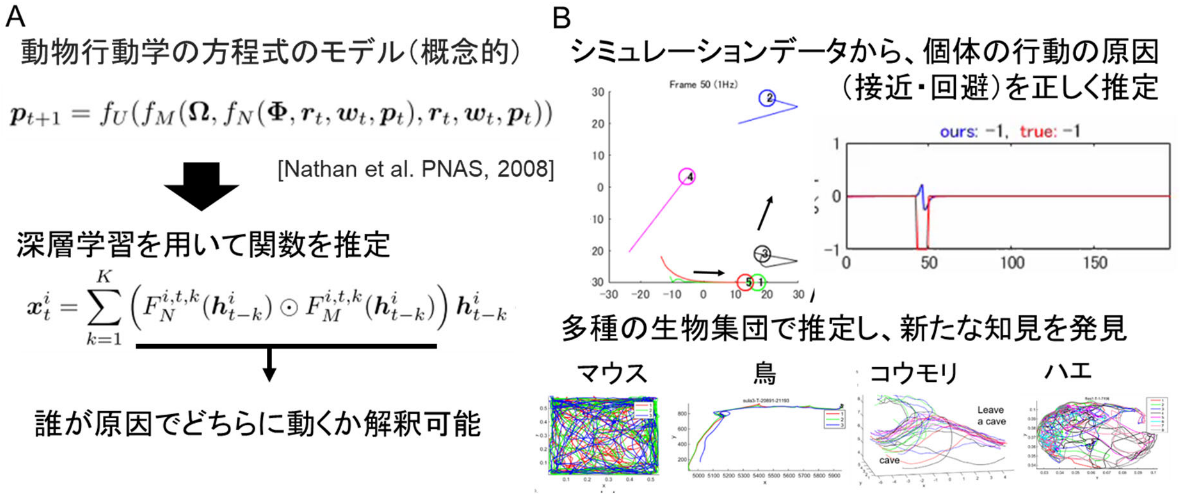

「誰を見てどう動いたか」
理論とデータから推定できる機械学習技術を開発！
～生物集団の移動軌跡から相互作用の規則を学習～

国立大学法人東海国立大学機構 名古屋大学大学院情報学研究科の藤井 慶輔 准教授（理化学研究所革新知能統合研究センター客員研究員）と筒井 和詩 特任助教、大学院環境学研究科の依田 憲 教授、大学院理学研究科の田中 良弥 助教らの研究グループは、理化学研究所、科学技術振興機構（JST）、同志社大学、九州大学、西スイス応用科学大学（スイス）、基礎生物学研究所、東海大学との共同研究で、生物集団の移動軌跡から相互作用の規則、例えば「誰を見てどう動いたか」を理論とデータから推定できる機械学習[注1)]技術を新たに開発しました。

本研究により、これまで概念的であった動物行動学の理論モデルに基づき、1 つの機械学習モデルを用いて、多種の生物集団に柔軟に適用できる定量的な解析方法が開発されました。これにより、人間を含む様々な生物の集団移動に関する一般的な法則や、その多様性の発見へと繋げていくことが期待できます。

本研究成果は、2021 年 12 月 6 日（月）から 14 日（火）までオンラインで開催される、人工知能・機械学習分野における世界最高峰の国際会議の 1 つである「Neural Information Processing Systems 2021」（以下「NeurIPS 2021」）で発表されます。

本研究は、2020 年度から始まった科学技術振興機構さきがけ「信頼される AI の基盤技術」、2021 年度から始まった科研費学術変革領域（A）「サイバー・フィジカル空間を融合した階層的生物ナビゲーション」、2019 年度から始まった科学技術振興機構 CREST「数理的情報活用基盤」などの支援のもとで行われたものです。

【ポイント】
・生物集団の移動軌跡から、相互作用の規則を推定する手法を開発した。
・動物行動学の理論モデルと深層学習を組み合わせることで、多種の生物集団にも柔軟かつ定量的に解析できる方法を初めて提案した。
・魚や鳥の集団で有名なボイドモデル[注2)]や、非線形振動子の蔵本モデル[注3)]のシミュレーションデータを用い、相互作用の関係性をデータから正確に推定できた。
・コウモリ、マウス、鳥、ハエの集団移動データを用いて、同一の深層学習[注4)]モデルからそれぞれ新たな知見を得られた。

【研究背景と内容】
生物集団の移動軌跡から個体間の相互作用の規則を明らかにすること、例えば動物、人間などが、「どのように周りを見て行動を選択しているか」をデータから推定することは、様々な科学分野での課題です。これまで動物や人間の集団行動を方程式でモデル化する際には、どのような対象でも当てはまる一般的な方程式を考えるか、種ごとに詳細な方程式を考えるのが基本的なアプローチでした。しかし前者は計測データからその妥当性を検証することが難しく、後者は問題を種ごとに考える必要があるため、図1に示すような多種多様な生物集団の移動データから、一般的な相互作用に関する情報を、簡便に抽出することが難しいという問題がありました。
一方、近年では機械学習技術の発達により、計測された生物の移動軌跡に基づいてモデル化し、予測や分類を行うことが可能になってきました。しかし、これらのモデルは必ずしも生物の研究者が考えた方程式には従っておらず、しばしば解釈が難しい場合があります。そこで本研究では、図 2 に示すように、動物行動学の抽象的な方程式のモデル[注5)]に基づき、残りの不明な関数や変数を、計測データから機械学習を用いて推定することで、理論とデータの両方に基づいて「誰を見てどう動いたか」に関する情報を取得可能にしました。
方法論的には、グレンジャー因果を推定するための予測モデル[注6)]である、ベクトル自己回帰モデルの係数を、図 2 のように移動軌跡の生成過程の構造を導入して深層学習により推定することで、非線形な移動軌跡を表現しつつグレンジャー因果の解釈性を落とさない方法を実現しました。さらに「何も相互作用がなければ直線的に進む」のような人間の直観（あるいは物理法則）を活用し、その直観に反した場合に、罰則を掛けて学習する方法[注7)]を用いることで、正確に「誰を見てどう動いたか」を推定可能にしました。
検証では、実際の動物から正解となる「誰を見てどう動いたか」を得ることは難しいため、人工的な鳥や魚の群れの研究で有名なボイドモデルや、非線形振動子で有名な蔵本モデルのシミュレーションデータを用いて、正確に推定できたことを確かめました（図 3）。実際の生物集団の移動軌跡を用いた検証では、マウスやハエの集団移動データから、生物学的に統制された実験環境から得られた知見に基づいた仮説[注8)]を、自由に行動する環境下においても定量的に検証できることを示しました（図 4）。さらに野外で計測されたコウモリやカツオドリの集団飛行データからは、これまで定量的に示

されなかったコウモリのリーダー・フォロワーの関係やカツオドリの相互作用に関する知見[注9)]を明らかにすることができました（図 5）。

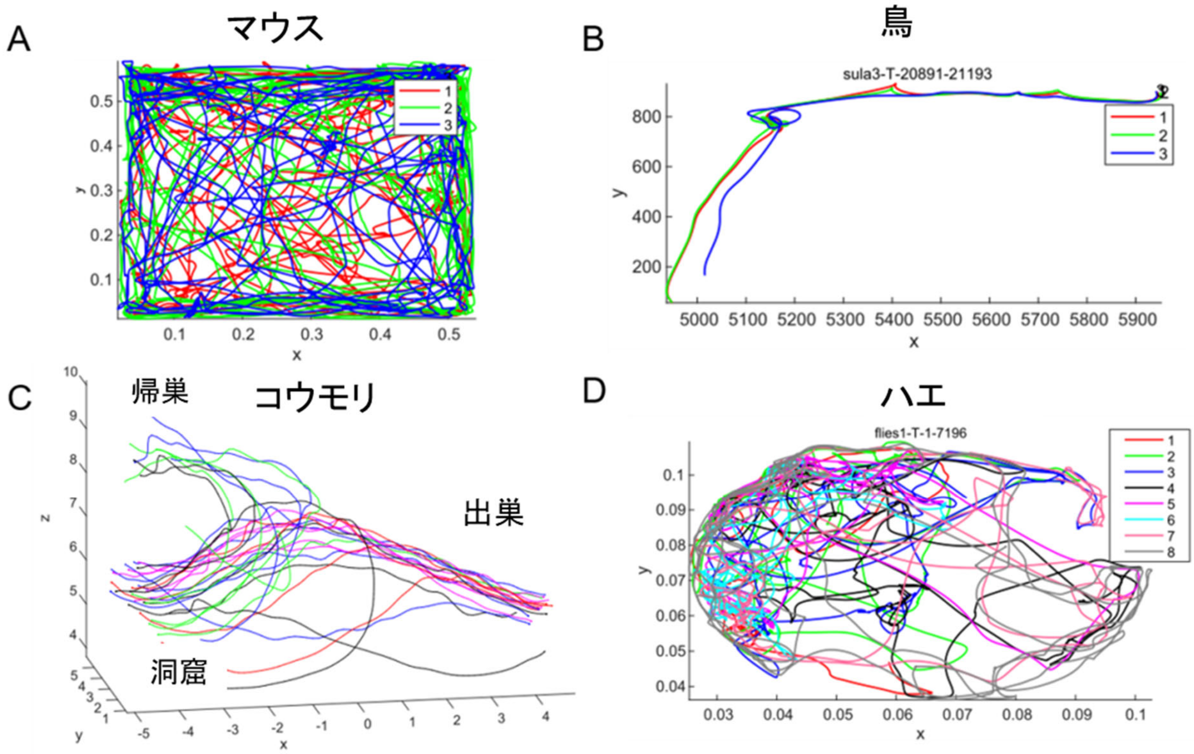

図 1　各動物データセットにおける軌跡の例。すべての軸の単位はメートル。（A）5 分間計測された 3 匹のマウスの軌跡。（B）約 6 分間計測された 3 羽の鳥（右がスタート地点）の軌跡。（C）約 10 秒計測された 27 匹のコウモリの軌跡。左下がスタート地点の洞窟で、洞窟から離れる集団と戻る集団に分かれた。（D）4 分計測された、8 匹のオスのハエの軌跡。

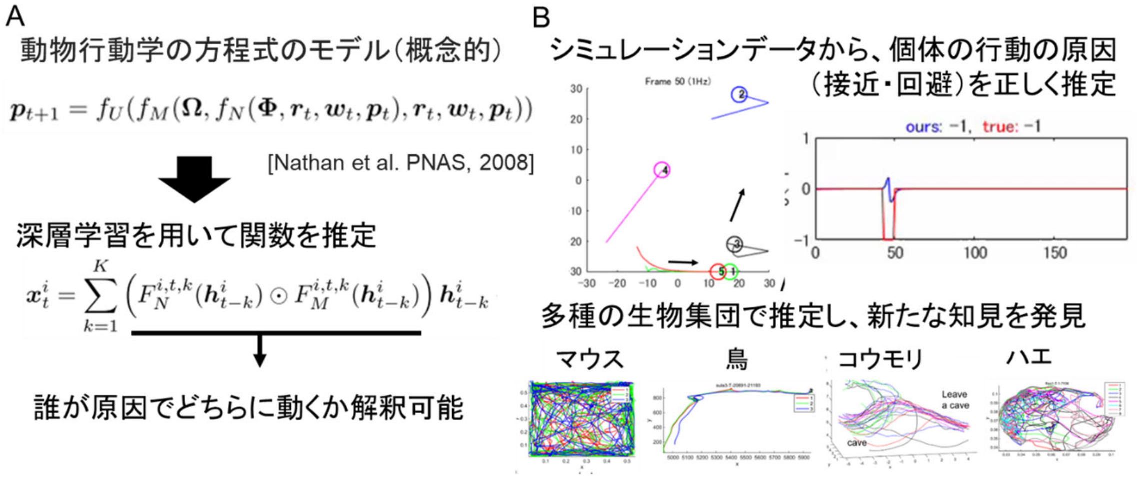

図 2　本研究の概要図。（A）本手法の概要。動物行動学の概念的な方程式のモデルにおける関数（特に、ここではナビゲーションや運動の関数を表すf_Nとf_M）を、深層学習を用いて軌跡のデータから推定することにより、誰が原因でどちらに動くか、ということを解釈可能にした。（B）本手法の検証の概要。まずは相互作用の正解があるシミュレーションデータを用いて、個体の行動の原因（接近・回避）を正しく推定できることを確かめた。次に多種の生物集団のデータから相互作用の規則を推定し、それぞれ新たな知見を得ることができた。

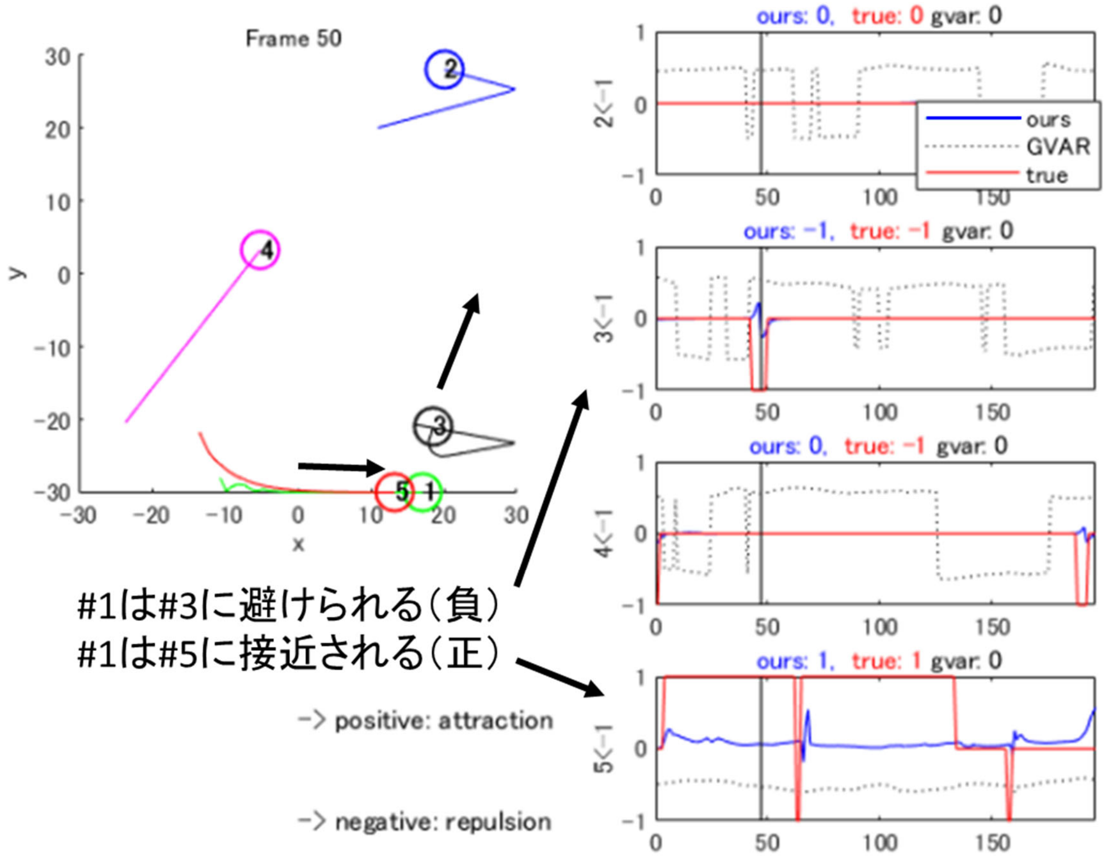

図 3　ボイドモデルシミュレーションに対する結果の例。 左 : 5 つのボイドの動きの例であり、軌跡は動きの履歴を示す。特に、ボイド 1 は 3 に避けられていて、ボイド 5 に接近されている点に着目してほしい。 右 : 原因（ボイド 1）と結果（他のボイド 2–5）の関係について、本手法（ours, 青）と先行研究の方法（gvar, 黒の破線）、および正解の値（true, 赤）の結果を示す。 1、0、および-1 の 3 値で表された関係は、時系列グラフの上部に記述されており、それぞれ、接近、相互作用なし、および回避を示す。例えばボイド 1 は 5 に接近されているため正解は 1 であり、ボイド 1 は 3 に避けられているため正解（true）は-1 で、ボイド 2 は 1 に無関心のため正解は 0 であるが、それらを本手法は正確に当てられている。ただし、本手法や先行研究の手法の時系列グラフの値自体は、それらの最大値で正規化されており、値自体を比較することはできない。

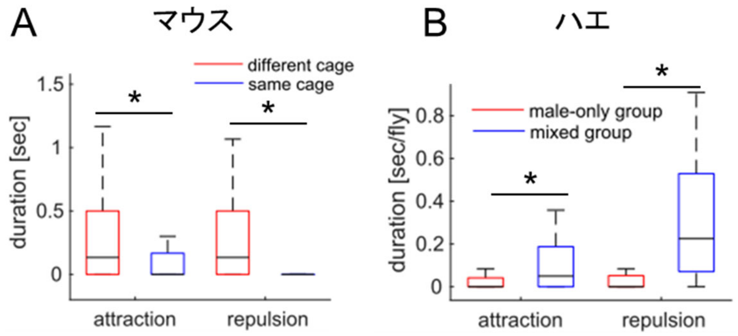

図 4　マウスとハエの分析結果。 アスタリスクは、グループ間の統計的に有意な差を意味する（$p < 0.05$)。(A)　異なるケージ（赤）と同じケージ（青）で育てた 3 匹のマウスデータの分析結果。縦軸は、3 回のインタラクションを 10 秒ビンで行った際の、両者の接近（attraction）と回避（repulsion）の時間[sec]を示している。本手法では、仮説通り、接近・回避の両方で、異なるケージで育った個体の方が、同じケージで育った個体よりも有意に相互作用の頻度が多いことを示した。(B）4 匹のオスとメスの合計 8 匹の混合ハエ集団（赤）と 8 匹のオスのハエ集団（青）の分析結果。オスの相互作用の変化を比較するため、縦軸は各オスのハエごとに自分以外の 7 匹の相互作用を 10 秒単位で行った際の、両者の接近・回避を示した時間[sec/fly]を示す。本手法では、仮説通り、接近・回避の両方で、オスとメスの混合集団におけるオスのハエの方が、オスだけのハエ集団の個体よりも有意に相互作用の頻度が多いことを示した。

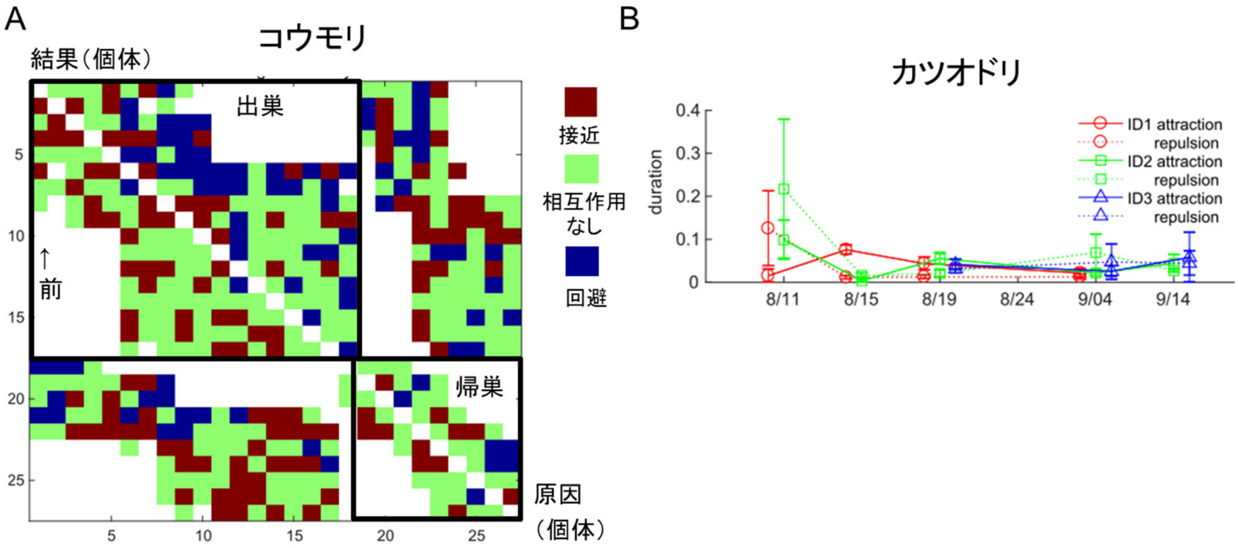

図５　コウモリとカツオドリの分析結果。(A) 27 羽のコウモリを分析した結果。横軸と縦軸はそれぞれ、本手法で推定したグレンジャー因果における原因（cause）と結果（effect）のコウモリを示す。この縦軸と横軸は、洞窟を出た（leave a cave）、または戻った（return）順に分けて並べた。色は、グレンジャー因果の符号付き最大値を閾値で分類したものであり、赤、緑、青は、それぞれ、接近、相互作用なし、回避を示す。(B) カツオドリの２羽または３羽を分析した結果。横軸は測定日を示す。３羽の若いカツオドリ（赤、緑、青）の GPS 軌跡を分析した（プロットがないのは測定なしのため）。縦軸は，各カツオドリの正（接近、実線）と負（回避、点線）のグレンジャー因果が推定された時間を正規化した時間（つまり、別の１羽または２羽の原因として働いた時間）。２羽または３羽が同時に飛行している区間のみ分析した。エラーバーはその分析区間の間の標準誤差を示す。

【成果の意義】

本研究は、これまで概念的であった動物行動学の理論モデルの関数や変数を、深層学習モデルにより推定することで、多種の生物集団に柔軟に適用できる定量的な解析方法を開発しました。これにより、人間を含む複数の生物種間の集団移動に関する普遍的な法則や、その多様性の発見へと繋げていくことが期待できます。さらに、本手法は大量のデータを必要とせず、解釈可能な深層学習手法を用いているため、その他の希少な生物集団の移動データや、人間や人工物などの集団移動データにも容易に適用でき、3 体以上でも「誰を見てどう動いたか」をデータから推定することが可能です。これらは生物や人間集団の専門家や監督者が、対象の相互作用の意図を推定するのに有用だと考えられます。例えば生物実験の研究者や、スポーツチームのコーチが対象生物や選手の意図を推定して、実験の計画や戦術を考えることに利用することが期待できます。

【用語説明】

注 1）機械学習：

　人間の学習能力と同様に、機械（コンピュータ）に学習能力を持たせる方法。

注 2）ボイドモデル：

　ボイドモデルとは、鳥や魚の群れなどをシミュレーションするためのモデルである。人工的に複雑な鳥や魚の群れの運動を生み出すには、実は個体間の相互作用に単純なルールを与えるだけで十分だという研究が数多く行われ、そのいくつかは鳥らしいモデルという意味でボイドモデルと呼ばれている。本研究では、その中でも接近・回避・並走という 3 つのルールだけで複雑な振舞いを生み出せる Couzin ら（2002）のモデルに、接近・回避・無視の関係性を与えたモデルを用いた。

注 3）蔵本モデル：

　ホタルの集団発光のような、相互作用のある非線形振動子集団の振舞いを記述するモデルである。今回はこのモデルのシミュレーションデータを使って、本手法により振動子同士が結合しているかどうかを当てることによる検証を行った。

注 4）深層学習：

　機械学習の一種で、脳内の神経細胞および神経細胞同士の結合を模して機械が学習を行う手法。

注 5）動物行動学の抽象的な方程式のモデル：

　行動生態学において、動物の行動を説明するための方程式のモデルを Nathan らが 2008 年に学術雑誌『PNAS』で提唱した。外部要因、内部状態、運動能力、ナビゲーション能力などの基本的要素とそれらの関係性を方程式で表した。

注 6）グレンジャー因果を推定するための予測モデル：

　2 つの時系列データ x と y があり、x が増減すると y も同じように増減するという関係かを検証する方法である。未来の y の値の予測に、現在と過去の y の値を使って予測した時より、x の値も加えて予測した方が精度が改善される時、x から y にグレンジャーの意味で因果があると定義される。この予測を行うために、データから学習するモデルを考える必要がある。今回は、様々な分野でよく使われている、現在におけるモデルの値が過去の値で表現する自己回帰モデルをベクトル（多変量）に拡張したベクトル自己回帰モデルを用いた。

注 7）罰則を掛けて学習する方法：

　機械学習手法のうち、今回用いた未来の予測を行うような、「教師あり学習」という方法においては、予測された値と正解となる値の誤差を基に機械が学習を行う。その他にも、望ましくない学習を避けるために、様々な罰則を付け加えることが多いが、今回は人間の直観に反した場合に罰則を掛けるという方法で行った。

注 8）マウスやハエの集団移動データから、生物学的に統制された実験環境から得られた知見に基づいた仮説：

マウスの実験（図 1A）では、異なるケージで育てられた場合、他者はより社会的に新奇であり、したがって同じケージで育てられるより頻繁に、接近・回避が観察されるという仮説を立てた（図 4A により支持された）。これらはより統制された実験設定（Nadler ら，2004）や複数個体間の距離に基づく定量化（Thanos ら，2017）では示されていたが、回避を含む時間的な行動の変化によって定量化されていなかった。ハエの実験（図 1D）では、オスはメスを積極的に追いかけるが、他のオスを追いかけない、という実験的研究結果（例：Demir と Dickson，2005）に基づき、より自然に近い複数のハエの自由な行動においても、接近・回避の時間的変化を定量化した。その際、オス・メスの混合グループではオスのみのグループより頻繁に接近・回避が観察されるという仮説を立てた（図 4B により支持された）。

注 9）コウモリやカツオドリの集団飛行データから、これまで定量的に示されなかった相互作用に関する知見：

コウモリの分析では、洞窟を出た（一部は出て戻ってきた）コウモリ集団飛行の 3 次元軌跡に本手法を適用した（27 個体の例は図 1C）。動物集団の移動を対象とした研究では、リーダーとフォロワーの関係が調査されているが、野生のコウモリについては不明である。本手法の分析結果、洞窟を出たグループと戻ってきたグループの全 34 個体の中の興味のある 138 回の相互作用のうち（図 5A）、位置的に先頭のコウモリが同じ方向の後続のコウモリを回避した回数が 46 回、先頭のコウモリが後続のコウモリに接近した回数が 27 回、相互作用がなかった回数が 65 回あった（後続のコウモリの結果は明らかなので割愛）。コウモリは約 20m の範囲まで全方向の他のコウモリを反響定位できるので、位置的に先行しているコウモリは、同じ方向に位置的に後続しているコウモリから反響を受けることができる。この結果は、飛翔するコウモリの集団が単純なリーダーとフォロワーの関係を示さないことを示唆している。

カツオドリの分析では、幼い個体間の集団飛行中における相互作用の縦断的（長期的）な研究が十分に行われていなかったため、本手法の適用により定量的に調査した（一例は図 1B）。ここではその一例として、3 羽のカツオドリの幼鳥の飛行時における GPS の軌跡を、34 日間のうち 6 回（各日約 12 時間）にわたって記録したデータを用いた。2、3 羽で相互作用があると考えられる軌跡に切り取って分析した結果（図 5B）、最初の測定日には、ID1 と 2 の間で最も頻繁に有向性相互作用が観察された。一方、2 回目以降の測定では、測定日ごとに最も相互作用の頻度が多い個体が変化していることが確認された。相互作用の頻度（特に回避）が少なくなった要因としては、同じ個体との付き合いに慣れたことが考えられる。

【論文情報】
国際会議名：Neural Information Processing Systems 2021 (NeurIPS 2021)
論文タイトル：Learning interaction rules from multi-animal trajectories via augmented behavioral models
著者：Keisuke Fujii, Naoya Takeishi, Kazushi Tsutsui, Emyo Fujioka, Nozomi Nishiumi, Ryoya Tanaka, Mika Fukushiro, Kaoru Ide, Hiroyoshi Kohno, Ken Yoda, Susumu Takahashi, Shizuko Hiryu, Yoshinobu Kawahara **※本学関係教員は下線**
著者（日本語）と所属：藤井 慶輔[1,2,3]，武石 直也[4,2]，筒井 和詩[1]，藤岡 慧明[5]，西海 望[6]，田中 良弥[1]，福代 三華[5]，井出 薫[5]，河野 裕美[7]，依田 憲[1]，高橋 晋[5]，飛龍 志津子[5]，河原 吉伸[8,2]
[1]名古屋大学，[2]理化学研究所 革新知能統合研究センター，[3]JST さきがけ，[4]西スイス応用科学大学，[5]同志社大学，[6]基礎生物学研究所，[7]東海大学，[8]九州大学