

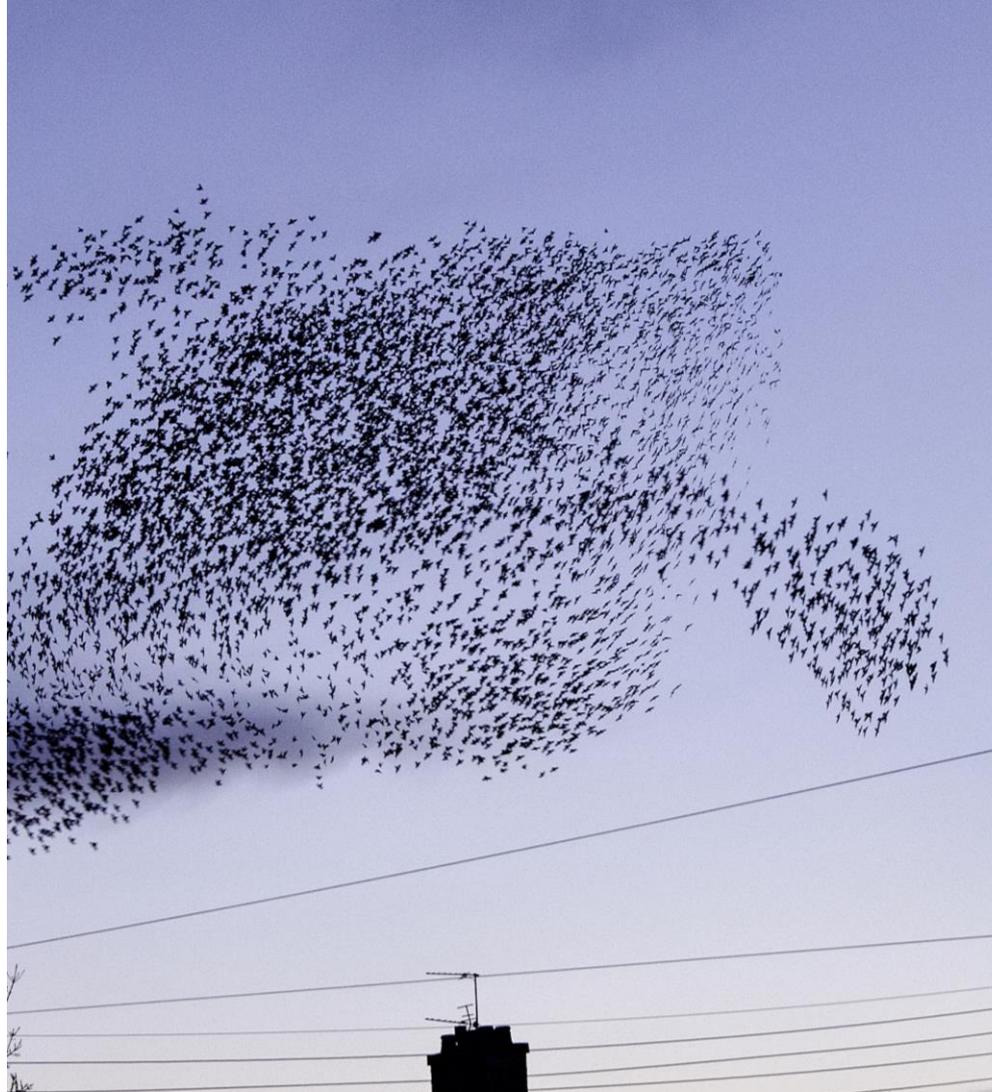
魚の群泳における極性ネマチック状態を 考慮した統合情報量の算出

京都大学工学部物理工学科
機械システム学コース
若林 隼平



集団は何を思うか。

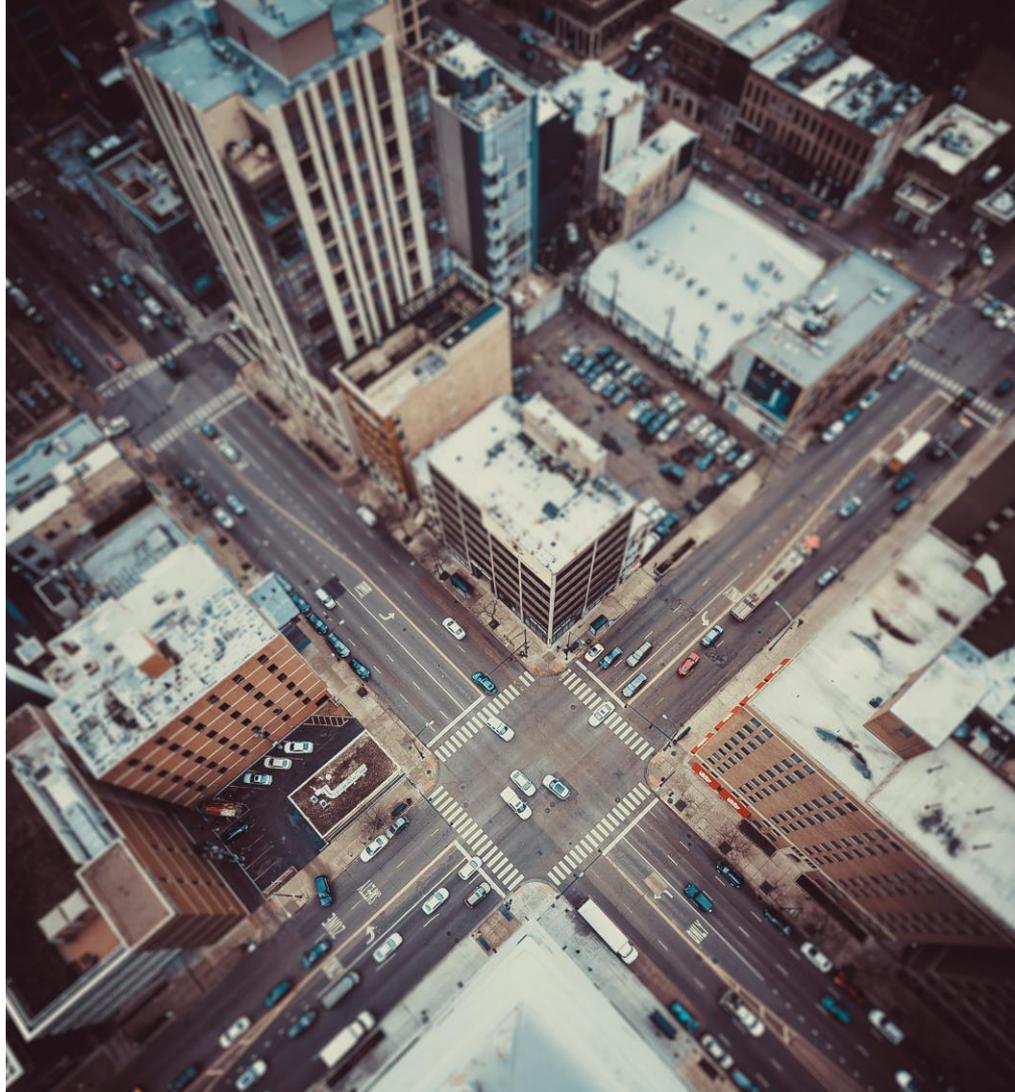
集団行動における
協調意識は何か。





協調は同調でない。
チームの構成員は
それぞれ役割がある。

複数の自動運転車は、
各々行き先が異なるが
衝突・渋滞回避のため
互いに情報伝達し合う。



多様な構成要素でありながら
協調的な意識をもつ集団を知りたい。



彼らが何を思うか
彼ら自身しか知らない。

我々の思う彼らの思いは
彼らの思うことでない。



集団のもつ表面的でない
潜在的な協調意識を推定したい。

研究目的

- 多様な要素で構成される集団モデル式を作る。
- 実データをモデル式に代入して潜在的な協調意識を推定する。



研究室で飼育中の群泳をする
熱帯魚ネオンテトラ

目次

1. 研究背景と研究目的

2. 目的到達への理論

- a. 集団内の向きのばらつきを考慮した極性ネマチック状態モデル
- b. 潜在的な協調意識を推定する統合情報理論のComplex(Φ)

3. 極性ネマチック状態モデルから潜在的な協調意識の算出

- a. Complex(Φ)の算出
- b. 相互情報量(MI)の算出とComplex(Φ)との比較

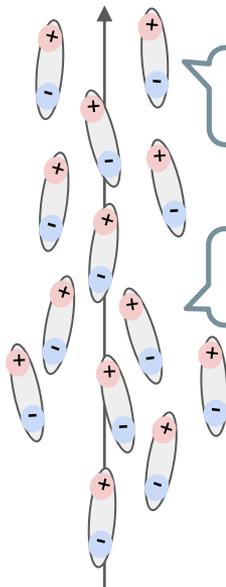
4. 結論

極性ネマチック状態で向きのばらつきを考慮

極性ネマチック
状態

棒状分子

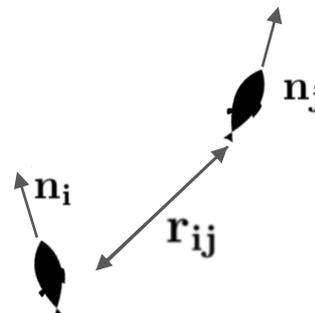
隣同士は
不規則



極性がある

長軸方向が
揃っている

提案モデル式



$$g_i = \sum_{i \neq j} \frac{1}{r^3} \left\{ \mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j - 3 \frac{\epsilon}{r^2} (\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{r}_{ij}) (\mathbf{n}_j \cdot \mathbf{r}_{ji}) \right\}$$

ϵ : 2個体の向きのばらつき程度 ($0 < \epsilon < 1$)

目次

1. 研究背景と研究目的

2. 目的到達への理論

- a. 集団内の向きのばらつきを考慮した極性ネマチック状態モデル
- b. 潜在的な協調意識を推定する統合情報理論のComplex(Φ)

3. 極性ネマチック状態モデルから潜在的な協調意識の算出

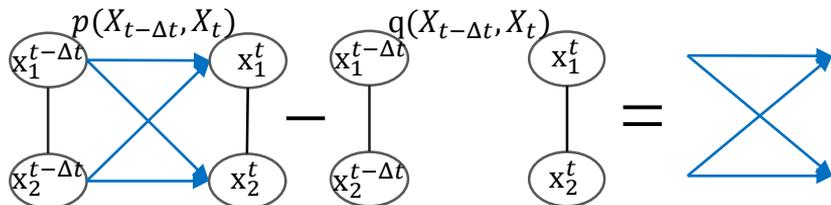
- a. Complex(Φ)の算出
- b. 相互情報量(MI)の算出とComplex(Φ)との比較

4. 結論

統合情報理論のComplex(Φ)で潜在的な協調意識の表現

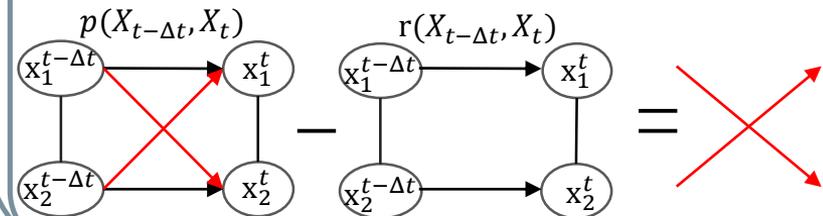
集団の潜在的な協調意識は、集団内の時間発展の因果関係を解析して得られる。その手段として状態の確率過程をみる。

相互情報量(MI)



もとの確率分布 $p(X_{t-\Delta t}, X_t)$ と時間的因果関係を**全て**除いた確率分布 $q(X_{t-\Delta t}, X_t)$ との差

Complex(Φ)



もとの確率分布 $p(X_{t-\Delta t}, X_t)$ と時間的因果関係のうち**要素同士の関係のみ**除いた確率分布 $r(X_{t-\Delta t}, X_t)$ との差

→潜在的な協調意識を表す情報量

目次

1. 研究背景と研究目的

2. 目的到達への理論

- a. 集団内の向きのばらつきを考慮した極性ネマチック状態モデル
- b. 潜在的な協調意識を推定する統合情報理論のComplex(Φ)

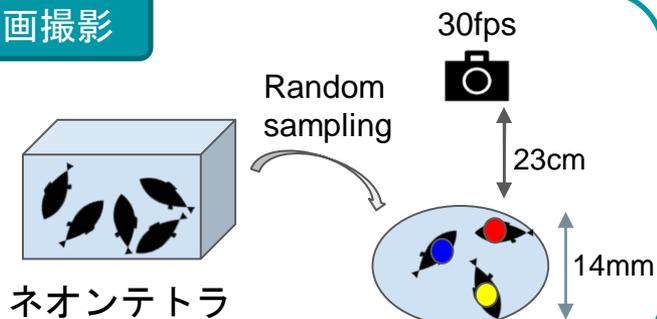
3. 極性ネマチック状態モデルから潜在的な協調意識の算出

- a. Complex(Φ)の算出
- b. 相互情報量(MI)の算出とComplex(Φ)との比較

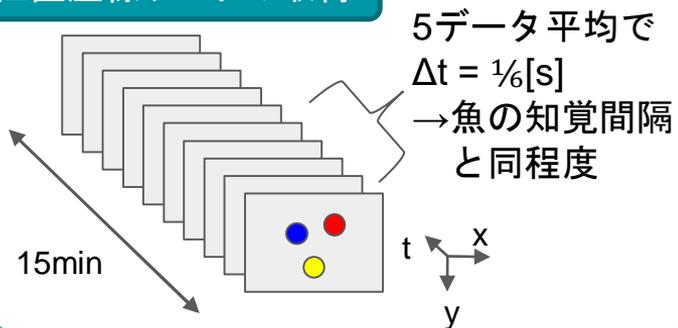
4. 結論

動画撮影・トラッキング・位置座標データの取得

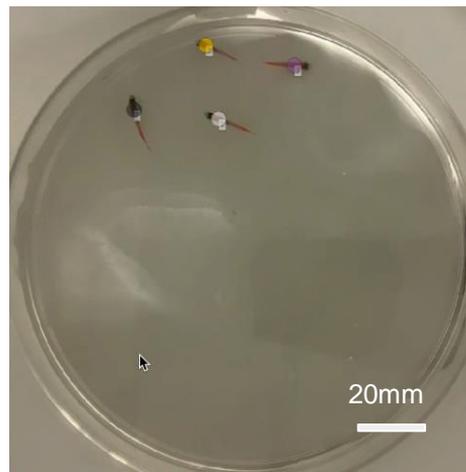
動画撮影



位置座標データの取得



トラッキング

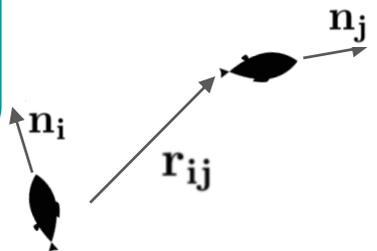


ネオンテトラをUMATrackerで位置追従

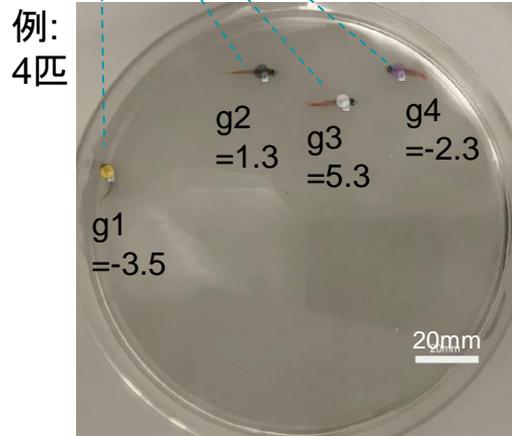
極性ネマチック状態モデルから確率的状態ベクトルの算出

$$g_i = \sum_{i \neq j} \frac{1}{r^3} \left\{ n_i \cdot n_j - 3 \frac{\epsilon}{r^2} (n_i \cdot r_{ij}) (n_j \cdot r_{ji}) \right\}$$

ϵ : 2個体の向き
ばらつきを決める
($0 < \epsilon < 1$)

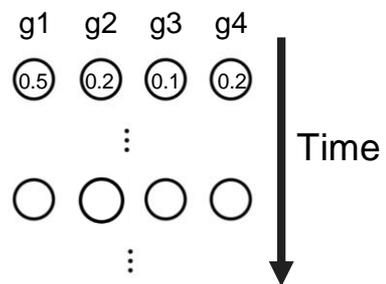


個体の状態：相互作用を考慮したポテンシャルエネルギー



-1~1にスケール変換

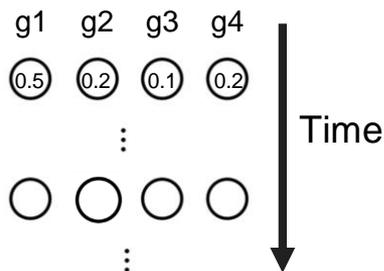
時系列の確率的な
それぞれの個体の
状態



1をとるとき状態をONとする。
ONのとき集団に引き付けられる。

時系列状態ベクトルから遷移確率行列を算出

正負の確率を含む
時系列状態ベクトル



ある時刻 t における
ON・OFFのいずれかを
とる状態から、次の時刻
 $t+1$ である要素でONをと
る確率を求める。

遷移確率行列

State at t	Pr(N=ON) at $t+1$			
(A,B,C,D)	A	B	C	D
(0, 0, 0, 0)	0.03	0.13	0.34	0.83
(1, 0, 0, 0)	0.24	0.09	0.16	0.34
(0, 1, 1, 1)	0.25	0.37	0.47	0.34
(1, 1, 1, 1)	0.23	0.09	0.29	0.19

遷移確率行列Complex(Φ)を算出

遷移確率行列

State at t	Pr(N=ON) at t+1			
	A	B	C	D
(A,B,C,D)				
(0, 0, 0, 0)	0.03	0.13	0.34	0.83
(1, 0, 0, 0)	0.24	0.09	0.16	0.34
(0, 1, 1, 1)	0.25	0.37	0.47	0.34
(1, 1, 1, 1)	0.23	0.09	0.29	-0.19

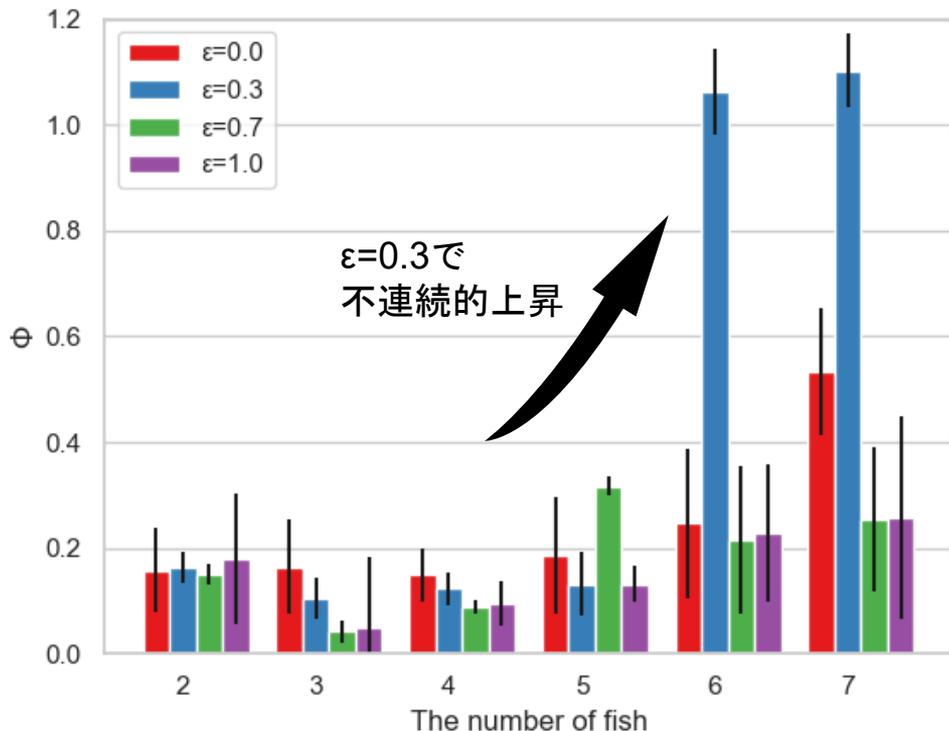


Φ とその存在確率

State (A,B,C,D)	Φ	State Existence Probability
(0, 0, 0, 0)	0.231	0.04
(1, 0, 0, 0)	0.128	0.12
(1, 1, 1, 0)	0.31	0.09
(1, 1, 1, 1)	0.15	0.30

Expectation Φ :
集団の潜在的な
協調意識

極性ネマチック状態モデルのΦの算出



εが小さいほど
ばらつきは小さい

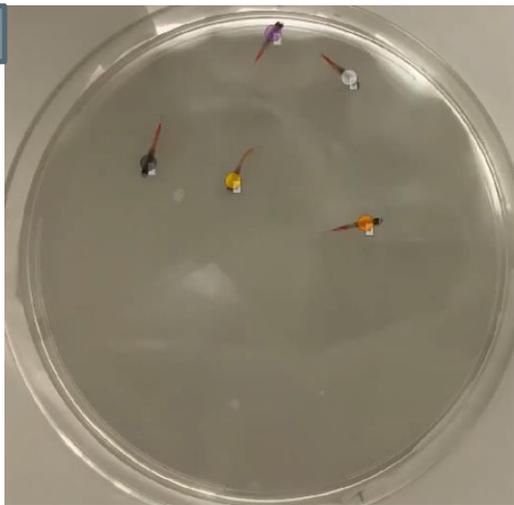
$$g_i = \sum_{i \neq j} \frac{1}{r^3} \left\{ \mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j - 3 \frac{\epsilon}{r^2} (\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{r}_{ij}) (\mathbf{n}_j \cdot \mathbf{r}_{ji}) \right\}$$

向きが少しばらつく極性ネマチック
状態モデルで、Φは群泳する個体
数に対して不連続的に上昇

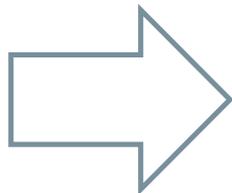
⇒ 一次相転移

極性ネマチック状態モデルの中の算出結果の考察

5匹



6匹



集団要素の向きが少しばらつく極性ネマチック状態モデルは、
魚群の特徴をよく捉えている。

5匹と6匹の間で集団内に質的な変化が起こっている。
しかし、目に見える現象で区別し難い。

目次

1. 研究背景と研究目的

2. 目的到達への理論

- a. 集団内の向きのばらつきを考慮した極性ネマチック状態モデル
- b. 潜在的な協調意識を推定する統合情報理論のComplex(Φ)

3. 極性ネマチック状態モデルから潜在的な協調意識の算出

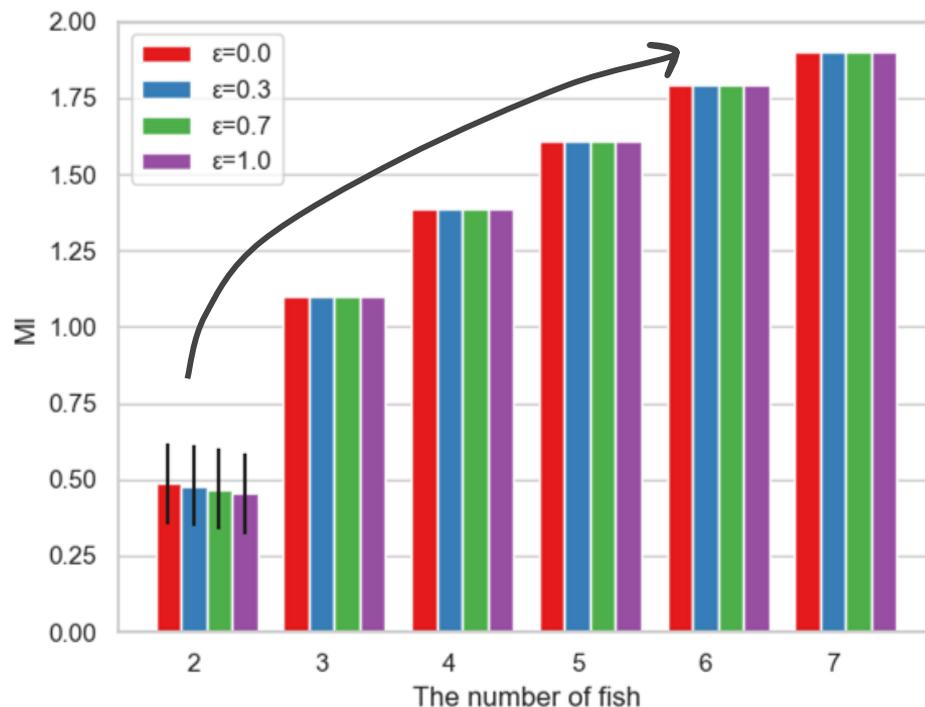
- a. Complex(Φ)の算出
- b. 相互情報量(MI)の算出とComplex(Φ)との比較

4. 結論

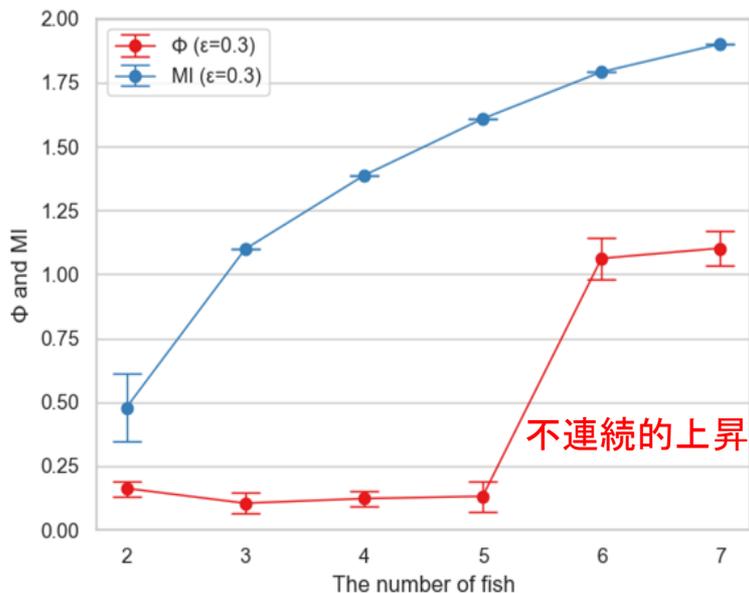
相互情報量(MI)

$$MI = \sum_{X_t} \sum_{X_{t-\Delta t}} p(X_t, X_{t-\Delta t}) \log \frac{p(X_t, X_{t-\Delta t})}{p(X_t)p(X_{t-\Delta t})}$$

個体数の増加と共に
MIは対数関数的な増加をした。



相互情報量(MI)と Φ の関係



時系列の因果関係の全体

相転移にみられる不連続的な上昇は、MIではみられず、 Φ で5,6匹においてみられた。

時系列の因果関係のうち要素同士の関係のみに着目

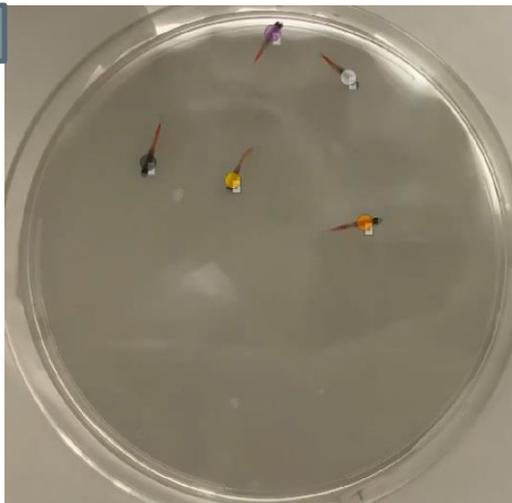


時系列の因果関係の全体では見えないが、要素同士の関係だけに着目することで見えるものがある。

相互情報量(MI)とΦの関係の考察

5匹と6匹の間で、要素同士の関係 = 集団の潜在的な協調意識に変化がある。
どのような変化かわからないが、「何か」が変化している。

5匹



6匹





人間の場合でもΦを測ることで
全体的な情報伝播の中から
チームの協調意識を見いだせる。

結論

提案モデル：極性ネマチック状態モデル

相互関係に向きのばらつきを考慮し、
構成要素の多様性を反映



提案した集団の形成度：統合情報理論のComplex(Φ)

表面的でない潜在的な協調関係を算出



Φ は群泳の個体数に対して、不連続的な変化を示したことから、群泳に相転移が起きている。

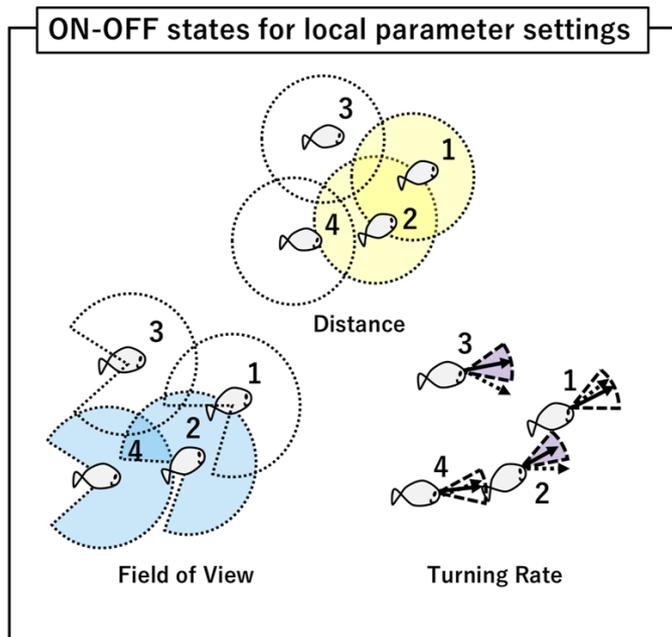


Φ は「阿吽の呼吸」や「以心伝心」などの集団としての統合を表す。

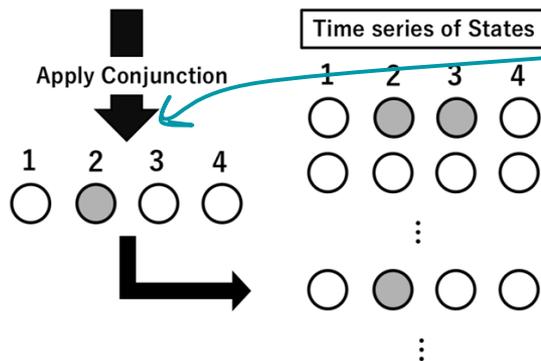


appendix

3つの相互関係の条件で表す



	1	2	3	4
State of Distance Parameter	●	●	○	○
State of Field of View Parameter	○	●	○	●
State of Turning Rate Parameter	○	●	●	○



Step 1 :
3種の閾値で、各魚の集団意識ON, OFF判定

Step 2 :
3つのブール値の論理積をとる。

Step 3 :
Step 1・2を全時刻で行い、状態ベクトルを得る

3つの相互作用を考慮したモデルを用いた Φ

個体数 : $N=5$

Turning Rate $> 0.0 \pi$ rad

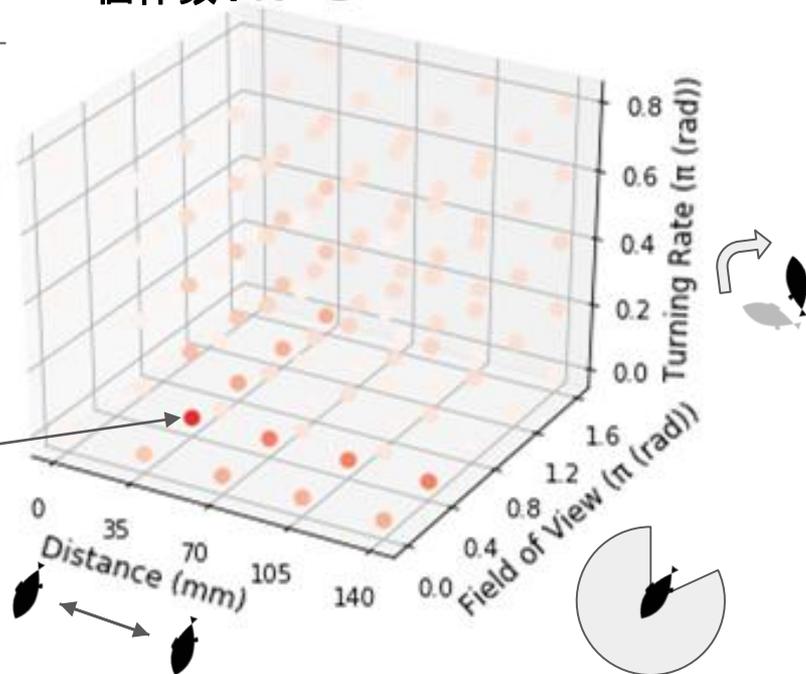
$\Phi \doteq 0$

Distance : 35 mm

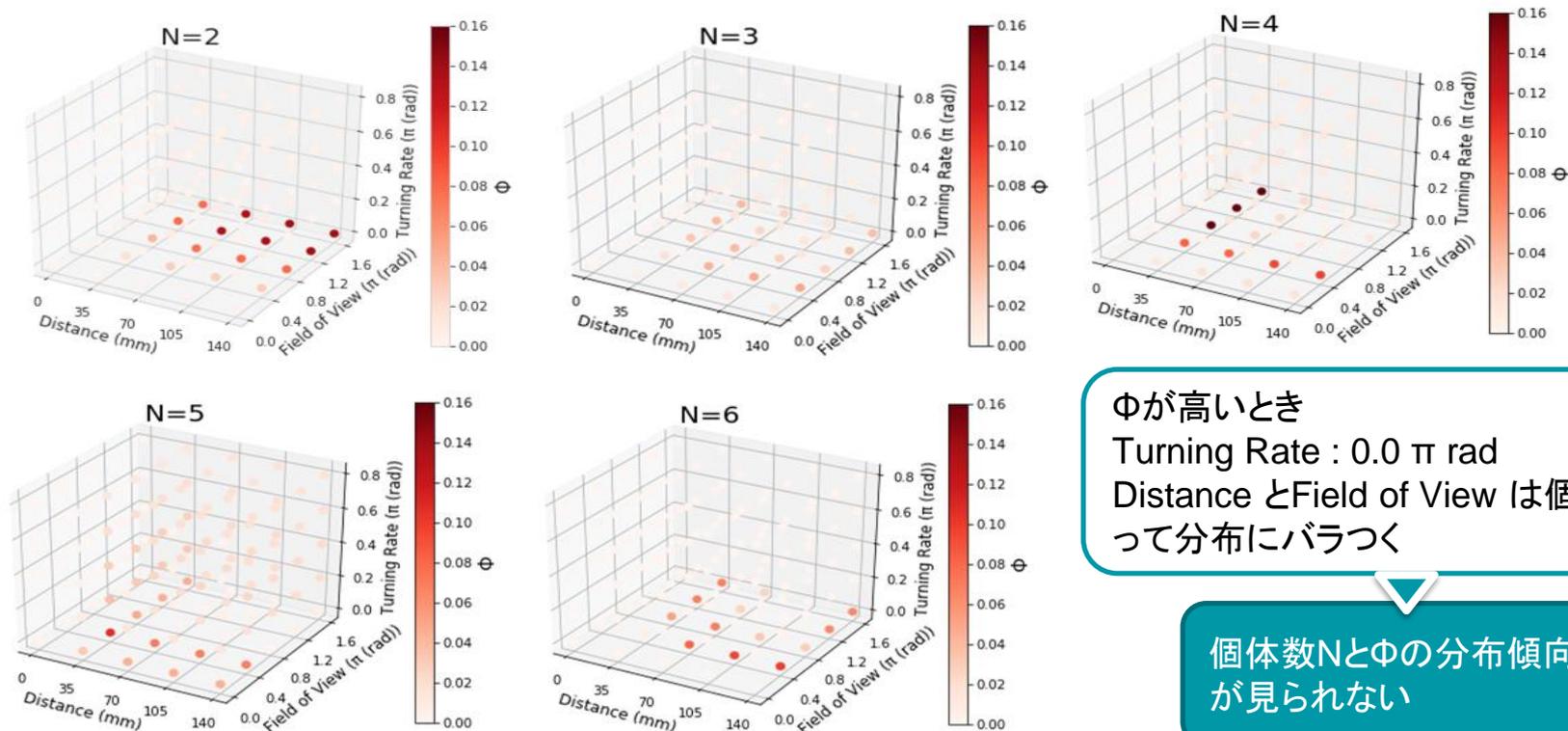
Field of View : 0.4π rad

Turning Rate : 0.0π rad

$\Phi \doteq 0.15$



3つの相互作用を考慮したモデルを用いた Φ



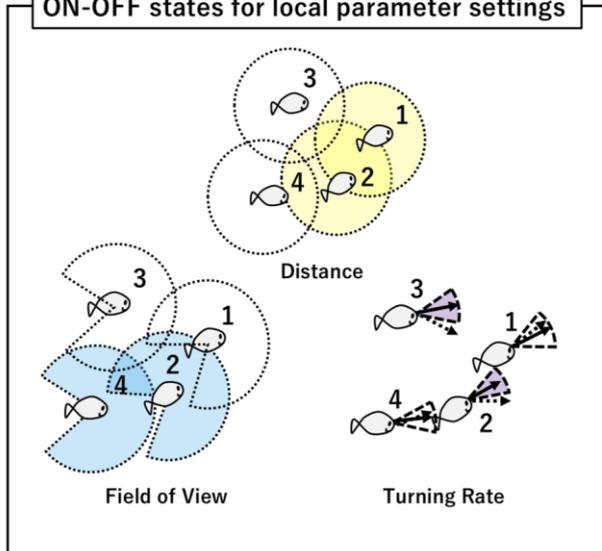
Φ が高いとき
Turning Rate : 0.0 π rad
Distance とField of View は個体数によ
って分布にバラつく

個体数Nと Φ の分布傾向
が見られない

3つの相互作用のモデルからΦの算出結果の考察

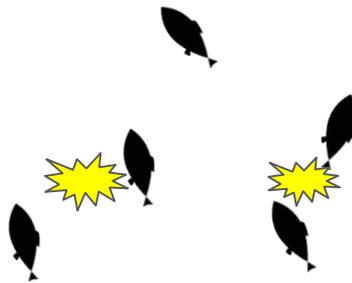
3つの相互作用のモデルは
妥当でない

ON-OFF states for local parameter settings

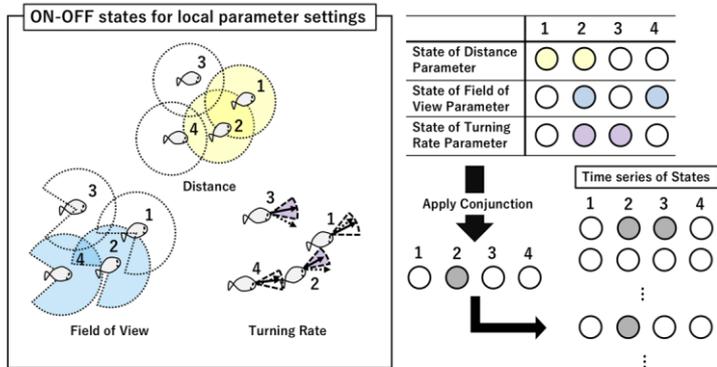


or

モデルは妥当で、実際に個体数の増加
とともに集団の形成度は変化しない

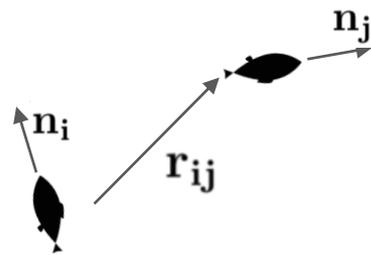


3つの相互関係モデルと極性ネマチックモデルの比較



閾値のとり方に生物学的な根拠がない

3つのパラメータの重みを"均一に"考えて、論理積を出している



$$g_i = \sum_{i \neq j} \frac{1}{r^3} \left\{ \mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j - 3 \frac{\epsilon}{r^2} (\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{r}_{ij}) (\mathbf{n}_j \cdot \mathbf{r}_{ji}) \right\}$$

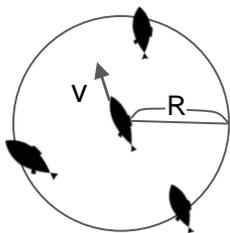
閾値を使わず連続的な出力値

パラメータは異方性度の一つ重みの調整は不要

3つの相互関係モデルより極性ネマチック状態モデルの方が反映

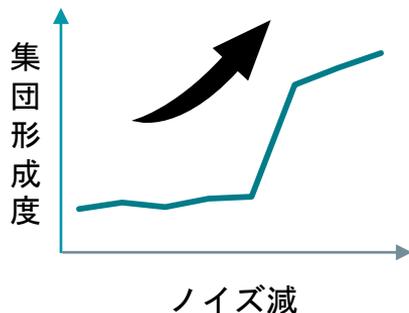
研究背景

Vicsek モデルの提案



近傍の個体との向きを揃える
制約と、ノイズ項を加える。

相轉移的上昇



自発的な運動をする物体
'アクティブマター'の研究
の進展

非対称性考慮されていない

集団の"形成度"の定義が不明

目的

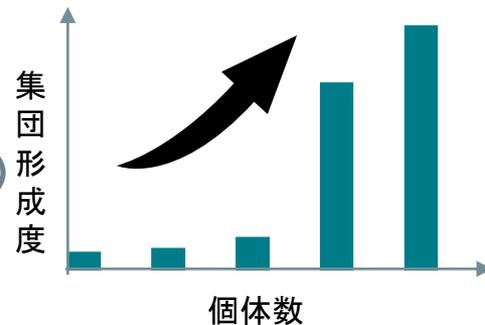
生物らしい集団の非対称な
構造もつモデルの提案



”形成度”として内在的な
集団意識を表す指標を提案



提案モデルを用いて”形成度”の
相転移的な上昇現象の発見を目指す



理論

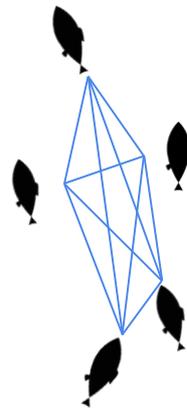
非対称相互作用
モデルの提案

極性ネマチック
状態モデル



“形成度”指標の
提案

統合情報理論の
Complex(Φ)



遷移確率行列の作成

N=4のとき
時系列の確率的状態ベクトル

t	A	B	C	D
0	0.4	0.7	0.1	-0.2
1	0.3	-0.5	-0.3	0.9

⋮

遷移確率行列

State at t	Pr(N=ON) at t+1			
	A	B	C	D
(0, 0, 0, 0)	0	0	0	0
(1, 0, 0, 0)	0	0	0	0

⋮

(1, 1, 1, 0)	0	0	0	0
(1, 1, 1, 1)	0	0	0	0

遷移確率行列の作成

N=4のとき
時系列の確率的状態ベクトル

t	A	B	C	D
0	0.4	0.7	0.1	-0.2
1	0.3	-0.5	-0.3	0.9

⋮

遷移確率行列

State at t = 0	Pr(N=ON) at t+1 = 1			
(A,B,C,D)	A	B	C	D
(0, 0, 0, 0)	0.6	0.3	0.9	-0.8
(1, 0, 0, 0)	0	0	0	0

⋮

(1, 1, 1, 0)	0	0	0	0
(1, 1, 1, 1)	0	0	0	0

遷移確率行列の作成

N=4のとき
時系列の確率的状態ベクトル

t	A	B	C	D
0	0.4	0.7	0.1	-0.2
1	0.3	-0.5	-0.3	0.9

⋮

遷移確率行列

State at t = 0	Pr(N=ON) at t+1 = 1			
(A,B,C,D)	A	B	C	D
(0, 0, 0, 0)	0.6	0.3	0.9	-0.8
(1, 0, 0, 0)	0.4	0.3	0.9	-0.8

⋮

(1, 1, 1, 0)	0.4	0.7	0.1	-0.8
(1, 1, 1, 1)	0.4	0.7	0.1	-0.2

遷移確率行列の作成

N=4のとき
時系列の確率的状態ベクトル

t	A	B	C	D
0	0.4	0.7	0.1	-0.2
1	0.3	-0.5	-0.3	0.9

⋮

遷移確率行列

State at t = 0	Pr(N=ON) at t+1 = 1			
(A,B,C,D)	A	B	C	D
(0, 0, 0, 0)	0.6×0.3	$0.3 \times (-0.5)$	$0.9 \times (-0.3)$	-0.8×0.9
(1, 0, 0, 0)	0.4×0.3	$0.3 \times (-0.5)$	$0.9 \times (-0.3)$	-0.8×0.9
		⋮		
(1, 1, 1, 0)	0.4×0.3	$0.7 \times (-0.5)$	$0.1 \times (-0.3)$	-0.8×0.9
(1, 1, 1, 1)	0.4×0.3	$0.7 \times (-0.5)$	$0.1 \times (-0.3)$	-0.2×0.9

遷移確率行列の作成

N=4のとき

時系列の確率的状態ベクトル

t	A	B	C	D
0	0.4	0.7	0.1	-0.2
1	0.3	-0.5	-0.3	0.9

⋮

遷移確率行列

State at t = 0	Pr(N=ON) at t+1 = 1			
(A,B,C,D)	A	B	C	D
(0, 0, 0, 0)	0.18	-0.15	-0.27	-0.79
(1, 0, 0, 0)	0.12	-0.15	-0.27	-0.72
(1, 1, 1, 0)	0.12	-0.35	-0.03	-0.72
(1, 1, 1, 1)	0.12	-0.35	-0.03	-0.18

⋮

遷移確率行列の作成

N=4のとき
時系列の確率的状態ベクトル

t	A	B	C	D
0	0.4	0.7	0.1	-0.2
1	0.3	-0.5	-0.3	0.9
2	0.6	0.8	0.5	0.3

⋮

遷移確率行列

State at t = 0	Pr(N=ON) at t+1 = 1			
(A,B,C,D)	A	B	C	D
(0, 0, 0, 0)	0.18	-0.15	-0.27	-0.79
(1, 0, 0, 0)	0.12	-0.15	-0.27	-0.72
(1, 1, 1, 0)	0.12	-0.35	-0.03	-0.72
(1, 1, 1, 1)	0.12	-0.35	-0.03	-0.18

遷移確率行列の作成

N=4のとき
時系列の確率的状態ベクトル

t	A	B	C	D
0	0.4	0.7	0.1	-0.2
1	0.3	-0.5	-0.3	0.9
2	0.6	0.8	0.5	0.3

⋮

遷移確率行列

State at t=1	Pr(N=ON) at t+1=2			
(A,B,C,D)	A	B	C	D
(0, 0, 0, 0)	0.7×0.6	-0.5×0.8	-0.7×0.5	0.1×0.3
(1, 0, 0, 0)	0.3×0.6	-0.5×0.8	-0.7×0.5	0.1×0.3
			⋮	
(0, 1, 1, 1)	0.7×0.6	-0.5×0.8	-0.3×0.5	0.9×0.3
(1, 1, 1, 1)	0.3×0.6	-0.5×0.8	-0.3×0.5	0.9×0.3

遷移確率行列の作成

N=4のとき
時系列の確率的状態ベクトル

t	A	B	C	D
0	0.4	0.7	0.1	-0.2
1	0.3	-0.5	-0.3	0.9
2	0.6	0.8	0.5	0.3

⋮

遷移確率行列

State at t=1	Pr(N=ON) at t+1=2			
(A,B,C,D)	A	B	C	D
(0, 0, 0, 0)	0.18+0.7×0.6	-0.15-0.5×0.8	-0.27-0.7×0.5	-0.79+0.1×0.3
(1, 0, 0, 0)	0.12+0.3×0.6	-0.15-0.5×0.8	-0.27-0.7×0.5	-0.72+0.1×0.3
(0, 1, 1, 1)	0.12+0.7×0.6	-0.35-0.5×0.8	-0.03-0.3×0.5	-0.72+0.9×0.3
(1, 1, 1, 1)	0.12+0.3×0.6	-0.35-0.5×0.8	-0.03-0.3×0.5	-0.18+0.9×0.3

遷移確率行列の作成

N=4のとき
時系列の確率的状態ベクトル

t	A	B	C	D
0	0.4	0.7	0.1	-0.2
1	0.3	-0.5	-0.3	0.9
2	0.6	0.8	0.5	0.3

⋮

遷移確率行列

State at t	Pr(N=ON) at t+1			
	A	B	C	D
(0, 0, 0, 0)	0.18+0.56+...	-0.15-0.40+...	-0.27-0.35+...	-0.79+0.03+...
(1, 0, 0, 0)	0.12+0.18+...	-0.15-0.40+...	-0.27-0.35+...	-0.72+0.03+...
			⋮	
(0, 1, 1, 1)	0.12+0.42+...	-0.35-0.40+...	-0.03-0.15+...	-0.72+0.27+...
(1, 1, 1, 1)	0.12+0.18+...	-0.35-0.40+...	-0.03-0.15+...	-0.18+0.27+...

遷移確率行列の作成

N=4のとき
時系列の確率的状態ベクトル

t	A	B	C	D
0	0.4	0.7	0.1	-0.2
1	0.3	-0.5	-0.3	0.9
2	0.6	0.8	0.5	0.3

⋮

遷移確率行列

State at t	Pr(N=ON) at t+1			
	A	B	C	D
(0, 0, 0, 0)	189.33	-298.23	201.09	90.18
(1, 0, 0, 0)	348.98	-23.84	18.09	98.29.
(0, 1, 1, 1)	172.34	675.4	-569.44	87.38
(1, 1, 1, 1)	78.29	476.92	563.02	-165.80

遷移確率行列の作成

N=4のとき
時系列の確率的状態ベクトル

t	A	B	C	D
0	0.4	0.7	0.1	-0.2
1	0.3	-0.5	-0.3	0.9
2	0.6	0.8	0.5	0.3

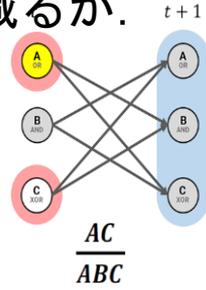
⋮

遷移確率行列

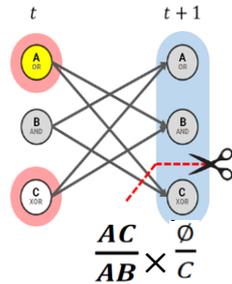
State at t	Pr(N=ON) at t+1			
	A	B	C	D
(0, 0, 0, 0)	0.03	0.13	0.34	0.83
(1, 0, 0, 0)	0.24	0.09	0.16	0.34
(0, 1, 1, 1)	0.25	0.37	0.47	0.34
(1, 1, 1, 1)	0.23	0.09	0.29	0.19

Cause/Effect repertoires : あるmechanism(例:AC)に対し
 て, purview (例:ABC)を切り分けたとき(partitioning)にどの程
 度情報が減るか.

例:
 AC → ABC に
 着目し, ABとC
 にpartitioning
 した時



partitioning



Next state

	A	○	●	○	●	○	●	○	●	
B	○	○	●	●	○	○	●	●	○	
C	○	○	○	○	●	●	○	○	○	
Current state	A	C								
●	○		1/4	1/4	0	0	1/4	1/4	0	0



得られた確率分
 布が異なれば、
 情報が統合され
 ていたと言える

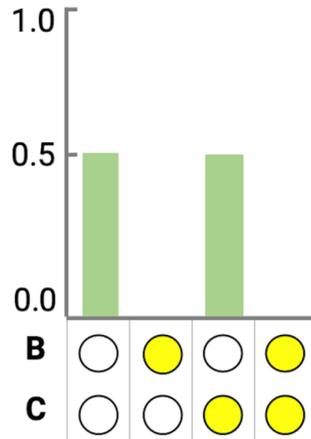
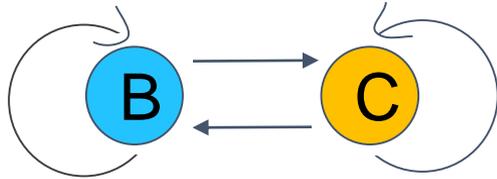


Next state

	A	○	●	○	●	○	●	○	●	
B	○	○	○	○	○	○	○	○	○	
C	○	○	○	○	○	○	○	○	○	
A	○	●	○	○	○	○	○	○	○	
B	○	○	○	○	○	○	○	○	○	
A	○	○	1/2	1/2	0	0				
C	○	○	1/2	1/2	0	0				
A	○	○	1/4	1/4	0	0	1/4	1/4	0	0

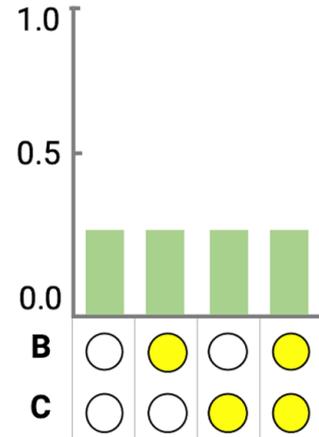
内在的集団意識の定量化

現在の状態のもと過去のシステムが何であったかの確率分布と、現在の状態に関わらず存在する過去の確率分布との距離である。



過去

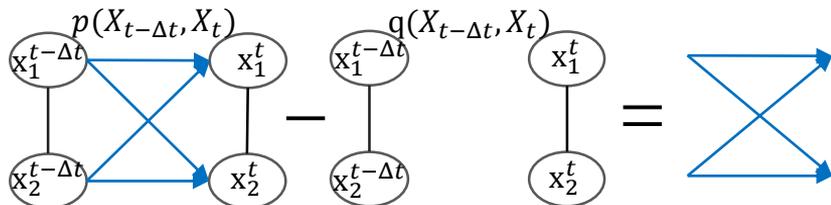
分布間
距離



現在

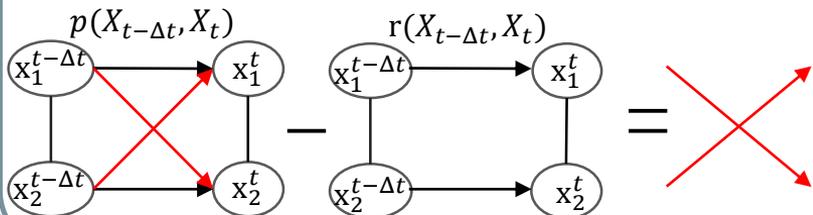
相互情報量と統合情報量

相互情報量(MI)



$$\begin{aligned}
 & I(X_{t-\Delta t}, X_t) \\
 &= \min D_{KL}(p(X_{t-\Delta t}, X_t) \parallel p(X_{t-\Delta t})p(X_t)) \\
 &= q(X_{t-\Delta t}, X_t)
 \end{aligned}$$

Complex(Φ)

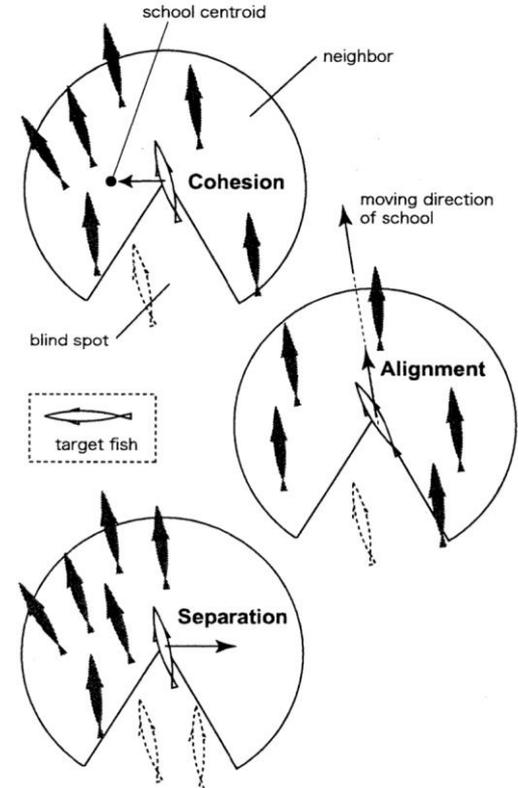


$$\begin{aligned}
 & \Phi \\
 &= \min D_{KL}(p(X_{t-\Delta t}, X_t) \parallel r(X_{t-\Delta t}, X_t))
 \end{aligned}$$

$X_{t-\Delta t}, X_t$ はマルコフ性を仮定

研究背景

- 自発的な運動をする分子や物体である 'アクティブマター' の研究の進展
- VicsekモデルやBoidモデルなど集団行動に関する様々なモデルの提案
- 集団の形成度が、分子数や物体数の増加に伴って非平衡相転移的な増加をするという発見
- 複雑性非対称性の反映
- 集団の”形成度”とは？



Boidモデル:単純な関係

Mami HASHIMOTO, Hitoshi GOTOH, Eiji HARADA, and Tetsuo SAKAI. Development of numerical fishway by fish-school boids. PROCEEDINGS OF HYDRAULIC ENGINEERING, Vol. 49, pp. 1477-1482, 2005

3つの相互関係の条件で表す

Step

1. 様々な閾値で3つのパラメータ

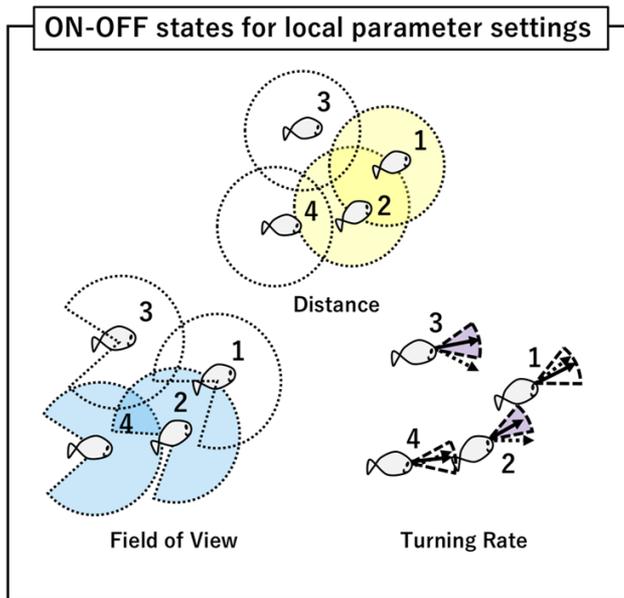
Distance

Field of View

Turning Rate

のON, OFF判定する。

1. 3つのブール値の論理積をとる。他の魚も同様にして、ある時刻における魚の状態ベクトルを得る。



	1	2	3	4
State of Distance Parameter	●	●	○	○
State of Field of View Parameter	○	●	○	●
State of Turning Rate Parameter	○	●	●	○

