JAIST Repository
https://dspace.jaist.ac.jp/

Title	物体間の運動の予測可能性が生き物らしさの知覚に及ぼす効果の実験的検討
Author(s)	小熊，健一
Citation	
Issue Date	2021-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/17087
Rights	
Description	Supervisor:日高 昇平，先端科学技術研究科，修士（情報科学）

JAIST
JAPAN
ADVANCED INSTITUTE OF
SCIENCE AND TECHNOLOGY

Japan Advanced Institute of Science and Technology

修士論文

物体間の運動の予測可能性が生き物らしさの知覚に及ぼす効果の実験的検討

小熊　健一

主指導教員 日髙　昇平

北陸先端科学技術大学院大学
先端科学技術研究科
（情報科学）

令和 3 年 3 月

Abstract

Recent advances in robot technology and CG technology have been remarkable, and the appearance and movement of robots and CG characters are approaching the appearance and movement of actual living things. In the entertainment industry such as movies, animations, and games, developers often make a character look like creatures in order to give viewers and users a sense of familiarity with the character. However, no matter how realistic the appearance and movement of a living thing may be, it is the observer who actually feels that the object is a living thing. In fact, it is known that people feel like a living thing even for the movement of geometric figures.

People perceive some degree of life-likeness of a given object, which is not apparently a living thing such as a geometric shape, based on its movement. This phenomenon is called animacy perception. The previous psychological studies of animacy perception have investigated several factors that may be related to animacy perception, such as the speed of motion of the objects (e.g., geometric shapes), the angle and frequency of change in moving direction, and the relative relationship between the objects in space and time. Above all, one has proposed that, in scenes with two objects, their movements showing so-called "temporal contingency" between their movements is related to perception of animacy of those objects. "Catch and run" of two objects is a typical example of a pair of movements with a high degree of temporal contingency. However, to our knowledge, the concept of temporal contingency has not been defined clearly, and thus has not been studied quantitatively. Indeed, "synchronization" can be seen as a special kind of "temporal contingency" movements, but it has been reported that "perfectly synchronized" movements reduce the degree of animacy. From this, it can be seen that the findings on temporal contingency and synchronization are partially inconsistent in psychological studies of animacy perception. Temporal contingency and synchronization are similar as interdependent movements, but may be different concepts. Therefore, We aimed to obtain knowledge on contingency and animacy perception by making an attempt to quantitatively treat temporal contingency.

In this study, we examine our hypothesis that animacy perception is correlated to the degree of improvement in predicting the movement of the object A by knowing the movement of the object B on top of the object A' s past movement. Among two moving objects A and B, predicting A' s future position from the past movements of both A and B may improve the prediction ability than predicting the A' s own future position from A' s own past movement alone. To quantify temporal contingency in this sense, we define temporal contingency by Granger causality in multivariate analysis. To test our hypothesis, we created various movies of moving two geometric objects and asked human participants to rate the degree of animacy of the pair of movements in each movie. In this study, we employed Vector AutoRegressive (VAR) models to generate various one-dimensional movements for each of the two geometric objects. In

the movie, a couple of circles is used to indicate the two objects in a display in order not to suggest biological characteristics from the shape. Each circles is presented at a fixed position in the horizontal direction on the two-dimensional plane, and moves in the vertical direction according to the VAR model. After watching a movie clip, the participants rated the degree of animacy of the pair of movements of the two objects in the movie. Our hypothesis states that if the Granger causality is higher, the observer's degree of animacy would be higher. We conducted a preliminary experiment and a main experiment of two experiments using this experimental stimulation movie clips.

In the preliminary experiment, we manipulated the Granger causality as a parameter and set the conditions to investigate the animacy, intention, and contingency perceived by the observer. As a result of the preliminary experiment, the observer highly rated the contingency when the Granger causality was high, suggesting that it is possible to measure a certain kind of contingency by Granger causality. Regarding animacy, it was suggested that the observer attributed the explanation of the movement to the observation target and perceived animacy when there were few clues to predict the movement of the observation target.

Next, in main experiment, we manipulated not only Granger causality but also the correlation between objects as parameters. In main experiment, we did not obtain results that support the hypothesis raised in the preliminary experiment. On the other hand, regarding contingency, it is newly suggested that the observer may perceive contingency not by Granger causality but by the correlation between objects. Regarding animacy, it is newly suggested that the observer may have been able to roughly estimate the potential Granger causality existing in the movement pattern of a single object without looking at multiple objects.

We conducted a preliminary experiment and main experiment to test our hypothesis that the degree to which the past movement of one object contributes to the prediction of the future movement of the other object characterizes animacy perception. From the results of the two experiments, our hypothesis was not rejected from the results of this study, and some results supported the hypothesis. On the other hand, the result of main experiment suggested that the observer might have estimated the Granger causality from the potential information present in the pattern of motion of the object.

目 次

第 1 章　はじめに　1
1.1　研究の背景と動機 1
1.2　研究目的 3
1.3　仮説 4
1.4　研究方法 5
1.5　論文の流れ 6

第 2 章　VAR モデルと Granger causality　7
2.1　VAR モデルを用いた相互依存のある動きの生成 7
2.2　条件付き予測可能性の Granger causality 8

第 3 章　時間的予測性を統制した点刺激のアニマシー判断課題 (予備実験)　10
3.1　実験刺激動画の作成 10
3.2　予備実験の実験目的 12
3.3　実験参加者 12
3.4　実験環境 12
3.5　実験手順 13
3.6　分析準備 14
3.7　実験結果 14
3.8　予備実験の考察 16

第 4 章　本実験　20
4.1　予備実験からの変更点 20
4.2　VAR モデルが従う理論的な確率分布 (実験設計) 20
4.3　本実験の実験目的 25
4.4　本実験の刺激動画の作成 26
4.5　実験参加者 27
4.6　実験環境 28
4.7　実験手順 28
4.8　分析準備 29
4.9　実験結果 29
4.10　本実験の考察 30

第 5 章　総合議論 **39**
5.1　本研究によって明らかになったこと 39
5.2　今後の課題 40

第 6 章　結論 **42**

参考文献 **43**

図目次

1.1 Heider and Simmel 1944 2
1.2 Takahashi 2015 3
1.3 実験刺激例：刺激動画の 1 フレーム 5

2.1 VAR モデルの概念図 8

3.1 3 条件における動き (実験刺激) の時系列グラフ 11
3.2 実験刺激と実験環境のイメージ 12
3.3 実験刺激例：動画内における各点の水平方向の位置 13
3.4 生物性，意図性，随伴性質問に対する評価値の平均値 14

4.1 楕円のイメージ 24
4.2 単位円上の Granger causality と係数行列 A 25
4.3 本実験で作成した動画の 1 フレーム 27
4.4 R-B 動画と R 動画における，生物性に対する平均評価値の結果 . . . 34
4.5 R-B 動画と R 動画における，意図性に対する平均評価値の結果 . . . 35
4.6 R-B 動画と R 動画における，赤い点から黒い点への随伴性に対する平均評価値の結果 37
4.7 R-B 動画における，黒い点から赤い点への随伴性に対する平均評価値の結果 38
4.8 予備実験における条件ごとの相関 ρ_* 38

表 目 次

3.1 条件ごとの Granger causality の一覧 10
3.2 予備実験における各条件ごとの評価値の平均値 15
3.3 生物性，意図性，随伴性における平均評価値の相関分析結果 18
3.4 Red→Black 条件における相関分析の結果 18
3.5 Black→Red 条件に対する相関分析の結果 18
3.6 Low GC 条件に対する相関分析の結果 18
3.7 生物性と随伴性に関する予備実験結果の要約 19

4.1 本実験における条件ごとの Granger causality の一覧 26
4.2 相関と Granger causality の異なる条件ごとの $G_{R\to B}$, $G_{B\to R}$ の一覧 . 26
4.3 本実験における各相関ごとの動画数 28
4.4 生物性に関する 5 元配置分散分析表 31
4.5 意図性に関する 5 元配置分散分析表 31
4.6 赤い点から黒い点への随伴性に関する 5 元配置分散分析表 32
4.7 R-B 動画における，赤い点から黒い点への随伴性に関する 4 元配置分散分析表 32
4.8 R 動画における，赤い点から黒い点への随伴性に関する 4 元配置分散分析表 33
4.9 R-B 動画における，黒い点から赤い点への随伴性に関する 4 元配置分散分析表 33

第1章　はじめに

1.1　研究の背景と動機

近年のロボット技術や CG 技術の進歩は著しく，特に開発者はロボットや CG キャラクターの外見や動きを実際の生物の外見や動きに近づける試みを多く行っている．特に映画，アニメ，ゲームなどのエンターテインメント業界ではキャラクタに対して視聴者やユーザが親近感を持ってもらう目的で開発者がキャラクタに生き物らしく見える挙動をさせることが多い．

しかし外見や動きをどれほど現実世界の生物に似せてリアルに見せかけたとしても，実際にその対象を生き物らしいと感じるのは人である．実際人は生物的な外見の手がかりが乏しい幾何学図形の動きに対しても生き物らしさを感じることが知られている (Heider & Simmel, 1944)．このような観察者が観察対象に対して見かけ上の生き物らしさを感じることをアニマシー知覚と呼ぶ．アニマシー知覚の心理学研究においては，運動図形の方向変化の角度や頻度 (Tremoulet & Feldman, 2000)，複数の図形間の時間的・空間的な相対関係 (Bassili, 1976) など，観察者がアニマシー知覚を引き起こすような観察対象の動きの要因が調べられてきた．

Heider and Simmel (1944) は図 1.1 のような複数の幾何学図形を用いたアニメーションを実験参加者に見せ，外見的な手がかりに乏しい図形の動きに対しても観察者はそれがまるで生き物のような社会関係をもっているかのように感じることを示唆した．Heider and Simmel (1944) の実験では複数の幾何学図形の動きから観察者が社会的な関係性 (i.e., △が○を攻撃している) を知覚したことを明らかにしており，アニマシー知覚は他者の意図や複数主体の社会関係をそれらの行動から読み取る能力と深く関係すると考えられる．私たち人間は相手の行動から他者の性格や感情などを推し量るため，相手が意思疎通可能な相手かどうかを判断する能力は社会で生きる上でも必要な能力であり，人が観察対象に対して生き物らしいと解釈する認知過程を解明することは重要であると考える．また人が生き物らしいと解釈する認知過程の解明は人とロボットとの関係を取り扱う研究やロボットの自律的なシステムの構築にもつながると考え，本研究ではアニマシー知覚を取り扱う．

心理学では，Heider and Simmel (1944) 以来多くの研究が，幾何学図形を役者に見たて，役者たる図形が物語を演じる映像を実験刺激とし，観察者が生き物らしさを知覚する要因を探ってきた (Scholl & Tremoulet, 2000; Bassili, 1976; Dittrich &

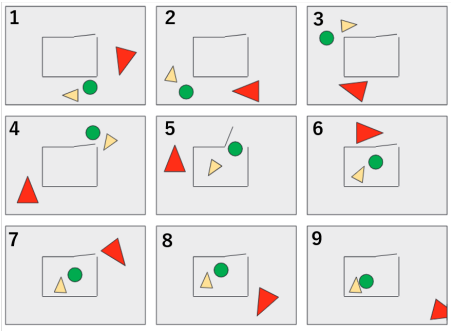

図 1.1: Heider and Simmel 1944
出典：(Scholl & Tremoulet, 2000), Fig.3 を一部改変
図中の数字は動画の流れを示す．○と大小異なる△の 3 つの図形のアニメーション．Heider & Simmel(1944) 実験ではアニメーションでは大きい△が小さい○と△の図形を追いかける，というような物語をアニメーションとして呈示した．

Lea, 1994; Tremoulet & Feldman, 2000)．これまでの先行研究から観察者に生物性を知覚させる要因として，自己推進性，目標指向性，物理法則違反仮説，随伴性などの動きの性質が挙げられている (龍輪, 2008)．中でも随伴性に関する研究において Bassili (1976) は「一方の動きが他方の動きを追従する」ような単純な動きの繰り返しに対してさえ，人は生き物らしさを知覚できることを示唆した．この実験において Bassili (1976) は「追従」という社会関係がアニマシーの知覚を引き起こすという彼の仮説の中核を担う「時間的随伴性」を「moves by A will be followed within a short lag by compensatory moves by B(A による移動の後に、B による代償的な移動が短い時間差内で続く)」と表現している．また植田 (2013) はアニマシー知覚に関する多くの研究が時間的随伴性を扱ってきたと総説している．

また時間的随伴性と関連して，近年では「同期」の度合とアニマシー知覚の関連が調べられ，図 1.2 のような標的の図形 (赤点) の動きと周辺の図形 (白点) の動きがより高い度合いで同期するほど，観察者は標的の図形の生物性を低く評価する傾向が示唆されている (Takahashi & Watanabe, 2015)．「同期」や「時間的随伴性」のある動きはどちらも複数図形間において相互作用して動くという意味で似ている．しかし，同期と時間的随伴性が基本的に同じ性質を指す概念だとすれば，Bassili (1976) の実験のように高い時間的随伴性を持つ動きがよりアニマシー知覚につながるという知見と，Takahashi and Watanabe (2015) の同期の度合いが高ければ，観察者が感じる生き物らしさは低くなるという知見とを整合的に両立できない．そのため「同期」と「時間的随伴性」は異なる相互作用の側面を指し示す概念である可能性がある．

そこで本研究では，上記の先行研究と同様に，複数の対象の間の相互作用に着目しながら，相互作用とアニマシー知覚の関係を探る．複数の対象の間の相互作用に着目した研究は多々あるが，先述した時間的随伴性に対する完全同期のよう

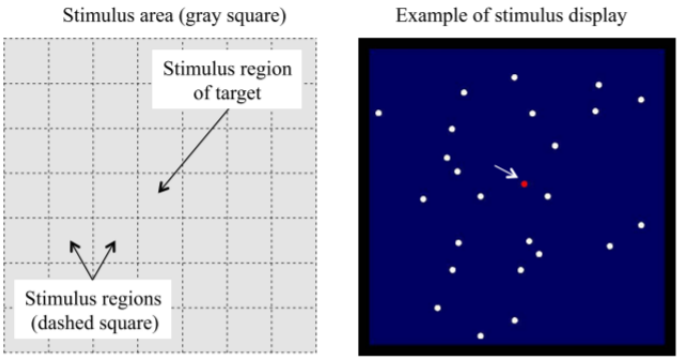

図 1.2: Takahashi 2015
出典：(Takahashi & Watanabe, 2015)
左図は動画作成の図を，右図は実験参加者に提示された刺激動画の 1 フレームである (白矢印は実際の動画には表示されていない)．動画ではいくつかの細かいグリッドに分かれており，中央のグリッドには実験参加者の観察対象である赤い点が，その他のグリッドには妨害刺激として白い点が表示され，各点はグリッド内を自由に動く．
動画では赤い点と白い点のの同期具合を操作した．

に，一見類似とみられる概念であっても，それらのアニマシー知覚への効果を整合的には説明できない知見が少なからずある．

1.2 研究目的

以上の背景を踏まえ，本研究はアニマシー知覚，すなわち生物らしさを示す静的な手がかりが乏しい点などの幾何学図形に対しても，その動きのみに基づいて観察者が生き物らしさを感じる認知過程の解明を目指す．従来のアニマシー知覚の心理学研究では時間的随伴性が多く扱われてきた．龍輪 (2008) は時間的随伴性を「相互作用 しあっている要素の行動が非連続であること」と表現し，植田 (2013) は「ある対象が起こしたアクションに呼応して別に対象がアクションを起こすこと」と定性的に表現している．しかし前節で挙げた「同期」と「時間的随伴性」のように動きの間のある種の相互作用を指す点で類似の概念であっても，アニマシー知覚に対する効果として整合的には説明できない場合もある．こうしたアニマシー知覚の研究に潜在する不整合を解消し，アニマシー知覚を生起する要因を解明するためには，これまでの定性的な時間的随伴性の定義・仮説をより精緻化する必要があると考える．そこで本研究では，時間的随伴性の定量的な定義を作業仮説として与え，こうして措定した時間的随伴性とアニマシー知覚の関係を実験的に検討する．この実験を通じて，アニマシー知覚と関連する動きの特徴量を特定す

ることを本研究の目的とする．

1.3 仮説

同期に関しては、Takahashi and Watanabe (2015) の実験のように，2 つの動きの交差相関により定量化し統制した実験が報告されている．しかし，特に時間的随伴性の概念に関して，複数の対象の動きの時間的随伴性の度合を定量的に定義し，操作した研究は我々の知る限り多くない．

そこで本研究では，確率過程における条件付予測誤差の考えを用いてある種の時間的随伴性を定量化し，本研究で提唱する仮説を心理実験で検討する．直感的に言えば，一方の対象の過去の動きが他方の対象の将来の動きを予測するときのデータとして予測力の向上に寄与する度合がアニマシー知覚と相関する，という仮説を検討する．予測可能性に着目した研究は過去にもあり，例えば Terada, Takeuchi, Fukai, and Ito (2012) は観察者（被験者）が単一の観察対象の将来の動きを予測できる，単一物体の予測可能性の度合を調べている．しかし，本研究では複数の観察対象の動きの間の相互作用を予測可能性の差で測る点で異なる．

そこで本研究は相互作用とアニマシー知覚の関係に着目し，一方の物体の過去の動きが，他方の物体の将来の動きの予測に寄与する度合がアニマシー知覚を特徴づけると仮説を立てる．より具体的に言えば、こうしたアニマシー知覚に関連する予測性への寄与率は多変量解析における Granger causality (Granger, 1969) で定量化できると仮説を立てる．Granger causality は過去の時点でのある変数が，将来の他の変数の予測に役立つかを定量化する統計量の一種である．例えば，二つの運動対象 A, B がある場合，A の過去の動きのみから A 自身の将来の動きを予測するよりも，A と B 両方の過去の動きから A の将来の動きを予測する方が予測の精度が向上する可能性がある．この予測精度の向上の度合いは B から A への Granger causality で定量化できる．1.1 節で挙げた完全同期の場合には，一方の動きは，他方の動きの予測精度の向上に寄与しないため，Granger causality は低くなる．従って，Granger causality を時間的随伴性と考えれば、Bassili (1976) の知見で示唆される時間的随伴性とアニマシーの関係性を説明し、かつ Takahashi and Watanabe (2015) の実験的知見のように同期の度合いが高いほどアニマシー知覚が起きにくいことを同時に説明できる。従って、本研究では (1) 時間的随伴性を Granger causality (GC) で定量化できるという「GC による時間的随伴性仮説」(以下 GC 随伴性説と略す) を実験により検討し，その関連性が確認できた場合，その GC 随伴性とアニマシー知覚の関係を検討する．

この本研究の仮説の中核となる Granger causality は、確率過程の一つである Vector auto-regressive model (VAR モデル) の主要な統計量の一つである．VAR は多変量時系列分析に用いられる統計モデルであり，自己回帰（AR）モデルを多変量へ拡

張し，過去の状態ベクトルから未来の状態ベクトルを確率的に決定するモデルである．VAR モデルと Granger causality の説明については次章にて行う．

1.4 研究方法

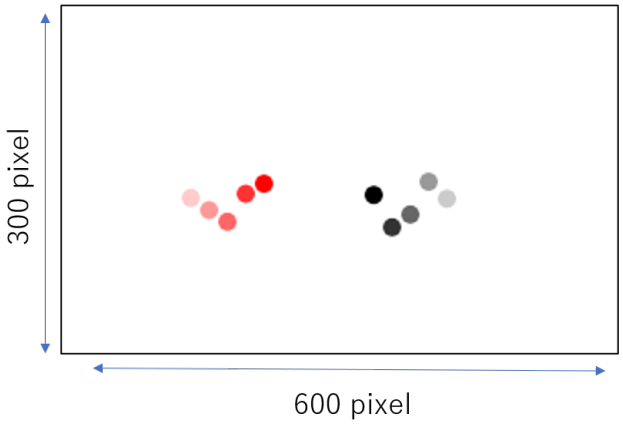

図 1.3: 実験刺激例：刺激動画の 1 フレーム

以上の仮説を検討するために，本研究は VAR モデルの状態変数に対応した動きを視覚刺激として提示し，参加者に実験刺激動画内の点の動きに対する生物性，時間的随伴性，意図性の評定を求めた．これらの人の評定を説明する要因としての GC 随伴性を検討する．

本研究では VAR モデルで生成した 2 つの位置座標を，それに対応する図形として視覚化した動きを実験刺激動画として，観察者が対象の点の生き物らしさを判断する実験を行う．刺激動画では観察者が形状から生物性を想起しないよう単純な幾何学図形として円盤 (円を塗りつぶした図形．以下では単に「刺激点」あるいは「点」と呼ぶ) を 2 つを 2 変量 VAR モデルの時系列に対応した視覚像として使用した．それぞれの点は二次元平面上を水平方向には固定した位置に提示され，垂直方向には VAR モデルに従って移動する．また、t 時点では過去に提示された点の位置が順に $t, t-1, t-2, t-3, t-4$ の 5 時点分まで透明度を変えて提示した．

本研究は一方の対象の過去の動きが他方の対象の将来の動きを予測するときのデータとして予測力の向上に寄与する度合がアニマシー知覚と相関する，という仮説を立てた．このため Granger causality が高い動画では観察者は 2 つの図形間の動きに感じる生物性の評定が高くなり，一方で Granger causality が低い動画では生物性の評定が低くなると予想した．この実験によって一方の過去の動きが他方の将来の動きの予測向上に役立つことで観察者が複数図形間の動きに生き物らしさを感じるという GC 随伴性と生物性の関係を検証する．

1.5 論文の流れ

本論文では第一章でアニマシー知覚についての先行研究と，アニマシー知覚の心理学研究において時間的随伴性が扱われていることを述べた．第二章では我々が本研究の実験刺激作成で用いた多変量自己回帰 (VAR) モデルや，仮説の中核を担う Granger causality の導出についての説明を述べる．第三章では時間的随伴性を Granger causality で測れるのかという，GC による随伴性仮説と，仮説で述べた Gc 随伴性と生物性の予測を確かめるため，人を対象に行った予備実験とその結果について述べる．第四章では予備実験の考察によって得られた新たな仮説を確かめるため，実験刺激を改良し実施した本実験とその結果について述べる．第五章では予備実験と本実験を実施した本研究の結果から，目的である複数の対象間の相互作用とアニマシー知覚の関係の解明に対してどの程度アプローチできたのか，また今後の課題を報告する．最後に第六章では本論文の結論を述べる．

第2章　VARモデルとGranger causality

2.1　VARモデルを用いた相互依存のある動きの生成

本研究では二つ一組で動く点が相互作用している，あるいは相互作用していない刺激動画を作成するため，時系列解析の統計モデルである1次2変量ベクトル自己回帰 (VAR) モデルを用いた．また図 1.3 のように動画内の二つの点を R(赤い点)，B(黒い点) と呼ぶ．本研究で用いた一次の VAR モデルは一次の単変量自己回帰（AR）モデルを多変量に拡張し，過去の状態ベクトルから未来の状態ベクトルを確率的に決定するモデルである．一次の AR モデルを (2.1) に示す．

$$y_t = \phi\, y_{t-1} + \epsilon_{y,t} \tag{2.1}$$

このとき $\mathbb{R}$ をすべての実数の集合とし $y_t \in \mathbb{R}$, $y_{t-1} \in \mathbb{R}$, $\epsilon_{y,t} \in \mathbb{R}$ である．一次 AR モデルでは時点 $t = 0, 1 \ldots$ における確率変数 y_t が1時点前の確率変数 y_{t-1} と，かく乱項 $\epsilon_{y,t}$ によって求められる．ここでかく乱項 $\epsilon_{y,t}$ は平均 0，分散 σ^2 の正規分布に従う確率変数である．

本研究で用いる VAR モデルはこの AR モデルを多変量に拡張したものである．ここで一次の2変量 VAR モデルは上記の AR モデル (2.1) を基に (2.2) のように与えられる． このときある時間 $t = 0, 1, \ldots$ における R,B の一次元の位置座標を R_t,B_t と表記する．確率変数 R_t,B_t は $t \geq 0$ において以下の VAR モデル (2.2) によって各ステップごとに更新される．

$$\begin{pmatrix} R_t \\ B_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{00} & a_{01} \\ a_{10} & a_{11} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R_{t-1} \\ B_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \epsilon_{R,t} \\ \epsilon_{B,t} \end{pmatrix} \tag{2.2}$$

t 時点のそれぞれの確率変数 R_t, B_t は係数をかけた1時点前の確率変数 R_{t-1}, B_{t-1} と, かく乱項 $\epsilon_{R,t}$, $\epsilon_{B,t}$ によって求められる．ここで $R_0 = B_0 = 0$ であり, $(i, j) = 0, 1$ における $A = (a_{ij}) \in \mathbb{R}^{2\times 2}$ は実数を要素に持つ係数行列である．かく乱項 $\epsilon_{R,t}$ と $\epsilon_{B,t}$ は各時間 t ごとに平均 0，分散 σ^2 の $N(\epsilon_{R,t}|0, \sigma^2)$ と $N(\epsilon_{B,t}|0, \sigma^2)$ の確率密度関数として正規分布に従う．以上のような2つの確率変数の列 $\left(\begin{smallmatrix} R_t \\ B_t \end{smallmatrix}\right)$ を1次の2変量 VAR モデルと呼ぶ．VAR モデルの概念図を図 2.1 に示す．

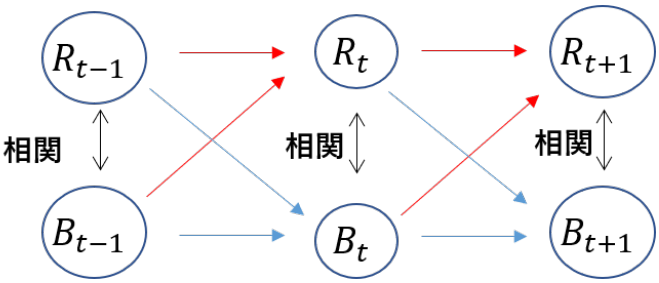

図 2.1: VAR モデルの概念図
R_{t-1} と B_{t-1} から R_t が更新される場合を赤矢印，R_{t-1} と B_{t-1} から B_t が更新される場合を青矢印で表す

2.2 条件付き予測可能性の Granger causality

本研究では，仮説の中核である一方の物体の過去の動きが，他方の物体の将来の動きの予測に寄与する度合を多変量解析における Granger causality と呼ばれる統計量で測った．この Granger causality はある変数が他の変数の予測に役立つかという部分のみに焦点をあてた統計量のことであり，元々、確率変数の過去の状態を前提として、VAR モデルによって生成された単変量時系列の条件付き予測可能性を測定するために提案された (Granger, 1969)．2.1 節については、2 つの確率変数 R_{t-1} と B_{t-1} を使用することにより、1 つの確率変数 R_{t-1} のみよりも将来の R_t をどれだけ適切に推定できるかを示す記述統計であり，このとき R → B へ Granger causality があるという．これは逆に 2 つの確率変数 R_{t-1} と B_{t-1} を使用することで，1 つの確率変数 B_{t-1} のみよりも将来の B_t をどれだけ適切に推定できるかという場合も考えることができ，この場合は B → R へ Granger causality があるという．したがって Granger causality には方向がある．本研究では R → B への Granger causality は $G_{R\to B}$ と表記し，その逆 B → R は $G_{B\to R}$ と表記した．この Granger causality は以下の式 (2.3)-(2.6). のように残差平方和の合計から最小二乗法を用いることで推定できる．

$$E_R = \min_{\alpha,\gamma} \sum_{t=1}^{T} (R_t - \alpha R_{t-1} - \gamma)^2 \tag{2.3}$$

$$E_B = \min_{\alpha,\gamma} \sum_{t=1}^{T} (B_t - \alpha B_{t-1} - \gamma)^2 \tag{2.4}$$

$$E_{R,B} = \min_{\alpha,\beta,\gamma} \sum_{t=1}^{T} (R_t - \alpha R_{t-1} - \beta B_{t-1} - \gamma)^2 \tag{2.5}$$

$$E_{B,R} = \min_{\alpha,\beta,\gamma} \sum_{t=1}^{T} (B_t - \alpha B_{t-1} - \beta R_{t-1} - \gamma)^2 \tag{2.6}$$

E_R, E_B は R_{t-1} または B_{t-1} のみの残差平方和の合計であり，$E_{R,B}$, $E_{B,R}$ は R_{t-1}, B_{t-1} どちらも使った場合の残差平方和の合計である．

この表記法に従えば，2 変量時系列 $((R_t, B_t))_{t=1,\ldots,T}$ について以下の (2.7),(2.8) から残差平方和の減少を見ることで Granger causality を求めることができる．

$$G_{R\to B} = \log\left(\frac{E_B}{E_{B,R}}\right) \tag{2.7}$$

$$G_{B\to R} = \log\left(\frac{E_R}{E_{R,B}}\right) \tag{2.8}$$

直感的には $G_{R\to B}$ は R を使うことで将来の B の値を予測しやすくなる度合として，逆に $G_{B\to R}$ は B を使うことで将来の R の値を予測しやすくなる度合として解釈することができる．

第3章　時間的予測性を統制した点刺激のアニマシー判断課題(予備実験)

3.1　実験刺激動画の作成

本研究では (2.2) に示した VAR モデルによって R(赤い点),B(黒い点) の二つの点の動きを生成し，実験刺激動画を作成した．本研究では Granger causality が高い刺激動画ほど観察者が観察対象に感じるアニマシーは高くなると予想した．本研究の仮説では Granger causality が重要な要素となるため $G_{R\to B}$ と $G_{B\to R}$ を比較して，以下の 3 条件に基づいて実験刺激動画を作成した．各条件ごとの $G_{R\to B}$ と $G_{B\to R}$ を表 3.1 に示す．まず条件 1 は “Red→Black” とよび，この条件における刺激動画では $G_{R\to B}$ は高く，$G_{B\to R}$ は低い．次に条件 2 は “Black→Red” と呼び，この条件における刺激動画では $G_{R\to B}$ は低く，$G_{B\to R}$ は高い．最後に条件 3 は “Low GC” と呼び，この条件における刺激動画では $G_{R\to B}$，$G_{B\to R}$ はともに低い．

また一般には同一の Granger causality を与える VAR モデルのパラメータ A は複数ありえる．そこで本研究の予備実験では各条件につき 3 種類の係数行列 A を用意した．全 9 通りの係数行列の種類を (3.1)–(3.3) に示す．$A_{\text{-HL}}, A_{\text{-LH}}, A_{\text{-LL}}$ は非対角成分の符号を反転させた係数行列である．(i.e., $A_{\mathbf{HL}} = \left(\begin{smallmatrix} a & b \\ a & b \end{smallmatrix}\right)$ の非対角成分の

表 3.1: 条件ごとの Granger causality の一覧
値は $G_{R\to B}$，$G_{B\to R}$ それぞれの平均値を示す．
また () 内の値は (最大値，最小値) を示す

	Red→Black	Black→Red	Low GC
$G_{R\to B}$	0.553 (0.609, 0.519)	0.005 (0.023, 5.48×10^{-7})	0.0001 (8.83×10^{-4}, 7.91×10^{-9})
$G_{B\to R}$	0.004 (0.023, $1.17^{\times}10^{-6}$)	0.562 (0.597, 0.536)	0.005 (0.023, 7.14×10^{-6})

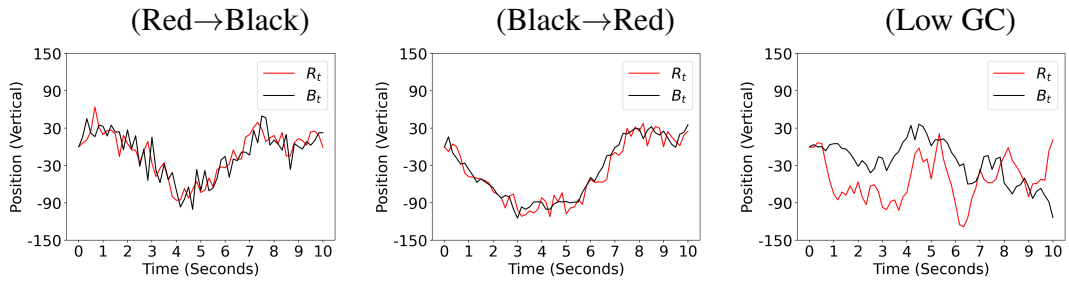

図 3.1: 3 条件における動き (実験刺激) の時系列グラフ

符号を反転させたものは $A_{\text{-HL}} = \left(\begin{smallmatrix} a & -b \\ -a & b \end{smallmatrix}\right)$ となる).

Red→Black 条件:

$$A_{\text{HL}} = \begin{pmatrix} a & b \\ a & b \end{pmatrix}, A_{\text{-HL}} = \begin{pmatrix} a & -b \\ -a & b \end{pmatrix}, A_{\text{H0}} = \begin{pmatrix} a & 0 \\ a & b \end{pmatrix} \tag{3.1}$$

Black→Red 条件:

$$A_{\text{LH}} = \begin{pmatrix} b & a \\ b & a \end{pmatrix}, A_{\text{-LH}} = \begin{pmatrix} b & -a \\ -b & a \end{pmatrix}, A_{\text{0H}} = \begin{pmatrix} b & a \\ a & 0 \end{pmatrix} \tag{3.2}$$

Low GC 条件:

$$A_{\text{LL}} = \begin{pmatrix} b & c \\ b & c \end{pmatrix}, A_{\text{-LL}} = \begin{pmatrix} b & -c \\ -b & c \end{pmatrix}, A_{\text{00}} = \begin{pmatrix} b & 0 \\ 0 & c \end{pmatrix} \tag{3.3}$$

各刺激動画において，係数行列成分は $a \gg b > c$ であり，$a \in [0.9, 0.99]$, $b, c \in [0.01, 0.1]$ の範囲の一様乱数によって生成した．また確率変数 R_t,B_t が発散しないように $|a| + |b| > 1$ または $|b| + |c| > 1$ の係数行列は取り除いた．R_t,B_t の各ステップごとの分散は $\sigma^2 = 10$ である．係数行列 A_{HL}, A_{LH}, A_{LL} によって生成された 10 秒分 (60frames) 時系列グラフを図 3.1 に示す．

Red→Black 条件, Black→Red 条件 では R,B はどちらも比較的高い確率で同じ方向に移動する．一方 Low GC 条件では R,B は統計的にはほとんど独立に移動する．

本研究では (3.1)–(3.3) に挙げた 9 つの係数行列をそれぞれ用いて，刺激動画を作成した．動画は各係数行列ごとに Red→Black 条件では $G_{R\to B}$ が最も大きい順に 10 個選び，Black→Red 条件では $G_{B\to R}$ が大きい順に 10 個選んだ．一方 Low GC 条件では $G_{R\to B}$,$G_{B\to R}$ がともに低い順に動画を 10 個選んだ．刺激動画数は Red→Black で 30 個，Black→Red で 30 個，Low GC で 30 個となり，全刺激動画数を 90 個作成した．

3.2 予備実験の実験目的

予備実験では時間的随伴性を Granger causality で測れる，という GC による随伴性仮説を検証し，仮説が支持される場合 Granger causality が高いほど，観察者が観察対象に対して生き物らしさを感じるという予測を人を対象とした実験によって確かめる．

3.3 実験参加者

日本人大学院性 7 名 (男性 6 名，女性 1 名) を対象に実験を行った．

3.4 実験環境

図 3.2 に実験刺激の例と共に実験環境のイメージを示す．動画内では外見的な

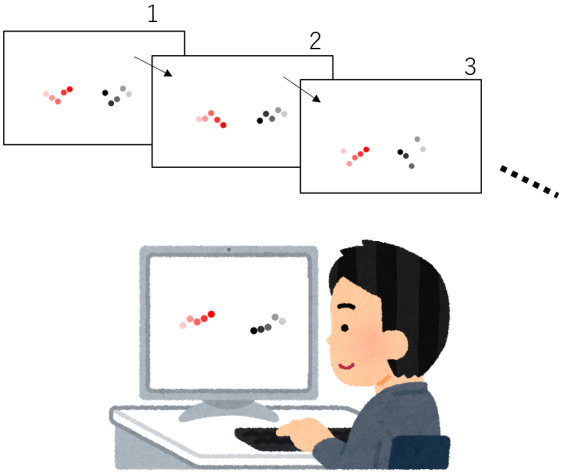

図 3.2: 実験刺激と実験環境のイメージ
それぞれの観察者は赤い点と黒い点が動いている動画を閲覧し，閲覧後赤い点に対して生物性・意図性・随伴性を評価した．各参加者はこの手順を 90 回繰り返し，90 個の動画を評価した．図中の数字は動画のフレーム番号を表す (フレーム番号は参加者には呈示していない).

手がかりから観察者が生き物らしさを想起しないように色付けされた二つの R(赤い点),B(黒い点) を用いた．赤い点 R の位置 R_t は垂直方向の位置を表し，R の 5 時点前までの過去の軌跡を水平方向に表示した．各点の水平方向の位置を図 3.3 に示す．

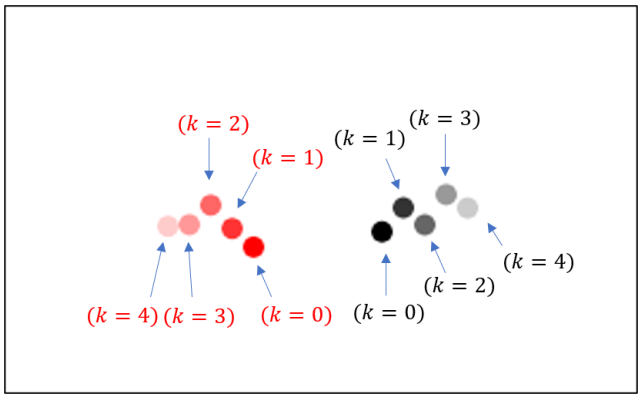

図 3.3: 実験刺激例：動画内における各点の水平方向の位置

k^{th} 時点前の R の位置は画面中央から $-(10\,k+20)$ pixels の位置に表示した ($k = 0, 1, \ldots, 4$)．同様に黒い点 B の位置 B_t は垂直方向の位置を表し，B の 5 時点前までの過去の軌跡を水平方向に表示した．k^{th} 時点前の B の位置は画面中央から $+(10\,k+20)$ pixels の位置に表示した ($k = 0, 1, \ldots, 4$)．つまり二つの点 R と B は水平方向に履歴 (軌跡) を伸ばしながら，垂直方向に移動した．また過去であればあるほど点の色の透明度を上げた．予備実験では観察者の動きの見やすさを考慮して，コンピュータディスプレイ上においてフレームレートを 6Hz に設定した．

3.5 実験手順

実験参加者は合計で 90 個の動画 (3 条件 × 3 種類の係数行列 × 10 動画) を評価した．実験参加者はそれぞれ椅子に座り，参加者から 50 センチメートル離れたコンピュータディスプレイ上に表示される動画を観察した．動画は繰り返し再生され続け，参加者は好きな時間だけ動画を見ることができた．動画閲覧後参加者は評価フェーズへと移った．動画の呈示順は実験参加者間において 90 個すべてランダムに呈示した．動画内では R(赤い点) と B(黒い点) が表示されていたが，実験参加者は R(赤い点) についてのみ評価を行った．実験参加者は各動画を閲覧後 “生物性”,“意図性”,“随伴性” に関する質問項目について 5 段階評価 (1. 感じる, 2. あまり感じない, 3. どちらでもない, 4. 少し感じる, 5. 感じる) で回答した．実際に使われた質問文を以下に示す (質問文では図形を「円」と記載した).

- 生物性：赤い円の動きが生き物らしいと感じましたか？
- 意図性：赤い円は目的をもって動いているように感じましたか？
- 随伴性：赤い円の動きが，黒い円の動きに応じているように感じましたか？

動画閲覧から質問項目への回答までを 1 試行とし，各実験参加者ごとに 90 試行行った．

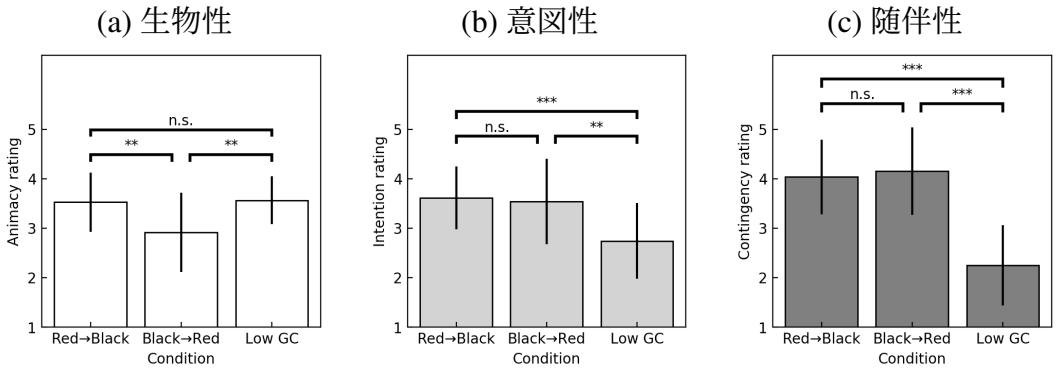

図 3.4: 生物性，意図性，随伴性質問に対する評価値の平均値
ウェルチの t 検定の結果を図中に示す．
n.s.: 有意差なし, *: $p < 0.1$, **: $p < 0.05$, ***: $p < 0.01$.

3.6 分析準備

実験参加者は各係数行列につき 10 個生成された動画を評価した．各係数行列によって生成された 10 個の動画を評価した 10 個の評価値の平均値を実験参加者の各係数行列に対しての評価値とした．同一条件に含まれる非負の係数行列 2 種類（A_{HL} と A_{H0} など）は基本的に同様の傾向を示す．そこで，本論文の結果では，$\{A_{\mathrm{HL}}, A_{\mathrm{H0}}\}$，$\{A_{\mathrm{LH}}, A_{0\mathrm{H}}\}$，$\{A_{\mathrm{LL}}, A_{00}\}$ をそれぞれひとまとめに扱い，(3.1)–(3.3) で記した 3 条件に集約して報告する．ただし，本論文の予備調査では非対角成分が負の係数行列 $A_{\text{-HL}}$，$A_{\text{-LH}}$，$A_{\text{-LL}}$ から生成した動きも調査したが，負を含む係数行列では R, B が比較的高い確率で上下逆に移動する動きを予期せず示し，Granger causality 以外の要因が観察者の評定に影響を及ぼすと考えられたため，負を含む係数行列は本論文の分析からは除外した．結果的に，Red→Black 条件は実験参加者 7 名 × 係数行列 2 種類 $\{A_{\mathrm{HL}}, A_{\mathrm{H0}}\}$ の 14 点をデータとした．他の条件も同様に Black→Red 条件は実験参加者 7 名 × 係数行列 2 種類 $\{A_{\mathrm{LH}}, A_{0\mathrm{H}}\}$ の 14 点を，Low GC 条件は実験参加者 7 名 × 係数行列 2 種類 $\{A_{\mathrm{LL}}, A_{00}\}$ の 14 点をデータとした．

3.7 実験結果

生物性質問，意図性質問，随伴性質問の平均評価値の結果を図 3.4 に示す．また各条件ごとの平均値の一覧を表 3.2 に示す． 生物性質問では Red→Black 条件と Black→Red 条件の間に有意な差が見られた（$t(13) = 2.92,\ p = 0.03$）．また Black→Red 条件 と Low GC 条件の間に有意な差が見られた（$t(13) = 2.57,\ p = 0.02$）．

表 3.2: 予備実験における各条件ごとの評価値の平均値
() 内は標準偏差を示す．値は観察者が生物性，意図性，随伴性を感じた度合を表しており，値が大きいほど質問の内容について強く感じたことを意味する

	Red→Black	Black→Red	Low GC
生物性	3.529 (0.487)	2.921 (0.813)	3.564 (0.41)
意図性	3.614 (0.63)	3.543 (0.951)	2.743 (0.851)
随伴性	4.036 (0.76)	4.157 (0.816)	2.250 (0.573)

意図性質問では Red→Black 条件と Low GC 条件の間に有意な差が見られた（$t(13) = -3.28,\ p < .01$）．また Black→Red 条件と Low GC 条件の間に有意な差が見られた（$t(13) = -2.59,\ p = 0.02$）．

随伴性質問では Red→Black 条件と Low GC 条件の間に有意な差が見られた（$t(13) = -6.03,\ p < .01$）．また Black→Red 条件と Low GC 条件の間に有意な差が見られた（$t(13) = -5.95,\ p < .01$).

また本研究では一方の動きが他方の動きの予測しやすさに寄与する度合を Granger causality で測り，これが生物性を特徴づけるという仮説を立てた．これを検証するため，Granger causality の異なる条件 Red→Black 条件，Black→Red 条件, Low GC 条件において生物性，意図性，随伴性の回答結果の相関分析を行った．以下に相関分析の結果を表 3.3–3.6 に示す.

表 3.3 は Red→ Black, Black→ Red, Low GC の３条件をまとめた生物性，意図性，随伴性の相関分析である．Bassili (1976) の実験では観察者は追従という随伴的な動きに生き物らしさを知覚することができていることから，実験結果において生物性と随伴性 ($r = -0.11,\ p = 0.48$) の間に相関がみられると予想されたが，今回の実験結果からは有意な相関を見ることは出来なかった．一方意図性と随伴性 ($r = 0.65,\ p = 3.59e^{-6}$) では有意な相関を見ることができた.

表 3.4 は Red→Black 条件の相関分析である．生物性と随伴性（$r = 0.68,\ p = 0.01$), 生物性と意図性（$r = 0.63,\ p = 0.02$), 意図性と随伴性（$r = 0.72,\ p = 0.004$）ではいずれの場合においても有意な相関がみられた.

表 3.5 は Black→Red 条件における相関分析である．生物性と意図性 ($r = -0.02,\ p = 0.93$)，生物性と随伴性 ($r = 0.3,\ p = 0.31$)，意図性と随伴性 ($r = 0.44,\ p = 0.11$) においての相関はいずれも小さく，Red→Black でみられた生物性と随伴性，生物性と意図性での有意な相関は Black→Red 条件では見られなかった.

表 3.6 は Low GC 条件における相関分析であるが，本実験の結果からは生物性と随伴性 ($r = -0.23,\ p = 0.41$)，生物性と意図性 ($r = 0.21,\ p = 0.46$)，意図性と随伴性 ($r = 0.42,\ p = 0.13$) のいずれの場合においても有意な相関は見られなかった.

3.8 予備実験の考察

本研究では，一方の動きが他方の動きの予測しやすさに寄与する度合が観察者が感じる生物性を特徴づけると仮説を立てた．仮説の検証に際して生物性と随伴性の予備実験の結果を表 3.7 にまとめた．$G_{R\to B}$ と $G_{B\to R}$ は実験刺激に基づいており，“Animacy rating” と “Contingency rating” は図 3.4 の平均値に基づく．また “Significant correlation” は表 (3.3)-(3.6) の相関分析に基づく．表 3.7 から，$G_{B\to R}$ が高いときには観察者が R に感じる生物性の平均値が低く，$G_{B\to R}$ が低いときには観察者が R に感じる生物性の平均値が高いことが見てとれた．このことから $G_{B\to R}$ と観察者が R に感じる生物性の平均値 には負の相関があることが示唆された．$G_{B\to R}$ が低いときは，B の動きから R の動きを予測できる度合は小さく，逆に $G_{B\to R}$ が高いときは，B の動きから R の動きを予測できる度合が大きい．このことを踏まえると，単に一方の物体の動きが他方の物体の動きの予測しやすさに寄与する度合が観察者が感じる生物性を特徴づけるのではなく，他の物体の動きが観察対象の動きの予測しやすさに寄与する度合が観察者が感じる生物性を特徴づけると考えられる．本研究では他の物体が B に該当し，観察対象が R に該当した．

次に本研究では一方の動きが他方の動きの予測しやすさに寄与する度合として Granger causality を扱い，我々はこの Granger causality で随伴性を測れるという GC による随伴性仮説を立てた．この GC による随伴性仮説については表 3.7 から一方向に Granger causality が高い Red→Black と Black→Red の条件では 観察者が感じる随伴性の評価値が共に平均的に高く評価され，またこれらの条件間に有意な差が見られなかった．一方で Low GC 条件 では観察者が感じる随伴性の評価値が平均的に低く評価されていたことから，Granger causality の向きに依らずに，$G_{R\to B}$ または $G_{B\to R}$ が高ければ観察者は R に対して随伴性を感じることが分かった．このことからある種の随伴性は Granger causality で測ることができると考えられ，GC による随伴性仮説を支持する結果となった．

次に随伴性が Granger causality で測れるとしたうえで，生物性と随伴性の関係について考える．先行研究 (Bassili, 1976) においては，生物性と随伴性には相関があると考えられていたが，表 3.7 から，$G_{B\to R}$ が低く，かつ $G_{R\to B}$ または $G_{B\to R}$ のどちらかが高い場合にのみ生物性と随伴性の間に有意な相関があることが見て取れた．また随伴性が高い Black→Red 条件において生物性と随伴性の間に相関がみられなかったことから，生物性と随伴性が有意に相関するのは，単に観察者が随伴性を感じるだけ (Bassili, 1976) では十分ではなく，随伴性が平均的に高く かつ，生物性が平均的に高い場合だと考えられる．

以上のことを踏まえ $G_{B\to R}$ が低いとは B の動きから R の動きを予測する度合が低いということを考えると，$G_{B\to R}$ が低いときに観察者が R に感じる生物性の平均値が高かったことから，観察対象の動きを予測する手がかりが少ないときに観察者は動きの説明を観察対象に求め生物性を感じるのではないかと考えられる．

この考えが正しいとすれば，予備実験で $G_{B\to R}$ が高く観察者が R に感じる生物性の平均値が低かった Black→Red 条件の場合においても，R の動きを予測するのに役立つ B の動きを非表示にし R の動きを予測するのに役立つ手がかりを少なくすることで観察者が R に感じる生物性の平均値が高くなるのではないかと考えられる．このことを検証するため次章以降の本実験では動画から B を非表示にして R のみを表示した（単独の動きのように見せる）場合を追加で行った.

表 3.3: 生物性，意図性，随伴性における平均評価値の相関分析結果
ピアソン相関係数 r に対する帰無仮説 $r = 0$ の統計検定. また線形回帰
$y = \alpha\, x + \beta$ に対する結果も示す.

n.s.: not significant, *: $p < 0.1$, **: $p < 0.05$, ***: $p < 0.01$.

y	x	α	β	r	p
生物性	随伴性	-0.06	3.56	-0.11	n.s.
生物性	意図性	0.15	2.83	0.18	n.s.
意図性	随伴性	0.46	1.71	0.65	***

表 3.4: Red→Black 条件における相関分析の結果

n.s.: not significant, *: $p < 0.1$, **: $p < 0.05$, ***: $p < 0.01$.

y	x	α	β	r	p
生物性	随伴性	0.54	1.34	0.68	***
生物性	意図性	0.59	1.37	0.63	**
意図性	随伴性	0.60	1.19	0.72	***

表 3.5: Black→Red 条件に対する相関分析の結果

n.s.: not significant, *: $p < 0.1$, **: $p < 0.05$, ***: $p < 0.01$.

y	x	α	β	r	p
生物性	随伴性	-0.02	3.01	-0.02	n.s.
生物性	意図性	0.27	1.95	0.30	n.s.
意図性	随伴性	0.43	1.75	0.44	n.s.

表 3.6: Low GC 条件に対する相関分析の結果

n.s.: not significant, *: $p < 0.1$, **: $p < 0.05$, ***: $p < 0.01$.

y	x	α	β	r	p
生物性	随伴性	-0.14	3.87	-0.23	n.s.
生物性	意図性	0.13	3.19	0.21	n.s.
意図性	随伴性	0.40	1.84	0.42	n.s.

表 3.7: 生物性と随伴性に関する予備実験結果の要約

	Red→Black	Black→Red	Low GC
$G_{R\to B}$	高	低	低
$G_{B\to R}$	低	高	低
Animacy rating	高	低	高
Contingency rating	高	高	低
Significant correlation	有	無	無

第4章　本実験

4.1　予備実験からの変更点

予備実験では各刺激動画ごとでR,Bが従う確率分布，特に分散が異なっていた．そのため分散が大きい場合では二つの点R,Bが上下に大きく動く動画がある一方，分散が小さい動画ではR,Bは上下に小さくしか動かない動画もあり，動画間においてR,Bの上下に動く範囲が異なっていた．点が従う確率分布の分散が大きい動画の動きは特徴的で印象に残りやすく，分散が小さい動画の動きは大きな変化がないので，予備実験の実験刺激では観察者は動きとして分散が大きい動画の生物性を高く評価し，分散が小さい動画の生物性を低く評価した可能性があった．

また2.1節のように図2.1同じ時点における赤い点Rと黒い点Bの相関も相互作用のパラメータとして考えられるが予備実験では実験条件としてGranger causalityのみ操作し，相関は操作していなかった．そこで本実験ではGranger causalityだけではなく，VARモデルが従う理論的な確率分布から刺激動画の分散と相関も統制して実験刺激動画を作成した．以下のVARモデルが従う理論的な確率分布はHidaka and Toriiの導出に基づく．

「同期」と「時間的随伴性」のように本研究では同じ時間における物体間の動きの相関と，過去の動きが将来の動きに与える影響としてのGranger causalityは独立した別なものであると考える．この考えに従えば相関とGranger causalityは独立に操作することができるはずである．しかしながら予備実験では二つの図形間の動きのGranger causalityのみを操作し，相関を操作していなかった．そこで本実験ではVARモデルが従う理論的な確率分布から全動画の分散と相関を統制して実験刺激動画を作成し，これを用いた．

4.2　VARモデルが従う理論的な確率分布(実験設計)

以下この節におけるVARモデルが従う理論的な確率分布の導出はHidaka and Torii (2021)に基づく．

まず本研究で扱う 1 次の 2 変量自己回帰モデル (4.1) を考える．

$$\begin{pmatrix} R_t \\ B_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{00} & a_{01} \\ a_{10} & a_{11} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R_{t-1} \\ B_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \epsilon_{R,t} \\ \epsilon_{B,t} \end{pmatrix} \qquad \epsilon_{R,t}, \epsilon_{B,t} \sim \mathcal{N}(0, \Sigma) \tag{4.1}$$

ここで VAR モデルが従う確率分布とは確率変数の列 $\left(\begin{smallmatrix} R_t \\ B_t \end{smallmatrix}\right)$ が従う確率分布であり，$t \to \infty$ において定常確率分布が存在するとき、この VAR モデルが従う定常共分散行列を $\Sigma_* \in \mathbb{R}^{2\times 2}$ とする．

また $\begin{pmatrix} \epsilon_{R,t} \\ \epsilon_{B,t} \end{pmatrix}$ はそれぞれ平均 $\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$，共分散行列 Σ の二変量正規分布に従う．以後確率変数の列 $\left(\begin{smallmatrix} R_t \\ B_t \end{smallmatrix}\right)$ を X_t と表記する．

この VAR モデルにおけるパラメータは主に 3 つである．まず係数行列 $A \in \mathbb{R}^{2\times 2}$，次にかく乱項が従う各ステップごとの共分散行列 $\Sigma \in \mathbb{R}^{2\times 2}$，最後に VAR モデルが従う共分散行列 Σ_* である．本研究ではこれら 3 つのパラメータに加え確率変数間の Granger causality である $\{G_{R\to B}, G_{B\to R}\} \in \mathbb{R}^{2\times 2}$ の 2 つと，相関 $\rho_* \in \mathbb{R}$ もパラメータとして扱うため，以下の 5 種類のパラメータを扱うことになる．

- 係数行列 A,
- $\epsilon_{R,t}$, $\epsilon_{B,t}$ が従う共分散行列 Σ,
- VAR モデルが従う共分散行列 Σ_*,
- Granger causality $G_{R\to B}, G_{B\to R}$,
- VAR モデルの相関係数 ρ_*

ここで VAR モデルが従う共分散行列を

$$\Sigma_* = \begin{pmatrix} \sigma^*_{0,0} & \sigma^*_{0,1} \\ \sigma^*_{1,0} & \sigma^*_{1,1} \end{pmatrix}$$

とすると，二つの点 R,B の上下に動く幅を決める確率変数の列 $\left(\begin{smallmatrix} R_t \\ B_t \end{smallmatrix}\right)$ の分散は $\sigma^*_{0,0}$ と $\sigma^*_{1,1}$ に該当する．本実験では二つの円の上下に動く幅を統制したいため，二つの点 R,B の上下に動く幅を等しくそろえる条件は $\sigma^*_{0,0} = \sigma^*_{1,1}$ となる．また VAR モデルが従う共分散行列から相関 ρ_* は

$$\rho_* = \frac{\sigma^*_{0,1}}{\sqrt{\sigma^*_{0,0} \times \sigma^*_{1,1}}} \tag{4.2}$$

と計算できる．(4.2) から $\sigma^*_{0,1}$ は

$$\sigma^*_{0,1} = \rho_* \times \sqrt{\sigma^*_{0,0} \times \sigma^*_{1,1}} \tag{4.3}$$

となる．よって (4.3) から ρ_* と $\sigma^*_{0,0} = \sigma^*_{1,1}$ を決めれば，二つの点が上下に動く幅を統計的に等しくそろえ，ある相関を持つ相互作用のある動きを作り出すことができる．

また Hidaka and Torii (2021) によれば，VAR モデルにおいて確率変数 X_t は正規分布に従い，また各ステップごとに独立であることから正規分布は再生性を持つ．多変量正規分布の再生性から，

$$X_1 = AX_0 + \epsilon_0 \qquad X_1 \sim \mathcal{N}(0, \Sigma) \tag{4.4}$$

$$X_2 = AX_1 + \epsilon_1 \qquad X_2 \sim \mathcal{N}(0, A\Sigma A^{\mathrm{T}} + \Sigma) \tag{4.5}$$

$$X_3 = AX_2 + \epsilon_2 \qquad X_3 \sim \mathcal{N}(0, A(A\Sigma A^{\mathrm{T}}) + \Sigma) \tag{4.6}$$

ここから確率変数 $X_{t+1} \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_t)$ の共分散行列は次の漸化式で与えられる．

$$\Sigma_t = A\Sigma_{t-1}A^{\mathrm{T}} + \Sigma$$

もし $\lim_{t\to\infty} \Sigma_t = \Sigma_*$ が存在すれば，

$$\Sigma_* = A\Sigma_* A^{\mathrm{T}} + \Sigma$$

は離散時間 Lyapunov 方程式となる．離散時間 Lyapunov 方程式の解から以下のようになる．

$$\mathrm{vec}\Sigma_* = (I_4 - A \otimes A)^{-1}\mathrm{vec}\Sigma$$

ここでの Σ は (4.1) において $\begin{pmatrix} \epsilon_{R,t} \\ \epsilon_{B,t} \end{pmatrix}$ が各時点 $t = 0, 1 \ldots$ で従う確率分布の共分散行列であり，Σ_* が VAR モデル $X_t = \begin{pmatrix} R_t \\ B_t \end{pmatrix}$ が極限 $t \to \infty$ (存在するとして) で従う確率分布の定常共分散行列である．

このとき二変量 VAR の Granger causality の理論値 (2.2 節で述べた Granger causality は標本から推定される統計量としての GC である) は以下の補題で示される (Hidaka & Torii, 2021)。

Lemma 1. 共分散行列

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{0,0} & \sigma_{0,1} \\ \sigma_{1,0} & \sigma_{1,1} \end{pmatrix}$$

と係数行列

$$A = \begin{pmatrix} a_{0,0} & a_{0,1} \\ a_{1,0} & a_{1,1} \end{pmatrix}$$

をもつ *VAR* モデルが定常条件を満たすとき，*VAR* モデルが従う共分散行列を

$$\Sigma_* = \Sigma + A\Sigma_* A^T = \begin{pmatrix} \sigma^*_{0,0} & \sigma^*_{0,1} \\ \sigma^*_{1,0} & \sigma^*_{1,1} \end{pmatrix}$$

とすれば、*VAR* の *Granger causality* は

$$G_{B\to R} = \log \frac{(\sigma^*_{0,0})^2 - (a_{0,0}\sigma^*_{0,0} + a_{0,1}\sigma^*_{1,0})^2}{\sigma^*_{0,0}\sigma_{0,0}}, \tag{4.7}$$

$$G_{R\to B} = \log \frac{(\sigma^*_{1,1})^2 - (a_{1,0}\sigma^*_{0,1} + a_{1,1}\sigma^*_{1,1})^2}{\sigma^*_{1,1}\sigma_{1,1}}. \tag{4.8}$$

また、GC の上限・下限は以下の通りである (Hidaka & Torii, 2021).

Lemma 2. $G_{B\to R}$ は以下の上限・下限をもち

$$0 \le G_{B\to R} \le \log \frac{\sigma^*_{0,0}}{\sigma_{0,0}}. \tag{4.9}$$

同様に $G_{R\to B}$ は以下の上限・下限をもつ.

$$0 \le G_{R\to B} \le \log \frac{\sigma^*_{1,1}}{\sigma_{1,1}}. \tag{4.10}$$

このとき，VAR モデルの Σ_*，Σ，係数行列 A が楕円方程式を表していることが示されている (Hidaka & Torii, 2021)．楕円方程式の概念図を図 4.1 に示す．係数行列 A をベクトルとして

$$a_0 := \begin{pmatrix} a_{0,0} \\ a_{0,1} \end{pmatrix},\ a_1 := \begin{pmatrix} a_{1,0} \\ a_{1,1} \end{pmatrix}.$$

と表したとき，係数行列 A は

$$a_0 = S_0 \begin{pmatrix} \cos\theta_0 \\ \sin\theta_0 \end{pmatrix},\ a_1 = P_2 S_1 \begin{pmatrix} \cos\theta_1 \\ \sin\theta_1 \end{pmatrix},$$

で求めることが示されている (Hidaka & Torii, 2021)．ここで $i \in \{0,\ 1\}$ で $\gamma_i := \frac{\sigma i, i^*}{\sigma_{i,i}}$ のとき

$$P_2 := \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix},\ S_i := \sqrt{1-\gamma_i^{-1}} \begin{pmatrix} 1 & -\frac{\sigma i, 1-i}{\sigma i, i} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \frac{\sigma i, i}{\sqrt{\det \Sigma_*}} \end{pmatrix}$$

である.

ここで係数行列 A の要素 $\{a_{0,0}, a_{0,1}\}$ を直径とする楕円方程式と，$\{a_{1,1}, a_{1,0}\}$ を直径とする楕円方程式の二組の楕円を考えることができる．図 4.1 では $\{a_{0,0}, a_{0,1}\}$ を直径とする楕円を示している．この楕円を単位円に置き換えて表した概念図を図 4.2 に示す.

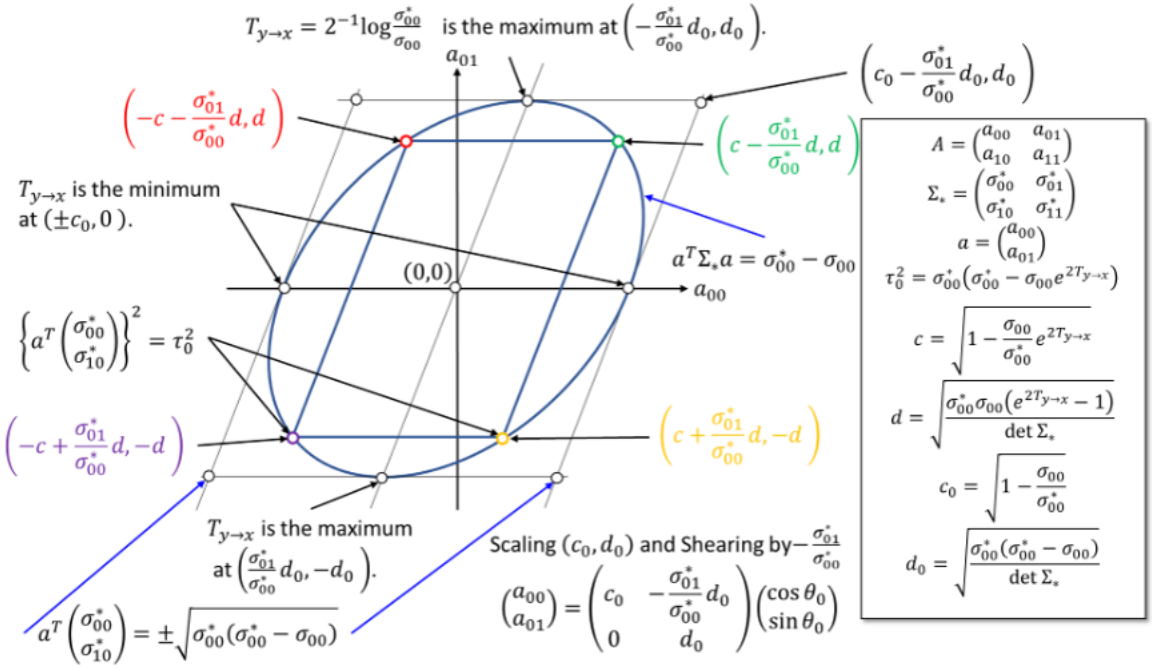

図 4.1: 楕円のイメージ
出典:(Hidaka & Torii, 2021)

この場合 $\theta_0 \in \{90,\ 270\}$ のとき $G_{R\to B}$ が最大，$\theta_0 \in \{0,\ 180\}$ のとき $G_{R\to B}$ が最小となる係数行列 A を求めることができる．同様に $\theta_1 \in \{90,\ 270\}$ のとき $G_{B\to R}$ が最大，$\theta_1 \in \{0,\ 180\}$ のとき $G_{B\to R}$ が最小となる係数行列 A を求めることができる．

以上のことから二つの角度 θ_0, θ_1 を実験者側で決めることで, 任意の $G_{R\to B}$, $G_{B\to R}$ をとる係数行列 A を求めることができる．

またこのとき未定であった $\sigma_{0,1}$ は相関 $\rho_* := \frac{\sigma^*_{0,1}}{\sqrt{\sigma^*_{0,0}\sigma^*_{1,1}}}$ を用いて

$$\sigma_{0,1} = \sigma^*_{0,1} - \sqrt{\left(\sigma^*_{0,0} - \sigma_{0,0}\right)\left(\sigma^*_{1,1} - \sigma_{1,1}\right)}\left\{\rho_*\cos\left(\theta_0 - \theta_1\right) + \sqrt{1-\rho_*^2}\sin\left(\theta_0 + \theta_1\right)\right\} \tag{4.11}$$

と表せる (Hidaka & Torii, 2021).

以上のことから本実験ではある共分散行列 $\Sigma_* \in \mathbb{R}^{2\times 2}$, $\sigma_{0,0}, \sigma_{1,1}, G_{R\to B}, G_{B\to R} \in \mathbb{R}$ を実験者側があらかじめ決め，係数行列を求めることで実験刺激を生成する．

ここまでをまとめて以下に実験刺激作成の流れを載せる．

(1) まず本研究で扱う 5 つのパラメータ $\{A, \Sigma, \Sigma_*, G_{R\to B}, G_{B\to R}\}$ のうち $\{\sigma^*_{0,0}$, $\sigma^*_{1,1}$，ρ_*，$\sigma_{0,0}$，$\sigma_{1,1}$，$G_{R\to B}$，$G_{B\to R}\}$ を決める．$\sigma^*_{0,0}$, $\sigma^*_{1,1}$, ρ_* を決めることで，(4.3) から $\sigma^*_{0,1} = \sigma^*_{1,0}$ を求めることができる．本研究では縦 300pixels の動画を作成するため，二つの点 R,B が上下に動く幅を縦の画面比率 80 % (縦 120pixels) に収まるように決めた．$\sigma^*_{0,0} = \sigma^*_{1,1}$ の単位は pixel とし，正

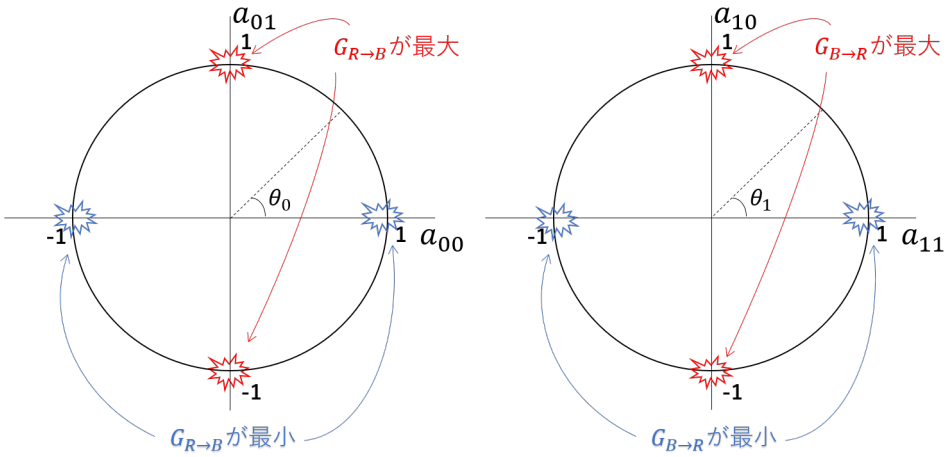

図 4.2: 単位円上の Granger causality と係数行列 A

規分布の 99.7%の信頼区間に相当する標準偏差の 3 倍の範囲収まるように $\sigma^*_{0,0} = \sigma^*_{1,1} = 40$ とした．

(2) 次に図 4.2 から θ_0，θ_1 を決めることで，係数行列 A，$G_{R\to B}$，$G_{B\to R}$ を求める．このとき本実験では $G_{R\to B}$，$G_{B\to R}$ が最大値，最小値となるように，$G_{R\to B}, G_{B\to R}$ は最大，最小の角度である $\theta \in \{0, 90, 180, 270\}$ の組み合わせとし，結果的に $G_{R\to B}, G_{B\to R} \in \{0, 0.41\}$ とした．

(3) 最後にこれまでに求めた係数行列 A，Σ_* を用いて，(4.11) から未だ未定の残りのパラメータ $\sigma_{0,1}$，$\sigma_{1,0}$ を求める．この時 Σ 行列の正定値性 $\sigma_{0,0}\sigma_{1,1} - \sigma^2_{0,1} \geq 0$ を満たす必要がある。この条件を満たすよう調整するよう (1) で $\rho_* = 0, 0.25, 0.499, 0.99$ に決めた。

以上の流れから 5 種類のパラメータを決め実験刺激動画を作成した．

4.3 本実験の実験目的

予備実験で得られた仮説を確かめるため追加で本実験を行った．予備実験の考察を通して得られた仮説は $G_{B\to R}$ と観察者が R に感じる生物性の平均値に負の相関があることである．ここから観察対象の動きを予測する手がかりが少ないときに観察者は動きの説明を観察対象に求め生物性を感じるのではないかと考えた．このことについて本実験では予備実験の刺激動画から B のみを非表示にした動画を新たに追加で作成した．このとき点を一つ表示した動画と，点を二つ表示した動画で観察者が観察対象に感じる生物性に有意な差があるかどうかを検証する．

また予備実験では同時点での相関を実験に組み込んでいなかったが，相関も複数の物体の相互作用に関係するパラメータとして考えられるため，本実験では Granger causality だけではなく実験設計において相関も操作して実験を行った．

4.4 本実験の刺激動画の作成

予備実験では実験者側で先に係数行列 A を決め，そこから Granger causality を求めていた．一方本実験では 4.2 節の通りあらかじめ実験者側で Granger causality，相関，VAR モデルが従う分散を決め，そこから係数行列 A を求め刺激動画を作成した．Granger causality は $G_{R\to B}, G_{B\to R} \in \{0,\ 0.405465108\}$，VAR モデルが従う分散を σ_* とし，$\sigma_* = 40$，相関を ρ_* とし，$\rho_* \in \{0,\ 0.25,\ 0.499,\ 0.99\}$ とした．

また予備実験では Red → Black, Black → Red, Low GC の 3 条件だったのに対し，本実験ではこの 3 条件に加え High GC を設定した．High GC は $G_{R\to B}, G_{B\to R}$ がともに高い条件である．よって本実験では Red → Black, Black → Red, Low GC, High GC の 4 条件を設定した．条件ごとの Granger causality の大きさを表 4.1 に示す．

また本実験では相関を $\rho_* \in \{0,\ 0.25,\ 0.499,\ 0.99\}$ の 4 通り設定し，$\rho_* \in \{0,\ 0.25\}$ では Red → Black, Black → Red, Low GC, High GC の 4 条件，$\rho_* \in \{0.499,\ 0.99\}$ では Low GC 条件のみで場合分けし刺激動画を作成した．相関と条件ごとの $G_{R\to B}$, $G_{B\to R}$ を表 4.2 に示す．

表 4.1: 本実験における条件ごとの Granger causality の一覧
表中は小数点第 2 位で四捨五入した値を示す

	Red→Black	Black→Red	Low GC	High GC
$G_{R\to B}$	0.41	0	0	0.41
$G_{B\to R}$	0	0.41	0	0.41

表 4.2: 相関と Granger causality の異なる条件ごとの $G_{R\to B}$, $G_{B\to R}$ の一覧
表中の値は小数点第 2 位で四捨五入した値を示す．

	$\rho_*=0$				$\rho_*=0.25$				$\rho_*=0.499$	$\rho_*=0.99$
条件	Red → Black	Black → Red	Low GC	High GC	Red → Black	Black → Red	Low GC	High GC	Low GC	Low GC
$G_{R\to B}$	0.41	0	0	0.41	0.41	0	0	0.41	0	0
$G_{B\to R}$	0	0.41	0	0.41	0	0.41	0	0.41	0	0

動画作成のために扱う係数行列 A については 4.2 節に挙げた単位円における角度 θ_0，θ_1 を決めることで各条件ごとに 4 種類の係数行列 A を求めた．動画数と係数行列の種類数を表 4.3 に示す．

相関 $\rho_* \in \{0,\ 0.25\}$ において Red → Black では $\theta_0 \in \{90,\ 270\}, \theta_1 \in \{0,\ 180\}$ であり，θ_0 と θ_1 の組み合わせで 4 種類の係数行列を求めた．同様に Black → Red で

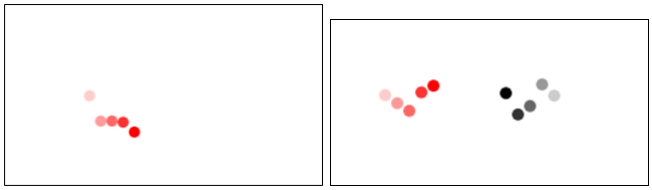

図 4.3: 本実験で作成した動画の 1 フレーム
左図が R 動画，右図が R-B 動画である．

は $\theta_0 \in \{0,\ 180\}, \theta_1 \in \{90,\ 270\}$ であり，θ_0 と θ_1 の組み合わせで 4 種類，Low GC では $\theta_0 \in \{0,\ 180\}, \theta_1 \in \{0,\ 180\}$ であり，θ_0 と θ_1 の組み合わせで 4 種類，High GC では $\theta_0 \in \{90,\ 270\}, \theta_1 \in \{90,\ 270\}$ であり，θ_0 と θ_1 の組み合わせで 4 種類の係数行列 A を用いた．よって相関 $\rho_* \in \{0,\ 0.25\}$ の係数行列は各条件 4 種類 $\times$ 4 条件で合計 16 種類の係数行列とした．

一方で相関 $\rho_* \in \{0.499,\ 0.99\}$ においては Low GC で $\theta_0 = \theta_1 = 0$ あるいは $\theta_0 = \theta_1 = 180$ の係数行列とし各条件 2 種類 $\times$ 1 条件の 2 種類の係数行列 A を用いた．

$\rho_* \in \{0.499,\ 0.99\}$ のみ Low GC にした理由は，相関をあげることで VAR モデルの値が発散しやすくなるためである．$G_{R\to B}, G_{B\to R}$ を最小にした場合のみ相関を上げても VAR(4.1) における $R_t,\ B_t$ の値が発散しなかったため $\rho_* \in \{0.499,\ 0.99\}$ の係数行列のみ Low GC で $\theta_0 = \theta_1 = 0$ あるいは $\theta_0 = \theta_1 = 180$ とした．

また VAR モデルは各ステップごとに (4.1) のかく乱項 $\epsilon_{R,t},\ \epsilon_{B,t}$ が加えられ，同じ係数行列を用いても全く同じ時系列は生成されないため，データサンプル数を多くする目的で各係数行列ごとに 2 つの動画 (時系列) を生成した．

加えて 4.3 節で述べたように観察対象の動きを予測する手がかりが少ないときに観察者は動きの説明を観察対象に求め生物性を感じるかを確かめるため，本実験では予備実験の刺激動画から B のみを非表示にした動画を新たに追加で作成した．R と B の二つの点が表示されている動画 (以後 R-B 動画と呼ぶ) と，R のみ一つの点が表示されている動画 (以後 R 動画と呼ぶ) の 2 種類の動画を用意した．R 動画は R-B 動画から黒い円 B だけを非表示にした動画として作成した．そのため R 動画と R-B 動画の時系列生成では同じ係数行列を用いた．動画数は R-B 動画で 72 個，R 動画で 72 個であり，合計 144 個の動画を作成した．R-B 動画と R 動画の 1 フレームを図 4.3 に示す．

4.5 実験参加者

北陸先端科学技術大学院大学内において，15 名 (男性 13 名，女性 2 名) の日本人大学院性を対象に実験を行った．

表 4.3: 本実験における各相関ごとの動画数
() 内は係数行列の種類数を表す．各係数行列ごとに 2 つの動画を作成したため，
係数行列の数 ×2 が動画数となる．

	$\rho_* = 0$	$\rho_* = 0.25$	$\rho_* = 0.499$	$\rho_* = 0.99$
R-B 動画	32 (16)	32 (16)	4 (2)	4 (2)
R 動画	32 (16)	32 (16)	4 (2)	4 (2)

4.6 実験環境

予備実験と同様に動画内では外見的な手がかりから観察者が生き物らしさを想起しないよう色付けされた二つの点 R(赤い点),B(黒い点) を用いた．またそのほかの部分においても予備実験と同様にコンピュータディスプレイ上においてフレームレートは 6Hz に設定し，図 3.3 と同様に動画内の点は水平方向に履歴 (軌跡) を伸ばしながら，垂直方向に移動し，過去であればあるほど点の色の透明度を上げた．

4.7 実験手順

本実験は R-B 動画を閲覧するブロックと，R 動画を閲覧するブロックの二つのブロックに分けて行った．実験参加者が R-B 動画と R 動画のどちらのブロックを先に閲覧するかは実験参加者間で交互に入れ替えた．つまり 1 人目の実験参加者が R-B 動画のブロックを先に閲覧した場合，2 人目の実験参加者は R 動画のブロックを先に閲覧した．実験参加者は一人当たり合計で 144 個の動画 (R-B 動画：72, R 動画：72) を評価した．

予備実験と同様に実験参加者はそれぞれ椅子に座り，参加者から 50 センチメートル離れたコンピュータディスプレイ上に表示される動画を閲覧した．動画の呈示順は各ブロック内ですべてランダムに呈示した．動画 1 つの閲覧を 1 試行とし，R-B 動画のブロックでは各試行後に実験参加者は “生物性”，“意図性”，“赤い点から黒い点への随伴性”，“黒い点から赤い点への随伴性” に関する質問項目に対して 5 段階評価 (1. 感じる, 2. あまり感じない, 3. どちらでもない, 4. 少し感じる, 5. 感じる) で回答した．R-B 動画のブロックにおいて実際に使われた質問文を以下に示す (質問文では図形を「円」と記載した).

- 生物性：赤い円の動きが生き物らしいと感じましたか？
- 意図性：赤い円は目的をもって動いているように感じましたか？
- 赤い点から黒い点への随伴性：赤い円の動きが黒い円の動きに応じているように感じましたか？

- 黒い点から赤い点への随伴性：黒い円の動きが赤い円の動きに応じているように感じましたか？

一方 R 動画のブロックでは “生物性”, “意図性”, “赤い点からなにかへの随伴性” に関する質問項目に対して 5 段階評価 (1. 感じる, 2. あまり感じない, 3. どちらでもない, 4. 少し感じる, 5. 感じる) で回答した．R 動画のブロックにおいて実際に使われた質問文を以下に示す.

- 生物性：赤い円の動きが生き物らしいと感じましたか？
- 意図性：赤い円は目的をもって動いているように感じましたか？
- 赤い点からなにかへの随伴性：赤い円の動きがなにかの動きに応じているように感じましたか？

4.8 分析準備

実験参加者は同じ係数行列から生成された時系列を 2 回見ており，本実験では同じ係数行列によって生成された 2 個の動画を評価した 2 個の評価値の平均値を実験参加者の各係数行列に対しての評価値とした．結果的に，R-B 動画のブロックでは実験参加者 15 名 × 係数行列 36 の 540 点を，同様に R 動画のブロックでは実験参加者 15 名 × 係数行列 36 の 540 点をデータとし，合計 1080 点のデータを分析した.

4.9 実験結果

生物性質問，意図性質問，赤い点から黒い点への随伴性質問，黒い点から赤い点への随伴性質問の平均評価値の結果を図 4.4–4.7 に示す．実験結果では生物性を Animacy, 意図性を Intetntion，赤い点から黒い点への随伴性・赤い点からなにかへの随伴性を Contingency-R，黒い点から赤い点への随伴性を Contingency-B と表記する.

また本実験では条件ごとと，相関による平均評価値の変化を見るために Granger causality 要因 $G_{R\to B}$ で $\{0, 0.405465108\}$ の 2 水準，$G_{B\to R}$ で $\{0, 0.405465108\}$ の 2 水準，相関要因は {0,0.25.0.499,0.99} の 4 水準，表示された円の個数の要因は {R 動画, R-B 動画 } の 2 水準, , 順序要因として実験参加者が R 動画と R-B 動画のどちらのブロックを先に閲覧したかで 2 水準，の 5 元配置分散分析を行った．それぞれの質問項目ごとの分散分析結果を表 4.4–4.9 に示す．以下は 5%水準として結果を示す.

生物性は表 4.4 から $G_{B\to R}$ の効果が有意に認められた $(F(1, 1079) = 15.21, p < .001)$.

意図性は表 4.5 から $G_{B\to R}$ の効果が有意に認められた ($F(1,1079)=13.91, p<.001$)．本実験では生物性と意図性は似た傾向を示していた．

赤い点から黒い点への随伴性は表 4.6 から点の個数の効果 ($F(1,1079)=29.15, p<.001$)，相関の効果 ($F(3,1079)=13.62, p<.001$) が有意に認められた．また点の個数と動画の呈示順序 ($F(1,1079)=12.05, p<.001$)，点の個数と相関 ($F(3,1079)=16.61, p<.001$) にそれぞれ交互作用が有意に認められた．この結果について赤い点から黒い点への随伴性については点の個数が 1 つの R 動画と，点の個数が 2 つの R-B 動画では質問の内容が異なっていた．R-B 動画では「赤い円が黒い円に応じていると感じましたか？」と黒い点について言及しているのに対し，R 動画の質問では「赤い円がなにかの動きに応じていると感じましたか？」と動画内には表示されていない「なにか」について言及しており，この質問項目の内容の違いが点の個数と相関の交互作用に表れていると考えられる．そこで赤い点から黒い点への随伴性を質問内容が異なる R 動画と，R-B 動画の二つのデータに分けて，4 元配置分散分析を行った．

R-B 動画における赤い点から黒い点への随伴性に関する結果を表 4.7 に示す．相関が随伴性に有意な効果があることは R-B 動画と R 動画を合わせた分散分析の結果と同様であった ($F(3,539)=33.15, p<.001$) が，R-B 動画だけの分散分析では $G_{R\to B}$ に有意な効果が認められた ($F(1,539)=4.12, p=.0428$)．また図 4.6 から相関が上がると全体的に赤い点から黒い点への随伴性が高くなっていることが見て取れた．

R 動画における赤い点から黒い点への随伴性に関する結果を表 4.8 に示す．R 動画では R-B 動画にみられた相関や $G_{R\to B}$ の効果は有意に認められず，その他のどの要因にも有意な効果は見られなかった．

黒い点から赤い点への随伴性は表 4.9 から二つの点の相関の効果が有意に認められた ($F(3,539)=21.18, p<.001$)．また図 4.7 から特に Low GC において相関が上がると黒い点から赤い点への随伴性が高くなっていることが見て取れた．

4.10 本実験の考察

本実験では Granger causality を操作した予備実験に加え，相関も操作し，また表示される点の個数が 1 つの R 動画と，予備実験と同様に点の個数が 2 つの R-B 動画の 2 種類の動画を作成し実験を行った．表 4.4 の結果では $G_{B\to R}$ に有意な効果が認められた一方，点の個数には有意な効果は認められなかった．この結果について観察者は本来二つの点を見ていなければ正確な Granger causality を推定できないはずであるので，点の個数が一つの動画と，点の個数が 2 つの動画という点の個数に有意な効果がみられるはずである．しかし，$G_{B\to R}$ に有意な効果が認められた一方，点の個数には有意な効果は認められなかったことから，観察者が対象に生き物らしさを感じるのに必ずしも複数の図形が必要とは限らないと考えることができる．

表 4.4: 生物性に関する 5 元配置分散分析表

***: $p < 0.1$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.01$

要因	Sum Sq.	d.f.	Mean Sq.	F	Prob>F
点の個数	1.85	1	1.8537	1.54	0.2146
呈示順序	0.47	1	0.4732	0.39	0.5305
相関	0.76	3	0.2536	0.21	0.8888
$G_{R\to B}$	0.11	1	0.1148	0.1	0.7573
$G_{B\to R}$	18.29	1	18.2878	15.21	*
点の個数 × 呈示順序	1.25	1	1.255	1.04	0.3072
点の個数 × 相関	2.53	3	0.8425	0.7	0.5516
点の個数 × $G_{R\to B}$	0.07	1	-.0738	0.06	0.8043
点の個数 × $G_{B\to R}$	0.42	1	0.4241	0.35	0.5527
呈示順序 × 相関	1.17	3	0.3915	0.33	0.8068
呈示順序 × $G_{R\to B}$	0	1	0.0009	0	0.978
呈示順序 × $G_{B\to R}$	0.69	1	0.6929	0.58	0.4479
Error	1275.56	1061			
Total	1304.85	1079			

表 4.5: 意図性に関する 5 元配置分散分析表

***: $p < 0.1$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.01$

要因	Sum Sq.	d.f.	Mean Sq.	F	Prob>F
点の個数	3.47	1	3.4652	3.01	0.0831
呈示順序	0.03	1	0.0348	0.03	0.862
相関	3.58	3	1.1947	1.04	0.3751
$G_{R\to B}$	0.23	1	0.2344	0.2	0.652
$G_{B\to R}$	16.02	1	16.0167	13.91	*
点の個数 × 呈示順序	1.17	1	1.1743	1.02	0.3128
点の個数 × 相関	6.91	3	2.3043	2	0.1122
点の個数 × $G_{R\to B}$	0.38	1	0.383	0.33	0.5642
点の個数 × $G_{B\to R}$	2.23	1	2.2333	1.94	0.164
呈示順序 × 相関	1.49	3	0.4954	0.43	0.7314
呈示順序 × $G_{R\to B}$	0.14	1	0.1424	0.12	0.7252
呈示順序 × $G_{B\to R}$	0.46	1	0.4614	0.4	0.5269
Error	1221.88	1061	1.1516		
Total	1259.92	1079			

表 4.6: 赤い点から黒い点への随伴性に関する 5 元配置分散分析表

***: $p < 0.1$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.01$

要因	Sum Sq.	d.f.	Mean Sq.	F	Prob>F
点の個数	35.42	1	35.4173	29.15	*
呈示順序	0.01	1	0.007	0.01	0.9394
相関	49.64	3	16.5456	13.62	*
$G_{R\to B}$	1.1	1	1.1003	0.91	0.3415
$G_{B\to R}$	0.68	1	0.6773	0.56	0.4555
点の個数 × 呈示順序	14.64	1	14.6409	12.05	*
点の個数 × 相関	60.54	3	20.179	16.61	*
点の個数 × $G_{R\to B}$	3.74	1	3.7417	3.08	0.0796
点の個数 × $G_{B\to R}$	3.73	1	3.725	3.07	0.0803
呈示順序 × 相関	1	3	0.3346	0.28	0.8432
呈示順序 × $G_{R\to B}$	1.38	1	1.3813	1.14	0.2866
呈示順序 × $G_{B\to R}$	0.48	1	0.4792	0.39	0.5302
Error	1289.28	1061			
Total	1427.22	1079			

表 4.7: R-B 動画における，赤い点から黒い点への随伴性に関する 4 元配置分散分析表

***: $p < 0.1$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.01$

要因	Sum Sq.	d.f.	Mean Sq.	F	Prob>F
呈示順序	4.033	1	4.033	3.69	0.0553
相関	108.726	3	36.2419	33.15	*
$G_{R\to B}$	4.505	1	4.5054	4.12	**
$G_{B\to R}$	0.581	1	0.5813	0.53	0.4662
呈示順序 × 相関	0.671	3	0.2237	0.2	0.8932
呈示順序 × $G_{R\to B}$	0.372	1	0.372	0.34	0.5599
呈示順序 × $G_{B\to R}$	0.027	1	0.0271	0.02	0.8749
Error	577.193	528	1.0932		
Total	698.75	539			

表 4.8: R 動画における，赤い点から黒い点への随伴性に関する 4 元配置分散分析表

***: $p < 0.1$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.01$

要因	Sum Sq.	d.f.	Mean Sq.	F	Prob>F
呈示順序	3.571	1	3.5706	2.65	0.1041
相関	0.789	3	0.26302	0.2	0.8996
$G_{R\to B}$	0.376	1	0.37575	0.28	0.5976
$G_{B\to R}$	3.869	1	3.86928	2.87	0.0907
呈示順序 × 相関	0.897	3	0.29901	0.22	0.8811
呈示順序 × $G_{R\to B}$	1.107	1	1.107	0.82	0.365
呈示順序 × $G_{B\to R}$	0.663	1	0.66303	0.49	0.4832
Error	711.172	528	1.34692		
Total	725.304	539			

表 4.9: R-B 動画における，黒い点から赤い点への随伴性に関する 4 元配置分散分析表

***: $p < 0.1$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.01$

要因	Sum Sq.	d.f.	Mean Sq.	F	Prob>F
呈示順序	4.334	1	4.3338	3.46	0.0633
相関	79.496	3	26.4986	21.18	*
$G_{R\to B}$	4.275	1	4.2753	3.42	0.0651
$G_{B\to R}$	0.35	1	0.35	0.28	0.5971
呈示順序 × 相関	2.709	3	0.9031	0.72	0.5393
呈示順序 × $G_{R\to B}$	0.005	1	0.0045	0	0.9522
呈示順序 × $G_{B\to R}$	0.121	1	0.1209	0.1	0.7561
Error	660.698	528	1.2513		
Total	756.933	539			

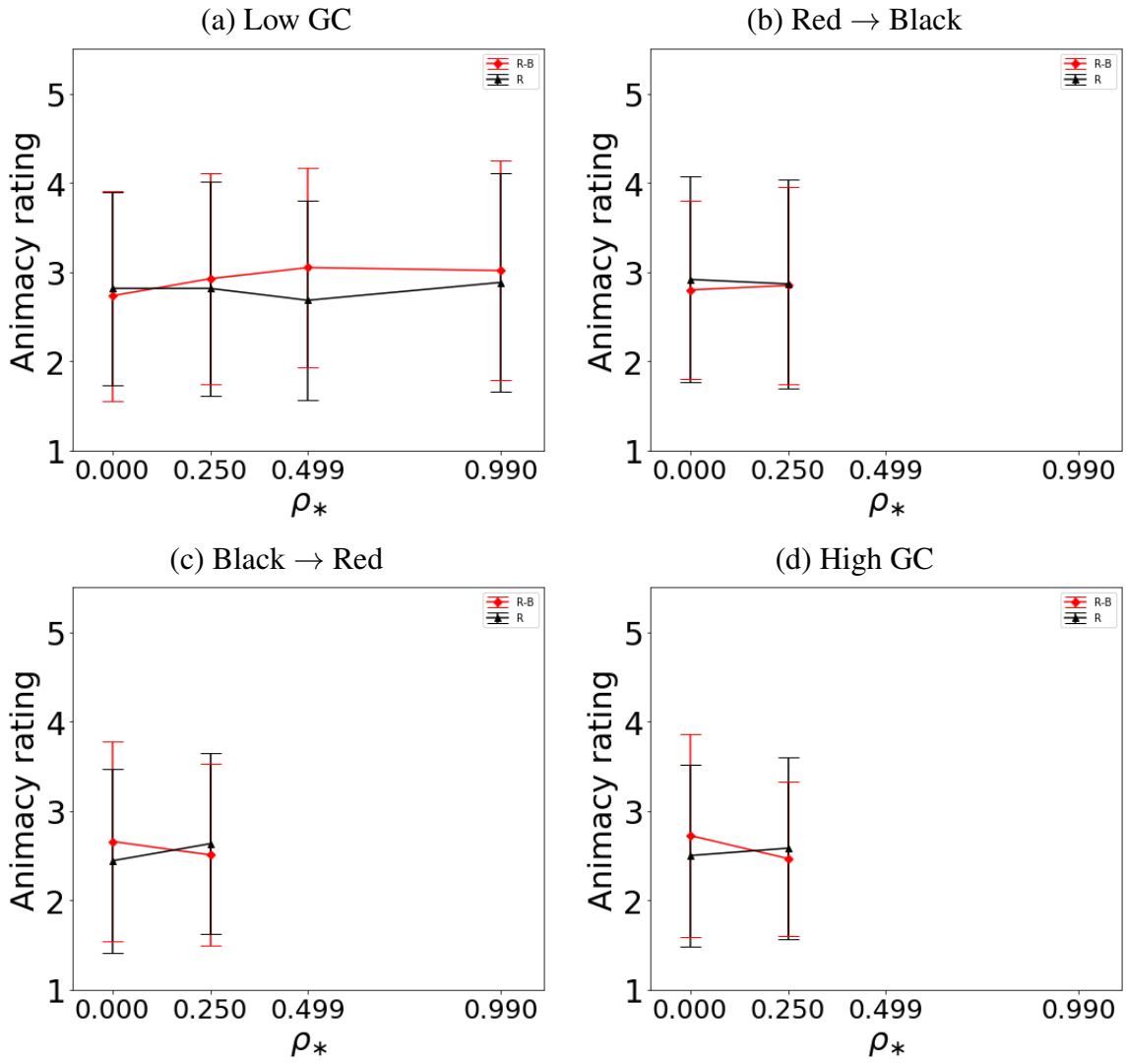

図 4.4: R-B 動画と R 動画における，生物性に対する平均評価値の結果

一方で点の個数が一つの R 動画であっても，観察者は B の動きの影響を受けた R の動きは見ることができる．このことを踏まえると $G_{B\to R}$ に有意な効果が認められた理由として，観察者は二つの点を見ていなくても R の動きの状態履歴に潜在的に含まれる $G_{B\to R}$ に関する情報を推定できていた可能性が考えられる．

また表 4.4 と表 4.5 から生物性と意図性がどちらも $G_{B\to R}$ に有意な効果が認められており，似た傾向を示していることを踏まえると生物性と意図性は質的に似たものであると考えられる．

一方赤い点から黒い点への随伴性，黒い点から赤い点への随伴性に関しては，表 4.6–4.9 から観察者は Granger causality から随伴性を感じているというよりも，二つの点の動きの相関から随伴性を感じ取っていたと考えることができる．予備実験においては表 3.7 から $G_{R\to B}$ または $G_{B\to R}$ が高ければ随伴性が高いと考えら

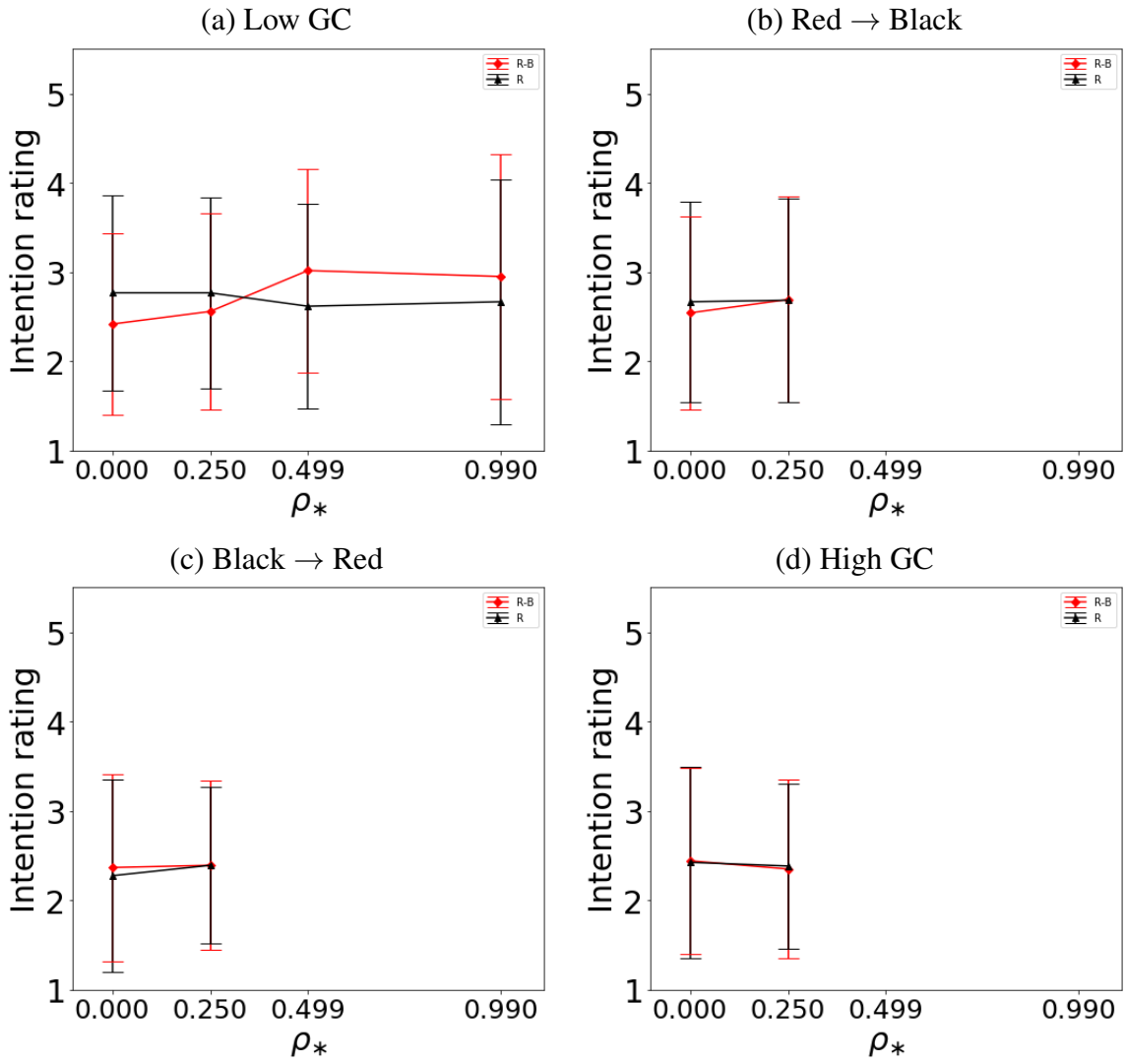

図 4.5: R-B 動画と R 動画における，意図性に対する平均評価値の結果

れたが，予備実験では相関をパラメータとして操作しておらず相関による影響を見ることはできなかった．これについて予備実験の相関を調べたところ予備実験における Red→Black,Black→Red は相関が高く，Low GC は相関が低かったことが分かった．予備実験における相関の分布を図 4.8 に示す．このことを踏まえると，予備実験においても相関が高い場合に観察者は複数の図形間に随伴性を感じ取っていたと考えられる．

また表 4.6 において点の個数と呈示順序に交互作用が認められた理由としては，先に R-B 動画をみた後に R 動画をみた実験参加者は黒い点を先にみているため，一つの点しか表示されていない R 動画であっても黒い点があるかもしれないという先入観を持ってしまっていた可能性が考えられる．一方で R 動画を先にみて，R-B 動画を後から見た実験参加者は R 動画の随伴性を評価する際には「黒い点が

あるかもしれない」という先入観を持っていなかったと考えられる．以上のことから呈示順序が違うことによって観察者が持つ「黒い点があるかもしれない」という先入観の有無につながり，交互作用が現れたのではないかと考えられる．

一方で R-B 動画における，赤い点から黒い点への 4 元配置分散分析では $G_{R\to B}$ が有意な効果を持っていた．このことについて $G_{R\to B}$ が大きいと B が R に従属している度合が大きく，$G_{R\to B}$ が小さいと B が R に従属している度合いが小さいことを踏まえると，観察者は二つの点 R,B が表示されている場合は黒い点の動きを頼りにして，赤い点の随伴性を感じていることが考えられた．

また R 動画における，赤い点から黒い点への 4 元配置分散分析ではいずれの要因にも有意な効果は見られなかった．この結果について R 動画では実験参加者は一つの点の動きしか見ることはできず，一方で R-B 動画では実験参加者は 2 つの点の動きを見ることができる．このことを踏まえると，R-B 動画における 4 元配置分散分析で相関に有意な効果が見られた理由としては実験参加者は 2 つの点の動きから相関を推定していた一方で，R 動画では実験参加者は 1 つの点しか見ることができず，相関を推定出来なかったために R 動画における 4 元配置分散分析ではいずれの要因にも，特に相関に有意な効果が見られなかったと考えられる．このことから観察者が随伴性を感じとるためには複数の図形が視覚的に見えている必要が考えられる．

以上のことから本実験の結果から生物性に関しては $G_{B\to R}$ に有意な効果が認められた理由として観察者は二つの点を見ていなくても R の動きのパターンに存在する潜在的な $G_{B\to R}$ を推定することができていた可能性が，随伴性に関しては相関が有意な効果を持っていたことから，二つの点の動きの相関から随伴性を感じ取っていた可能性が示唆された．

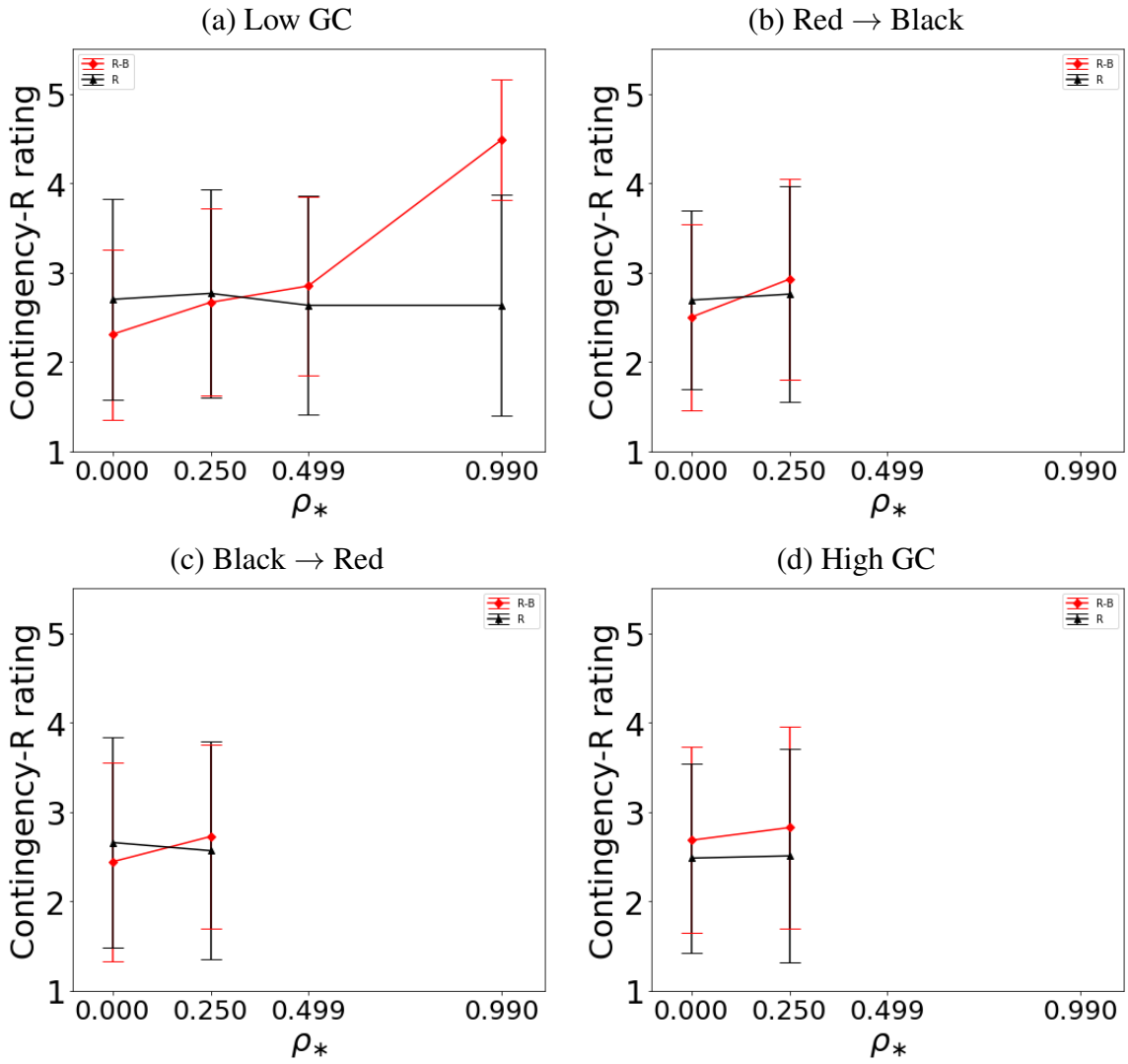

図 4.6: R-B 動画と R 動画における，赤い点から黒い点への随伴性に対する平均評価値の結果

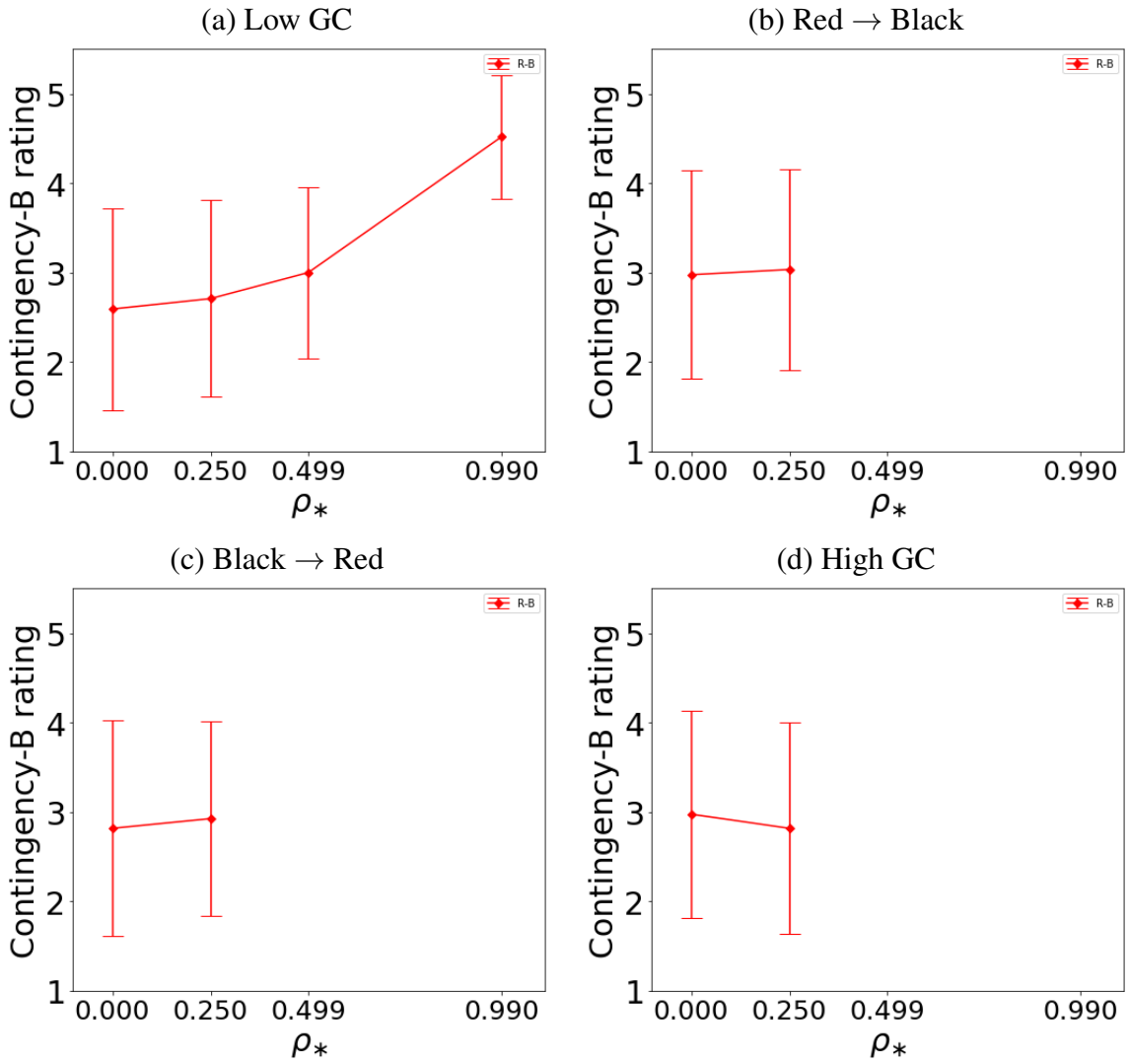

図 4.7: R-B 動画における，黒い点から赤い点への随伴性に対する平均評価値の結果

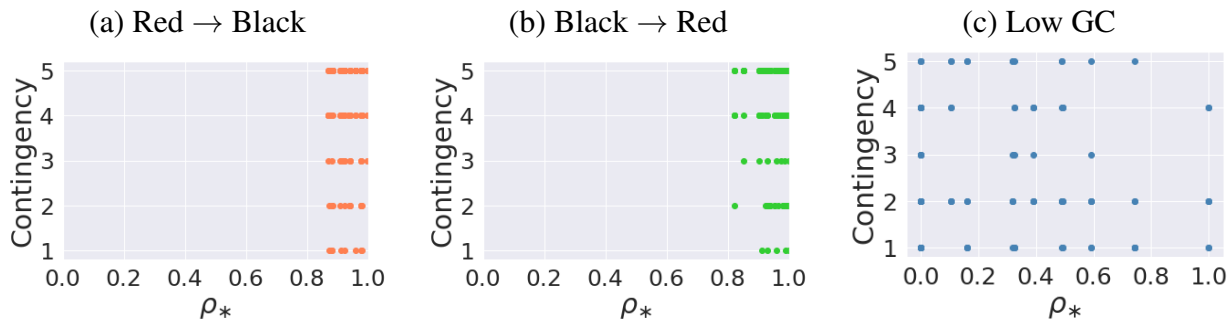

図 4.8: 予備実験における条件ごとの相関 ρ_*
点は各相関ごとの平均値を示す．条件ごとにおける実験刺激の相関であり，生物性・意図性・随伴性で相関の分布は変わらないため，例として随伴性の図を示す．

第5章　総合議論

5.1　本研究によって明らかになったこと

本研究は他者の意図や複数主体の社会関係をそれらの行動から読み取る能力の解明を目指し，アニマシー知覚の機序解明を研究の目的としていた．そのため相互作用する複数の運動図形に対して観察者が感じる生き物らしさの説明を試みた．

本研究では初めに観察者が複数の図形を見るとき，一方の物体の過去の動きが他方の物体の将来の動きの予測に寄与する度合がアニマシー知覚を特徴づけると仮説を立てた．またこの予測に寄与する度合は多変量解析における Granger causality で測り，時間的随伴性を Granger causality で測ることができる，という GC による随伴性仮説を立てた．

まずこの二つの仮説について予備実験を行った．予備実験の結果，随伴性に関しては二つの物体間の Granger causality の向きに依らずに，$G_{B\to R}$ が高ければ観察者は R に対して随伴性を感じることが結果から見て取れ，ある種の随伴性は Granger causality で測れる可能性が示唆された．

生物性に関しては実験内において $G_{B\to R}$ と観察者が R に感じる生物性の平均値には負の相関があることが示唆された．このことから観察対象の動きを予測する手がかりが少ないときに観察者は動きの説明を観察対象に求め生物性を感じやすくなるという新たな仮説を立て，本実験を行った．

本実験では赤い点 R と黒い点 B の二つの点を表示した動画と，黒い点 B のみを非表示にし赤い点 R だけが表示された動画の 2 種類の動画を実験参加者に呈示した．予備実験の結果を踏まえると，本実験では動画内の点の個数が観察者が対象に感じる生物性に有意な効果があることを期待していた．しかし本実験の結果から生物性に関して分散分析を行ったところ，動画内の点の個数の生物性に対しての有意な効果は見られず，予備実験で新たに立てた仮説を支持する結果は得られなかった．

一方で $G_{B\to R}$ が観察者が感じる生物性に対して有意に効果があったことから，本来二つの点が見えていなければ正確には推定できないはずの $G_{B\to R}$ を観察者は一つしか表示されていない点の動きのパターンに存在する潜在的な情報から推定していた可能性が示唆された．

またこのことから観察者が対象に生き物らしさを感じるのは必ずしも複数の図形が必要とは限らず，実験において二つの点を見ていなくても R の動きのパターンに存在する潜在的な情報から $G_{B\to R}$ を推定できている可能性が示唆された．

次に随伴性に関しは本実験での分散分析を行った結果，観察者が感じる随伴性に対して Granger causality には有意な効果は見られず，一方で相関には有意な効果がみられていた. このことについては本研究で用いた質問項目の「応じている」という聞き方に対して実験参加者はこの表現を相関と捉えて回答していた可能性が考えられる.

また生物性に対する本実験の分析結果を見ると，$G_{B\to R}$ は生物性に有意な効果を持っており，Bassili (1976) が挙げた随伴性はアニマシー知覚に効果を持つという知見を踏まえると，Granger causality は Bassili (1976) が挙げた随伴性を捉えていた可能性が考えられる.

これらのことを踏まえると本実験で実験参加者に対して随伴性を「応じている」という聞き方をした場合では，本研究の仮説の一つである GC による随伴性仮説を十分に支持する結果は得られなかった．しかしながらこれは質問の聞き方の表現が影響していた可能性があり，$G_{B\to R}$ が生物性に有意に効果を持っていたことも考慮すると，Bassili (1976) が挙げた随伴性を Granger causality で測れていたと考える．一方で二つの点の動きの相関が観察者が感じる随伴性に有意な効果を持っていたことが明らかとなり，観察者は物体間の動きの相関に随伴性を感じる可能性が示唆された.

以上のことから本実験の質問の聞き方では本研究の仮説の一つである，「Granger causality である種の随伴性を測ることができる」という GC による随伴性仮説を支持する十分な結果が得られなかった一方で，Bassili (1976) が挙げた随伴性は Granger causality で測れていたと考える．また同様に「一方の物体の過去の動きが他方の物体の将来の動きに寄与する度合が観察者のアニマシー知覚を特徴づける」という仮説は，本実験の結果で生物性に $G_{B\to R}$ が有意に効果を持っていたことから棄却されず，新たに生物性を感じるのに必ずしも観察者は複数の図形を見る必要はないことが示唆された．また一方で新たに「観察者が二つの物体の動きの相関に随伴性を感じた」可能性と，「観察者は物体の動きのパターンに存在する潜在的な情報から Granger causality を推定している」可能性が示唆された．このことから本研究でアニマシー知覚を説明する要因に寄与する実験的な知見を得ることはできたと考える.

5.2 今後の課題

今後は新たに示唆された「二つの物体の動きの相関が観察者が感じる随伴性を特徴づける」と「観察者は物体の動きのパターンに存在する潜在的な情報から Granger causality を推定している」という可能性を検討する必要がある．また本研究の実験刺激動画では点は過去の履歴 (軌跡) を伸ばしながら垂直に移動しており，履歴の数は 5 つだった．このことについて履歴の数が生物性の手がかりになることが考えられる．履歴の数が多ければ観察者はそれらをまとめて一つの物体として認

識する可能性があり，その結果蛇やミミズなどの細長い生物として解釈を行うことが考えられる．そのため次の実験では新たに示唆された予測の検討に加え，履歴の数も統制して実験を行う必要があると考える．

第6章　結論

近年のロボット技術やCG技術の進歩は著しく，ロボットやCGキャラクターの外見や動きは実際の生物の外見や動きに近づきつつある．映画やゲームなどのエンターテインメント業界の様々な分野では開発者が視聴者やユーザにキャラクタに対して親近感を持ってもらう目的でキャラクタに生き物らしく見える挙動をさせることが多い．しかしどんなに外見や動きを実際の生物に似せてリアルに見せたとしても，実際に生き物らしいと感じるのは観察者である人である．このような観察者が観察対象に対して見かけ上の生き物らしさを感じることをアニマシー知覚と呼び，本研究ではアニマシー知覚の認知過程の解明を目指しつつ，時間的随伴性を定量的に扱う試みをすることで相互作用とアニマシー知覚の関係を探り，アニマシー知覚を説明する要因に寄与する実験的な知見を得ることを目指した．

本研究では先行研究で示された「同期」と「時間的随伴性」のアニマシー知覚への結果に着目し，時間的随伴性には過去の動きが時間的なズレをもって将来の動きに影響を与えることが重要であると考えた．この概念に近い統計量として多変量解析で扱われるGranger causalityを用いて，二つの仮説を立てた．1つ目は「Granger causalityで時間的随伴性を測ることができる」というGCによる随伴性仮説，2つ目は「一方の過去の動きが他方の将来の動きに寄与する度合がアニマシー知覚を特徴づける」という仮説である．

仮説検証のため予備実験と本実験を行ったところ，本研究の結果からは質問の表現の影響からGCによる随伴性仮説を十分に支持する結果は得られなかった一方で，Bassili (1976) が挙げた随伴性はGranger causalityで測ることができていたと考える．

二つ目の「一方の過去の動きが他方の将来の動きに寄与する度合がアニマシー知覚を特徴づける」という仮説は$G_{B\to R}$が生物性に有意な効果を持っていたことから棄却されず，二つの実験を行ったことで新たに観察者が二つの物体の動きの相関から随伴性を感じている，という可能性と，物体の動きのパターンに存在する潜在的な情報からGranger causalityを推定していた可能性が示唆された．

今後はこれらの新たに示唆された予測を検討する必要がある．特に観察者が物体の動きのパターンから潜在的な情報を読み取っている可能性について，多項式のARモデルとVARモデルを用いた実験刺激に対して観察者が刺激対象に感じる生物性を比較検討することで，目指していた人のアニマシー知覚の認知過程の解明に取り組んでいきたい．

参考文献

Bassili, J. N. (1976). Temporal and spatial contingencies in the perception of social events. *Journal of Personality and Social Psychology*, *33*(6), 680–685.

Dittrich, W. H., & Lea, S. E. (1994). Visual perception of intentional motion. *Perception*, *23*(3), 253–268.

Granger, C. W. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica*, *37*(3), 424–438.

Heider, F., & Simmel, M. (1944). An experimental study of apparent behavior. *The American Journal of Psychology*, *57*(2), 243–259.

Hidaka, S., & Torii, T. (2021). Designing bivariate timeseries with controlled Granger causality. *https://doi.org/10.31234/osf.io/auwr8*.

Scholl, B. J., & Tremoulet, P. D. (2000). Perceptual causality and animacy. *Trends in Cognitive Sciences*, *4*(8), 299–308.

Takahashi, K., & Watanabe, K. (2015). Synchronous motion modulates animacy perception. *Journal of Vision*, *15*(8), 1–17.

Terada, K., Takeuchi, R., Fukai, H., & Ito, A. (2012). Effect of predictability of goldfish behavior on perception of animacy and intentionality. In *IPSJ SIG Technical Report*, Vol. 2012-HCI-148, pp. 1–8.

Tremoulet, P. D., & Feldman, J. (2000). Perception of animacy from the motion of a single object. *Perception*, *29*(8), 943–951.

植田, 一博. (2013). アニマシー知覚：人工物から感じられる生物らしさ. 日本ロボット学会誌, *31*(9), 833–835.

龍輪, 飛鳥. (2008). 2つの運動図形のインタラクションの知覚と心的帰属の関係. 京都大学大学院教育学研究科紀要, *54*, 282–292.

謝辞

本研究を進めるにあたり，ご助言や研究環境を提供して下さった日髙昇平 准教授に感謝申し上げます．日髙先生には，常日頃から，様々なアドバイスを頂き，また，実験設計などの議論には多くの貴重な時間を費やして下さったことに感謝申し上げます．度々の思い込みを親身にご指摘くださり多くのご苦労をおかけしたことと思いますが，その都度時間を取っていただき，相談に乗っていただいた結果私はこの修士論文を書くことができました．本当にありがとうございました．

また，議論や実験設計に多くの時間を割いて下さった鳥居拓馬助教にも感謝申し上げます．鳥居先生には本研究の実験刺激の作成をして頂き，また論文の読み方をお教えいただいたり，分析の結果などを共有して頂いたことにも，大変感謝しております．

また先輩として学生生活などの様々なアドバイスをくださった宮本さん，日髙研究室の同期である亀井君，岡崎さん，佐々木君，朱さん，そして，一緒に課題に取り組んでくれた，稲継君，小林君，他研究室であるにもかかわらず親身に実験に協力してくれた山際君，恭介君にも感謝を述べたいと思います．ありがとうございました．最後に，大学院に行くことを許してくれ，経済的な支援だけでなく常に心の支えとなってくれた両親にも，この場を借りて感謝の意を伝えます．