関数 $P(v, t)$ は v_+ において連続であるから、

$$[P(v)]_{v=v_+} = 0, \quad (2.12)$$

が得られる。ここで $[f(x)]_c = f(c+0) - f(c-0)$ である。 $P(v_-) = 0$ であるから、

$$v_- P(v_-) + D \left. \frac{dP(v)}{dv} \right|_{v=v_-} = -J_0 \Theta(v_- - v_+) \quad (2.13a)$$

$$\left. \frac{dP(v)}{dv} \right|_{v=v_-} = -\frac{J_0}{D} \quad (2.13b)$$

を得る。ところで、sink point から脱出する粒子数と、source point に流入する粒子数は同じである必要があるため、

$$\left[\frac{dP(v)}{dv} \right]_{v=v_+} = \left. \frac{dP(v)}{dv} \right|_{v=v_-} \quad (2.14a)$$

が得られる。

さらに、確率密度関数 $P(v, t)$ は全領域で積分された場合、1 になる必要があるため、

$$\int_{-\infty}^{\infty} P(v, t) dv = 1 \quad (2.15)$$

である。以上の、式 (2.11)–(2.15) が LIF が満たすべき解析的境界条件である。

なお、式 (2.9) は境界条件が全くない場合は非常に簡単に解く事が可能であり、膜電位の平衡状態における分布関数 $p_0(v)$ は

$$p_0(v) = C_0 \exp\left(\frac{-v^2}{2D}\right), \quad (2.16)$$

と求められる。つまり、境界条件等が何もない場合は、ノイズによって膜電位が無限大にまで拡散してゆき、結果としてガウス分布となる事を示している。しかしながら、この解は一般的にはニューロンの境界条件を一切満たさないため、

$$p_0(v) = C_0 \exp\left(\frac{-v^2}{2D}\right) + C_1 \exp\left(\frac{-v^2}{2D}\right) \int_v^{C_2} e^{\frac{z^2}{2D}} dz, \quad (2.17)$$

が一般的な解となり、境界条件に基づき C_0 – C_2 を決定する事になる。この解の1項目は通常のガウス分布であり、2項目はガウス分布と $v \rightarrow \pm\infty$ で $\mp\infty$ となる $\int_v^{C_2} e^{\frac{z^2}{2D}} dz$ の積となっており、この2項目の影響によって、 $p_0(v)$ は $v \neq 0$ をピークに持つ分布関数となる。 C_0, C_1, C_2 は境界条件 (2.11)–(2.14) を考慮する事によって以下のように求められる:

$$p_0(v) = \frac{J_0}{D} e^{\frac{-v^2}{2D}} \int_v^{v_-} e^{\frac{z^2}{2D}} \Theta(z - v_+) dz, \quad (2.18a)$$

となり、 J_0 は残りの正規化条件 (2.15) に式 (2.18) を代入する事で解析的に計算される。文献 [103] によると

$$J_0(D) = \left(\sqrt{\pi} \int_{v_+/\sqrt{2D}}^{v_-/\sqrt{2D}} dz e^{z^2} \operatorname{erfc}(z) \right)^{-1}, \quad (2.19a)$$

である。

発火率の計算方法と Kramers' rate formula

ところで、神経系の発火率の計算方法には2通りの慣習が存在する。1つは、LIF ニューロンに見られるように、膜電位が閾値を超えた瞬間に電気的なスパイクが発生し、そのスパイクの発生頻度を発火率として考える instantaneous firing rate $r(t)$ 、もう1つは、Hodgkin-Huxley や FitzHugh-Nagumo モデルのように、ニューロンが厳密な閾値を持たないニューロンで用いられる、膜電位が閾値を超えている間を発火状態として発火率 $R(t)$ を計算する考えであり、いずれにせよ、膜電位の分布関数を用いて理論的に導出する事が可能である。

発火のための閾値を有するシステムにおいて例えば閾値を θ とした場合を考える。アナロジーとして、大量の微粒子が分布関数 $p_0(v)$ として存在している場合、平衡状態における定常的な instantaneous firing rate r_0 はある瞬間に閾値を横切る粒子の確率として捉える事が出来る。よって

$$r_0 = J_0, \quad (2.20)$$

である。ここで、 D が十分小さい場合には $D = 0$ の周りのテイラー展開を考える事によって r_0 の近似を得るが可能であり、一般的には、

$$r_0(D) = \sqrt{\frac{v_-^2}{2\pi D}} e^{-\frac{v_-^2}{D}} \quad (2.21)$$

となる。式 (2.21) のように $\sqrt{1/D}e^{-v^2/D}$ の形式で与えられる発火関数を Kramers' rate formula [96] と呼び、確率共鳴を近似的に扱う理論研究で多く用いられる。

なお、累積的な発火率 R_0 はある瞬間に閾値より上に存在する粒子の数と捉える事ができ、

$$R_0 = \int_{\theta}^{\infty} p_0(v)dv, \quad (2.22)$$

と記述される。LIF 以外のニューロンに関する発火率の計算は4章において厳密に議論する。

2.2.4 入力に対する神経系の応答の記述の概要

前節では、システムに時間変化する入力がない場合の定常状態の解を導入した。ところで、何らかの時間変化を伴う微小入力がある場合、 $\epsilon \ll 1$ として、確率微分方程式は以下のように表現される。

$$\frac{dv}{dt} = -v + I + \epsilon \sin(2\pi ft) + \sqrt{2D}\xi(t). \quad (2.23)$$

さらに、 $v - I \rightarrow v$ と変数変換する事により、

$$\frac{dv}{dt} = -v + \epsilon \sin(2\pi ft) + \sqrt{2D}\xi(t). \quad (2.24)$$

を得る。この式と等価な FPE は、LIF ニューロンの場合は

$$\partial_t P(v, t) = \partial_v (v + \epsilon \sin(2\pi ft) + D\partial_v)P(v, t) + J(t)\delta(v - v_+), \quad (2.25)$$

となる。この解を厳密に解く事は不可能であるため、近似された線形応答を求める事が必要になる。ところで、 $P(v, t)$ は入力によらず常に定常状態であると仮定しうる場合、つまり入力信号が非常に遅く (f が

非常に小さく)、また、十分に小さい場合 (ϵ が十分に小さい) と仮定しうる場合、 $p_0(v, t)$ さえ求まれば、テイラー展開

$$p_0(v + \epsilon \sin(2\pi ft)) \approx p_0(v) + \epsilon \sin(2\pi ft) \frac{dp_0}{dv}, \quad (2.26)$$

によって、システムの入力に対する応答関数を得る事が出来る。実際、この考え方を基にして、確率共鳴の多くの理論研究が行われている [23, 24, 18, 129, 127]。しかしながら、この近似解は実際問題として $f = 0.1$ [Hz]、 $\epsilon = 0.01$ 程度の非常に小さくかつ非常に遅い入力であってもシステムの振る舞いを正しく予測する事が出来ない。

一方で、厳密に線形応答関数を計算するための理論的枠組みが Lindner らによって提案されている。つまり、式 2.25 の解が、平衡状態での解と何らかの関数 $G(f, v)$ と入力の積との線形和、

$$p(v, t) = p_0(v) + \epsilon \sin(2\pi ft) G(f, v) \quad (2.27)$$

によって表現されると仮定し、何らかの関数 $G(f, v)$ が満たすべき条件を求めてゆくというアプローチである。いずれの方法においても、 $p(v, t)$ の解析解が線形応答関数と平衡状態での分布関数 $p_0(v)$ の線形和として得られた場合、ニューロンの平均発火率 $r(t)$ あるいは $R(t)$ において、以下の関係が成立する。

$$r(t) = -D \frac{\partial p(v, t)}{\partial v} \Big|_{v=\theta}, \quad (2.28)$$

$$= -D \left(\frac{\partial p_0(v, t)}{\partial v} + \epsilon \sin(2\pi ft) \frac{\partial^2 p_0(v, t)}{\partial v^2} \right) \Big|_{v=\theta}, \quad (2.29)$$

あるいは

$$R(t) = \int_{\theta}^{\infty} p(v, t) dv, \quad (2.30)$$

$$= \int_{\theta}^{\infty} p_0(v) dv + \epsilon \sin(2\pi ft) \int_{\theta}^{\infty} G(f, v) dv, \quad (2.31)$$

式 2.28 および 2.30 はニューロンの平均発火率の統計量であるから、 i 番目の単一ニューロンの発火率の時系列 $r_i(t)$ あるいは $R_i(t)$ は

$$r_i(t) = r(t) + \eta_i(t), \quad (2.32)$$

あるいは

$$R_i(t) = R(t) + \eta_i(t), \quad (2.33)$$

と記述される。ここで、ニューロンの発火がポアソン過程であるならば、その平均と分散は等しい (例えば、LIF ニューロン)。この場合は、入力の時間平均が 0 であるならば、ニューロンの発火率の時間平均は結局 r_0 もしくは R_0 に等しくなる。このため、 $\eta_i(t)$ をガウシアンノイズと仮定すると、 $\langle \eta(t) \eta(t') \rangle = r_0 \delta(t - t')$ あるいは $\langle \eta(t) \eta(t') \rangle = R_0 \delta(t - t')$ である。一方で、ニューロンの発火が例えば、FitzHugh-Nagumo モデルや Hodgkin-Huxley ニューロンなどのように、two-state 過程 [104] であるならば、 $\eta_i(t)$ は自己相関を有するローレンツタイプのスペクトルとなる。この場合のその分散は $\langle \eta(t) \eta(t') \rangle$ の記述は 4 章において紹介する。

2.3 神経系における確率共鳴の概要

2.3.1 確率共鳴 (SR) とは

従来、ノイズはシステムに悪影響を与えると考えられてきた。しかしながら、1980年、氷河期の周期性はノイズの存在に起因している、つまり、ノイズによる秩序創発が起こっている事を示唆するモデルに端を発し、近年では確率共鳴という概念が提案されている。確率共鳴とは、閾値システムやニューロンモデルのような非線形なダイナミカルシステムにおいて、入力と出力の相関・相互情報量などの値が最適なノイズの付加によって向上する現象である [115, 175, 16, 124, 59]。

SR の評価手法としては、伝統的には入出力の信号雑音比 (Signal-to-noise ratio, SNR) が用いられてきたが、近年では、入出力の共分散ならびに相関係数を用いる場合や、相互情報量を用いる場合もある。どの評価手法を用いても、通常、ノイズ-評価指標の関数において、評価指標がピークとなる非ゼロのノイズ強度を有するか否かによって SR が定義される。

なお、観察対象の系の違いによって、また、その背景メカニズムの違いによって、SR は多くの種類に分類されている。例えば、神経系における SR においては、刺激信号が神経系の閾値以下であって、刺激のみでは神経発火が起こらない条件における SR は subthreshold SR と言われる。対して、信号入力のみで神経発火が起こる場合における SR は suprathreshold SR と言われている。また、通常、SR におけるノイズ-(相関係数等の) 評価指標の関数曲線におけるピークは1つのみであるが、ピークが2つ存在する現象も報告されており、これは double SR と言われている [108, 86, 82, 11]。さらに、減衰シナプスを持っている場合はノイズ入力が増えても SR のパフォーマンスが低下しない事が知られており、これは error-free SR [178] と呼ばれている。

外力を受けつつ、漏斗でつながれた2つの部屋を行き来する粒子において、外力と粒子の存在確率に対しても、ノイズ付与による確率共鳴が確認されており、このような幾何的なシステムにおける確率共鳴は Geometric SR [63, 184] ないし Entropic SR [155] と呼ばれている。

2.3.2 subthreshold SR, suprathreshold SR (SSR), coherence resonance (CR)

当初は閾値下の信号 (subthreshold 入力) に対する検出能力がノイズによって向上する事が主に解析的・実験的に示されていた事もあり [16, 122, 94, 176, 23, 24, 18, 69, 185, 130, 88, 178]、生体における確率共鳴の研究も餌・捕食者の情報に関する微弱信号の検出タスクや閾値下の弱刺激に対する人の認識において確率共鳴が持ちいられている事を示す研究 [157, 27, 88, 66, 173, 28] が主流であったが、後に、閾値上の信号 (suprathreshold 入力) に対する出力の相関係数・相互情報量もまたノイズによって向上する事が知られるようになり [162, 165, 163, 164]、suprathreshold-SR(SSR) と呼ばれるようになり、閾値以下の弱い刺激のみではなく、生体における閾値以上の強い刺激に対する応答反応のノイズによる増強が調べられるようになった [46]。

2.3.3 Stochastic resonance without tuning

ところで、入力信号を処理する情報処理素子が1つの場合、確率共鳴を引き起こしシステムの性能を大きく向上させる事が出来るノイズ強度の範囲は一般的に非常に狭い。ノイズが少なすぎれば確率共鳴の効果はほとんど確認できず、逆に、ノイズが大きすぎればシステムの性能は悪くなってしまふ。生体においてこの問題は、多くのニューロンが同時に同一の信号および独立したノイズを受け取る事によって解決しているのではないかと一般的には考えられている。

例えば、神経系の発火関数が式 2.30 のように表現されていた場合、 N 個のニューロンからなる神経集団の出力 $R_N(t)$ は

$$R_N(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R_i(t), \quad (2.34)$$

$$= R(t) + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \eta_i(t) \quad (2.35)$$

であるから、 $N \rightarrow \infty$ によって、 $R_N(t)$ に含まれるノイズは0に漸近する。つまり、ニューロン集団のサイズが大きくなればなるほどノイズの恩恵を利用しやすくなると考えられる。この効果は pooling 効果と呼ばれており、実際に $N \rightarrow \infty$ においては、ノイズ強度が非常に強い場合でも SR の効果が減衰しない事、さらには、(驚くべき事に) ノイズ強度が非常に弱い場合でも SR の効果を著しく向上させる事が可能であり、SR-without-tuning と呼ばれている [24]。この SR-without-tuning の原理は生体がノイズを有効に利用する際に実際に用いられていると考えられており、また、脳の機能モジュール群が必用に応じて動的に変化しているとする Dynamic Core 仮説 [40, 34] を考慮した場合、SR without tuning が用いられていたとしても不思議ではない。実際に、注意状態などでは皮質モジュール間の同期が進み、より多くのニューロンで情報処理を行っている事が High-density EEG などを用いた計測によって明らかになっている [172]。

2.3.4 SR と Dithering ならびに Annealing との違い

確率共鳴の根本原理は、ノイズによるダイナミカルシステムの固有周波数の調整 [103] である。ノイズによってシステムの固有周波数が調整されるため、外部入力に対しての応答が最適化される事になる。ところで、似たような現象として、信号処理テクニックとしての dithering が知られている。dithering は入力にランダム入力を加える事によって、量子化の際のエラーを「シャッフル」するテクニックであり、dithering の結果として出力されるアウトプットにおけるノイズ量は増加する [115]。しかしながら、閾値システム等の静的システムを用いた場合は、ほぼ dithering と同様の現象が起こっていると考えられている [103, 105, 106]。

ところで、確率共鳴の最大のメリットは、それが「ノイズによる即時的な最適化」である事が挙げられる。アニーリングや遺伝アルゴリズム等の最適化手法は、確率共鳴同様にノイズを用いてシステムを最適化するパラメーターを探索する。しかしながら確率共鳴は、ノイズ付与によって主に固有振動数を即自的に変更する現象である。このため、多種多様の外部入力への柔軟な対応能力を提供可能であると考えられる。さらに、本論文4章においては、SR without tuning 現象を積極的に利用するための戦略を理論的に導

出し、非常に幅広いノイズ強度範囲においてシステムの出力を最適化可能となる事を示す。

なお、ゆらぎコントローラー [189] など、ノイズを積極的に利用しようとする工学的研究例が存在する。しかしながら文献 [189] の枠組みは基本的に、制御モジュールの適応度が低い場合にはノイズが支配的になるようにシステムを調整し、ノイズを用いて最適パラメーターの探索を行うという枠組みであるため、これは本質的には Annealing であり、確率共鳴などの、ノイズによる即時的最適化とは本質的に異なる研究である。

2.4 決定論的ゆらぎ・決定論的拡散

システムに加えられるノイズがガウシアンノイズや Lévy ノイズ、有色ノイズや空間的に相関を持ったノイズなど統計的に定義する事が出来るノイズである場合は統計力学を用いて生体の振る舞いを理論的に予測・説明する事が可能である。しかしながら、生体においては統計的な意味で理想的なノイズのみが存在するわけではない。心拍・指脈におけるゆらぎ [186]、ギャップジャンクション結合における神経系のカオス [55]、歩行における歩幅のゆらぎ [72, 2]、など、カオスによって生成されていると考えられるゆらぎは多く存在する。これらのカオス由来のゆらぎにおけるパワースペクトルは一般的なノイズのそれとは大きく事になっており、ゆらぎの変化のタイムスケールもガウシアンノイズと比較して非常に大きく、さらに、特定の周波数ピークを有する事が多い。このため、これらの決定論的ゆらぎが確率共鳴などの統計学的現象を引き起こしうるか、もし可能であるのならば、どのようなサブメカニズムが必要となるのか、詳細に検討する必要がある。

ところで、微粒子のブラウン運動に類似したランダムな運動も、熱雑音ではなくカオスによっても引き起こされている場合がある事が知られている [61]。さらに、非常に興味深い事に、以下に記される形式の遅延微分方程式もブラウン運動類似のランダム運動を発生させる事が出来る事が知られており、決定論的拡散 [100, 119, 160] と呼ばれている。また、これらの決定論的拡散における拡散係数（拡散の効率性）はエネルギーによって支配的な影響を受ける事が知られている [93]。

$$\dot{x} = \sin(x(t - \tau)), \quad (2.36)$$

ここで τ は時間遅れの項である。類似の決定論的な拡散は外力を受ける振子の運動にも表れる [101] 事が知られており、この場合は θ を振子の角度、 Ω を周波数、 A を外力のゲインとして、

$$\ddot{\theta} + \beta\dot{\theta} + \sin(\theta) = A \sin(\Omega t), \quad (2.37)$$

といった形式を取る。いずれの場合も、位相や位置の統計量はガウシアン分布もしくは異常分布となる事が示されている。

2.5 まとめ

以上、本章では本論文中で扱うノイズ・ゆらぎに関する概念および道具の概説を行った。具体的には、ガウシアンノイズの記述方法、ノイズ入力を受ける神経系の確率微分方程式ならびに Fokker-Planck 方程式の導入、神経系の膜電位分布関数の平衡解の導出ならびに神経の発火率の解析解の計算方法の説明を

行った。さらに、外部入力を受ける場合の膜電位の線形応答関数の導出方法を概説し、神経系における noise-induced order である確率共鳴の理論解析の概説を行った。

ところで、神経系における理想的な統計を有するノイズ、 $1/f^\beta$ 等のゆらぎに関しては、統計力学を用いて理論的に解析可能である。しかしながら、システムの身体運動を含めた場合に多く観測される、カオス等によって決定論的に生成されるゆらぎについては、ゆらぎ時系列にある種の意味を持つ構造・情報が発生する。この事に起因して、統計力学的な理論解析手法を当てはめるのは一般的に困難であり、これらの数値計算をベースにした情報理論的な解析に頼らざるを得なくなる。したがって、本論文では統計的ノイズ・ゆらぎか、決定論的ゆらぎかに依存して、大まかに2つのアプローチ：統計力学的解析手法ならびに力学・情報理論的解析手法を取る事になる。

次章(3章)においては、具体的に生体でノイズがどのように調整されているか、また、ノイズがどのように情報処理に貢献しうるか、生体に焦点を当て、文献調査を行い、本論文における問題設定を行う。本論文の全体的な論文構成の説明も3章において行う。

第 3 章

生体におけるノイズ・ゆらぎの情動依存変化

3.1 はじめに

生体システムなど、身体を有するシステムには多くのノイズ・ゆらぎが遍在し、その発生メカニズムは多岐に渡る。生体・人工システムを問わず、匂いセンサ・味覚センサなどの、分子レベルの非常に小さなスケールの化学物質をセンシングするデバイスにおいては、熱雑音の影響が無視できないほど大きく [8]、また、目やカメラ等の視覚センサの動作は、光レセプターにおいて（そもそも確率的な振る舞いを示す）ポアソン過程に従う光子の到達を検出するため必然的に確率過程となる [7]。これらのセンサレベルにおけるノイズに起因して、神経系はノイズ入力を受ける。

一方で、神経自体にも多くのノイズ発生原因が存在し、特に、シナプスおよびニューロンの膜電位におけるイオンチャンネルや神経伝達物質等においては、マイクロなレベルでの熱雑音が無視できないほど強い影響を持つ [50]。また、神経の電氣的発火プロセスはポアソン過程であり、つまり、平均発火が高ければその分散・ランダムさも大きくなる [103, 21, 64]。なお、一般的に、皮質ニューロンが生成する発火スパイク時系列は、1 次視覚野などのプリミティブな皮質領域では $FF = 1$ であるポアソン過程であり、MT 野など、情報を連合・統合している皮質領域においては $FF > 1$ となる super-Poisson 過程であるとされている [21, 64]。

さらに、生体の脳などの、 10^4 オーダーの数のシナプスで相互に結合した神経ネットワークを考慮した場合、膨大な数のランダムなシナプス結合に起因した神経の背景投射によるバックグラウンドノイズ [103] も本質的な存在となる。一方で、これらの神経系のノイズに起因して、筋やアクチュエーター等への運動指令も必然的にノイズを含む事となる [134, 52]。また、身体と環境との相互作用の非線形性に起因した身体の運動レベル・行動レベルにおけるカオス・決定論的ゆらぎもまた、運動・行動にノイズを与える可能性がある。当然、生体を身体を有し環境と相互作用するシステムであるとして捉えた場合、システムの身体運動に含まれるノイズ・ゆらぎに起因して、生体のセンサもノイズ・ゆらぎの影響を受ける。

生体システムにおけるノイズ・ゆらぎは、大まかには以下の 10 レベルにおいて存在する。

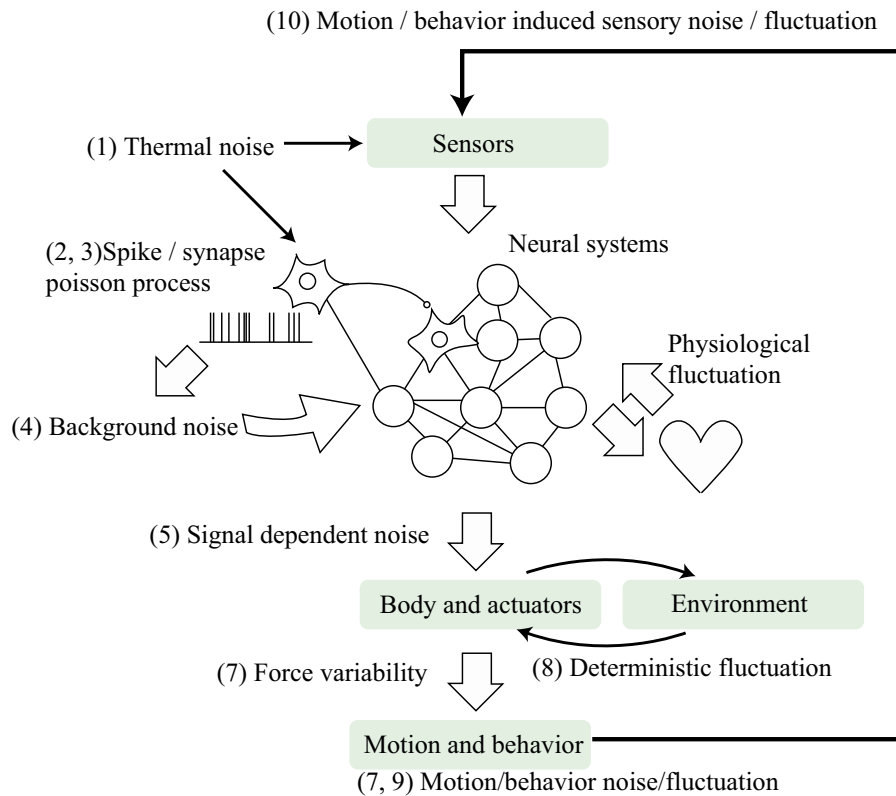


Fig. 3.1 身体性システムにおけるノイズ・ゆらぎの全体像: 身体性システムにおいては、センサが受ける熱雑音、神経系のランダム発火などの他に、心拍などの生理的なゆらぎ、運動に含まれる力の分散、環境と身体運動システムのダイナミクスにおける決定論的カオス、さらには運動ノイズに起因した感覚ノイズなど、多様なノイズ・ゆらぎによって影響を受ける事を考慮する必要がある。詳細は本文参照。

- 1 センサレベルでの熱雑音 [7, 8]
- 2 シナプスおよびニューロンの膜電位におけるイオンチャンネルや神経伝達物質等の、ミクロなレベルでの熱雑音 [50]
- 3 ポアソン過程に起因した、ニューロンのイオンチャンネルにおける ON/OFF プロセスや神経の発火プロセスにおけるランダムさ [103, 21, 64]
- 4 ランダムなシナプス結合に起因した神経の背景投射によるバックグラウンドノイズ [103]
- 5 神経系のノイズに起因した運動指令に含まれるノイズ [52, 134, 45]
- 6 心拍・脈拍などの生理活動におけるゆらぎ
- 7 神経身体ダイナミクスに起因した運動ゆらぎ・ノイズ
- 8 身体と環境の相互作用レベルで発生する決定論的ゆらぎ
- 9 摂食行動や Physical activity レベルなどの、行動レベルでのゆらぎ・ノイズ
- 10 身体の運動・行動ノイズ・ゆらぎに起因した感覚ノイズ・ゆらぎ

このうち、(1)–(5) は文献 [45] などで詳細にかつ体系的にレビューされているため、本章では特に、(6)–(10)

について、文献調査を行い、さらに、(3)–(10)におけるノイズ・ゆらぎが、情動と密接にカップリングしており、情動状態と対応してノイズ・ゆらぎ強度が変化している事を明らかにする。また、情動によってノイズ・ゆらぎ強度を調整するための基本的メカニズムについて簡単に紹介する。なお、(1)–(5)は感覚神経系で閉じたシステムとして議論を行う事が可能であり、統計力学的な議論が成立する。一方、(6)–(10)は身体・生理ダイナミクス、さらには、環境と身体の相互作用ダイナミクスまで含めたシステムとして包括的に捉える必要があり、統計力学によって記述・解析する事は出来ず、ロボットシステム等を用いた数値計算による何らかの解析および構成論が必要となる。このように、ノイズは身体を有するシステムの至るところに遍在し、多様なレベルでシステムに影響を与えるため、身体を持つシステムにおいては、この感覚運動ループにおけるノイズを包括的に取り扱う事によって初めて、ノイズによる悪影響を除去すると同時にノイズがもたらす noise-induced order[156] などの恩恵を最大限利用しつつ情報処理を行っている生体のメカニズムを理解する事が出来ると期待される。

3.2 情動による神経系の発火率・ノイズの調整およびその基本メカニズム

3.2.1 情動刺激による感覚皮質ニューロンの発火率増加

笑顔・怒り等の情動的表情、ヘビヤクモさらには食べ物や花などの視覚的情動刺激、叫び声や笑い声、また、怒った話し声などの聴覚的情動刺激などの提示によって、該当する皮質の感覚野の活性度が通常レベルよりも高くなる事が知られている [141, 41, 85]。これらの情動由来の皮質活性化は聴覚に関しては特に詳細に調べられており、情動的な発話は、その情動価 (happy もしくは angry など) に関わらず、上側頭溝皮質などの人の発話を処理する皮質部位がニュートラルな状態での発話と比較してより強く活性化する事が知られているおり、これらの情動由来の活性化は特に韻律 (発話のメロディー) の音量と基本周波数における平均値と分散に依存している事が知られている [43]。また、fMRI で得られた聴覚野での情動由来活性化に関する領域情報を用いて、音声に含まれる情動価を有意な確率で再構成する事が可能である事が知られている [44]。なお、EEG を用いた解析によって、30–200 Hz の広範囲にわたるスペクトルパワーが、入力的情動的価値の強さと強い相関を持っており、かつ、該当する EEG のスペクトルはニューロンの平均発火率と相関を有する事が知られている [111, 133]。つまり、情動的価値が強い刺激が入力されると、脳の広範囲にわたって平均発火率が上昇すると考えられる。これらの情動価由来の皮質活性化は、生体にとって価値の高い情動由来の情報をより多くの認知リソース・情報処理サブシステムを用いて解析しているプロセスを示している、と一般的には解釈されている。一方で、脳を確率的な情報処理システムとして捉えた場合、つまり、皮質ニューロンの発火過程は、発火率の分散が平均発火率と等しいポアソン過程ないし super-Poisson 過程としてモデル化可能である [21, 64] 事を踏まえて考えるのならば、情動刺激によって皮質ニューロンの発火率のゆらぎ、さらには、脳全体における背景ノイズも大きくなっている事が予想される。

3.2.2 Prediction error と conflict による attention の誘発と皮質の活性化

強化学習などの学習理論に関する計算論的フレームワークにおいては、外界への attention や学習プロセスは報酬刺激および罰刺激そのものではなく、報酬予測誤差ならびに罰予測誤差の信号によって引き起こされていると考えられている [154]。なお、報酬予測・罰予測などは視覚野・聴覚野・眼窩前頭野などを含む膨大な脳領域で処理されており [154]、最終的には中脳におけるドーパミン作動性ニューロン、腹側線条体、中脳水道周囲灰白質、扁桃体などが予測誤差の情報を取りまとめている事が知られている [153, 147, 145, 35, 149]。これらの部位は脳の広範囲に投射しており、したがって、脳の全域にわたり予測誤差に関する情報を伝達すると共に、脳の広範囲にドーパミンなどのニューロモジュレーターを拡散し、これによって、脳の全域をモジュレーションし、注意状態を生成し、同時に強化学習のみならずオペランド条件付けを含む多くの学習スキームに適した注意状態を生成している事が示唆されている [154, 38]。なお、報酬予測誤差・罰予測誤差などと同様に、novelty など、食べ物などの primary reinforcer ではない信号に関する予測誤差信号もノルエピネフリン作動性の青斑核、腹側線条体・扁桃体などの、脳の全域にわたって膨大なシナプス投射を行っている部位の活性化を引き起こし、結果として脳全体の attention を誘発する事が知られている [116, 117, 154, 146]。また、行動・運動エラー、矛盾している状況提示などは、主に前帯状回皮質で情報処理が行われている事が知られており、この場合も同様に、脳全体の attention を誘発する [77]。

ところで、報酬・罰予測誤差と novelty 等の刺激によって引き起こされる脳全体の活性化がどのような機能を有しているかは明らかではないが、感覚システムで処理された価値等に関する情報を統合し、より精密に処理するためと考えられている [154, 138]。非常に興味深い事に、近年、これらの脳内における予測誤差に関する信号がストレスなどの情動状態ないし情動表情などの刺激提示によって、大幅に増強される事が知られている [145, 174]。この情動による予測誤差信号の増強のメカニズムはまだ明らかにはなっていないが、強化学習のスピードを加速する事が知られている [174]。

3.2.3 注意状態におけるノイズ強度変化

非注意状態、つまり、通常状態においては、多くの皮質ニューロンの発火過程が super-Poisson 過程である事が一般的に知られている (分散と平均の比であらわされる Fano factor (FF) が 1 より大きい)。ところで、注意状態における大脳皮質のニューロン群の平均発火率上昇に対して、その分散に関しては、感覚情報をコーディングする該当部位 (例えば 1 次視覚野や運動視覚野) の FF が注意・覚醒によって減少する事が知られており、super-Poisson 過程から Poisson 過程に近づく事が示されている [21, 64] (発火率は Attention 状態において、非 Attention 状態と比較して上昇する [22])。同時に、注視・注意状態においては、皮質間のゆらぎにおけるローカルな回路における時空間的相関が有意に減少する事が知られている [22, 123]。外部入力とは相関を持たない自発発火に関しては、記憶想起やワーキングメモリのための神経回路においても同様の振る舞いを示し、外部入力によって自発発火の頻度が減少し、メモリに対応した発火頻度が上昇し、結果としてメモリの信号雑音比が向上する事が知られている [15, 147]。

一方、attention による情報処理システムの出力における FF の変化に対する解釈は多岐に渡っており、

多くの議論の余地があるが、attention はノイズを小さくする方向に機能しており、さらに、外部刺激に対する検出能力・コーディング能力を確率共鳴によって高めるためにノイズを最適な強度に調整しているのではないかと考えられている [171, 89]。

3.2.4 ニューロモジュレーションによる神経系の調整

生体の脳がどのように注意状態を制御しているのかについては、近年、主にニューロモジュレーションのコンテキストで膨大な数の研究が進んでおり、局所的な神経回路における個々のニューロモジュレーターの機能に関しては膨大な知見が集まっている。アセチルコリンの濃度上昇に伴い、ニューロンの脱分極が進み（休止状態での電位が上昇する）、結果として刺激に対する発火率が上昇する [140]。これによって、生体がアセチルコリンによって記憶ベースの行動から感覚入力ベースの行動へと遷移している、つまり、注意状態を実現していると言われている [71]。ドーパミンに関しては、レセプターレベルでの研究が進んでおり、ニューロン群の自発発火頻度を（微量ではあるが）抑制し、刺激に対する発火頻度のみを上昇させ、結果として感覚入力に対する SN 比を向上させていると言われている [15, 169]。一方で、ドーパミンは LTP(long-term potentiation) および LTD(long-term depression) の調整によるシナプスの可塑性、つまり、記憶機能に必須であると考えられている [80]。また、青斑核の電気刺激によって、つまり、ノルアドレナリンの増加によって、皮質ニューロンにおける外部入力に対する発火率が上昇すると共に個々のニューロンのスパイク幅が狭まりつつニューロン群におけるスパイクの同期が促進され、さらに刺激提示後の数十 ms 後の遅延発火が抑制される [98, 12]。なお、睡眠の研究によって、睡眠時には脳波が非常にゆっくりとした振動をし、覚醒時には逆に脳波が非同期の速い振動を行う事が知られており、睡眠時の脳波のゆっくりとした (< 1Hz および 1–4 Hz) 振動は皮質における大規模ニューロン群で同期した活動-休止の交代によると考えられており、逆に、覚醒時の脳波は皮質ニューロンの非同期状態を表していると考えられている [99]。なお、モノアミン（ドーパミン、ノルアドレナリン、アドレナリン、セロトニン等）作動性のニューロンは、睡眠状態においてはほとんど活動せず、覚醒状態においては非常に高い発火率で活動し、これによって覚醒状態が実現されていると考えられている [99]。

一方で、古くからの大枠の理解としては、計算機実験と生体データの比較に基づき、ノルエピネフリン等のニューロモジュレーターによって神経系に入力されるノイズ強度が変化している事が示唆されている [84]。ニューロモジュレーターによるノイズ強度の調整仮説は ADHD 患者に対するホワイトノイズによる聴覚刺激による認知タスク向上 [159]、ノルアドレナリンと強化学習における探索パラメーターの関連性 [38, 37] などによっても支持されている。

3.2.5 情動刺激による運動皮質ニューロンの発火率増加

情動刺激は快刺激・不快刺激に関わらず、運動野皮質の発火率を増加させる事が知られている [91, 68, 10, 121]。これによって、筋の発生力が上昇する [30]。また、特に不快情動の誘発によって、外部刺激への運動反応時間が大幅に短縮される事が知られている [90]。これらは Cannon による情動の緊急運動準備仮説 [17] と密に対応し、迅速な防御行動を取るための仕組みであると考えられている。なお、運動野の発火率上昇が実際に運動にどのように影響を与えるかについては後述する。

3.2.6 情動による神経系の調整：まとめ

以上を総合して考えると、情動状態によって神経系がどのように調整されているのか、伝達される信号のゲインと背景ノイズの調整に関して、以下が予想される。

情動刺激・予測誤差・コンフリクトなどの刺激によって、ニューロモジュレーションが行われ、感覚皮質および運動皮質など脳全域に渡り情動的注意状態が生成される。この際、個々のニューロンは高い発火率へと移行し、脳全体としては大規模神経系の数 Hz 以下のゆっくりとした同期状態から非同期状態あるいは γ バンド (40Hz 前後) での速い同期状態へと移行する。脳全体の平均発火率が高くなる事によって、脳のある領域から他の領域へと伝達される信号は大きくなるが、同時に、ニューロンのポアソン性と 10^4 オーダーのシナプス結合に起因して背景ノイズも大きくなる。さらに、皮質の局所回路における自発発火は一般的にニューロモジュレーションによって減少すると共に、その時空間的相関を失うため、自発発火に含まれる情報は減衰し、ノイズに近い活動になると予想される。

3.3 情動と生理活動におけるノイズ・ゆらぎ変化

情動状態によって、心拍などの生理活動における波数スペクトル・ゆらぎが変化することが知られている。特に、心電図に含まれる心拍間の R-R interval における 0.15–0.4 Hz のパワースペクトルである HF (high frequency) 成分は快・不快に関わらず、情動の影響が強くなる事が知られており、ニュートラルな状態と比較して、幸福・嫌悪・悲しみの状態において、いずれも HF のパワーは減少する [6]。つまり、心拍の周期性は弱くなる。さらに、これらの心拍における情動反応は眼窩前頭野、中脳水道周囲灰白質、尾状核、島、前帯状皮質など、情動関連の処理を行っている脳部位の活動と相関を持っている事が明らかになっている [97]。なお、抑鬱状態においてはこの影響が健常者とは全く逆になり、ストレスの付与によって HF のパワーが上昇することが知られている [148]。この抑鬱状態における、ストレス付与による HF パワー向上の機能性はまだ明らかにはなっていない。ところで、振動的に発火するニューロンなど、何らかの振動的振る舞いを生成する非線形システムに対してノイズを加える場合、あるノイズ強度において周期性が著しく亢進することが知られており、この現象はコヒーレント共鳴と呼ばれている [103]。つまり、コヒーレント共鳴の観点において、心臓をある種の振動システムとして捉えた場合、HF の減少は入力されるノイズの調整と関連している可能性が強い。

3.4 情動と運動ノイズ・ゆらぎ変化

3.4.1 情動と発話音声におけるゆらぎ

心拍と同様に、発話音声、姿勢維持、ロコモーションなどの運動に含まれるゆらぎ情報も情動によって変化することが知られている。特に顕著なのは声に含まれる基本周波数 F_0 の分散および、 F_0 に対応する音圧ピークのインターバルにおけるゆらぎを表す jitter と音圧ピーク値のゆらぎ shimmer である。

Jitter(J) はある音圧パターン P の繰り返し構造 L において ($L: P_0, P_1, \dots, P_n$)、 P_i におけるピーク T_i と P_{i+1} における位置 T_{i+1} のゆらぎ成分の評価指標であり、

$$J(\text{absolute}) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |T_i - T_{i+1}|, \quad (3.1)$$

もしくは

$$J(\text{relative}) = \frac{1/(N-1) \sum_{i=1}^{N-1} |T_i - T_{i+1}|}{1/N \sum_{i=1}^N T_i}, \quad (3.2)$$

で計算される。Shimmer(S) は区間 P_i における局所最大音圧 A_i のゆらぎに関する指標であり、

$$S = \frac{1/(N-1) \sum_{i=1}^{N-1} |A_i - A_{i+1}|}{1/N \sum_{i=1}^N A_i}, \quad (3.3)$$

で計算される。詳細は文献 [102, 168, 47] を参照の事。

人・動物を問わず、情動時において、jitter はストレスおよび不安の評価指標となっており [57]、fear や joy などの強い情動覚醒状態と対応してゆらぎが強くなる事が知られている [3, 14]。さらに近年では、人および動物の音声情報を用いた情動分析に用いられており、jitter, shimmer および Harmonic-to-noise ratio からなる特徴量が喜怒哀楽などの基本情動を判別するための主成分の1つとなっている事が示されている [102, 137]。

3.4.2 情動と発生力・姿勢・運動におけるゆらぎ

情動的ストレス状態においては、筋において発生する力の平均値が増大するばかりではなく、1-2 Hz 前後の分散も大きくなる事が知られている [19, 20]。この傾向は特に高齢者において有意に顕著であるため、(ドーパミンなどの)モノアミン系の影響ならびにフィードバック制御の欠損によって引き起こされていると考えられている [19]。(ただし、このストレスによる発生力の分散増大については相反する実験結果が出ており、Naugle[126]らは20代においては(少なくとも1-2 Hz 前後では)力のゆらぎは増加しない、もしくは、電気ショックで痛みを与えない限り分散は増大しない、という仮説を提案している [126])。これらの文献で得られている情動によって発生力のゆらぎが増大するか否かについての結論は非常に錯綜しているが、筋肉を制御するモーターニューロンの発火ゆらぎの特性によって、純粋に発生する力が大きければ力の分散も線形に増大する事が示されている [81] ため、この限りにおいて情動によって発生力が高くなるのであれば、基本的には力の分散も大きくなる事が推測される。

なお、情動的刺激の提示による発生力の増加は主に前頭前皮質および一次運動野によって引き起こされている [31]。ビジュアルフィードバックが伴う場合(つまり、ディスプレイに目標発生力と現在の発生力が表示される場合)、力の分散の大きさは頭頂葉皮質および前頭皮質と相関を持っている事が示唆されている [142]。ところで、1次運動野においては long-latency である伸張反射(単シナプス反射より遅く、随意運動より早く行われる外乱に対する運動応答)の制御 [143]、Optimal feedback control に関するタスク依存の運動フィードバックゲインの制御が行われていると考えられており [70, 52, 53]、情動刺激によって運動野が活性化する事 [68, 91, 121, 10]、ならびに筋発生力が増大する [30] 事を考えると、運動野においてフィードバックゲインの制御と同時にインピーダンス制御も行われていると考える事が可能である。

情動状態においては姿勢ゆらぎも変化する事が知られている。姿勢情報の Recurrence Quantification-Analysis によって、情動状態においては Recurrence(定常性に関する指標) および Determinism(予測可能性指標) が減少し、姿勢変化がより意味のある構造を失いランダムに変化するようになる事が明らかになっている [36]。

3.5 情動と行動ゆらぎ

行動におけるゆらぎもまた情動と深く関連する。ただし、これらの行動ゆらぎはその変化のタイムスケールが数時間単位であるため、高々数十秒の情動とは直接対応付ける事は不可能であり、従って、非常に長いタイムスケールでの情動変化に対応した「気分」という概念と対応付けられて研究が行われている。具体的には、抑鬱状態においては、活動量の時系列が間欠的なバースト構造を取る事が知られており、抑鬱感と数十分～数時間に渡る行動量時系列の平均および skewness は強い相関を有する事が知られている [87]。また、抑鬱状態においては数分～1 日程度における休息時間の分布が健常者の場合と比較して変化する事が報告されており、休息長さの分布におけるランダム性が増大し、情報量・複雑性が失われると共に、長期休息時間が増える事が報告されており、さらに、この複雑性の消失は疲れやすさ等のエネルギーリソースの問題と関連して起こっている事が推測されている [125]。

なお、近年では動物の行動パターンを、例えば行動 A、休止 R、行動 B、行動 C、... を (A, R, B, C, R, ...) といった離散時系列に変換した上で、その時系列の複雑性の評価指標等が活発に開発されており [144]、慢性疼痛患者においては complexity 指標が大きく減少する事が報告されている [136]。

また、餌の豊富さなどの環境の情動価値によって行動パターンの分布が変化する事も報告されている。魚においては、餌が少ない環境においては異常拡散となり、間欠的な長距離移動が観察される Lévy flight となる。一方で、餌が豊富な環境においては、つまり、快の情動価値が高い環境においては、通常拡散である Brownian motion となる事が知られている [78]。多体系における衝突に起因したカオスによる決定論的拡散のモデル研究 [61] を踏まえると、この魚の拡散運動においては決定論的拡散が起こっている事が推測される。

3.6 本論文における問題設定

以上、身体を通して環境と相互作用する生体システムにおいて、ノイズ・ゆらぎは環境中の熱雑音レベル・センサレベル・イオンチャンネルレベル・神経レベル・運動レベル・行動レベルにおいて存在し、神経系レベルのゆらぎは運動に影響を与え、また、運動はセンサに影響を与え、結果として神経に影響を与え、さらには、運動・行動に影響を与えるようになる。また、行動ゆらぎは環境との相互作用の内に存在する情動価値（餌の豊富さや疲れやすさ等）に応じて大きく変化する。従って、生体におけるノイズ・ゆらぎは、図 3.2 に示す通りあらゆるレベルにおいて情動による調整を直接的あるいは間接的に受ける。

統計物理の観点から考えた場合、ノイズは必ずしも悪影響を及ぼすだけのものではなく、ノイズによって誘発される秩序が自然界の現象において多く報告されている [156]。生体においても、主に確率共鳴の観点において、ノイズを用いた機能亢進のデータが多数報告されている。従来研究では、ノイズが生体内でどのように巧みに除去されているか [45] という観点のみで考えられてきたが、noise-induced order を踏

まえて考えた場合、さらに、情動時にノイズ・ゆらぎが大きくなるという知見を併せて考えた場合、生体は純粋にノイズ除去を行っているのみではなく、ノイズを利用しやすいように自分自身の情報処理システムを最適化している、あるいは、ノイズを最適なレベルに調整している側面も大きいように思われる。

非常に驚くべき事に、ノイズの最適化および自身の情報処理システム・運動生成システムの調整メカニズムは、-本章で扱った文献調査の範囲においては-情動と強く関連している。しかしながら、情動がノイズを調整し、さらには自分自身の情報処理システム・運動生成システムを調整する事によって、結果としてどのような機能を実現しているのか、情報処理システムにどのような恩恵が与えられるかについての知見はほとんど得られていない。本論文では大きく分けて以下の4つの問題について解析・検討を行い、情動によるノイズ調整・システムの自己調整によって達成される機能について理解する事を目的とする。

- 1 神経系における信号伝達ゲイン・ゆらぎ増大が情報伝達に与える影響の解明(4章):特に、信号伝達ゲインの増大によって **SR without tuning** が実現され、感覚情報処理能力が飛躍的に向上する事を示す。また、運動制御の神経系への制御信号ゲインが増大する事によって、運動機能が向上する事を示す。
- 2 運動制御フィードバックのゲイン増大および発生力ゆらぎ増大が感覚情報処理に与える影響の解明(5章):特に、運動に乗算されるノイズが感覚情報処理に貢献するためには、運動フィードバック制御のゲインが十分に大きい必要がある事を示す。
- 3 行動ゆらぎの複雑性・ランダム性が感覚情報処理に与える影響の解明(6章および7章):特に、歩行における歩幅ゆらぎなども決定論的拡散に基づいている可能性を示唆し、環境との摩擦・アクチュエーターに流入するエネルギー量などに依存して、行動ゆらぎの分布が変化する事を示す。さらに、行動ゆらぎにおける複雑性の変化が感覚情報処理にどのような影響を与えるか調査する。

なお本論文では、感覚情報処理の評価指標として、主に入力信号と神経系における発火率の相関および相関係数を取り扱う。さらに、情動は本質的には決定論的世界の崩壊に対する対処行為である [151, 158] ため、感覚刺激の予測エラーはその刺激自体が **primary reinforcer** ではなくとも(3.2.2節で論じたとおり)情動を引き起こす。従って本論文では、予測タスクにおける予測誤差、予測時系列と入力時系列との間の二乗誤差および相関係数がノイズによってどのように変化するかの評価を行い(5章および7章)、神経ノイズ・運動ノイズを問わず、いずれのノイズにおいても感覚情報処理における予測誤差を減少可能である事を示す。これらを踏まえ、本論文の結論として、情動によって調整された神経ノイズ・運動ノイズによって、予測エラーは減少し、結果として、情動反応は抑制される、つまり、自己の情動反応を調整する **Emotion regulation** 機能 [67] の一部がノイズ調整機構によって実装されている可能性を論じる。

3.7 4章以降における論文の構成

本論文の以降の構成を以下に示す。まず、4章においてスパイクニューロンからなる神経系における確率共鳴の厳密な理論解析を行う。4章において、確率共鳴においては信号ゲインの大きさがニューロン集団のサイズと同様の働きを行い **SR without tuning** を実現するための非常に効率的なパラメーターとなっている事を示し、確率共鳴の原理、適用範囲を確認する。5章においては、身体を持って運動を生成するシステムの運動ゆらぎおよび、一般的な人工ニューラルネットを用いた感覚情報の予測処理に関する問題

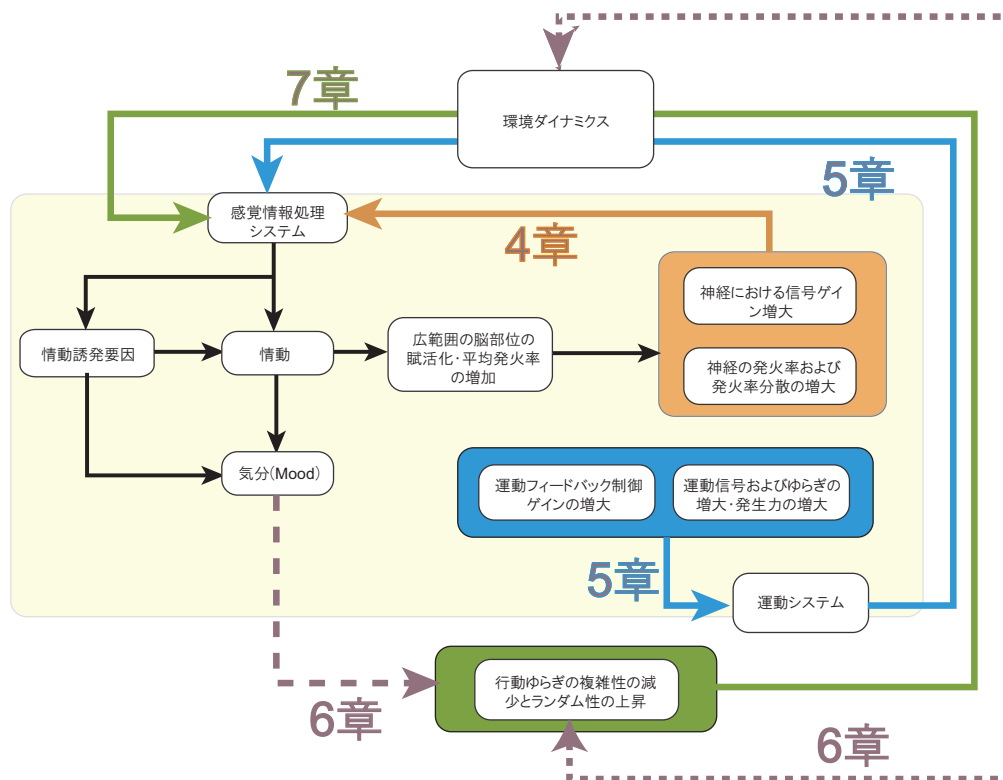


Fig. 3.2 情動と関連して変化するノイズ・ゆらぎの包括的理解：生体においては、情動刺激によって感覚野・運動野を含む脳の広範囲の領域における平均発火率の増加がみられ、結果として、他の神経集団へと転送される信号ゲインが増大しつつ背景ノイズが増大する。同時に、運動フィードバックゲイン、運動指令信号のゲイン増大、発生力の増大、ならびに、発生する力ノイズが増大する。また、Moodによって、また、環境との相互作用における情動的価値に依存して、行動ゆらぎの特性は大きく変化する。本論文ではこれらの情動由来のノイズ・ゆらぎ変化が情報処理系、特に、感覚情報処理システムにどのような影響を与えるか、包括的に調査・検討する事を主な目的とする。

を扱う。この過程において、運動ゆらぎが感覚情報処理に noise-induced order をもたらすには強い運動フィードバック制御器が必要であるという事を示す。6章においては、運動・行動における決定論的ゆらぎについて、どのような身体運動システムにおいて発生するか明らかにする。7章では、身体性システムの感覚情報の予測的処理における決定論的ゆらぎの意味を検討する。8章では、ノイズによって感覚情報処理機能が亢進するための構成要素を4-7章で得られた知見を基に議論し、それらの構成要素が生体における情動機能と強く関連性を有する事を議論する。さらに、生体システムがノイズを用いて情報処理した場合、多くの場合において、生体情動の誘発要因となる予測誤差を減少させる事が可能である事を指摘し、これによって、生体がノイズを用いて Emotion regulation 機能（情動調整機能）を実現している可能性：つまり、ノイズを調整する事によって、不必要な予測誤差を減少し、生存・社会性構築に必要な情報にのみ認知リソースを割り当てる機能を実現している可能性を議論する。

第 4 章

神経系における確率共鳴の最大化原理

4.1 はじめに

情報処理に確率共鳴を利用出来るノイズ強度の範囲は、従来の研究枠組みで理論的に予測・数値実験的に検証されてきた限り、非常に狭く、このため、(従来提案されてきた枠組みでは) 生体が確率共鳴を利用するためには、シビアなノイズ最適化原理が必用である。Collins らによって、ニューロン集団の規模が大きくなればなるほど、ノイズの調整が必用なくなってくるという SR-without-tuning 原理 [23, 24] が提案されており、実際、脳は情報処理の内容に応じて神経回路を動的に再構成している事が示されているが、SR-without-tuning の理論解析は非常にゆっくりとした信号に留まっており、生体もしくはロボット等における感覚情報処理に実際に適用可能であるかは明らかでない。また同時に、SR-without-tuning の理論解析は刺激が入力されない限り発火しない興奮性ニューロンの、閾値下の信号に対する解析に限定されていた。これは従来の SR-without-tuning の理論研究が Kramers rate formula [103, 23, 24, 18] を用いた、ある種の断熱過程においてのみ行われていた事に起因している。FPEs を用いた厳密な理論解析を行う事によって、興奮性ニューロンのみならず振動発火性ニューロンにおける任意信号に対する SR-without-tuning 効果を解析する事が可能になり、生体における SR の利用可能性が理論的に予測可能となると共に、新たな SR-without-tuning の実現方法が明らかにされると期待される。

本章では主に以下の 3 つの問題を扱う。

- FPE を用いた SR の厳密な理論解析
- 興奮性・振動性発火型のニューロンにおける SR の理論解析
- 任意信号・任意の発火相における SR-without-tuning 現象の厳密な理論的解析

ところで、ある神経集団の背景ノイズレベルにおいては、神経間のシナプス結合等によって、少なからず時空間的な相関を有するカラーノイズになると考えられているが、一般的に、単一神経・単一シナプスにおけるノイズは熱雑音の影響を非常に強く受けるため、ポアソン過程と考えるても差しさわりのないと考えられている。ところで、神経集団に加えられるノイズが時空間的な相関を有していたとしても、確率共鳴の振る舞い自体は本質的には大きく変化はしない [69, 131, 129, 130, 107](ただし、SR のピーク値が減少すると共に、必用となるノイズ強度が少なくなる、等の変化がある)。これらを踏まえ、本章においては、感覚ニューロンのモデルとして一般的に用いられる FitzHugh-Nagumo ニューロンモデルを統計力学

的に解析する。結果として、新たに得られる以下の4点を導く。

- ノイズによって神経系の情報表現のための空間が調整されており、微細刺激・過大刺激に対応する事が可能になる
- 入力信号ゲイン g はニューロン集団のサイズ N と同じ役割を果たす。入力信号ゲインを増大する事によって SR-without-tuning を実現可能であると共に、その効果は $g\sqrt{N}$ に比例する。つまり、センサのゲイン調整による効果は、ニューロン集団のサイズ変更と比較して非常に効果的である
- subthreshold および suprathreshold 信号に対して有効であると共に、興奮相、振動発火相いずれの相においても SR-without-tuning が実現可能である
- FHN ニューロンには4つの異なる「モード」が存在しており、信号に応じてモードが適切に分配されている可能性がある

同時に、FHN ニューロンの発火率が理論的にシグモイド関数となる事を示し、シグモイド関数で駆動される一般的なニューラルネットワークにも本章で得られた知見が適応できる可能性がある事を指摘する。これらにより、生体がノイズを用いて情報処理するための新しい原理として、並びに、シグモイド関数型のニューラルネットワークによって駆動されるロボットにおいてノイズを活用しつつ情報処理するための新しい原理として、センサゲインの調整による SR-without-tuning 原理が得られる事を示す。

4.2 FitzHugh-Nagumo ニューロン集団モデル

生体のニューロンモデルは大まかには Type I ニューロンと Type II ニューロンに分類される。Type I ニューロンは発火率が外部バイアス電流の入力に対して、滑らかに増加してゆくニューロンであり、Type II ニューロンはサドルノード分岐によって、ある電流値を超えると不連続に発火率が増加するニューロンである。感覚器や脊髄等のニューロンの多くは Type II であり、視覚野などの皮質ニューロンの多くは Type I である事が知られている。

Type I ニューロンの最もシンプルなモデルとして、積分発火型のニューロンが知られており、また、Type II ニューロンのモデルとしては FitzHugh-Nagumo(FHN) モデル、Hodgkin-Huxley(H-H) モデル等が知られており、さらに FHN モデルは H-H モデルの良い近似として知られている。

なお、FHN モデルには多くの実装が存在し、最も単純な実装としては

$$\epsilon \dot{V}_i = V_i - V_i^3 - W_i + s_0(t), \quad (4.1a)$$

$$\dot{W}_i = \gamma V_i - W_i + b, \quad (4.1b)$$

が挙げられる。ここで V は膜電位に相当する変数、 W 変化のタイムスケールが遅い回復変数、 b は外部入力、 $\xi(t)$ はガウシアンノイズ、 $\sqrt{2D_0}$ はノイズ強度である。このモデルは γ と b のパラメーターによって、つまり、 $\dot{V} = 0$ と $\dot{W} = 0$ で得られる null-cline の交差パターンによって、興奮性・振動性・双安定性の発火パターンを示す事が可能である。例えば、 $\gamma = 1.5, b = 0.6$ では外部入力が与えられて初めて発火するようになる興奮性発火相、 $\gamma = 2.5, b = 0.2$ では外部入力がなくとも振動的に発火する振動性発火相、 $\gamma = 0.5, b = 0$ においては双安定発火相、つまり、フリップフロップ的な振る舞いを示す [103]。なお、本論文では他の先行研究 [23, 24, 26] 等との整合性のため、以下の形式の FHN モデルを用いて確率共鳴の

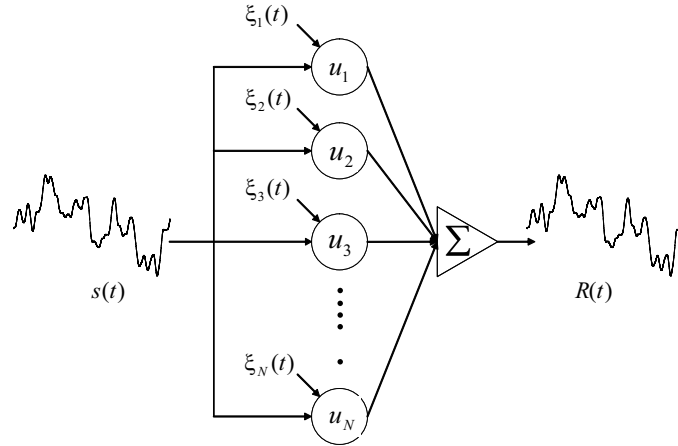


Fig. 4.1 解析対象とする系：先行研究と同様に、全てのニューロン u_i は同一の信号 $s(t)$ を受け取る系において、信号 $s(t)$ とニューロン集団の発火率 $R(t)$ の間の共分散・相関係数として観測される確率共鳴を解析してゆく。

解析を行う

$$\epsilon \dot{V}_i = V_i \left(V_i - \frac{1}{2} \right) (1 - V_i) - W_i + b + s_0(t), \quad (4.2a)$$

$$\dot{W}_i = V_i - W_i + \sqrt{2D_0} \xi_i(t), \quad (4.2b)$$

ここで、 $\xi(t)$ は分散 1 のガウシアンノイズである。これらのパラメーター設定の場合、ニューロンは興奮性および振動性の発火パターンを生成可能であり、 $\epsilon = 0.005$ の場合は $b < 0.275$ において興奮性発火を、 $0.275 \geq b \geq 0.8$ において振動発火を示す。なお、 $b > 0.8$ においては振動性発火が消失する excitation-block 現象 ([79] 参照) が出現する。なお、周期的・順周期的・非周期的、全ての形式の任意信号を扱うために、 $s_0(t)$ は

$$s_0(t) = g_0 \sum_j \sin(\omega_j t) + g_0 \sum_m \sum_j e^{-\lambda_m(t-t'_j)} \Theta(t-t'_j), \quad (4.3)$$

と仮定する。 $\Theta(t-t'_j)$ はヘビサイドの階段関数であり、よって $e^{-\lambda_m(t-t'_j)}$ は時刻 t_j に 1 となり時刻と共に減衰してゆく非周期信号に相当する。なお、 ω_1/ω_2 が有理数ではなく無理数（例えば $\sqrt{2}$ ）であった場合、

$$\sin(\omega_1 t) + \sin(\omega_2 t) = \sin(\omega_1(t+T)) + \sin(\omega_2(t+T)) \quad (4.4)$$

を満たす T は存在せず、したがって $s_0(t)$ は周期性を持たない、いわゆる準周期信号となる。なお、ノイズ項を V_i の方程式に含める実装と、 W_i の方程式に含める実装が存在するが、 W_i に含める場合は、 V_i の微分方程式に時間的な相関を有する colored noise を加える事に相当する事が知られているが等価である事が知られている [103]。ここでは、FPE を用いた解析を容易にするためにノイズを W_i の方程式に加えている。なお、従来の SR の研究と同様に、ニューロン集団における全てのニューロンは同一の信号 $s_0(t)$ を受け、独立したノイズ $\sqrt{2D_0}\xi(t)$ を受け取る (図 4.1)。

なお、ニューロン集団を数値計算でシミュレーションした場合の発火率の計算は以下の式で行う。

$$R_{\Sigma}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R_{y,i}(t), \quad R_{y,i}(t) = \begin{cases} 1, & V_i > \theta, \\ 0, & V_i \leq \theta, \end{cases} \quad (4.5)$$

ここで θ は発火検出のための閾値であり、 $\theta = 0.5$ である。さらに、先行研究 [23, 24] に従い、確率共鳴の評価指標は共分散 C_0 および相関係数 C_1 によって行う。

$$C_0 = \overline{(s_0(t+\alpha) - s_0(t)) (R_{\Sigma}(t) - \overline{R_{\Sigma}(t)})}, \quad (4.6)$$

$$C_1 = \frac{C_0}{\left(\overline{s_0(t)^2} - \overline{s_0(t)}^2 \right)^{1/2} \left(\overline{R_{\Sigma}(t)^2} - \overline{R_{\Sigma}(t)}^2 \right)^{1/2}}, \quad (4.7)$$

である。

4.2.1 FHN ニューロンモデルの区分線形化近似

ところで、 $\epsilon \rightarrow 0$ の極限においては、FHN ニューロンの振る舞いが区分的に線形と見做せる事が示されている [1, 105, 106, 103]。この断熱極限の場合、図 4.2 に示される通りに、ニューロンの振る舞いは left-branch, middle-branch, right-branch に分割して考える事が可能である： (V, W) は休止状態においては left-branch 内を移動しており、sink-point (図中の \bullet) に到達した瞬間に middle-branch にジャンプする。middle-branch 内の移動に要する時間は無視できる程小さく、 (V, W) は一瞬で right-branch (発火状態) の source-point に流入する (図中の \circ)。さらに、right-branch を移動し、right-branch の sink-point に到達した瞬間に、middle-branch を経由して left-branch に戻る。なお、middle-branch で費やされる時間は $\Delta t = 1 \times 10^{-4}$ でも高々 1,2 ステップでしかなく、無視できるほどに十分小さい。よって、FHN モデルを区分線形近似する際、通常は left-branch と right-branch ダイナミクスのみを考慮する。ここで、left-branch から (middle-branch を経由して) right-branch に遷移するニューロンの数の確率を確率流 (flux) $J_+(t)$ 、right-branch から left-branch に遷移する確率流を $J_-(t)$ と定義する。これにより、 N 個のニューロンがあった場合、ある時刻 t と時刻 $t + \Delta t$ の間に、発火するニューロンの数は $NJ_+(t)\Delta t$ で表現される。

以下、 $\epsilon \rightarrow 0$ の極限を考え、FHN モデルの区分線形化を行う。 $\epsilon \dot{V}_i = 0$ の場合、

$$W_i = V_i \left(V_i - \frac{1}{2} \right) (1 - V_i) + b + s_0(t), \quad (4.8a)$$

$$\frac{dW_i}{dt} = V_i - W_i + \sqrt{2D_0} \xi_i(t), \quad (4.8b)$$

となる。 $(V_i - 1/2)(1 - V_i)$ の V_i に関する 3 次式を以下の $F(V)$ であらわされる区分線形の式に変形する。

$$F(v_i) = \begin{cases} 2 - v_i, & v_i \leq -1, \\ v_i, & -1 < v_i < 1, \\ -2 - v_i, & v_i \geq 1, \end{cases} \quad (4.9a)$$

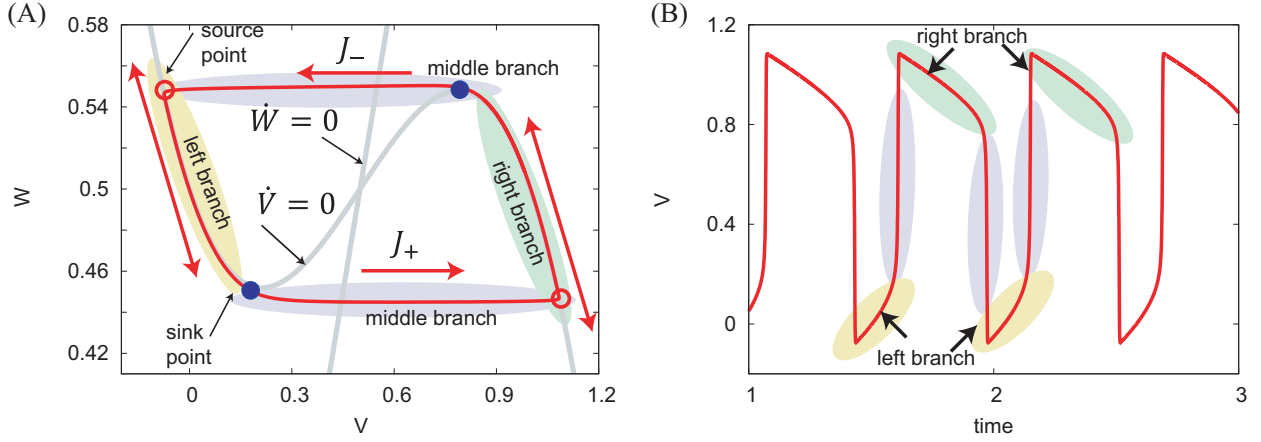


Fig. 4.2 $u - w$ 空間における FHN ニューロンの振る舞い (A) および u の時系列 (B)。図の詳細説明は本文を参照。 $\epsilon = 5 \times 10^{-4}$, $a = 1/2$, $b = 1/4$, $I = 0.5$, $\Delta t = 1 \times 10^{-5}$, $b = 0.5$ において、Euler 法による数値計算の結果。

式 4.8 および式 4.9 によって以下が得られる。

$$\dot{W}_i = 2\sigma_i - 2W_i + b + s_0(t) + \sqrt{2D_0}\xi_i(t), \quad (4.10a)$$

$$\sigma_i = \begin{cases} +1, & v \geq 1, \\ -1, & v \leq 1, \end{cases} \quad (4.10b)$$

ここまでの議論の重要な帰結として、FHN モデルの振る舞いは結局のところ W_i に関する 2 つの微分方程式にのみ帰着される事が示された。

ところで、FPE によって解析を行う場合、時間スケールを変更し、また、変数を適宜スケールリングする事によって式 4.10 を更に簡約化し、以下にあらわされる left-branch に相当する x 、right-branch に相当する y の微分方程式 (piece-wise linear FHN, plFHN) で表現する事が必用である。

$$\tau \dot{x}_i(\tilde{t}) = -x_i(\tilde{t}) + \sqrt{2D}\xi_i(\tilde{t}), \quad (4.11a)$$

$$\tau \dot{y}_i(\tilde{t}) = -y_i(\tilde{t}) + \sqrt{2D}\xi_i(\tilde{t}), \quad (4.11b)$$

この際、入力信号 $s_0(t)$ が W_i と V_i のどちらにカップリングするかに依存して、結果として 2 つの異なる挙動 (本論文ではそれぞれ mode I、mode II と呼ぶ) が得られ、mode I/II の差異は (後述になるが) 有効信号強度 $A(\omega)$ 、source-point x_+ と y_+ 、さらに、sink-point x_- と y_- の実効位置の違いとしてあらわれる。非常に興味深い事に、発火率・入出力相関係数等の理論値計算も mode I および II で異なってくる。もともとの FHN モデルでは mode I および mode II が何らかの原理に基づいて適切に使い分けられている事が示唆される。

4.2.2 plFHN mode I の導出

まず初めに、 s_0 が W_i と直接カップリングしている場合の plFHN(mode I) の導出を行う。まず、 V および W を $V = \frac{1}{2\sqrt{3}}v + \frac{1}{2}$, $W = \frac{1}{2} + \frac{\gamma}{12\sqrt{3}}w - g_0 \sum_j^{N_j} e^{\omega_j t}$ として、 v, w へとスケールリングする。さらに、時間 t

を $\tilde{t} = 7\tau \times t$ なる \tilde{t} へとスケーリングする事によって、以下の方程式を得る。

$$\tilde{\epsilon}\dot{v}_i(\tilde{t}) = \frac{1}{6}f(v_i) - \frac{\gamma}{6}w_i + 2\sqrt{3}(b - \frac{1}{2}), \quad (4.12a)$$

$$\begin{aligned} \tau\dot{w}_i(\tilde{t}) &= \frac{6}{7\gamma}v_i - \frac{1}{7}w_i + \frac{12\sqrt{3}}{7\gamma}g_0 \sum_j^{N_j} (1 + \tilde{\omega}_j)e^{\tilde{\omega}_j\tilde{t}} \\ &+ \frac{12\sqrt{3}}{7\gamma} \times \sqrt{2D_0} \times \xi_i(\tilde{t}) \times \sqrt{7\tau}, \end{aligned} \quad (4.12b)$$

ここで $\tilde{\epsilon} = 7\tau\epsilon$ であり、 $\tilde{\omega} = \omega/(7\tau)$ である (時間 t を \tilde{t} へスケーリングする事によって、時定数 ϵ 、周波数 ω もスケーリングされる)。

発表文献 [182] においては、ノイズのスケーリングを $\xi_i(\tilde{t}) \times 7\tau$ としていたが、正しくは $\xi_i(\tilde{t}) \times \sqrt{7\tau}$ である。これに従い、 $D = \left(\frac{12\sqrt{3}}{\gamma\sqrt{7\tau}}\right)^2 D_0$ が正しい実効ノイズ D となる。

ここで、3次関数 $f(v)$ を区分線形関数 $F(v)$ によって近似し、さらに、 $\tilde{\epsilon}\dot{v}_i \rightarrow 0$ なる断熱極限を取る事によって、以下を得る。

$$\gamma w_i = F(v_i) + 12\sqrt{3}(b - \frac{1}{2}), \quad (4.13a)$$

$$\begin{aligned} \tau\dot{w}_i &= -w_i + \frac{12}{7\gamma}\sigma_i + \frac{12\sqrt{3}}{7\gamma}g_0 \sum_j^{N_j} (1 + \tilde{\omega}_j)e^{\tilde{\omega}_j\tilde{t}} \\ &- \frac{12\sqrt{3}}{7\gamma} \sqrt{2D_0}\xi_i(\tilde{t}) \times \sqrt{7\tau}, \end{aligned} \quad (4.13b)$$

$$F(v) = 2\sigma - v, \quad \sigma = \begin{cases} +1, & v \geq 1, \\ -1, & v \leq -1. \end{cases} \quad (4.13c)$$

なおここで、middle branch に相当する $-1 < v_i < 1$ でのニューロンの振る舞いは無視する。さらに、以下の変数変換を考える事によって、

$$x_i(\tilde{t}) = w_i(\tilde{t}) + \frac{12}{7\gamma} + \frac{72\sqrt{3}}{7\gamma}(b - \frac{1}{2}) - g_0 \sum_j^{N_j} A_0^I(\tilde{\omega}_j)e^{\tilde{\omega}_j\tilde{t}}, \quad (4.14a)$$

$$y_i(\tilde{t}) = w_i(\tilde{t}) - \frac{12}{7\gamma} + \frac{72\sqrt{3}}{7\gamma}(b - \frac{1}{2}) - g_0 \sum_j^{N_j} A_0^I(\tilde{\omega}_j)e^{\tilde{\omega}_j\tilde{t}}, \quad (4.14b)$$

$$A_0^I(\tilde{\omega}) = \frac{72\sqrt{3}(1 + 7\tau\tilde{\omega})}{7\gamma(1 + \tau\tilde{\omega})}, \quad (4.14c)$$

最終的に、FHN モデルは、実効ノイズ強度 $D = \left(\frac{12\sqrt{3}}{\gamma\sqrt{7\tau}}\right)^2 D_0$ を入力に受け、source point, sink point で x と y の間を遷移する2つの線形 Langevin 方程式へと帰着する。

$$\tau\dot{x}_i(\tilde{t}) = -x_i(\tilde{t}) + \sqrt{2D}\xi_i(\tilde{t}), \quad (4.15a)$$

$$\tau\dot{y}_i(\tilde{t}) = -y_i(\tilde{t}) + \sqrt{2D}\xi_i(\tilde{t}), \quad (4.15b)$$

ここでソースポイント X_+ および Y_+ 、さらに、シンクポイント X_- と Y_- は

$$X_{\pm} = x_{\pm} - g_0 \sum_j^{N_j} A^I(\tilde{\omega}_j) e^{\tilde{\omega}_j \tilde{t}}, \quad (4.16a)$$

$$Y_{\pm} = y_{\pm} - g_0 \sum_j^{N_j} A^I(\tilde{\omega}_j) e^{\tilde{\omega}_j \tilde{t}}, \quad (4.16b)$$

$$A^I(\tilde{\omega}) = \frac{72\sqrt{3}(1+7\tau\tilde{\omega})}{7\gamma(1+\tau\tilde{\omega})}, \quad (4.16c)$$

と計算される。なお、 $x_{\pm} = \frac{12 \pm 7 - 6\sqrt{3} + 12\sqrt{3}b}{7\gamma}$ であり、 $y_{\pm} = \frac{-12 \mp 7 - 6\sqrt{3} + 12\sqrt{3}b}{7\gamma}$ である。mode I pIFHN モデルの場合、実効信号強度 $A_0^I(\omega)$ and $A^I(\omega)$ は同じ値となる。

4.2.3 pIFHN mode II の導出

mode II の導出も基本的には mode I と同様である。式 4.2 における V と W を以下のように変換する： $V = \frac{1}{2\sqrt{3}}v + \frac{1}{2}$, and $W = \frac{1}{2} + \frac{\gamma}{12\sqrt{3}}\tilde{w}$ 。さらに、 $\tilde{t} = 7\tau \times t$ によって、時間 t を \tilde{t} へと変換する事によって以下を得る。

$$\tilde{\epsilon}\dot{v}_i = -\frac{1}{2}f(v_i) - \frac{\gamma}{6}w_i + 2\sqrt{3}(b+g_0) \sum_j^{N_j} e^{\tilde{\omega}_j \tilde{t}} - \frac{1}{2}, \quad (4.17a)$$

$$\tau\dot{w}_i = \frac{6}{7\gamma}v_i - \frac{1}{7}w_i - \frac{12\sqrt{3}}{7\gamma} \sqrt{2D_0}\xi_i(\tilde{t}) \times \sqrt{7\tau}, \quad (4.17b)$$

ここで $\tilde{\epsilon} = 7\tau\epsilon$; $f(v) = -1/2v(v - \sqrt{3})(v + \sqrt{3})$; $\tilde{\omega} = \omega/(7\tau)$; $\xi_i(t) = \xi_i(\tilde{t}) \times \sqrt{7\tau}$ である。mode I と同様に、極限 $\tilde{\epsilon}\dot{v} \rightarrow 0$ および $f(v)$ から区分線形関数 $F(v)$ への近似を行う事によって、以下を得る：

$$\gamma w_i = F(v_i) + 12\sqrt{3}(b+g_0) \sum_j^{N_j} e^{\tilde{\omega}_j \tilde{t}} - \frac{1}{2}, \quad (4.18a)$$

$$\tau\dot{w}_i = \frac{6}{7\gamma}v_i - \frac{1}{7}w_i - \frac{12\sqrt{3}}{7\gamma} \sqrt{2D_0}\xi_i(\tilde{t}) \times \sqrt{7\tau}. \quad (4.18b)$$

式 (4.18a) を式 (4.18b) に代入する事によって pIFHN mode II モデルは、以下の2つの w に関する微分方程式に帰着される：

$$v_i = 2\sigma_i - \gamma w_i + 12\sqrt{3}(g+g_0) \sum_j^{N_j} e^{\omega_j \tilde{t}} - \frac{1}{2}, \quad (4.19a)$$

$$\begin{aligned} \tau\dot{w}_i = & -w_i + \frac{12}{7\gamma}\sigma_i + \frac{72\sqrt{3}}{7\gamma}(b - \frac{1}{2} + g_0 \sum_j^{N_j} e^{\tilde{\omega}_j \tilde{t}}) \\ & - \frac{12\sqrt{3}}{7\gamma} \sqrt{2D_0}\xi_i(\tilde{t}) \times \sqrt{7\tau}. \end{aligned} \quad (4.19b)$$

境界条件によって結合した x と y の2つの Langevin 方程式を得るため、以下の変換を考える:

$$x_i(\tilde{t}) = w_i(\tilde{t}) + \frac{12}{7\gamma} + \frac{72\sqrt{3}}{7\gamma} \left(b - \frac{1}{2}\right) - g_0 \sum_j^{N_j} A_0^{II}(\tilde{\omega}_j) e^{\tilde{\omega}_j \tilde{t}}, \quad (4.20a)$$

$$y_i(\tilde{t}) = w_i(\tilde{t}) - \frac{12}{7\gamma} + \frac{72\sqrt{3}}{7\gamma} \left(b - \frac{1}{2}\right) - g_0 \sum_j^{N_j} A_0^{II}(\tilde{\omega}_j) e^{\tilde{\omega}_j \tilde{t}}, \quad (4.20b)$$

$$A_0^{II}(\tilde{\omega}) = \frac{72\sqrt{3}}{7\gamma(1 + \tau\tilde{\omega})}. \quad (4.20c)$$

これらの変数変換を用いる事によって、以下を得る:

$$\tau \dot{x}_i(\tilde{t}) = -x_i(\tilde{t}) + \sqrt{2D} \xi_i(\tilde{t}), \quad (4.21a)$$

$$\tau \dot{y}_i(\tilde{t}) = -y_i(\tilde{t}) + \sqrt{2D} \xi_i(\tilde{t}), \quad (4.21b)$$

ここで実効ノイズ強度 D は $D = \left(\frac{12\sqrt{3}}{\gamma\sqrt{7\tau}}\right)^2 D_0$ である。また、ソースポイント X_+ および Y_+ 、さらにシンクポイント X_- および Y_- は以下の通りとなる。

$$X_{\pm} = x_{\pm} - g_0 \sum_j^{N_j} A^{II}(\tilde{\omega}_j) e^{\tilde{\omega}_j \tilde{t}}, \quad (4.22a)$$

$$Y_{\pm} = y_{\pm} - g_0 \sum_j^{N_j} A^{II}(\tilde{\omega}_j) e^{\tilde{\omega}_j \tilde{t}}, \quad (4.22b)$$

$$A^{II}(\tilde{\omega}) = \frac{12\sqrt{3}(1 + 7\tau\tilde{\omega})}{7\gamma(1 + \tau\tilde{\omega})}. \quad (4.22c)$$

ここで、 $x_{\pm} = \frac{12 \pm 7 - 6\sqrt{3} + 12\sqrt{3}b}{7\gamma}$ であり $y_{\pm} = \frac{-12 \mp 7 - 6\sqrt{3} + 12\sqrt{3}b}{7\gamma}$ である。mode II pIFHN モデルの場合、mode I とは異なり、実効信号強度 A_0^{II} と A^{II} は等しくならない。これは、元々の FHN ニューロンモデルにおいては、何かしらの原理によって、mode I ならびに mode II が適切に分配されている、つまり、信号 $s_0(t)$ が V と結合する割合と W と結合する割合が何らかの原理によって決定されている事を示唆している。

4.3 Fokker-Planck 方程式の導出と定常解の導出

先の導出した pIFHN 方程式と等価な FPEs は以下で与えられる。なお、簡単のため $\tau = 1$, $\gamma = 1$ とする。

$$\partial_t \Phi_x(x, t) = \partial_x(x + D\partial_x)\Phi_x(x, t) + J_t \delta(x_+ - x), \quad (4.23a)$$

$$\partial_t \Phi_y(y, t) = \partial_y(y + D\partial_y)\Phi_y(y, t) + J_t \delta(y - y_+), \quad (4.23b)$$

ここで δ は Dirac のデルタ関数であり、 J_t は確率流 : probability flux である。また、実効ノイズ強度 D は $D = (12\sqrt{3}/\sqrt{7})^2 D_0$ である。ところで、FPEs がもともとの Langevin 方程式と等価となるためには、以下の境界条件を考慮する必要がある。

(bc.a) Sink point X_- 、 Y_- に存在する「粒子」は存在しない。

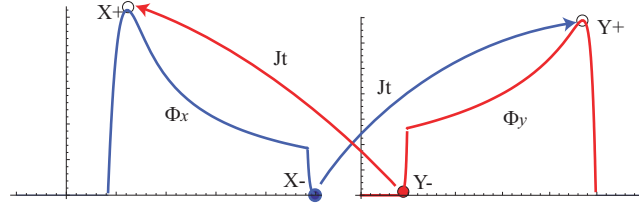


Fig. 4.3 Φ_x 、 Φ_y の分布関数および境界条件の概念図：粒子は sink point に到達するとすぐさまに逆の branch の source point にジャンプする。このため、 X_- 、 Y_- に粒子が存在する確率は 0 であると同時に、 Φ_x と Φ_y を互いに遷移する粒子の確率（流束）は平衡状態においては釣り合っており、 J_0 となる。

(bc.b) Source point X_+ 、 Y_+ において、分布関数 Φ_x 、 Φ_y は滑らかに変化する

(bc.c) 平衡状態においては、source point に流入する粒子の確率と sink point から流出する粒子の確率は等しい

(bc.d) Φ_x および Φ_y は積分して和を取ると 1 になる

(bc.e) $z \rightarrow \pm\infty$ において Φ_x および Φ_y は 0 に収束する

なお、 x, y に $s_0(t)$ が含まれるように変数変換したため、 $s_0(t)$ が FPEs に明示的に入り込まない代わりに、 $s_0(t)$ は境界条件に含まれる事となる。ところで、境界条件 (bc.a) によって、 $\Phi_x(X_-) = 0$ ならびに $\Phi_y(Y_-) = 0$ が得られる。定常状態において入力が存在しない場合、つまり、 $g = 0$ である場合、

$$\partial_x(x + D\partial_x)\Phi_x(x, t) + J_0\delta(x_+ - x) = 0, \quad (4.24a)$$

$$\partial_y(y + D\partial_y)\Phi_y(y, t) + J_0\delta(y - y_+) = 0, \quad (4.24b)$$

であるから、両辺をそれぞれ x と y で積分して、

$$(x + D\partial_x)\Phi_x(x, t) = -J_0\Theta(x_+ - x), \quad (4.25a)$$

$$(y + D\partial_y)\Phi_y(y, t) = -J_0\Theta(y - y_+), \quad (4.25b)$$

を得る。ここで、 $\int \delta(C - z)dz = \Theta(C - z)$ であり、 $\Theta(z)$ はヘビサイドの階段関数である。さらに、境界条件 [bc.a] を考慮すると、 $\partial_t\Phi_x(x, t) = 0$ ならびに $\partial_t\Phi_y(y, t) = 0$ であるから、

$$D \frac{\partial \Phi_x}{\partial x} \Big|_{x_-} = J_0, \quad (4.26a)$$

$$D \frac{\partial \Phi_y}{\partial y} \Big|_{y_-} = -J_0, \quad (4.26b)$$

を得る。定常状態においては、この J_0 が source point X_+ ならびに Y_+ にそれぞれ流入しているため、 $[\partial_x\Phi_x]_{X_+} = J_0$ ならびに、 $[\partial_y\Phi_y]_{Y_+} = -J_0$ である。よって、これらを踏まえ、この FPEs が満たすべき境界

条件は以下によって与えられる:

$$\Phi_x(x_- + s(t), t) = 0, \quad \Phi_y(y_- + s(t), t) = 0, \quad (4.27a)$$

$$[\Phi_x(x, t)]_{x_+ + s(t)} = 0, \quad [\Phi_y(y, t)]_{y_+ + s(t)} = 0, \quad (4.27b)$$

$$\left[\frac{\partial \Phi_x(x, t)}{\partial x} \right]_{x_+ + s(t)} = - \left. \frac{\partial \Phi_y(y, t)}{\partial y} \right|_{y_+ + s(t)}, \quad (4.27c)$$

$$\left[\frac{\partial \Phi_y(y, t)}{\partial y} \right]_{y_+ + s(t)} = - \left. \frac{\partial \Phi_x(x, t)}{\partial x} \right|_{x_+ + s(t)}, \quad (4.27d)$$

さらに、FPEs は以下の正規化条件を満たす:

$$\int_{x_- + s(t)}^{\infty} \Phi_x(x, t) dx + \int_{-\infty}^{y_- + s(t)} \Phi_y(y, t) dy = 1, \quad (4.28)$$

ここで $[f(x)]_c = f(c+0) - f(c-0)$ である [118, 103]。入力がない存在せず $s(t) = 0$ の場合、式 (4.23a)–(4.27d) における定常解は以下ようになる。

$$\phi(x) = \frac{J_0}{D} e^{-x^2/(2D)} \int_{x_-}^x dz e^{z^2/(2D)} \Theta(x_+ - z), \quad (4.29a)$$

$$\phi(y) = \frac{J_0}{D} e^{-y^2/(2D)} \int_y^{y_-} dz e^{z^2/(2D)} \Theta(z - y_+). \quad (4.29b)$$

ここで J_0 は定常流束であり、正規化条件

$$\int_{x_-}^{\infty} \phi(x) dx + \int_{-\infty}^{y_-} \phi(y) dy = 1, \quad (4.30)$$

を解く事によって得られる。具体的には、数値的に評価が可能な J_0 は誤差関数 $\text{erf}(x)$ および複素誤差関数 $\text{erfi}(x) = i\text{erf}(ix)$ 、および、一般超幾何関数: ${}_pF_q(\mathbf{a}_1; \mathbf{b}_2; z)$ ([65] を参照) によって以下のように表現される。

$$J_0 = \frac{2D}{\pi D \left(\left(\text{erf}\left(\frac{x_-}{\sqrt{2D}}\right) - 1 \right) \text{erfi}\left(\frac{x_-}{\sqrt{2D}}\right) + \left(\text{erf}\left(\frac{y_-}{\sqrt{2D}}\right) + 1 \right) \text{erfi}\left(\frac{y_-}{\sqrt{2D}}\right) + \text{erfi}\left(\frac{x_+}{\sqrt{2D}}\right) - \text{erfi}\left(\frac{y_+}{\sqrt{2D}}\right) \right) - x_-^2 {}_2F_2\left(1, 1; \frac{3}{2}, 2; -\frac{x_-^2}{2D}\right) - y_-^2 {}_2F_2\left(1, 1; \frac{3}{2}, 2; -\frac{y_-^2}{2D}\right)}. \quad (4.31)$$

図 4.4 に示す通り、 J_0 はノイズ強度 D に対して単調増加を示す。また、 $b \sim 0.27$ 前後で発火相が振動相に遷移するため、 $D \rightarrow 0$ においても $J_0 > 0$ となる。

定常状態における、平均累積発火率 R_0 は $R_0 = \overline{R_0(t)} = \int_{-\infty}^{y_-} \phi(y) dy$ によって計算される。式 (4.31) を代入し、式を整理すると、数値評価が可能な形式の R_0 は以下のように表現される。

$$R_0 = \frac{1}{\frac{x_-^2 \left(-{}_2F_2\left(1, 1; \frac{3}{2}, 2; -\frac{x_-^2}{2D}\right) \right) + x_+^2 {}_2F_2\left(1, 1; \frac{3}{2}, 2; -\frac{x_+^2}{2D}\right) + \pi D \left(\left(\text{erf}\left(\frac{x_-}{\sqrt{2D}}\right) - 1 \right) \text{erfi}\left(\frac{x_-}{\sqrt{2D}}\right) - \left(\text{erf}\left(\frac{x_+}{\sqrt{2D}}\right) - 1 \right) \text{erfi}\left(\frac{x_+}{\sqrt{2D}}\right) \right)}{y_-^2 \left(-{}_2F_2\left(1, 1; \frac{3}{2}, 2; -\frac{y_-^2}{2D}\right) \right) + y_+^2 {}_2F_2\left(1, 1; \frac{3}{2}, 2; -\frac{y_+^2}{2D}\right) + \pi D \left(\left(\text{erf}\left(\frac{y_-}{\sqrt{2D}}\right) + 1 \right) \text{erfi}\left(\frac{y_-}{\sqrt{2D}}\right) - \left(\text{erf}\left(\frac{y_+}{\sqrt{2D}}\right) + 1 \right) \text{erfi}\left(\frac{y_+}{\sqrt{2D}}\right) \right)} + 1}. \quad (4.32)$$

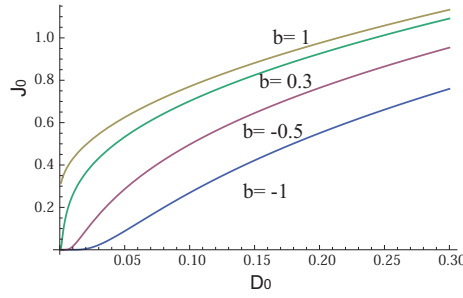


Fig. 4.4 J_0 (式 4.31) の D_0 の値に対する評価結果。 $b \sim 0.274$ 前後でニューロンの発火相が自発的振動相に遷移する事に対応し、 $b > 0.274$ においては $D \rightarrow 0$ においても $J_0 > 0$ となる。なお、 J_0 は D において単調増加関数となる ($D \gg 0$ においては $J_0 \gg 1$ となり得る事に注意)。

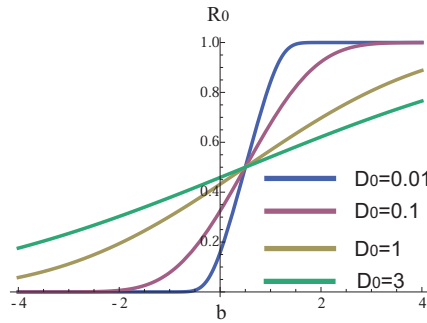


Fig. 4.5 R_0 の b と D_0 に対する理論値。 R_0 は古典的人工ニューラルネットで一般的に用いられるシグモイド関数と同様の振る舞いを示すと共に、ノイズ強度 D_0 が増加すると共に入力 b に対する線形性が強くなる。

4.4 FPE の線形応答解の導出

FHN モデルの入力に対する応答の線形応答解析においては、外部入力加わる場合、非平衡状態における解は定常状態における解と外部入力への線形応答の和で記述される事が示唆されている [18]。ここでは、外部入力加わる場合の FPEs の厳密な解を導出するにあたり、従来の線形応答の理論的解析に関する文献 [118, 103] 基づいて、FPEs の解が以下のように定常解と $s(t)$ に関する線形応答解 $p_z(\omega, z)$ の線形和で記述されると仮定する。

$$\Phi_x(x, t) = \phi(x) + g \left(\sum_j (s_{\omega_j}(t) p_x(\omega_j, x) + s_{\omega_j^*}(t) p_x(\omega_j^*, x)) + \sum_m \sum_n (s_{\lambda_m}(t, t_n) p_x(\lambda, x)) \right) e^{-\frac{x^2}{4D}}, \quad (4.33a)$$

$$\Phi_y(y, t) = \phi(y) + g \left(\sum_j (s_{\omega_j}(t) p_y(\omega_j, y) + s_{\omega_j^*}(t) p_y(\omega_j^*, y)) + \sum_m \sum_n (s_{\lambda_m}(t, t_n) p_y(\lambda, y)) \right) e^{-\frac{y^2}{4D}}. \quad (4.33b)$$

ここで、式 (4.33a) ならびに (4.33b) を式 (4.23a) ならびに (4.23b) にそれぞれ代入する事によって、FPEs の一般解は $\psi(\omega_j, z) = U(\omega_j, z)$ と $\psi_2(\omega_j, z) = V(\omega_j, z)$ である事が分かる。なお、 $U(\omega, z)$ および $V(\omega, z)$ は

Whittaker and Watson's 関数 [65]:

$$U(\omega, z) = \mathcal{D}_{-\omega} \left(\frac{-z}{\sqrt{D}} \right), \quad (4.34a)$$

$$V(\omega, z) = \frac{\mathcal{D}_{-\omega} \left(\frac{-z}{\sqrt{D}} \right) + \sin(\pi\omega) \mathcal{D}_{-\omega} \left(\frac{z}{\sqrt{D}} \right)}{\pi/\Gamma\left(\omega + \frac{1}{2}\right)}, \quad (4.34b)$$

であり、 Γ はガンマ関数、 $\mathcal{D}_\omega(z)$ は放物柱関数 (parabolic cylinder function)[65] である。なお、数値的安定性を持った解は以下の線形独立な関数: $\mathcal{D}_{-\omega}(z/\sqrt{D})$ 、 $\mathcal{D}_{\omega-1}(iz/\sqrt{D})$ 、 $\mathcal{D}_{-\omega}(-z/\sqrt{D})$ 、ならびに、 $\mathcal{D}_{\omega-1}(-iz/\sqrt{D})$ を組み合わせる事によっても構築可能である。実際に、 $\psi(\omega, z) = U(\omega, z)$ と $\psi_2(\omega, z) = V(\omega, z)$ 、さらに、 $\psi(\omega, z) = \mathcal{D}_{-\omega}(\zeta z/\sqrt{D})$ と $\psi_2(\omega, z) = \mathcal{D}_{\omega-1}(\zeta iz/\sqrt{D})$ (ここで ζ は $+1$ もしくは -1 である) によって構築される線形応答関数は、 $D \rightarrow 0$ における数値的安定性においてのみ異なる。よって、以降特に記述がない場合、FPEs の解は主に $U(\omega, z)$ および $V(\omega, z)$ の組み合わせによって構築する。

ところで、 $\psi(\omega, z)$ and $\psi_2(\omega, z)$ の Wronskian は以下の通りとなる。

$$W_z(\omega, z) = \psi'(\omega, z)\psi_2(\omega, z) - \psi(\omega, z)\psi_2'(\omega, z). \quad (4.35)$$

$\frac{\partial}{\partial z} W_z(\omega, z) = 0$ であるため、Wronskian W_z は z に関して定数であり、以下の通り ω と D の関数である:

$$W_z(\omega, z) = W_z(\omega, 0) = k_z = \frac{\sqrt{2}\Gamma\left(\frac{1}{2} + \omega\right)}{\sqrt{D}\pi\Gamma(\omega)}. \quad (4.36)$$

ここで、 $p_x(\omega, x)$ と $p_y(\omega, y)$ が以下の2つのモードを取ると仮定する:

$$p_x^1 = \begin{cases} c_{x1}^1 \psi(\omega, x), & (x_- \leq x < x_+), \\ c_{x2}^1 \psi(\omega, x) + c_{x3}^1 \psi_2(\omega, x), & (x > x_+), \end{cases} \quad (4.37a)$$

$$p_y^1 = \begin{cases} c_{y1}^1 \psi(\omega, y), & (y_+ < y \leq y_-), \\ c_{y2}^1 \psi(\omega, y) + c_{y3}^1 \psi_2(\omega, y), & (y < y_+), \end{cases} \quad (4.37b)$$

もしくは

$$p_x^2 = \begin{cases} c_{x1}^2 \psi(\omega, x) + c_{x2}^2 \psi_2(\omega, x), & (x_- \leq x < x_+), \\ c_{x3}^2 \psi(\omega, x), & (x > x_+), \end{cases} \quad (4.38a)$$

$$p_y^2 = \begin{cases} c_{y1}^2 \psi(\omega, y) + c_{y2}^2 \psi_2(\omega, y), & (y_+ < y \leq y_-), \\ c_{y3}^2 \psi(\omega, y), & (y < y_+). \end{cases} \quad (4.38b)$$

式 (4.28) は式 (4.33a) および (4.33b) に対して常に真となってしまうため、ここで用いる事が出来る境界条件は式 (4.27a) – (4.27d) の6つのみである。従って、

$$p_z = \begin{cases} c_{z1} \psi(\omega, z) + c_{z2} \psi_2(\omega, z), & (z_- \leq z < z_+), \\ c_{z3} \psi(\omega, z) + c_{z4} \psi_2(\omega, z), & (z > z_+), \end{cases} \quad (4.39a)$$

のような解を解く事は出来ない。なお、一般解を例えば $\psi(\omega, z) = \mathcal{D}_{-\omega}(z/\sqrt{D})$ および $\psi_2(\omega, z) = \mathcal{D}_{\omega-1}(-iz/\sqrt{D})$ によって構築するならば、異なる Wronskian の値 $k_w = -ie^{-\frac{i\pi\omega}{2}}/\sqrt{D}$ が用いられる。

さらに、 $\lim_{D \rightarrow 0} \psi_2(\omega, z) e^{-z^2/(4D)}$ は $z > 0$ で発散する (complex infinity である) ため、もしも $x_- < 0$ かつ $x_+ > 0$ であるならば p_x^2 は領域 $x_- \leq x \leq 0$ および $0 < x < x_+$ ならびに $x_+ > x$ で分割して定義される必要がある。同時に新しい境界条件 $[p_x^2]_{x=0} = 0$ が定義される必要がある。

係数 $c_{x1}^{1,2} - c_{x3}^{1,2}$ と $c_{y1}^{1,2} - c_{y3}^{1,2}$ は式 (4.27a) – (4.27d) を用いて明示的に決定する事が出来る。ところで、境界条件は信号入力によって移動するため、 $g = 0$ 周りのテイラー展開を用いて1次の近似を行う事が必用となる。この際、式 (4.27a) の $\Phi_x(x_- + s(t), t)$ に関するテイラー展開は

$$\Phi_x(x_- + s(t), t) \approx \Phi_x(x_-) + s(t) \Phi'_x(x) \Big|_{x_-}, \quad (4.40)$$

によって与えられる。その他の境界条件も同様の形式となる。なお、式 (4.37) と (4.38) をこれらの近似されたテイラー展開に代入する事によって、 c_x および c_y の連立方程式を得る事となる。ここで、 $W_z(\omega, z) \rightarrow k_z$ なる変換、ならびに、 $\psi_{z\pm} = \psi(\omega, z_{\pm})$, $\psi_{2,z\pm} = \psi_2(\omega, z_{\pm})$, $\psi'_{z\pm} = \partial_z \psi(\omega, z) \Big|_{z_{\pm}}$, $\psi'_{2,z\pm} = \partial_z \psi_2(\omega, z) \Big|_{z_{\pm}}$ からなる簡略表記を用いる事によって、 $c_x^1 - c_y^3$ は以下のように計算される (p_x^2 と p_y^2 の係数は数 p に渡る程長い式になるために割愛する):

$$c_{x1}^1 = -\frac{e^{\frac{x_-^2}{4D}} J_0}{D \psi_{x1-}}, c_{y1}^1 = \frac{e^{\frac{y_-^2}{4D}} J_0}{D \psi_{y1-}}, \quad (4.41a)$$

$$c_{x2}^1 = \frac{J_0}{k_x} \left(\frac{e^{\frac{x_+^2}{4D}} y_- \psi_{2,x_+}}{2D^2} - \frac{e^{\frac{x_+^2}{4D}} x_+ \psi_{2,x_+}}{2D^2} + \frac{e^{\frac{x_+^2}{4D}} \psi_{2,x_+} \psi'_{y-}}{D \psi_{y1-}} - \frac{e^{\frac{x_+^2}{4D}} \psi'_{2,x_+}}{D} - \frac{e^{\frac{x_+^2}{4D}} k_x}{D \psi_{x1-}} \right), \quad (4.41b)$$

$$c_{x3}^1 = \frac{e^{\frac{y_-^2}{4D}} J_0}{k_x} \left(\frac{e^{\frac{x_-^2 - x_+^2}{4D}} \psi'_{x_+} \psi_{x_+}}{D \psi_{x-}} - \frac{y_- \psi_{x_+}}{2D^2} + \frac{x_+ \psi_{x_+}}{2D^2} + \frac{\psi'_{x_+}}{D} - \frac{e^{\frac{x_-^2 - x_+^2}{4D}} \psi_{x_+} \psi'_{x_+}}{D \psi_{x1-}} - \frac{\psi'_{y-} \psi_{x_+}}{D \psi_{y-}} \right), \quad (4.41c)$$

$$c_{y2}^1 = \frac{e^{\frac{y_-^2}{4D}} J_0}{k_y} \left(\frac{k_y}{D \psi_{y-}} + \frac{\psi'_{2y-}}{D} - \frac{\psi'_{x1-} \psi_{2y-}}{D \psi_{x-}} - \frac{x_- \psi_{2y-}}{2D^2} + \frac{y_- \psi_{2y-}}{2D^2} \right), \quad (4.41d)$$

$$c_{y3}^1 = \frac{e^{\frac{y_-^2}{4D}} J_0}{k_y} \left(\frac{\psi'_{x-} \psi_{y-}}{D \psi_{x-}} - \frac{\psi'_{y-} \psi_{y-}}{D \psi_{y-}} + \frac{x_- \psi_{y-}}{2D^2} - \frac{y_- \psi_{y-}}{2D^2} \right). \quad (4.41e)$$

4.5 発火率の線形応答関数の導出

次に、ニューロン集団の累積発火 $R_{\Sigma}(t) = 1/N \sum_i R_{y,i}(t)$ を求める事を考える。ところで、ニューロンの線形応答には2つのモード: $p_{x,y}^1$ および $p_{x,y}^2$ が存在するため、それぞれに対応した発火率表記を $R_{y,i}^{1,2}(t)$ とする。平均発火率 $R_{y,i}^{1,2}$ は以下の通りに計算される:

$$R_{y,i}^{1,2} = \int_{-\infty}^{y_+ + s(t)} \Phi_y^{1,2} dy + \int_{y_+ + s(t)}^{y_- + s(t)} \Phi_y^{1,2} dy. \quad (4.42)$$

$R_{y,i}^{1,2}$ の解析的な表記は式 (4.42) を $g = 0$ のまわりに 1 次の項まで展開する事によって、また、以下の不定積分：

$$\int U(\omega, z) e^{\frac{-z^2}{4D}} dz = -\sqrt{D} U(\omega+1, z) e^{\frac{-z^2}{4D}}, \quad (4.43a)$$

$$\int V(\omega, z) e^{\frac{-z^2}{4D}} dz = \frac{(U(\omega+1, -z) - \sin(\pi\omega) U(\omega+1, z))}{\pi e^{\frac{z^2}{4D}} / (\sqrt{D}\Gamma(\frac{1}{2} + \omega))}, \quad (4.43b)$$

を用いる事によって、以下の通りに表現される。

$$\begin{aligned} R_{y,i}^{1,2}(t) = & R_0 + g \sum_j (s_{\omega_j}(t) G_{y,i}^{1,2}(\omega_j) + s_{\omega_j}(t) G_{y,i}^{1,2}(\omega_j^*)) \\ & + g \sum_m \sum_n s_{\lambda_m}(t, t_n) G_{y,i}^{1,2}(\lambda_m) + \eta_i(t), \end{aligned} \quad (4.44)$$

ここで R_0 は定常状態での平均発火率、 $\eta_i(t)$ は定常状態でのポアソン過程に由来したニューロンノイズ、 $G_{y,i}^{1,2}(w)$ は入力 $s_w(t)$ に対する線形応答関数である。 $G_{y,i}^{1,2}(w)$ は以下の通りである。

$$\begin{aligned} G_y^1(\omega) = & -\sqrt{D} c_{y2} e^{\frac{-y_+^2}{4D}} \psi_{1+\omega, y_+} + \sqrt{D} c_{y1} \left(e^{\frac{-y_+^2}{4D}} \psi_{1+\omega, y_+} - e^{\frac{-y_-^2}{4D}} \psi_{1+\omega, y_-} \right) \\ & + \sqrt{D} c_{y3} \frac{(\psi_{1+\omega, -y_+} - \sin(\pi\omega) \psi_{1+\omega, y_+})}{\pi e^{\frac{y_+^2}{4D}} / \Gamma(\frac{1}{2} + \omega)}, \end{aligned} \quad (4.45a)$$

$$\begin{aligned} G_y^2(\omega) = & -\sqrt{D} c_{y3} e^{\frac{-y_+^2}{4D}} \psi_{1+\omega, y_+} + \sqrt{D} c_{y1} \left(e^{\frac{-y_+^2}{4D}} \psi_{1+\omega, y_+} - e^{\frac{-y_-^2}{4D}} \psi_{1+\omega, y_-} \right) \\ & - \sqrt{D} c_{y2} \frac{(\psi_{1+\omega, -y_+} - \sin(\pi\omega) \psi_{1+\omega, y_+})}{\pi e^{\frac{y_+^2}{4D}} / \Gamma(\frac{1}{2} + \omega)} + \sqrt{D} c_{y2} \frac{(\psi_{1+\omega, -y_-} - \sin(\pi\omega) \psi_{1+\omega, y_-})}{\pi e^{\frac{y_-^2}{4D}} / \Gamma(\frac{1}{2} + \omega)}. \end{aligned} \quad (4.45b)$$

ここで、線形応答関数 $G_y^1(\omega)$ は極限 $\omega \rightarrow 0$ において有限の値を取るが、一方で、 $G_y^2(\omega)$ は発散する。この点に関して、4.6 節において G_y^1 は主に 5 Hz 以下の信号に対応し、 G_y^2 は 5 Hz 以上の信号に対応している事を示す。ところで、 $R_{x,i}^{1,2}(t)$ の解析解は実部および虚部を有している。これは実部のみから成っている instantaneous firing rate $r(t)$ との大きな違いである ($r(t)$ の導出に関しては文献 [103] に詳しい)。

4.5.1 $R_\Sigma \cdot C_0 \cdot C_1$ の導出

式 (4.44) – (4.45b) で得られた $R_{y,i}(t)$ を用いる事によって、 N 個の神経集団の発火時系列は

$$R_\Sigma^{1,2}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (R_{y,i}^{1,2} + \eta_i(t)), \quad (4.46)$$

と表現される。ここで、 $R_\Sigma(t)$ のアンサンブル平均 $\langle R_\Sigma(t) \rangle$ を計算するには、 $\eta(t)$ が従っている確率分布関数が必要となる。

発表文献 [182] においては、FHN ニューロンの発火プロセスをポアソン過程と見なし、 $\eta(t)$ の分散 $\sigma(D)^2 = R_0$ と仮定していたが、これは誤りである。FHN ニューロンは two-state system であり

$\eta(t)$ は自己相関を有する [104]。修正するに当たり、Lindner らの文献 [104, 103] に従い、

$$\sigma(D)^2 = 4\pi \frac{\langle T_x \rangle \langle T_y \rangle}{(\langle T_x \rangle + \langle T_y \rangle)^2} = 4\pi R_0 (1 - R_0), \quad (4.47)$$

を用いる。ここで、 T_x 、 T_y は First passage time (ソースポイントに流入した「粒子」がシンクポイントから最初に脱出するのに必要な時間) であり、 $T_z = R_z/J_z$ である。なお、文献 [103] では 8π とスケールされているが、これは $R_y = 1$ ($v > 0$), $R_y = -1$ ($v < 0$) として発火率を計算していたためであり、本論文での発火率の定義に従うとスケールするための係数は 4π となるのが正しい。

これに基づき、 $\mathcal{P}(\eta)$ は以下の様に定義される。

$$\mathcal{P}(\eta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma(D)^2}} e^{-\frac{\eta^2}{2\sigma(D)^2}}. \quad (4.48)$$

よってニューロン集団の平均発火率 R_Σ は

$$R_\Sigma(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{P}(\eta) R_\Sigma(t) d\eta, \quad (4.49)$$

によって計算される。さらに、 R_Σ および R_Σ^2 のアンサンブル平均はそれぞれ以下のように計算される：

$$\overline{\langle R_\Sigma \rangle} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{P}(\eta) R_\Sigma(t) d\eta dt, \quad (4.50)$$

$$\overline{\langle R_\Sigma^2 \rangle} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{P}(\eta) R_\Sigma^2(t) d\eta dt, \quad (4.51)$$

$$\overline{\langle R_\Sigma \rangle^2} = \lim_{T \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{T} \int_0^T \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{P}(\eta) R_\Sigma(t) d\eta dt \right)^2. \quad (4.52)$$

入力 $\tilde{s}_0(t)$ および平均発火率 $R_\Sigma(t)$ の相関に関するアンサンブル平均 $\langle C_0 \rangle$ は以下のように計算される。

$$\langle C_0 \rangle = \left\langle \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T \tilde{s}_0(t + \alpha) R_\Sigma(t) dt \right\rangle. \quad (4.53)$$

なお、全ての非周期成分 $e^{-\lambda t}$ は $\lim_{T \rightarrow \infty}$ の処理によって 0 となるため、 $\overline{\langle R_\Sigma \rangle}$ 、 $\overline{\langle R_\Sigma^2 \rangle}$ 、 $\langle C_0 \rangle$ 、and $\langle C_1 \rangle$ などの式には表れてこない。同様に、 $G_y(\omega_i)$ と $G_y(\omega_j)$ などの、異なる周波数に対応する線形応答関数同士の相互作用、つまり $G_y(\omega_i) \times G_y(\omega_j)$ ($i \neq j$) もまたこれらの理論式からは消える。結果として、 $\langle C_0 \rangle$ の解析解は以下の形式として表現される。

$$\langle C_0 \rangle = g^2 \sum_{j=1}^{N_j} \left(e^{\omega_j^* \alpha} A(\omega_j) A_0(\omega_j^*) G_y(\omega_j) + e^{\omega_j \alpha} A(\omega_j^*) A_0(\omega_j) G_y(\omega_j^*) \right). \quad (4.54)$$

ここで $A_0(\omega_j)$ は $A_0^I(\omega_j)$ もしくは $A_0^{II}(\omega_j)$ いずれかであり、 $A(\omega_j)$ は $A^I(\omega_j)$ もしくは $A^{II}(\omega_j)$ である。同様に $G_y(\omega)$ は $G_y^I(\omega)$ もしくは $G_y^{II}(\omega)$ を意味する。式 (4.51)、(4.52)、(4.54) を式 (4.7) に代入する事によって、 $\langle C_1 \rangle$ の解析解を得る事が出来る。

$$\langle C_1 \rangle = \frac{\sum_j^{N_j} A(\omega_j) A_0(\omega_j^*) e^{\alpha \omega_j^*} G_y^{1,2}(\omega_j) + A(\omega_j^*) A_0(\omega_j) e^{\alpha \omega_j} G_y(\omega_j^*)}{\sqrt{2} \sqrt{\sum_j^{N_j} A_0(\omega_j) A_0(\omega_j^*)} \sqrt{\sum_j^{N_j} 2A(\omega_j) A(\omega_j^*) G_y(\omega_j) G_y(\omega_j^*) + \frac{\sigma^2(D)}{Ng^2}}}. \quad (4.55)$$

なお、Whittaker and Watson's functions $U(w, z)$ ならびに $V(w, z)$ を用いて計算する $\langle C_1 \rangle$ の理論値は興奮相 $b < 0.27$ において数値的に不安定であり $D \rightarrow 0$ で発散する。このため、 $b < 0.27$ の領域に対しては、線形応答関数を $\psi(w, z) = \mathcal{D}_{-w}(z/\sqrt{D})$ ならびに $\psi_2(w, z) = \mathcal{D}_{w-1}(-iz/\sqrt{D})$ を用いて $\langle C_1 \rangle$ の理論値を計算した。

4.6 信号ゲインと神経集団規模による Growth of SR 理論

$\langle C_1 \rangle$ に関する理論式および数値シミュレーションの結果で得られた $\langle C_1 \rangle$ を図 4.6 に記す。 $\langle C_1 \rangle$ の理論値は式 (4.31), (4.32), (4.45), ならびに (4.55) によって計算した。一方で、数値シミュレーションによって計算された C_1 は、式 (4.2) をオイラー法によって計算する事によって得た ($\epsilon = 0.005$ として、また、数値計算の時間刻みを $\Delta t = 0.0001$)。

なお、 $\langle C_1 \rangle$ の理論式の計算のためには、入力信号に関するモード: A_0^I ならびに A^I 、もしくは A_0^{II} ならびに A^{II} どちらで FHN が動いているかを決定しなければならない。同様に、線形応答関数に関して G_y^I もしくは G_y^2 のどちらのモードで FHN が駆動されているのかを決定する必要がある。本論文においては、これらを恣意的に決定し、数値計算とより良く合致するモードを正しいモードとした。なお、 $\langle C_1 \rangle$ の理論式は虚部を含んでいるため、 $\Re\langle C_1 \rangle$ のみをプロットした。図 4.6 に示された通り、信号ゲインの増大によって、 $\langle C_1 \rangle$ 曲線が釣鐘型から台形型へと成長し (growth of SR)、結果として、SR without tuning と類似した曲線が得られている事が示されている。なお、信号ゲインによる the growth of SR は入力信号が準周期的であっても実現可能であり、この結果を図 Fig. 4.6 (D) に示す。

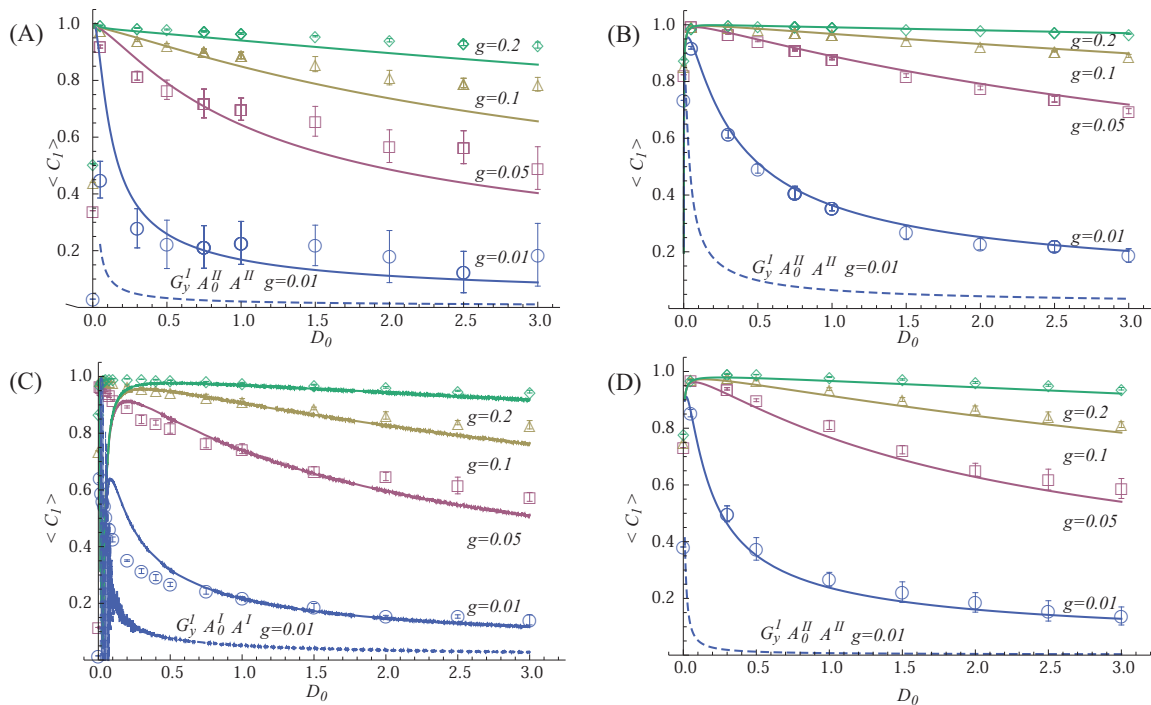


Fig. 4.6 $N = 2,000$ から成るニューロン集団の振動発火相 $b = 0.3$ における相関係数 $\langle C_1 \rangle$ の理論値および数値シミュレーション結果のグラフ: (A)–(C) は周期信号を入力し、(D) は準周期信号を用いた。いずれのグラフも信号ゲイン g について、 $g = 0.01; 0.05; 0.1$; および 0.2 を用いてプロットを行った $\langle C_1 \rangle$ の理論値は式(4.55)を $\sigma^2(D) = 4\pi R_0(1 - R_0)$ の仮定によって計算した。(A)における実線はモード (G_y^I, A_0^I, A^I) ならびに $\omega = 0.1$ Hz; (B)については (G_y^I, A_0^I, A^I) ならびに $\omega = 1$; (C)については (G_y^I, A_0^I, A^I) ならびに $\omega = 10$ Hz; (D)については (G_y^I, A_0^I, A^I) ならびに準周期信号 $\omega_1 = 1$ Hz、 $\omega_2 = \sqrt{2}$ Hz を用いて理論値を計算した。 $g = 0.01$ の信号ゲインに対して、 $\langle C_1 \rangle$ の理論値を別のモードによって計算したものは、参考として破線で描画した。 $\langle C_1 \rangle$ の数値計算結果は 100s のシミュレーションを 20 回分平均化し、シンボルとエラーバー $g = 0.01$ (○), $g = 0.05$ (□), $g = 0.1$ (△), and $g = 0.2$ (◇) によってプロットされている。なお、理論式ならびに数値計算における位相遅れ α は C_1 が最大になるように適宜調整した。全てのケースにおいて、信号ゲイン g の増大によって SR 曲線が釣鐘型から台形型の曲線へと成長している事が示されている。

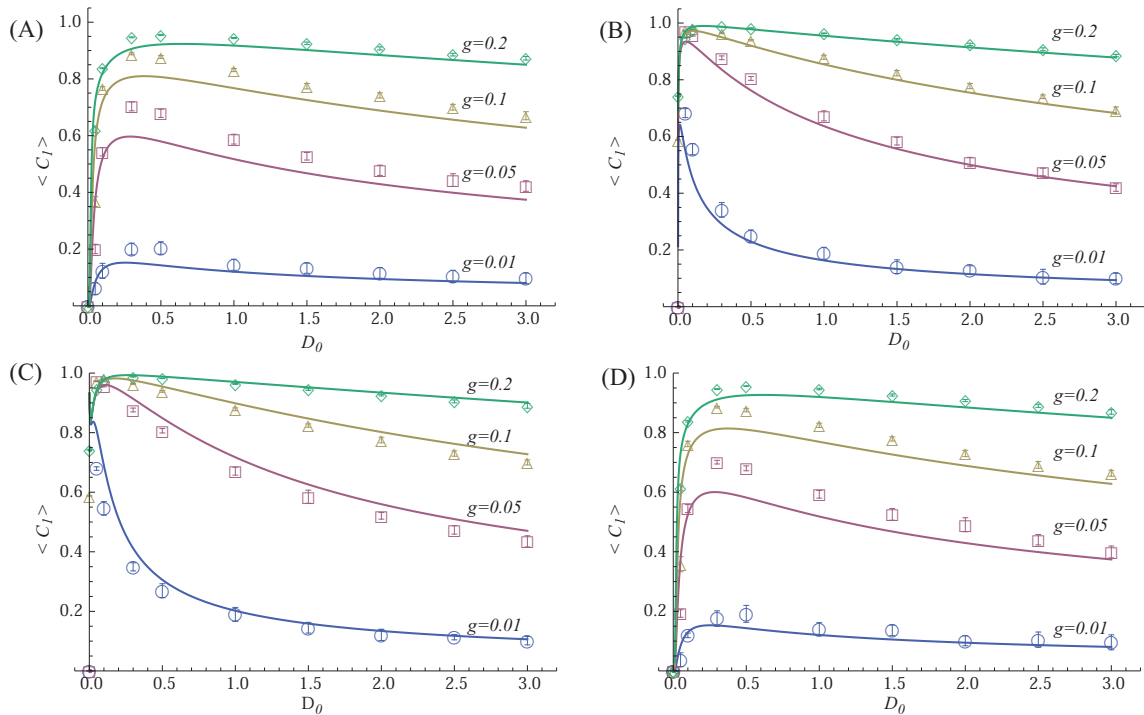


Fig. 4.7 $\omega = 1$ Hz の入力信号に対する、 (G_y^I, A_0^I, A^I) のモードにおける相関係数 $\langle C_1 \rangle$ の理論式：バイアス入力 b は (A) $b = -1$, (B) $b = 0$, (C) $b = 1$, (D) $b = 2$ である。 $b = -1$ ならびに $b = 0$ は閾値下の興奮相に相当し、 $b = 1$ ならびに 2 は発火ブロック相に相当する。数値シミュレーションによる $\langle C_1 \rangle$ は図 4.6 と同じシンボルとエラーバーによってプロットした。なお、ニューロン集団のサイズは $N = 500$ である。 b が非常に大きな負の値、あるいは正の値を取る場合、つまり、 $b = -1$ ならびに $b = 2$ の場合、 $\langle C_1 \rangle$ の理論式は D_0 の増加に従って急速に増加するが、数値シミュレーションによって得られた $\langle C_1 \rangle$ は非常に遅いゆっくりとした増加しか示さず、理論式と数値計算結果は異なる振る舞いを示す。比較的小さな $0 \leq b \leq 1$ においては、もしくは、大きな D_0 の値においては、理論式と数値計算結果は非常によく一致する。このグラフでは、Growth of SR が興奮相あるいは発火ブロック相においても観察される事を示している。

さらに、SR growth は図 4.7 に示す通り、興奮相、振動相、発火ブロック相全てにおいて、つまり、任意のニューロン発火相において実現されている。非常に興味深い事に、これは、 $\langle C_1 \rangle$ の発火相依存性が図 4.8 に示す通り、ノイズ強度が非常に小さい場合 ($D_0 < 0.1$) の場合にのみ限られている事に由来している。

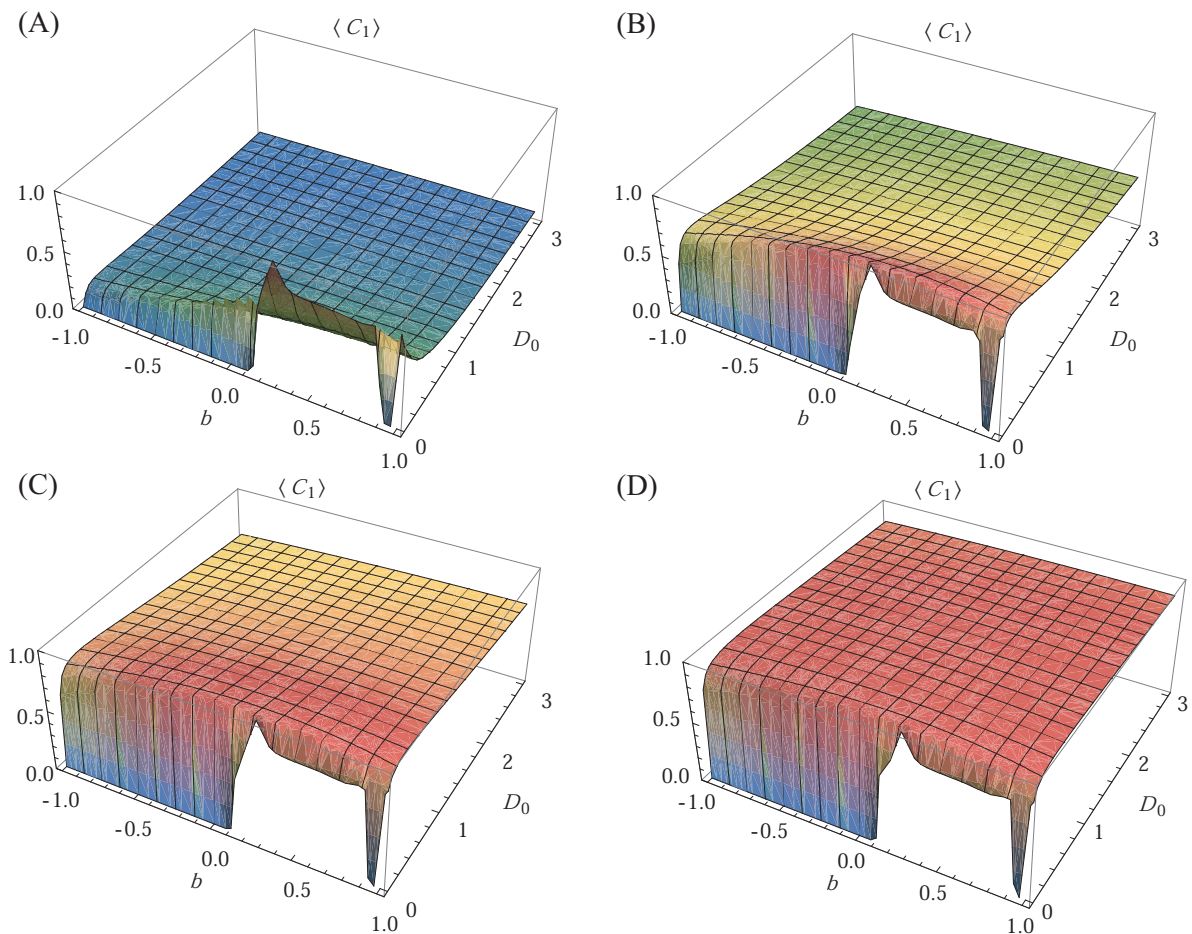


Fig. 4.8 (G_y^I, A_0^H, A^H) モードで駆動される $N = 500$ のニューロン集団における、ノイズ強度 D_0 とバイアス b の関数としての $\langle C_1 \rangle$ の理論式：信号の周波数は $\omega = 1$ Hz として、信号ゲインは (A) において $g = 0.01$; (B) において $g = 0.05$; (C) において $g = 0.1$; (D) において $g = 0.2$ である。 $\langle C_1 \rangle$ のピークは $g = 0.01$ においては険峻であり、SR の効果を利用するためには非常に繊細なノイズ強度の最適化が必要であるが、信号ゲインが増加するにしたがって、フラットな SR の「地形」が出現する。興味深い事に、 $\langle C_1 \rangle$ の理論式は、ノイズ強度 D_0 が小さな場合はバイアス信号 b に大きく左右されるが、比較的大きな D_0 が加わる場合は b にはほとんど影響を受けない。

4.7 まとめ

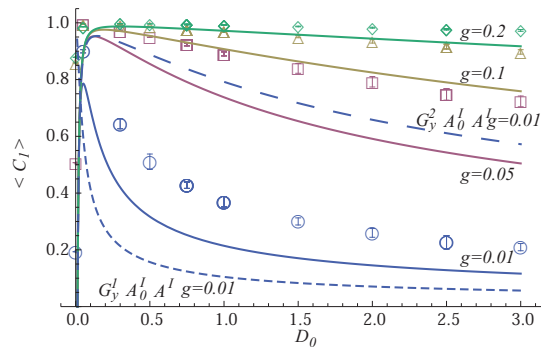


Fig. 4.9 $\omega = 5$ Hz ならびに $b = 0.3$ の入力信号に対する相関係数 $\langle C_1 \rangle$: 図中の実線は $\langle C_1 \rangle$ の理論式であり、 G_y^2, A_0^I, A^I のモードを用いて行った入力ゲインはそれぞれ $g = 0.01; 0.05; 0.1$; ならびに 0.2 である。同様に、図中の (短い) 破線は $g = 0.01$ に対する G_y^I, A_0^I, A^I からなるモードを用いて計算した理論値である。また、長い破線は $g = 0.01$ にあ値する G_y^2, A_0^I, A^I からなるモードを用いて計算した理論式である。 G_y^I, A_0^I, A^I のモードを用いた $\langle C_1 \rangle$ は破線よりはるかに下方になるため、示していない。非常に興味深い事に、 $\omega = 5$ Hz あたりの周波数を持つ入力信号においては、数値計算と理論式を一致させる単一モードは見つける事が出来なかった。なお、数値計算による $\langle C_1 \rangle$ は図 4.6 および 4.7 と同様のシンボルとエラーバーによって記載している。また、ニューロンサイズは $N = 2,000$ である。

以上、SR without tuning の厳密な理論解析を行い、任意信号に対して入力信号ゲイン g の増大およびニューロン集団のサイズ N の増大によって、SR without tuning を実現可能である事を示した。非常に興味深い発見として、理論的にはゲイン g がニューロン集団のサイズ N と全く同じ役割を果たしている事、つまり、 g も N もニューロンの定常的発火によってもたらされるノイズをスケールアップしている事を示した。さらに、 g および N による確率共鳴の効果上昇率は大まかには $O(g\sqrt{N})$ であり、従って、 N と比較した場合、 g がより効率的に SR without tuning を実現可能である事を示した。

なお、本章では神経系の発火率として累積発火率 R_Σ を用いて理論式の導出を行った。図 4.5 に示されている通り、 R_Σ は基本的にシグモイド関数であり、従って、本章で扱った確率共鳴原理はシグモイド関数によって記述される多くの人工的ニューラルネットワークに拡張可能である事が予想される。実際、次節以降は連続時間で定義されたリカレントニューラルネットワークにおける確率共鳴を取り扱う。

ところで、生体の神経系においては、情動刺激によって皮質の平均発火率が上昇し [141, 41, 85]、さらに、観測される予測誤差信号も大きくなる事が知られている [145, 174]。皮質の平均発火率上昇によって他の皮質領域に伝播される信号ゲイン上昇によって Growth of SR が実現されている可能性は非常に強いと思われる。

第 5 章

身体性システムにおける確率共鳴

5.1 はじめに

システムの身体運動生成系を考えた場合、従来の神経系で閉じた確率共鳴の議論とは全く異なる問題が生じてくる。本章においては、身体性システムにおける運動ノイズが感覚情報処理系・運動制御系さらには行動に対してどのような恩恵をもたらしうるかを論じる。

生体において、システムの身体運動に含まれるノイズは前章までで扱った神経系・センサ系におけるノイズとは全く異なる性質を有する。アクチュエーターに伝達される、あるいは、アクチュエーター自身に内在するノイズが身体運動として表出される場合、身体運動に含まれるノイズは身体の運動方程式によって決定される周波数特性によってフィルタリングされたスペクトルを有する事になる。システムのセンサと身体運動は密にカップリングしているため、当然の帰結として、この運動レベルのノイズはセンサに影響を与え、さらに、センサにおける運動起因のノイズはさらに中枢神経系・運動神経系へと伝播してゆく [134] ため、運動ノイズを考慮する場合、ある種のノイズのループ構造を考慮する事が必要となる。ここで、運動起因のセンサノイズは一般的には長期相関を有するローレンツタイプのスペクトル構造となっている。

ところで、長期相関を有する運動ノイズ・ゆらぎが身体性システムに与える影響については、(a) 運動系への信号としての運動ノイズ・ゆらぎ、(b) 感覚系へのノイズとしての運動ノイズ・ゆらぎ、ならびにこれらの2つの観点からの検討が必要であるように思われる。以下、(a) および (b) について簡単に考察を行い、本章での問題設定を明らかにする。

5.1.1 Aperiodic な制御入力信号としての運動ノイズ・ゆらぎ

神経系・運動生成系にノイズが存在する身体性システムにおいて身体運動の制御を考えた場合 (例えば単純な位置制御)、制御対象となる身体位置の誤差は前述の通り Orstein-Uhlenbeck 過程となる。従って、システムの非常に重要かつ興味深い特性として、運動制御のための入力信号が本質的に確率過程となる。これは Collins らの SR without tuning の研究 [23, 25] で用いられた aperiodic な信号とほぼ等価である。つまり、aperiodic な入力信号 $s_a(t)$ は D を身体を動かすための力に含まれるノイズ強度として、 $D/(1+\omega^2)$ のスペクトルを有するローレンツタイプのノイズとなり、周波数解析の観点から Δc_i を正規化

のための係数として $s_a(t) = \sum_{i=0}^{\infty} \Delta c_i \sin(2\pi f_i t)$ として表現可能である。従って、 $s_a(t)$ を入力信号として受け取る神経系が存在した場合、その神経系においては4章で詳細に論じた通り Growth of SR が創発される事が期待される。

運動フィードバック制御システムが $s_a(t)$ をコーディングするための非線形神経系を有していた場合、神経系へのホワイトノイズ付与によって SR without tuning 効果が創発し、制御信号である運動ノイズ・ゆらぎをコーディングする能力が飛躍的に上昇し、結果として、運動の制御精度が上昇する事が期待される。本章で扱う第一の問題は、運動ノイズ・ゆらぎがシステムの入力信号として扱われる事によって生じる noise-induced order、つまり、身体性システムに特有の新しい noise-induced order を検証する事である。

5.1.2 感覚信号へのノイズとしての運動ノイズ・ゆらぎ

身体運動系のダイナミクスによって生成される運動ノイズは前述の通り、長期相関を有するローレンツタイプの特長となる。この運動ノイズがセンサとモータの相互結合によって感覚系に「ノイズ」として影響を与える場合、長期相関は一般的には有害である事が知られている。つまり、長期記憶を有するローレンツタイプのノイズは神経系における確率共鳴の効果を一般的には減衰させてしまう (SNR などのピーク値が減少する) 事が解析的・実験的に明らかになっており [69, 129, 130]、従って、運動起因ノイズが感覚情報処理系に確率共鳴に類似した効果をもたらす場合、運動ノイズに含まれる長期記憶成分が何らかのメカニズムで除去されている必要性がある。

ところで、快・不快にかかわらず、情動的な画像もしくは音声刺激の提示によって誘発された情動状態においては、1次運動野の活性度が増大する事が知られている [68, 31, 91, 10]。同時に、一次運動野においてはタスク依存のフィードバックゲインが調整されている事が示されている [52, 143]。情動刺激の提示による運動野の活性度上昇は、一般的には、arousal な状態生成による、運動準備状態 [30, 121, 17] に対応すると考えられている。しかしながら、タスク依存のフィードバック制御ゲインの調整の知見 [53, 52]、および、神経系のポアソン性 (つまり、発火率が上昇するとノイズも上昇する) まで含めて考慮すると、運動準備状態のみに限らず、感覚情報処理および運動制御のレベルで情動刺激がモジュレーションを与えている事が推測される。具体的には、情動時においては、筋への運動指令の平均値およびノイズが増大すると共に、同時に、タスク依存の運動制御におけるフィードバックゲインも増大していると大まかには解釈可能である。運動指令におけるノイズが増大し、かつ、タスク依存のフィードバックゲインも同時に増大した場合、運動に起因したノイズは感覚センサにどのような影響を与えうるか、本章で扱う第二の問題である。

5.1.3 予測二乗誤差と確率共鳴の関連性

脳の広範囲にわたるモジュレーションを引き起こす情動的注意の誘発は、食べ物や電気ショック、人の表情などの primary reinforcer ではない刺激に関する、運動エラー、提示されている状況のコンフリクト、感覚情報の予測エラー等でも引き起こされる [154, 138, 145, 174]。予測エラーが情動誘発にとっての基盤であるのか、単なる情動注意のための誘発モジュレーターであるか、あるいは単なる学習のトリガーであるのかについては未だに明らかではないが、少なくとも、身体性エージェントの適応行動生成に非常に重

要な役割をはたしている事が知られていると共に [167]、生物の情動的注意にとって非常に重要な役割を果たしている事は明らかである。よって本章では主に、感覚刺激に対する神経系の予測二乗誤差および予測精度 (相関係数) によってシステムの評価を行う。

なお、二乗予測誤差の時間平均 \bar{e} において、4章で扱った確率共鳴の知見から非常に興味深い洞察を得る事が出来る。 $x(t)$ は感覚刺激の時系列、 $x_p(t)$ は神経系による予測時系列として、二乗予測誤差は以下のように表現される:

$$\bar{e} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{t=0}^{t=T} \frac{1}{2} (x(t) - x_p(t))^2, \quad (5.1a)$$

$$= \frac{1}{2} (\overline{x^2} + \overline{x_p^2}) - \overline{x \cdot x_p}, \quad (5.1b)$$

$$= \frac{1}{2} (V[x] + V[x_p]) - C_0(x, x_p). \quad (5.1c)$$

ここで $V[z]$ は z の分散、 $C_0(x, x_p)$ は $x(t)$ と $x_p(t)$ の時間遅れ 0 における共分散の時間平均である。つまり、何らかのノイズ付与によって神経系に確率共鳴が起こり C_0 が上昇し、その変化量が $V[x] + V[x_p]$ のノイズ付与による増加量を上回るのであれば、二乗予測誤差は結果として減少する事が予想される。どのような場合に C_0 の上昇量が $V[x] + V[x_p]$ の上昇量を上回るかについての理論的予測は非常に難しいが、 C_0 は神経系がランダム結合している場合は純粋に4章における時間差 0 での共分散 C_0 に等しいと予想され、したがって、ノイズの付与によって上昇する事が予想される。つまり、学習が非常に進んだ状態においては確率共鳴による C_0 の変化量は少なく、逆に、学習が十分でない状態においては C_0 の変化量は大きいと予想される。本章の第三の目的は身体性システムの学習・制御で用いられている、一般的な人工ニューラルネットワークにおける予測的感覚情報処理がノイズの付与によって向上する事を示す事である。

5.1.4 本章での問題設定

以上、本章では身体性システムに関して、大まかには以下の2つの観点から議論する。

- 運動ノイズ・ゆらぎが aperiodic な運動制御システムへの制御信号として用いられた場合
- 運動ノイズ・ゆらぎが感覚システムへのノイズとして用いられる場合

まず、運動ノイズ・ゆらぎが「信号」として身体性システムに用いられる場合について、具体的には以下の問題を扱う

- 運動ノイズ・ゆらぎが aperiodic な運動制御システムへの制御信号として用いられた場合の運動精度における確率共鳴効果の検証

次に、運動ノイズ・ゆらぎが感覚システムへのノイズとして利用される場合、感覚システムにおける予測タスクに着目し、以下の問題を扱う。

- 運動ノイズ・ゆらぎが感覚システムへのノイズとして用いられた場合の感覚ノイズの特性の検証

- 身体性を有する運動システムにおいて、運動フィードバック制御が予測的感覚情報処理での SR に与える効果の検証

これらの結論として、以下の4点を導出する。

- 運動ノイズ・ゆらぎが aperiodic な制御信号として非線形なダイナミクスを有する運動制御システムに入力された場合、運動ノイズの増加によって運動精度が上昇しうる
- フィードバックゲインの増大によって運動ノイズのスペクトルがホワイトノイズに漸近し、感覚情報処理における SR が実現可能となる。つまり、強いフィードバック制御によって初めて SR が実現されうる
- 運動起因のノイズが感覚情報処理に貢献するためには、目的に沿った強いフィードバック制御が必要であり、フィードバック制御がない場合は感覚情報処理は運動ノイズによって阻害される
- 予測学習が不十分な場合においては、SR による式 (5.1) における共分散項 C_0 の上昇率が大きいいため、ノイズ付与の恩恵が非常に大きい。予測学習が十分に進んだ状態においては C_0 の上昇率に対して分散項 $V[x] + V[x_p]$ の上昇率が大きくなってしまい、ごく狭い範囲のノイズ強度を除き、二乗予測誤差は大きくなってしまふ。しかしながら、予測精度に関しては Growth of SR/SR without tuning によって常に SR の効果を得る事が可能である

5.2 Aperiodic な制御信号としての運動ノイズ・ゆらぎによる運動能力の向上

本節ではまず、運動生成系におけるノイズが制御システムに対する信号として扱われる場合の解析ならびに簡易的な物理シミュレーションを用いた実験を行う。本節で考慮する2つの実験系を図 5.1 に示す。

5.2.1 FHN 神経系を用いたフィードバック制御システム

エージェントの位置を $x(t) = (x, y)(t)$ 、 i 番目の目標位置を $x_{g,i}(t) = (x_{g,i}, y_{g,i})(t)$ とする。エージェント内部には FHN ニューロン集団が存在し、 $s(t) = x_g(t) - x(t)$ を入力として受け取る。FHN ニューロン集団の発火率 $R(t)$ に従って、エージェントは $f(t) = KR(t)$ の力を生成する。ここで、エージェントの運動方程式は

$$\dot{v} = -\gamma v + K(R(t) - \Theta) + D_m \xi_m(t), \quad (5.2)$$

であり、エージェント内部の神経モデルには4章で用いたものと同様に、式 4.2 で記述される FHN ニューロン集団を用いる。つまり、

$$\epsilon \dot{V}_i = V_i \left(V_i - \frac{1}{2} \right) (1 - V_i) - W_i + b + g s(t), \quad (5.3a)$$

$$\dot{W}_i = V_i - W_i + D_s \xi_i(t), \quad (5.3b)$$

$$s(t) = (x_g(t) - x(t)), \quad (5.3c)$$

である。ここで、 Θ は発火率を制御信号として用いるためのオフセット値である。

5.2.2 神経ノイズ・運動ノイズ付与による制御信号の確率過程化

図 5.1-(A) の実験枠組みにおいて、FHN ニューロン集団へのノイズ $D_s = 0$ かつ式 5.2 における運動ノイズ $D_m = 0$ の場合、制御信号 $s(t) = g(x_g(t) - x(t))$ は (制御誤差による変動はあるものの) 本質的には決定論的信号となる。これに対し、 $D_s > 0$ もしくは $D_m > 0$ の場合、非常に興味深い事に $s(t)$ は本質的に Ornstein-Uhlenbeck 過程となり、つまり、確率過程になる。この様子を図 5.2-(A,B) に示す。(A) は $D_s = 0$, $D_m = 0$ の場合の制御信号であり、(B) は $D_s = 0$, $D_m = 0.1$ の場合の制御信号であり、制御信号が非周期化している事が分かる。

5.2.3 神経ノイズ・運動ノイズ付与による運動精度の向上

図 5.1-(A) の実験枠組みにおいて、4 つの目標地点 $(X_i, Y_i) = (\cos(1/4\pi + \pi/2i), \sin(1/4\pi + \pi/2i))$ を設定し、1 番目から 4 番目の目標地点を、目標地点間をそれぞれ T [s] で移動してゆくタスクを考える。この際に、 (X_i, Y_i) と (X_{i+1}, Y_{i+1}) を $T/\Delta t$ 分割し、シミュレーションの各ステップ数毎のサブゴールとした。

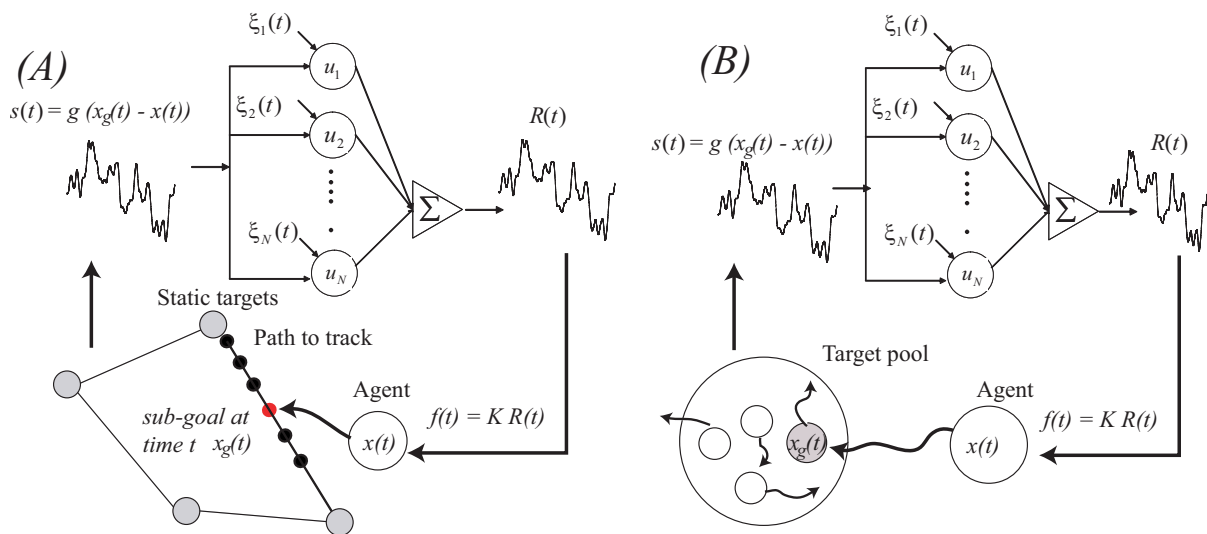


Fig. 5.1 Aperiodic な制御信号としての運動ノイズ・ゆらぎ検証のための実験モデル概要: 指定経路に従ってエージェントが動き目標地点への到達精度を評価するタスク (A); ならびに、ブラウン運動をする「捕食」対象を捉える捕食効率を評価するタスク (B) の 2 つの実験を行う。(A) においては、 i 番目の目標地点から次の $i+1$ 番目の目標地点にある時間 T [s] で到達するように経路設計が行われおり、エージェントはある時刻 t での理想位置 $x_g(t)$ に向けて位置制御を受ける。(B) についても同様に、エージェントは現在地に最も近いターゲット $x_g(t)$ に向けて位置制御を受け、一定距離まで近づくと次のターゲットに目標を変更する。(A), (B) 共に、この際、制御信号 $x_g(t) - x(t)$ を FHN ニューロン集団への入力 $s(t)$ として用い、ニューロン集団の発火率 $R(t)$ をエージェントへの力入力とする。つまり、エージェントは $f = KR(t)$ の入力によって駆動される。なお (B) においては、目標ターゲットは一定範囲内にランダムに配置され、ブラウン運動を行うと仮定した。

神経ノイズ・運動ノイズの付与による効果は T [s] 後の (X_i, Y_i) とエージェントの位置 $(x, y)(t)$ の距離によって評価する。この結果を図 5.3-(A, F) に示す。 $T = 10, 20$ いずれの場合においても、最終的な目標との距離が最小になるのは $D_m > 0, D_s > 0$ においてである事が示されている。なお、制御信号 $s(t)$ と神経系の出力 $R(t)$ の共分散ならびに相関係数を、図 5.3-(B, E) ならびに (C, F) に示す。なぜ D_m と D_s の付加によって運動精度が向上するのかは現状明らかではないが、(1) 制御信号の周波数構造が FHN ニューロン群がコーディングしやすい遅い周波数帯域にシフトする事、(2) 図 5.2 から明らかなように、運動ノイズの発生によって非周期化した $s(t)$ の信号強度が増大している事、などが要因となっていると思われる。特に (2) に関しては、 $D_m > 0$ において $s(t)$ の信号強度は飛躍的に大きくなる。4 章で論じたとおり、SR without tuning を実現するためには信号強度が非常に重要な役割を果たす。このため、神経系に $D_s > 0$ のノイズが付与される事によって、SR without tuning の効果が発生している事が推測される。

5.2.4 捕食タスクにおける運動効率の向上

次に、図 5.1-(B) の実験枠組みにおける「捕食」タスクを検討する。この際、捕食対象は一定範囲内にランダムに配置されており、ブラウン運動を行う事を仮定している。さらに、エージェントは最も近い目標物に近づき、一定範囲まで近づくと次に近い場所に存在している目標をターゲットとして運動すると仮定した。なお、被捕食物はある一定の範囲内 $[-1, 1]$ に留まるよう、仮想的な壁からの反発力 F_w を受けるとした。 i 番目の捕食物の運動方程式は $m_g = 0.1$ として、

$$m_{g,i} \dot{v}_{g,i} = -\gamma v_{g,i} + D_p \zeta_i(t) + F_w, \quad (5.4)$$

である。エージェントの発火率のオフセット値 Θ は、最初の 500[s] における $(R(t) - \Theta)$ の平均値が 0 になるように設定した。この際、神経の出力が運動指令になる場合、神経系へのノイズ入力 は必然的に運動出力へと伝播し、結果、運動ノイズ・ゆらぎへとなる事を考慮し、調整するパラメーターとして、 D_s ならびに D_p を選択した ($D_m = 0$ とした)。

単位時間当たりの捕食数被捕食物のノイズ強度 D_p と神経系へのノイズ強度 D_s の関数としてプロットしたものを図 5.4-(A-D) に示す。 K, g の値に関わらず、 $D_p > 0$ あるいは $D_s > 0$ において捕食効率が最大

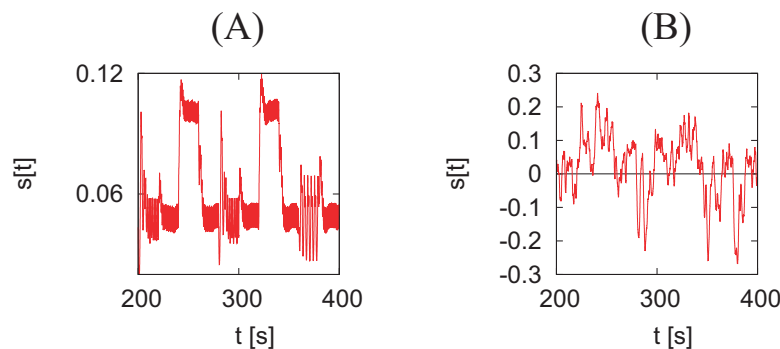


Fig. 5.2 $D_s = 0, D_m = 0$ の場合、エージェントの制御信号は強い周期性を有する (A)。しかしながら、運動ノイズの付与 ($D_s = 0, D_m = 0.1$) により、制御信号は非周期化し、確率過程となる (B)。

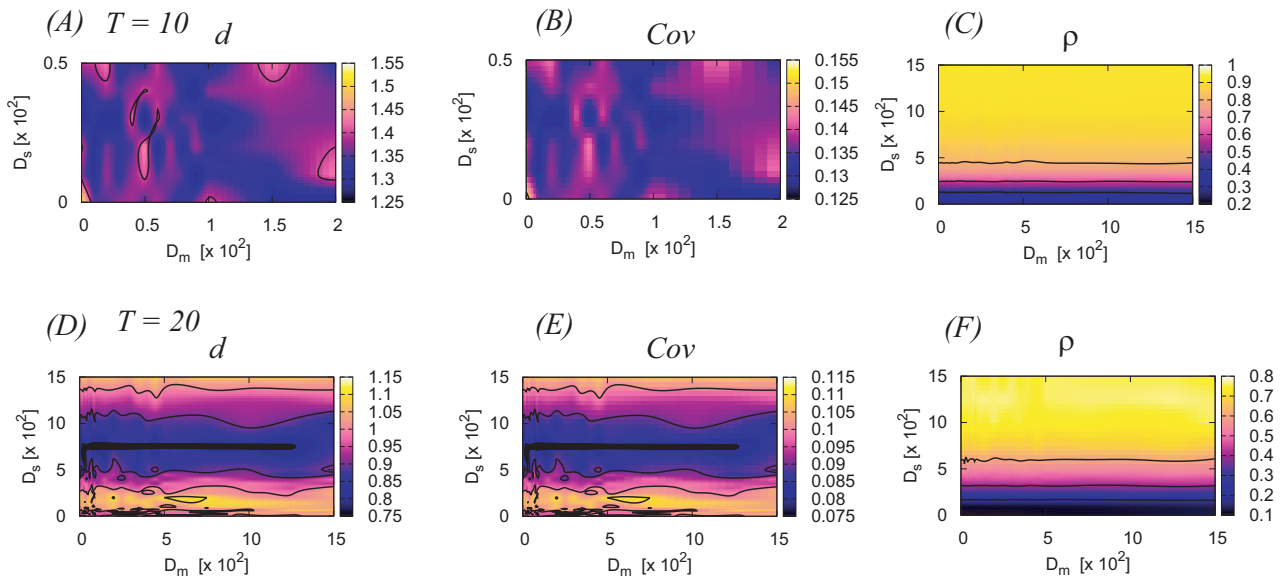


Fig. 5.3 (A, D) T 経過後の目標位置との距離; (B, E) 制御入力信号と FHN 神経集団の出力の共分散; (C, F) 制御入力信号と FHN 神経集団の出力の相関係数である。なお、FHN 神経集団のサイズは $N = 100$ とし、また、制御ゲインは $K = 1$ 、オフセット値は $\Theta = 0.11$ 、信号ゲインは $g = 1$ とした。 $T = 10, T = 20$ いずれの値においても、 $D_m > 0, D_s > 0$ において到達精度が最高になっている事が示されている。

になるピークが存在している事が示されている。ところで、図 5.4-(A) においては、ピークは $D_p = 0.04$, $D_s \sim 0.0$ に存在する。これは、 $D_p > 0$ のノイズによって捕食物のブラウン運動を行い、そのブラウン運動に含まれるノイズ成分が FHN ニューロン集団へのノイズとなり、確率共鳴を引き起こした事が推測される。

5.2.5 まとめ

以上、FHN ニューロン集団によって駆動されるフィードバック制御器を用いて、神経ノイズ・運動ノイズの存在により、運動精度・効率が上昇する事を示した。特に、運動ノイズによって運動制御信号は非周期化・確率的な振る舞いとなり、その確率的な運動制御信号が神経系への入力となる。この際、神経系にノイズが付与されている場合、確率共鳴に類似の現象が起こり、運動能力が向上する事を示した。実際、図 5.3-(C, F) に示される通り、制御信号と神経系の出力の相関係数には SR without tuning 現象が確認できる。

ところで、運動精度向上のためには制御信号と神経系の出力の相関係数よりも共分散の方が重要な意味を有している(図 5.3-(B, E))。つまり、運動制御のための「力」が理想的なゲインになっている必要があり、このため、現状のモデルでは SR without tuning 現象を十分に利用できていない。つまり、入力ゲイン g によって捕食率等における SR without tuning 現象を生成する事は現状不可能である。フィードバックゲイン K を何らかの手法で最適化できれば、神経系への入力ゲイン g の増大によって捕食率・運動精度等への SR without tuning 現象の適用が可能になる事が強く期待される。

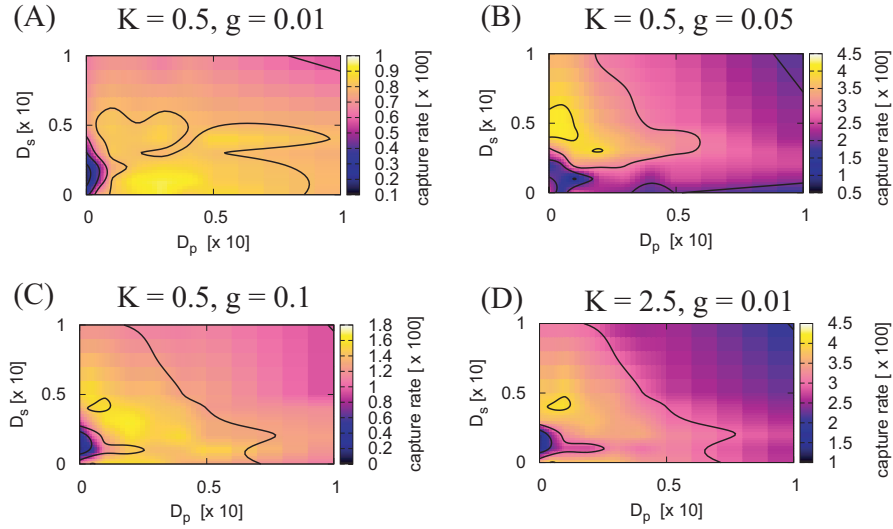


Fig. 5.4 単位時間当たりの捕食数を被捕食物のノイズ強度 D_p と神経系へのノイズ強度 D_s の関数としてプロットしたもの (A–D)。(A) $K = 0.5, g = 0.01$ でのシミュレーション結果: ピークは $D_p = 0.04, D_s = 0.0$ である。ここで、 D_p の影響は間接的に FHN ニューロンへのノイズとなるため、この間接的な D_p の効果によって FHN ニューロン集団に対して SR が引き起こされている事が考えられる。(B) $K = 0.5, g = 0.05$ でのシミュレーション結果: ピークは $D_p = 0.005, D_s = 0.05$ 付近である。(C) $K = 1.0, g = 0.01$ でのシミュレーション結果: ピークは $D_p = 0.02, D_s = 0.03$ 付近である。(D) $K = 2.5, g = 0.01$ でのシミュレーション結果: ピークは $D_p = 0.005, D_s = 0.0$ 付近である。いずれにしても、捕食効率を最大化する $D_p > 0$ あるいは $D_s > 0$ が存在する事が示されている。

5.3 予測的感覚情報処理のフレームワーク

感覚信号の予測を行うフレームワークとして、本研究ではロボット研究や人工知能・人工生命研究で頻繁に用いられ、かつ、任意のダイナミクスを獲得可能である事が証明されている continuous-time recurrent neural network (ctRNN)[58, 4] を用いる。このネットワークにおけるニューロンのダイナミクスは以下の微分方程式に従う。

$$\epsilon_i \frac{du_i}{dt} = -u_i + f(v_i), \quad (5.5a)$$

$$v_i(t) = \sum_j (w_{ji} u_j(t) + b_j(t) + s_j(t)), \quad (5.5b)$$

ここで ϵ_i は時定数、 i はニューロンのインデックス、 $f(x)$ はシグモイド関数であり、 w_{ji} はニューロン j からニューロン i へのシナプス結合の重み、 b_i はバイアス信号、 $s_i(t)$ はセンサ入力信号である。本論文で用いる ctRNN の構造は図.5.5 の通りとなっており、入力層、隠れ層、出力層、明示的なコンテキスト層から成り、(出力層-コンテキスト層の結合を除き)それぞれの層のニューロンは次の層のニューロンと全結合する。出力層とコンテキスト層とは 1:1 結合となっており、固定重み $w_{oc} = 1$ で結合している。

学習アルゴリズムとしては、式 (5.5) における ϵ_i, w_{ji}, b_j に対して Truncated Backpropagation through time (BPTT) 法を用いる。この際、 \hat{u}_i をトレーニング信号として、エラー関数 $E = \frac{1}{2} \sum_i (u_i - \hat{u}_i)^2$ を用い

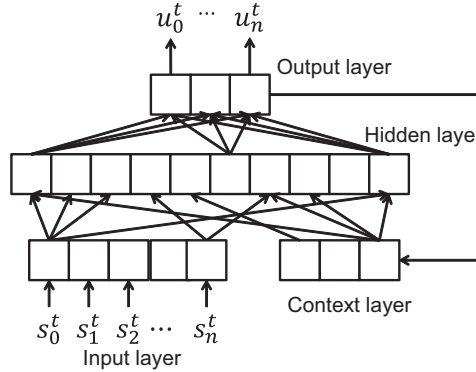


Fig. 5.5 ctRNN の概念図: ctRNN は入力層・隠れ層・出力層・コンテキスト層からなる。出力-コンテキスト層の結合を除き、ある層におけるニューロン i は次の層のニューロン j 全てと重み w_{ij} によってシナプス結合を行っている。なお、出力-コンテキスト層のみ重み $w_{oc} = 1$ によって 1:1 結合を行っている。入力層のニューロンはセンサ信号 $s_i(t)$ を受け取り、出力層ニューロンは $u_i(t)$ を出力する。

た勾配法によって w_{ji} , ϵ_i , および b_i のパラメーターを最適化してゆく。具体的には、それぞれのパラメーターの更新則は

$$w_{ji}(t + \Delta t) = w_{ji}(t) - \eta_w \int_{t-T_l}^t \frac{\partial E}{\partial w_{ji}}(t') dt', \quad (5.6a)$$

$$\epsilon_i(t + \Delta t) = \epsilon_i(t) - \eta_\epsilon \int_{t-T_l}^t \frac{\partial E}{\partial \epsilon_i}(t') dt', \quad (5.6b)$$

$$b_i(t + \Delta t) = b_i(t) - \eta_b \int_{t-T_l}^t \frac{\partial E}{\partial b_i}(t') dt', \quad (5.6c)$$

で表現される。ここで η は学習レートであり、 T_l は Truncated BPTT のエラー関数を計算するための時間ウィンドウであり、 $T_l = 10\Delta t$ を用いる。

$\partial E/\partial w_{ji}$, $\partial E/\partial b_j$, $\partial E/\partial \epsilon_i$ などの計算の詳細は文献 [73] に詳しい。実際の計算はシミュレーションの k (通常 $k = 3$ で充分である) フレーム分の E をバッファリングしておき、逐次パラメーターを更新する。

5.3.1 ctRNN アレイによる予測的感覚情報処理と SR without tuning

ctRNN を用いて予測的感覚情報処理の実験を行うにあたり、まず、入力と予測系列における二乗予測誤差・相関・相関係数の関係性および、ctRNN の数 N の増加: $N \rightarrow \infty$ による SR without tuning 効果の実験を行う。なお、本実験で用いる身体性エージェント図 5.6 に示す。これは後述の 6 章で検討する摩擦駆動型の決定論的ゆらぎモデルの等価なロボットの実装であり、具体的には 6 章にある運動方程式にある摩擦係数 μ_2 を $\mu_2 = 0$ と仮定する事によって図 5.6 にある 3 次元ロボットの 2 次元平面における運動方程式を得る事が出来る。(勿論、3 次元モデルの動力学計算においては、 z 軸方向の力が発生するため厳密には等価ではない) これにより、周期トルクで剛体 $P1$ を 1Hz 程度で駆動するだけでも関わらず、0.01 Hz 程度の非常にゆっくりした変動と 1Hz 前後の周期成分からなる、非常に複雑なゆらぎ信号を構築可能である。(図 5.6-(C,D) を参照)。

本実験ではまず、ピッチ $p = 0$ において絶対座標系における進行角度について、単一の ctRNN のみ

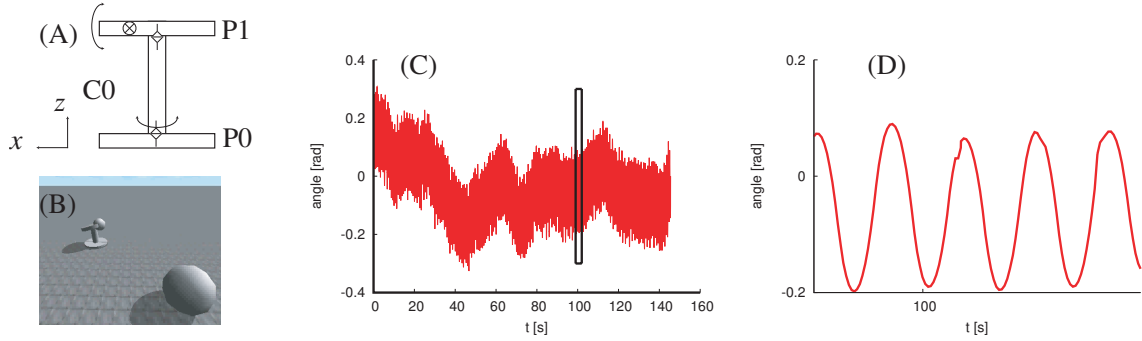


Fig. 5.6 (A, B) 実験で用いたロボットは3つの円柱形状の剛体 $P0$, $C0$, $P1$ から成っており、 $P0$ の中心にモーターが配置されている。 $P0$ と $P1$ は $C0$ によって結合しており、さらに、 $P1$ の質量中心は円柱中心からずれて配置されている。 $C0$ は z 軸周りに回転を行い、かつ、 $P1$ は x 軸方向にピッチを変更可能であり、ピッチ角度 p [rad] によって z 軸廻りの慣性モーメントを変更可能であり、従ってゆらぎの大きさを変更可能である；(C, D) ctRNN による予測タスクに用いた絶対座標系における進行角度データ；(D) は (C) の拡大図である。

を用いて予測学習を行った。つまり、予測対象となるセンサ情報を $s_k(t)$ とした場合に、ctRNN の出力 $u_j(t) = s_k(t + \Delta t)$ となるように BPTT で学習を行った。学習後の予測実験においては図 5.7 に示された、並列に配置された N 個の ctRNN を用いる (図 5.7)。 m 番目の ctRNN のセンサニューロン i は全 ctRNN に共通のセンサ入力 $s_i(t)$ および独立したノイズ $\xi_i^m(t)$ を入力に受けるように設計された。また、 N 個の ctRNN の出力を平均化したもの u_Σ をシステムの予測出力として扱った。予測タスクの評価指標としては、予測時系列 $u_\Sigma(t)$ と実際のセンサ値 $s_k(t + \Delta t)$ の共分散 C_0 と相関係数 C_1 、ならびに二乗予測誤差の時間平均

$$\bar{e} = \frac{1}{2T} \int_{t=0}^T (u_\Sigma(t) - s_k(t + \Delta t))^2 dt, \quad (5.7)$$

を用いた。

実験として、既学習の姿勢 $p = 0$ [rad] における運動センサパターン (learned)、未学習の姿勢 $p = -0.2$ [rad] における運動センサパターン (unlearned) の2つを用いて、また、 $N = 10$ ならびに $N = 100$ の条件において ctRNN の予測実験を行った。図 5.8-(A, B) に示されているとおり、共分散 C_0 、相関係数 C_1 はノイズによって単調増加しており、つまり、予測精度はノイズによって単調増加している事が分かる。非常に興味深い事に、二乗予測誤差に関しては、unlearned の場合には (少なくとも $D < 6$ の範囲において) 単調減少しており、一方で learned の場合には $D = 2$ 前後において最小値を取り、 $D > 2$ の領域で単調増加する傾向が見られた。これは、式 (5.1) における入力信号と出力信号の分散 $V[x] + V[x_p]$ 増加量が C_0 の増加量を上回っているためと考える事が出来る。以上、ctRNN にガウシアンノイズで近似された神経ノイズが加わる場合、

以上、4章において論じた任意信号に対する確率共鳴の原理を利用する事によって二乗予測誤差を減少しつつ、予測精度を向上可能である事を示した。特に、未学習データに対して、予測モデルの構築を行う事なく二乗予測誤差を減少させると同時に予測精度を向上可能である事は非常に驚くべき結果である。このような現象は、一般的な多項式による回帰予測では原理的に発生しえない現象であり、ctRNN などの

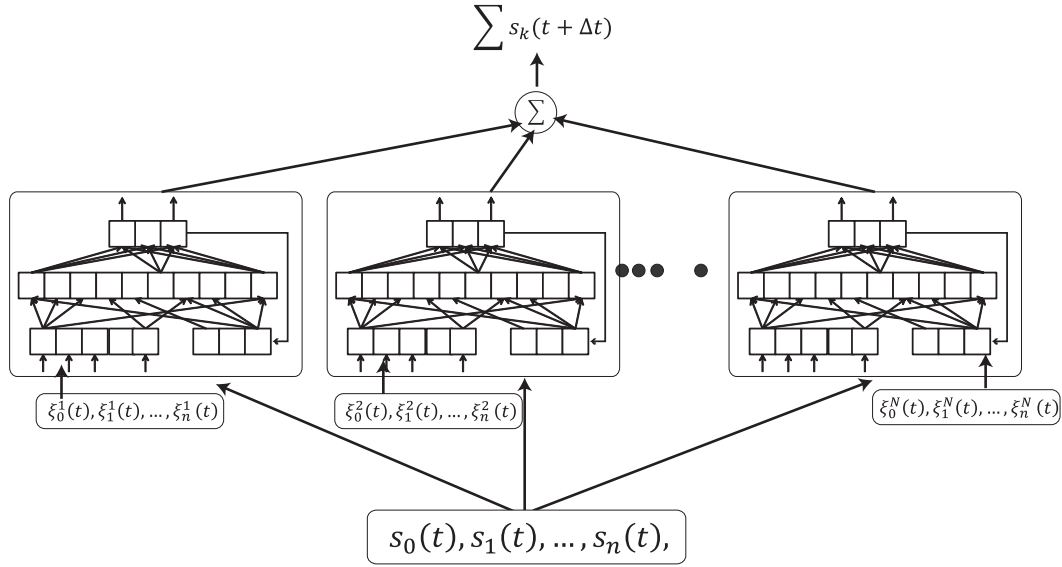


Fig. 5.7 ctRNN アレイの概念図: N 個の ctRNN は全て同じセンサ入力 $(s_0, s_1, \dots, s_n)(t)$ を受け取る。 i 番目の ctRNN に対するノイズは $(\xi_0^i, \xi_1^i, \xi_n^i)(t)$ で表記されており、ctRNN 毎に独立である。平均化された ctRNN の出力によって予測タスクを評価する。

シグモイド型の情報処理システムにおける確率共鳴によって引き起こされているためと推測される。

5.4 タスク依存フィードバック制御によるシステムのゆらぎスペクトル変調

システムの運動に含まれるノイズのスペクトル分布の性質および、ノイズスペクトルに対するフィードバック制御の効果を簡単なモデルを用いて明らかにする。具体的には、2次元の環境中を粘性摩擦を受けつつ、ある決まった径路に沿って運動する質量 m の粒子エージェントを考える。解析を簡単にするため、アクチュエーターにおけるノイズは乗算的ではなく、加算的であると仮定する。つまり、エージェントが生成する力に強度 D のノイズ $Dxi(t)$ が純粋に加算されると考えると、運動方程式は以下の通りである。

$$m\dot{\mathbf{v}} = -\gamma\mathbf{v} + K_p(\mathbf{x}_n^g - \mathbf{x}) + D\xi(t), \tag{5.8}$$

ここで、 m は質量、 γ は摩擦係数である。現在位置 \mathbf{x} における粒子は \mathbf{x}_n^g に向けて速度 $\mathbf{v}(t)$ で運動しており、ゲイン K_p の位置制御に関するフィードバック制御を受けているとする。

ここではまず簡単のため、パーティクルロボットの移動速度におけるパワースペクトラムがフィードバックゲイン K_p によって調整される事を理論的に示す。式 (5.8) の両辺に $\mathbf{v}(0)$ を掛け、アンサンブル平均を取り、さらに両辺を時間によって微分すると、

$$\phi''(t) = -\frac{2}{\tau}\phi'(t) - K\phi(t), \tag{5.9}$$

を得る。ここで $\phi(t)$ は $\mathbf{v}(t)$ と $\mathbf{v}(0)$ の相関関数である。つまり $\phi(t)$ は

$$\phi(t) = \langle \mathbf{v}(t) \cdot \mathbf{v}(0) \rangle, \tag{5.10}$$

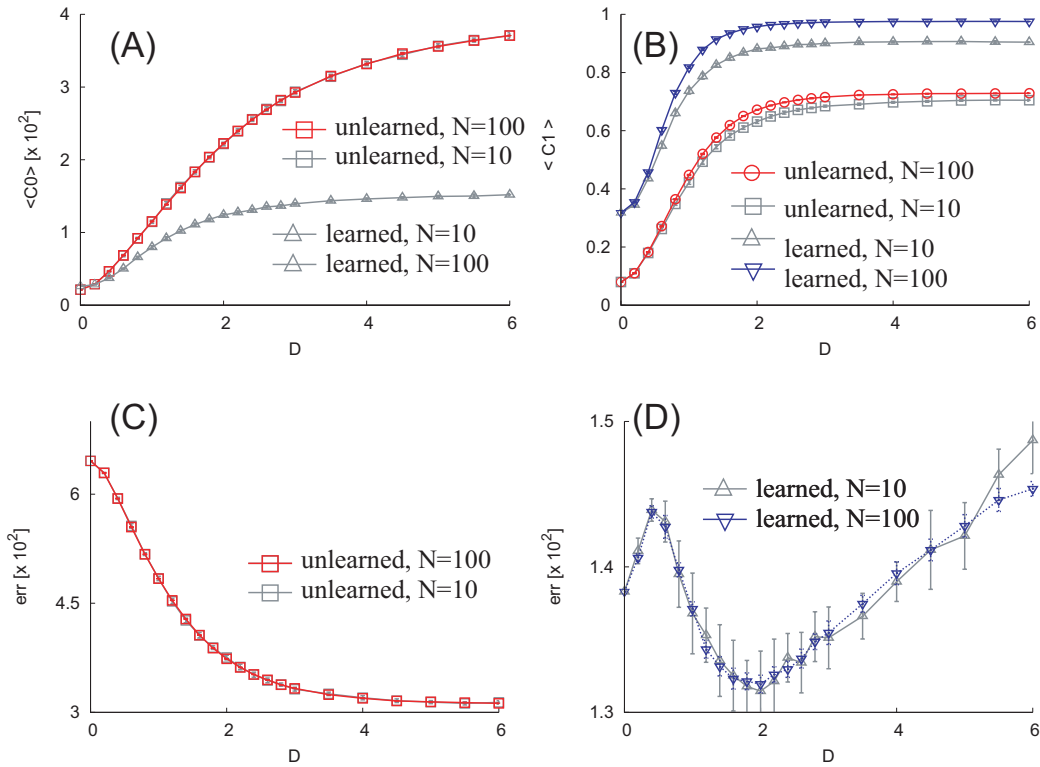


Fig. 5.8 センサ情報の ctRNN アレイによる予測におけるノイズの効果: N 個の ctRNN アレイを用いて、身体性エージェントのロコモーションにおける進行角度を予測学習したもの。y 軸廻りの首のピッチ p を $p = 0$ として ctRNN の学習を行い、既学習の姿勢 $p = 0$ および未学習の姿勢 $p = -0.2$ において、ctRNN アレイには独立したノイズを入力し、アレイの出力を平均化したものと入力の二乗予測誤差ならびに予測精度 (相関係数) を評価した。(A) 入力信号と出力の共分散 C_0 のノイズによる変化: 未学習姿勢と既学習姿勢の両者においてノイズ付与によって C_0 は単調増加している; (B) 入力信号と出力の相関係数 C_1 のノイズによる変化: ctRNN アレイの数 N の増加によって予測精度を上げる事が可能である。(C) 未学習姿勢における二乗予測誤差は広い範囲のノイズ強度において単調減少する; (D) 既学習姿勢における二乗予測誤差は $D = 2$ で最小値を取り、 $D > 2$ で単調増加する。これは、式 (5.1) における入力信号と出力信号の分散 $V[x] + V[x_p]$ 増加量が C_0 の増加量を上回っているためである。

と表現される。なお、 $K = K_p/m$; $\tau = 2m/\gamma$ である。ところで、 $\langle \xi(t) \cdot \mathbf{v}(0) \rangle$ はアンサンブル平均を取る事によって消去される。なお、 \mathbf{x}_n^g が十分遅い変化をするのであれば、 $\langle \mathbf{v}(0) \cdot \mathbf{x}_n^g \rangle$ もまた微分を取る事によって消去する事が可能である。

ここで、 K_p が十分大きい値であり、 $\tau^2 K_p - 1 > 0$ であるならば、式 (5.9) の解は

$$\phi(t) = e^{-\frac{t}{\tau}} \left(A_0 \sin\left(\frac{\chi t}{\tau}\right) + A_1 \cos\left(\frac{\chi t}{\tau}\right) \right), \quad (5.11)$$

と求める事が出来る。なお、 $\chi = \sqrt{\tau^2 K - 1}$, $A_0 = \frac{\tau \phi'(0) + \phi(0)}{\chi}$, $A_1 = \phi(0)$ である。また、 $\phi(0) = \langle \mathbf{v}(0)^2 \rangle = 2E_k(0)$ であるため、初期値 $\phi(0)$ はパーティクルロボットの初期状態における運動エネルギー $E_k(t)$ を表しており、また、 $\phi'(0)$ は初期状態におけるエネルギー流入量に関連する。ここで、Wiener-Khintchin の定理を用いる事によって、パーティクルロボットの速度におけるパワースペクトラム $J(\omega)$ は以下のよう

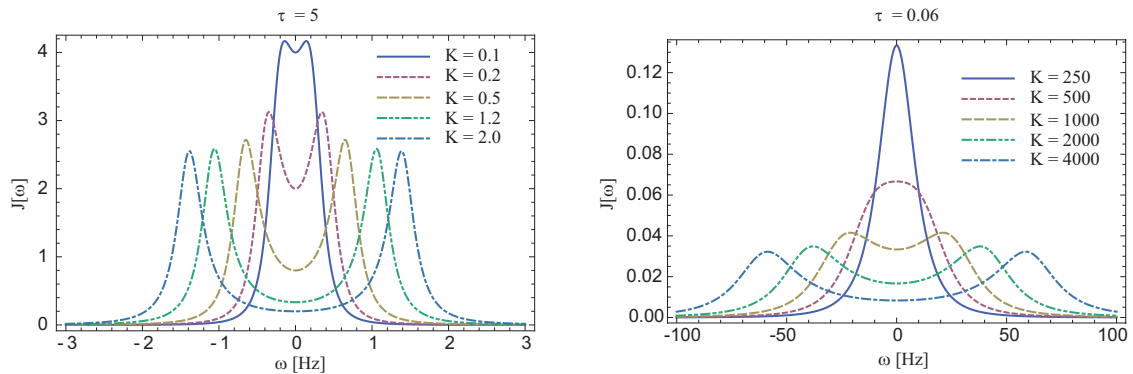


Fig. 5.9 理論的に導出された $J(\omega)$ の K によるモジュレーション: スペクトルは $J(\omega)$ は $K = 0$ で $\omega = 0$ のピークを有し、長期相関を有する。しかしながら、 K を強くする事によって、非ゼロのピークが出現し、かつ、そのパワーは K と反比例して小さくなる事が分かる。ここでは、 $\tau = 5$ の場合と $\tau = 0.06$ の場合で $J(\omega)$ を計算した。また簡単のため、 $\phi(0) = 1$ 、 $\phi'(0) = 0$ とした。 $\omega > 0$ でのピーク出現の条件は $\tau^2 K > 2$ である。

に求められる:

$$J(\omega) = \text{Re} \left(\int_{-\infty}^0 \phi(-t)e^{-i\omega t} dt + \int_0^{\infty} \phi(t)e^{-i\omega t} dt \right), \quad (5.12a)$$

$$= \frac{2K\phi(0) + (K - \omega^2)\tau\phi'(0)}{4\omega^2 + (K - \omega^2)^2\tau^2} \tau. \quad (5.12b)$$

このような形式のパワースペクトルを有するノイズは **Harmonic noise**[152] と呼ばれており、 K の値によってモジュレーションされる事が知られている。つまり、パーティクルロボットの運動に顕れるノイズの周波数構造はフィードバックゲインによって調整する事が可能であり、フィードバックゲインを強くする事によって、非ゼロのピークがスペクトル中にあらわれると同時に、ピーク周波数はそのパワーを弱めつつ高周波へと移ってゆく。

ところで、 $\phi'(0) = 0$ 、 $\phi(0) = \text{const}$ として $J'(\omega) = 0$ を解くと、 $\omega = 0, \omega = \pm\sqrt{K\tau^2 - 2}/\tau$ を得られる ($K = K_p/m$ であり、 $\tau = 2m/\gamma$ である)。つまり、 $K\tau^2 > 2$ においては、運動ノイズは $\omega > 0$ のピークを有する。これにより、運動ノイズのスペクトルピークは2つの支配パラメーター K ならびに τ によって調整可能であると言える。特に、 τ の値はピーク値の分布に大きく関わっており、一般的に、 τ が大きければ大きい程、ノイズのピーク周波数は低くなるものの、 $\omega > 0$ でのピークが出現しやすくなる運動ノイズ・ゆらぎがフィードバックゲインを強める事によって長期相関を失い、ホワイトノイズに近い周波数構造へと遷移してゆく様子を図 5.9 に示す。

ところで、確率共鳴の効果は一般的には自己相関を有する有色ノイズによって弱められる事が知られており、ノイズの自己相関を弱める事によって **SR** の効果は大きくなる事が知られている [69]。つまり、運動ノイズ・ゆらぎによってもたらされる感覚ノイズ・ゆらぎが神経系に影響を与える場合、その神経系における **SR** の効果はフィードバックゲインが十分強い時のみ観察されうる事がこれらの理論解析によって推測される。

5.5 フィードバック制御を受ける Particle ロボットにおける予測的情報処理

5.5.1 乗法ノイズを考慮した Particle ロボットの運動方程式

生体システムの運動に付随して発生するノイズは、運動指令信号の大きさと比例している事が知られている [70]。それゆえ、式 (5.8) で表されている加法ノイズのみでは生体の運動ノイズ・ゆらぎを議論するには不十分である。これを踏まえ、運動指令に対して乗法的に畳み込まれるノイズ成分を考慮すると、パーティクルロボットの運動方程式は以下のように記述される：

$$m\dot{\mathbf{v}} = -\gamma\mathbf{v} + K_p(\mathbf{x}_n^g - \mathbf{x})(1 + D_m\xi_m(t)) + D\xi(t), \quad (5.13)$$

ここで D_m は信号依存のノイズの強度であり、これにより、システムを駆動する力におけるノイズは運動指令 $\xi_m(t)$ の大きさに比例して大きくなる。

5.5.2 Particle ロボットの予測情報処理における確率共鳴

実験にあたり、パーティクルを4点の目標地点 P_0, P_1, P_2, P_3 に順番にたどりつくように制御対象となる運動軌道の設計を行う。パーティクルは P_i から P_{i+1} を T [s] かけて移動するように制御される。 P_0, P_1, P_2, P_3 はそれぞれ $(1, 1), (-1, 1), (-1, -1), (1, -1)$ とした。 P_i と P_{i+1} の間の経路は $(\mathbf{x}_0^g, \dots, \mathbf{x}_{N-1}^g)$ なる $N = T/\Delta t$ 個にサブゴールに等しく分割し、 Δt [s] 毎に a 目標地点は \mathbf{x}_k^g から \mathbf{x}_{k+1}^g に遷移するとした。なお、これらはアームの Optimal feedback control のための最適経路設計等で用いられる手法である [70]。また、パーティクルがゴール地点 P_i に辿り着いた場合には、つまり、パーティクルと P_i の距離が十分小さくなった場合、ゴール地点を P_{i+1} に切り替えるように実験設計を行った。

予測タスク、最も簡単なタスクである自己位置推定を行うように設計した。つまり、現在のセンサ情報 $(\mathbf{x}(t), \mathbf{v}(t))$ を用いて、次ステップの自分の位置 $\hat{\mathbf{x}}(t + \Delta t)$ を予測するように ctRNN の訓練を行った。なお、この場合、ctRNN 内部には

$$\hat{\mathbf{x}}(t + \Delta t) = \mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t)\Delta t, \quad (5.14)$$

なる写像関数が構築され、パーティクルの運動方程式モデルが ctRNN 内部に構築される事になる。

ctRNN の予測評価は時刻 t の目標地点 \mathbf{x}_k^g および時刻 t における ctRNN における予測出力 $\hat{\mathbf{x}}(t)$ の二乗予測誤差、共分散、および以下の相関係数 ρ で計算される予測精度で行う：

$$\rho(\hat{\mathbf{x}}, \mathbf{x}^g) = \frac{\sum_{t_j} (\hat{\mathbf{x}}(t_j) \cdot \mathbf{x}^g(t_j))}{\sum_{t_j} \|\hat{\mathbf{x}}(t_j)\| \cdot \|\mathbf{x}^g(t_j)\|}, \quad (5.15)$$

ここで、評価指標の計算は実際の位置 $\mathbf{x}(t_j)$ ではなく、 $\mathbf{x}^g(t_j)$ 、つまり時刻 t_j における目標地点を用いた。これは、 $\mathbf{x}(t_j)$ にはノイズが乗ってしまい、実験トライアル毎に変化してしまうためであるのに対し、 $\mathbf{x}^g(t_j)$ は理想的な目標地点であり、これはトライアル毎に変化せず、かつ、トライアル毎のアンサンブル平均となっている事が期待されるためである。なお、 $\mathbf{x}^g(t_j)$ ではなく、時刻 t_j における実際の位置 $\mathbf{x}(t_j)$ を用いても本章の結果は変わらない事に注意されたい。

数値計算は確率微分方程式に対するオイラー法を用いて、式 (5.13) を時間刻み $\Delta t = 5.0 \text{ ms}$ によって積分する事によって行った。なお、ctRNN の初期値として $\epsilon = 0.05$ を用いた。

ctRNN の学習が十分収束した後、乗法性のノイズ強度を $D_m = 0$ とした場合の、つまり、加法性ノイズ D の変化に対する予測パフォーマンスの変化を図 5.10-(A,B) に示す。 $K_p \leq 600$ などのフィードバックゲインが十分でない場合においては二乗予測誤差は運動ノイズの増大と共に増大し、また、 ρ も運動ノイズによって阻害される。一方で、 $K_p > 600$ においては、二乗予測誤差ならびに ρ における顕著なパフォーマンス上昇が観測された。特に、フィードバックゲインが十分大きい場合に ρ は SR without tuning 状の台形常の SR 曲線となる。

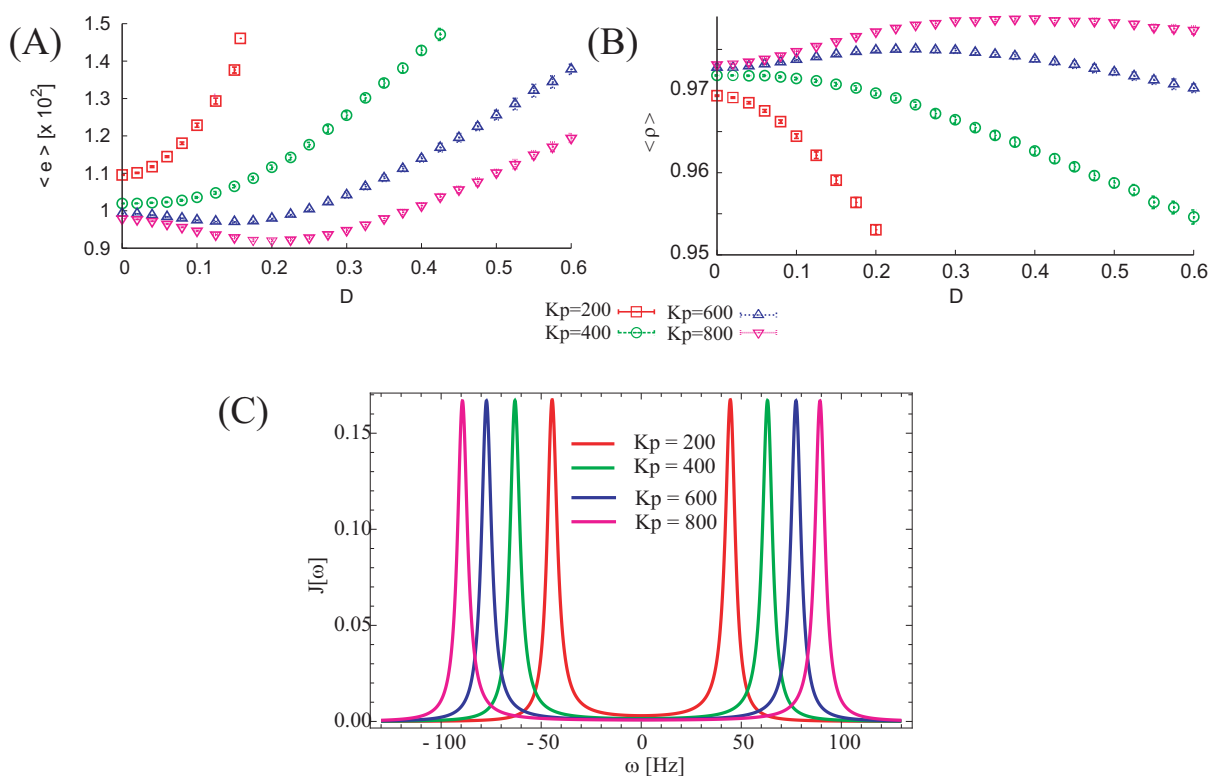


Fig. 5.10 ctRNN の予測タスクにおける、フィードバックゲイン K_p の強度による二乗予測誤差 $\langle e^2 \rangle$ の変化 (A) および相関係数 ρ の変化 (B)、ならびに $m = 0.1, \gamma = 0.6$ でのノイズのパワースペクトラムの理論値 (C): フィードバックゲイン K_p が十分大きくない場合 ($K_p \leq 600$)、運動加法性ノイズによって $\langle e^2 \rangle$ ならびに ρ は阻害される。しかしながら、 K_p が十分大きい場合には、いずれの場合もパフォーマンスの向上が得られる。特に、予測精度 ρ は K_p が十分大きい場合には台形状の曲線へと成長し、ある種の SR without tuning が実現される。 $\langle e^2 \rangle$ および ρ は 200s の数値計算を 40 回分平均して得られたものである。また、エラーバーは標準偏差である。この実験において、パーティクルは P_i から P_{i+1} を $T = 5.0s$ かけて移動するように経路設計を行った。

ここで、学習後の ctRNN の時定数は大まかには $\tau \sim 0.05$ であった。つまり、ctRNN の動作周波数は大まかには 20 Hz 前後である。図 5.10-(C) より、 $K_p = 200$ の場合、つまり動作ノイズの周波数が 40Hz の場合は感覚情報処理が阻害されており、 $K_p = 400$ の場合、つまり動作ノイズの周波数が 60 Hz の場合は

SR の効果が観察可能であるため、運動ノイズを感覚情報処理に用いるためには、神経系の駆動周波数を F_n 、運動ノイズのピーク周波数を F_m として、大まかには $F_m \geq 3F_n$ であると推測される。

同様に、 $D = 0$ とした場合の、運動乗法性ノイズ D_m に対する二乗予測誤差ならびに ρ の曲線を図 5.11 に示す。

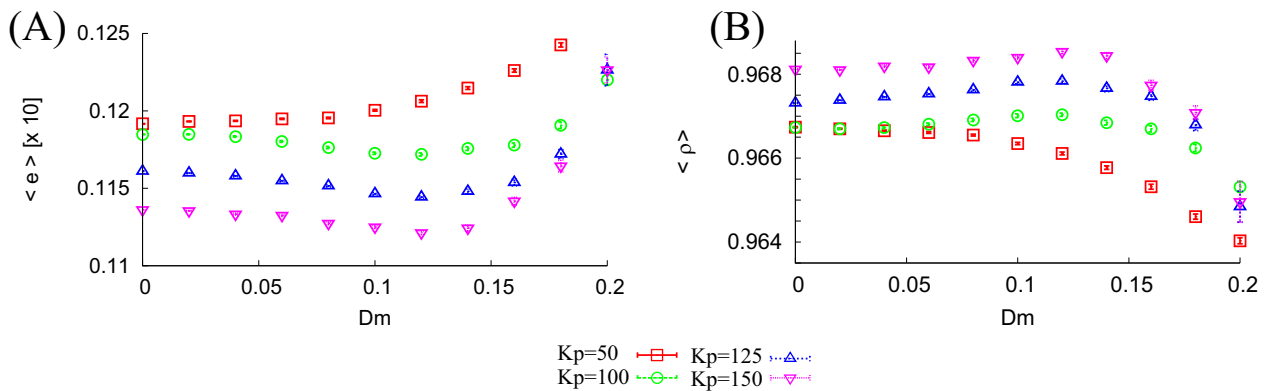


Fig. 5.11 乗法ノイズ強度 D_m およびフィードバックゲイン K_p に対する二乗予測誤差 e と予測精度 ρ の関係: $\langle e \rangle$ ならびに $\langle \rho \rangle$ の値は 200s の数値計算を 40 回平均化する事によって求めた。なお、このグラフにおけるエラーバーは標準誤差である。運動加法性のノイズ D と比較して、乗法性ノイズはより大きなノイズを生成しやすく、結果として、予測時系列の分散が大きくなる傾向にある。また、加法性ノイズ強度 D と比較して、SR の恩恵を受ける事が出来る強度 D_m は非常に狭いが、しかし、SR の恩恵を受ける事が可能になる K_p は乗法性ノイズ D_m を用いた場合の方が有意に小さい。

5.5.3 ノイズによる Particle ロボットの軌道追従能力の検証

2次元のパーティクルロボットにおける加法性ならびに乗法性ノイズはいずれも、フィードバックゲインが十分大きければ、限られた範囲のノイズ強度ではあるが、神経系における予測二乗誤差を減少させる事が可能である。また、予測精度の観点においても、十分大きなフィードバックゲインによって、 D ならびに D_m に対して台形状の SR 曲線を実現可能であり、SR without tuning 効果を生成する事が可能である。

ところで、 $\mathbf{x}^g(t)$ と実際の時系列 $\mathbf{x}(t)$ が漸近すれば、 $\mathbf{x}_n^g(t)$ と予測時系列 $\hat{\mathbf{x}}(t)$ も漸近する事が予想される。従って、もしも D ならびに D_m によってロボットの軌道追従能力が上昇するのであれば、矢張り二乗予測誤差は減少し、予測精度も向上する事が予想される。この場合は、図 5.10 ならびに図 5.11 に示されている確率共鳴に類似したパフォーマンスの向上は、神経系における確率共鳴に起因したものではなく、むしろ幾何的確率共鳴 (Geometric Stochastic Resonance [63, 155]) と解釈される必要がある。この可能性を検証するために、ノイズ付与によって軌道追従における正確さの変化を調べる必要がある。ここでは、以下であらわされる理想軌道と実際の軌道の二乗誤差平均 σ :

$$\sigma = \frac{1}{4T} \int_{t=0}^{t=T} |\mathbf{x}(t) - \mathbf{x}_n^g(t)| dt, \tag{5.16}$$

によって幾何的確率共鳴に関する検証を行い、この軌道追従結果を図 5.12 に示す。図 5.12 に示された通

り、軌道追従誤差は加法ノイズ・乗法ノイズ共に D ならびに D_m に対して単調増加を示しており、従って、神経系における確率共鳴類似の現象は幾何的な確率共鳴ではなく、神経系における確率共鳴である事が推測される。

なお、この結果(運動ノイズの付与による軌道追従能力の低下)は5.2.2–5.2.4節で示した結果(運動ノイズの付与による運動精度の向上)とは正反対の結果であるが、これはフィードバック制御器に線形モデルを採用しているためであり、フィードバック制御器にFHNニューロン集団を採用した場合、5.2.2–5.2.4節で示した通り、運動ノイズ付与により、軌道追従能力も向上すると推測される。

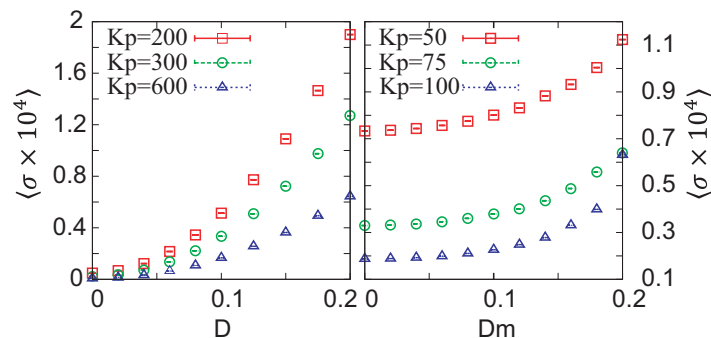


Fig. 5.12 実際のパーティクルの位置 $\mathbf{x}(t)$ と、目標位置 $\mathbf{x}_n^g(t)$ の誤差 σ は D ならびに D_m に対して単調増加する。つまり、フィードバック制御ゲインが十分大きい場合であっても、ノイズによって運動精度は悪化する事が示されている。

5.5.4 まとめ

パーティクルロボットの予測情報処理の実験においては、ctRNN に現在のセンサ位置を入力する事によって自分の未来の位置予測を行った。つまり、ctRNN 内部には $\hat{\mathbf{x}}(t + \Delta t) = \mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t)\Delta t$ の線形関数がシグモイド関数の線形和によって構築され、この ctRNN にノイズが加わる事によって確率共鳴に類似した予測能力の向上が観察された。しかしながら、ctRNN 内部に構築された関数が線形関数である事から、ctRNN がより複雑な非線形関数を近似的に獲得した場合にも同様の確率共鳴類似現象が確認されるかどうかを確認する必要がある。

5.6 フィードバック制御を受ける2リンクアームの予測的情報処理

次に、ctRNN 内に近似・構築される予測関数を非線形のものとするため、2次元平面内を運動する2リンクアームにおける予測タスクを扱う。アームの関節角度がフィードバック位置制御される場合、2リンクアームの運動方程式は以下のようにあらわされる:

$$M(\boldsymbol{\theta}) \ddot{\boldsymbol{\theta}} + h(\boldsymbol{\theta}, \dot{\boldsymbol{\theta}}) = \mathbf{u}, \tag{5.17a}$$

$$\mathbf{u} = -\gamma \dot{\boldsymbol{\theta}} + K_p (\boldsymbol{\theta}_n^g - \boldsymbol{\theta}) (1 + D_m) \boldsymbol{\xi}_m(t) + D \boldsymbol{\xi}(t), \tag{5.17b}$$

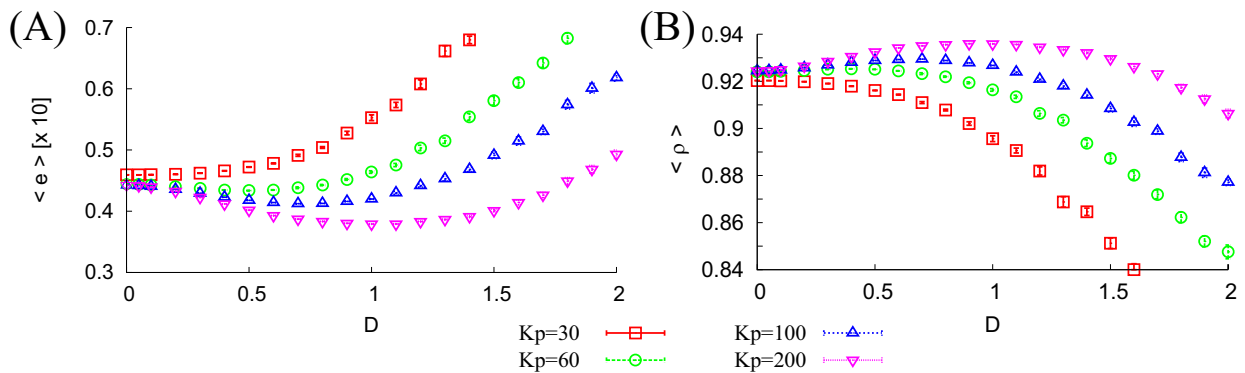


Fig. 5.13 ctRNN を用いた 2 リンクアーム手先位置の予測タスクにおける二乗予測誤差 e (A) と相関係数 ρ (B) のフィードバックゲイン K_p ならびにノイズ強度 D に対する変化: e は、フィードバックゲインが小さい場合は D に対して単調増加を示すが、フィードバックゲインが十分大きい場合、非ゼロなる D において最小値を取るようになる。 ρ も同様に、フィードバックゲインが小さい場合は D に対して単調減少し、フィードバックゲインが大きい場合は台形状の SR 曲線が実現される。 $\langle e \rangle$ ならびに $\langle \rho \rangle$ は 200s の数値計算を 40 回平均する事によって得られた。なお、エラーバーは標準誤差である。

ここで M は慣性行列, h はコリオリ力および遠心力を含む非線形項であり, $\theta = [\theta_1 \ \theta_2]^T$ はジョイントの角度をあらわす。また, K_p はフィードバックゲインであり, γ は関節における粘性係数である。なお, $\mathbf{x} = [x \ y]^T$ は手先のエンドエフェクターの位置をあらわす。 D は加法性ノイズの強度を, D_m は運動指令の大きさに比例した乗法性ノイズを表す。

2 リンクアームのパラメーターとして, 1 番目のリンクの長さ l_0 を $l_0 = 0.35$, 2 番目のリンクの長さを $l_1 = 0.4$, 質量密度は $d_M = 2.0$ として, さらに粘性係数を $\gamma = 3.0$ と設定した。到達目標位置 P_0, P_1, P_2, P_3 はアームの稼働スペースを考慮し, $P_i(x, y) = (0.25 \cos(\phi_i) + 0.65(l_0 + l_1), 0.25 \sin(\phi_i))$ と設計した。なお, $\phi_i = 1/4\pi + i/2\pi$ である。

タスクはパーティクルロボット同様であり, P_i と P_{i+1} の間を $T = 1.5\text{s}$ で運動するように設計を行った。また, ctRNN はエンドエフェクタの未来の位置 (x_{t+1}, y_{t+1}) を現在のセンサ情報 $(\theta_0, \theta_1, \dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2)$ を元に予測するよう学習を行った。この場合, ctRNN 内部に構築獲得される予測関数は非常に高度な非線形性を有している事になる。

目標手先位置と予測手先位置の二乗予測誤差 e ならびに相関係数 ρ のノイズ強度 D ならびにフィードバックゲイン K_p に対する変化を図 5.13 に示す。ctRNN 内部に構築されている写像関数は硬度に非線形であるにも関わらず, パーティクルロボットにおける実験結果と同様の結果が得られており, 十分大きなフィードバックゲインによって, 非ゼロにおいて e が最低値となり, かつ, 広い範囲の D において ρ の向上が観察された。さらに, ρ における SR 曲線は台形状のものとなり, SR without tuning が実現されている事が推測される。

同様に, 二乗予測誤差 e ならびに相関係数 ρ の乗法性のノイズ強度 D_m ならびにフィードバックゲイン K_p に対する変化を図 5.14 に示す。予測関数の非線形性にも関わらず, パーティクルロボットにおける予測タスクとほぼ同様の結果である事が分かる。

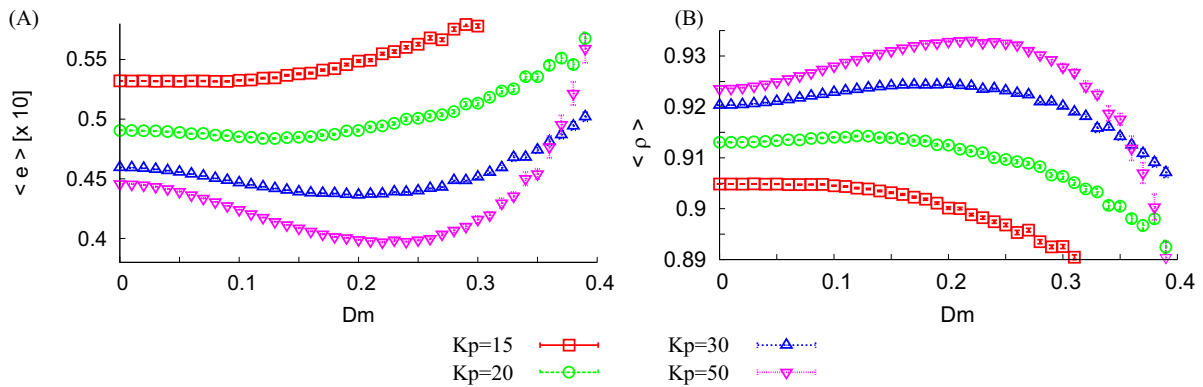


Fig. 5.14 ctRNN を用いた 2 リンクアーム手先位置の予測タスクにおける二乗予測誤差 e (A) と相関係数 ρ (B) のフィードバックゲイン K_p ならびに乗法ノイズ強度 D_m に対する変化: e は、フィードバックゲインが小さい場合は D_m に対して単調増加を示すが、フィードバックゲインが十分大きい場合、非ゼロなる D_m において最小値を取るようになる。 ρ も同様に、フィードバックゲインが小さい場合は D_m に対して単調減少し、フィードバックゲインが大きい場合は台形状の SR 曲線が実現される。 $\langle e \rangle$ ならびに $\langle \rho \rangle$ は 200s の数値計算を 80 回平均する事によって得られた。なお、エラーバーは標準誤差である。パーティクルロボットの場合と同様に、SR の恩恵を受ける事が可能になる K_p は乗法性ノイズ D_m を用いた場合の方が有意に小さい。

5.7 まとめ

5.7.1 運動制御系への確率的な入力信号としての運動ノイズ

以上、本章では身体性におけるノイズの役割について包括的理解するため、2つの側面からアプローチを行った。

1つは、ノイズが運動生成器に入り込み、運動系列が確率過程化し、結果として、運動ノイズ・ゆらぎが運動器への確率的制御信号となるという観点である。この確率的制御信号が非線形の運動制御システムへの入力となった場合、確率共鳴によって運動精度・効率等が向上する結果が得られた。もう1つの観点は、運動ノイズがセンサ等の感覚・知覚系へのノイズとなるという観点である。運動ノイズがセンサへのノイズとなる場合、多くの場合は感覚情報処理は阻害されうる事、しかしながら、目的性の運動フィードバック制御が行われており、かつ、その制御ゲインが十分大きい場合には確率共鳴が起こり、感覚情報処理が促進されうる事を示した。

なお、本章では感覚情報処理に関して特に予測二乗誤差を用いて評価を行った。以下、感覚情報処理の予測二乗誤差に対する運動ノイズの役割について論じる。

5.7.2 ノイズによる即時的・疑似的な予測誤差減少効果

身体性システムにおける感覚情報処理の評価指標としての二乗予測誤差について、二乗予測誤差も確率共鳴の影響を受け、従ってノイズによって二乗予測誤差は特に予測学習が不十分である場合に減衰する事、逆に、予測学習が既に十分あった場合は限定されたノイズ強度において二乗予測誤差が最小となり、それ以上のノイズ強度においては二乗予測誤差は単調増加する事を理論的に示唆した。また、これらの理論的示唆を ctRNN アレイを用いた簡易的な実験に検証した。実際、図 5.8-(A,B) において、感覚入力と予測時系列における共分散 C_0 ならびに相関係数 C_1 は不十分な予測学習であっても神経系へのガウシアンノイズ付与によって単調増加しうる事を示した。また、図 5.8-(D) においては、学習済みのデータに関して、二乗予測が非ゼロのノイズ強度において最小となる事を示した。図 5.8-(C) においては、学習が十分でない場合に、神経系へのガウシアンノイズ付与によって学習をすることなく—いわば即時的・疑似的に二乗予測誤差を減少させる事が出来る事を示した。この結果は非常に驚くべき結果であり、皮質等で処理される予測誤差等によって Attention がボトムアップ的に誘発される [154] 事を踏まえて考えるならば、ノイズによって、生存・社会性等の観点であり重要ではないセンサ情報に関する予測誤差信号をノイズによってトップダウン的に減少可能である事を示唆する。

5.7.3 フィードバックゲインによる運動ゆらぎ調整効果

さらに、身体性システムにおける運動ノイズ・ゆらぎの自己相関が一般的には非常に長い記憶時間を有している事を指摘し、タスク依存のフィードバック制御を受ける身体性システムにおける運動ノイズの特性について理論的な解析を行い、フィードバック制御によって運動ノイズにおける自己相関の減衰時間を減少させる事が出来る事を示した。また、フィードバックゲインによるゆらぎスペクトルの調整効果は、加法性ノイズ D を用いるよりも乗法性ノイズ D_m を用いた方が効果的である事を示した。

5.7.4 運動由来の感覚ノイズによる情報処理系の確率共鳴

本章ではさらに、平面内を運動するパーティクルロボットおよび2リンクアームシステムを用いて運動由来の感覚ノイズによる確率共鳴の検証実験を行った。この結果として、強いフィードバックゲインによって十分調整を受け(従って十分短い自己相関減衰時間を有する)運動由来の感覚ノイズ・ゆらぎによって予測的な情報処理能力が向上するが、目的性のフィードバック制御ゲインが小さい場合は運動由来の感覚によって感覚情報処理が阻害される事を示した。具体的には、フィードバックゲインが十分に強い場合においては、予測タスクにおいて、感覚信号の二乗誤差を減少可能である事、かつ、感覚信号の予測精度を向上可能であり、かつ、その曲線が SR without tuning によく見られる台形状になる事を示した。この傾向は、運動に含まれるノイズが加法性である場合よりも信号に比例した乗法性である場合の方に顕著であった。運動フィードバックゲインによる Growth SR 現象は運動制御が感覚情報処理にとって非常に重要である事を示唆するものである。

なお、感覚情報処理に SR を誘発するために必要な運動ノイズ周波数のピークは身体運動系の時定数に依存するというよりもむしろ、感覚情報処理系の時定数に依存する事が推測される。つまり、運動ゆらぎ

が感覚情報処理システムの時定数よりも十分に早い時定数でランダムに変化するならば、神経系に SR を誘発しうる。

5.7.5 展望

これらによって、身体性システムにおいて運動ノイズが秩序創発に貢献する場合、目的性の運動フィードバック制御が必須である事を示した。

なお、本章の結論に基づき、緊張ストレス状態や、予期せぬ感覚刺激によって生じる情動によって身体的震え等が発生し、認知的注意状態に悪影響が生じた場合や、予測誤差がさらに拡大してしまった場合など、ある目的に沿った運動を行う事によって予測誤差を減少し予測精度を向上させる事が可能であり、これによって緊張緩和などを実現可能である事が推測される。

第 6 章

決定論的ゆらぎの発生と制御原理

6.1 はじめに

生体における運動および行動はゆらぎを伴う事が知られている。運動レベルにおいては、二脚・四脚動物などの歩幅がゆらぐ事が良く知られている [72, 2]。また、行動レベルにおいては、活動・休止状態のそれぞれの期間がべき乗則に従う事が知られている [136, 135, 125, 87]。

運動ゆらぎのメカニズムとしては、神経系のノイズを主原因とする還元論的なアプローチが主に取られており、感覚神経系から伝播してくるセンサノイズ、中枢神経系自体のノイズ、さらには、運動制御を行う神経系のノイズ、神経系アクチュエーターの特性に起因した乗法ノイズ [81, 45] などが考えられる。一方、行動ゆらぎのメカニズムとしては脳のゆらぎによって行動選択が影響を受ける [5] 事やニューロンのゆらぎによって刺激の分散や確率分布自体をコーディング [110] する事によって、意思決定メカニズムを確率的にしている [147] ため、と考えられている。しかしながら、この還元論的アプローチによって、活動・休止期間の分布に観測されるべき乗側を説明する事は不可能であり、全く別の、環境とエージェントの相互作用ダイナミクスにおける説明モデルが必要であるように思われる。

ところで、行動ゆらぎに関しては、上記のような行動を脳神経系の結果として還元論的に捉え、脳神経系のゆらぎに行動ゆらぎの原因を求める視点の他に、餌の豊富さ等、行動ゆらぎを環境とエージェントとの相互作用レベルで説明しようとするアプローチが試みられている [78]。多量の餌と魚の関係を考える上で、多体系の決定論的衝突モデルによる決定論的拡散現象 [61] は、アナロジーとしてではあるが、行動ゆらぎを説明する非常に有力なモデルとなり得る。同様に運動ゆらぎに関しても、決定論的拡散とのアナロジーによって、環境と身体運動系の相互作用レベルにおける説明が可能であるはずであり、実際に、周期トルクを与えられる振子は位相拡散を示す事が知られており [100, 119, 160]、この決定論的拡散が生物的な身体運動システムにおいて存在している可能性は非常に強い。

本章での主な目的は、運動・行動ゆらぎを決定論的に生成しうる身体運動系と環境との決定論的相互作用モデルおよび決定論的拡散のための構成要素を抽出する事である。具体的には、幾つかの生物モデルによって検討を行い、決定論的拡散を生成するための生物と環境の相互作用ダイナミクスの抽出を行う。

本章の結論として、以下を得る。

- 1 ノンホロノミックシステムが環境と摩擦を通して非線形相互作用を行う場合、決定論的拡散が起こ

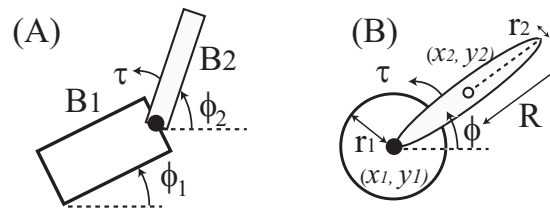


Fig. 6.1 (A) 摩擦駆動型生物の2リンクモデル、および、(B) モデル(A)の運動方程式を簡約化するために得られたノンホロノミックシステム。

る。さらに、システムの駆動トルク、駆動周波数、環境との摩擦係数などのパラメーターによって拡散相を通常拡散・異常拡散・バリスティック拡散・超拡散などに切り替える事が可能である事を示す

- 2 摩擦駆動型のノンホロノミックシステムの異常拡散において長距離移動が起こる頻度は(驚くべき事に)数10時間単位であり、人間の行動レベルにおける行動・休息時間分布と同様のタイムスケールを有する
- 2 Passive walkerなどのロコモーターにおいて、ダイナミクスにリアプノフ指数 >0 の拡大系が入っており、かつ、周期トルクが加わる場合、決定論的拡散が起こりうる
- 3 決定論的ゆらぎ生成のメカニズムに依らず、拡散相は系のエネルギー状態に依存する

6.2 摩擦駆動型2リンクモデルの導出

多くの生物システムは、環境との相互作用による運動ダイナミクスにおいてノンホロノミック性を有しており、結果として、並行運動と回転運動は相互にカップリングしている。ところで、ナノスケールあるいはミクロスケールの *Escherichia coli* や *Chlamydomonas nivalis*、*Caenorhabditis elegans* など、非常にランダムな移動パターンを示す事が知られている [76, 161]。もしも生体のスケールが *E. coli* 同様に $\sim 1 \mu\text{m}$ 以下であるのならばその動作ゆらぎは熱雑音に由来しておりブラウン運動に類似した確率的拡散が起こっていると考えるのが妥当であるが、しかし *C. nivalis* や *C. elegans* などは $\sim 10 \mu\text{m}$ 以上の身体を有しており、熱雑音によって運動が影響を受けるとは考えられず、つまり、それらの比較的大きなスケールにおける生物の運動は熱雑音に依るよりも、何らかの決定論的ゆらぎによって生成されていると考える方が妥当である。

ここではまず、魚やヘビ等の、単純なリンク系で構築され環境との摩擦によって推進力を得るシステムの運動方程式を考え、それらの運動方程式を最も簡単なシステムに還元してゆく事を目指す。具体的には、ヘビ型システムのモデル [109] として提案されている多リンク系をまず考える。なお、*C. elegans* などの超多自由度系であっても、その変形運動は2-3の少数自由度に還元される [161] 事が報告されている事を踏まえ、ここでは簡単のため図 6.1-(A) に示され、周期トルク $\tau(t) = g_\tau \sin(2\pi f_\tau t + t_0)$ によって駆動される2リンク系を考える。

図 6.1 に示されたロコモーターは剛体 B_1 および B_2 から成り、 B_2 は B_1 の配置されたモーターと結合している。 B_i (ここで i は剛体のインデックス) の質量を m_i ならびに慣性を J_i とする。また、 B_i の質量

中心を $\mathbf{X}_i = [x_i \ y_i]^T$ と定義する。また、 ϕ_i を B_i の絶対座標系 (world frame) における角度と定義する。 ϕ を特に B_2 の絶対座標系 (world frame) における角度であるとする。剛体 B_i は環境・地面から摩擦力 $\mathbf{f}_i = [f_{xi} \ f_{yi}]^T$ を受けるとする。

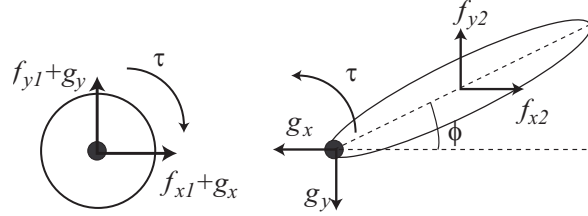


Fig. 6.2 剛体 B_1 と B_2 に働いている力の概念図。ここで、 f_{zi} は摩擦力であり、 g_z はジョイントを介して剛体を繋ぎとめている (未知の) 拘束力である。また、 τ はモータートルクである。なお、摩擦力 f_{zi} は剛体中心に作用すると仮定した。このため、摩擦力は剛体の回転運動には寄与しない。

なお、図 6.1-(B) の通りに、モーターを剛体 B_1 の中心に配置する事によって、 ϕ_1 に関するダイナミクスを他の変数から分離する事が可能であり、運動方程式の次元を落とす事が出来るため、ここでは、図 6.1-(B) の運動方程式を求める事から始める。

B_1 ならびに B_2 に働く力を図 6.2 に示す。 B_1 および B_2 の質量中心周りにおける回転運動は

$$J_1 \ddot{\phi}_1 = \tau, \tag{6.1a}$$

$$J_2 \ddot{\phi} = -\tau + c g_y - s g_x, \tag{6.1b}$$

によって表される。ここで $s = R \sin(\phi(t))$ 、 $c = R \cos(\phi(t))$ であり、 τ はモーターのトルクである。 g_z ($z = x$ もしくは y) は B_1 と B_2 を結合するための内部に働く未知の拘束力である。

B_1 の並進運動は f_{zi} を B_i に働く摩擦力として、

$$m_1 \ddot{x}_1(t) = f_{x1} + g_x, \tag{6.2a}$$

$$m_1 \ddot{y}_1(t) = f_{y1} + g_y, \tag{6.2b}$$

と表現される。同様に、 B_2 の並進運動は

$$m_2 \ddot{x}_2(t) = f_{x2} - g_x, \tag{6.3a}$$

$$m_2 \ddot{y}_2(t) = f_{y2} - g_y. \tag{6.3b}$$

によって記述される。なお、 f_{zi} は B_i の質量中心に働くと仮定しているため、 f_{zi} は B_i の回転運動には影響を与えない。

B_1, B_2 の運動は、更に、以下の幾何的な条件によって拘束を受ける。

$$x_2(t) = x_1(t) + c, \tag{6.4a}$$

$$y_2(t) = y_1(t) + s. \tag{6.4b}$$

式 6.4 の幾何拘束を微分する事によって、それぞれ 1 階, 2 階の微分拘束を得る:

$$\dot{x}_2(t) = \dot{x}_1(t) - s\dot{\phi}(t), \quad (6.5a)$$

$$\dot{y}_2(t) = \dot{y}_1(t) + c\dot{\phi}(t), \quad (6.5b)$$

$$\ddot{x}_2(t) = \ddot{x}_1(t) - c\dot{\phi}(t)^2 - s\ddot{\phi}(t), \quad (6.5c)$$

$$\ddot{y}_2(t) = \ddot{y}_1(t) - s\dot{\phi}(t)^2 + c\ddot{\phi}(t). \quad (6.5d)$$

ところで、 g_z は未知であるので、式 (6.5) を用いて式 (6.1) および (6.2) から g_z を除去する必要がある。式 (6.5) を式 (6.3) に代入して、

$$g_x = f_{x2} + m_2 c \dot{\phi}(t)^2 - m_2 \ddot{x}_1(t) + m_2 s \ddot{\phi}(t), \quad (6.6a)$$

$$g_y = f_{y2} + m_2 s \dot{\phi}(t)^2 - m_2 \ddot{y}_1(t) - m_2 c \ddot{\phi}(t), \quad (6.6b)$$

を得る。さらに、 $\ddot{x}_1(t)$, $\ddot{y}_1(t)$ を上記から取り除く事を考える。式 (6.6) を式 (6.2) に代入する事によって、また、 $m = m_1 + m_2$ として、

$$\ddot{x}_1(t) = \frac{f_{x1} + f_{x2} + m_2 c \dot{\phi}(t)^2 + m_2 s \ddot{\phi}(t)}{m}, \quad (6.7a)$$

$$\ddot{y}_1(t) = \frac{f_{y1} + f_{y2} + m_2 s \dot{\phi}(t)^2 - m_2 c \ddot{\phi}(t)}{m}, \quad (6.7b)$$

を得る。

ここで、式 (6.7) を式 (6.5) で与えられる幾何拘束に代入する事によって、

$$\ddot{x}_2(t) = \frac{f_{x1} + f_{x2} - m_1 c \dot{\phi}(t)^2 - m_1 s \ddot{\phi}(t)}{m}, \quad (6.8a)$$

$$\ddot{y}_2(t) = \frac{f_{y1} + f_{y2} - m_1 s \dot{\phi}(t)^2 + m_2 c \ddot{\phi}(t)}{m}. \quad (6.8b)$$

となるため、式 (6.7) を式 (6.6) に用いる事によって、

$$g_x = \frac{m_1 f_{x2} - m_2 f_{x1} + \hat{m} c \dot{\phi}(t)^2 + \hat{m} s \ddot{\phi}(t)}{m}, \quad (6.9a)$$

$$g_y = \frac{m_1 f_{y2} - m_2 f_{y1} + \hat{m} s \dot{\phi}(t)^2 - \hat{m} c \ddot{\phi}(t)}{m}, \quad (6.9b)$$

を得る事が出来る。ここで、 $\hat{m} = m_1 m_2$ である。さらに、式 (6.9) を式 (6.1) に代入する事によって、 x_1 の並進運動を以下の形式で記述する事が可能となる:

$$\ddot{\phi}(t) = \frac{-m\tau + (m_1 f_{y2} - m_2 f_{y1})c - (m_1 f_{x2} - m_2 f_{x1})s}{mJ_2 + \hat{m}R^2}. \quad (6.10a)$$

同様に、式 (6.9) ならびに (6.10) を式 (6.2) に代入する事によって、

$$m_1 \ddot{x}_1(t) = \hat{f}_{x1} - \frac{\hat{m}s(f_x s - f_y c + m\tau(t))}{m(J_2 m + \hat{m}R^2)} + \frac{\hat{m}c}{m} \dot{\phi}(t)^2, \quad (6.11a)$$

$$m_1 \ddot{y}_1(t) = \hat{f}_{y1} + \frac{\hat{m}c(f_x s - f_y c + m\tau(t))}{m(J_2 m + \hat{m}R^2)} + \frac{\hat{m}s}{m} \dot{\phi}(t)^2, \quad (6.11b)$$

を得る。ここで $\hat{f}_{z1} = f_{z1} + f_z/m$ であり、 $f_z = m_1 f_{z2} - m_2 f_{z1}$ である。なお、 (x_2, y_2) ならびにそれらの微分を計算するためには、式 6.5 を用いる。

式 (6.12) に示された連立微分方程式が図 6.1 に示されたシステムの運動方程式である。

$$\ddot{\phi}(t) = \frac{cf_y - sf_x - m\tau(t)}{J_2m + \hat{m}R^2}, \quad (6.12a)$$

$$m_1 \ddot{x}_1(t) = \hat{f}_{x1} - \frac{\hat{m}s(f_x s - f_y c + m\tau(t))}{m(J_2m + \hat{m}R^2)} + \frac{\hat{m}c}{m} \dot{\phi}(t)^2, \quad (6.12b)$$

$$m_1 \ddot{y}_1(t) = \hat{f}_{y1} + \frac{\hat{m}c(f_x s - f_y c + m\tau(t))}{m(J_2m + \hat{m}R^2)} + \frac{\hat{m}s}{m} \dot{\phi}(t)^2, \quad (6.12c)$$

6.2.1 拡散相の指標としての Mean squared displacement (MSD)

本章で扱う、拡散特性を特徴づけるために、平均二乗変位 (mean squared displacement, MSD) ならびにその時間発展の指数 α を以下の様に導入する:

$$\alpha(t) = \lim_{t' \rightarrow 0} \frac{\langle \log(d(t+t')^2) - \log(d(t)^2) \rangle}{\log(t+t') - \log(t)}, \quad (6.13)$$

ここで $X_i(t)$ は剛体 i の現在位置 $d(t)^2 = \sum_{i=1}^N d(t, t_i)^2$ 、 $d(t, t_i) = \|X_i(t+t_i) - X_i(t)\|$ である。カッコ $\langle \cdot \rangle$ はシミュレーショントライアルに対するアンサンブル平均であり、例えば本章では一貫して $N = 2 \times 10^6$ を用いる。つまり、単一シミュレーション内で $N = 2 \times 10^6$ 個の異なる時刻を選択しつつ、その時刻からの $t[s]$ 後の二乗変位を計算し平均を取る。さらに、その値を複数トライアルで平均化する方法を用いる。

ところで一般的に、指数 α は拡散運動の相を特徴付ける事が可能である。一般的な運動においては全てのタイムスケールで $\alpha = 2$ となる。また、通常確率的拡散においては、例えば Brown 運動は短いタイムスケール $t < 0.1$ などで $\alpha = 2$ を取り、 $t > 100$ などでは $\alpha = 1$ を取る。これは長いタイムスケールにおいては、微粒子がランダム運動ゆえに効率的に動けない事を意味している。さらに、Lèvy フライト類似の拡散においては、 α は非整数値となり、長いタイムスケールにおいて $1 < \alpha < 2$ となる。さらに、Subdiffusion ならびに超拡散のそれぞれ、長いタイムスケールにおいて $\alpha < 1$ 、 $\alpha > 1$ となる [119]。本章では拡散相の指標として MSD を用いる。

6.3 摩擦駆動ロボットにおける決定論的拡散運動: Machine diffusion

6.3.1 すべり摩擦下での拡散制御

すべり摩擦の近似

先に導出した摩擦駆動型 2 リンクモデルの運動方程式 (6.12) に関して、様々な摩擦条件での振る舞いを調べる。ここではまず、以下で表されるすべり動摩擦におけるシステムの挙動を調べる。

$$f_{zi}^* = -\mu m_i g (\text{sgn}(\dot{z}_i)), \quad (6.14)$$

ここで f_{zi}^* は動摩擦によりシステムに加わる力、 z は x または y 、 g は重力加速度、 μ は動摩擦係数、また、 $\text{sgn}(x)$ は符号関数である。式 6.14 で表される摩擦拘束条件における式 (6.12) の数値計算は時間刻み $50\mu\text{s}$

におけるオイラー法によって行う。ところで、すべり摩擦 f_{zi}^* は $z=0$ 周りで不連続点を含んでおり、 $z=0$ での値を厳密に求める事は非常に難しい。通常は、 z_i が非常に小さい場合、つまり、任意の閾値 θ を導入し、 $z_i < \theta$ の領域においては粘性摩擦を仮定し、 $f_{zi}^* = -\mu_v v$ と近似する事で対応するが、この場合、 θ の取り方によってシステムの振る舞いが大きく変化してしまう。例えば、 θ が大きすぎると1ステップごとに値が振動する jittering があらわれ、逆に θ が小さすぎると定常ドリフト成分のみが発現してしまう。この問題を解決するために、文献 [177] などで提案されている、数学的に導出された符号関数の近似式を用いて数値計算を行う事にする。これにより摩擦によって発生する外力 f_{zi}^* は以下のように近似される:

$$\dot{a}_{zi}(t) = \frac{\text{sat}\left(\frac{f_{zi}^*}{K}, a_{zi} + \beta z_i\right) - a_{zi}}{\beta}, \quad (6.15)$$

$$f_{zi} = K \text{sat}\left(\frac{f_{zi}^*}{K}, a_{zi} + \beta z_i\right), \quad (6.16)$$

ここで $|q| > p$ の場合は $\text{sat}(p, q) = pq/|q|$ であり、 $|q| \leq p$ の場合は $\text{sat}(p, q) = q$ である。つまり、上記の式によって、速度 $|z_i|$ が非常に小さい場合は f_{zi} は粘性摩擦になり $-z_i$ に比例し、また $|z_i|$ が大きい場合は通常の動摩擦 $-\text{sgn}(z_i)$ に自動的に切り替わる、いわば、動的な閾値 θ の更新式になっている。(ただし、この手法も、システムの挙動はある程度バネ係数 K ならびに粘性係数 β に依存しており、これらのパラメータの適切な調整が必要である)。

駆動トルクと周波数による拡散制御

図 6.3 に駆動トルクゲイン g_τ およびトルク周波数 f_τ に対する拡散相 α の変化、ならびにエージェントの典型的な軌跡と MSD プロファイルを示す。非常に驚くべきことに、摩擦駆動型の2リンクシステムはブラウン様運動、Lèvy flight 類似の拡散、バリステック拡散、超拡散など、全ての拡散相を生成する事が可能であり、さらに、それらの拡散相が g_τ と f_τ に強く依存している事が示されている。これらは、Nリンク系として近似可能な生物システムが、その運動拡散相をモーターのトルクゲイン、駆動周波数など、少数の運動パラメータによって変更可能である事を示唆するものである。

Machine diffusion の特徴と長期ゆらぎの調整

短いタイムスケールにおいて $\alpha = 2$ となる通常の確率的拡散とは異なり、Machine diffusion: 機械拡散の多くにおいては、短いタイムスケールにおいても $\alpha < 2$ となるが、これは並進運動速度ならびに角速度が図 6.4-(A-C) に示されている通りに振動するためである。このような、非常に周期性の強い速度プロファイルを有する拡散現象は従来の確率的な拡散現象では起こり得ず、従って、機械拡散に特有である事と言える。さらに、図 6.5 に示されている通り、並進速度の確率分布関数は、ブラウン様運動であっても Lèvy flight 類似の拡散であっても、またバリステック拡散においてもすらも、多くの場合において多峰性の分布となっており、幾つかのピークを有する。この点は従来報告されていた決定論的拡散にはない特徴である。

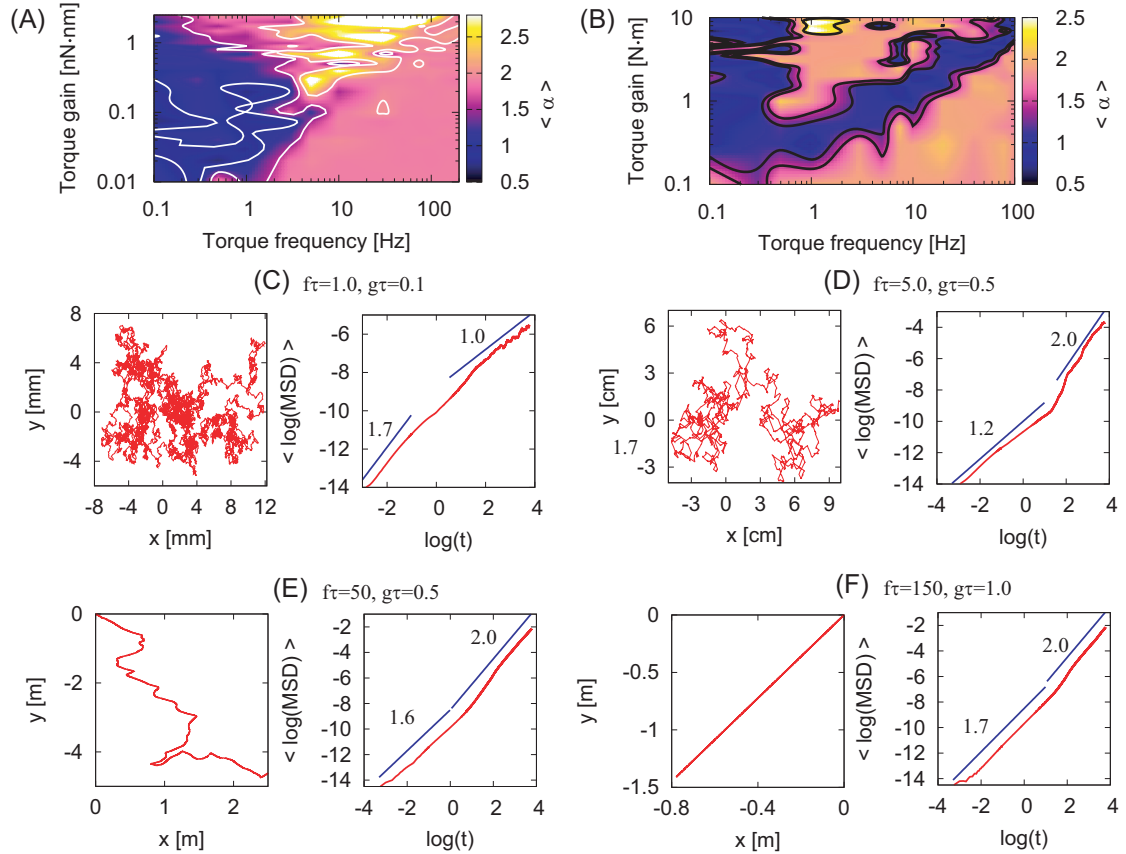


Fig. 6.3 (A, B) 異なる物理スケールで実装された 2 リンクシステムの、拡散指数 α のトルクゲイン g_τ ならびに駆動周波数 f_τ に対する変化: ここでは、 $h_i = 1/2r_i$ として、質量ならびに慣性をそれぞれ $m_1 = \pi\rho_1 r_1^2 h_1$ 、 $m_2 = 4/3\rho_2 \pi r_2 R h_2$ 、 $J_1 = 1/2 m_1 r_1^2$ 、 $J_2 = 1/5 m_2 (r_2^2 + R^2)$ によって計算した。(A) においては、 $r_1 = 10 [\mu\text{m}]$ 、 $r_2 = 8 [\mu\text{m}]$ 、 $R = 40 [\mu\text{m}]$ 、 $\rho_1 = 1.0 [\text{kg}/\text{m}^3]$ 、 $\rho_2 = 0.25 [\text{kg}/\text{m}^3]$ 、 $K = 20.0 \times 10^{-5} [\text{N m}]$ 、 $\beta = 0.8 \times 10^{-4} \text{ s}$ 、 $\mu = 0.3$ をパラメーターとして用いた。(B) においては $r_1 = 0.1 [\text{m}]$ 、 $r_2 = 0.08 [\text{m}]$ 、 $R = 0.4 [\text{m}]$ 、 $\rho_1 = 1.5 [\text{kg}/\text{m}^3]$ 、 $\rho_2 = 375 [\text{g}/\text{m}^3]$ 、 $K = 4000 [\text{Nm}]$ 、 $\beta = 2.5 \times 10^{-3} \text{ s}$ 、 $\mu = 0.5$ をパラメーターとして用いた。 $6 \times 10^6 \text{ s}$ の区間、40s 毎にサンプリングした典型的な (x_1, y_1) の軌跡ならびに平均二乗変位 (MSD) プロファイルを (C)–(F) に示す: (C) ブラウン様拡散; (D) Lévy flight 類似拡散; (E) 異常超拡散; (F) 定常ドリフト運動、である。(A, B) における α の分布、ならびに、(C–F) における MSD プロファイルは、初期時刻 t_0 を乱数とした 20 回分のシミュレーションを平均する事によって得られたものである。なお、(A, B) に示された α の値は、最小二乗法によって、 bt^α を $\log(t) = 2\text{--}4$ の区間において $\langle d(t)^2 \rangle$ に対してフィッティングする事によって求めた。

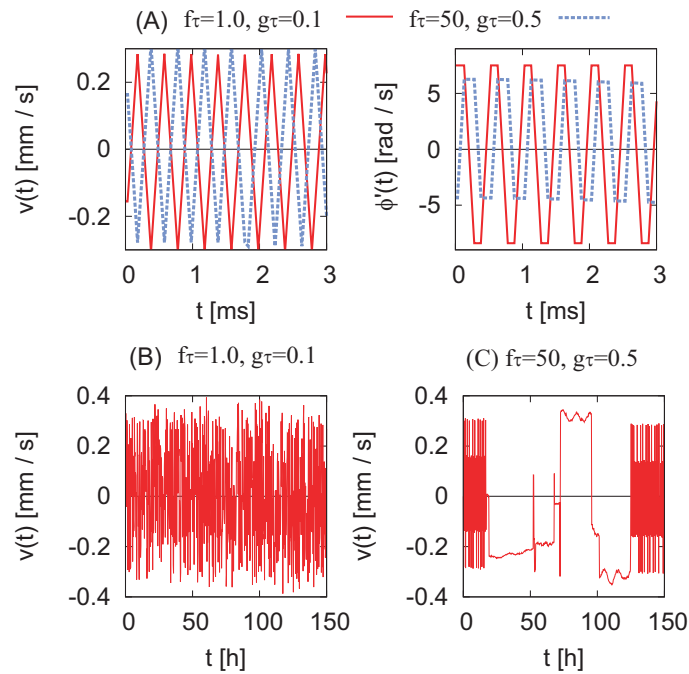


Fig. 6.4 (A) ブラウン様運動 ($f_\tau = 1.0, g_\tau = 0.1$) ならびに Lévy flight 様拡散 ($f_\tau = 50, g_\tau = 0.5$) における並進速度 $v(t) = \dot{x}_1(t)$ ならびに角速度 $\phi'(t)$ の時系列。(B, C) 768s 毎にサンプリングした、 $v(t)$ の長時間発展のグラフ: Lévy flight 様異常拡散においては、数時間～数十時間に渡る間欠的な位相シフトが観察される。

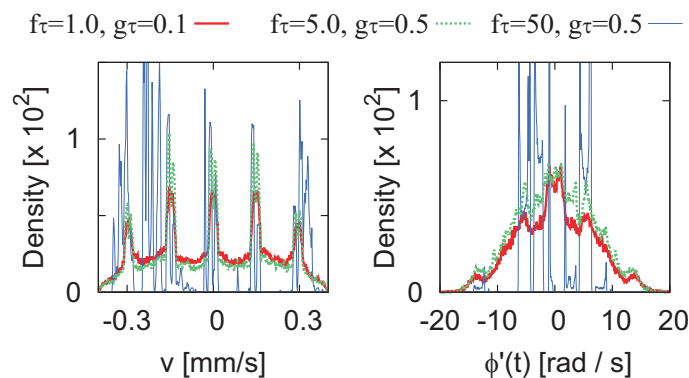


Fig. 6.5 並進速度 $\dot{x}_1(t)$ ならびに角速度 $\phi(t)$ の密度分布関数: 多数の拡散相において、並進速度ならびに角速度はこのような多峰性の分布となる。

6.3.2 非ニュートン流体中での決定論的拡散

非常に興味深い事に、ニュートン流体中における粘性摩擦 $f_{zi} \propto -\mu_f \dot{z}_i$ においては、式 (6.12) は拡散現象を示さず、定常ドリフト運動のみを引き起こし、したがって、全てのパラメーターにおいて $\alpha = 2$ となる (グラフはトリビアルであるため割愛する)。しかしながら、流体中であって拡散運動を生成する事は可能であり、ビンガン様流体における摩擦力では多様な拡散運動を生成・制御可能であり、この場合の摩擦は以下のように表される:

$$f_{zi}^* = -\pi r_i h_i (f_0 + \mu_b |\dot{z}_i|) \text{sgn}(\dot{z}_i), \quad (6.17)$$

ここで f_0 は降伏応力であり、本論文では $f_0 = 0.01$ [Pa] とした。また、 μ_b は粘性係数であり $\mu_b = 3.0 \times 10^{-3}$ [Pa·s] を用いた。その他のパラメーターは図 6.3-(A) で用いたものと同じである。非ニュートン流体中にお

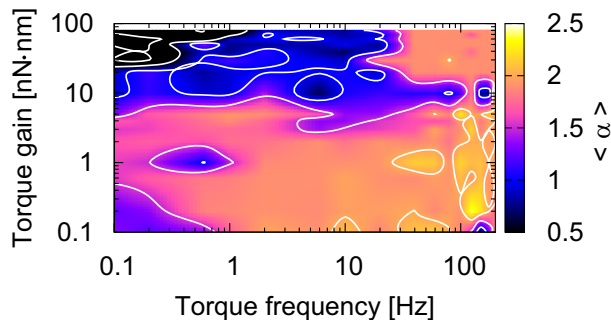


Fig. 6.6 非ニュートン流体中の機械拡散における拡散指数 α のトルクゲイン g_τ ならびに周波数 f_τ の変化

ける拡散指数 α を g_τ と f_τ の関数としてプロットしたものを図 6.6 に示す。図 6.3 と同様に、ブラウン様運動、Lévy flight 類似の異常拡散、さらにはバリスティック運動が確認される。

6.4 摩擦駆動ノンホロノミックシステムの簡易モデル化と秩序創発

式 (6.12) で表される運動方程式は非常に複雑であり、そのままでは理論的な解析する事が不可能である。しかしながら、幾つかの特殊な仮定を置くことによって非常に簡単な連立微分方程式に帰着させる事が可能である。本節では次の仮定によって式 (6.12) の簡約化を行う

Assumption 1 剛体 B_1 と B_2 は逆方向に運動する (同時に同方向にスリップしない)

Assumption 2 B_1 と B_2 は等価であり、全く同じ形状・質量などのパラメーターを有する。つまり、 $m_i = m$, $J_i = J$, $r_i = r$, $R = Lr$, and $\mu_i = \mu$ である

Assumption 3 仮定 1, 2 によって、 B_1 と B_2 に働く摩擦力は互いに逆向きであり、等しい力を受ける。つまり $f_{z2} = -f_{z1}$ である

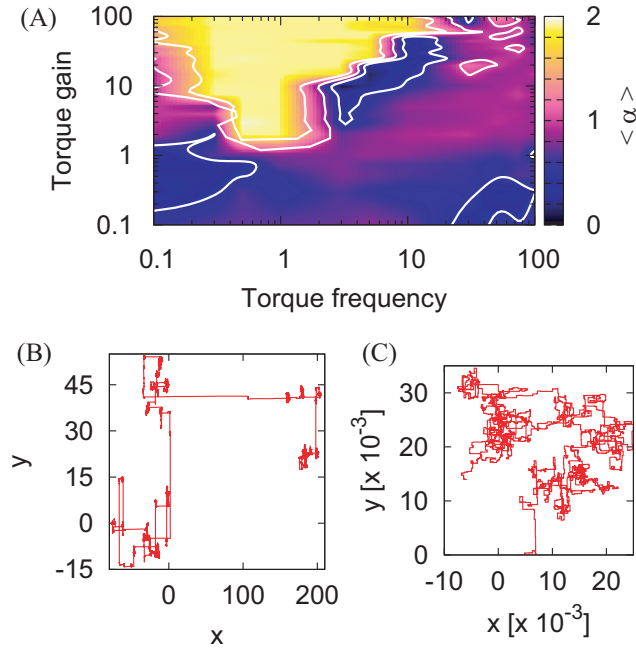


Fig. 6.7 (A) トルクゲイン g_τ と周波数 f_τ に対する拡散指数 α の変化。(B, C) 拡散の軌跡におけるパターンフォーメーション。数値計算は式 (6.19) において $Q = 0$ とした上で、時間刻み 5 ms のオイラー法によって行った。この際、 $\text{sgn}(\dot{z})$ の近似は行わず、純粋にオイラー法によって数値計算を行った。なお、このため、時間刻みを小さくする事によって計算結果が大きく事なる事に注意されたい。パラメータは (A) については $A = 2, C = 2, G = 1$ であり、(B, C) については $A = 2, C = 2, G = 2, f_\tau = 2, g_\tau = 2$ を用いた。なお、(C) については、 $\dot{\phi}(t) = -C \int \tau(t) dt + \xi(t)$ によって $\phi(t)$ の数値計算を行った。

これらの仮定によって、式 (6.14) であらわされる動摩擦によって駆動されるリンクシステムの運動方程式 (6.12) は以下の形式に還元される：

$$\ddot{x}(t) = -A \sin(\phi) T(t) + Q \cos(\phi) \dot{\phi}(t)^2, \quad (6.18a)$$

$$\ddot{y}(t) = A \cos(\phi) T(t) + Q \sin(\phi) \dot{\phi}(t)^2, \quad (6.18b)$$

$$\ddot{\phi}(t) = -CT(t), \quad (6.18c)$$

$$T(t) = \tau(t) + GS(\dot{y}) \cos(\phi) - GS(\dot{x}) \sin(\phi), \quad (6.18d)$$

ここで、 $S(x) = -\text{sgn}(x)$ であり、 A, C, G, Q は全て L, r, μ, J, m に依存したパラメータである。

ところで、 Q は全ての場合において非常に小さい (10^{-6} 程度) ため、 $Q \approx 0$ と近似可能である。これらにより、結局、摩擦駆動によるノンホロノミックシステムの運動方程式は以下の式に還元される。

$$\ddot{x}(t) = -A \sin(\phi) T(t), \quad (6.19a)$$

$$\ddot{y}(t) = A \cos(\phi) T(t), \quad (6.19b)$$

$$\ddot{\phi}(t) = -CT(t), \quad (6.19c)$$

$$T(t) = \tau(t) + GS(\dot{y}) \cos(\phi) - GS(\dot{x}) \sin(\phi). \quad (6.19d)$$

実際、図 6.7-(A) に示される通り、式 (6.19) で表されるシステムは様々な機械拡散を生成するための最小要素である。しかしながら、図 6.3 ならびに 6.6 に示された元々のシステムの挙動とは若干異なる振る舞

いが発生しており、特に、高周波トルクならびに低いトルクゲインによってブラウン様運動と subdiffusion が発生している点は元のシステムと大きく異なる点である。

非常に興味深い事に、いくつかのパラメーターは拡散の軌跡におけるパターン形成、特に、二つの直交軸に沿った長距離移動などの秩序形成を観察する事が出来る (図 6.7-(B)). 類似のパターン形成は $GS(y) \cos \phi - GS(x) \sin \phi$ がガウシアンノイズであるという、非常に強い仮定を置く事によっても得る事が出来る。なお具体的には、 $\phi(t)$ の微分方程式を

$$\dot{\phi}(t) = -Cg_{\tau} \cos(2\pi f_{\tau}(t - t_d)) + \xi(t), \quad (6.20)$$

と仮定する。ここで $\xi(t)$ はガウシアンノイズであり、 t_d は位相遅れであり、 $t_d = 0.1$ である。この強い仮定によって得られた拡散運動における軌道を図 6.7-(C) に示す。

これらのパターン形成運動については更なる解析が必要であるが、機械拡散におけるパターン形成は式 (6.19a) ならびに (6.19b) で記述されるダイナミクスが決定論的なノイズを含む ϕ によって駆動される事によって生成される事は明らかである。

6.4.1 摩擦駆動型ノンホロノミックシステムにおける決定論的ゆらぎ：まとめ

以上、摩擦駆動型ノンホロノミックシステムにおける決定論的ゆらぎの数値解析を行った。この過程で、通常拡散や異常拡散などの拡散相が入力トルク、入力周波数、摩擦係数、などの変数に依存して決定されている事を示した。

近年、身体形状が変形する生体システムの運動においてノイズの助けを借りる事なく運動ゆらぎが発生する事が幾つかの数値計算を用いた研究によって示されている [132, 128]。本研究では、変形する身体システムを有する生物の多くは少数のリンクシステムによって近似可能であると仮定し、リンクシステムが非線形摩擦によって運動を生成する場合には決定論的拡散が起こる事、ならびに、拡散相はトルクゲインや周波数、摩擦係数など、システムのエネルギー状態によって調整可能である事を示した。

一方で、システムの理論的解析を行った。回転運動における運動方程式:

$$\ddot{\phi}(t) = -C(\tau(t) + GS(y) \cos(\phi) - GS(x) \sin(\phi)), \quad (6.21)$$

に見られる $\ddot{\phi} = F(\phi) + g \sin(2\pi f t)$ という形式は従来報告されていた位相拡散: $\ddot{\theta} + Q\dot{\theta} + \sin(\theta) = A \sin(\Omega t)$ の形式と強い類似性を持つように思われる。しかしながら、位相拡散における拡散相の有無は $Q\dot{\theta}$ によって支配される [9] のに対し、本システムにおいては $\dot{\theta}$ の項は全く影響を与えないため、従来の位相拡散とは全く異なるシステムとなっている。

摩擦駆動型ノンホロノミックシステムにおける決定論的ゆらぎは、回転運動と併進運動がカップリングしない限り生成され得ない事、つまり、回転運動と摩擦を受ける併進運動が式 (6.19) の通りにカップリングをして初めて生成されうる事を示した。このカップリングは魚や幼虫、ヘビ等、極めて多くの生物身体システムに観察される性質であり、多くの生物身体システムの動作生成におけるゆらぎ原理となっている可能性が強い。

ところで、システムのエネルギーは、大まかには駆動トルクの時間積分 $\int_0^T \tau(t) dt = g_{\tau} (\sin(2\pi f_{\tau} T))^2 / (f_{\tau} \pi)$ と比例している。つまり、 f_{τ} が小さいほど、また、 g_{τ} が大きいほど、エネルギーは大きい (図 6.8 のエネルギー図を参照)。つまり、拡散相は運動エネルギーと相関を有しており、エネルギー状態が高いほどブ

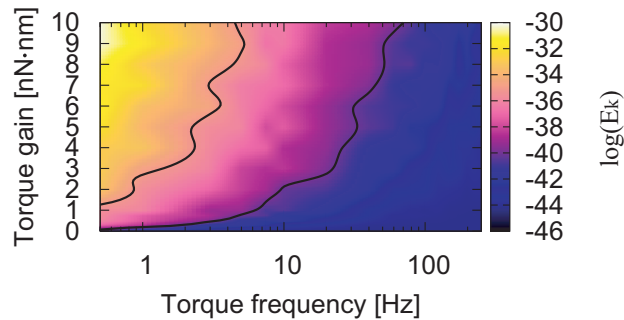


Fig. 6.8 摩擦駆動型ロボットの運動エネルギー E_k の g_τ ならびに f_τ に対するログプロット: 運動エネルギーの数値計算は $r_1 = 10 [\mu\text{m}]$, $R = 20 [\mu\text{m}]$, $m_1 = 1.57 [\text{ng}]$, $m_2 = 1.05 [\text{ng}]$, $J_1 = 7.85 \times 10^{-2} [\mu\text{g} \cdot \mu\text{m}^2]$, $J_2 = 0.508 [\mu\text{g} \cdot \mu\text{m}^2]$, $K = 5.0 \times 10^{-5} [\text{N m}]$, $\beta = 1.4 \times 10^{-4} \text{ s}$, $\mu_1 = \mu_2 = 0.1$ によって得られた。大まかには f_τ が小さいほどエネルギーは大きく、 g_τ が大きいほどエネルギーは大きい。図 6.3 と比較すると、エネルギー状態が高いほどブラウン運動に近づく事が分かる。

ラウン運動類似の運動になり、エネルギー状態が少ないほど異常拡散ないしバリスティック拡散になる事が分かる。非常に興味深い事に、回遊魚の行動-環境のエサが豊富であればブラウン様運動になり、餌が少なければ Lévy フライト様になる [78] 事が知られている-とのアナロジーを考える事が可能であるように思われる。つまり、環境のエサが豊富であり系のエネルギー状態が高ければブラウン様運動になり、餌が少なく系のエネルギー状態が低ければ Lévy フライト様になると解釈する事が可能であるように思われる。

6.5 The simplest walker モデルにおける決定論的ゆらぎ

6.5.1 研究の動機

本章では、生体における運動・行動ゆらぎの原理として、環境と身体運動系の相互作用レベルにおいて発生する決定論的ゆらぎについて、まずは簡単な 2 リンク系システムの解析を行い、摩擦に非線形性がある場合、かつ、回転運動と併進運動がカップリングしている場合には、決定論的拡散が起こりえる事を示した。

ところで、脚を用いた歩行運動などの、摩擦によるすべりが無視できるほど極めて小さい環境-身体運動系においては、この摩擦に基づく原理は適応できず、従って、別途検討する必要がある。これを踏まえ、本節では 2 脚歩行運動のダイナミカルシステムである、The simplest passive walker モデルを用いて、決定論的な拡散が起こりえるか、起こるとするならばどのような原理によって生成されているか、等を検討する。

6.5.2 The simplest walker モデル

本論文では、Passive walker のモデルとして Garcia らによって提案された The simplest passive walker[60] を用いる。なお、運動方程式は支持脚の角度を θ 、支持脚から遊脚の角度を ϕ として

$$\ddot{\theta}(t) = \sin(\theta - \gamma), \quad (6.22a)$$

$$\ddot{\phi}(t) = \theta^2 \sin(\phi) - \cos(\theta - \gamma) \sin(\phi) + \sin(\theta - \gamma), \quad (6.22b)$$

となっている。さらに、遊脚が地面と接触した瞬間に、遊脚と支持脚が運動量を保存しつつ入れ替わる事を仮定している:

$$\theta = -\theta, \quad (6.23a)$$

$$\phi = -2\theta, \quad (6.23b)$$

$$\dot{\theta} = \cos(2\theta) \dot{\theta}, \quad (6.23c)$$

$$\dot{\phi} = \cos(2\theta) (1 - \cos(2\theta)) \dot{\theta}. \quad (6.23d)$$

なお、遊脚と地面との接触条件は以下の式で表される。

$$\phi(t) - 2\theta(t) = 0 \quad (6.24a)$$

実際の数値計算においては、 $\phi(t) - 2\theta(t)$ の符号変化によって遊脚の地面との接触の検出を行う。ところで、The simplest passive walker が発散しないためには初期値が安定解の引き込み領域内に設定されている必要がある。これに関して、文献 [60] の解析結果に従い、

$$\theta(0) = 0.970956\gamma^{1/3} - 0.270837\gamma, \quad (6.25)$$

と設定し、さらに、 $\dot{\theta}(0)$ に関しては手動で初期値の設定を行った。また、 $\dot{\phi}(0)$ に関しては式 (6.24) によって計算を行った。

6.5.3 Stride-to-stride interval のゆらぎ

The simplest passive walker においては、 $\gamma < 0.015$ で 1 周期歩行に、 $0.015 < \gamma < 0.0175$ 前後の領域で 2 周期歩行に、 $0.018 < \gamma < 0.019$ 前後の領域でカオス周期歩行になる。ここでは、時間刻みを $\Delta t = 10^{-5}$ [s] として The simplest passive walker の数値シミュレーションを行い、それぞれのパラメータ領域における歩幅の分布関数がどのような形状になるか、検証を行った。

結果として、図 6.9 に歩幅の分布関数を示す。安定した 1 周期歩行である事が報告されていた $\gamma = 0.015$ において、ガウス分布に類似した歩幅ゆらぎが得られた。さらに、カオス的な歩行周期を有する $\gamma = 0.185$ においては、2 つの異なるピークを有する多峰性の分布となった。なお、安定した 1 周期歩行である $\gamma = 0.01$ においても、ガウシアン分布に近いゆらぎが観測された。これが数値計算の誤差、特に、遊脚の接触判定のアルゴリズムに起因した誤差であるのか、それともダイナミクスにおいて本質的なゆらぎであるのか、これらの判定は非常に困難である。特に、図 6.9-(A) にみられる非常に狭いゆらぎ分布は、その分散がシミュレーションの時間刻み $\Delta t = 10^{-5}$ の高々 2 倍程度であるため、遊脚と地面との接触条件判定

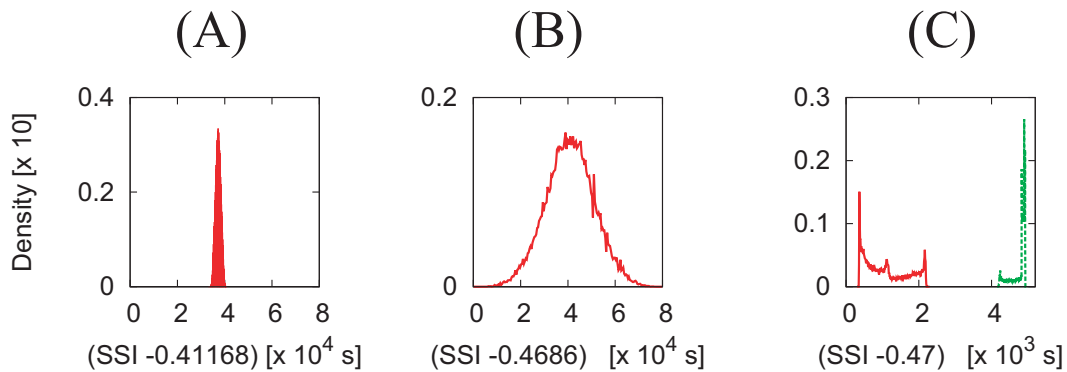


Fig. 6.9 (A) $\gamma = 0.1$; (B) $\gamma = 0.15$; (C) $\gamma = 0.185$ における Stride-to-stride interval の分布: γ に依存して、つまり、環境から受けるエネルギー供給量に依存して、ゆらぎ分布の形状が変化している事が分かる。(A) においては、分布の分散が 2×10^{-5} 程度であるので、数値シミュレーションの時間刻み $\Delta t = 10^{-5}$ に由来している誤差である可能性が強い。しかしながら、(B) においては時間刻みの 10 倍程度の分散を有し、さらに、(C) においては 100 倍程度の分散になっているため、これはダイナミクスに由来して発生したゆらぎである事が推測される。また、(C) においてはそもそも歩行のダイナミクスがカオスになるパラメーターが用いられているため、歩行軌道の拡大と収縮に起因して歩幅ゆらぎが生成されている事が推測される。

において発生した数値計算誤差である可能性が非常に強い。しかしながら、図 6.9-(C) の分布は非常に大きい分散を有しており、これに関しては、ダイナミクスにおけるカオスによって発生した軌道の拡大と収縮に依存してゆらぎが発生している事が強く推測される。

なお、Passive walker が環境から受けるエネルギーは γ に依存しており、この意味で、2 脚受動歩行におけるゆらぎ分布もまた、エネルギー状態に依存して拡散相が決定されている事が分かる。

6.6 まとめ

6.6.1 運動における決定論的ゆらぎと調整原理

本章においては、生物における運動・行動ゆらぎを神経系レベルにおけるゆらぎに帰着させる還元論的アプローチではなく、身体運動系-環境との相互作用ダイナミクスに帰着させる事によって説明する事を試みた。具体的には、生物の身体運動として、(ヘビや魚などの) 摩擦駆動型、(人や哺乳類などの) 脚歩行の数理モデルを用いて実験を行い、いずれのモデルにおいても、決定論的にゆらぎが発生し、かつ、その運動パターンは、運動ダイナミクスの非線形性に起因して通常拡散-異常拡散等を生成しうる事を示し、また、身体運動における決定論的拡散パターンの遷移は駆動トルク・駆動周波数・摩擦係数などで調整されるシステムのエネルギーに依存している事を示した。つまり、身体運動と環境とのエネルギー状態を調整する事によって運動における拡散相を切り替え可能である事を示した。

6.6.2 異なる身体形状による摩擦駆動ロボットの実装

本章において導出された2リンク摩擦駆動型のモデルはヘビ型・イモムシ型・魚型の他に、多様な身体形状を有するシステムに適応可能である。特に、式(6.12)において、 $f_{22} = 0$ であっても、つまり、 $\mu_2 = 0$ においても様々な決定論的拡散パターンを生成可能であるため、これにより、図6.10-(A, B)のようなロボットを構築する事が可能であり、様々な運動を実現する事が可能である[179]。例えば、図6.10-(A)において、PhysXを用いた動力学計算において剛体 B_2 を周期的に f Hzで速度制御した場合、 $f = 1$ Hzにおいて図6.10-(C)に示されるバリスティック軌道、 $f = 2$ Hzで図6.10-(D)に示されるブラウン様運動を生成可能であった。式(6.12)の振る舞いとは異なり、高い周波数で決定論的拡散が生成され、低い周波数で定常運動が発生するが、これは、PhysXにおいて速度制御を行っているため、2 Hzで駆動した場合の方が大きなトルクが発生しているため、と考えられる。

6.6.3 長期運動ゆらぎの生成と行動ゆらぎの関連性

驚くべき事に、摩擦駆動型システムの異常拡散運動における、長距離移動と一か所での停滞の切り替わりは、数十時間単位で切り替わっており、人や動物の行動における長距離移動・休止等と類似のタイムスケールを有している。直接的な因果関係を示す事は現状不可能であるが、人の行動ゆらぎは、環境-身体運動系の相互作用ダイナミクスにおける決定論的拡散、特に、異常拡散にルーツを持つ可能性があるようにも思われる。これは、従来の還元論的に脳のゆらぎやベイジアン的な確率的情報処理に帰着させるアプローチ[147, 110]とは全く異なり、身体運動・行動において発生する環境と運動、環境と行動との相互作用レベルにおける決定論的なダイナミクスの特性に帰着させるアプローチであり、行動ゆらぎの幕

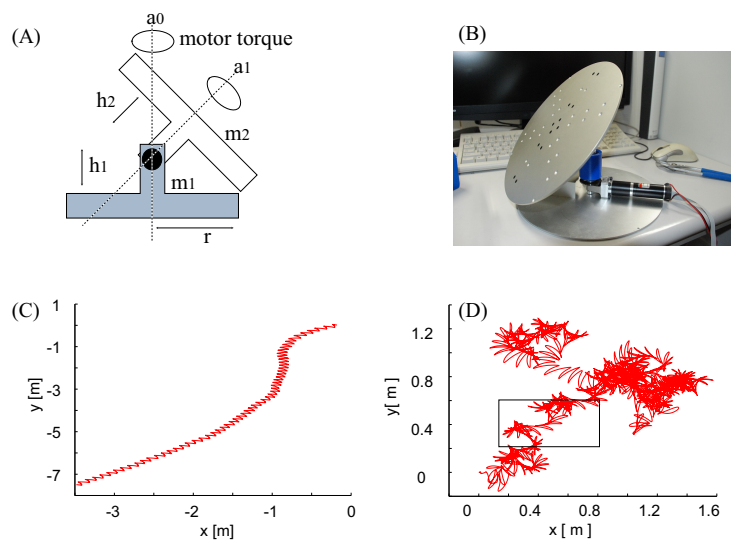


Fig. 6.10 運動方程式(6.12)における $f_{22} = 0$ に相当するロボットモデル(A)ならびにその実装(B)。(A)をPhysXを用いて f Hzの周期トルクを加えつつ動力学計算したところ、 $f = 1$ Hzによってバリスティック拡散(C)、 $f = 2$ Hzによってブラウン様運動(D)を生成可能であった。

側が、身体システムと環境との相互作用ダイナミクスに依存して発生している事を強く示唆するものである。

6.6.4 環境の情動価と Mood と系のエネルギーの関係性

回遊魚の行動パターンは、餌が豊富である場合、つまり、環境が魚にとって強い快の情動価値を有する場合にはブラウン運動になり、餌がまばらである場合、つまり、環境が魚にとって弱い快、あるいは不快の情動価値を有する場合にはレヴィフライトになる事が知られている [78]。この例の場合においては、餌の豊富さはつまり魚の身体運動システムにおける利用可能エネルギーと解釈する事が可能であり、従って、(魚に感情や Mood があるとすれば)、

$$\text{環境の情動価値} \propto \text{Mood (気分)} \propto \text{エネルギー} \propto \text{行動ゆらぎ相} \quad (6.26)$$

の関係性が成立する。この考えは、生物実験等で改めて確認される必要があるが、しかしながら、従来、「長期的な情動変化のパターン」 [32] としてのみ定義されていた Mood・気分が、システムのエネルギーの観点から定義可能であるのならば、新しい情動研究の展望が広がる事が期待される。

第7章

決定論的ゆらぎを用いた感覚情報処理の構成論

7.1 はじめに

生体の行動は気分・痛みなどの情動によって、活動量におけるゆらぎ分布が変化し、結果として行動パターンが数時間～数十時間のタイムスケールにおいて変化する事が知られている [144, 136, 125, 87]。ところで、6章においては決定論的な身体運動システムにおいて、系のエネルギーと拡散相が関係する事を示し、ブラウン運動類似の通常拡散相においては移動と停止を数 ms～数 s で繰り返し、また、異常拡散相においてはブラウン運動と長距離移動の運動パターンを間欠的に切り替える。つまり、ブラウン運動類似の拡散にせよ、異常拡散にせよ、決定論的拡散においては、ある意味での行動パターンが数 s～数時間単位で切り替わりうる事を示した。本章では、自身のこのような行動ゆらぎ（長いタイムスケールでの運動ゆらぎ）が自身の感覚情報処理にどのような影響を及ぼしうるか、6章で扱った決定論的ゆらぎを生成するシステムを用いて検証を行う。この際、本章では自身の運動の予測タスクを扱い、また、前章までで扱った二乗予測誤差、共分散、相関係数などを予測指標として用いる。

なお本章では簡単のため、自身の運動予測タスクを扱うが、決定論的ゆらぎを伴う自身の身体運動によって環境中のオブジェクトに働きかける場合のオブジェクトの予測タスクと本質的には等価なタスクである（ただし、予測学習すべき関数の複雑性が異なる）。

なお、本章の実験により、決定論的拡散運動の拡散相 α に依存して、自身の運動予測指標ある種の **Sense of agency** [54, 166] が変化する事を示す。さらに、この予測指標の変化が、運動パターン自体に内在する情報理論的構造によってもたらされている可能性を、**Recurrence Quantification Analysis** によって複雑性を定量化しつつ議論する。また、3章で議論した通り、予測誤差指標は情動の大きな要因である事を踏まえ、自身の運動・行動相が予測誤差のバイアスとなっており、つまり、運動・行動相の変化によって情動を調整可能である事を議論する。

7.1.1 決定論的ゆらぎによる秩序創発現象とノイズによる秩序創発現象の違い

図 6.4, 6.5 に示された通り、本章で扱うゆらぎは 6 章で紹介したエージェントの速度ゆらぎであり、数 ms の強い周期成分を持ちつつも、数 s~数 h でその位相はランダム化される。また、特に異常拡散相においてはその揺らぎ方自体が数 h で間欠的に大きく変化する特徴を持つ。これらの特徴のため、本章で実証するゆらぎによる秩序創発現象は 4-5 章で示したガウシアンノイズ・ローレンツスペクトル型の、ある種の定常・非平衡状態であるノイズによる秩序創発現象とは大きく異なり、従って統計力学的な理論解析を当てはめる事は困難である。このため本章では、決定論的ゆらぎがエージェントの情報処理プロセスに与える影響をロボットシミュレーションを用いた実験を通し、検証してゆくアプローチを取る。

7.2 運動ゆらぎの拡散相と運動予測の関連性

本章では 7 章で扱った決定論的ゆらぎを生成する摩擦駆動型のロボットを用いる。予測タスクを行う神経系としては ctRNN を用いる。ctRNN へ入力されるセンサ情報は以下のものを扱う：

$$s(t) = (\cos(\phi_L), \dot{x}_1, \dot{x}_2, y_1, y_2, \phi_L)(t). \quad (7.1)$$

ここで ϕ_L はエージェントの B_2 の絶対座標系における角度にローパスフィルタをかけたものである。ctRNN のタスクとして、50 ms 後のセンサ情報: $s(t + \tau)$ 、ただし $\tau = 50 \times 10^{-3}$ [s] を予測するタスクを選択した。本章で扱う摩擦駆動型ロボットのパラメーターと拡散相分布を図 7.1-(A) に示す (本章で扱うパラメーターは 6 章で扱ったパラメーターと異なる)。

ctRNN を用いて十分に学習した後の、二乗予測誤差平均 $e = \frac{1}{2T} \int_0^T (y(t + \Delta t K) - y_p(t))^2 dt$ ならびに予測精度 $I = -\frac{1}{2} \log(1 - \rho^2)$ を図 7.1-(B,C) に示す。なお、 ρ は予測時系列と実際の値の相関係数である。ここでは、微小変化をより強調するために相互情報量の近似値である $-\frac{1}{2} \log(1 - \rho^2)$ を用いた。予測誤差、予測精度、いずれの場合も、拡散相 α の値とある程度の関係性を有している事が示されている。なお、これらの傾向は ctRNN を学習する際に用いたトルクゲイン・周波数などのパラメーターにほとんど依存しない。このため、これらの予測タスクにおける評価指標の変化は、運動時系列自体が有している情報理論的構造・複雑性に由来していると考えられる。

7.3 拡散相ならびに予測指標の Recurrence Quantification Analysis (RQA)

Recurrence Quantification Analysis (RQA) によって運動時系列の情報理論的構造・複雑性を解析し、拡散相・予測誤差・予測精度などとの対応を取る事を考える。ここでは、姿勢ゆらぎの RQA における Recurrence と Determinism が情動ストレス状態と相関を有している [36] との知見に基づき、主に Recurrence rate と Determinism を RQA の指標として用いる。Recurrence(RR) ならびに Determinism (DET) の計算には [113, 114] で公開されているソフトウェアを用いた。ここで、RR は周期性に関する指標であり、DET は決定論性に関する指標であり、予測可能性を表している (DET はホワイトノイズに対し

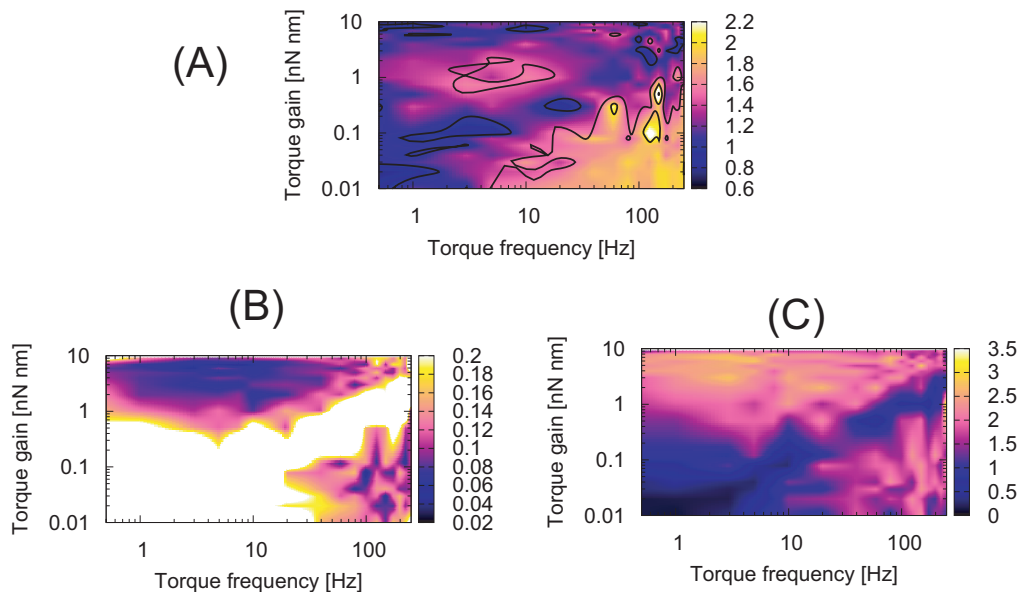


Fig. 7.1 6章における摩擦駆動モデルにおける拡散指数 α をトルクゲイン g_r ならびに周波数 f_r の関数としてプロットしたもの (A); ctRNN で充分学習した後の二乗予測誤差平均 (B); ならびに予測精度 $I = -\frac{1}{2} \log(1 - \rho^2)$ (C)。数値計算に用いたパラメータは $r_1 = 10 [\mu\text{m}]$, $R = 20 [\mu\text{m}]$, $m_1 = 1.57 [\text{ng}]$, $m_2 = 1.05 [\text{ng}]$, $J_1 = 7.85 \times 10^{-2} [\mu\text{g} \cdot \mu\text{m}^2]$, $J_2 = 0.508 [\mu\text{g} \cdot \mu\text{m}^2]$, $K = 5.0 \times 10^{-5} [\text{N m}]$, $\beta = 1.4 \times 10^{-4} \text{ s}$, $\mu = 0.1$ である。本章では主にこのパラメータセットで実験を行う

では非常に小さい値を取る)。解析の結果を図 7.2–7.3 に示す。 e 、 Cov 、 ρ いずれの指標においても、RR ならびに DET の増大によって予測性能が向上している事が示されている。つまり、周期的な入力によって発生する決定論的な運動ゆらぎにおいては、運動時系列の構造として予測可能性が埋め込まれており、ctRNN の予測タスクにおける評価指標として用いた e 、 Cov 、 ρ のいずれも、この運動時系列の構造を反映していると考えられる。

7.3.1 行動ゆらぎ・予測・情動の関連性

以上より大まかには、ブラウン様運動時および Subdiffusion 時には自身の運動に関する予測性能は低下し、逆に、Lévy フライト類似の異常拡散ならびに定常運動時には予測性能は向上する。

3章で論じたとおり、予測誤差が情動を誘発する要因となるのであれば、ブラウン様運動ならびに Subdiffusion 運動は自身の情動を誘発しやすい構造を有しており、逆に、異常拡散ならびに定常運動は情動を抑えやすい情報構造を有していると考えられる事が可能である。

一方で、運動の帰結の予測は Sense of agency に関わる事が知られており [54, 166]、同時に、負の情動は随意運動における Sense of agency を弱める事が知られている事が報告されている [183]。(痛みなどを含む) 負の情動によって運動・行動のランダム性が高まり、ブラウン様運動ないし行動に近づく場合、本章で示した予測指標の低下が起これ、Sense of agency が弱まると共に、一層、情動を誘発しやすい状態が生成される可能性がある。

ところで、本章で扱ったタスクは自身の運動によってもたらされる自身の状態変化に関する予測である

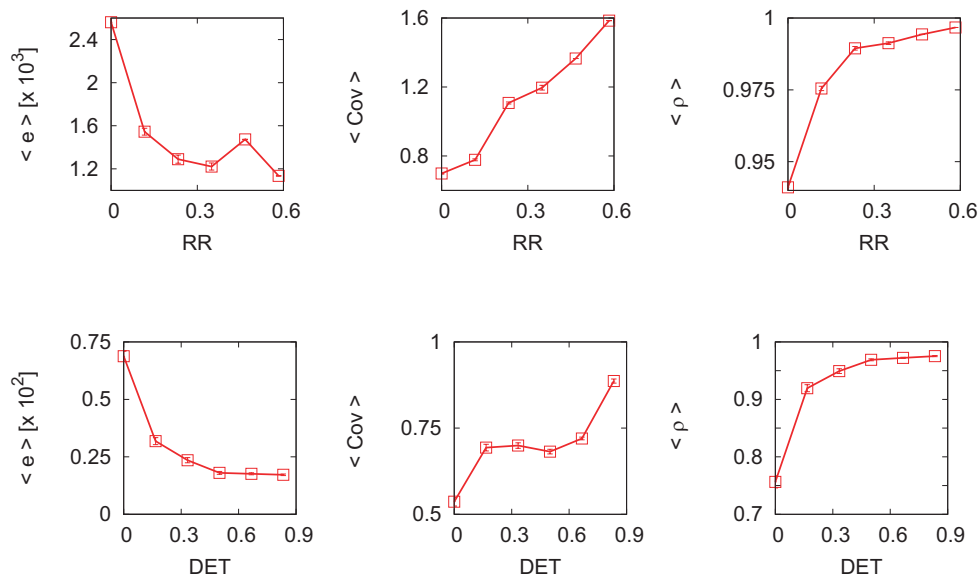


Fig. 7.2 運動予測タスクにおける二乗予測誤差 e 、共分散 Cov 、相関係数 ρ を RR ならびに DET の関数として描画したもの。RR の増大により、 e, Cov, ρ いずれの指標においても、予測性能は上昇している傾向があり (e は減少、 Cov ならびに ρ は増大)、同様に DET の増大によっても予測性能は上昇している事が示されている。なおいずれのグラフにおいても、エラーバーは標準誤差を表す。

ため、生体においては低位の運動制御システムに対応する。より深く情動・行動ゆらぎ・予測タスクとの関連性を調査するためには、高次の認知機能モデルを導入・実装する必要があるように思われる。

7.4 まとめ

本章では、長期的な行動ゆらぎが感覚情報処理に及ぼす影響について、自身の運動の状態予測タスクを用いて調査した。結果として、ゆらぎの分布 (通常拡散か異常拡散か、または定常運動か) に依存して、感覚情報処理の性能が変化する事を示唆した。鬱状態・躁状態などによる行動変化が感覚情報処理に多大な影響を及ぼしうる事、ならびに、情動状態がその個人にとってのある種の機能性を有しているを示唆するものである。

本章の解析において、鬱とブラウン様運動が対応すると仮定するのであれば、ブラウン様運動が予測性能を低下させた事から推測して、鬱状態における行動パターンはより強く情動を誘発しやすい状態を提供している可能性がある。一方で、異常拡散時には予測性能が向上した事から、躁状態が異常拡散と対応すると仮定するのであれば、躁状態における行動パターンは情動を抑えやすい状態を提供している可能性がある。いずれにせよ、躁鬱状態における行動パターンが具体的にどのような機能をその個人に提供しているのかがさらに解明されれば、より適切な支援を構築可能である事が期待される。近年ではポータブルな加速度センサ等を用いて個人の行動頻度を長期間に渡って計測し、その行動パターンにおける複雑性を計測する研究が盛んにおこなわれている [87, 125, 136]。これらの行動データと併せ、ctRNN 等によるリアルタイムな予測タスクを組み合わせる事によって更なる研究展開が可能になる事が期待される。

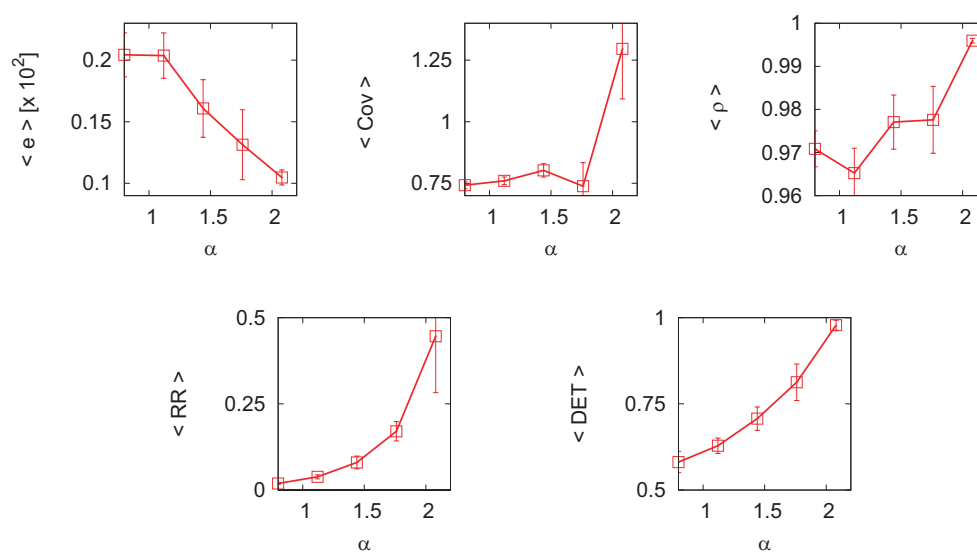


Fig. 7.3 拡散相 α と e 、 Cov 、 ρ 、ならびに RR 、 DET との関係: エラーバーは標準誤差を表す。 α の値に依存して、予測性能は上昇傾向にある。同様に、 RR ならびに DET も α の値に依存して上昇する。

第 8 章

結論

8.1 まとめ

本論文においては、身体・センサ・アクチュエーター・神経系から成り、身体運動を通して環境と相互作用を行う身体性エージェントにおいて、ノイズによる秩序創発現象を利用するための構成論構築を行った。2章において統計力学を用いた解析を行うための道具立てを行った後、3章において、身体性システムにおけるノイズ・ゆらぎの分類を行い、論文全体を通して、

- (N1) 神経系における背景雑音
- (N2) 身体運動におけるノイズ
- (N3) 運動・行動における身体と環境との相互作用レベルで発生する決定論的ゆらぎ
- (N4) 運動ノイズ・行動ゆらぎによって引き起こされる感覚ノイズ・ゆらぎ

以上の4つのノイズに着目し、それらを利用するために必用となるメカニズムを抽出し、検証する事を目指した。

この際、3章において、生体においてノイズ調整が情動と関連して調整されている事に着目した。文献調査を通して情動によるノイズ調整機構の抽出を行い、情動、特に、情動を構成する覚醒状態が神経系のノイズのみならず、運動ノイズ・運動フィードバックゲイン、筋発生力、行動ゆらぎ、感覚信号ノイズ等、身体性エージェントのシステム全域に渡るノイズと関連性を持つ事を明らかにした。また、鬱や疼痛などの情動状態によって行動分布が変化する事などを踏まえ、情動利用のための生体規範メカニズムとして本論文では以下の3要素に着目した

- (S1) 神経系における信号ゲイン増大・神経系の平均発火率の増加、ならびに、平均発火率の増加によって引き起こされる背景雑音の増加
- (S2) 身体運動におけるノイズの増大および運動フィードバック制御ゲインの増大
- (S3) 環境との相互作用におけるエネルギーの散逸バランスによる身体運動・行動ゆらぎの変化

本論文で得られた5つの主な結論を以下にまとめる。

- (C1) 情動が神経系のノイズのみならず、運動ノイズ・運動フィードバックゲイン、筋発生力、行動ゆらぎ、感覚信号ノイズ等、身体性エージェントの全域に渡るノイズの調整を行っている
- (C2) 4章においては、神経系における信号ゲインが増大する事により、任意信号に対する SR without tuning が創発する事、さらに、神経集団のサイズを増やすよりも効率的に SR を実現できる事などを統計力学による厳密な解析を用いて明らかにした。これによって、情動刺激によって引き起こされる神経系の平均発火率上昇現象は、SR without tuning を用いる事によるスムーズな脳領域間の信号伝達を補助している可能性を示した。
- (C3) 5章においては、運動ノイズが運動制御システムの信号として扱われる場合と、感覚情報処理システムへのノイズとして扱われる場合を検討した。運動制御システムへの信号として扱われる場合は、運動ノイズの存在により運動性能が向上する事をシミュレーションを通して示した。次に、確率共鳴が一般的な人工ニューラルネットワークにおいても利用可能である事を示し、また、ロボットの認知タスクとして一般的な、信号の予測タスクの評価指標である二乗予測誤差ならびに予測精度に関して神経系のノイズによって確率共鳴が観測され得る事を示した。非常に興味深い事に、確率共鳴を用いた場合、学習する事なしに予測二乗誤差を「疑似的」に減少可能である事を示した。また、運動に含まれるノイズ・運動によって引き起こされる感覚ノイズとフィードバック制御ゲインの調整による確率共鳴の創発について扱った。特に、運動ノイズによって引き起こされる感覚ノイズに関しては、目的性の運動フィードバック制御ゲインが十分に大きい場合には確率共鳴が起こるが、フィードバック制御ゲインが小さくない場合には、感覚情報処理が阻害される事、などを示した。
- (C4) 6章においては、身体運動システム・行動における決定論的ゆらぎと系のエネルギーの関連性を扱った。ノンホロノミックな身体運動システムにおける摩擦の非線形性、もしくは、ダイナミクスにおけるカオスに由来して決定論的にゆらぎが発生しうる事、さらに、そのゆらぎの相(通常拡散相・異常拡散相・超拡散相)などがシステムのエネルギー状態によって切り替え可能である事を示した。また、さらに、運動レベルで発生するゆらぎの変化は、非常に長いタイムスケール(~数十時間)を有している事、したがって、運動レベルの決定論的ゆらぎによって行動が左右される可能性が強い事を示した。
- (C5) 7章においては、運動ゆらぎの相(通常拡散・異常拡散)に応じて、予測的な感覚情報処理の能力が変化する事を示した。また、この予測的な感覚情報処理の変化は主に運動時系列の複雑性、特に予測可能性指標と強く関係している事を示した。これにより、鬱状態の行動・躁状態の行動・通常時の行動などが、自身の情動状態に影響を与えるバイアスとなっている可能性を示した。

8.2 ノイズと情動の対応付け

8.2.1 情動的覚醒とノイズによる認知調整機能の調整

従来の脳科学的なコンテキストにおける情動理解では、情動は食べ物、水、社会性などの生存に必要な appetitive reinforcer 刺激・状況ならびに、捕食者などの aversive reinforcer 刺激・状況に対して誘発され、身体性システムの神経系・身体状態などが巧みに組織化される一連の適応行動であると理解され

てきた [147, 32]。この一連の適応行動は神経系のモジュレーションに基づく脳波の位相変化・注意状態の形成・記憶の増強・知覚の変化 [147]、血圧等の生理状態の調整に基づく運動準備状態の形成 [32, 17] を含み、これらの一部は進化によって構築され [39, 33, 187]、ヒステリーなどの一部の行動は自己の情動ストレスを軽減するために創発的に構築されると一般的には考えられている [151, 158, 49, 51, 67]。

ところで、情動誘発のための原因刺激・原因状況には、単純な appetitive/aversive reinforcer ではなく、それらの予測エラーである事、さらには、conflict、運動エラーなども関わっている事が知られている [77, 116, 117, 154, 146]。情動は予測エラー・運動エラーなど感覚運動情報処理の不具合によって誘発され、結果として、神経ノイズ・運動ノイズなどが増加する事を考えると、ノイズが予測エラー解消・予測精度向上に役立っており、その意味で認知機能を向上させており、結果として、情動誘発性のノイズによって問題解決が図られている事が考えられる。

これらの、認知処理へのノイズの貢献

8.3 結論

4-7章で得られた (C1)-(C5) の結論によって、情動的覚醒状態と対応して観察される (1) 神経系の平均発火率の増加による信号ゲインの増大; (2) 運動フィードバック制御ゲインの増大; (3) 散逸バランスの変化による運動・行動ゆらぎの変化; 以上の3要素が、いずれも身体性エージェントの予測エラー・予測精度、ならびに、神経系による運動制御性能などの感覚運動能力を、ノイズによる秩序創発原理に基づき向上させる事を示した。

つまり、身体性システムにおいてノイズを活用しつつ感覚情報処理ならびに運動制御を行うためには、神経系ノイズのみならず、運動・行動ノイズ、運動・行動ゆらぎ、さらには、運動・行動変化によって引き起こされる感覚変化や運動制御信号の確率過程化現象まで考慮する必要がある、さらに、これらのノイズを利用するためには、神経系への入力信号ゲイン・運動フィードバックゲインによる感覚情報のスペクトル調整・環境との相互作用ダイナミクスにおけるエネルギー管理、以上3つのメカニズムが必要である事を、包括的・体系的な構成論的計算科学に基づくアプローチによって明らかにした。

また、このノイズ利用のためのメカニズムによって、生体における情動的覚醒状態の誘発要因である予測誤差を即時的・疑似的に調整可能である事を示し、これにより、アニーリング等の従来のノイズを用いた工学的な空間探索に基づくパラメータ最適化とは全く異なる、即時・疑似的最適化手法としてのノイズ利用のための構成要素を新たに抽出した。

8.3.1 本研究の意義

身体性エージェントを用いたノイズ研究

本研究の意義はまず第一に、統計力学による解析のみが行われていたノイズによる秩序創発に関する従来研究に対し、身体性エージェントを用いた理論解析ならびに計算科学的な意味での実験を行った事である。この結果、身体性システムにおいては身体運動・行動によって引き起こされる感覚ノイズ・ゆらぎの影響が無視できない事、さらに、この運動性の感覚ノイズを利用するためには運動フィードバック制御や行動管理が非常に重要であるという新しい知見に至った。

また、運動生成システムを積極的に解析する事によって、運動ゆらぎが数十時間のタイムスケールを持ってゆらぐ現象を発見した。脳神経系のモデル化研究では、行動ゆらぎを脳神経系の確率的情報処理のみに帰着していたが、運動レベルにおけるゆらぎを考慮する事によって、行動ゆらぎに関する全く新しい視点-行動ゆらぎは身体システムと環境との相互作用ダイナミクスから生まれ、系のエネルギー状態と対応する-を提供できたと期待している。

新しい情動システム構成論の方向性提示

従来、情動を有する人工システムの構成に関する研究では、主に表情・声・身振り等によって疑似的な情動表現を模擬するための研究が行われてきた [120, 56, 13, 95]。これらの研究においては、内部状態で Arousal、状況の快・不快さなどの情動空間が定義されてきたが、それらは便宜的な、実際の生体神経系において行われる情報処理プロセス-ニューロモジュレーションによるノイズ調整・自発発火の抑制による SN 比の向上・記憶と感覚の競合など-とは全く解離した単なるシンボルに過ぎなかった。本研究では、少なくとも、システムの情動的 Arousal 状態に関して、ノイズ調整とノイズ利用によるシステム構築を行った事になる。つまり、従来の情動表現システムとは全く別次元での情動システムにおける情報処理機構の構築を行った事になり、この意味で非常に画期的である。本研究を受け、実際の生体類似の情動情報処理に基づく工学的な情動システム構築が行われるようになる事を切に願う。

謝辞

本論文の審査員となってくださっている國吉康夫教授、山本義春教授、廣瀬通孝教授、神崎亮平教授、原田達也教授に特別な感謝を申し上げます。お忙しいところ論文を査読くださった事、本論文を善いものにするための専門的かつ建設的なご意見を頂いた事に心から感謝いたします。

本研究を遂行するに当たり、本当に多くの先生方、先輩方、研究室のメンバーに、沢山の貴重な議論を頂きました。大津展之先生、Rolf Pfeifer 先生、Max Lungarella 氏、Alex Pitti 氏など、米倉が修士学生であった頃から、特別な励ましと共に、沢山の貴重な意見と議論を与えて下さいました。特別な感謝を申し上げます。

情報学環の、吉見俊哉教授、石田英敬教授をはじめ、原田至郎准教授、河口洋一郎教授の温情ならびに十分な支援に特別な感謝を申し上げます。本論文の4章・5章・6章に記載された内容の一部は情報学環所属時に着想を得たものであり、ここ1,2年で詳細な解析を行い十分な成果に至る事が出来た研究成果です。また、先生方のご厚意がなければ研究を続けることは不可能だったと思います。先生方の沢山のご厚意に心から感謝申し上げます。

情報理工國吉研究室での研究生活、情報学環での研究生活において研究上の、また生活上での交流を持って下さった多くの後輩方、同僚たち、先輩方に特別な感謝を申し上げます。忍耐強さ、謙虚さ、積極さ、ユーモアなど、豊かな人格形成の材料と場を提供して下さいました事を強く認識すると共に、強く感謝しております。

國吉康夫教授に特別な心からの感謝を申し上げます。米倉が学部生の頃から今に至るまで、米倉の半生にも匹敵する程の長い間、十数年に渡って常に励まし、惜しみない支援を与えて下さいました。本当に研究を続けていくために必要であった全てのものを惜しみなく与えて下さいました。また、常に冷静にかつ理知的に対応して下さいる國吉先生を間近で見れたことによって、米倉の人格形成にも大きな影響がありました。多方面にわたって善い物を与えて下さった國吉先生に重ねて特別な感謝を申し上げます。

國吉・新山研究室の永井さんと都丸さんに感謝いたします。事務処理で多くのご迷惑をおかけしましたが、心優しく対応下さったこと、迅速かつ適切なフォローを惜しみなく与えて下さった事、本当に感謝いたします。

東大 YMCA 寮は生活の場と多くの友と心の交流を提供して下さいました。多くの寮生が日々、祈りによって、また、日々の会話と交わりによって、この上なく力強い励ましを与えて下さいました。感謝いたします。また、両親、姉夫婦、学術振興会をはじめ多方面から、生活維持ならびに研究遂行に必要な支援を特別に頂きました。特に、家族の温情と励ましと生活支援なしには研究遂行は不可能であったと思います。心から感謝いたします。

参考文献

- [1] L. F. Abbott. A network of oscillators. *Journal of Physics A: Mathematical and General*, Vol. 23, pp. 3835–3859, 1990.
- [2] J. Ahn and N. Hogan. Long-range correlation in stride intervals may emerge from non-chaotic walking dynamics. *PLOS ONE*, Vol. 8, No. 9, p. e73239, 2013.
- [3] J.-A. Bachorowski and M. J. Owren. Vocal expression of emotion: Acoustic properties of speech are associated with emotional intensity and context. *Psychological science*, Vol. 6, No. 4, pp. 219–224, 1995.
- [4] R. D. Beer. Parameter space structure of continuous-time recurrent neural networks. *Neural Computation*, Vol. 18, pp. 3009–3051, 2006.
- [5] F. Bernasconi, M. D. Lucia, A. Tzovara, A. L. Manuel, and M. M. Murray. Noise in brain activity engenders perception and influences discrimination sensitivity. *The Journal of Neuroscience*, Vol. 31, No. 49, pp. 17971–17981, 2011.
- [6] G. G. Berntson and J. T. Cacioppo. Heart rate variability: Stress and psychiatric conditions. In M. Malik and A. J. Camm, editors, *Dynamic Electrocardiography*, chapter 7. Blackwell Publishing, 2004.
- [7] W. Bialek. Physical limits to sensation and perception. *Annual Review of Biophysics and Biophysical Chemistry*, Vol. 16, pp. 455–478, 1987.
- [8] W. Bialek and S. Setayeshgar. Physical limits to biochemical signaling. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 102, pp. 10040–10045, 2005.
- [9] J. A. Blackburn and N. Grønbech-Jensen. Phase diffusion in a chaotic pendulum. *Physical Review E*, Vol. 53, No. 4, pp. 3068–3072, 1996.
- [10] S. Borgomaneri, V. Gazzola, and A. Avenanti. Temporal dynamics of motor cortex excitability during perception of natural emotional scenes. *Social Cognitive and Affective Neuroscience*, Vol. 9, No. 10, pp. 1451–1457, 2014.
- [11] M. Borromeo and F. Marchesoni. Double stochastic resonance over an asymmetric barrier. *Physical Review E*, Vol. 81, p. 012102, 2010.
- [12] S. Bouret and S. J. Sara. Locus coeruleus activation modulates firing rate and temporal organization of odour-induced single-cell responses in rat piriform cortex. *European Journal of Neuroscience*, Vol. 16, pp. 2371–2382, 2002.
- [13] C. Brezeal and B. Scassellati. Infant-like social interactions between a robot and a human caretaker.

- Adaptive Behavior*, Vol. 8, No. 1, pp. 46–74, 2000.
- [14] E. F. Briefer. Vocal expression of emotions in mammals: mechanisms of production and evidence. *Journal of Zoology*, Vol. 288, pp. 1–20, 2012.
- [15] N. Brunel and X.-J. Wang. Effects of neuromodulation in a cortical network model of object working memory dominated by recurrent inhibition. *Journal of Computational Neuroscience*, Vol. 11, pp. 63–85, 2001.
- [16] A. R. Bulsara and L. Gammaitoni. Tuning in to noise. *Physics Today*, Vol. 49, No. 3, pp. 39–45, 1996.
- [17] W. B. Cannon. からだの知恵：この不思議なはたらき. 講談社, 1981.
- [18] D. R. Chialvo, A. Longtin, and J. Müller-Gerking. Stochastic resonance in models of neuronal ensembles. *Physical Review E*, Vol. 55, No. 2, p. 1798, 1997.
- [19] E. A. Christou. Visual feedback attenuates force fluctuations induced by stressor. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, Vol. 37, No. 12, pp. 2126–2133, 2005.
- [20] E. A. Christou, J. M. Jakobi, A. Critchlow, M. Fleshner, and R. M. Enoka. The 1- to 2-hz oscillations in muscle force are exacerbated by stress, especially in older adults. *Journal of Applied Physiology*, Vol. 97, pp. 225–235, 2004.
- [21] M. M. Churchland, B. M. Yu, J. P. Cunningham, L. P. Sugrue, M. R. Cohen, G. S. Corrado, W. T. Newsom, A. M. Clark, P. Hosseini, B. B. Scott, D. C. Bradley, M. A. Smith, A. Kohn, J. A. Movshon, K. M. Armstrong, T. Moore, S. W. Chang, L. H. Snyder, S. G. Lisberger, N. J. Pribe, I. M. Finn, D. Ferster, St. I. Ryu, G. Santanam, M. Sahani, and K. V. Shenoy. Stimulus onset quenches neural variability: a widespread cortical phenomenon. *Nature Neuroscience*, Vol. 13, No. 3, pp. 369–378, 2010.
- [22] M. R. Cohen and J. H. R. Maunsell. Attention improves performance primarily by reducing interneuronal correlations. *Nature Neuroscience*, Vol. 12, No. 12, pp. 1594–1600, 2009.
- [23] J. J. Collins, C. C. Chow, and T. T. Imhoff. Aperiodic stochastic resonance in excitable systems. *Physical Review E*, Vol. 52, p. R3321, 1995.
- [24] J. J. Collins, C. C. Chow, and T. T. Imhoff. Stochastic resonance without tuning. *Nature*, Vol. 376, No. 20, pp. 236–238, 1995.
- [25] J. J. Collins, T. T. Imhoff, and P. Grigg. Noise-enhanced information transmission in rat sa1 cutaneous mechanoreceptors via aperiodic stochastic resonance. *Journal of Neurophysiology*, Vol. 76, No. 1, pp. 642–645, 1996.
- [26] J. J. Collins, T. T. Imhoff, and P. Grigg. Noise-enhanced tactile sensation. *Nature*, Vol. 383, p. 770, 1996.
- [27] J. J. Collins, T. T. Imhoff, and P. Grigg. Noise-mediated enhancements and decrements in human tactile sensation. *Physical Review E*, Vol. 56, No. 1, pp. 923–926, 1997.
- [28] J. J. Collins, A. A. Priplata, D. C. Gravelle, J. Niemi, J. Harry, and L. A. Lipsitz. Noise-enhanced human sensorimotor function. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, Vol. 22, No. 2, pp. 76–83, 2003.
- [29] J. C. Comte and S. Morfu. Stochastic resonance: another way to retrieve subthreshold digital data.

- Physics Letters A*, Vol. 309, pp. 39–43, 2003.
- [30] S. A. Coombes, J. H. Cauraugh, and C. M. Janelle. Emotion and movement: Activation of defensive circuitry alters the magnitude of a sustained muscle contraction. *Neuroscience Letters*, Vol. 396, pp. 192–196, 2006.
- [31] S. A. Coombes, D. M. Corcos, M. N. Pavuluri, and D. E. Vaillancourt. Maintaining force control despite changes in emotional context engages dorsomedial prefrontal and premotor cortex. *Cerebral Cortex*, Vol. 22, No. 3, pp. 616–627, 2012.
- [32] A. R. Damasio. 生存する脳-Descartes' Error-. 講談社, 2000.
- [33] C. Darwin. *The expression of the emotions in man and animals*. Chicago: University of Chicago Press, 1872.
- [34] F. de Pasquale, S. D. Penna, O. Sporns, G. L. Romani, and M. Corbetta. A dynamic core network and global efficiency in the resting human brain. *Cerebral Cortex*, 2015. Epub ahead of print.
- [35] M. R. Delgado, J. Li, D. Schiller, and E. A. Phelps. The role of the striatum in aversive learning and aversive prediction errors. *Philosophical Transactions of The Royal Society B*, Vol. 363, No. 1511, pp. 3787–3800, 2008.
- [36] S. D'Mello. Dynamical emotions: bodily dynamics of affect during problem solving. In *Proceedings of the 33rd Annual Conference of the Cognitive Science Society*, 2011.
- [37] K. Doya. Metalearning, neuromodulation, and emotion. In G. Hatano, N. Okada, and H. Tanabe, editors, *Affective Minds*, pp. 101–104. Elsevier Science, 2000.
- [38] K. Doya. Metalearning and neuromodulation. *Neural Networks*, Vol. 15, pp. 495–506, 2002.
- [39] K. Doya and E. Uchibe. The cyber rodent project: Exploration of adaptive mechanisms for self-preservation and self-reproduction. *Adaptive Behavior*, Vol. 13, No. 2, pp. 149–160, 2005.
- [40] G. M. Edelman. 脳は空より広いか—「私」という現象を考える. 草思社, 2006.
- [41] E. K. Edmiston, M. McHugo, M. S. Dukic, S. D. Smith, B. Abou-Khalil, E. Eggers, and D. H. Zald. Enhanced visual cortical activation for emotional stimuli is preserved in patients with unilateral amygdala resection. *The Journal of Neuroscience*, Vol. 33, No. 27, pp. 11023–11031, 2013.
- [42] A. Einstein. Investigation on the theory of the brownian movement. *Annalen der Physik*, Vol. 4, No. 19, pp. 289–306, 1906.
- [43] T. Ethofer, S. Anders, S. Wiethoff, M. Erb, C. Herbert, R. Saur, W. Grodd, and D. Wildgruber. Effects of prosodic emotional intensity on activation of associative auditory cortex. *Neuroreport*, Vol. 17, No. 3, pp. 249–253, 2006.
- [44] T. Ethofer, D. V. D. Ville, K. Scherer, and P. Vuilleumier. Decoding of emotional information in voice-sensitive cortices. *Current Biology*, Vol. 19, pp. 1028–1033, 2009.
- [45] A. A. Faisal, L. P. J. Selen, and D. M. Wolpert. Noise in the nervous system. *Nature Reviews Neuroscience*, Vol. 9, pp. 292–303, 2008.
- [46] J. B. Fallon, R. W. Carr, and D. L. Morgan. Stochastic resonance in muscle receptors. *Journal of Neurophysiology*, Vol. 91, pp. 2429–2436, 2004.
- [47] M. Farrús, J. Hernando, and P. Ejarque. Jitter and shimmer measurements for speaker recognition,

- 2007.
- [48] S. Fauve and F. Heslot. Stochastic resonance in bistable system. *Physics Letters A*, Vol. 97, No. 1–2, pp. 5–7, 1983.
- [49] L. Festinger. *A Theory of Cognitive Dissonance*. Standard University Press, 1957.
- [50] R. F. Fox. Stochastic versions of the hodgkin-huxley equations. *Biophysical Journal*, Vol. 72, pp. 2068–2074, 1996.
- [51] W. P. Frank. *Dissociation in Children and Adolescents: Developmental Perspective*. Guilford Press, 1997.
- [52] D. W. Franklin and D. M. Wolpert. Computational mechanisms of sensorimotor control. *Neuron*, Vol. 72, No. 3, pp. 425–442, 2011.
- [53] D. W. Franklin and D. M. Wolpert. Feedback modulation: A window into cortical function. *Current Biology*, Vol. 21, No. 22, p. R924, 2011.
- [54] K. Friston. Prediction, perception and agency. *International Journal of Psychophysiology*, Vol. 83, pp. 248–252, 2012.
- [55] H. Fujii and I. Tsuda. Neocortical gap junction-coupled interneuron systems may induce chaotic behavior itinerant among quasi-attractors exhibiting transient synchrony. In *CNS 2003, The Annual Computational Neuroscience Meeting*, 2003.
- [56] M. Fujita. Physically and emotionally grounded symbol acquisition for autonomous robots. In *AAAI Fall Symposium: Emotions and Intelligence II*, pp. 43–46, 2001.
- [57] B. F. Fuller, Y. Horii, and D. A. Conner. Validity and reliability of nonverbal voice measures as indicators of stress-provoked anxiety. *Research in Nursing and Health*, Vol. 15, pp. 379–389, 1992.
- [58] K. Funahashi and Y. Nakamura. Approximation of dynamical systems by continuous time recurrent neural networks. *Neural Networks*, Vol. 16, pp. 801–806, 1993.
- [59] L. Gammaitoni, P. Hänggi, P. Jung, and F. Marchesoni. Stochastic resonance. *Reviews of Modern Physics*, Vol. 70, No. 1, pp. 223–287, 1998.
- [60] M. Garcia, A. Chatterjee, A. Ruina, and M. Coleman. The simplest walking model: Stability, complexity, and scaling. *ASME Journal of Biomechanical Engineering*, Vol. 120, No. 2, pp. 281–288, 1998.
- [61] P. Gaspard, M. E. Briggs, M. K. Francis, J. V. Sengers, R. W. Gammon, J. R. Dorfman, and R. V. Calabrese. Experimental evidence for microscopic chaos. *Nature*, Vol. 394, No. 27, pp. 865–868, 1998.
- [62] M. Ghil and S. Childress. *Topics in Geophysical Fluid Dynamics: Atmospheric Dynamics, Dynamo Theory, and Climate Dynamics*. Springer Verlag, Berlin, 1987.
- [63] P. K. Ghosh, F. Marchesoni, S.E. Savel'ev, and F. Nori. Geometric stochastic resonance. *Physical Review Letters*, Vol. 104, p. 020601, 2010.
- [64] R. L. T. Goris, J. A. Movshon, and E. P. Simoncelli. Partitioning neuronal variability. *Nature Neuroscience*, Vol. 17, No. 6, pp. 858–865, 2014.
- [65] I. S. Gradshteyn and I. M. Ryzhik. In *Table of Integrals, Series, and Products*. 7 edition, 2007.

- [66] P. E. Greenwood, L. M. Ward, D. F. Russell, A. Neiman, and F. Moss. Stochastic resonance enhances the electrosensory information available to paddlefish for prey capture. *Physical Review Letters*, Vol. 84, pp. 4773–4776, 2000.
- [67] J. J. Gross. The emerging field of emotion regulation: An integrative review. *Review of General Psychology*, Vol. 2, No. 3, pp. 271–299, 1998.
- [68] G. Hajcak, C. Molnar, M. S. George, K. Boldger, J. Koola, and Z. Nahas. Emotion facilitates action: A transcranial magnetic stimulation study of motor cortex excitability during picture viewing. *Psychophysiology*, Vol. 44, pp. 91–97, 2007.
- [69] P. Hänggi, P. Jung, C. Zerbe, and F. Moss. Can colored noise improve stochastic resonance? *Journal of Statistical Physics*, Vol. 70, No. 1-2, pp. 25–47, 1993.
- [70] C. M. Harris and D. M. Wolpert. Signal-dependent noise determines motor planning. *Nature*, Vol. 394, No. 20, pp. 780–784, 1998.
- [71] M. E. Hasselmo and J. McGaughy. High acetylcholine levels set circuit dynamics for attention and encoding and low acetylcholine levels set dynamics for consolidation. *Progress in Brain Research*, Vol. 145, pp. 207–231, 2004.
- [72] J. M. Hausdorff, S. L. Mitchell, R. Firtion, C. K. Peng, M. E. Cudkowicz, J. Y. Wei, and A. L. Goldberger. Altered fractal dynamics of gait: reduced stride-interval correlations with aging and huntington’s disease. *Journal of Applied Physiology*, Vol. 82, No. 1, pp. 262–269, 1985.
- [73] P. Hénaff, V. Scesa, F. B. Oueddou, and O. Bruneau. Real time implementation of ctrnn and bptt algorithm to learn on-line biped robot balance: experiments on the standing posture. *Control Engineering Practice*, Vol. 19, pp. 89–99, 2011.
- [74] M. H. Henning, N. J. Kerscher, K. Funke, and F. Wörgötter. Stochastic resonance in visual cortical neurons: does the eye-tremor actually improve visual acuity? *Neurocomputing*, Vol. 44, No. 46, pp. 115–120, 2002.
- [75] M. H. Henning and F. Wörgötter. Effects of fixational eye movements on retinal ganglion cell responses: A modelling study. *Frontiers in Computational Neuroscience*, Vol. 1, No. 2, p. Article 2, 2007.
- [76] N. A. Hill and D. P. Häder. A biased random walk model for the trajectories of swimming microorganisms. *Journal of Theoretical Biology*, Vol. 186, pp. 503–526, 1997.
- [77] Y. Huang and R. Yu. The feedback-related negativity reflects “more or less” prediction error in appetitive and aversive conditions. *Frontiers in Neuroscience*, Vol. 8, p. 108, 2014.
- [78] N. E. Humphries, N. Queiroz, J. R. M. Dyer, N. G. Pade, M. K. Musyl, K. M. Schaefer, D. W. Fuller, J. M. Brunnschweiler, T. K. Doyle, J. D. R. Houghton, G. C. Hays, C. S. Jones, L. R. Noble, V. J. Wearmouth, E. J. Southall, and D. W. Sims. Environmental context explains lévy and brownian movement patterns of marine predators. *Nature*, Vol. 465, No. 24, pp. 1066–1069, 2010.
- [79] E. M. Izhikevich. *Dynamical Systems in Neuroscience: The Geometry of Excitability and Bursting*. The MIT Press, Cambridge, MA., 2007.
- [80] T. M. Jay. Dopamine: a potential substrate for synaptic plasticity and memory mechanisms. *Progress*

- in Neurobiology*, Vol. 69, pp. 375–390, 2003.
- [81] K. E. Jones, A. F. D. C. Hamilton, and D. M. Wolpert. Sources of signal-dependent noise during isometric force production. *Journal of Neurophysiology*, Vol. 88, pp. 1533–1544, 2002.
- [82] Y.-M. Kang, J.-X. Xu, and Y. Xie. A further insight into stochastic resonance in an integrate-and-fire neuron with noisy periodic input. *Chaos, Solitons and Fractals*, Vol. 25, pp. 165–170, 2005.
- [83] S. Kasai and T. Asai. Stochastic resonance in schottky wrap gate-controlled gas nanowire field-effect transistors and their networks. *Applied Physics Express*, Vol. 1, p. 083001, 2008.
- [84] J. D. Keeler, E. E. Pichler, and J. Ross. Noise in neural networks: Thresholds, hysteresis, and neuro-modulation of signal-to-noise. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 86, pp. 1712–1716, 1989.
- [85] A. Keil. Macroscopic brain dynamics during verbal and pictorial processing of affective stimuli. *Progress in Brain Research*, Vol. 156, pp. 217–232, 2006.
- [86] B. J. Kim, P. Minnhagen, H. J. Kim, M. Y. Choi, and G. S. Jeon. Double stochastic resonance peaks in systems with dynamic phase transitions. *Eurphysics Letters*, Vol. 56, No. 3, pp. 333–339, 2001.
- [87] J. Kim, T. Nakamura, H. Kikuchi, T. Sasaki, and Y. Yamamoto. Co-variation of depressive mood and locomotor dynamics evaluated by ecological momentary assessment in healthy humans. *PLOS ONE*, Vol. 8, No. 9, p. e74979, 2013.
- [88] K. Kitajo, D. Nozaki, L. M. Ward, and Y. Yamamoto. Behavioral stochastic resonance within the human brain. *Physical Review Letters*, Vol. 90, No. 21, p. 218103, 2003.
- [89] K. Kitajo, K. Yamanaka, L. M. Ward, and Y. Yamamoto. Stochastic resonance in attention control. *Eurphysics Letters*, Vol. 76, No. 6, pp. 1029–1035, 2006.
- [90] S. Koganemaru, K. Domen, H. Fukuyama, and T. Mima. *European Journal of Neuroscience*, Vol. 35, pp. 1637–1645, 2012.
- [91] N. Komeilipoor, F. Pizzolato, A. Daffertshofer, and P. Cesari. Excitability of motor cortices as a function of emotional sounds. *PLOS ONE*, Vol. 8, No. 5, p. e63060, 2013.
- [92] S. Kondo and R. Arai. A reaction-diffusion wave on the skin of the marine angelfish pomacanthus. *Nature*, Vol. 376, pp. 765–768, 1995.
- [93] N. Korabel. *Deterministic Transport: From Normal to Anomalous Diffusion*. PhD thesis, Technische Universität Dresden, 2004.
- [94] B. Kosko and S. Mitaim. Stochastic resonance in noisy threshold neurons. *Neural Networks*, Vol. 16, pp. 755–761, 2003.
- [95] H. Kozima and C. Nakagawa. *Interactive robots as facilitators of children's social development*. In-Tech, 2006. Mobile Robots: towards New Applications.
- [96] H. A. Kramers. Brownian motion in a field of force and the diffusion model of chemical reactions. *Physica*, Vol. 7, No. 4, pp. 284–304, 1940.
- [97] R. D. Lane, K. McRae, E. M. Reiman, K. Chen, G. L. Ahern, and J. F. Thayer. Neural correlates of heart rate variability during emotion. *NeuroImage*, Vol. 44, pp. 213–222, 2009.
- [98] J.-C. Lecas. *European Journal of Neuroscience*, Vol. 19, pp. 2519–2530, 2004.

- [99] S.-H. Lee and Y. Dan. Neuromodulation of brain states. *Neuron*, Vol. 76, pp. 209–222, 2012.
- [100] J. Lei and M. C. Mackey. Deterministic brownian motion generated from differential delay equations. *Physical Review E*, Vol. 84, p. 041105, 2011.
- [101] R. W. Leven and B. P. Koch. Chaotic behaviour of a parametrically excited damped pendulum. *Physics Letters*, Vol. 86, No. 2, pp. 71–74, 1981.
- [102] Xi Li, Jidong Tao, M.T. Johnson, J. Soltis, A. Savage, K.M. Leong, and J.D. Newman. Stress and emotion classification using jitter and shimmer features. In *Acoustics, Speech and Signal Processing, 2007. ICASSP 2007. IEEE International Conference on*, Vol. 4, pp. IV–1081–IV–1084, 2007.
- [103] B. Lindner. *Coherence and Stochastic Resonance in Nonlinear Dynamical Systems*. PhD thesis, Humboldt-Universität zu Berlin, 2002.
- [104] B. Lindner. A brief introduction to some simple stochastic process. In G. Lord and C. Laing, editors, *Stochastic Methods in Neuroscience*. Oxford University Press, 2009.
- [105] B. Lindner and L. Schimansky-Geier. Analytical approach to the stochastic fitzhugh-nagumo system and coherence resonance. *Physical Review E*, Vol. 60, No. 6, pp. 7270–7276, 1999.
- [106] B. Lindner and L. Schimansky-Geier. Coherence and stochastic resonance in a two-state system. *Physical Review E*, Vol. 61, No. 6, pp. 6103–6110, 2000.
- [107] F. Liu, B. Hu, and W. Wang. Effects of correlated and independent noise on signal processing in neuronal systems. *Physical Review E*, Vol. 63, p. 031907, 2001.
- [108] A. Longtin. Adiabatic and non-adiabatic resonance in excitable systems. In *Stochastic Processes in Physics, Chemistry, and Biology, Lecture Notes in Physics*, Vol. 557, pp. 172–181. Springer Verlag, Berlin, 2000.
- [109] S. Ma. Analysis of creeping locomotion of a snake-like robot. *Advanced Robotics*, Vol. 15, No. 2, pp. 205–224, 2001.
- [110] W. J. Ma, J. M. Beck, P. E. Latham, and A. Pouget. Bayesian inference with probabilistic population codes. *Nature Neuroscience*, Vol. 9, No. 11, pp. 1432–1438, 2006.
- [111] J. R. Manning, J. Jacobs, I. Fried, and M. J. Kahana. Broadband shifts in local field potential power spectra are correlated with single-neuron spiking in humans. *The Journal of Neuroscience*, Vol. 29, No. 43, pp. 13613–13620, 2009.
- [112] S. Martinez-Conde, S. L. Machnik, and D. H. Hubel. The role of fixational eye movements in visual perception. *Nature Reviews Neuroscience*, Vol. 5, pp. 229–240, 2001.
- [113] N. Marwan. Recurrence plots and cross recurrence plots. www.recurrence-plot.tk.
- [114] N. Marwan, M. C. Romano, M. Thiel, and J. Kurths. Recurrence plots for the analysis of complex systems. *Physics Reports*, Vol. 438, No. 5–6, pp. 237–329, 2007.
- [115] M. D. McDonnell and D. Abbott. What is stochastic resonance ? definitions, misconceptions, debates, and its relevance to biology. *PLOS Computational Biology*, Vol. 5, No. 5, p. e1000348, 2005.
- [116] S. B. McHugh, C. Barkus, A. Huber, J. Lima L. Capitão, J. P. Lowry, and D. M. Bannerman. Aversive prediction error signals in the amygdala. *The Journal of Neuroscience*, Vol. 34, No. 27, pp. 9024–9033, 2014.

- [117] H. Meffert, S. J. Brislin, S. F. White, and J. R. Blair. Prediction errors to emotional expressions: the roles of the amygdala in social referencing. *Social Cognitive and Affective Neuroscience*, Vol. 10, No. 4, pp. 573–544, 2014.
- [118] V. I. Melnikov. Schmitt trigger: A solvable model of stochastic resonance. *Physical Review E*, Vol. 48, No. 4, pp. 2481–2489, 1993.
- [119] R. Metzler and J. Klafter. Deterministic brownian motion: The effects of perturbing a dynamical system by a chaotic semi-dynamical system. *Physics Report*, Vol. 339, pp. 1–77, 2000.
- [120] T. Minato, M. Shimada, S. Itakura, K. Lee, and H. Ishiguro. Evaluating the human likeness of an android by comparing gaze behaviors elicited by the android and a person. *Advanced Robotics*, Vol. 20, No. 10, pp. 1147–1163, 2006.
- [121] G. Misra and S. A. Coombes. Neuroimaging evidence of motor control and pain processing in the human midcingulate cortex. *Cerebral cortex*, Vol. 25, No. 7, pp. 1906–1919, 2015.
- [122] S. Mitaim and B. Kosko. Adaptive stochastic resonance. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 386, No. 11, pp. 2152–2183, 1998.
- [123] J. F. Mitchell, K. A. Sundberg, and J. H. Reynolds. Spatial attention decorrelates intrinsic activity fluctuations in macaque area v4. *Neuron*, Vol. 63, pp. 879–888, 2009.
- [124] F. Moss, L. M. Ward, and W.G. Sannita. Stochastic resonance and sensory information processing: a tutorial and review of application. *Clin Neurophysiol*, Vol. 115, pp. 267–281, 2004.
- [125] T. Nakamura, K. Kiyono, K. Yoshiuchi, R. Nakahara, Z. R. Struzik, and Y. Yamamoto. Universal scaling law in human behavioral organization. *Physical Review Letters*, Vol. 99, p. 138103, 2007.
- [126] K. M. Naugle, S. A. Coombes, J. H. Cauraugh, and C. M. Janelle. Influence of emotion on the control of low-level force production. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, Vol. 837, , 2012.
- [127] A. Neiman, L. Schimansky-Geier, and F. Moss. Linear response theory applied to stochastic resonance in models of ensembles of oscillators. *Physical Review E.*, Vol. 56, pp. R9–R12, 1997.
- [128] S. I. Nishimura, M. Ueda, and M. Sasai. Non-brownian dynamics and strategy of amoeboid cell locomotion. *Physical Review E*, Vol. 85, p. 041909, 2012.
- [129] D. Nozaki, J. J. Collins, and Y. Yamamoto. Mechanism of stochastic resonance enhancement in neuronal models driven by $1/f$ noise. *Physical Review E*, Vol. 60, No. 4, pp. 4637–4644, 1999.
- [130] D. Nozaki, D. J. Mar, P. Grigg, and J. J. Collins. Effects of colored noise on stochastic resonance in sensory neurons. *Physical Review Letters*, Vol. 82, No. 11, pp. 2402–2405, 1999.
- [131] D. Nozaki and Y. Yamamoto. Enhancement of stochastic resonance in a fitzhugh-nagumo neuronal model driven by colored noise. *Physics Letters A*, Vol. 243, pp. 281–287, 1998.
- [132] T. Ohta and T. Ohkuma. Deformable self-propelled particles. *Physical Review Letters*, Vol. 102, p. 154101, 2009.
- [133] J. Onton and S. Makeig. High-frequency broadband modulations of electroencephalographic spectra. *Frontiers in Human Neuroscience*, Vol. 3, p. 61, 2009.
- [134] L. C. Osborne, S. G. Lisberger, and W. Bialek. A sensory source for motor variation. *Nature*, Vol. 437, No. 7057, pp. 412–416, 2005.

- [135] A. Paraschiv-Ionescu, E. Buchser, and K. Aminian. Unraveling dynamics of human physical activity patterns in chronic pain conditions. *Scientific Reports*, Vol. 3, p. 2019, 2013.
- [136] A. Paraschiv-Ionescu, C. Perruchoud, E. Buchser, and K. Aminian. Barcoding human physical activity to assess chronic pain conditions. *PLOS ONE*, Vol. 7, No. 2, p. e32239, 2012.
- [137] S. Patel, K. R. Schere, B. Björkner, and J. Sundberg. Mapping emotions into acoustic space: The role of voice production. *Biological Psychology*, Vol. 87, pp. 93–98, 2011.
- [138] C. J. Peck, B. Lau, and C. D. Salzman. The primate amygdala combines information about space and value. *Nature Neuroscience*, Vol. 16, No. 3, pp. 340–348, 2013.
- [139] Rolf Pfeifer and Christian Scheier. 知の創成 —身体性認知科学への招待—. 共立出版株式会社, 2001.
- [140] M. R. Picciotto, M. J. Higley, and Y. S. Mineur. Acetylcholine as a neuromodulator: Cholinergic signaling shapes nervous system function and behavior. *Neuron*, Vol. 76, pp. 116–129, 2012.
- [141] M. M. Plichta, A. B. M. Gerdes, G. W. Alpers, W. Harnisch, S. Brill, M. J. Wieser, and A. J. Fallgatter. Auditory cortex activation is modulated by emotion: A functional near-infrared spectroscopy (fnirs) study. *NeuroImage*, Vol. 55, pp. 1200–1207, 2011.
- [142] C. Poon, S. A. Coombes, D. M. Corcos, E. A. Christou, and D. E. Vaillancourt. Transient shifts in frontal and parietal circuits scale with enhanced visual feedback and changes in force variability and error. *Journal of Neurophysiology*, Vol. 109, pp. 2205–2215, 2013.
- [143] J. A. Pruszynski. Primary motor cortex and fast feedback responses to mechanical perturbations: a primer on what we know now and some suggestions on what we should find out next. *Frontiers in Integrative Neuroscience*, Vol. 8, p. 72, 2014.
- [144] P. E. Rapp. Quantitative characterization of animal behavior following blast exposure. *Cognitive Neurodynamics*, Vol. 1, pp. 287–293, 2007.
- [145] O. J. Robinson, C. Overstreet, D. R. Charney, K. Vytal, and C. Grillon. Stress increases aversive prediction error signal in the ventral striatum. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 110, No. 10, pp. 4129–4133, 2014.
- [146] M. R. Roesch, D. J. Calu, G. R. Esber, and G. Schoenbaum. All that glitters...dissociating attention and outcome expectancy from prediction errors signals. *The Journal of Neuroscience*, Vol. 104, pp. 587–595, 2010.
- [147] E. T. Rolls. *Emotion and decision-making explained*. Oxford University Press, 2014.
- [148] J. Rottenberg, A. Clift, S. Bolden, and K. Salomon. Rsa fluctuation in major depressive disorder. *Psychophysiology*, Vol. 44, pp. 450–458, 2007.
- [149] M. Roy, D. Shohamy, N. Daw, M. Jepma, G. E. Wimmer, and T. D. Wager. Representation of aversive prediction errors in the human periaqueductal gray. *Nature Neuroscience*, Vol. 17, No. 11, pp. 1607–1612, 2014.
- [150] J. Russell. Reading emotions from and into faces: resurrecting a dimensional-contextual perspective. In J. Russell and J. Fernandez-Dols, editors, *The Psychology of Facial Expression*, chapter 7. Cambridge University Press, 1997.

- [151] J.-P. Sartre. *Sketch for a Theory of the Emotions*. Taylor and Francis, 1971.
- [152] L. Schimansky-Geier and Ch. Zülicke. *Z. Phys. B*, Vol. 79, pp. 451–460, 1990.
- [153] W. Schultz, P. Dayan, and P. R. Montague. A neural substrate of prediction and reward. *SCIENCE*, Vol. 275, No. 14, pp. 1593–1599, 1997.
- [154] W. Schultz and A. Dickinson. Neuronal coding of prediction errors. *Annual Review of Neuroscience*, Vol. 23, pp. 473–500, 2000.
- [155] N. Shi and V. M. Ugaz. Entropic stochastic resonance enables trapping under periodic confinement: A brownian-dynamics study. *Physical Review E*, Vol. 89, p. 012138, 2014.
- [156] T. Shinbrot and F. J. Muzzlo. Noise to order. *Nature*, Vol. 410, No. 8, pp. 251–258, 2001.
- [157] E. Simonotto, M. Riani, C. Seife, M. Roberts, J. Twitty, and F. Moss. Visual perception of stochastic resonance. *Physical Review Letters*, Vol. 78, No. 6, pp. 1186–1189, 1997.
- [158] J. Slaby and P. Wüschner. Emotion and agency. In S. Roeser and C. ToddFe, editors, *Emotion and Value*, chapter 7. Oxford: Oxford University Press, 2014.
- [159] G. Söderlund, S. Sikström, and A. Smart. Listen to the noise: noise is beneficial for cognitive performance in adhd. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, Vol. 48, No. 8, pp. 840–847, 2007.
- [160] J. C. Sprott. A simple chaotic delay differential equation. *Physics Letter A*, Vol. 366, pp. 397–402, 2007.
- [161] G. J. Stephens, B. Johnson-Kerner, W. Bialek, and W. S. Ryu. Dimensionality and dynamics in the behavior of *c. elegans*. *PLOS Computational Biology*, Vol. 4, No. 4, p. e1000028, 2008.
- [162] N. G. Stocks. Suprathreshold stochastic resonance in multilevel threshold systems. *Physical Review Letters*, Vol. 84, No. 11, p. 2310, 2000.
- [163] N. G. Stocks. Suprathreshold stochastic resonance: an exact result for uniformly distributed signal and noise. *Physics Letters A*, Vol. 279, pp. 308–312, 2001.
- [164] N. G. Stocks, D. Allingham, and R. P. Morse. The application of suprathreshold stochastic resonance to cochlear implant coding. *Fluctuation and Noise Letters*, Vol. 2, No. 3, p. L169, 2002.
- [165] N. G. Stocks and R. Mannella. Generic noise-enhanced coding in neuronal arrays. *Physics Review E*, Vol. 64, p. 030902(R), 2001.
- [166] M. Synofzik, G. Vosgerau, and M. Voss. The experience of agency: an interplay between prediction and postdiction. *Frontiers in Psychology*, Vol. 4, p. 127, 2013.
- [167] J. Tani. An interpretation of the 'self' from the dynamical systems perspective: A constructivist approach. *Journal of Consciousness Studies*, Vol. 5, pp. 516–542, 1998.
- [168] J. P. Teixeira, C. Oliveira, and C. Lopes. Vocal acoustic analysis - jitter, shimmer and hnr parameters. *Procedia Technology*, Vol. 9, pp. 1112–1122, 2013.
- [169] N. X. Tritsch and B. L. Sabatini. Dopaminergic modulation of synaptic transmission in cortex and striatum. *Neuron*, Vol. 76, pp. 33–50, 2012.
- [170] A. M. Turing. The chemical basis of morphogenesis. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London, B*, Vol. 237, pp. 33–72, 1952.
- [171] L. M. Ward and K. Kitajo. Attention excludes noise. does it exclude stochastic resonance ? *AIP*

- Conference Proceedings*, Vol. 800, No. 1, pp. 245–252, 2005.
- [172] L. M. Ward, S. E. MacLean, and A. Kirschner. Stochastic resonance modulates neural synchronization within and between cortical sources. *PLOS ONE*, Vol. 5, No. 12, p. e14371, 2010.
- [173] L. M. Ward, A. Neiman, and F. Moss. Stochastic resonance in psychophysics and in animal behavior. *Biological Cybernetics*, Vol. 87, pp. 91–101, 2002.
- [174] N. Watanabe, M. Sakagami, and M. Haruno. Reward prediction error signal enhanced by striatum-amygdala interaction explains the acceleration of probabilistic reward learning by emotion. *The Journal of Neuroscience*, Vol. 33, No. 10, pp. 4487–4493, 2013.
- [175] K. Wiesenfeld and F. Moss. Stochastic resonance and the benefits of noise: from ice ages to crayfish and squid. *Nature*, Vol. 373, No. 5, pp. 33–36, 1995.
- [176] K. Wiesenfeld, D. Pierson, E. Pantazelou, C. Dames, and F. Moss. Stochastic resonance on a circle. *Physical Review Letters*, Vol. 72, No. 14, pp. 2125–2129, 1994.
- [177] X. Xiong, R. Kikuuwe, and M. Yamamoto. A differential algebraic method to approximate nonsmooth mechanical systems by ordinary differential equations. *Journal of Applied Mathematics*, Vol. 2013, p. 320276, 2013.
- [178] H. Yasuda, T. Miyaoka, J. Horiguchi, A. Yasuda, P. Hänggi, and Y. Yamamoto. Novel class of neural stochastic resonance and error-free information transfer. *Physical Review Letters*, Vol. 100, p. 118103, 2008.
- [179] S. Yonekura and Y. Kawaguchi. Development of swing-slip locomotion for no-legged primevaloids. In *Proceedings of the 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2008)*, pp. 2441–2446, 2008.
- [180] S. Yonekura, Y. Kuniyoshi, and Y. Kawaguchi. Detection of weak signals by emotion-derived stochastic resonance. In M. Asada, editor, *From Animals to Animats 10: 10th International Conference on Simulation of Adaptive Behavior, SAB 2008, Lecture Notes in Artificial Intelligence 5040*, pp. 352–361, 2008.
- [181] S. Yonekura, Y. Kuniyoshi, and Y. Kawaguchi. Development of emotional tremor-based vision system. In *Proceedings of the 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2009)*, pp. 2677–2682, 2009.
- [182] S. Yonekura, Y. Kuniyoshi, and Y. Kawaguchi. Growth of stochastic resonance in neuronal ensembles with the input signal intensity. *Physical Review E*, Vol. 86, p. 011922, 2012.
- [183] M. Yoshie and P. Haggard. Negative emotional outcomes attenuate sense of agency over voluntary actions. *Current Biology*, Vol. 23, pp. 2028–2030, 2013.
- [184] C. Zheng, W. Guo, and L. Du and D. Mei. A new model of geometry-induced stochastic resonance. *Europhysics Letters*, Vol. 105, No. 6, p. 60004, 2014.
- [185] T. Zhou, F. Moss, and P. Jung. Escape-time distributions of a periodically modulated bistable system with noise. *Physical Review A*, Vol. 42, No. 6, pp. 3161–3169, 1990.
- [186] 清水健一郎. サロゲートデータ法を用いた指尖容積脈波の非線形解析. 脈管学, Vol. 43, No. 1, pp. 15–19, 2002.

-
- [187] 戸田正直. 感情 –人を動かしている適応プログラム. 東京大学出版会, 1992.
- [188] 早川禮之助, 伊藤耕三, 木村康之, 岡野光治. 非平衡系のダイナミクス入門 –動的物性の物理–. 培風堂, 2006.
- [189] 中村泰, 松本吉央, 石黒浩. 生体ゆらぎを模倣したロボット制御. 日本ロボット学会誌, Vol. 28, No. 4, pp. 470–478, 2010.