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

Title	人の多感覚コミュニケーションにおける情報ネットワークの可視化
Author(s)	日高，昇平
Citation	電子情報通信学会誌，96(12)：945-950
Issue Date	2013-12
Type	Journal Article
Text version	publisher
URL	http://hdl.handle.net/10119/11628
Rights	Copyright (C)2013 IEICE. 日高　昇平，電子情報通信学会誌，96(12)，2013，945-950. http://www.ieice.org/jpn/trans_online/
Description	

JAIST
JAPAN
ADVANCED INSTITUTE OF
SCIENCE AND TECHNOLOGY

Japan Advanced Institute of Science and Technology

解説

人の多感覚コミュニケーションにおける情報ネットワークの可視化

Visualization of Information Network in Human Multimodal Communication

日高昇平

Abstract

人のコミュニケーションに関する従来の認知科学・心理学研究では，仮説検証型のパラダイムがとられてきた．一方，近年では，統制条件下では見られない，生態学的に妥当な認知過程を調べるため，情報技術を駆使した研究が活発化している．その一つとして，大量・高精度の行動指標から，人の多感覚コミュニケーションにおける認知過程を推定する研究がある．本稿では，こうした高精度な多センサ行動データに対する情報理論的アプローチを解説し，認知過程の理解に向けた情報理論・機械学習手法の応用性について展望する．

キーワード：多感覚コミュニケーション，情報理論，機械学習，非線形力学系

1. 情報技術による認知行動データの大規模化

従来の人のコミュニケーションに関する認知科学・心理学研究では，背景にある理論から仮説を立て，慎重に設計・統制された実験により，その仮説を支持または棄却する，という仮説検証型のパラダイムがとられてきた．一方，近年の研究では，仮説検証型の研究における統制条件下では見られない，生態学的に妥当な認知過程を調べる方法が活発にとられ始めている．その背景には，近年の情報技術の発展により，認知・行動情報をより詳細かつ膨大に記録するメディア・デバイスが利用可能となり，記録・分析に高い自由度が生まれたことが挙げられる．このような情報技術の急速な発展を受けて，人の多感覚コミュニケーションにおける行動指標の時系列データから，その認知過程を推定する研究が行われている[(1),(2)]．本稿では，こうした高精度な人の多センサ行動データを用いた研究例を解説し，自然な状況下での認知過程の分析への情報理論・機械学習手法の可能性についての展望を示したい．

本稿では人の大規模な行動分析研究の一つの具体例として，親子の情報ネットワークについての研究を紹介する[(2)〜(4)]．この研究の一つの目的は，保護者との自由なコミュニケーションにおいて，幼児の学習過程を調べることである．定性的には，“良い”コミュニケーションほど，幼児の学習を促進すると期待される．では，コミュニケーションの良さはどのように捉えればよいのだろうか．“コミュニケーション”を分析する際に，本質的な問題の一つは，その自由度の大きさである．特に制約のない自由な状況下では，あらゆる行動が，潜在的に“信号”として解釈可能であり，またそれは文脈によって変化し得る．例えば，物体を持ち上げ，振って見せる行為は，その物体に対する注意を引きつけようという行為主の“意図”を反映し，またそれを見る観察者との間には瞬間的な“情報”の交換が成立していると言えるかもしれない．こうした行為・観察を通じたコミュニケーションは，特定の行為（例えば物体を持ち上げる）に限らず，別な行為（例えば指差し，視線，発話）でも可能であり，またその直前の行為（例えば視線の共有，同じ行為の繰返し）によって，その行為の解釈も変わり得る．更には，お互いをよく知る者同士では，両者の暗黙の合意の下で，特定の行為が象徴的な信号となるなど，異なる背景を持つ人の間では，類似の行為が全く別の意味を持つ可能性もある．

2. 情報理論・機械学習による解析・モデリング

こうした自由なコミュニケーションを理解するため，実験ではできる限り，親子間の自然なコミュニケーションを可能とし，また同時に複数の知覚・運動センサによ

日高昇平　北陸先端科学技術大学院大学知識科学研究科知識メディア領域
Shohei HIDAKA, Nonmember (School of Knowledge Science, Japan Advanced Institute of Science and Technology, Nomi-shi, 923-1292 Japan).
電子情報通信学会誌　Vol.96 No.12 pp.945-950 2013年12月
©電子情報通信学会 2013

り，人の刻一刻の行動を計測する環境を構築した（3. 参照）．こうした実験では，行動に関する大量かつ大自由度の時系列データが得られる．これに対し，従来用いられてきた統計的な仮説検証の方法論は，多くの場合適切ではなく，機械学習などの分野で用いられる多変量解析手法や，潜在するダイナミクスに関する非線形性を考慮した非線形時系列解析が用いられることが多い[5]．研究の目的・対象により，用いられる手法は様々であるが，ここでは時系列データが，強い時間的従属性を持つ非線形力学系であることを想定した解析法について紹介する．

本研究の対象とする人のコミュニケーションのように潜在的に多様な解釈の可能な信号を，定量的に扱うための一つの指針を与えるのが C.E. Shannon と W. Weaver[6]により定式化された情報理論である．情報理論では，あるメッセージ（情報源）を符号列に置き換えて送り（符号化），その送られた符号列を再びメッセージとして置き換える（復号）二つの過程を考える．また，この二つの過程の間で，確率的な誤りが生じ，符号列が部分的に変化する状況を考える．メッセージのアルファベットがある確率分布に従って生成されるとき，それの確率に応じた符号長を割り当てて可能な最小平均符号長を与えるのがエントロピーである．また，元のメッセージと再構成されたメッセージの確率分布の従属性を定量化する相互情報量は，最適な符号化・復号の下で達成可能な通信の最小誤差の限界を表す．情報理論は，対象の詳細によらず，その符号列の生成される確率分布だけによってエントロピーや情報量が計算できることを示している．この汎用的な性質から，当初定式化された暗号・通信分野だけではなく，物理学，化学，統計学，経済学など，様々な分野に横断的に広がりを見せている[7]．

2.1　時系列の予測性：移送エントロピー

確率的な従属性を持つ二つの行為・状態の間では，一つを知ることでもう一つの状態を一定程度予測可能であり，情報理論ではこれを情報の交換とみなす．適当な符号化によって表現された行為者の行動の時間変化（例えば物を持ち上げる）に対し，それと独立ではない観察者の状態変化（例えば視線が同期して変化する）が起こったと考えよう．これは，情報理論の観点からは，その二つの行為・状態を“通信路”（チャネル）とみなし，通信路に流れる情報量が一定以上である場合，それを二者の間にコミュニケーションが成立したと解釈できる．これに加えて，行動パターンの時間発展を考える場合，個々の行為は前の状態に依存して次の状態が決定するため時間的な相関を持つ．したがって，これを考慮して複数の行為間の確率的な従属性を計算する必要がある．このような複数の確率変数の時間発展における予測性を測る指標として，移送エントロピー（Transfer entropy）がある[8]．こうした立場から行動を分析する利点として，前述した人の実時間コミュニケーションの潜在的な多様性に対し，その個々の固有な物理量や心理量などの側面によらず，時間発展の予測性という形でコミュニケーションの量的側面を取り扱うことが可能になる点が挙げられる．

2.2　非線形性を考慮した符号化

人の行動時系列の情報量を測定するにあたって，行動系列の符号化が最も重要な要素となる．既に述べたよう

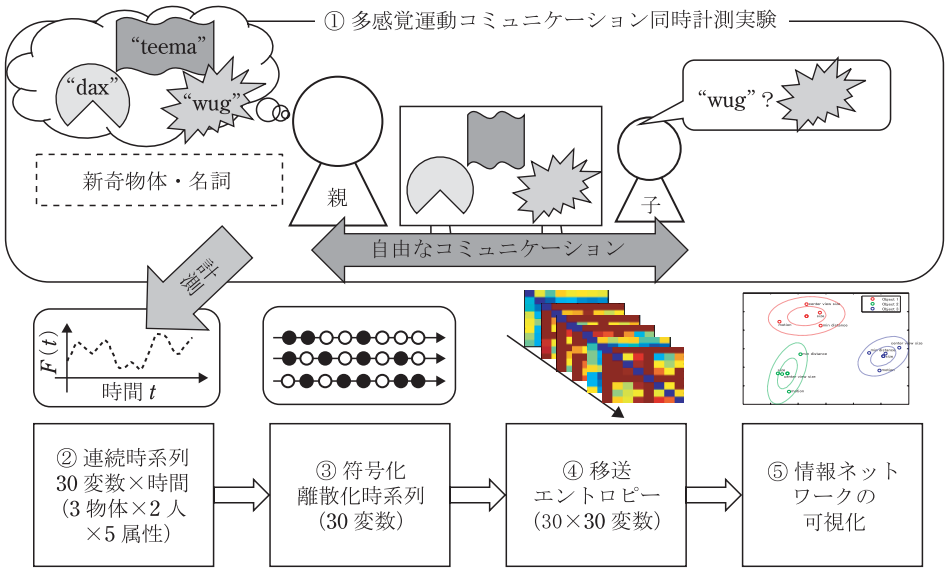

図 1　実験・分析の流れ

に，人の自由なコミュニケーションでは，どのような行為を信号とするべきか定まっておらず，またそれは時間とともに変化すると考えられる．本研究ではこうした相互作用する多数の要素を，非線形力学系の一種とみなし，その理論的な性質を利用した教師なしアルゴリズムに基づく符号化方法を採用した[3),9)]．これらの手法では，決定論的な非線形系では，状態の系列を符号化する際に，状態空間の最適な分割である生成分割（Generating partition）が存在することを利用し，それを時系列データから近似的に推定する．特に決定論系では，生成分割により得られる十分に長い符号列から，元の状態空間の構造を任意の精度で復号することができる[9)]．この理論的な性質から，非線形系から生成される時系列の符号化に関して最適である．また，我々の過去の研究では，人の行動時系列の非線形性，及びそれらのデータ分析において，生成分割に基づく符号化が有効であることが示唆されている[3),4)]．

2.3　認知・行動時系列の非線形性の可視化

以上で概説した手法を踏まえ，実験・分析の流れをまとめて図 1 に示す．

（a）　実験：人の自由なコミュニケーションにおける感覚・運動に関する行動指標を取得する（3.）
（b）　前処理：人，物体，その属性（感覚・運動）の組合せの時系列データを得る（3.1）
（c）　符号化：時系列生成過程の非線形性に基づき連続時系列の符号化を行う（2.2）
（d）　情報量測定：時系列間の予測性を移送エントロピーにより定量化する（2.1）
（e）　可視化：移送エントロピーに基づき，変数間の構造を可視化する（3.2）

3.　多感覚コミュニケーションへの応用

本章では，情報理論に基づく人の多感覚コミュニケーションの具体的な実験及び解析事例を示す．実験には 18 か月児とその保護者（親）が二人一組で参加し，自由に玩具で遊ぶ約 90 秒のセッションを 4 回繰り返した．各セッションでは机上に三つの玩具が置かれ，自由なインタラクションを通じて，その三つの玩具のそれぞれに与えられた新奇語（親のみが事前に知る）を学習することが，幼児にとっての暗黙の課題となっていた（図 1 (a)）．

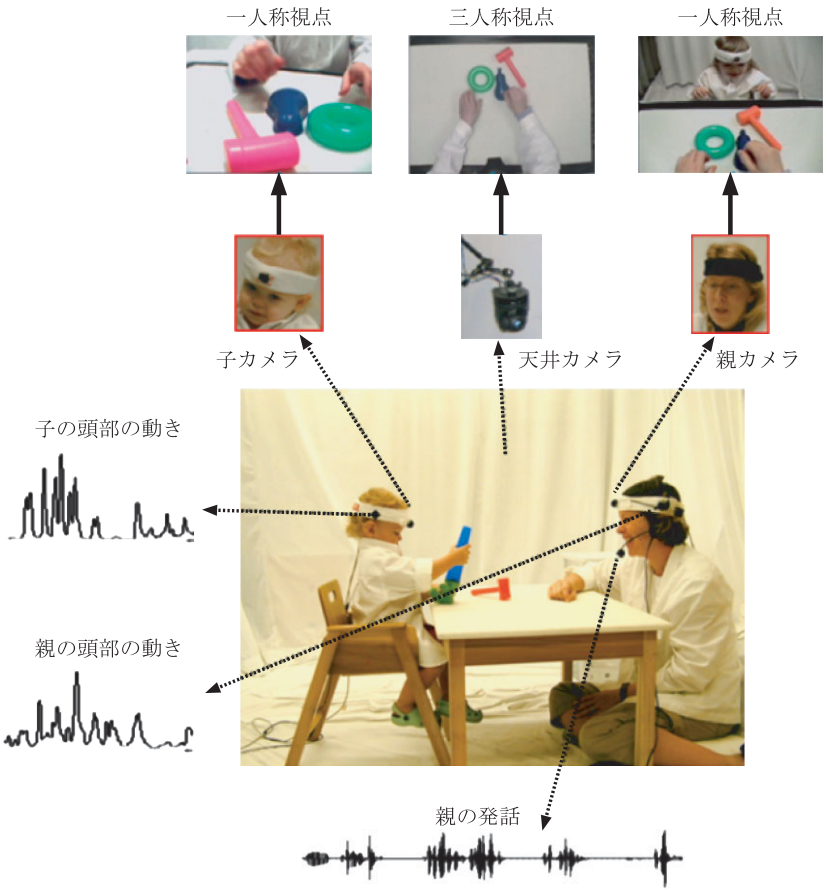

図 2　親と子の自由遊び実験の様子

3.1 実時間行動計測及びデータ処理

実験参加者の前額部に装着した小形カメラからの映像を各人の視点（視点代理の妥当性については文献(10)を参照），また頭部と両手に装着したモーションセンサから運動のデータを取得した（図2）．これに加え，第三者の視点として天井から実験参加者を見下ろす固定カメラの映像も記録した．また，保護者はヘッドセットを着用し，セッション中の全ての発話を記録した．実験環境は，壁や机などには白い布がかぶせられ，実験参加者も白い服を着用し，各セットの3種の玩具はそれぞれ赤・緑・青の単色であった．これは視覚的物体認識処理を色に基づいて簡便に行うためである．各カメラから取得された映像からは，半自動的な物体認識処理を経て，3種の玩具の画面上の配置・サイズ・視覚的顕著性[11]などのデータが得られた．実験では多数の変数を取得したが，本稿で紹介する研究で対象とした行動指標は，2人（親・子）×3物体の各組合せにつき，物体サイズ，視野中心から物体への視覚的距離，物体の時間変化，物体の顕著性，物体への把持の五つであった（図1(b)）．また保護者の発話からは，書き起こしにより，各単語の発話タイミングを取得した．実験で記録された多センサ時系列は参加者の各組約6分についておよそ1.5 GByteであった．この実験で得られたデータセットは従来の心理学・認知科学における実験（多くの場合，幼児の学習の有無など，極めて限られた要約統計量のみ）に比べて，高い時間解像度の多数の同時計測した行動指標が得られた．実験データの要約を表1に示す．詳細は文献(12)を参照のこと．

3.2 コミュニケーションにおける情報網の可視化

非線形性を有する時系列の解析において，線形モデルにおける（自己）相関係数に相当する非線形統計量の一つは，移送エントロピーである（文献(8)，(13)及び2.1）．移送エントロピーは二つの時系列 I と J に対し，時間発展に関する予測性を定量化する方向付きの指標で，以下に定義される．

$$T(J\to I)=\sum p(i_{n+1}, i_n^{(m)}, j_n^{(m)})\log\frac{p(i_{n+1}|i_n^{(m)}, j_n^{(m)})}{p(i_{n+1}|i_n^{(m)})}$$

ただし，$p(x|y)$ は y が与えられたときの x の条件付き確率，$i_n^{(m)}=\{i_n, i_{n-1}, \cdots, i_{n-m+1}\}$ は離散時間 $(n-m+1)$ から n の各ステップにおける変数 I の状態を表す結合確率変数で，J も同様に定義される．

親・子の各種行動時系列に対し，各行動変数の状態を符号化した後（2.2参照），全てのペアに対し移送エントロピーを計算した．その一例として，図3に子の視点における物体サイズとその物体への把持行動の関係を表す二変数対の移送エントロピーを示した．子の視点における物体サイズは，その物体への注意を反映しており，その物体を持つなどの働きかけを起こす直前に視覚的注意が起こることが知られている[1]．したがって，子の視点における物体サイズは，それに対する運動を予測し，高い移送エントロピーを持つと考えられる．ここでは，子の物体把持と親の物体把持を比較して，10組の親子のそれぞれ6物体の平均移送エントロピーの相対的な差を分析した（図3）．これは，ほとんどの場合において予想どおりの結果，つまり，親の物体把持に比べて，子の物体サイズは子の物体把持への高い移送エントロピーを持つことを示している．

次に，個別の行動指標ではなく，多数の変数の間の大局的な関係を分析するため，情報ネットワーク全体を空間的な配置として視覚化した．具体的には，各変数間の移送エントロピーに基づく距離 D_{II} を以下の式で定義

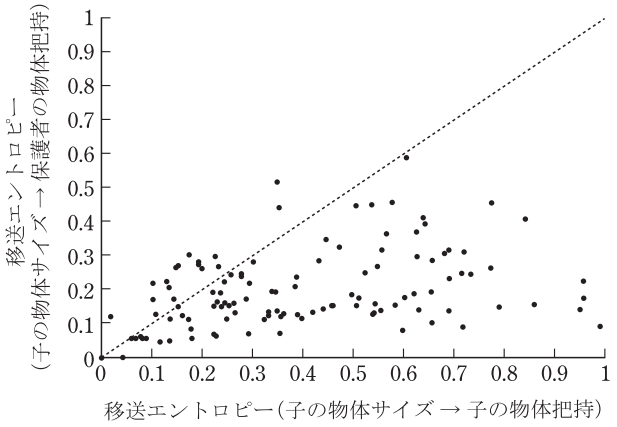

図3 特定の物体に対する視覚的指標と，運動的な指標の間の移送エントロピー

表1 親子コミュニケーションのデータの要約

種類	データ形式	計測装置	周波数
幼児の視点	720×480 ピクセル	ビデオカメラ	30 Hz
保護者の視点	720×480 ピクセル	ビデオカメラ	30 Hz
鳥瞰図	720×480 ピクセル	ビデオカメラ	30 Hz
動き	速度・加速度六次元	Polhemus モーショントラッカー	240 Hz
発話	テキスト書き起こし	マイク	44.1 kHz

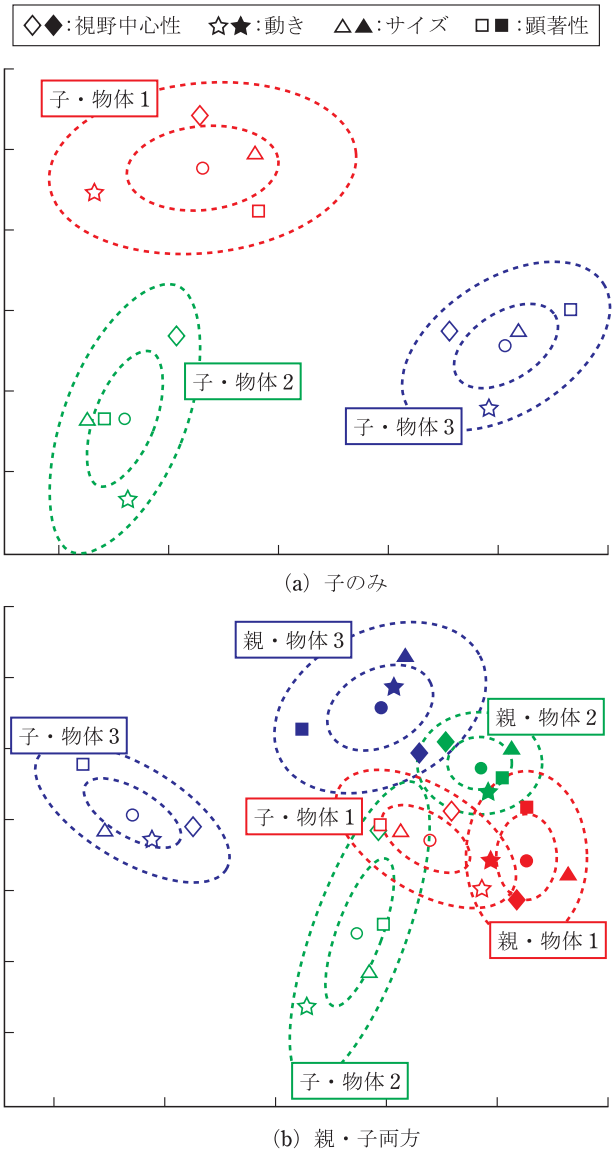

図 4　(a)子のみ，(b)親・子両方の各行動指標の間の情報論的な距離に基づいた二次元多次元尺度法による配置

し，多次元尺度構成法（Multidimensional Scaling）によって二次元空間上の各変数の配置として表現した（図 4）．

$$D_{IJ}=-\log(\hat{T}(I\to J)+\hat{T}(J\to I))$$

ただし，$\hat{T}(I\to J)=\min(H(I),H(J))^{-1}T(I\to J)$ は理論上の最小値を 0，最大値を 1 に正規化した移送エントロピーである．ある 1 組の親子のうち，子から得た 3 物体×4 行動指標の情報論的な距離を二次元空間上に表現した（図 4(a)）．図では，各行動指標を 1 点で表し，その点間の距離が小さいほど，移送エントロピーが高い（予測性が高い）ことを表している．この結果は，視覚的・運動的指標が，物体ごとにクラスタ化され，個人の行動が特定の物体ごとにある程度独立なダイナミクスを持つことを示唆している．

次に，親・子両方から得られた行動指標の間の情報論的な関係性を，同時に二次元空間上に表現した（図 4(b)）．図では，色で物体を，マーカーの形（□，○）で親・子の別を示している．この結果は，二人の行動指標における関係性が大きく二つの軸で表現できることを示唆している．まず，親（□）・子（○）のそれぞれの変数群は，近い距離を保って分布している．これは，図 3 と同様に，ある個人内の変数は，その個人内の別の変数により強い予測性を持つことを反映している．次に，三つの物体（赤・緑・青）に関連する行動指標に関しては，それぞれの物体に対し，親・子どちらの変数も，近い距離を保って分布している．これは，特定の物体を中心として，親・子の間で行動指標が予測性を持つことを示しており，物体を介した共同注意あるいは共同行為[14),(15)]を検出していると考えられる．

以上をまとめると，親と子の自由な相互作用における様々な行動時系列データを分析し，個別の行動の予測的な関係，及び多数の変数の全体的な構造を可視化した．ここでの分析では，各変数に固有の物理的な性質を考慮した前処理を行わず，多変量時系列の時間発展に関する情報論的な性質に着目した．その結果，個人，物体ごとに視覚的・運動的な行動がクラスタ化され，また個人間でも物体に関連付けられた相互作用が見られることが示された．こうした結果は相関などの非線形性を考慮しない分析法では得られない[3)]ことが示唆されている．これを踏まえると，本稿で紹介した符号化や情報理論に基づく非線形上系列解析は，動的な相互作用のあるコミュニケーションの分析に有用であると考えられる．

4. 今後の展望

本稿は，人コミュニケーション研究における多様で高精度な行動指標の収集・分析について紹介した．このような研究は従来の仮説検証型の実験手法に代わる，有力なパラダイムとなり得る．このような手法は，近年の情報技術の発展や，データ分析技術の開発などに支えられ，次第に安価に，手軽に可能になりつつある．特に計測機器のコモディティ化は，データ収集に関わる敷居を大幅に下げており，認知科学・心理学的研究のみならず，様々な分野で広範囲・大規模・複雑なデータが手に入るようになっている．具体的には，神経科学分野における多数の神経細胞や脳部位間の動的な関係性の分析や，Web やマーケティングにおけるユーザ・消費者動向の調査など，幅広い分野で複雑なデータの解析が求められている．

一方，こうした複雑なデータに対し，その分析技術はまだ大いに改良の余地があるように思える．従来の多く

の統計的な分析手法は，分析者の経験，裁量，解釈などに強く依存している．一方，潜在するメカニズムの不明な大規模データに対しては，分析者が個別のパターンを吟味して分析を進める手法は限界がある．本稿で紹介した研究のように，複数の種類の変数（動き，視覚パターン，発話，学習）が複雑にかつ動的に相互作用する対象に対して，その多自由度系の全体像をつかむには，比較的系に関する仮定や事前知識を必要としない情報理論・非線形時系列解析が有効であると考えられる．

こうした柔軟なモデリングは，特に機械学習分野で急速に発展している．しかし，こうしたモデリング（例えばベイズ統計モデル）の多くは，統計的な仮定（例えば，独立なサンプリング）に依拠することが多く，強い時間相関を持つデータに対して相性が悪い．一方，非線形力学の分野では，単純かつ決定論的な相互作用のある系の時間発展に関する理論的解析を積み重ねてきた．しかし，こういった理論の多くは確率的な要素との混合系においては，必ずしも成り立たない．

我々は，現実のデータの背後に潜むメカニズムは，確率的な要素を含み，更に相互作用していることを経験的に知っている．したがって，統計的手法，非線形力学系の手法のいずれかではなく，両方をうまく組み合わせる必要がある．こうした両分野の解析手法を生かす理論的・経験的な研究はまだ始まったばかりであり，今後の発展が期待される．

謝辞　本稿は Dr. Chen Yu, Dr. Linda B. Smith との共同研究に基づく．両氏との議論・データ提供に厚く感謝の意を申し上げたい．

文　　献

（1） M.M. Hayhoe, A. Shrivastava, R. Mruczek, and J.B. Pelz, “Visual memory and motor planning in a natural task,” J. Vis., vol. 3, no. 1, pp. 49-63, 2003.
（2） C. Yu and L. B. Smith, “Embodied attention and word learning by toddlers,” Cognition, vol. 125, no. 2, pp. 242-262, 2012.
（3） S. Hidaka and C. Yu, “Analyzing multimodal time series as dynamical systems,” 12th International Conference on Multimodal Interfaces and 7th Workshop on Machine Learning for Multimodal Interaction, pp. 53-58, 2010.
（4） S. Hidaka and C. Yu, “Informational coupling in social interaction as a goodness of communication,” Front. Comput. Neurosci. Conference Abstract : IEEE ICDL-EPIROB 2011, 2011.
（5） C.L. Webber and J.P. Zbilut, “Dynamical assessment of physiological systems and states using recurrence plot strategies,” J. Appl. Physiol., vol. 76, no. 2, pp. 965-973, 1994.
（6） C.E. Shannon and W. Weaver, The mathematical theory of information, University of Illinois Press, 1949.
（7） T.M. Cover and J.A. Thomas, Elements of information theory, John Wiley & Sons, 2012.
（8） T. Schreiber, “Measuring information transfer,” Phys. Rev. Lett., vol. 85, no. 2, pp. 461-464, 2000.
（9） M. Buhl and M.B. Kennel, “Statistically relaxing to generating partitions for observed time-series data,” Phys. Rev. E, vol. 71, no. 4, 046213, 2005.
（10） H. Yoshida and L.B. Smith, “What’s in view for toddlers? Using a head camera to study visual experience,” Infancy, vol. 13, no. 3, pp. 229-248, 2008.
（11） L. Itti, C. Koch, and E. Niebur, “A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 20, no. 11, pp. 1254-1259, 1998.
（12） A.F. Pereira, L.B. Smith, and C. Yu, “Social coordination in toddler’s word learning : interacting systems of perception and action,” Connect. Sci., vol. 20, no. 2-3, pp. 73-89, 2008.
（13） H. Kantz and T. Schreiber, Nonlinear time series analysis, vol. 7, Cambridge university press, 2003.
（14） D.A. Baldwin, “Understanding the link between joint attention and language,” Joint attention : Its origins and role in development, C. Moore and P.J. Dunham, ed., pp. 131-158, Hilsdale, NJ, England : Lawrence Erlbaum Associates, Inc., 1995.
（15） M. Tomasello and M.J. Farrar, “Joint attention and early language,” Child development, pp. 1454-1463, 1986.

（平成 25 年 7 月 1 日受付　平成 25 年 7 月 23 日最終受付）

日髙　昇平（ひだか　しょうへい）
平 14 九大・理・生物卒．平 19 京大大学院情報学研究科博士課程了．同年 Indiana University にて博士研究員．平 22 北陸先端大助教．情報理論・機械学習などによる言語発達・学習のモデリング研究を行う．博士（情報学）．