

第3回 Latent Dynamics Workshop 予稿集

Collection of Technical Reports of
the Third Workshop on Latent Dynamics (LD-3)

- 主催 : Latent Dynamics 研究会
- 日時 : 2012年9月24日
- 場所 : 東京大学工学部

The articles in this publication have been printed without reviewing and editing as received from the authors, and the copyright of the articles belongs to the authors. Therefore, this publication shall not preclude any further submissions to other journals and conferences.

Organizing Committee

- 山西 健司 (東京大学)
- 大澤 幸生 (東京大学)
- 上田 修功 (NTT コミュニケーション科学基礎研究所)
- 鷺尾 隆 (大阪大学)
- 井手 剛 (IBM 東京基礎研究所)

目次

- 都合ルーレットによる人間行動の Latent Dynamics の表出化
大澤幸生 (東京大) 6-9
- Twitter ネットワークにおける集団注意の創発ダイナミクス
笹原和俊 (名古屋大) 10-11
- 非線形テンソル分解による隠れダイナミカルシステム空間推定
古川徹生 (九州工大) 12-13
- 正規化最尤符号を用いたクラスタリング構造変化検知
平井聡 (NTT データ), 山西健司 (東大) [掲載なし]
- 量子揺らぎと Latent Dynamics
佐藤一誠 (東京大) 14-16
- スパースかつ低ランク制約を用いた時変ネットワーク構造推定
平山淳一郎 (ATR) 17-19
- 潜在変数の分布推定誤差に関する漸近解析
山崎啓介 (東京工大) 20-23
- 区間定常的無記憶情報源 (PSMS) の学習アルゴリズム
金澤宏紀, 山西健司 (東京大) 24-29
- 非ガウス構造方程式モデルにおける因果順序の推定: 潜在交絡変数に
頑健な方法
田代竜也 (大阪大)、清水昌平 (大阪大)、Aapo Hyvarinen (ヘルシンキ
大学)、鷲尾隆 (大阪大) 30-31
- 潜在モデル試論
塩田千幸 (サークル・ウェイブ) 32-42
- 意識の脳幹・脳室・視床での免疫ネットワーク仮説 –概念・文法・ワー
キングメモリーの Latent Dynamics
得丸公明 (衛星システムエンジニア) 43-78

都合ルーレットによる人間行動の Latent Dynamics の表出化

大澤幸生

Abstract: Sticky information, i.e., the tendency of information to be localized in the hands of either inventors in the industrial side or consumers, has been known as disturbing factor of innovations. In this paper, we break sticky information into sticky tsugoes, where a tsugo is a triple of the intention and two types of constraints behind each stakeholder's acting/planning. The unsticking of tsugoes is shown to explain the performance of innovations more finely than sheer words in dialogues. Then tsugo roulette (TR) is introduced as a tool for the externalization and communication on tsugoes: TR's effects for eternalizing participants' tsugoes as the latent dynamics behind human behaviors are shown.

Keywords: systems design, innovation, tsogology, tsugo roulette (都合ルーレット)

1 はじめに：「都合」の意味

都合とは、意図と、意図の実行前後における制約からなる複合体である。「都合」を和英辞典（例えば www.goo.ne.jp）で調べると次のように様々な単語で訳されており、つまり丁度該当する英単語（実は中国語も）が無いということからわかる。

都合：《事情》circumstances；《便宜》convenience；《機会》(an) opportunity；《理由》reason；《繰合せ》arrangement(s)；...

例えば、「きょう、ちょっと都合で行けなくなりました」の様に都合の一部だけ垣間見える表現で用いられるが、そこに隠されている都合は、掘り下げると次の3つ組で表される[1,2]。

[意図] 達成しようとする目標と、それに至る行動のおおざっぱなシナリオ。

[前提制約] 意図の実現を阻害する可能性のある制約。意図実現のために満たさなければならない条件と、その条件を阻害する状態からなる。

[派生制約] 意図の実行により生まれる、（他者又は本人の）他の意図の実行を阻害する制約。ある都合の派生制約が、他の都合の前提制約になることもある。

要求獲得において制約の考え方を導入する方法論は従来から普及している[3,4]が、この各階層を都合学にあてがうと、要求を出す目的がユーザの意図に当たり、要求の実現手段と実現可能性についての回答は、設計者が充足すべき前提制約に相当する。更に、この行為が派生制約を生み、設計者自身にとって日々の意図実現を圧迫するかも知れない。このように、意図の存在する文脈の中で二種類の制約が行動の前後に発生し、場合によって他の意図や制約とコンフリクトを起こすという、潜在的な要素のダイナミックな発生と葛藤が都合というものの特性である。

2 情報粘着性から都合粘着性へ

情報粘着性とは、生産者の持つ情報と消費者の持つ情報が互いの中で伝達されにくくなるために、市場にとって価値の高い新しい商品やサービスの生産ができなくなる、すなわちイノベーションが阻害されてしまう現象である[5]。しかしながら、実際には両者の有する情報は文章化すると様々な概念や事象を含むものであり、

- ・イノベーションに強く関係しない概念・事象
- ・生産者と消費者の双方にとって自明、または容易に伝達可能な概念

なども多く含まれる。そのうちで、粘着性が真に問われるのは言語情報だけではなく「都合」に関わる情報であることが、最近の筆者らの分析から明らかとなってきた。

ここでは、まず

- ① ヒト X (氏) の発言には意図 int が共存する
- ② ヒト X の発言があるならば、直前にその発言のための前提制約が満たされた筈である
- ③ ヒト X の発言があるならば、直後にその発言の影響により周囲に派生制約が及ぶ筈である

という3つの仮定をおいて可視化されるヒト都合ネットワーク(Human Tsugo Network: HTN [6]に事例記載)によって、イノベーション効果の高いコミュニケーション[6]における都合の粘着性解消の効果と、その効果が強く発揮されたアイデアが高く評価されることを示す研究の概要を示す（図は[7]等から抜粋）。

図1は会話ログにおける参加者と単語の共起グラフであるが、I Blueの位置に見られるように、消費者と発明者（生産者）は互いに離れたまま進行してゆくかに見える。一方、図2のようにHTNを見ると、両者は、前半には互いの領域をそれぞれに占めている状態であったが、後半には互いに混ざりあってゆき、互いに都合を示し指摘し合う関係をコミュニケーションの中で作り上げてゆく様子が分かる。

[15-11-24-C10]

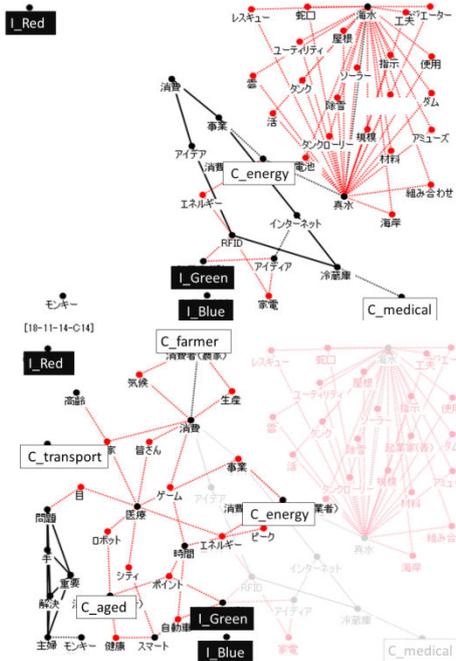
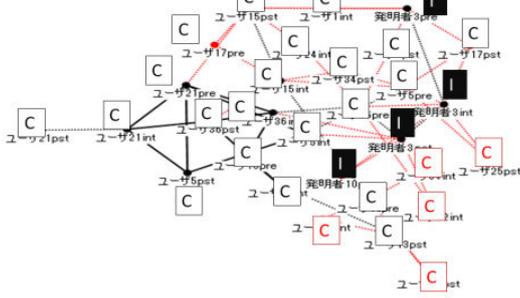


図1 イノベーションゲーム[5]における前半(上)と後半(下)の会話における語の共起をKeyGraph®で可視化。時間が経過しても消費者(C)と発明家(I)は混じらない。

[18-21-12-C11]



[22-21-16-C19]

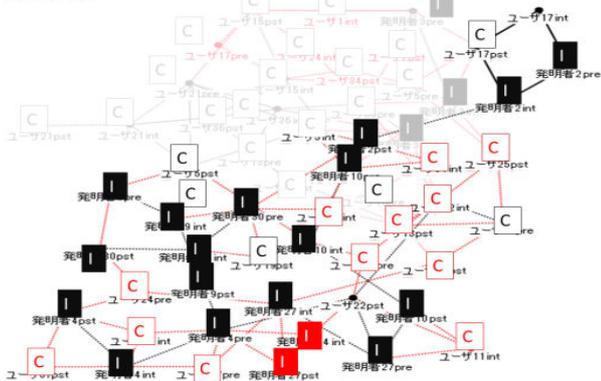


図2 イノベーションゲームにおける前半(上)と後半(下)の会話に対するHTNの可視化結果: 後半においてC(消費者)とI(発明家)が混在するようになってゆく

3 都合ルーレットを用いたコミュニケーションによる都合の表出化



図3 都合ルーレットによる作業の様子

図4 都合ルーレットを実施した用紙

都合ルーレットは、数名の人々が集まって行動計画とその背景にある意図や前提制約、派生制約をかけるだけ書き、互いに交換して質問し合うことによって都合の表出化を図るためのツールである。記入欄に、ある行動(内部プロセス、対象機器の挙動等)の意図として顧客などの効果視点、財務などのやり

ソース管理視点があり、前提として知識、成長と学習などがある点は、バランスド・スコア・カード (BSC) [7]の考え方を継承しながら拡張した仕組みである。

ただし、左上の「リソース (財務) 管理の視点」から書き始めるとは限らず、顧客視点や内部プロセス視点から始めて、知識獲得の視点へと進むことも許容する。書き始めたら、「どの項目がどの項目の目的 (意図) になっているか、あるいは前提や派生制約になっているか」ということを示す、都合の諸要素の影響の向きに従う矢印に従って、臨機応変に内容を追加してゆけば良い。

例えば、「内部プロセスについて書いていたら、その意図として顧客のどんな要求を満足させたいのかを熟慮できていなかった。そのことを、顧客視点の欄に書き込みながらよく考え直してみたら、同じ要求を満たすための新しい前提条件を考えることができた。つまり、代替商品の欄に書き込んで新たな発想を起こすことができた」というように、都合ルーレットの様式の各所を、矢印を航路として飛び回ることによって埋めてゆく。書けるところまで書いたらグループの隣の人に渡し、小型の付箋で

- ・ Why (「なぜ～ということをするのですか?」という意図や、恐れている派生制約を聞く、あるいは「なぜ～ということになってしまうのですか?」と前提制約を聞く)

- ・ How (「どうやって～するのですか?」と、行動の方法や実施条件つまり前提制約を聞く)

という質問あるいは理由つきで否定を書いて貼ることによって、派生制約への注意を促す。この段階でも、付箋の貼られた位置と、そこに書かれた質問が Why であるか How であるか、あるいは批判であるかによって意図・前提制約・派生制約のいずれについて問われているかを判断して矢印を参照しながら空欄に記入してゆく。

このように Why, How という質問がもののデザインにおいて果たす効果、計画や設計の提案における否定や批判の効果は従来から知られてきた[9, 10, 11]。都合ルーレットのマス目が全部埋まる場合は様々な関係者 (ステークホルダー) の都合を満足するので、最終的に設計・実現しようとする産物が高い実現可能性を有することになるので、その状態に近づける作業を進めてゆくの都合ルーレットを用いることの意義である。

今回は、この都合ルーレットに記載し、質問を交換することによって得られる情報は、どのような内容となるかについて、実験結果から示す。結果の概要は以下のとおりである。

[記載される内容に関する傾向]

- ・ 都合ルーレットに自発的に (質問を受けなくても) 記述できる部分は、戦略、ビジョンのレベル

に集中。戦略実現のための行動については、Why, How 質問によって補填される傾向がある (表 1)。

- ・ 外界 (顧客・社会・他システム・環境等) のダイナミクスへの具体的行動と目標を引き出すためには、他者からの質問,批判が有効 (表 1)。
 - ・ 重要な問題に対する気づきについては、都合ルーレットによって支援される効果がある (図 5, 6)。
- [質問の記載箇所と回答箇所の関係に関する傾向]
- ・ 行動についての記入は、戦略についての質問に対しての回答として補填される傾向がある (表 2)。
 - ・ 外部 (顧客・社会・他システム・環境等) のプロセスについては、内部プロセス (業務・中心的な対象の挙動) に関連した質問に応じて記入される傾向がある (表 2)。

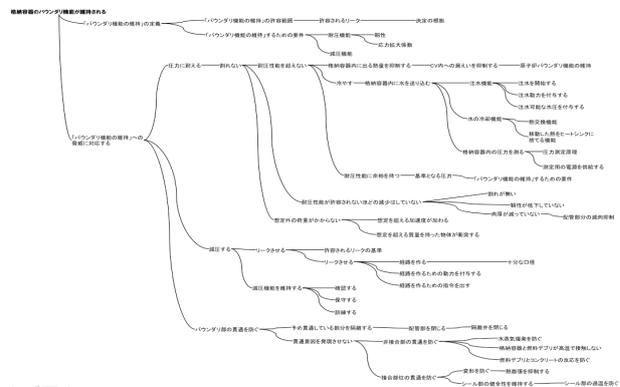


図 5 都合ルーレットを用いる前の事象関連マップ (原子力事業に携わる人物により作成: [11]から抜粋)

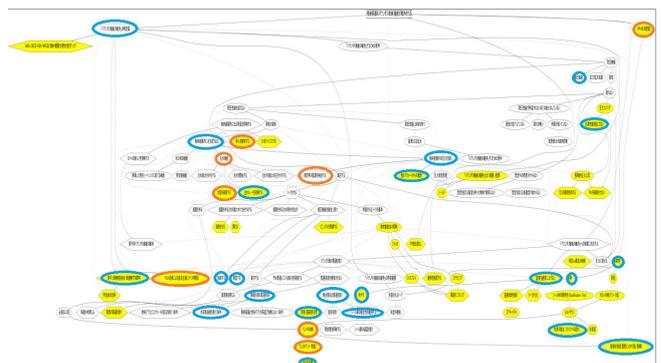


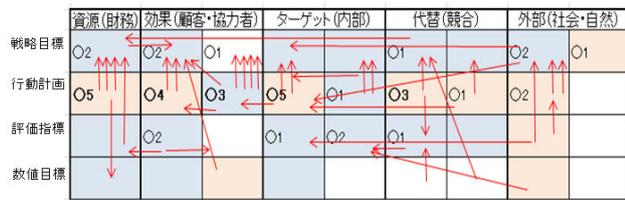
図 6 都合ルーレットを用いた事象関連マップの改訂結果: 主に参加者以外の専門家に、着目すべきノードにチェックを入れてもらった。30カ所の内、18カ所が新規のノード; 2人以上だと8カ所中、6カ所が新規のノード。被験者 (原子力専門家) 「本質的な問題を追加できた」で全員一致 ([12]から抜粋)。

表1. 都合ルーレットにおける、質問（付箋適用）の前と追加分の情報量

実数	資源(財務)	効果(顧客・協力者)	ターゲット(内部)	代替(競合)	外部(社会・自然)
戦略目標	24	35	30	36	29
行動計画	19	25	24	29	19
評価指標	15	17	12	13	12
数値目標	9	12	7	10	9
戦略目標	8	12	8	7	3
行動計画	8	11	7	12	8
評価指標	2	4	1	4	3
数値目標	1	1	4	2	0

比率	資源(財務)	効果(顧客・協力者)	ターゲット(内部)	代替(競合)	外部(社会・自然)
戦略目標	0.75	0.74468	0.83721	0.90625	0.8125
行動計画	0.7037037	0.694444	0.77419	0.707317	0.74194
評価指標	0.882953	0.80952	0.92308	0.76471	0.75
数値目標	0.9	0.92308	0.636364	0.83333	1
戦略目標	0.25	0.255319	0.210526	0.182791	0.09375
行動計画	0.296296	0.30556	0.225806	0.29268	0.258065
評価指標	0.1176471	0.180476	0.076923	0.235294	0.25
数値目標	0.1	0.076923	0.36364	0.166667	0

表2. 質問とそれに対する回答の方向（質問←回答：一回を矢印一本で表示）



4 むすび

人の行動の背景にある潜在的な意図、前提のダイナミクスを扱う「都合」の考えかたと、その適用例を示した。

都合は、イノベーションのために「粘着性」を軽減すべき情報の本質であることを、イノベーションゲームにおける会話ログの分析的可視化から述べた。また、都合ルーレットを用いた言語的コミュニケーションが、人間行動の潜在ダイナミクスを表出化させ、具体化させることを事例分析から示した。特に、大きなシステムを視野に入れたときに重要となる課題と、それに対応するための行動を生み出す力を持つことが分かり、社会や複雑人工物など様々なシステムのデザインに利用可能であると考えている。

参考文献

[1] Ohsawa, Y., Nishihara, Y., Nakamura, J., Kushiro, N., and Nitta, K., Tsugoes as Structure of Intentions and Constraints, the 2010 IEEE Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC2010), pp.1332--1337, Istanbul, Turkey (12 Oct, 2010).

[2] 大澤幸生, 西原陽子他「都合学に取り組む3つの理由」人工知能学会第二種研究会・ことば工学研究会. 資料, SIG-LSE-A903-4, pp. 29--36 (10 March, 2010)

[3] Carrol, JM. (2000), Making Use: Scenario-based design of Human-computer Interactions, The MIT press

[4] Goldratt, EM. (1987), Essays on the Theory of Constraints, North River Press

[5] Hippel, v.E. (1994). "Sticky Information" and the Locus of Problem Solving: Implications for Innovation. Management Science, 40(4), 429-439 (PDF)

[6] Ohsawa, Y., and Nishihara, Y., Innovators' Marketplace: Using Games to Activate and Train Innovators (Understanding Innovation), Springer (2012)

[7] Kaplan, R. S. and Norton, D. P. (1996) "Using the balanced scorecard as a strategic management system", Harvard Business Review Jan - Feb pp75-85.

[8] Ohsawa, Y., Horie, K., and Akimoto, M., Sticky Tsugoes underlying Sticky Information, in Proc. 16th International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems, San Sebastian (2012)

[9] Eris, O., Effective Inquiry for Innovative Engineering Design: From Basic Principles to Applications, Kluwer Academic Press (2004)

[10] 久代紀之, 大澤幸生: 多次元ヒアリングと階層的な要求統合プロセスによる要求獲得手法, 情報処理学会論文誌, Vol.47, No.10, pp.2909 - 2916 (2006)

[11] 西原陽子, 大澤幸生, 組合せ発想ゲームにおける否定発言に着目したコミュニケーションの分析, 人工知能学会論文誌, Vol.25, No.3, pp.485--493 (2010)

[12] Taya, S., and Ohsawa, Y., Revising Scenario Map for Plant Management via Stakeholders Interaction, 1st International Conference on Maintenance Science and Technology (2012)

Twitter ネットワークにおける集団注意の創発ダイナミクス

笹原和俊* 平田祥人† 豊田正史† 合原一幸†
Kazutoshi Sasahara Yoshito Hirata Masashi Toyoda Kazuyuki Aihara

Abstract: Quantifying online social data is essential to explore collective social dynamics. Here we propose a simple method for quantifying collective attention on Twitter network. The difference between regular and irregular states of tweet stream is measured by Jensen-Shannon divergence, which is associated with the intensity of collective attention. We then associate the detected incidents with corresponding events, to which a large amount of people pay attention, on the basis of the popularity and the popularity enhancement of terms in tweets. We demonstrate this method to be effective in a large dataset of Twitter, with a discovery of the emergence of various collective attentions.

Keywords: collective attention, emergence, Jensen-Shannon divergence, Twitter

1 導入

現在、人々は SNS を利用して情報を発信・共有し、実世界とは違うかたちのコミュニケーションを行っている。そしてそれは、実世界に対しても大きな影響力を持つ。本研究では、ポピュラーな SNS の 1 つである Twitter に注目する。Twitter は、「世の中の今を伝え合う」ツールで、ユーザーは今どうしているのかを 140 文字以内でつぶやき、別のユーザーがつぶやきで反応し、その連鎖によってユーザーネットワーク上を瞬く間に情報が伝搬する。このようなリアルタイム性、ネットワーク性が高い集団社会現象の本質に迫るためには、ソーシャルデータの特性を考慮した解析手法が必要となる。そこで、ツイートストリームにおける定常と非定常の差に着目して、Twitter 上で生じる集団注意 (Collective Attention) を定量的に捉えるための手法を提案し、集団注意の創発現象を分析する。

2 方法

Twitter REST API¹を利用してスノーボールサンプリングを行い、約 40 万人のユーザーから約 5 億ツイートを収集し、データベースを構築した。各データには、ツイートのテキストの他に、ユーザープロフィール、タ

イムスタンプや位置情報などのメタデータも含まれている。本研究では 2010 年と 2011 年のデータを解析対象とし、ツイートのテキストとタイムスタンプのみを解析に用いた。

通常、ツイートストリームは三相の概日リズムを示すが、実世界において大きなイベントが生じると、ツイートのバースト的な増加や不安定な振動が生じる (図 1)。この観測事実に基づき、ツイートストリームの定常状態と非定常状態の差を Jensen-Shannon ダイバージェンス (JS) で定量化して、ユーザーが大きく反応したイベント、すなわち集団注意を検出する。ここで JS の大きさは集団注意の強度と解釈される。 JS は Kullback-Leibler ダイバージェンス (KL) を対称化したもので、確率分布 $P = \{p_i\}$ と $Q = \{q_i\}$ の差異を測るのに用いられる [1]。 JS は非負の値をとり、 KL と違って常に有界のため、実データの解析に応用するのに適している。

$$JS(P, Q) = \frac{1}{2} \left(KL(P, \frac{P+Q}{2}) + KL(Q, \frac{P+Q}{2}) \right)$$

$$KL(P, Q) = \sum_i p_i \log_2 \frac{p_i}{q_i}$$

P は各日毎に求めたツイートの確率分布を、 Q は年平均を用いる。

次に、ツイートのテキストを形態素解析して得られたトークン (名詞) の頻度と頻度増加率 (当日と前日の同時帯における頻度の比) に着目して、検出された事象と対応するイベントを同定する。形態素解析には

*名古屋大学大学院情報科学研究科, 464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町, sasahara@is.nagoya-u.ac.jp, Graduate School of Information Science, Nagoya University, Furo-cho, Chikusa-ku, Naogyu, Aichi 464-8601, Japan

†東京大学生産技術研究所, 153-8505 東京都目黒区駒場 4-6-1 Institute of Industrial Science, The University of Tokyo, 4-6-1 Komaba, Meguro-ku, Tokyo 153-8505, Japan

¹<https://dev.twitter.com/docs/api/>

MeCab²とNAIST-jdic³を用いた。

3 結果と議論

解析の結果、 JS が 0.005 を超える事象が、2010 年は 34 件、2011 は 26 件が検出された (図 2)。 JS が大きな値を示したところは、何らかのイベントが実世界で生じ、それが人々のツイートをアフォードして、集団注意が創発したことを示している。 JS が平均以上の値を示した時間帯に投稿されたツイートを形態素解析し、名詞のみに着目して頻度と頻度増大率を求めた。この結果に基づき検出された事象を分類したところ、自然災害、スポーツ、文化、年間行事などに分類された。

特に大きな JS を示したのが、自然災害とスポーツイベントに関するものだった。例えば、大震災の当日は、2011 年で最大の集団注意が生じ、この日から 4 日間連続で JS は 0.005 を超えた。そして、「地震」、「津波」、「停電」などの、日常ではほとんど使われないような言葉がツイートの多くに含まれていた。このように高強度の集団注意が連続して観測されたのは、この時のみである。人々の注意の移ろいやすさを考えると、日本人がいかに大震災から大きく影響を受けたのが定量的に分かる。また、日本女子サッカーの世界カップ優勝やバンクーバーオリンピックのフィギュアスケートなど、国際的なスポーツイベントにおいても大きな集団注意が生じ、ゲームの進行と同調して、感嘆や応援の言葉がツイートされた。一方、中程度の JS に目を向けてみると、文化や科学や政治など、興味深いタイプの集団注意が見られた。例えば、はやぶさの帰還や皆既月食、選挙速報、中にはアニメのクライマックスシーンと同期した集団注意も見られた。最後の例は、日本独特の文化や慣習を反映していて興味深い。また、正月や大晦日などの年間行事は、一日を通して全体的にツイート投稿のパターンが通常と異なり、非同期的な集団注意の存在も確認された。

このように、ツイートストリームの定常からの逸脱とその程度を見積もることで、集団注意の創発を検出できることを実証し、2010 年と 2011 年に生じた全事象を同定することができた [2]。今回、日本語のツイートに解析を限ったが、この方法は他の言語にも応用可能である。ただしその場合は、データは国もしくは地域を限定した方が検出力が上がると予想される。ソーシャルメディアの登場によって、「行動の化石」がデジタルに蓄積されるようになり、そのようなデータからの知識発見の手法は、これからますます重要になる。本手法は、予測能力

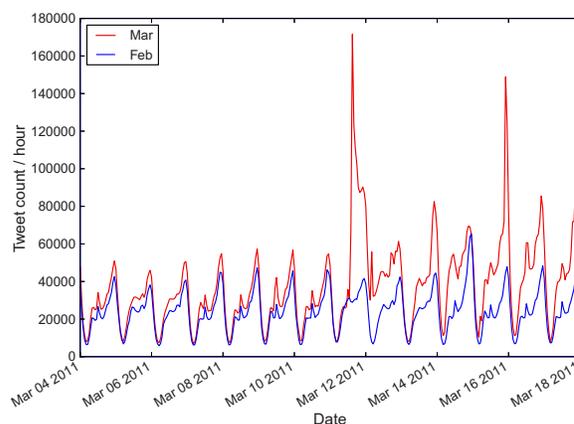


図 1: ツイートストリームの例

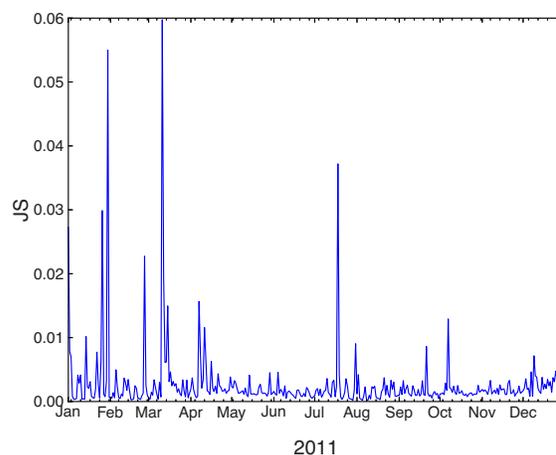


図 2: 集団注意の強度

こそ持たないものの、集団注意を簡便に定量化することが出来るという点において有効である。そこから得られる結果は、集団的社会現象を探求するための重要な基礎データとなる。

謝辞

本研究は、総合科学技術会議により制度設計された最先端研究開発支援プログラム (FIRST 合原最先端数理モデルプロジェクト) により、日本学術振興会を通して助成されたものです。

参考文献

- [1] J. Lin. Divergence measures based on the Shannon entropy. *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 37, No. 1, pp. 145–151, 1991.
- [2] K. Sasahara, Y. Hirata, Y. Toyoda, M. Kitsuregawa, and K. Aihara. Quantifying Collective Attention From Tweet Stream (in prep.).

²<http://mecab.googlecode.com/svn/trunk/mecab/doc/index.html>

³<http://sourceforge.jp/projects/naist-jdic/>

非線形テンソル分解による隠れダイナミカルシステム空間推定

古川徹生*

Tetsuo Furukawa

Abstract: 本研究の目的は、システム集合が作る空間を有限の時系列から推定する学習理論の確立とそのアルゴリズム開発である。特にシステムの入出力が直接観測できない隠れダイナミカルシステム空間の推定問題に焦点を当てる。有限少数個の学習用時系列から隠れたダイナミカルシステム空間を推定できれば、その空間に属する未知のシステムを推定したり、そのシステムが生成する時系列を予測することができる。この推定問題は非線形テンソル分解に帰着でき、テンソルに拡張した位相保存写像によって解けることを示す。

Keywords: 隠れダイナミカルシステム, システム空間, 多様体, 位相保存写像, テンソル分解, メタ学習, 転移学習

1 まえがき

人間は身体動作や音声系列などさまざまな時系列を学び、そしてさまざまな時系列を生成する。それは単に身体動作などを丸暗記するだけではなく、状況に応じて適応的に動作規則を変えたり、新たな動作規則を生成したりできる。本研究の目的は、このような能力を実現するために必要な学習理論を明らかにし、かつそのアルゴリズムを開発することである。

例として「投球動作」を考えてみると、この学習タスクは有限系列の投球動作学習から未知の投球動作を生成することと言える。投球動作は無限に存在するが、必ず一定の規則に従っており、なんらかの固有の空間を作ると仮定できる。もし有限個の時系列から「投球動作の空間」を推定できるならば、その空間に属する新たな動作を生成することが可能になる。またその空間を記述する良い座標系を発見できれば、希望の投球動作を生成することも容易になる。本研究ではこのタスクを「システム空間推定」と呼ぶ。特に入出力関数の直接観測できない「潜在システム空間学習 (Latent System Space Estimation: LSSE)」の学習理論を明らかにすることが本研究の目的である。

なぜ入出力が未知と仮定するかについては少し説明を要する。端的に言えば、システム集合に共通する普遍的ルールをモデル化するには、そのシステム集合を本質的に記述する変数の発見が不可欠だということにある。1個の投球動作をモデル化するだけならば、関節角度や指

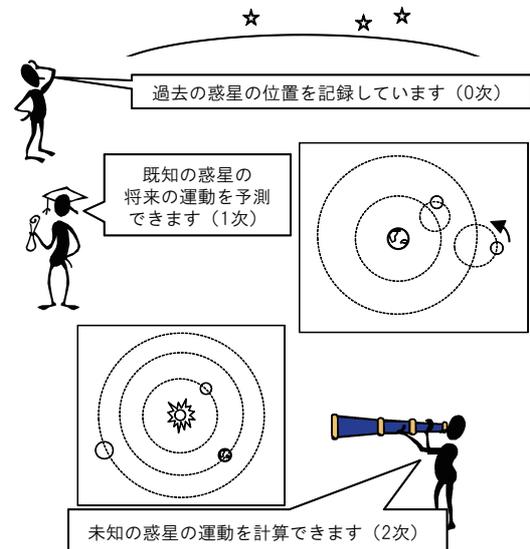


図 1: 汎化次数の考え方。LSSE は 2 次の汎化課題になる。

先座標のような観測可能な変数を直接用いれば良い。しかし投球動作集合に共通する普遍的なメタルールを発見するには、その動作の本質を記述する変数の発見が不可欠なのである (通常、見かけの身体座標の補間をとただけでは中間的な身体動作を作れない)。このことが LSSE のタスクを困難にしている。

LSSE の概念をもう少し明確にするため、図 1 では惑星運動のモデル化という例で表現してみた。個々の (既知の) 惑星の未来の運動を予測するだけでなく、「惑星というダイナミカルシステム集合」が作るシステム空間、すなわち惑星運動を普遍的に支配するルールを推定し、将来発見されるかもしれない未知惑星の運動も予言でき

*九州工業大学大学院生命体工学研究科, 〒 808-0196 北九州市若松区ひびきの 2-4, e-mail furukawa@brain.kyutech.ac.jp, Kyushu Institute of Technology, 2-4 Hibikino, Wakamatsu-ku, Kitakyushu 808-0196, Japan

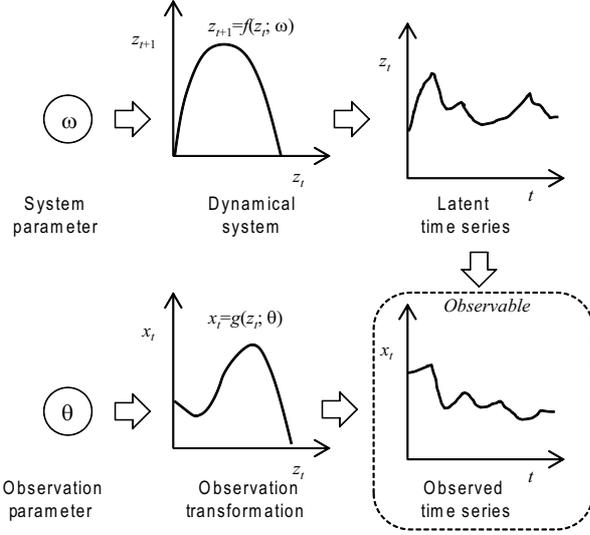


図 2: LSSE の扱うタスクの生成モデル

るモデルを推定することが LSSE のタスクである (なお観測者である地球もダイナミカルシステムである場合は課題が非常に困難になるため, 本研究では観測者が停止している状況を扱う).

本研究の目的は, 単に LSSE のアルゴリズムを開発するだけではない. LSSE という課題の持つ問題構造を理解し, 何が学習を困難にする要因なのか, どんな課題を解かなければならないかを明らかにした上で, アルゴリズムとして実現することが目標である.

2 LSSE の生成モデル

図 2 は作業仮説として設定した観測時系列の生成モデルである. まずシステムパラメータ ω が確率的に生成され, それによりダイナミカルシステム $f(\cdot | \omega)$ が決定する. そして $z_{t+1} = f(z_t | \omega)$ により隠れ時系列 (z_t) が生成される. しかしこの時系列は直接観測することができず, 必ず観測変換 $x_t = g(z_t | \theta)$ を受ける. θ は観測変換を決めるパラメータであり, 観測変換もまた (もうひとつ別の) 関数空間内の多様体を作る. いわば z_t は太陽中心の惑星の位置, x_t は地球から見た相対的な惑星の位置と思えばよい. また ω が惑星の軌道を決めるパラメータ, θ が地球 (観測者) の位置である. この生成モデルを定式化すると

$$\begin{pmatrix} z_{t+1} \\ x_t \end{pmatrix} \simeq \begin{pmatrix} \mathbf{W} & \mathbf{O}_1 \\ \mathbf{O}_2 & \mathbf{V} \end{pmatrix} \times_1 \begin{pmatrix} \psi_\Omega(\omega) \\ \psi_\Theta(\theta) \end{pmatrix} \times_2 \varphi(z_t) \quad (1)$$

となる. ここで \mathbf{W}, \mathbf{V} はそれぞれシステムと観測系が持つ特性を表現するテンソルであり, ψ, ϕ はそれぞれの空間で定義された基底関数ベクトルである. なお \times_i は第 i モードにおけるテンソル・ベクトル積を意味する.

この式は非線形テンソル分解の形をしており, 基底関数を用いて Tucker 分解を一般化線形問題に拡張したものになっている.

式 (1) のうち, 既知変数は x_t および基底系 ψ, ϕ のみであり, 残りの $z_t, \omega, \theta, \mathbf{W}, \mathbf{V}$ はすべて推定すべき未知変数である. また $\mathbf{O}_1, \mathbf{O}_2$ はゼロテンソルとしたが, これらはシステム系と観測系の相互作用を表すテンソルであり, これらを考慮すればさらに一般化できる.

この生成モデルの逆問題を解くことが LSSE のタスクである. 方程式 (1) 解くことは, 潜在変数の情報欠損下における非線形テンソル分解を解くことに他ならない. また通常のテンソル分解と異なり, 観測データが関係データの形になっていない. 正確に言えば, ひとつの時系列内ではパラメータが一定と仮定できるため, 半関係データともいうべき形になっており, 通常のテンソル分解よりも難しいタスクである. なお観測者も時々刻々変化する場合はさらに難しいタスクになり, 非線形独立テンソル分析を行う必要が生じる.

3 高階化位相保存写像による実現

この課題の本質は, (1) 各々の観測時系列を多様体でモデル化する (2) 多様体の集合を上位の多様体でモデル化する (3) システム空間を記述するのに本質的な潜在変数を推定する, という 3 つのタスクを並行して行うことにある. この課題は観測データをファイバー束で表現する問題に帰着できる. ただし LSSE では時系列生成系と観測系の 2 つのファイバー束を同時推定する必要がある.

本発表者は位相保存写像 (Topographic Mapping) の一種である自己組織化写像 (Self-Organizing Map: SOM) をテンソルに拡張した高階 SOM を提案した [1]. これはデータ集合族をファイバー束でモデル化するアルゴリズムである. 高階 SOM を 2 つ組み合わせることで, LSSE をアルゴリズム実装することができた [2]. 位相保存写像は潜在変数と写像の同時推定を行うアルゴリズムであり, それを拡張したアルゴリズムは LSSE に適する. まだ改良の余地はあるものの, これを手がかりに LSSE の学習理論を明らかにしていきたい.

謝辞 本研究は科研費 24120711 の支援を受けて行った.

参考文献

- [1] T. Furukawa, “SOM of SOMs”, *Neural Networks*, **22**, 463–478, 2009.
- [2] T. Ohkubo, T. Furukawa, K. Tokunaga, “Requirements for the learning of multiple dynamics”, *LNCS*, **6731**, 101–110, 2011.

量子揺らぎと Latent Dynamics

佐藤一誠*

Issei Sato

Abstract: 確率的潜在変数モデルは、データの背後にある潜在的な情報を確率変数としてモデル化し、データの理解や予測などを可能とする数理モデルである。本稿では、この潜在変数に対して量子揺らぎを導入し変分ベイズ法により学習する手法 [1] を紹介する。変分ベイズ法は、統計的機械学習、特に確率的潜在変数モデルの学習において最も多く用いられている学習アルゴリズムの一つであるが、局所解に陥るという問題がある。量子揺らぎを導入することで変分ベイズ法で陥る局所解からより良い解への状態遷移が期待される。

Keywords: 確率的潜在変数モデル, 量子揺らぎ, 量子アニーリング, 変分ベイズ法

1 はじめに

確率的潜在変数モデルは、潜在変数と呼ばれる確率変数をデータの生成過程のモデル化に導入した数理モデルである。潜在変数を導入することで、データの隠れた性質を抽出し、予測やデータ解析に役立てることができる。確率的潜在変数モデルの学習は、多数の局所解を持つ非線形最適化問題として定式化される。このような場合の1つのアプローチとして、Deterministic Annealing (DA) [2] がある。DAは、Simulated Annealing (SA) [3] に基づき、温度を模したパラメータを導入し、熱揺らぎを制御することで、より最適な解を探索する手法である。近年、量子情報理論では熱揺らぎとは異なる揺らぎとして量子揺らぎを用いた Quantum annealing (QA) が注目を集めている [4, 5, 6]。本稿では、統計的機械学習分野で幅広く用いられている学習アルゴリズムである変分ベイズ法 [7] に対して量子揺らぎを導入した研究 [1] について紹介する。量子揺らぎを導入することで、古典系とは異なる空間での学習が可能となる。これにより古典系では起こることがないような学習プロセス（状態遷移）が起こり効率的な学習が可能になることが期待されている。

2 変分ベイズ法の概要

データ数を N 、データを $x(= (x_1, \dots, x_N))$ と表記する。データの生成過程では、各データ x_i は、各々潜在変数 z_i に依存していると仮定する。本研究では、潜在

変数 z_i は離散値 $\{1, 2, \dots, K\}$ を取ると仮定する。例えば、確率的混合モデルの場合には、 z_i は、潜在クラスを意味し、 K はクラス数もしくはコンポーネント数である。以下、確率的混合モデルを例に話を進める。

N データに対する潜在変数割り当ての総数を $L(= K^N)$ とする。潜在変数によるクラスタリングの場合には、 N データに対する潜在変数割り当ての総数とは、クラス割り当ての総数を意味する。次の節で、量子系に拡張するために、 $z = (z_1, z_2, \dots, z_N)$ の状態のとり方に対応する変数を導入する。 N データに対する1つの潜在変数割り当てを $\sigma^{(\ell)} (\ell = 1, 2, \dots, L)$ とする。 $\sigma^{(\ell)}$ は、 ℓ 番目の要素が1でそれ以外が0である L 次元指標ベクトルとする。また $\sigma = \{\sigma^{(\ell)}\}_{\ell=1}^L$ とする。例えば、 $N = 3, K = 2$ のとき、 (z_1, z_2, z_3) の取りうるパターンは、 $(1, 1, 1), (2, 1, 1), (1, 2, 1), (2, 1, 1), (2, 2, 1), (2, 1, 2), (1, 2, 2), (2, 2, 2)$ の $L = 2^3 = 8$ 通りある。 $\sigma^{(\ell)}$ ($\ell = 1, 2, \dots, 8$) は、これらのパターンに対応する変数である。つまり、 $\sigma^{(1)} = (1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$ が $(z_1, z_2, z_3) = (1, 1, 1)$ 、 $\sigma^{(2)} = (0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$ が $(z_1, z_2, z_3) = (2, 1, 1)$ を表すなど。 θ をモデルパラメータの集合とする。

変分ベイズ法では、 N データの対数尤度 $\log p(x)$ の σ, θ に関する周辺対数尤度の下限を考える。

$$\begin{aligned} \log p(x) &= \int \sum_{\ell=1}^L \log p(x, \sigma^{(\ell)}, \theta) d\theta \\ &\geq \int \sum_{\ell=1}^L q(\sigma^{(\ell)}, \theta) \log \frac{p(x, \sigma^{(\ell)}, \theta)}{q(\sigma^{(\ell)}, \theta)} d\theta \quad (1) \end{aligned}$$

ここで

$$F_c[q] = \int \sum_{\ell=1}^L q(\sigma^{(\ell)}, \theta) \log \frac{p(x, \sigma^{(\ell)}, \theta)}{q(\sigma^{(\ell)}, \theta)} d\theta \quad (2)$$

*東京大学 情報基盤センター, 〒113-0033 東京都文京区本郷7-3-1, e-mail sato@r.dl.itc.u-tokyo.ac.jp, Academic Information Science Research Division Information Technology Center of University of Tokyo 113-0033 7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo

とする．この変分下限 $F_c[q]$ を最大にする $q(\sigma, \theta)$ を求めるのが変分ベイズ法である．

3 量子揺らぎを導入した変分ベイズ法

量子揺らぎを導入するために，周辺対数尤度をハミルトニアンを用いて再定式化する．

エネルギー関数を $E[\sigma^{(\ell)}] = -\log p(x, \sigma^{(\ell)})$ とし，ハミルトニアン \mathcal{H}_c を以下のように定義する．

$$\mathcal{H}_c = \begin{pmatrix} E[\sigma^{(1)}] & & & 0 \\ & E[\sigma^{(2)}] & & \\ 0 & & \ddots & \\ & & & E[\sigma^{(L)}] \end{pmatrix}. \quad (3)$$

データ x は，ハミルトニアン \mathcal{H}_c を用いて以下のように表すことができる．

$$\log p(x) = \sum_{l=1}^L \log p(x, \sigma^{(l)}) = \log \text{Tr}\{e^{-\mathcal{H}_c}\} \quad (4)$$

したがって，変分ベイズ法は， $\log \text{Tr}\{e^{-\mathcal{H}_c}\}$ の σ, θ に関する周辺対数尤度の下限を最大にする $q(\sigma, \theta)$ を推定する手法であると考えられる．

ハミルトニアン \mathcal{H}_c に対して量子揺らぎを制御するパラメータ Γ を導入したハミルトニアン \mathcal{H} を以下のようにして定式化する．

$$\mathcal{H} = \mathcal{H}_c + \mathcal{H}_q \quad (5)$$

ここで

$$\mathcal{H}_q = \sum_{i=1}^N \sigma_{xi} \quad (6)$$

$$\sigma_{xi} = \left(\bigotimes_{j=1}^{i-1} \mathbb{E}_k \right) \otimes \sigma_x \otimes \left(\bigotimes_{l=i+1}^N \mathbb{E}_k \right) \quad (7)$$

$$\sigma_x = \Gamma(\mathbb{E}_k - 1_k) \quad (8)$$

$$1_k = \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad (k \text{ by } k \text{ matrix}) \quad (9)$$

$$\mathbb{E}_k = k \times k \text{ 単位行列} \quad (10)$$

\otimes はクロネッカー積を示す． \mathcal{H}_q の導入は，対角行列である \mathcal{H}_c の非対角項に対して Γ を導入することを意味する． $\Gamma = 0$ の場合， $\mathcal{H} = \mathcal{H}_c$ で古典系のハミルトニアンとなり， $\Gamma \neq 0$ の場合は，非対角要素の古典状態 (\mathcal{H}_c の固有ベクトル) 間の量子力学的遷移が引き起こされる．この状態遷移をパラメータ Γ によって制御することにより量子揺らぎが導入される．

量子系ハミルトニアン \mathcal{H} のダイナミクスは，シュレディンガー方程式

$$i\hbar \frac{\partial}{\partial t} |\sigma(t)\rangle = \mathcal{H} |\sigma(t)\rangle \quad (11)$$

に従う．ここで $|\sigma(t)\rangle$ は時刻 t での状態ケットベクトル， i は虚数で \hbar は換算プランク定数．もしくは，微小時間 Δt での時間発展演算子 $e^{-i\mathcal{H}\Delta t/\hbar}$ を用いて

$$|\sigma(t + \Delta t)\rangle = e^{-i\mathcal{H}\Delta t/\hbar} |\sigma(t)\rangle \quad (12)$$

により状態ベクトルの時間発展を追うことができる．しかしながら，機械学習での応用を考えた場合， N は非常に大きく，それに伴い K も大きく取る必要があり， \mathcal{H} は高次元な行列となり現実的には実行不可能である．また，統計的機械学習では状態ベクトル (潜在変数) の事後分布に興味があることが多いため $q(\sigma)$ を求めたい．したがって，変分ベイズ法の枠組みを用いる．

逆温度 β を導入して， $\log \text{Tr}\{e^{-\mathcal{H}_c}\}$ を $\log \text{Tr}\{e^{-\beta\mathcal{H}}\}$ と拡張する．この $\log \text{Tr}\{e^{-\beta\mathcal{H}}\}$ の σ, θ に関する周辺対数尤度の下限を最大にする $q(\sigma, \theta)$ を推定することによって，量子効果を考慮した変分ベイズ法を導出する．すなわち，

$$\log p(x) = \log \text{Tr}\{e^{-\beta\mathcal{H}}\} \geq F[q] \quad (13)$$

となる $F[q]$ を最大にする変分事後分布 $q(\sigma, \theta)$ を求める． $F[q]$ を求める 1 つの方法として， \mathcal{H} の固有値分解を伴うことが考えられるが，シュレディンガー方程式を解く場合と同様に計算量的には現実的ではない．したがって， $\text{Tr}\{e^{-\beta\mathcal{H}}\}$ を鈴木 Trotter 展開 [8, 9] に基づき経路積分表示することで変分下限を導出する．

経路積分表示を行うと実時間とは別に Trotter (虚時間) 軸と呼ばれる軸が導入される． j を Trotter 軸上で異なる Trotter 平面 (虚時刻) を識別する添字とする．実際に変分ベイズ法を古典計算機上で実行する場合は，複数の変分ベイズ法を動かし，それぞれのシミュレーションが Trotter 平面に対応する．つまり j は並列実行する際のプロセスの識別番号である．今 Trotter 数 (プロセスの並列数) を m とする．また σ_j ($j = 1, 2, \dots, m$) をプロセス j での潜在変数の割り当て状態とする． $\sigma_{j,i}$ を，プロセス j におけるデータ z_i に対応する K 次元指標ベクトルとし， z_i 番目の要素が 1 で，それ以外を 0 とする． $\sigma_j = \bigotimes_{i=1}^N \sigma_{j,i}$ とする．

導出された変分下限は以下ようになる (詳細は [1] を

参照) .

$$F[q] = \frac{\beta}{m} \sum_{j=1}^m F_c[q(\sigma_j, \theta_j)] + f(\beta, \Gamma) R[q(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m)] \quad (14)$$

$$R[q(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m)] = \sum_{j=1}^m \sum_{\sigma_j} \sum_{\sigma_{j+1}} q(\sigma_j) q(\sigma_{j+1}) s(\sigma_j, \sigma_{j+1}) \quad (15)$$

$$s(\sigma_j, \sigma_{j+1}) = \sum_{i=1}^N \delta(\sigma_{j,i}, \sigma_{j+1,i}) \quad (16)$$

$$f(\beta, \Gamma) = \log \left(\frac{e^{-\frac{\beta\Gamma}{m}} + \frac{1}{k} e^{-\frac{\beta\Gamma}{m}(1-K)} - \frac{1}{K} e^{-\frac{\beta\Gamma}{m}}}{\frac{1}{k} e^{-\frac{\beta\Gamma}{m}(1-K)} - \frac{1}{K} e^{-\frac{\beta\Gamma}{m}}} \right) \quad (17)$$

$F[q]$ は、各プロセス j における古典系の変分下限 $F_c[q(\sigma_j, \theta_j)]$ の和と、各々のプロセスにおける潜在変数の事後分布に関する制約項 $R(\cdot)$ によって定式化される。 $f(\beta, \Gamma)$ は、制約項 $R(\cdot)$ の重みパラメータでこの関数を制御することで量子揺らぎを制御する。

この $F[q]$ を最大にする事後分布 $q(\sigma_j, \theta_j)$ ($j = 1, 2, \dots, m$) を求めることで量子揺らぎを導入した変分ベイズ法が可能となる。ここで重要なことは、 $R(\cdot)$ 及び $f(\beta, \Gamma)$ はモデルに独立である。つまり、古典系の変分下限 $F_c[q(\sigma_j, \theta_j)]$ さえ導出できていれば、 $R(\cdot)$ 及び $f(\beta, \Gamma)$ を追加して最適化するだけで、これまで提案されてきた様々なモデルに量子揺らぎを導入して学習することが可能である。

4 Quantum Latent Dynamics

本稿で説明した量子揺らぎを導入した変分ベイズ法では、1つのデータに対して複数の潜在変数の事後分布 $q(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m) = \prod_{j=1}^m q(\sigma_j)$ を求めることになる。この複数の確率分布 $\{q(\sigma_j)\}_{j=1}^m$ は虚時間軸方向での潜在変数のダイナミクスを表現しており、量子揺らぎにより虚時間軸方向でどのような現象が起こっているのかを解析する1つの手段になると考えられる。

5 おわりに

本稿では、変分ベイズ法 [7] に対して量子揺らぎを試みた研究 [1] について簡単に紹介した。変分ベイズ法は、機械学習分野において様々なモデルで適用されている。したがって、学習アルゴリズムの研究としては、変分ベイズ法で学習可能なモデル全般に適用可能であるようにアルゴリズムを構成することは重要であり、今回紹介したアルゴリズムはまさにそのような構成になっている。このことは、機械学習分野に対して量子揺らぎの制御による学習という新しい領域を開き、さらに量子揺らぎを

導入可能なモデルの幅を広げたという2つの貢献があると考えられる。最後に、ここで提案されているアルゴリズムは並列計算と相性が良いため今後は並列化技術との組み合わせもまた重要になってくると考えられる。

参考文献

- [1] I. Sato, K. Kurihara, S. Tanaka, H. Nakagawa, and S. Miyashita. Quantum Annealing for Variational Bayes Inference. In *Proceedings of the 25th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, 2009.
- [2] N. Ueda and R. Nakano. Deterministic Annealing EM Algorithm. *Neural Networks*, 11(2):271–282, 1998.
- [3] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, and M. P. Vecchi. Optimization by Simulated Annealing. *Science*, 220(4598):671–680, 1983.
- [4] T. Kadowaki and H. Nishimori. Quantum Annealing in the Transverse Ising Model. *Physical Review E*, 58:5355–5363, 1998.
- [5] E. Farhi, J. Goldstone, S. Gutmann, A. L. J. Laplan, and D. Preda. A Quantum Adiabatic Evolution Algorithm Applied to Random Instances of an NP -complete Problem. *Science*, 292:472–476, 2001.
- [6] G. E. Santoro, R. Martoňák, E. Tosatti, and R. Car. Theory of Quantum Annealing of an Ising Spin Glass. *Science*, 295:2427–2430, 2002.
- [7] H. Attias. Inferring Parameters and Structure of Latent Variable Models by Variational Bayes. In K. B. Laskey and H. Prade, editors, *Proceedings of the 15th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-99)*, pages 21–30, 1999.
- [8] H. F. Trotter. On the Product of Semi-Groups of Operators. *Proceedings of the American Mathematical Society*, 10(4):545–551, 1959.
- [9] M. Suzuki. Relationship between d -Dimensional Quantal Spin Systems and $(d + 1)$ -Dimensional Ising Systems – Equivalence, Critical Exponents and Systematic Approximants of the Partition Function and Spin Correlations –. *Progress of Theoretical Physics*, 56(5):1454–1469, 1976.

スパースかつ低ランク制約に基づく時変ネットワーク構造推定

平山 淳一郎*
Jun-ichiro Hirayama

アーポ ヒバリネン†
Aapo Hyvärinen

石井 信‡
Shin Ishii

Abstract: Several authors have recently proposed sparse estimation techniques for *time-varying* Markov networks, in which both graph structures and model parameters may change with time. In this study, we extend a previous approach with a low-rank assumption on the matrix of parameter sequence, using a recent technique of nuclear norm regularization. This can potentially improve the estimation performance by reducing the effective degree of freedom of the estimation which tends to be very high in large-scale time-varying networks. We derive a simple algorithm based on the alternating direction method of multipliers (ADMM) which can effectively utilize the separable structure of our convex minimization problem. A brief summary of a simulation result is presented, which shows the nuclear norm regularization is potentially effective for improving the performance of recovering time-varying network structures.

1 Introduction

Markov networks (MNs), or Markov random fields (MRFs), are basic statistical models for representing dependency networks of multiple random variables, and have many applications in various fields related to machine learning. An MN describes a structure of conditional (in)dependences by an undirected graph, and defines a probability distribution with parametric potentials associated with their nodes and edges. Two fundamental examples of MNs are the Gaussian Graphical Model and the Ising model, the latter of which we focus on in this study.

Recently, several authors have proposed sparse estimation techniques, typically using the ℓ_1 -norm regularization to prune irrelevant edges, for *time-varying* MNs [7, 6, 8] which allows the graph structure and model parameters to change with time. They showed

that time-varying MNs may be estimated by incorporating certain mechanisms of temporal smoothing into the sparse estimation framework.

Here, extending an approach in [6] for the Ising model, we propose a new and effective approach to estimating time-varying Markov network based on an additional assumption that the parameter matrix, whose column is the vector of all the model parameters at a single time step, have a relatively low rank. This assumption is expected to be effective for reducing the degree of freedom of the parameter matrix, which tends to be very high in large-scale time-varying networks.

2 Proposed method

Let $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_D)^\top \in \{-1, 1\}^D$ be a binary observed vector. Then, the Ising model is given by

$$p(\mathbf{y}; \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{Z(\boldsymbol{\theta})} \exp\left(\sum_{i < j} \theta_{ij} y_i y_j + \sum_i \theta_{ii} y_i\right), \quad (1)$$

where $Z(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{\mathbf{y}} \exp\left(\sum_{i < j} \theta_{ij} y_i y_j + \sum_i \theta_{ii} y_i\right)$ is the partition function. The first summation in the exponent is over all pairs (i, j) that satisfy $i < j$, and we put all the $C = D(D + 1)/2$ parameters in a vector $\boldsymbol{\theta} \in \mathbb{R}^C$. The corresponding undirected graph to this model has nodes $i = 1, 2, \dots, D$, and any pair of nodes (i, j) is connected if and only if θ_{ij} is non-zero.

*国際電気通信基礎技術研究所 (ATR), 619-0288 京都府相楽郡精華町光台二丁目2番地2, e-mail hirayama@atr.jp
Advanced Telecommunications Research (ATR) Institute International, 2-2-2 Hikaridai, Seika-cho, Soraku-gun, Kyoto 619-0288, Japan

†Department of Mathematics and Statistics/ Department of Computer Science and HIIT, University of Helsinki, Helsinki, Finland, e-mail aapo.hyvarinen@helsinki.fi

‡京都大学 大学院情報学研究所, 611-0011 京都府宇治市五ヶ庄, e-mail ishii@i.kyoto-u.ac.jp
Graduate School of Informatics, Kyoto University, Uji, Kyoto 611-0011, Japan

Now suppose the parameter vector $\boldsymbol{\theta}$ is time-dependent, indexed by a superscript $n = 1, 2, \dots, N$, and define a parameter matrix $\boldsymbol{\Theta} = (\boldsymbol{\theta}^1, \dots, \boldsymbol{\theta}^N) \in \mathbb{R}^{C \times N}$. In order to effectively estimate $\boldsymbol{\Theta}$ from a given observed time series $\mathbf{y}^1, \mathbf{y}^2, \dots, \mathbf{y}^N$, we introduce a convex minimization problem:

$$\underset{\boldsymbol{\Theta}}{\text{minimize}} \quad f(\boldsymbol{\Theta}) + \|\boldsymbol{\Lambda} \circ \boldsymbol{\Theta}\|_1 + \eta \|\boldsymbol{\Theta}\|_*, \quad (2)$$

where the first term is a kernel-smoothed loss function as used in the previous studies on time-varying MNs [8, 6], given by

$$f(\boldsymbol{\Theta}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N \varphi(|m-n|) l(\mathbf{y}^m, \boldsymbol{\theta}^m). \quad (3)$$

Here, we use the negative logarithm of the *pseudolikelihood* [2], i.e. $l(\mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) := -\sum_{i=1}^D \log p(y_i^m | \mathbf{y}_{\setminus i}^m; \boldsymbol{\theta}^n)$, for the loss measure; $\|\boldsymbol{\Theta}\|_1$ denotes the ℓ_1 -norm for a long vector that concatenates all the columns in $\boldsymbol{\Theta}$, where $\boldsymbol{\Lambda} = (\boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\lambda}, \dots, \boldsymbol{\lambda})$ contains the vector of regularization coefficients, $\boldsymbol{\lambda} \in [0, \infty)^C$, which is assumed to be common for all the time steps; $\|\boldsymbol{\Theta}\|_*$ denotes the nuclear norm (or trace norm) [3], which is defined as the summation of all the singular values of $\boldsymbol{\Theta}$, where $\eta \geq 0$ is the regularization coefficient. Since all the three terms are convex, the problem (2) itself is also convex.

We employ the alternating direction method of multipliers (ADMM) [1] to solve the convex minimization problem introduced here. See [4, 5] for the detail of our algorithm.

3 Simulation result

Here, we briefly summarize an experimental result with a toy problem (see [4] for more details); other results will be found in [5].

In this experiment, the dataset was sampled from the Ising model (1) with a time-varying parameters. The dimensionality of observations was $D = 7$ and the length of time-series $N = 200$. The parameter space was then \mathbb{R}^{28} , but every $\boldsymbol{\theta}^n$ was constrained to be in a three-dimensional subspace, according to

$$\boldsymbol{\theta}^n = s_1^n \mathbf{a}^1 + s_2^n \mathbf{a}^2 + s_3^n \mathbf{a}^3, \quad (4)$$

and thus $\text{rank}(\boldsymbol{\Theta}) = 3$. Here, we chose the three basis elements, \mathbf{a}^1 , \mathbf{a}^2 and \mathbf{a}^3 , so that they correspond respectively to the three graphs in the left column of Fig. 1, and their non-zero elements (*i.e.*, edge weights)

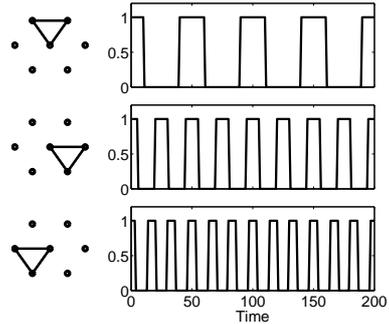


Fig. 1: Three graphs corresponding to the basis elements (left) and the time-series of their coefficients (right) used for generating a sparse parameter time-series that are embedded in a three-dimensional subspace.

were uniformly set at 0.5. The right column of Fig. 1 also shows time-series of their coefficients, s_1^n , s_2^n and s_3^n , which only took 0 or 1 for simplicity.

We used a rectangular window function for temporal smoothing:

$$\varphi(|m-n|) = \begin{cases} 1/w & |m-n| \leq \tau \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

where $w = 2\tau + 1$. We examined several values for the time-window width at $w = 5, 9, 13$ and 17 ($\tau = 2, 4, 6$ and 8). The regularization coefficient for the ℓ_1 -norm was set by $\lambda_{ii} = 0$ and $\lambda_{ij} = \lambda$ ($i \neq j$) with various values of λ .

We evaluated the performance of structure recovery with the Area Under the ROC Curve (AUC) by regarding it as a binary classification problem. In other words, from the final estimate of $\boldsymbol{\Theta}$ obtained as above, we have a binary classifier which says whether a single weight θ_{ij}^n belongs to the class of non-zero weights or to that of weights equal to zero for each $i \neq j$ and n . The performance of this detection can be quantified by an ROC curve, and the area under the curve is quantified by the trapezoidal rule.

Figure 2 plots the AUC versus $\log_{10} \eta$. This shows that the performance of structure recovery was improved in all the window widths by introducing low-rank regularization within an appropriate range of η .

4 Summary

We have proposed a new “sparse and low-rank” estimation framework of time-varying MNs, particularly using an Ising model as a concrete example of MNs. An

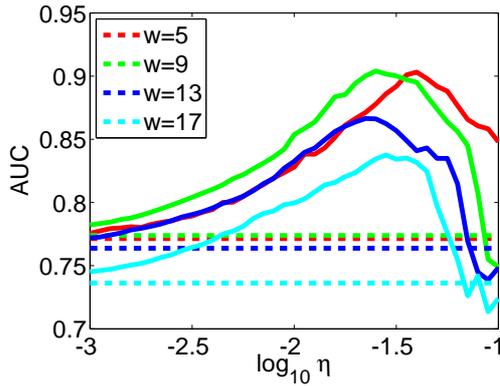


图 2: Area Under the ROC Curve versus strength of low-rank regularization ($\log \eta$). The horizontal dashed lines indicate the AUC values when $\eta = 0$ for each w .

experiment with artificially-generated dataset showed that the low-rank regularization can potentially improve the estimation performance over those only using sparsity and local smoothness. A full-length report including a real-data experiment will be found in [5].

参考文献

- [1] D. P. Bertsekas and J. N. Tsitsiklis. *Parallel and distributed computation: Numerical methods*. Prentice-Hall, Inc., 1989.
- [2] J. Besag. Statistical analysis of non-lattice data. *The Statistician*, 24(3):179–195, 1975.
- [3] M. Fazel, H. Hindi, and S. Boyd. Rank minimization and applications in system theory. In *Proceedings American Control Conference*, pages 3273–3278, 2004.
- [4] J. Hirayama, A. Hyvärinen, and S. Ishii. Sparse and low-rank estimation of time-varying markov networks with alternating direction method of multipliers. In *International Conference on Neural Information Processing (ICONIP'10), Lecture Notes in Computer Science*, volume 6443, pages 371–379, 2010.
- [5] J. Hirayama, A. Hyvärinen, and S. Ishii. Sparse and low-rank matrix regularization for learning time-varying markov networks, in revision.
- [6] M. Kolar, L. Song, A. Ahmed, and E. P. Xing. Estimating time-varying networks. *Annals of Applied Statistics*, 4(1):94–123, 2010.

- [7] X. Xuan and K. Murphy. Modeling changing dependency structure in multivariate time series. In *Proceedings of the 24th International Conference on Machine Learning (ICML'07)*, pages 1055–1062, 2007.
- [8] S. Zhou, J. Lafferty, and L. Wasserman. Time varying undirected graphs. *Machine Learning*, 80(2–3):295–319, 2010.

潜在変数の分布推定誤差に関する漸近解析

山崎 啓介*

Keisuke Yamazaki

Abstract: 潜在変数を含むパラメトリックモデルの使われ方にはデータの「予測」と「分析」の2つの側面がある。予測精度を測る汎化誤差はこれまで様々な統計的性質が明らかにされてきた。一方でクラスタリングなどの潜在変数推定は分析にあたるが理論的な評価は十分に行われていない。本稿では分布推定の精度について誤差関数を定式化し、最近得られた漸近解析の結果を紹介する。特に最尤法とベイズ法の誤差を比較することで潜在変数推定が予測とは異なる性質をもつことを示す。

Keywords: 教師無し学習, 階層モデル, 最尤推定, ベイズ推定, 推定精度

1 はじめに

混合分布や隠れマルコフモデル, ベイジアンネットワークなど階層構造をもつパラメトリックモデルは機械学習やデータマイニングなどで広く用いられている。これらのモデルは観測データを表現する変数と隠れた構造を表す変数を有する。本稿では前者を観測変数, 後者を潜在変数とよぶ。モデルの使われ方は将来のデータを推定する「予測」と, 潜在変数を用いて表されるモデル内部の構造や状態を推定する「分析」に大別される。例としてラベル無しデータが与えられたときの混合分布の用途を考える。このモデルでは潜在変数がラベルを表す。データの分布を推定し次に出現するものを言い当てるのが予測であり, 手持ちのデータのラベルを推定するのが分析である。

観測変数の予測については様々な統計的性質が知られている。特にデータ分布の推定精度をKLダイバージェンスで評価した汎化誤差は多くの条件下でその漸近形が導出されている。潜在変数の次元や範囲はデータから直接決定することができないため, 真のものに比べ(1)不足している場合, (2)過不足がない場合, (3)冗長な場合が考えられる。最尤推定やMAP推定では(1)と(2)の冗長性がない場合において漸近形が知られており, ベイズ推定ではそれらに加え代数幾何学を用いることで(3)の漸近形が近年明らかになった[1]。

このような状況に対し, 潜在変数の推定はクラスタリングに代表される教師無し学習のタスクとして重要であるにも係わらず, その精度の理論的な評価は十分に行わ

れていない。本稿では分布推定に焦点を絞りし, 真の潜在変数分布からのKLダイバージェンスを誤差関数として推定精度を考察する。観測変数の予測と推定対象が異なるため最尤推定とベイズ推定を改めて定義し, それぞれの推定法に対し最近得られた誤差関数の漸近形を紹介する[2, 3]。これにより推定法の性能比較が可能となり, さらに推定精度が予測の場合と異なる性質をもつことを明らかにする。

2 潜在変数の同時分布推定

ここでは潜在変数の同時分布について最尤推定とベイズ推定の定義を与える。観測されたデータを $X^n = \{x_1, \dots, x_n\}$ とし, これに対応するラベルを $Y^n = \{y_1, \dots, y_n\}$ とする。 $\{X^n, Y^n\}$ を完全データと呼び, これに対し X^n を不完全データと呼ぶ。学習モデルを $p(x, y|w)$ とする。ここで x, y はそれぞれ観測変数と潜在変数であり w はパラメータである。本稿では潜在変数は離散とする。観測変数の分布は

$$p(x|w) = \sum_{y=1}^K p(x, y|w)$$

で与えられる。つまり学習モデルがもつ潜在変数を $y \in \{1, \dots, K\}$ とした。混合正規分布の場合では混合比 a_k とパラメータ b_k をもつ正規分布 $\mathcal{N}(x|b_k)$ を用いて

$$p(x|w) = \sum_{k=1}^K a_k \mathcal{N}(x|b_k)$$

で表されるため, $p(x, y = k) = a_k \mathcal{N}(x|b_k)$ とするモデルである。他にも多くの階層型モデルが同様の形式で表現される。

*東京工業大学大学院 知能システム科学専攻, 〒226-8503 横浜市緑区長津田 4259 G5-19, e-mail k-yam@math.dis.titech.ac.jp, Tokyo Institute of Technology, 4259 Nagatsuta, Midori-ku, Yokohama

完全データと不完全データの同時確率はそれぞれ

$$p(X^n, Y^n | w) = \prod_{i=1}^n p(x_i, y_i | w),$$

$$p(X^n | w) = \prod_{i=1}^n p(x_i | w)$$

で表される。

真の分布 $q(x, y)$ を仮定し $\{X^n, Y^n\}$ はこれから独立に生成されるとする。 $1 < K^* \leq K$ となる整数 K^* を用いて真の分布における潜在変数を $y \in \{1, \dots, K^*\}$ とする。観測データが与えられた下での真の潜在変数の同時分布は

$$q(Y^n | X^n) = \prod_{i=1}^n q(y_i | x_i) = \prod_{i=1}^n \frac{q(x_i, y_i)}{\sum_{y_i=1}^{K^*} q(x_i, y_i)}$$

と表現される。本稿では真の分布が学習モデルで表現可能であるとする。つまり $q(x, y) = p(x, y | w^*)$ を満たす w^* の集合が空でないとする。

潜在変数の推定は学習モデルを用いて潜在変数の同時分布 $p(Y^n | X^n)$ を構成することである。まず最尤推定を以下のように定義する。観測データに対する最尤推定量は

$$\hat{w} = \arg \max_w P(X^n | w)$$

で与えられる。これを用いて同時分布を

$$p(Y^n | X^n) = \prod_{i=1}^n p(y_i | x_i, \hat{w}) = \prod_{i=1}^n \frac{p(x_i, y_i | \hat{w})}{p(x_i | \hat{w})}$$

とする。分散をパラメータにもつ混合正規分布などいくつかのモデルにおいて最尤推定量が発散する場合があるが、本稿では真のパラメータ w^* に収束する場合に限定して議論を進める。次にベイズ推定の定義を述べる。ハイパーパラメータ η を有する事前分布を $\varphi(w | \eta)$ とし、完全データに対する周辺尤度を

$$Z(X^n, Y^n) = \int p(X^n, Y^n | w) \varphi(w | \eta) dw$$

とする。この周辺尤度を用いて潜在変数の同時分布を

$$p(Y^n | X^n) = \frac{Z(X^n, Y^n)}{\sum_{Y^n} Z(X^n, Y^n)}$$

とする。定義より分母は不完全データの周辺尤度

$$Z(X^n) = \int p(X^n | w) \varphi(w | \eta) dw$$

に等しい。

潜在変数の推定を可能とする条件として以下のものを考える。データの生成過程において、観測変数の分布 $p(x | w^*)$ は w^* 全ての影響を受けると仮定する。つまり次のモデルは本稿の議論から除外する。

定義 1 (潜在変数推定として不適切な生成モデル) パラメータが $w = \{w_1, w_2\}$ と分離可能であり、観測変数と潜在変数の同時分布が

$$p(x, y | w) = p(x | w_1) p(y | x, w_2)$$

と表現される。

このモデルは観測変数のみの分布 $p(x | w) = p(x | w_1)$ がパラメータ w_2 の情報を含まないため、観測データ(不完全データ)のみから潜在変数を推定することができない。

3 推定精度の定式化

ここでは推定精度を評価するための誤差関数を定式化しその特徴を述べる。本稿では潜在変数の真の同時分布と推定された同時分布を比較し誤差関数とする。分布の違いを示す量として KL ダイバージェンスを用いると、誤差関数は以下のように定義できる。

$$D(n) = \frac{1}{n} E_{X^n} \left[\sum_{Y^n} q(Y^n | X^n) \ln \frac{q(Y^n | X^n)}{p(Y^n | X^n)} \right].$$

ここで $E_{X^n}[\cdot]$ は観測データの出方での平均を意味する。データ数 n で正規化されているため潜在変数 1 つあたりの平均誤差となる。学習モデルの潜在変数が $K^* > K$ では誤差関数は無限大に発散する。以降では $K^* \leq K$ の場合を考える。

階層構造を有するモデルは潜在変数に入れ替え対称性が存在するが、誤差関数 $D(n)$ は真の分布における変数順序を基準としている。本稿では順序を含めて最良の推定を行った場合の誤差を解析する。

また $K^* < K$ では誤差関数における潜在変数の和が K^* までしかないので、 $K^* + 1$ 以上の変数値を用いた推定は精度を悪化させる。この場合、誤差関数は学習モデルの冗長性の影響を受けると予想される。

4 誤差関数の漸近形

ここでは $D(n)$ の漸近形を紹介し、推定法や学習モデルの冗長性など異なる条件下での誤差を比較する。

前章までの仮定よりデータ数 n が増えるにしたがって最良の予測結果 $p(Y^n | X^n)$ は真の分布 $q(Y^n | X^n)$ へ収束する。つまり誤差関数 $D(n)$ は $n \rightarrow \infty$ において零となる。以下に紹介する誤差関数の漸近形は収束のオーダを示すものである。

まず $K^* = K$ の場合を考える。不完全データと完全データのフィッシャー情報行列 I_X, I_{XY} を次のように定

義する.

$$\{I_X\}_{ij} = E_{xy} \left[\frac{\partial \ln p(x|w^*)}{\partial w_i} \frac{\partial \ln p(x|w^*)}{\partial w_j} \right],$$

$$\{I_{XY}\}_{ij} = E_{xy} \left[\frac{\partial \ln p(x, y|w^*)}{\partial w_i} \frac{\partial \ln p(x, y|w^*)}{\partial w_j} \right].$$

ここで平均は

$$E_{xy}[f(x, y)] = \int \sum_y^{K^*} f(x, y) p(x, y|w^*) dx$$

とした. このとき以下の 2 つの定理が成立する.

定理 2 最尤推定において誤差関数 $D(n)$ の漸近展開は次式で表される.

$$D(n) = \frac{1}{2n} \text{Tr} \left[\{I_{XY} - I_X\} I_X^{-1} \right] + o\left(\frac{1}{n}\right).$$

定理 3 ベイズ推定において誤差関数 $D(n)$ の漸近展開は次式で表される.

$$D(n) = \frac{1}{2n} \ln \det \left[I_{XY} I_X^{-1} \right] + o\left(\frac{1}{n}\right).$$

これらの結果より誤差の比較が可能となる.

系 4 最尤推定とベイズ推定における誤差関数をそれぞれ $D_{ML}(n)$, $D_{Bayes}(n)$ とする. 行列 $I_{XY} I_X^{-1}$ の正定値性を仮定すると,

$$D_{ML}(n) \geq D_{Bayes}(n)$$

が成り立つ.

観測変数の予測は $p(x|X^n)$ を構成することに対応し, 最尤推定とベイズ推定でそれぞれ

$$p(x|X^n) = p(x|\hat{w}),$$

$$p(x|X^n) = \int p(x|w) \frac{p(X^n|w)\varphi(w|\eta)}{Z(X^n)} dw$$

と定義される. 分布推定についての汎化誤差は

$$G(n) = E_{X^n} \left[\int q(x) \ln \frac{q(x)}{p(x|X^n)} dx \right]$$

で与えられる. 汎化誤差は最尤推定, ベイズ推定ともに次式の漸近形をもつことが知られている.

$$G(n) = \frac{\dim w}{2n} + o\left(\frac{1}{n}\right).$$

誤差関数 $G(n)$ が 2 つの推定法で同じ漸近形となるのに対し, $D(n)$ は推定法によって異なる. さらに $G(n)$ はパラメータ次元のみに依存するが, $D(n)$ はフィッシャー情報

行列に含まれるモデルの式 $p(x|w)$ や真のパラメータ w^* によって主要項の係数が変化することがわかる.

次に $K^* < K$ の場合を考える. 学習モデルに冗長性があるとパラメータ空間に特異点が生じることが知られている. この特異点の影響でフィッシャー情報行列が縮退するため, 最尤推定量の漸近挙動は未だ解明されていない. ここではベイズ推定の結果のみを紹介する.

2 つの KL ダイバージェンスを次式で定義する.

$$H_{XY}(w) = \int \sum_{y=1}^{K^*} q(x, y) \ln \frac{q(x, y)}{p(x, y|w)} dx,$$

$$H_X(w) = \int q(x) \ln \frac{q(x)}{p(x|w)} dx.$$

これらのダイバージェンスが実解析関数のとき, ゼータ関数

$$\zeta_{XY}(z) = \int H_{XY}(w)^z \varphi(w|\eta) dw,$$

$$\zeta_X(z) = \int H_X(w)^z \varphi(w|\eta) dw$$

の全ての極は実軸上, 負の有理数となることが知られている. ここで z は一変数複素数である. これらゼータの最大極とその多重度の組をそれぞれ $(-\lambda_{XY}, m_{XY})$ と $(-\lambda_X, m_X)$ とする.

定理 5 ベイズ推定において誤差関数 $D(n)$ の漸近展開は次式で表される.

$$D(n) = (\lambda_{XY} - \lambda_X) \frac{\ln n}{n} - (m_{XY} - m_X) \frac{\ln \ln n}{n} + o\left(\frac{\ln \ln n}{n}\right).$$

真の分布では潜在変数の空間が K^{*n} 次元であるのに対し学習モデルでは K^n である. 正しい推定を行うためには $K^n - K^{*n}$ 次元の冗長な空間に対する確率を零にする必要がある. $K^* = K$ の場合と比べ主要オーダが $1/n$ から $\ln n/n$ へ増加しているのはこのためのコストが大きいことを示している.

5 おわりに

本稿では潜在変数の分布推定について誤差関数を定式化し, その漸近形を紹介した. 観測変数の場合と異なり不完全データから推定誤差を計算することは原理的に不可能であるため, 漸近形を導出しその統計的振る舞いを知ることは重要と思われる. 現在は主に静的な状況を計算しているが, 今後はダイナミクスの解析に発展させたい.

謝辞

本研究の一部は栢森情報科学振興財団研究助成金, 倉田財団倉田奨励金および科研費 (24700139, 23500172) の助成を受けたものである.

参考文献

- [1] S. Watanabe, Algebraic Geometry and Statistical Learning Theory, Cambridge University Press, New York, NY, USA, 2009.
- [2] K. Yamazaki, “A theoretical analysis of KL-type generalization error on hidden variable distribution,” Technical Report NC2010-165, IEICE, 2011.
- [3] K. Yamazaki, “An accuracy analysis of latent variable estimation with the maximum likelihood estimator,” Technical Report IBISML2011-55, IEICE, 2011.

区間定常無記憶情報源 (PSMS) の学習アルゴリズム

金澤 宏紀*

Hiroki Kanazawa

山西 健司*

Kenji Yamanishi

Abstract: 非定常情報源の一種として区間定常無記憶情報源 (PSMS) が存在する。これは、定常区間の変化を潜在変数とする Latent Dynamics の 1 モデルと考えられる。情報理論の文脈で Merhav は PSMS に対する符号長期待値の下限を示した。この研究を基に Willems や Shamir and Merhav 等により PSMS に対する符号化アルゴリズムが提案されてきた。一方 Kleinberg はテキストマイニングの文脈でテキストストリームから特定の単語が頻出するバースト区間を推定するアルゴリズムを構成した。Kanazawa and Yamanishi は Kleinberg のアルゴリズムを MDL 原理に基づいて PSMS 学習向けに拡張し、Merhav の限界を達成するアルゴリズムを提案した。本発表では Kanazawa and Yamanishi のアルゴリズムと他手法との比較を中心に、PSMS 学習の最新動向を紹介する。

Keywords: 区間定常無記憶情報源, 記述長最小原理 (MDL 原理), 動的モデル選択, piecewise stationary memoryless source (PSMS), minimum description length principle (MDL principle), dynamic model selection (DMS)

1 まえがき

時間変化する情報源の変化検知は応用上極めて重要なトピックである。本研究では、記述長最小原理 (MDL 原理) 特に動的モデル選択 (dynamic model selection, DMS) の観点からこの問題を考える。すなわち情報源が時間変化するモデル列を考え、データ列を「モデル列が与えられたときのデータ記述長」と「モデル列自身の記述長」の和で表したときこの総記述長を最小にするモデルを選ぶことにより、情報源がいつどの程度変化したかの推定を行う。

MDL 原理は情報量規準・機械学習のヒューリスティクスの 1 つとして Rissanen[7] によって提案されたモデル選択規準である。Yamanishi and Maruyama[13], [14] は MDL 原理を非定常情報源に拡張し、単一のモデルを選択するのではなく、モデル間に遷移確率構造を入れてモデル列選択する DMS を提案した。DMS は Latent Dynamics を MDL 原理の観点から捉える上で重要な概念である。

Merhav[6] は非定常情報源の一種として、パラメータが区分的に変化する区間定常無記憶情報源 (piecewise stationary memoryless source, PSMS) を提案し、さら

に有限離散分布に対する PSMS の記述長下限を示した。これは Rissanen[7] の定常無記憶情報源に対する記述長下限の拡張になっている。Merhav[6] は逐次 Bayes 推定とリセット確率を用いた計算複雑性の高いアルゴリズムにより、この下限を漸近的に達成できることを示した。Willems[12] はリセット確率の推定量を適切に定義し時間計算量 $O(n^2)$ の PSMS 符号化アルゴリズムを提案した、ここで n はサンプル数である。しかしこれは Merhav の下限を達成するものではなかった。Shamir and Merhav[11] は Willems[12] の推定量を拡張し、時間計算量 $O(n^2)$ で理論上 Merhav の下限を漸近的に達成する。PSMS 符号化アルゴリズムを構成した。また、逐次推定に逐次正規化最尤推定 (SNML 推定) を用い、これら手法をモデル選択に適用した研究も Sakurai and Yamanishi[10] によってなされている。本稿では、このモデル選択アルゴリズムの枠組みを手法 1 として紹介する。

一方データマイニングの分野で、Kleinberg[4] は時系列テキストデータから特定の単語が頻出する時期—バースト区間—を推定するアルゴリズムを提案した。これは単語の出現確率を 1 次元パラメトリック確率分布で表したとき、パラメータ空間を離散化してそれぞれを 1 つの状態とみなし、与えられたコスト関数を最小にする状態列を動的計画法 (DP) で求めることにより、値の大きいパラメータを持つ区間を推定するというアルゴリズム

*東京大学大学院 情報理工学系研究科, 〒 113-0033 東京都文京区本郷 7-3-1, {hiroki_kanazawa, yamanishi}@mist.i.u-tokyo.ac.jp, Graduate School of Information Science and Technology, The University of Tokyo, Hongo 7-3-1, Bunkyo-ku, Tokyo, 113-0033 Japan.

である。Kleinberg アルゴリズムを基に Kanazawa and Yamanishi[3] は MDL 原理に基づく 1 次元パラメータでの変化検出アルゴリズムを提案した。離散化手法と離散化点数および動的計画法の遷移確率を適切に定めることにより、アルゴリズムの期待冗長度の上限が Merhav[6] の下限に漸近的に一致することを示した。また、金澤・山西 [15] ではパラメータ空間の基底が直交する条件のもとで、多次元パラメータ空間に対する離散化手法の拡張がなされている。本稿では、この手法を手法 2 として紹介する。

本稿を通して対数の底は e とする。

2 問題設定

データ列を $x^n \stackrel{\text{def}}{=} x_1^n \stackrel{\text{def}}{=} x_1 \dots x_n$ とする。各データ x_t ($t = 1, \dots, n$) は \mathcal{X} に属し、 \mathcal{X} は離散値あるいは連続値を取るものとする。またデータ部分列を $x_{t_1}^{t_2} \stackrel{\text{def}}{=} x_{t_1} \dots x_{t_2}$ と表記する。 \mathcal{X} 上で定義される確率分布 $f(x; \theta)$ のパラメトリッククラスを

$$\mathcal{F} = \{f(x; \theta) : \theta \in \Theta\} \text{ for } x \in \mathcal{X},$$

と定める。ここで Θ を k 次元のコンパクトなパラメータ空間とする。また $f(x; \theta)$ は任意の $\theta \in \Theta$ に関して十分解析的であるとする。

2.1 区間定常無記憶情報源 (PSMS)

定義 1. パラメトリッククラス \mathcal{F} において区間定常無記憶情報源 (piecewise stationary memoryless source; PSMS) を次のように定義する：

データ列 x^n は、各 x_t が独立に確率分布

$$\begin{cases} x_t \sim f(x; \theta(0)) & (1 \leq t \leq m(1)), \\ x_t \sim f(x; \theta(1)) & (m(1) + 1 \leq t \leq m(2)), \\ \vdots \\ x_t \sim f(x; \theta(c)) & (m(c) + 1 \leq t \leq n), \end{cases} \quad (1)$$

から発生しているとする。ここで $0 < m(1) < m(2) < \dots < m(c) < n$ を変化点とする。また $m(0) = 0$, $m(c+1) = n$ と定義する。この c , $\theta(p)$ ($p = 0, \dots, c$), $m(p)$ ($p = 1, \dots, c$) で特徴付けられるデータ列 x^n の発生確率分布 (1) を PSMS とよぶ。事前に変化回数 c についての情報は無いものとする。

なお、 c は n によらない定数とし、漸近解析を行う際 n を大きくしていく一方で c は固定とする。すなわち各区間の長さは線形に大きくなる。

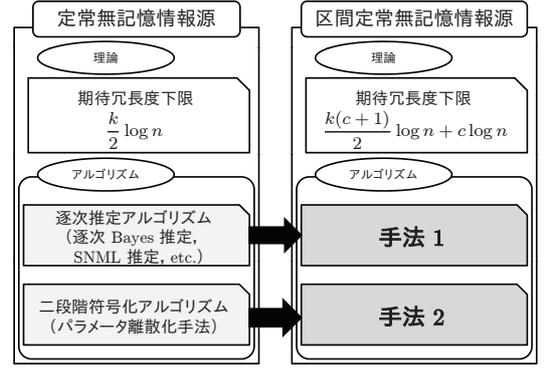


図 1: PSMS 変化検出手法周辺の関係図。

2.2 PSMS の期待冗長度下限

定義 2 (期待冗長度). PSMS に対しての無歪符号化アルゴリズム \mathcal{A} に対し、 \mathcal{A} によるデータ列 x^n の記述長を $\mathcal{L}_{\mathcal{A}}(x^n)$ とする。このとき \mathcal{A} の期待冗長度 $\mathcal{R}_{\mathcal{A}}^{(n)}$ を

$$\mathcal{R}_{\mathcal{A}}^{(n)} \stackrel{\text{def}}{=} \mathbb{E} \left[\mathcal{L}_{\mathcal{A}}(x^n) - \sum_{p=0}^c \sum_{t=m(p)+1}^{m(p+1)} (-\log f(x_t; \theta(p))) \right],$$

と定義する。ここで期待値はデータ列の確率分布 (1) に対してとる。

PSMS の期待冗長度に対し Merhav[6] は下限を示した。

定理 1 (Merhav[6]). 定義域 \mathcal{X} を有限集合とする。その他いくつかの仮定をおく (詳細は Merhav[6] 参照のこと)。このとき、ほとんどすべての PSMS において、任意の $\varepsilon > 0$ と十分大きな n に対し期待冗長度の下限は

$$\inf_{\mathcal{A}} \mathcal{R}_{\mathcal{A}}^{(n)} \geq (1 - \varepsilon) \left(\frac{k(c+1)}{2} \log n + c \log n \right), \quad (2)$$

となる。ここで $\inf_{\mathcal{A}}$ はすべての無歪符号化アルゴリズムを考え、その下限を取る。

式 (2) の下限は 2 つの項の和で表されている。右辺第 1 項は、 $c+1$ 個のパラメータに関して各パラメータ $(k/2) \log n$ の記述長が必要であることを示している (Rissanen[7] 参照)。右辺第 2 項は c 個の変化点に関して各変化点 $\log n$ の記述長が必要であることを示している。

3 PSMS の変化検出アルゴリズム

PSMS の変化検出として 2 種類のアプローチを紹介する。1 つ目は逐次推定とリセット確率を用いるアプローチであり、2 つ目はパラメータ空間離散化と動的計画法を用いるアプローチである。本稿ではそれぞれを手法 1、手法 2 とよぶ。手法 1 と手法 2 を定常情報源の学習手法と対比させた図が図 1 となる。

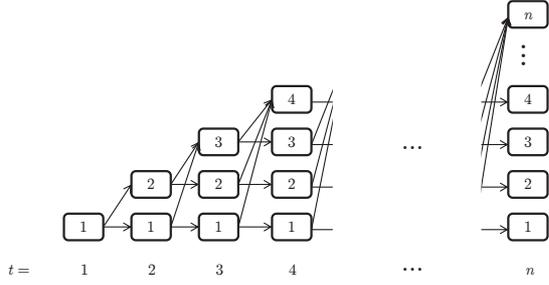


図 2: 手法 1 の状態遷移図.

3.1 手法 1

手法 1 の基本的なアイデアは逐次推定とリセット確率である. また最適なモデルを選択する際に動的計画法を用いる.

状態遷移図として図 2 を考える. 時刻 t における状態 s_t は $1, \dots, t$ までの値を取る. $s_t = 1, \dots, t-1$ はそれまでの逐次推定を継続し, $s_t = t$ は推定をリセットする. すなわち時刻 $t-1$ の状態 s_{t-1} からの遷移は自身か t への 2 通りとなる.

遷移の確率および逐次推定を以下のように表記する:

$$P_{\mathcal{A}}(s_t | s_{t-1}) = \begin{cases} P_{\text{reset}}(t | s_{t-1}) & s_t = t, \\ 1 - P_{\text{reset}}(t | s_{t-1}) & s_t = s_{t-1}, \end{cases} \quad (3)$$

$$P_{\mathcal{A}}(x_t | s_t) = \begin{cases} P_{\text{update}}(x_t | \emptyset) & s_t = t, \\ P_{\text{update}}(x_t | x_{s_t}^{t-1}) & s_t = s_{t-1}. \end{cases} \quad (4)$$

$P_{\text{reset}}(t | s_{t-1})$ は Willems 推定量 [12]

$$P_{\text{reset}}(t | s_{t-1}) = \frac{1/2}{t - s_{t-1}}, \quad (5)$$

や, Shamir and Merhav 推定量 [11]: ある $\varepsilon > 0$ に対し

$$\pi(j) = 1/j^{1+\varepsilon}, \quad Z_\infty = \sum_{j=1}^{\infty} \pi(j), \quad Z_t = \sum_{j=1}^t \pi(j), \quad (6)$$

$$P_{\text{reset}}(t | s_{t-1}) = \frac{\pi(t - s_t)}{Z_\infty - Z_{t-s_{t-1}-1}},$$

などがある.

逐次推定は代表的には逐次 Bayes 推定

$$P_{\text{update}}(x | \emptyset) = f(x; \theta_0),$$

$$P_{\text{update}}(x | x_{t_1}^{t_2}) = \frac{\int_{\theta \in \Theta} p(\theta) f(x; \theta) \prod_{t=t_1}^{t_2} f(x_t; \theta) d\theta}{\int_{\theta \in \Theta} p(\theta) \prod_{t=t_1}^{t_2} f(x_t; \theta) d\theta}, \quad (7)$$

が存在する. 期待冗長度を小さくするには事前分布 $p(\theta)$ に Jeffreys の事前分布

$$I(\theta) \stackrel{\text{def}}{=} \mathbb{E}_\theta[\nabla_\theta^2(-\log f(x; \theta))], \quad (8)$$

$$p_J(\theta) \stackrel{\text{def}}{=} \frac{\sqrt{|I(\theta)|}}{\int_{\theta \in \Theta} \sqrt{|I(\theta)|} d\theta},$$

が用いられる, ここで ∇_θ^2 は θ に関する Hesse 行列であ

る. \mathcal{X} が有限離散集合のとき, Jeffreys 事前分布を用いた逐次 Bayes 推定は, Krichevsky and Trofimov 推定 [5]

$$P_{\text{update}}(x | \emptyset) = 1/|\mathcal{X}|,$$

$$P_{\text{update}}(x = a | x_{t_1}^{t_2}) = \frac{N_a(x_{t_1}^{t_2}) + 1/2}{t_2 - t_1 + |\mathcal{X}|/2},$$

として知られている, ここで $N_a(x_{t_1}^{t_2})$ は $x_{t_1}^{t_2}$ 中に出現する a の回数を示す.

式 (3), (4) を用いると, 手法 1 の記述長は

$$\mathcal{L}_{\mathcal{A}}(x^n) = \min_{s^n} \mathcal{L}_{\mathcal{A}}(x^n, s^n),$$

$$\mathcal{L}_{\mathcal{A}}(x^n, s^n) = \sum_{t=1}^n (-\log P_{\mathcal{A}}(x_t | s_t)) + \sum_{t=1}^n (-\log P_{\mathcal{A}}(s_t | s_{t-1})),$$

となる, ここで $P_{\mathcal{A}}(s_1 | s_0) \stackrel{\text{def}}{=} 1$ とする. $\mathcal{L}(x^n, s^n)$ を最小とする状態列 $s^n = s_1 \dots s_n$ を得ることにより, データ列の変化検出を行うことができる. このとき, 動的計画法により, 各 P_{update} にかかる計算時間が $O(k)$ であるならば, 総時間計算量 $O(kn^2)$ で最適状態列 s^n 求めることができる, ここで k はパラメータの次元である.

逐次推定の方法とリセット確率の推定量を定めると, 手法 1 はアルゴリズムとして一意に定まる. すなわちアルゴリズムの性能は逐次推定とリセット確率に依存する.

手法 1 の一般的な期待冗長度上限評価の概略を以下に示す.

期待冗長度評価 図の状態遷移を動的計画法で解くので, 手法 1 の記述長はある状態列を考えたときの記述長以下となる. \tilde{s}^n を $\tilde{s}_{m(p)+1} = \dots = \tilde{s}_{m(p+1)} = m(p) + 1$ ($p = 0, \dots, c$) と定めると $\mathcal{L}_{\mathcal{A}}(x^n) \leq \mathcal{L}_{\mathcal{A}}(x^n, \tilde{s}^n)$ となるので

$$\mathcal{R}_{\mathcal{A}}^{(n)} \leq \mathbb{E} \left[\sum_{t=1}^n (-\log P_{\mathcal{A}}(x_t | \tilde{s}_t)) + \sum_{t=1}^n (-\log P_{\mathcal{A}}(\tilde{s}_t | \tilde{s}_{t-1})) - \sum_{p=0}^c \sum_{t=m(p)+1}^{m(p+1)} (-\log f(x_t; \theta(p))) \right]$$

$$= \sum_{p=0}^c \mathbb{E}_{\theta(p)} \left[\sum_{t=m(p)+1}^{m(p+1)} \left((-\log P_{\mathcal{A}}(x_t | m(p) + 1)) - (-\log f(x_t; \theta(p))) \right) + \sum_{t=1}^n (-\log P_{\mathcal{A}}(\tilde{s}_t | \tilde{s}_{t-1})) \right]$$

が成立する. ここから, 各項を評価すればよいが, 詳細は省略する. 逐次推定に Jeffreys 事前分布 (8) の逐次 Bayes 推定 (7) を用い, リセット確率に Shamir and

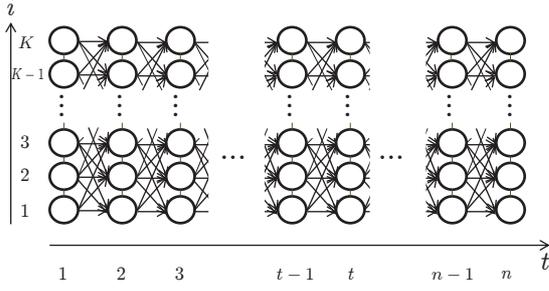


図 3: 手法 2 の状態遷移図.

Merhav 推定量 (6) を用いた場合

$$\begin{aligned} \mathcal{R}_A^{(n)} &\leq \frac{k(c+1)}{2} \log \frac{n}{2\pi ec} + c \log \frac{n}{c} \\ &\quad + (c+1)\varepsilon \log \frac{n}{c} + c \log \int_{\theta \in \Theta} \sqrt{|I(\theta)|} d\theta \quad (9) \\ &\quad + (c+1) \log(1+\varepsilon) - c \log \varepsilon + o(1), \end{aligned}$$

となる (Clarke and Barron[2], Shamir and Merhav[11] 参照), ここで $o(1)$ は $n \rightarrow \infty$ で零となる項である. この $\mathcal{R}_A^{(n)}$ 上限は $\varepsilon \rightarrow 0, n \rightarrow \infty$ の極限で Merhav の下限 (2) に一致する.

一方, 逐次推定に Jeffreys 事前分布の逐次 Bayes 推定を用い, リセット確率に Willems 推定量 (5) を用いると, 式 (9) で $\varepsilon = 0.5$ とおいた場合に相当することが知られており (Shamir and Merhav[11] 参照), Merhav の下限 (2) を達成しない.

3.2 手法 2

手法 2 の基本的なアイデアはパラメータ離散化による二段階符号化と動的計画法である. 本稿では 1 次元パラメータに対する手法を扱う.

パラメータ空間 Θ を K 点に離散化し各離散化点を 1 つの状態と考える. 離散化点を $\bar{\theta}_1, \dots, \bar{\theta}_K \in \Theta$ と表記する. 状態間に遷移確率を導入して状態の変化を表し, DMS を適用し最も総記述長が小さくなる状態列を選ぶ. 手法 2 は手法 1 に比べて, パラメータの変化を直接探索しているという点において, より Latent Dynamics に迫る手法といえる.

手法 2 の状態遷移図として図 3 を考える. 状態列の初期確率を $P_A(i_1)$, 遷移確率を $P_A(i_t | i_{t-1})$ と記す. このとき手法 2 の記述長は次のようになる:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_A(x^n) &= \min_{i_1^n} \mathcal{L}_A(x^n, i_1^n), \\ \mathcal{L}_A(x^n, i_1^n) &= \sum_{t=1}^n (-\log f(x_t; \bar{\theta}_{i_t})) \\ &\quad + \sum_{t=1}^n (-\log P_A(i_t | i_{t-1})), \end{aligned}$$

ここで $P_A(i_1 | i_0) \stackrel{\text{def}}{=} P_A(i_1)$ である.

手法 2 の性能は離散化手法と離散化点数および遷移確率の設定による. この 3 点を適切に定義することにより, 手法 2 の期待冗長度は Merhav の下限を達成する. 以下, 離散化手法と離散化点数および遷移確率それぞれについて, Kanazawa and Yamanishi[3] の内容を紹介する.

1) 離散化手法: コンパクトな 1 次元パラメータ空間 $\Theta = [\theta_{\min}, \theta_{\max}]$ を K 個の有限状態に離散化する. \mathcal{F} に関する Fisher 情報量 $I(\theta)$ と L_I をそれぞれ

$$I(\theta) \stackrel{\text{def}}{=} \mathbb{E}_\theta \left[-\frac{\partial^2 \log f(x; \theta)}{\partial \theta^2} \right], \quad L_I \stackrel{\text{def}}{=} \int_{\theta_{\min}}^{\theta_{\max}} \sqrt{I(\theta)} d\theta,$$

と定義する. $d\sqrt{I(\theta)}/d\theta \leq 0$ または $d\sqrt{I(\theta)}/d\theta \geq 0$ が離散化幅を $\delta_I \stackrel{\text{def}}{=} L_I/(K-1)$ と定義し, 離散化点 $\bar{\theta}_{\kappa+1}, \dots, \bar{\theta}_K$ を

$$\int_{\theta_{\min}}^{\bar{\theta}_i} \sqrt{I(\theta)} d\theta = (i-1)\delta_I \quad (i=1, \dots, K), \quad (10)$$

と定める. ただしこのとき, $\bar{\theta}_i \leq \theta \leq \bar{\theta}_{i+1}$ ($i=1, \dots, K-1$) の区間において $d\sqrt{I(\theta)}/d\theta \leq 0$ または $d\sqrt{I(\theta)}/d\theta \geq 0$ が成立するよう離散化をする. 各離散化点を 1 つの状態 i と考える.

2) 離散化点数: 離散化総点数 K を

$$K = \lfloor \sqrt{n} \rfloor \quad (11)$$

と定める.

3) 遷移確率: $P_A(i_1)$ と $P_A(i_t | i_{t-1})$ を以下の形で与える:

$$\begin{aligned} P_A(i_1) &= 1/K, \\ P_A(i_t | i_{t-1}) &= \begin{cases} \alpha/(K-1) & (i_t \neq i_{t-1}), \\ 1-\alpha & (i_t = i_{t-1}). \end{cases} \quad (12) \end{aligned}$$

これは, 状態が変化する記述長は状態が変化しない記述長より $\log(K-1) + \log((1-\alpha)/\alpha)$ 大きく, 状態が変化するには空間的に一様な確率で変化することを意味する. いま遷移パラメータ α を $\alpha = 1/n$ と定める.

手法 2 の期待冗長度上限評価の概略を以下に示す.

期待冗長度評価 手法 1 と同様に, ある状態列を考えその記述長を上限とする. 状態列 \tilde{i}^n を $\bar{\theta}_{i_{m(p)+1}} = \dots = \bar{\theta}_{i_{m(p+1)}} = \bar{\theta}(p)$ ($p=0, \dots, c$) ここで $\bar{\theta}(p)$ は

$$\bar{\theta}(p) = \underset{\bar{\theta}_i}{\operatorname{argmin}} |\bar{\theta}_i - \theta(p)| \quad (13)$$

を満たす離散化点である. このとき, $\mathcal{L}(x^n) \leq \mathcal{L}(x^n, \tilde{i}^n)$

となるので、手法2の期待冗長度は

$$\begin{aligned} \mathcal{R}_A^{(n)} &\leq \mathbb{E} \left[\sum_{t=1}^n (-\log f(x_t; \bar{\theta}_{i_t})) \right. \\ &\quad + \sum_{t=1}^n (-\log P_A(\tilde{i}_t | \tilde{i}_{t-1})) \\ &\quad \left. - \sum_{p=0}^c \sum_{t=m(p)+1}^{m(p+1)} (-\log f(x; \theta(p))) \right] \\ &= \sum_{p=0}^c \sum_{t=m(p)+1}^{m(p+1)} D(\theta(p) \| \bar{\theta}(p)) \\ &\quad + \sum_{t=1}^n (-\log P_A(\tilde{i}_t | \tilde{i}_{t-1})), \quad (14) \end{aligned}$$

と上から抑えられる、ここで $D(\cdot \| \cdot)$ は Kullback-Leibler ダイバージェンス

$$D(\theta \| \bar{\theta}) \stackrel{\text{def}}{=} \mathbb{E}_\theta [\log(f(x; \theta) / f(x; \bar{\theta}))]$$

である。 $f(x; \bar{\theta}(p))$ を $\theta(p)$ まわりで3次 Taylor 展開することにより

$$\begin{aligned} D(\theta(p) \| \bar{\theta}(p)) &= \frac{I(\theta(p))}{2} (\bar{\theta}(p) - \theta(p))^2 \\ &\quad + O(|\bar{\theta}(p) - \theta(p)|^3), \end{aligned}$$

を得る。

いま、式(10)の離散化手法を用いると次の補題が成立する。

補題 1 (Kanazawa and Yamanishi[3]). 式(10)の離散化法のもとで、式(13)のように離散化点を取ると

$$\left| \sqrt{I(\theta(p))} (\bar{\theta}(p) - \theta(p)) \right| < \delta_I = \frac{L_I}{K-1}, \quad (15)$$

が成立する。

最後に、式(12)の初期確率および遷移確率を用いると、 i^n の変化回数は c 以下であるので

$$\begin{aligned} &\sum_{t=1}^n (-\log P_A(i_t | i_{t-1})) \\ &\leq \log K + c \log(K-1) \\ &\quad + c \log \frac{1-\alpha}{\alpha} - (n-1) \log(1-\alpha) \\ &= \log K + c \log(K-1) \\ &\quad + c \log(n-1) - (n-1) \log(1-1/n) \\ &< (c+1) \log K + c \log n + \log e \quad (16) \end{aligned}$$

となる。

式(11), (15), (16)から、手法2の期待冗長度(14)は

$$\mathcal{R}_A^{(n)} < \frac{c+1}{2} \log n + c \log n + \frac{L_I^2}{2} + \log e + O(n^{-1/2}), \quad (17)$$

という上限を持つ。 $L_I^2/2 + \log e$ は定数であるため、式(17)の上限は、 $n \rightarrow \infty$ の極限で $k=1$ の場合の Merhav の

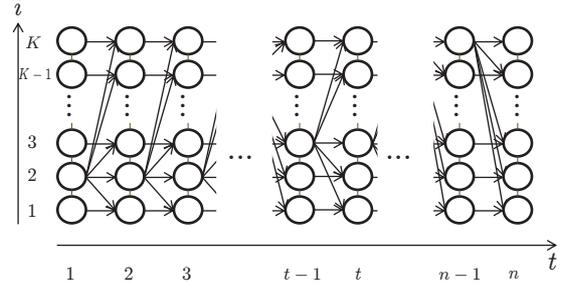


図 4: 一様遷移確率下での手法2の状態遷移図。

下限(2)と一致する。

最後に手法2の時間計算量について述べる。離散化点数を式(11)と設定し、図3の状態遷移を単純に実装した場合、時間計算量は $O(nK^2) = O(n^2)$ となる。ここで式(12)の遷移確率を用いると図4のように各時刻 t の遷移は、時刻 $t-1$ で記述長が最小となる状態から変化する遷移または変化しない遷移のみ考えればよいので、時間計算量は $O(nK) = O(n^{3/2})$ となる。

4 おわりに

本稿では、まずはじめに区間定常無記憶情報源 (PSMS) を定義し、その期待冗長度について Merhav の下限を紹介した。その後 PSMS に対する変化検出手法を2種類紹介した。手法1は逐次推定とリセット確率を用いる手法である。逐次推定に Jeffreys 事前分布を使った逐次 Bayes 推定を、リセット確率に Shamir and Merhav 推定量を用いた場合、期待冗長度が漸近的に Merhav の下限に一致し、時間計算量が $O(kn^2)$ となることを紹介した。手法2はパラメータ空間離散化と動的計画法を用いる手法である。パラメータ空間が1次元の場合、Fisher 情報量に基づく離散化をし、空間的に一様な状態遷移確率を用いることにより、期待冗長度が漸近的に Merhav の下限に一致し、時間計算量が $O(nK) = O(n^{3/2})$ となることを紹介した。

最後に、本稿より進んだ内容を簡単に紹介する。

手法1に関連して: Willems [12] や Sakurai and Yamanishi [10] ではリセット確率に Krichevsky and Trofimov 推定量を用いた手法を提案している。これは図2の範囲に入らず、手法1より計算複雑性が $O(n^3)$ に上がる手法となる。一方 Shamir and Merhav[11] では、Merhav の下限を達成しないが時間計算量を $O(n)$ に削減した手法を提案している。

手法2に関連して: 金澤・山西 [15] では直交する k 次元パラメータ空間に対する離散化が提案されている。このアルゴリズムは、離散化総点数 $K = n^{k/2} + o(n^{k/2})$ となるため時間計算量は $O(nK) = O(n^{k/2+1})$ となる。

Fisher 情報行列を用いた離散化は, Balasubramanian[1] や Rissanen[8] など提案されている “distinguishability” という概念と関わりが深い. 一方で Rissanen[9] では最大容量分割 (maximum capacity partition) が提案されている. これは期待冗長度ではなく, データ列に対するミニマックス冗長度を対象とした離散化といえる.

謝辞 本研究の一部は, 科研費基盤研究 23240019(A), NTT によって助成されたものである. また, 本研究の一部は, 総合科学技術会議により制度設計された最先端研究開発支援プログラム (FIRST 合原最先端数理モデルプロジェクト) により, 日本学術振興会を通して助成されたものである.

参考文献

- [1] V. Balasubramanian, “Statistical inference, Occam’s razor and statistical mechanics on the space of probability distributions,” *Neural Comput.*, vol. 9, pp. 349–368, Feb. 1997.
- [2] B. S. Clarke and A. R. Barron, “Information-theoretic asymptotics of Bayes methods,” *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 36, pp. 453–471, May 1990.
- [3] H. Kanazawa and K. Yamanishi, “An MDL-based change-detection algorithm with its applications to learning piecewise stationary memoryless sources,” In *Proc. of the 2012 IEEE Inform. Theory Workshop (ITW)*, Lausanne, Switzerland, Sept. 3–7 2012, pp. 562–566.
- [4] J. Kleinberg, “Bursty and hierarchical structure in streams,” *D. M. K. D.*, vol. 7, pp. 373–397, Nov. 2003.
- [5] R. E. Krichevsky and V. K. Trofimov, “The performance of universal encoding,” *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 27, pp. 199–207, Mar. 1981.
- [6] N. Merhav, “On the minimum description length principle for sources with piecewise constant parameters,” *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 39, pp. 1962–1967, Nov. 1993.
- [7] J. Rissanen, “Universal coding, information, prediction, and estimation,” *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 30, pp. 629–636, July 1984.
- [8] J. Rissanen, *Information and complexity in statistical modeling*. Springer, New York, 2007.
- [9] J. Rissanen, *Optimal Estimation of Parameters*. Cambridge University Press, Cambridge, 2012.
- [10] E. Sakurai and K. Yamanishi, “Comparison of dynamic model selection with infinite HMM for statistical model change detection,” In *Proc. of the 2012 IEEE Inform. Theory Workshop (ITW)*, Lausanne, Switzerland, Sept. 3–7 2012, pp. 302–306.
- [11] G. I. Shamir and N. Merhav, “Low complexity sequential lossless coding for piecewise stationary memoryless sources,” *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 45, pp. 1498–1519, July 1999.
- [12] F. M. J. Willems, “Coding for a binary independent piecewise-identically-distributed source,” *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 42, pp. 2210–2217, Nov. 1996.
- [13] K. Yamanishi and Y. Maruyama, “Dynamic syslog mining for network failure monitoring,” In *Proc. of the 11th ACM SIGKDD Int’l. Conf. on Knowledge Discovery in Data Mining (KDD2005)*, Chicago, Illinois, USA, Aug. 21–24, 2005, pp. 499–508.
- [14] K. Yamanishi and Y. Maruyama, “Dynamic model selection with its applications to novelty detection,” *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 53, pp. 2180–2189, June 2007.
- [15] 金澤 宏紀, 山西 健司 “多次元パラメータを有する区間定常無記憶情報源に対しての MDL 原理に基づく変化検出アルゴリズム,” 電子情報通信学会 第 9 回 IBISML 研究会, 京都, 2012 年 6 月 19–20 日.

非ガウス構造方程式モデルにおける因果順序の推定: 潜在交絡変数に頑健な方法

田代 竜也* 清水 昌平† Aapo Hyvärinen ‡ 鷲尾 隆§
Tatsuya Tashiro Shohei Shimizu Takashi Washio

Abstract: 近年様々な分野で大量の観測データが蓄積されており、因果分析法に対するニーズは高まっている。最近の研究により、データの非ガウス性を利用することで変数間の因果的順序を同定できる場合があることがわかっている。本研究では因果順序の推定と同時にモデルがデータに適合しているかを検定する手法を提案する。これにより、未観測交絡変数がある場合に頑健な推定することが可能となる。

Keywords: 因果分析, 非ガウス, 潜在交絡変数

1 研究概要

本研究では、対象とする事象の観測データから各変数間の因果関係を推定し、グラフィカルに表現することを目的とする。因果分析の研究分野はバイオインフォマティクスやニューロンインフォマティクス等さまざまな分野への応用が期待できる。因果分析においては構造方程式モデル (Structural Equation Model, SEM) が広く用いられてきた [1]。しかし、構造方程式モデルは一般的に線形ガウス性を仮定しており、因果構造に対する事前情報なしではモデルを一意的に同定することができないという識別性の問題を有している。また、現実にはガウス分布に従わないデータも多数存在する。そこで近年、非ガウス性を仮定することにより、事前情報を用いずに観測データのみから線形非巡回モデルの同定が可能であることが示された。このモデルは LiNGAM (Linear Non-Gaussian Acyclic Model) モデル [2] と呼ばれ、独立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA) [3] と密接に関連している。

LiNGAM モデルを推定する手法には、ICA を基にした ICA-LiNGAM アルゴリズム [2] と、ICA を使用せずダイレクトに因果的順序を上から順に推定する DirectLiNGAM アルゴリズム [4] が提案されている。しかしながら、これらの手法は LiNGAM モデルの全ての仮定が満たされていることを前提として因果構造を分析するため、いずれかの仮定が満たされていない場合、完全に誤った推定結果を出力することがある。LiNGAM モデルの仮定が破綻する典型的な原因の一つが潜在交絡変数である。潜在交絡変数とは、観測変数に因果的影響を与えるような未観測の変数である。そこで、潜在交絡変数を考慮したモデルである LvLiNGAM (Latent variable LiNGAM) モデル [5] が提案されている。LvLiNGAM モデルを推定する手法として、過完備独立成分分析 (Overcomplete ICA) を基にした LvLiNGAM アルゴリズム [5] と、潜在交絡変数からの影響を受けていない 2 変数を探索し、その 2 変数間の順序を推定する Pairwise LvLiNGAM アルゴリズム [6] が提案されている。しかし、LvLiNGAM アルゴリズムは過完備独立成分分析の計算負荷が高いため、4 変数以上のデータへの適用が困難である。また、Pairwise LvLiNGAM アルゴリズムはその性質上、3 変数以上の因果的順序は推定されない。そこで本発表では DirectLiNGAM アルゴリズムを拡張し、潜在交絡変数から直接影響を受けていない変数間の因果構造を可能な限り推定する新たな手法について述べる。この手法は 5, 6 変数以上のデータに対しても十分に適用でき、適用するデータによっては 3 変数以上の間の因果的順序を推定することが可能である。尚、本発表は [7] に準拠している。

*大阪大学 産業科学研究所, 567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘 8-1, e-mail tashiro@ar.sanken.osaka-u.ac.jp,

The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University, 8-1, Mihogaoka, Ibarakishi, Osaka, 567-0047, Japan

†大阪大学 産業科学研究所, 567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘 8-1, e-mail sshimizu@ar.sanken.osaka-u.ac.jp

The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University 8-1, Mihogaoka, Ibarakishi, Osaka, 567-0047, Japan

‡Dept. of Computer Science and Dept. of Mathematics and Statistics, University of Helsinki, Helsinki Institute for Information Technology, FIN-00014, Finland e-mail aapo.hyvarinen@helsinki.fi

§大阪大学 産業科学研究所, 567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘 8-1, e-mail washio@ar.sanken.osaka-u.ac.jp

The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University 8-1, Mihogaoka, Ibarakishi, Osaka, 567-0047, Japan

参考文献

- [1] K. Bollen. *Structural Equations with Latent Variables*. John Wiley & Sons, 1989.
- [2] S. Shimizu, P. O. Hoyer, A. Hyvärinen, and A. Kerminen. A linear non-gaussian acyclic model for causal discovery. *J. Mach. Learn. Res.*, Vol. 7, pp. 2003–2030, 2006.
- [3] A. Hyvärinen, J. Karhunen, and E. Oja. *Independent component analysis*. Wiley, New York, 2001.
- [4] S. Shimizu, T. Inazumi, Y. Sogawa, A. Hyvärinen, Y. Kawahara, T. Washio, P. O. Hoyer, and K. Bollen. DirectLiNGAM: A direct method for learning a linear non-Gaussian structural equation model. *J. Mach. Learn. Res.*, Vol. 12, pp. 1225–1248, 2011.
- [5] P. O. Hoyer, S. Shimizu, A. Kerminen, and M. Palviainen. Estimation of causal effects using linear non-gaussian causal models with hidden variables. *International Journal of Approximate Reasoning*, Vol. 49, No. 2, pp. 362–378, 2008.
- [6] D. Entner and P. O. Hoyer. Discovering unconfounded causal relationships using linear non-gaussian models. In *New Frontiers in Artificial Intelligence, Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 6797, pp. 181–195, 2011.
- [7] T. Tashiro, S. Shimizu, A. Hyvärinen, and T. Washio. Estimation of causal orders in a linear non-gaussian acyclic model: a method robust against latent confounders. In *Proc. Int. Conf. on Artificial Neural Networks (ICANN2012)*, Lausanne, Switzerland, 2012.

潜在矛盾モデル試論

塩田千幸*
ChiYuki Shiota

Abstract: 人間社会で広くみられるトレードオフやジレンマ等の状況を一般化して「潜在矛盾」として表現するモデル化の試みを紹介する。ここで潜在矛盾とは、必ずしも論理学における矛盾を意味するものではなく、両立しにくい概念、考えや心理状態に起因して人が感じるような非合理性に対応する。モデル化に当たっては現象面に焦点を当て、潜在矛盾を「人や集団が相対立する感情や考えなどを反芻するときの感情、判断や信念の揺れ動き」のような一種の振動状態と捉えるアプローチを提案する。

Keywords: dilemma, irrationality, latent contradiction, vibration model

1 はじめに

人間の言動には、表面的に辻褄の合わないものが少なくない。たとえば、「無知の知」、「無用の用」、「好きだけ嫌い」、「そうでもあり、そうでもない」、「LESS IS MORE」等々。また、「投票の逆理」と言われるコンドルセのパラドックス[27]（5章の例参照）や、よく知られた「囚人のジレンマ」[2][6]、さらには混迷の続く政治・社会・経済情勢などを見ても、人間は、個人としても集団あるいは社会全体としても、非合理的な「矛盾」から逃れられないのではないだろうか。

ここで「矛盾」とは、いわゆるトレードオフやジレンマなどの状況を指し、必ずしも論理学における矛盾を意味するものではなく、これを本稿では「潜在矛盾」として、相対立する気持ちや考えなどを反芻するときの感情、判断や信念の一種の振動状態とみるようなモデル化を試みる。

このようなモデル化の狙いは、得失、ペイオフ、ベネフィット、コストなどの経済的な切り口から離れて、トレードオフ、ジレンマ等の問題に取り組むことにある。それにより、経済的な価値判断になじみにくいか、「金が全てではない」ような性格の問題状況への対処も無理なく考えられるはずである。

ただし、モデル化に当たっては、個別の状況や問題自体の意味内容、論理構造には立ち入らず、現象として現れる潜在矛盾を一般化して扱うこととする。

これは、現実の問題ではその本質的な相違・対立や論理的な相克に付随して、直接的には元の本質内

容自体に帰属しない潜在矛盾の状況が起きやすく、それを無視できないように思われるからでもある。

たとえば、政治上の対立では通常トレードオフを含む争点について議論が行われるが、互いの論旨展開が不完全である場合や前提条件が噛み合っていないことがしばしば見受けられる。それにもかかわらず、当事者は討議を徹底して論理的にするための努力を十分にしないように見えることも多い。この理由としては、議論対象である問題点の本質はさておき、互いに「気に入る／気に入らない」、「面子が立つ／立たない」、「何か信用できない／できる」などの別次元の要因が交錯し、そこにこだわりが生じているからではないだろうか。また、人と人との相互関係や交渉事などの一般的な状況においても似たようなことがないであろうか。

このような状況について本稿では潜在矛盾をシンプルな形だけでなく多重構造としても考察する。

潜在矛盾の状況が発生する背景としては、

- どの人間にも個人差があり、嗜好、考え方、価値観などが異なる
- 人間の感情や行いは必ずしも合理的でない
- 人が持つ知識・記憶や人が行う推論は不完全・不正確な場合が少なからずある
- 世の中には不確実性があり、世の中は時とともに変動する

等が考えられるが、本稿ではこれらの点には立ち入らないので、人や社会の関連する特性等についてはたとえば[3]を参照されたい。

人間社会では、さまざまな背景から個人、集団・組織のレベルでトレードオフやジレンマはなくなればいいのか、状況次第では増幅されて、紛争や対立などの深刻な事態に陥ることもあり得る。本稿で

*株式会社サークル・ウェイブ,
272-0805 市川市大野町 4-2851-72
e-mail: cshiota@circlewave.com, CircleWave Corporation,
4-2851-72 Ono-cho, Ichikawa-shi, Chiba, 272-0805, JAPAN

示すような潜在矛盾への適切な取り組み・対応は、今後ますます求められるのではないだろうか。

2 一つの潜在矛盾モデル

論理学では、任意の論理式 P について『 $P \wedge \neg P$ 』を矛盾とする（ \wedge ：かつ、 \neg ：否定）。仮に論理式で表現した推論に矛盾が出てくれば、それは誤りとして排除される。非単調論理でも矛盾については、「矛盾しなければよい」のように扱われ、矛盾は排斥されるだけである[16]。

ここでは、論理的な矛盾とは言い切れない「潜在矛盾」を排斥せずに表現するモデル化を試みる。

まず「好きだけど嫌い」を例に取り上げ、 $x(t)$ を感情の潜在変数として考えてみる。（ t は仮想的な時間とする。）「好きだけど嫌い」という気持ちは「好き」と「嫌い」が仮想時間で揺れ動いている状態とみなすと、「好き」という感情は1、「嫌い」という感情は-1の値をとるものとして

$$x(t) = A \cos(\omega \cdot t + f) \quad (1)$$

との記述が考えられる（ $A=1$ ）。このとき潜在矛盾は感情が振動している状態として表現される（図1）。仮想時間の初期値を0として、最初の気持ちが「好き」であれば $f=0$ 、「嫌い」であれば $f=\pi$ 、もし $f=0$ で $\omega \rightarrow 0$ ならば、「ずっと好き」とみなせる。 ω は潜在矛盾の程度にかかわり、 ω が小さいと潜在矛盾が緩和されていると解釈できる。また、 A の値が大きければ強い感情、小さければ弱い感情に対応する。



図1 潜在矛盾の表現イメージ例

単振動の式(1)が得られる感情の“情動方程式”は

$$m \frac{d^2 x(t)}{dt^2} = -kx(t), \quad (2)$$

$$\omega = \sqrt{\frac{k}{m}} \quad (3)$$

で与えられ、パラメータの意味合いは、 $m(>0)$ が感情の「慣性」、 $k(>0)$ は感情の「スイング度」のように解釈できる。

一般に人の気持ちは時間の経過とともに弱くなったり、外部からの影響を受けたりするので、感情への抵抗要素 $c(>0)$ と外部からの力 $F(t)$ を加味する[4]と、情動方程式は

$$m \frac{d^2 x(t)}{dt^2} = -kx(t) - c \frac{dx(t)}{dt} + F(t) \quad (4)$$

となる（図2）。特に外部から感情の揺れ動きを強制するような働きかけがあるとして

$$F(t) = F_0 \cos(\omega \cdot t) \quad (5)$$

と仮定すると、共振によって潜在矛盾が大きく成長することも起こりうる（図3）。

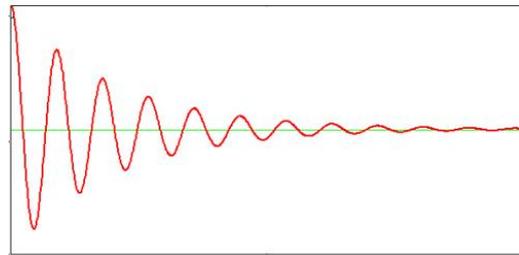


図2 潜在矛盾が減衰していくイメージ例

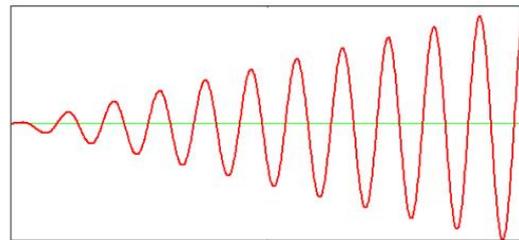


図3 共振で潜在矛盾が増大するイメージ例

また、感情のスイングに微妙な時間的な遅れ Δt があった場合[13]、式(2)をテイラー展開した近似式は

$$m \frac{d^2 x(t)}{dt^2} = -kx(t - \Delta t) \approx -kx(t) + k\Delta t \frac{dx(t)}{dt} \quad (6)$$

となり、潜在矛盾の増大が起こりうる。

$c = -k\Delta t$ （負の値）と置くと、(6)の解は

$$x(t) = \exp\left(\frac{-c}{2m}t\right) A \cos(\omega \cdot t + f), \quad (7)$$

$$\omega = \sqrt{\frac{k}{m} - \left(\frac{c}{2m}\right)^2} \quad (8)$$

となって、(3)に比べて ω は小さくなるが、振幅が次第に大きくなり潜在矛盾が強くなる傾向が認められる（図4）。

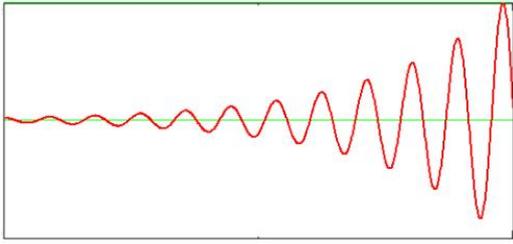


図4 自律的に潜在矛盾が増大するイメージ例

ここで改めて潜在変数 $x(t)$ について考えてみる。まず、「好き」や「嫌い」のような感情は直接測定できないので、人の表情、話し振りや態度などから感情を推測せざるを得ないが、本稿では特定の感情や心理等の具体的な定義には踏み込まず、何らかの変数が操作的に定義できるものとして話を進める。

(仮に「気持ちを探ねる質問」に対する回答を操作主義的な定義として用いるとすれば客観性の問題等が生じうるが、「無意識」の考慮など質問内容の工夫[21]による対応可能性も指摘しておきたい。)

さらに、「好きだけど嫌い」のような感情に関わる潜在矛盾とは異なるものとして「それでもあり、それでもない」を取り上げると、潜在変数 $x(t)$ の意味合いは変わってくる。これが単なるトリッキーな言い回しではないとすれば、 $x(t)$ は観点・領域指示見解または確信度等を意味すると考えられる。すなわち、「この領域ではそうだろう／あの領域ではそうではないだろう」のような判断の揺れ、あるいは「そうであるはずだ／そうでないかもしれない」のような信念の揺れと見ることができ、この場合も同様に変数が操作的に定義できるものとする。

また、潜在矛盾は前記のような二律背反的なものに限らず、5章の例のように三すくみの状態やさらに複雑な状態も考えられる。

一般に、仮想的な時間 t 上での意識や考えの揺れに関して $0 \leq t \leq L$ で定義される潜在変数 $x(t)$ が L に比べて十分に小さい T_0 の周期性をもつとき、潜在矛盾が存在するとみなす。

潜在矛盾のダイナミクスを式(2)で表現するとき、その振動のエネルギー $E(t)$ は

$$E(t) = \frac{1}{2} m \left(\frac{dx(t)}{dt} \right)^2 + \frac{1}{2} kx(t)^2$$

で与えられ[4]、式(1)を代入すると

$$E(t) = \frac{1}{2} mA^2 \omega^2 (\sin(\omega t + f))^2 + \frac{1}{2} kA^2 (\cos(\omega t + f))^2.$$

さらに式(3)を代入すると、 $E(t) = kA^2 / 2$ (一定) となって、外部との相互作用がない状態では潜在矛盾のエネルギーが保存され続けることが分かる。

また、 $x(t)$ に見られる潜在矛盾を単体ではなく集合的なものとも考えることもできる。いま、 n 人から構成される集団において特定の問題についての全体的な潜在矛盾の状態を $\{x_1(t), \mathbf{L}, x_n(t)\}$ とする。

このとき、各人は仮想時間 t で必ずしも同期しているとは限らないが、時間的なずれは位相 f_i の違いで表わせる。(仮想時間は必ずしも実時間には一致せず、人が考えや気持ちを反芻するときの「時間」と考える。そのサイクルには個人差がありうるが、それは w_i の違いと見なす。)

このとき、集団の総合的な状態 $S(t)$ は概念的に

$$S(t) = \sum_{i=1}^n x_i(t) = \sum_{i=1}^n A_i \cos(w_i \cdot t + f_i) \quad (9)$$

で与えられる。仮に $S(t)$ が時系列データとして得られたとすれば、スペクトル解析[15]を応用すると、 $S(t)$ が区間 $[-T/2, T/2]$ で定義されているとして、フーリエ級数展開により

$$S(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{j=1}^{\infty} \left(\sqrt{a_j^2 + b_j^2} \cos(2j\pi t / T - q_j) \right)$$

$$a_j = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} S(t) \cos \frac{2j\pi t}{T} dt,$$

$$b_j = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} S(t) \sin \frac{2j\pi t}{T} dt,$$

$$q_j = \tan^{-1}(b_j / a_j)$$

と表わせる。ここで、角振動数 w の代わりに振動数 $f = w / 2\pi$ (サイクル/単位時間) を用いると、パワースペクトル $P(f)$ は

$$P(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \left\{ \frac{1}{T} |X(f)|^2 \right\}$$

となる。ここに

$$X(f) = \int_{-T/2}^{T/2} S(t) e^{-i2\pi f t} dt$$

であり、 $P(f)$ は潜在矛盾の状況を示す指標として見ることができる。

また、複素フーリエ級数による表現では

$$S(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} (C_j e^{i2\pi j t / T}),$$

$$C_j = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} S(t) e^{-i2\pi j t / T} dt$$

となり、2集団の状態の相互関係については、それぞれの集団を $S_p(t)$ 、 $S_q(t)$ で表わすと、相互共分散関数 $C_{pq}(t)$ を用いてクロススペクトル $P_{pq}(f)$ が

$$P_{pq}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} C_{pq}(t) e^{-i2\pi f t} dt,$$

$$C_{pq}(t) = E[S_p(t)S_q(t+t)]$$

で与えられ、コヒーレンス $K_{pq}(f)$ は

$$K_{pq}(f) = \frac{|P_{pq}(f)|^2}{P_p(f)P_q(f)},$$

位相差 $q_{pq}(f)$ は

$$q_{pq}(f) = \tan^{-1}[-\text{Im}(P_{pq}(f))/\text{Re}(P_{pq}(f))]$$

となり、 $K_{pq}(f)$ は 2 集団の潜在矛盾についての相関関係の指標として見る事ができる。(クロススペクトルは複素数なので、0 と 1 の間の値をとるコヒーレンスが指標として適当である。)

また、2 集団の揺れ動きの時間的なズレは

$$t = q_{pq}(f)/2\pi f$$

で知ることができるが、 t は観測データのサンプリング時間間隔に依存することに注意が必要である。

図 5 にランダム変動を含ませて生成した個人データと集団データ (類似の 10 人) の仮想的な例を示す。

この例では、個人の $x(t)$ について各時点の測定値と $A(=1)$ 、 $w(=p/4)$ 、 $f(=0)$ にそれぞれ若干のランダム変動 (A, ω, Φ は期間を通して固定) があるようにデータ生成し、同様に生成した 10 人分の合計値を集団データとしている。(集団データが時間とともに少し減衰し、個人データとやや周期がずれているのは、集団内の個別データのランダム変動による w のずれの効果が累積されているため。)

パワースペクトルはほぼ同じ f でピークとなり、その f でコヒーレンスもほぼ 1 となっていて、二つのデータの位相差にはランダム変動があるだけなので、個人と集団が同じような潜在矛盾の性格であることが確認できる。

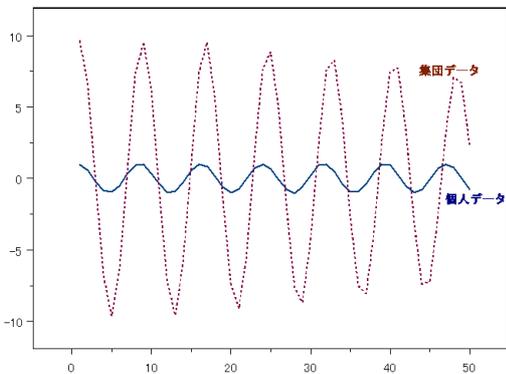


図 5 (a) 個人の $x(t)$ と集団 $S(t)$ のイメージ例

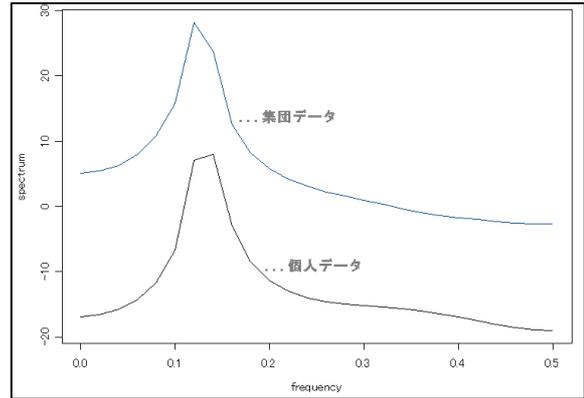


図 5 (b) 個人と集団データのパワースペクトル

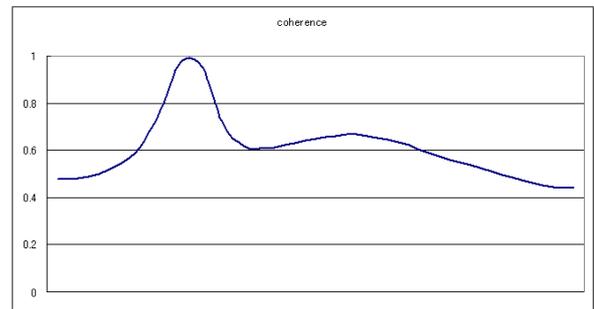


図 5 (c) 個人と集団データのコヒーレンス

実際にこのようなモデル分析を行う際は、データは離散的な時間でのものになるため、スペクトル解析の計算式はそれに応じたものを利用する[1]。

また、離散的な時間で観測された線形の確率過程の変数を $z(t)$ とすれば、 $z(t)$ は自己回帰(AR)過程

$$z(t) = \sum_j w_j z(t-j) + e_t$$

によって近似することができ[20]、 $x(t)$ 、 $S(t)$ が線形の確率過程とみなせて、特別の場合としてマルコフ連鎖[5]の時系列データとして扱えるならば推移確率行列から潜在矛盾の周期性を調べることができる(5,6章の例を参照)。

なお、上記では個別の潜在矛盾が単純に合計されて集合的な潜在矛盾になるとしているが、個別には潜在矛盾が明らかでなくても、集団としては潜在矛盾が顕著になる場合がありうる。逆に、個別の潜在矛盾が積み重なるとき集団全体では潜在矛盾が相殺されて小さくなっていることもありうる。

3 潜在矛盾のコントロール

潜在矛盾をなくすことができないとしても、一定の水準を超えることがないようにコントロールすることは重要である。これは、潜在矛盾の状態がある

レベル内で安定していれば、個人または集団に大きな問題は生じないだろうと考えられるからである。

ここでは潜在矛盾が増大しないようにコントロールすべきケースとして、外部刺激との共振、自励振動を取り上げる。

3.1 外部刺激との共振

外部からの周期的な刺激と働きかけのタイミングによって、潜在矛盾が増幅されることがある。

式(5)を仮定して、式(4)の解を求めると

$$x(t) = x_0(t) + \sqrt{B_1^2 + B_2^2} \cos(\omega t + f_0)$$

となる[4]。ここに

$$x_0(t) = Ae^{-gt} \cos(\omega_1 t + f),$$

$$B_1 = \frac{F_0(\omega_0^2 - \omega^2)}{(\omega_0^2 - \omega^2)^2 + g^2 \omega^2},$$

$$B_2 = \frac{F_0 g \omega}{(\omega_0^2 - \omega^2)^2 + g^2 \omega^2}.$$

ただし

$$\omega_1 = \sqrt{\frac{k}{m} - \left(\frac{c}{2m}\right)^2}$$

$$f_0 = \tan^{-1}(-B_2 / B_1),$$

$$g = c / m,$$

$$\omega_0 = \sqrt{k / m}.$$

上式で、 $x_0(t)$ は時間の経過とともに小さくなり、 $x(t)$ の振動は第2項で決まるので、振幅は

$$\sqrt{B_1^2 + B_2^2} = \frac{F_0}{\sqrt{(\omega_0^2 - \omega^2)^2 + g^2 \omega^2}}$$

となり、 $\omega = \omega_0$ のとき最大となり、 g が小さいほど振幅は大きくなる。言い換えれば、外部からの周期的な刺激が潜在矛盾の持つ固有振動数 ω_0 に近く、揺れの慣性 m が大きく、揺れへの抵抗度 c が小さいほど、共振の揺れが大きくなり、潜在矛盾が増幅される。

個人レベルで可能なコントロール手法としては、

- (1) 揺れに対する抵抗要素 c を大きくすること、すなわち外からの働きかけに動じないスタンスをとる、
- (2) 自身の潜在矛盾の固有振動数 ω_0 を小さくなるように意識・考えを安定させるか、考え・気持ちなどを反芻するサイクルを柔軟にして、自身の思考や情動反応のリズム・パターンを固定化を避ける、などが考えられる。

集団レベルでのコントロール手法としては、前記の個人レベルの対応策とは別に、

- (1) 揺れの慣性 m が小さくなるように集団のサイズを抑える、
- (2) 集団全体として共振しにくくなるように、集団の潜在矛盾の固有振動数が一定値に集中しないように構成メンバーの多様性を保つ、などが考えられる。

3.2 自励振動

外部から周期性のある刺激や働きかけがなくとも、潜在矛盾が自律的に現れることがある。

これは例えば、自身がさらされている情報の流れの中で情報の消化につかえるときや、強い気持ちに被さってくるときなどに現れやすいと考えられる。

式(4)で外部の力 $F(t) = 0$ でも、抵抗要素 c が負のとき解は式(7)の形となり、2章に記した“時間的な遅れ”のある場合と同様に自励振動が起きる。このとき、 c の絶対値が小さければ式(8)の ω は潜在矛盾の持つ固有振動数 ω_0 に近くなる。

また外部から一定の勢い（速度） V で引きずられている場合に、引きずられる相対速度 $(V - dx(t)/dt)$ の増加に対して摩擦抵抗が減少するとき[13]を考えると、情動方程式は

$$m \frac{d^2 x(t)}{dt^2} = -kx(t) + F \left(V - \frac{dx(t)}{dt} \right)$$

ここで右辺の第二項を

$$F(V) - F'(V) \cdot dx(t)/dt = F(V) - c \cdot dx(t)/dt$$

で近似して、 $y(t) = x(t) - F(V)/k$ とおけば

$$m \frac{d^2 y(t)}{dt^2} = -ky(t) - c \frac{dy(t)}{dt}$$

となり、抵抗要素 c が負となることから、式(7)と同じ解が得られる。

このような潜在矛盾の現れるメカニズムは、機械的な仕組み[13]との類推から他にも様々なものが考えられるが、発生メカニズムが見えにくいこともあり、個別のメカニズム対応よりも一般的なコントロール手法が現実的であろう。

一般的には個人レベル、集団レベルともに、次章で触れる潜在矛盾の多重性を利用して、自励振動の起きる条件が成り立たないように仕向けることが有効なコントロール手法と考えられる。

4 潜在矛盾の多重構造

前章までは、比較的単純な潜在矛盾の例を取り上げてモデルのフレームワーク等を述べたが、現実に潜在矛盾が複雑な様相を呈する場合にもモデルは対応できる必要がある。

潜在矛盾は先に示したように、個人レベルと集団レベルで同一の意味合いでの揺れ動きがある場合だけとは限らない。同じ問題が対象であっても、個々の捉え方、感じ方や接するスタンスなどは異なるはずで、一般に集団レベルではそのような個別の潜在矛盾が複合的に集積されていると考えられる。

例えば政治的な対立の問題で、ある政策案に対する賛成／反対で議論が二分される場合、通常は利害の不一致や経済的／非経済的な価値判断基準の相違などからトレードオフが存在し、論理的あるいは民主的に解決しにくいことが多い。このとき、「話せば分かる」では済まないような意見の齟齬が生じる背景には、問題自体が孕むトレードオフだけでなく、そもそも「気に入らない」、「通じ合えない」など、その問題を取り巻く別次元での複合的・多重的な潜在矛盾の存在が考えられる。

複合的に現れ得る潜在矛盾の側面を表現する言葉の候補をタイプ別に例示すると、

A. 情緒的

- ・なじめる／なじめない
- ・気に入る／気に入らない
- ・面白い／面白くない
- ・落ち着く／落ち着かない
- ・空しい／空しくない
- ・楽しい／楽しくない
- ・不安である／不安でない

B. 認知的

- ・あたりまえ／あたりまえでない
- ・はっきりしている／はっきりしていない
- ・意味ある／意味がない
- ・見逃せる／見逃せない
- ・プラスである／マイナスである
- ・都合がよい／都合が悪い

C. 行動的

- ・同調できる／同調できない
- ・通じ合える／通じ合えない
- ・自身の目で／他者の目で
- ・役割通り／役割通りでない

などが挙げられよう。

ただし、個人レベルでも集団レベルでも個別の潜在矛盾の構成内容の明確な識別は困難で、6章に示すような一種のマクロ的なアプローチか、後述のヒートアップ／クールダウンのモデルのように集積された総体を見る手法をとることになろう。

$i(\leq n)$ 番目の個人が抱える $j(\leq q)$ 番目の潜在矛盾を $x_{ij}(t)$ で表わし、潜在矛盾間の相互作用がないとすれば、集団の総合的な状態は

$$S(t) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^q x_{ij}(t) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^q A_{ij} \cos(\omega_{ij} \cdot t + f_{ij}) \quad (10)$$

と概念的に表現できるが、このような式についての現実的な評価は困難で、総合的な潜在矛盾の現象の把握は、実際に観測可能な指標や調査データなどの詳細度に依存せざるを得ないと思われる。

また、このような潜在矛盾が一つの問題だけから生じているとは限らず、別の問題（根底では相互に関連しているとしても）から派生していることもあり得るが、現象としての潜在矛盾からその内容や背景の構造を識別するためには、実際の問題に適合する理論・仮説が必要であろう。

ここで、集団でのさまざまな潜在矛盾が集積されて起こる状況の例として、問題への全般的な態度のヒートアップ／クールダウンの推移を取り上げる。

全体の潜在矛盾の状態が目立って先鋭化すれば、全般的に態度表明がホットになる一方で、バランスをとって冷静に対応しようとする傾向も現れるはずである。このような互いに関係し合うヒートアップ／クールダウンの態度・傾向を総体的な潜在矛盾の状態とみなし、単振動の方程式以外からでも、対立する要素の相互関係を表わす方程式から揺れが生じることを例示する意味もこめて、Lotka-Volterra 方程式[25]を用いたモデルを考える。

$x(t)$ をヒートアップ水準、 $y(t)$ をクールダウン水準とすれば、両者の関係を示すモデルの方程式は

$$\begin{aligned} \frac{dx(t)}{dt} &= ax(t)(b - y(t)), \\ \frac{dy(t)}{dt} &= cy(t)(x(t) - d). \end{aligned}$$

ただし、 a, c は加速パラメータ、 b は相対的な抑制閾値、 d は相対的な興奮閾値と解釈する（すべて正の値）。

ヒートアップ水準は、その水準自体の高さに比例してさらにヒートアップする一方、クールダウン水準の高まりによって一定の範囲で「冷却」される。クールダウン水準は、その水準自体の高さとともに、一定レベル以上のヒートアップ水準の高まりによってもさらにクールダウンする。

適当な初期値(>0)とパラメータ値で、 $x(t)$ と $y(t)$ は周期的に変動し、 $y(t)$ は $x(t)$ より位相が少し遅れて推移する（図6）。

図7から $x(t)$ と $y(t)$ は同じ周期であることが確認できる。(位相差も安定しているが図は省略)

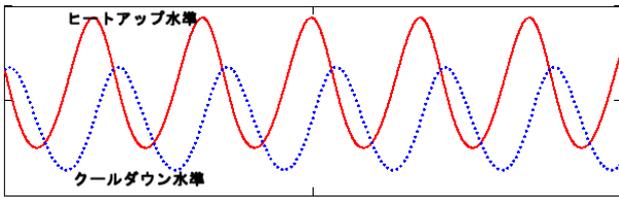


図6 $x(t)$ と $y(t)$ の推移イメージ例

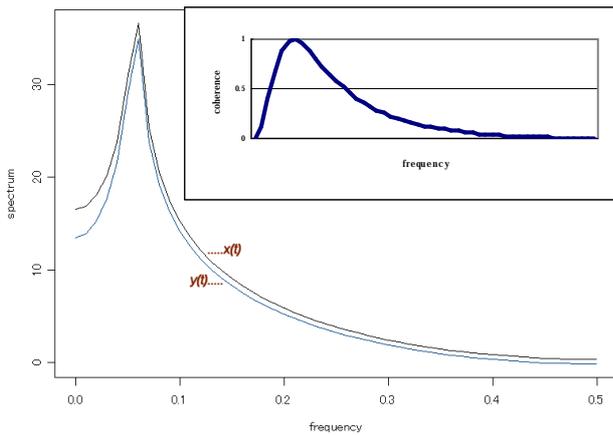


図7 $x(t), y(t)$ のパワースペクトルとコヒーレンス

ここで加速パラメータがともに小さくなると、周期が長くなり潜在矛盾は緩和される(図8(a),(c))。

また興奮閾値 d が低くなると、クールダウン水準が大きくなりヒートアップ水準は抑制される(図8(b),(d))。

図8から分かるように、揺れの周期性の一致度を判断するためにはコヒーレンスだけでなくパワースペクトルも必要である。

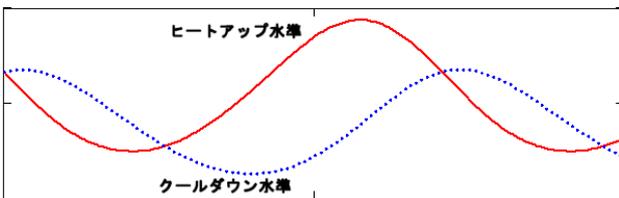


図8(a) $x(t)$ と $y(t)$ の推移イメージ例(2)

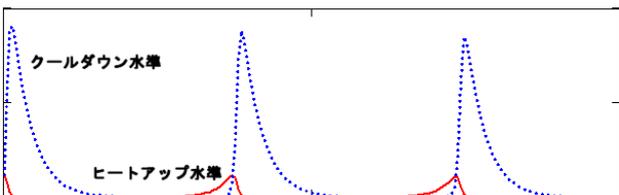


図8(b) $x(t)$ と $y(t)$ の推移イメージ例(3)

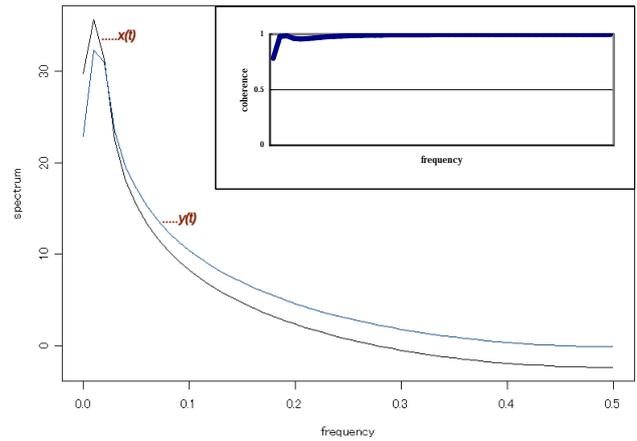


図8(c) $x(t), y(t)$ のパワースペクトルとコヒーレンス(2)

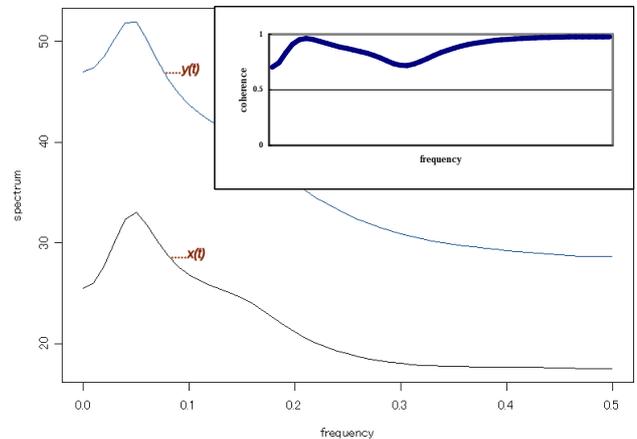


図8(d) $x(t), y(t)$ のパワースペクトルとコヒーレンス(3)

5 潜在矛盾の表現例

ここでは潜在矛盾を振動のメカニズムからではなく、一種の状態遷移として見る試みの例として、コンドルセのパラドックス(投票の逆理)[27]の状況を考察する。

いま、A, B, Cの3名が選択肢 p, q, r から一つを民主的に選ぼうとしていて、それぞれの選好順序は

A: $p > q > r$

B: $q > r > p$

C: $r > p > q$

とする。このとき単純な投票をしたのでは p, q, r が同順位となり決まらないので、選択肢を二つずつ取り上げ、勝ち抜きで決めるケースを想定する。まず p, q を取り上げると勝者は p となり、次に r と決戦投票をすると r が勝者となる。そこで、 r と q でさらに決戦投票をすると今度は q が勝者になる。ここ

までを見れば、明らかに“三すくみ”の状態であることが分かるが、これについて潜在矛盾モデルとしての表現を試みる。

投票の各時点 t での選択肢 (p, q, r を順に 1, 2, 3 とする) の得票率を $x_j(t)$ とすれば、 $t=1,2,3$ の実際の $x_j(t)$ は、列が t 、行が選択肢 j として

$$\begin{pmatrix} 2/3 & 1/3 & 0 \\ 1/3 & 0 & 2/3 \\ 0 & 2/3 & 1/3 \end{pmatrix}$$

となる。定常なマルコフ連鎖とみて選択の推移確率 ($k \rightarrow j$) を P_{kj} とすると

$$x_j(t) = \sum_{k=1}^3 P_{kj} x_k(t-1)$$

と表現でき、連立方程式を解いて P_{jk} を求めると

$$P = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

となる。この推移行列の固有値 $I_j (j=1,2,3)$ は

$$I_j = \exp(i \cdot 2\pi(j-1)/3)$$

で、これは周期3で潜在矛盾が継続する状況と解釈できる。

6 マクロ分析の可能性

潜在矛盾の多重構造を調べるためのアプローチとして、前章で示したような状態遷移から潜在矛盾の状況を把握する方法を試みる。

前章の例ではデータにランダム変動や観測誤差等がなく、連立方程式を解けば推移行列が求められたが、現実には得られる $x_j(t)$ のデータ (状態の数 m) から P_{jk} を求めるとすれば、条件付の最小二乗法によるパラメータ推定として下記の非線形最適化問題を解くことになる。

$$\sum_t \sum_{j=1}^m \left(x_j(t) - \sum_{k=1}^m P_{kj} x_k(t-1) \right)^2 \Rightarrow \min$$

ただし

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^m P_{kj} &= 1, & k &= 1, \mathbf{L}, m \\ P_{kj} &\geq 0, & j, k &= 1, \mathbf{L}, m. \end{aligned}$$

このとき実際の $x_j(t)$ は、非定常にならない範囲で十分な期間分のデータを用意する必要がある。

ここでは、このような分析アプローチ方法の可能性を見るために、4章で例示した「言葉」から選ん

だ対照語群について Google で検索した結果に、「何らかの潜在矛盾の多重構造が内包されている」と想定した分析試行例を紹介する。

まず毎日の Google の検索結果総数の構成比が潜在矛盾の揺れ動きの指標になり得ると想定して、対照的な検索ワード群について日々の推移を見たのが表1である。検索ワードは、検索結果総数の日毎の安定性、ワード間の検索結果数値バランス、潜在矛盾ニュアンスのバランス感、潜在矛盾に無関係の要素が混入する可能性の低さなどを勘案して選び、3種類のペアによる6ワードの構成比推移を用いた。

(期間は2012年7月15日からの10日間で、ほぼ同じ時間帯に同一のPCで検索した。6ワードの検索結果総数の合計は大きくは変動せず、およそ±3割の範囲内である。)

(相対日)	DAY 1	DAY 2	DAY 3	DAY 4	DAY 5	DAY 6	DAY 7	DAY 8	DAY 9	DAY 10
気に入る	5.1%	5.4%	6.2%	1.9%	8.1%	7.1%	2.3%	5.9%	7.5%	6.5%
気に入らない	16.9%	18.0%	6.7%	26.8%	8.4%	23.2%	9.4%	19.3%	24.5%	20.9%
落ち着く	22.5%	23.7%	27.4%	8.4%	35.5%	31.2%	9.8%	26.3%	33.3%	28.8%
落ち着かない	13.4%	14.3%	16.3%	11.2%	10.9%	18.3%	18.0%	14.6%	18.9%	16.4%
都合がよい	33.2%	29.1%	32.8%	38.4%	29.1%	8.3%	43.1%	24.2%	6.8%	22.2%
都合が悪い	8.9%	9.4%	10.7%	13.2%	8.1%	11.9%	17.4%	9.7%	8.9%	5.3%
(合計)	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%

表1 Google 検索結果総数構成比の推移

上表で見られる日毎の変動については、この間に目立った出来事がなく、曜日の効果も強くなさそうなので、全体として定常でランダムな変動と判断し、表中の数値を $x_j(t)$ とした ($t=1, \mathbf{L}, 10; j=1, \mathbf{L}, 6$)。

条件付最小二乗法で求めた P_{jk} を表2に示す。

$P(k, j)$	気に入る	気に入らない	落ち着く	落ち着かない	都合がよい	都合が悪い
気に入る	0.205	0.013	0.089	0.373	0.000	0.321
気に入らない	0.086	0.000	0.612	0.092	0.210	0.000
落ち着く	0.005	0.449	0.105	0.280	0.000	0.162
落ち着かない	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000
都合がよい	0.107	0.246	0.426	0.097	0.052	0.073
都合が悪い	0.000	0.000	0.000	0.210	0.531	0.259

表2 推移行列 P の推定結果

P での相対的に大きい推移パターンには、「気に入る→落ち着かない→都合がよい→落ち着く→気に入らない→落ち着く」のような関係が見られる。

また、 P の固有値には、 $0.389 \exp(\pm 2.006i)$ 、 -0.413 があって、減衰する振動要素の含まれていることが分かる。このような固有値の絶対値 $|I_j|$ (ここでは $0.389, 0.413$) の大きさ (≤ 1) は、データ状況における潜在矛盾の程度を示す指標になり得よう。

もとより、表1のデータに基づく結果から直ちに潜在矛盾の内容等について知見を得ようとするには無理があるが、適切なデータを用意できた場合は潜在矛盾の多重構造についてのマクロ分析の可能性が期待できると思われる。

7 潜在矛盾のマネジメント

両立させられないことを両立させねばならないようなジレンマやトレードオフの状況は、単純なものから複雑で込み入ったものまで世の中に多く見られ、その適切なマネジメントは人間社会において極めて重要である。

社会におけるこのような問題状況に対処するために、さまざまなアプローチが提唱されてきた。

ビジネスの世界での状況例としては製品設計がある。通常の車の設計で望ましい基準には、低価格、燃費の良さ、クリーンさ、頑健性、乗り心地の快適性などがあるが、全てを高いレベルで同時に満足させることは非常に困難である。

このような種類の問題を制約充足問題として定式化し、制約条件相互の矛盾を検出して解消させるアプローチが数多く研究されている[10]。

また発明的問題解決理論のTRIZ[26]では「同一のパラメータが排他的状態（自己対立）にならなければならない」ことを”物理的矛盾”と呼び、これらの矛盾する要件は分離することで解決できるとする。その分離方法としては、「空間による分離（ある場所⇔他の場所）」、「時間による分離（ある時⇔他の時）」、「部分と全体の分離」、「状況による分離」が挙げられている。

さらに、工学的なアプローチとして過去のオペレーションズ・リサーチ誌の特集号（Vol. 36, No. 9, 1991）にも見られるように、「相互に対立・矛盾する複数の目的を扱う」ための多目的計画法（達成目標水準を想定）などがある。

心理学においては古くから認知的不協和理論[17]が提唱されていて、「人は自己の意見、態度、知識および価値の間の内部的調和、無矛盾性ないし適合性を確立しようと努力する」とされる。その理論では不協和を低減する手段として、

- ・ 不協和関係に含まれる要素を変える
- ・ 既存の認知と協和的な新しい認知要素を付け加える
- ・ 不協和関係に含まれている要素の重要性を減少させる

などが挙げられている。

社会的選択理論の分野では、集団の意思決定の困難さと対処について様々な考察と研究がなされているが、詳しくは[8][19]などを参照されたい。

また、ゲーム理論[2][9][14]では意思決定主体であるプレイヤー間の利害対立を合理的に扱おうとする。与えられた制約条件の下でどのように行動すべきか、社会的なジレンマの中でいかに協力関係を築き安定的に維持できるか等を利得面から分析するア

プローチが基本であるが、そこに非合理性を考慮しようとする試みもなされている[6]。

世の中には多種多様な考え方があって、どれが妥当かについて合理的かつ無条件に結論を出せないことが多い。たとえば、「寡黙は愚かさの証明」に対して「賢者は沈黙す」という考え方があり[18]、「金を支払って時間を節約」に対して「時間を使って金を蓄える」という考え方もある。

ここでは潜在矛盾モデルから導き出せるアプローチに基づき、「潜在矛盾」をプラクティカルにマネージするための基本的なパターンを考察する。

7.1 極小化

潜在矛盾を微小化して、個人あるいはコンパクトな集団でそれを“飲み込み”、潜在矛盾による軋轢が起きないようにする方策で、我が国で伝統的に取られやすい対応のようにも思われる。

これは式(1)で A を小さくすることに相当し、集団の場合は構成メンバー全員について A_i を小さくすることに当たる。

また、潜在矛盾の多重構造においては、式(10)で複合的に集積される各側面の潜在矛盾の A_j が小さく保たれるように仕組みつつ、大きくなりそうな A_j の側面は他の側面で隠す（覆う）ようにするやり方も考えられる。

この考え方を個人レベルで極限まで進めると、仏教における「諸法無我」、すなわち「実体という考え方を捨てて、実体への固執をなくせば、苦悩がなくなる」[12]という宗教的な境地につながるかもしれない。

7.2 分散化

潜在矛盾を抑え込まずに緩和する方策で、個人では意識や考えが固定化しないようにし、集団社会では多様な構成メンバーを集め全体として潜在矛盾に対する耐性を持たせる手段といえよう。

これは式(9)(10)の w や f にバラツキを持たせることで全体の振動を抑制することに当たる。

これにより、個人の場合には複合的に重なる潜在矛盾が干渉し合い全体レベルが大きくなり、集団の場合には種々雑多な構成メンバーの潜在矛盾が打ち消し合い、短い周期のパワースペクトルがノイズ・レベル程度まで抑えられる。

東洋思想的[12]な解釈をすれば、さまざまな形で陰と陽をつり合わせるような「和」のスタンスと言えるかもしれない。

7.3 領域の限定

潜在矛盾が意識される領域または仮想時間の範囲を限定して、その範囲内では矛盾が顕在化しないようにする方策で、見方によっては西欧の合理主義的な世界でのやり方かもしれない。

これは $x(t)$ が定義される領域 D を限定し、式(1)で A を強制的に抑えこむか、 w に見合う範囲で t の上限を限定して揺れの周期が相対的に長くなるようにする方策といえる。

実質的には、意識上に非合理性が顕われないような範囲で考えなどを反芻するやり方と言えよう。しかし、心情的な側面でこの手法が通用するかどうかは疑問がある。

7.4 フィルタリング

意識上において潜在矛盾の全部または大部分を無視するような方策で、一種の逃避策といえる。

これは、式(10)で一定範囲の w にかかる $x(t)$ をカットオフすることに相当するが、個人においても集団においてもこのような方策がもたらす集団や社会との適応協調面でのリスクを看過できないはずであり、一時的あるいは緊急避難的な対応としてのみ意味があると考えられる。

8 おわりに

本稿では、粗削りではあるが、プラクティカルな発想から潜在矛盾のモデル化の試みを示した。これは、人間社会でのトレードオフやジレンマの状況がさらに深刻化する可能性も感じられる中で、経済的な観点によらずに非合理性に取り組むモデルにも一定の価値があるだろうと考えてのことである。

潜在矛盾モデルに即した実社会のデータが計測できて、例えば 2 章でのパワースペクトル $P(f)$ や、6 章で示した $|I_j|$ のような値が求められれば、経済的・金銭的な価値尺度を補完するような社会の調和度に関する指標やモノサシにもなり得るかもしれない。

また、適当な前提条件のもとで集団や社会の潜在矛盾に関するシミュレーションを行うことができれば、個人間、個人と集団/社会、異なる集団/社会の間などの軋轢を緩和させるアイデアが得られる可能性もあるだろう。

本稿でカバーできなかったことには“同期” [7] の問題などがある。今後の課題としたい。

さらに、潜在矛盾を自然に安定化させる「built-in stabilizer のような仕組みの可能性」も追求したいテーマである。

トレードオフやジレンマに似たものとして「パラドックス」があるが、これについても「必然的、不可避で永遠に続くが、解決するものではなく、共存していくもの」とハンディ [23] が言うように、パラドックスに見られる非合理性への対処の必要性を説く識者も目立つ [18] [24]。

鈴木大拙 [11] は「矛盾の解消といういうことが、すでに、いたずら事」ともいう。禅の世界には論理的には矛盾していると思われるような言説が多いが、逆説的な表現が現実の世界を適切に表わすようにも思われて、人々に「何か」を感じさせる。たとえば簡潔な言葉では、「無分別の分別」「分別の無分別」「一即多」「多即一」などなど。

また著名なコンサルタントのワインバーグ [22] は、「もっとも重要なことは冗談や、謎々や、パラドックスを通じてしか説明できない」と言いつつ、「非合理性に対して合理的になること」の大切さを指摘している。

このようにさまざまな考え方や表現がある中で、本稿の試みが「非合理性」への適切な対処やマネジメントのために多少でも役立てば幸いである。

参考文献

- [1] Insightful, "S-Plus 6 for Windows / Guide to Statistics, Vol.2", Insightful, 2001.
- [2] 池上高志 [編] : ゲーム : 駆け引きの世界、東京大学出版会、1999.
- [3] 池田謙一, 唐沢穰, 工藤恵理子, 村本由紀子 : 社会心理学、有斐閣、2010.
- [4] 小形正男 : 振動・波動、裳華房、1999.
- [5] 小河原正己 : マルコフ過程、共立出版、1967.
- [6] 木嶋恭一 : ドラマ理論への招待、オーム社、2001.
- [7] 蔵本由紀 [編] : リズム現象の世界、東京大学出版会、2005.
- [8] 佐伯胖 : 「きめ方」の論理、東京大学出版会、1980.
- [9] 佐伯胖, 亀田達也 [編著] : 進化ゲームとその展開、共立出版、2002.
- [10] 沢田浩之 : 多項式制約間の矛盾検出法、数式処理、9 (4), pp. 36-51、2003.
- [11] 鈴木大拙 : 禅百題、春秋社、1975.
- [12] 末木剛博 : 東洋の合理思想、講談社、1970.
- [13] 田中基八郎他 : 振動の考え方・とらえ方、オーム社、1998.

- [14] 中山幹夫, 武藤滋夫, 船木由喜彦[編] : ゲーム理論で解く、有斐閣、2000.
- [15] 日野幹雄 : スペクトル解析、朝倉書店、1977.
- [16] 前田隆, 青木文夫 : 新しい人工知能、オーム社、2000.
- [17] 三井宏隆, 増田真也, 伊東秀章 : 認知的不協和理論、垣内出版、1996.
- [18] 森下伸也, 君塚大学, 宮本孝二 : パラドックスの社会学、新曜社、1989.
- [19] アマルティア・セン : 合理的な愚か者、勁草書房、1989.
- [20] アンドリュー・ハーベイ : 時系列モデル入門、東京大学出版会、1985.
- [21] ジェラルド・ザルトマン : 心脳マーケティング、ダイヤモンド社、2005.
- [22] ジェラルド・ワインバーグ : コンサルタントの秘密、共立出版、1990.
- [23] チャールズ・ハンディ : パラドックスの時代、ジャパンタイムズ、1995.
- [24] リチャード・ファースン : パラドックス系、早川書房、1997.

参照ネット記事

- [25] Wikipedia: Lotka-Volterra equation,
[http://en.wikipedia.org/wiki/Lotka%E2%80%93Volterra
equation](http://en.wikipedia.org/wiki/Lotka%E2%80%93Volterra_equation)
- [26] 産業能率大学総合研究所 : TRIZ の基礎理論(1)、
<http://www.hj.sanno.ac.jp/cp/page/5930>
- [27] Wikipedia : 投票の逆理、
[http://ja.wikipedia.org/wiki/%E6%8A%95%E7%A5%A8
%E3%81%AE%E9%80%86%E7%90%86](http://ja.wikipedia.org/wiki/%E6%8A%95%E7%A5%A8%E3%81%AE%E9%80%86%E7%90%86)

意識の脳幹・脳室・視床での免疫ネットワーク仮説 — 概念・文法・ワーキングメモリーの Latent Dynamics —

得丸 公明*

Abstract: 本稿は、言語の意味のメカニズムに関する分子レベルでの生理現象、細胞レベルの論理構造についての一仮説である。それは脳室内でおきる神経細胞と免疫細胞の相互現象であり、脳神経科学と免疫学の学際領域に位置するため、実証的研究はまだ十分には進んでいないようである。

人の音声言語処理は、哺乳類の音声記号の脊髄反射と同じメカニズムを基盤とする。概念の音韻刺激は、感覚器官から入力された記号刺激が、脳脊髄液接触ニューロン(CSF Contacting Neuron)などを經由して、脊髄にある脳幹網様体において振幅成分や周波数成分としてエピトープ (抗原決定基)提示され、脳脊髄液中の B リンパ球の B 細胞受容体(BCR)や免疫グロブリン(Ig)の超可変領域であるパラトープ(抗原結合基, FAb: Fragment Antibody binding)と抗原抗体反応を起こして、それが前頭前皮質にあるワーキングメモリーに伝達される脳室内免疫ネットワークである。こうして無意識に意味が生まれる。

文法も同じ生理メカニズムを利用するが、BCR/Ig の不変領域である結晶化可能領域(Fc: Fragment crystallizable region)のイディオトープを利用したシグナル伝達メカニズムを利用する。文法獲得以前のヒトおよびヒト以外の動物は、Fc 領域を記号のベクトル成分(方向と速度)に利用するが、文法獲得後のヒトはそれを論理的ベクトルとして文法に転用する。また、ヒト以外の動物は記号反射から直接運動制御の信号が送り出されるが、ヒトは、行動の即応性・反射性を犠牲にして、ワーキングメモリーに情報が送られて複雑な情報処理が行われて、意味が再構築される。このためヒトは、危険を伝える記号を受け取っても、反射的な回避行動をとれなくなった。

Keywords: Immune Network inside Cerebrospinal Fluid/Ventricular System
Hypothesis of Consciousness, FAb/Fc Regions of B-Cell Receptor/Immunoglobulin,
Biophysics of Language, Langage Articulé, Physical/Logical Layers of Digital
Network Automata , Digital Linguistics, Information Theory of Language

1 LD2 での検討: 通信路符号化過程

1.1. 複雑系としての言語の Latent Dynamics

潜在的ダイナミクス(Latent Dynamics)とは、複雑系(Complex System)と呼ばれるものと似ている。筆者の複雑系の定義は「学際的なサブシステムによって構成され、五官で感知できない微小力学現象が運営するシステム」である。「五官で感知できない微小力学」を「量子力学」という言葉で置き換えてもよい。潜在的ダイナミクスにおいてさまざまな理論モデルが提案されるのも、システム内部で起きている現象が五官で感知されないためである。

LD2 の予稿に示したように、筆者もたくさんの理論モデルを用いてヒト脳内の言語処理過程について検討を行った。[1] あくまでもモデルは複雑な現象を整理して理解するための参照モデルであり、究極の目的は意味のメ

カニズムの解明にあり、モデルは目に見えない世界を論理の力で認識するための公理系の役割をはたす。

複雑系の解析がむずかしいのは、第一に学際的知識を統合する必要があること、第二に五官で感知・観測できない微小な力学によって作用しているからである。学際的な研究成果は、読者がついてこないと耐える覚悟も必要である。

筆者は、地球環境問題をひきおこした現生人類は、生まれながらに邪悪な存在であるのか(性悪説)、本性は善であるのにそれに気づいていないために善なる行いを理解していないためにそれが実践できないのか(性善説)に興味をもち、2007年4月に南アフリカにある最古の現生人類遺跡クラシーズ河口洞窟を訪問して、以来、言語の起源とメカニズムという複雑系に属する問題と取り組んできた。研究成果は2009年10月以降これまでに、電子情報通信学会、情報処理学会、人工知能学会のさまざまな研究会で60回以上にわたって報告してきた。

その結果、言語メカニズムは、我々の予想をはるかに超えて複雑かつ繊細であり、生命体の進化を生み出した遺伝子の情報メカニズムと同じデジタル・ネットワーク・オートマトン(DNA)であることがわかってきた。人類の存在は善である。言葉の正しい使い方を理解して、科学を発展させ、人類の行動を適正化する必要がある。

言語学 脳科学 免疫学 情報ネットワーク理論 論理学
1. デジタル言語学の概要: 学際統合

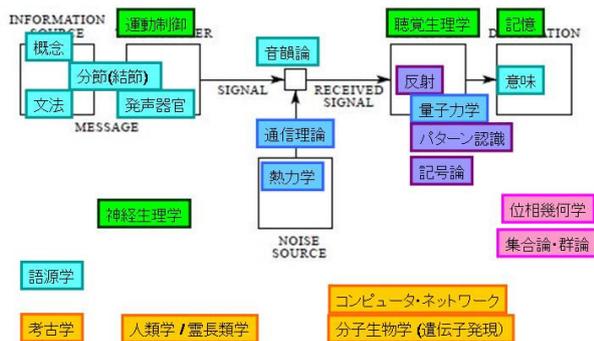


図1 言語の学際性を一般通信モデル上で表現した

1.2. 参照モデルを使った熱力学的解析

2011年6月に開かれた第二回 Latent Dynamics ワークショップでは、シャノンの情報理論への疑念を提示しつつ、同時に遺伝子情報システムとコンピュータ・ネットワークと言語情報システムの相似性に着目しつつ、ネットワーク物理層における情報伝達の解析を行なったつもりである。[2]

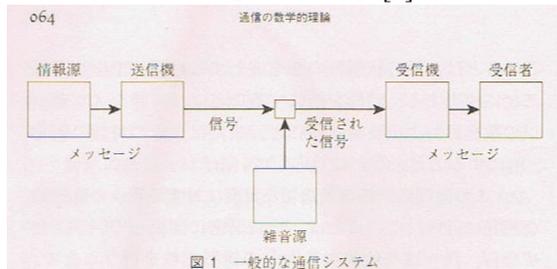


図2 一般的な通信システム [2]

はじめは、「情報源、送信機、回線、雑音源、受信機、到達先」によって複雑系を分析する一般通信モデルを参照モデルとして用いた。

一般通信モデルは、アナログ通信にもデジタル通信にも共通にあてはめることができるモデルであり、雑音の多い回線をメッセージがどのように相手に伝わるかの解析ができる。回線雑音は、通信工学上は、 $P_n = kTB$ (P_n :雑音電力、 k :ボルツマン定数、 T :絶対温度(K)、 B :帯域(Hz))によって表現される熱力学的存在である。実際、地球上で最大の雑音源は、太陽からの放射であり、昼間聞こえなかった遠方のラジオ放送が、夜間は聞こえるという現象が起きる。

雑音電力の常用対数値 $\text{Log } P_n$ がエントロピーで、これはメッセージの信号を内部から浸食するかく乱因子である。 P_n が熱力学的概念である以上、その対数であるエントロピーも熱力学的概念である。この点で筆者はシャノンの情報理論は根本的に概念を精査する必要があると考えている。[3][4] 代わりに、情報理論は形式論理学と熱力学が合わさったものであると一貫して主張しているフォン・ノイマンのオートマタ理論こそが、情報の伝達・意味復元の複雑メカニズムを解析するために参考にされるべきであり、それによって未完成のまま放置されてきた情報理論を完成させなければならない。[5]

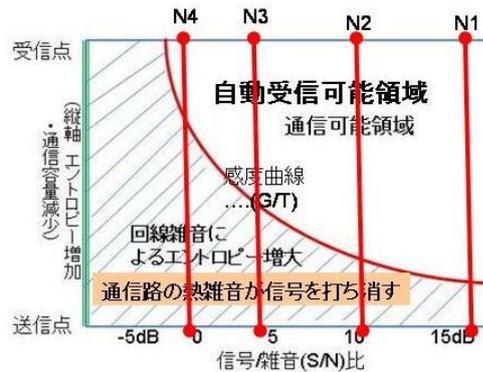


図3 エントロピーは雑音の対数である

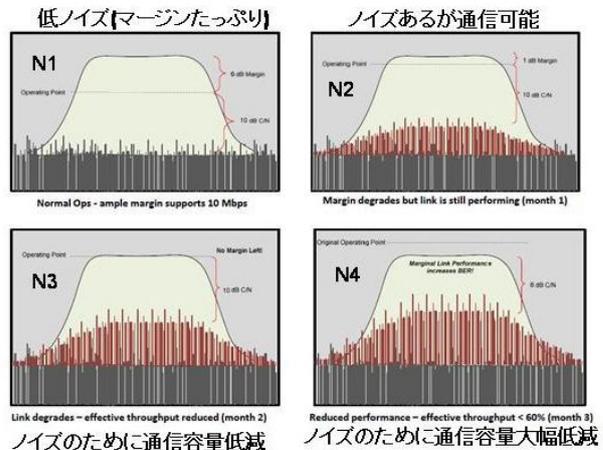


図4 図3のN1~4でのエントロピーの可視化

1.3. 回線雑音が通信に及ぼす影響

回線雑音が通信に及ぼす影響は、アナログ通信かデジタル通信かで、まったく違ったものになる。

アナログ通信とデジタル通信の違いを通信回線上の現象としてみた場合、どちらも搬送波というアナログな波(電波・音波など)の形状をとるが、変調方式と信号の論理性・物理性の違いによって、雑音を除去できるかできないかという違いが生じる。

アナログ通信は、周波数の高低、振幅の大小などの物理量を伝送する通信であるが、回線雑音が熱力

学的な物理量であるために、いったん信号と雑音が混じってしまうと、信号から雑音を取り除くことができない。

たとえば AM ラジオで用いられている振幅変調は、復調時に正弦波によって変調波からベースバンド成分を取り出すために、雑音はすべてベースバンド信号に伝わってしまい、過剰な歪を与えることになる。ヒトの聴覚が歪を除去あるいは相殺することによって、頭の中では聞き取れる場合もあるものの、知らない言葉や知らない楽曲の場合には何が正しいかわからないので、歪除去はむずかしい。

これに対して、デジタル通信は論理値を伝送する。論理値とは、コンピュータ・ネットワークの場合、論理的 0 と論理的 1 であり、回線雑音によって波形が歪んでもそれらが 0.7 や 1.2 として復調されることはない。データが大量に欠落する場合はどうしようもないが、回線歪の影響があっても、必ず 0 か 1 かのどちらかとして復調される。

搬送波が大きく歪んだことによって 0 が 1 として、1 が 0 として復調されるのが信号誤り(ビットエラー)であるが、この場合は、あらかじめ一定の計算方法にもとづいて計算結果を冗長ビット(誤り訂正符号)として付加して送ると、回線上で符号誤りがあつたかなかったかを、受信者が独自に確かめることができるようになってきている。論理的手法によって、誤り訂正符号の半数未満の符号誤りが発生しても、もとの論理値に戻せる。これが誤り訂正符号による前方誤り訂正(Forward Error Correction)である。

フォン・ノイマンは 1949 年に行なわれたイリノイ大学での講義で、ハミングらによる誤り訂正符号技術の重要性に言及している。だが、シャノンも誤り訂正符号についても、デジタル変復調についても、誤り訂正のための冗長性についても、一度として論じていない。

1.4. 信号の誤りのない通信が可能

コンピュータ・ネットワークで用いられるビットは 0 か 1 かの 2 通りしかないため、誤り訂正符号を計算して付加することによって、メッセージは信号間の親和性を表現する冗長性をもつようになり、回線上の符号誤りを検出・訂正できる。

これに対して、アミノ酸を指定するコドンは、3 つの mRNA(メッセンジャーRNA)によって構成される。アデニン(A), グアニン(G), ウラシル(U), シトシン(C)という 4 つのヌクレオチドが 3 つずつ集まって遺伝暗号を形成するので、 $4 \times 4 \times 4 = 64$ 種類の組合せによって 20 種類のアミノ酸を指定する際に、3 つめのヌクレオチドで誤りが起きても同じアミノ酸に翻訳されるように符号の冗長性をうまく使った「縮重」によって、符号誤りがおきにくくなる。

言語の場合は、音節ごとの送信ではなく、単語として組み立てられたものが、送信される。なかでも日本語の文節のように、常に「概念+文法」構造で送信される言語や、フランス語のようにつねに「文法+概念」(代名詞・冠詞・前置詞が概念語に先行する)構造として伝送されると、誤りが起きにくいのではないか。

すべての言語において、単語の音韻構造は音表象性にもとづいているものが多く、これも誤り防止に役立っている。

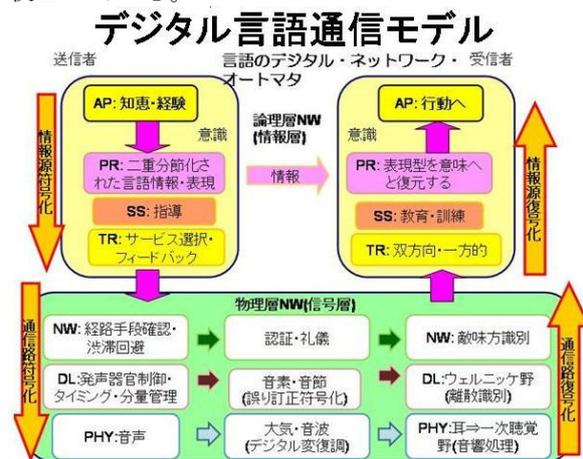


図 5 OSI 参照モデルに準拠して言語を考えてみた

こうして送信者から受信者に、まったく歪のない、ひとつの信号誤りもないメッセージが送り届けられるメカニズムをもつのがデジタル通信の特徴である。

そうすると、メッセージの到達先には、プロトコルスイッチによって細かく指定されたパケットや、ゲノムを非コーディング RNA によって修飾した mRNA や、概念語を文法で接続・修飾した複雑なメッセージが、一信号の誤りなく届けられるようになる。これらの長く複雑なメッセージは、いったいどのようなメカニズムによって、意味へと復元されるのだろうか。

もはや一般通信モデルでは問題解析の役にたたないため、論理層における情報処理を解析するための OSI 参照モデルに、言語現象をあてはめてあれこれと考えてみた。複雑な情報を自動的に意味へと復元するメカニズムを解明することが、本研究のめざすところである

1.5. シャノン理論に欠けるダイナミクス

シャノンは、工学的問題とは無縁であるとして、意味を取り扱わなかった。[2] その結果、情報理論は、無目的で魅力のない、誰からも期待されない学問になってしまったのではないだろうか。情報の意味を問わない情報理論などというものが、そもそもあってもよいのだろうか。

シャノンも、送信機から受信機までの通信路だけを論じたわけではない。情報源とあて先(これも情報源である)も含めたモデルを描いている。このモデルにもとづいて考えると、情報源では意味をメッセージに変換しているし、メッセージがあて先に到達するやいなや意味は自動的・反射的に生まれる。モデルと彼の主張の間に矛盾がある。

メッセージを受け取ったときに、反射的・自動的に意味が生まれること(あるいは生まれないこと)にこそ、アナログ、デジタルを問わず、記号メカニズムのダイナミズムがある。意味を問わないと公言するシャノンの情報理論には、ダイナミクスがない。

これに対して、フォン・ノイマンは、「独立した基本単位の構造と機能は、いまのところ生理学における問題とされているが、有機化学と物理化学のもっともむずかしい問題と結びついているので、やがては量子力学の助けを大いに借りることになる」と述べている。[6]

筆者が、複雑系は量子力学と結びついていると解するのは、フォン・ノイマンのこの言葉に由来する。

生命の進化、言語の謎の解明を試みた
フォン・ノイマンとイエルネの相補性

研究対象	量子現象	デジタル論理	ツール
脳と計算機	電子伝達系	複雑さの構築	公理系
免疫細胞と神経細胞	抗原抗体反応	抗体の超変異	二分法 二元論

量子現象とは五官で感知できない微少な物理現象

図6 フォン・ノイマンとイエルネが参考になった

2 記憶のシステム要求解析

2.1. 記憶メカニズムのシステム要求分析

脳内で言語処理をおこなう論理層のメカニズムが明らかにならないのは、脳内の長期記憶について、そしてそれがどのようにネットワークしているかについて、わかってないことが多いからだ。

たとえば、ワーキングメモリー(作業記憶)が、いったいどこにあって、どのように作用するのか、といった話は聞かないし、作業記憶の定義も定まっていないようだ。それが短期記憶だけを対象としてよいのか、長期記憶も含むのではないかという問題もある。

海馬が記憶に関与することは、海馬に病変をもつ患者の観察によって確認されているものの、では海馬がどのようにして記憶を生み出しているのかはわかっていない。アメリカの行動主義の影響を受けた心理学や認知科学は、なるべく長期記憶について触

れないようにしているように見受けられる。仮に触れたとして、それらの分子構造がどうなっているのかという議論はない。たとえば、エピソード記憶と意味記憶が、どのような分子構造であるのか、どのように刺激と反応するのかといった議論にはお目にかかったことがない。PETやfMRIを使った画像化の研究でも、脳のどの部分に血流があるかという程度のことしかわかっていない。それでは、言語の複雑・繊細なメカニズムは解明できない。

何がわかったかを報告する論文はあるが、**あと何がわかっていないか、それはどの分野にあるのかを報告しないから、読んでももどかしい。**

実はさまざまな研究成果を総合すれば、かなりのことはわかっているのだが、たまたまそれをシステムの統合できていないだけかもしれない。それくらい**学会や学問領域が細分化**しており、隣接する学会や他の学問領域での研究成果や研究動向が共有化されていない。

筆者は、脳科学、神経科学、心理学、言語学などの専門分野の知識は持ち合わせていないが、システム工学的な観点にたつて、言語システムの要求を考察することはできる。つまり、こんな機能をもつ記憶細胞や記憶分子があれば、言語メカニズムがとりあえず機能するだろうというシステム側からの要求をまとめることはできる。システム要求をつくって、長期記憶にはどのようなものがあって、それらはどのような性質をもっていなければならないか、相互にどうネットワークしなければならないかということ、概観することはできる。

長期記憶	記憶のサイズ・属性	ネットワーク相手先
1. 言語の記憶	数音節	五官の記憶
		言語の記憶
2. 記号の記憶	数音節・五官記憶	所定の運動制御
3. 五官の記憶	様々	言語の記憶
4. 参照記憶	様々な五官記憶	感覚刺激入力
	図式など	
(短期記憶)	(言語記憶一時保管)	

表1 長期記憶のシステム要求解析

おおまかにいって、言語を使ううえで、長期記憶には、1 言語の記憶(言葉の音韻記号の記憶)、2 記号の記憶(反射を生みだす刺激の記憶)、3 五官の記憶(五官で感じた具体的経験にもとづく記憶)、4 参照記憶(目の前の現実と比較するための基準となる記憶)という少なくとも4種類があり、それぞれ記憶の容量や記憶の立ち現れ方が違う。

また、記憶は刺激によって想起されるだけでなく、記憶が別の記憶を想起させることも重要である。

それぞれの記憶が、他のどの記憶を想起させるかというネットワークのやり方や相手方も記憶によって異なっている。たとえばネットワークの仕方にも、アクティブ(能動的に相手を探し求める)か、パッシブ(受動的に見つけられるのを待つ)かの違いがあるように思われる。1は能動的で、自ら他の記憶を探しに行くことができるが、3と4は受動的で、自分から他の記憶を見つけに行くことはできず、ひたすら見つけられるのを待っている。

2.2. 長期記憶の分析

2.2.1. 言語の記憶

2.1で示した言語の記憶と記号の記憶は、言語の記憶が記号の記憶の発展型であり、同じ生理メカニズムであると考えられる。違いは、言語の記憶は、いくつかの音節によって構成されることと、それは五官の記憶や行動の記憶のみならず、他の言語の記憶と結びつくことである。一方、記号の記憶は、まっしぐらに所定の運動制御に結びつける、反射あるいは生得解発機構の一部を構成する。[7]

言語の記憶が五官の記憶と結びつくとき、それがその個人にとっての言葉の意味を構成する。言葉の意味は、個人の体験に根ざしている。たとえば「ラーメン」と聞いて、どの味のスープを想像するかは、その人がどのような地域で生まれ育ったか、これまでどこでどんなラーメンを食べてきたかという経験・偶然に、決定づけられている。言葉の意味がこの経験的な五官記憶にもとづくというのは、心理学でいう「エピソード記憶」とほぼ同じであろう。

一方、言葉の記憶が他の言葉記憶と結びつくのは、たとえば「サルトル」と聞いて、「実存主義」という言葉が思い浮かぶようなものである。サルトルの著作を一冊も読んでいなくても、実存主義とは何かを言えなくても、「サルトル⇒実存主義」というネットワークが生まれる現象が、言葉と言葉のネットワークである。言葉が言葉を想起させる場合も、意味と呼ぶことができる。これは心理学の「意味記憶」に近い。

2.2.2. 記号の記憶

ヒト以外の動物の記号記憶には、生得的な長期記憶もあれば、後天的な長期記憶もあるが、所定の運動制御を生み出すという点で「記号性」をもつところに特徴がある。

通常の言語記憶は直接行動を生まない。これは言語の欠点といえる。言語はもともと記号がもっていた行動性を失ってしまったのだ。一方で、言語の利点でもある。なぜなら、言語のおかげで、より深い

分析的な思考が可能であり、物語や詩歌を生み出すこともできるからだ。

記号がもつ行動への直結は、もしかするとその生理メカニズムが本来もっているネットワーク機能を部分的にしか使っていないのかもしれない。動物は記号のネットワーク機能を生かしきりだけの進化を遂げるにいたっておらず、記号をたまたま回避行動などの本能的反射にかぎって使っているのだ。

ヒトの言語記憶が記号性をもつ場合もある。たとえば、2011年3月11日の地震のときに、「地震だ!」という言葉で、亡くなった父親の「地震のときは船を沖に出せ」という言葉を思い出し、「考えるよりも先に体が動いて」漁船を沖に出した漁師や、避難訓練の成果を生かした釜石の小学生は、言語記憶を記号の記憶に高めた例といえる。[8]

日常的になにげなく使っている言語を、論理的思考・科学的思考のツールとして正しく使うという点で、人類はまだその使用法を身につけていないとはいえない。同様に、言語を直接行動を生み出す記号として使うにあたって、いざというときに備えて普段からどのように言葉を使わなければならないのか、何に気をつける必要があるのか、ということの検討はまだ十分ではない。禅の修行や禅問答は、この試みである。

状況に応じて言葉を論理ツールとして、記号として、臨機応変、自由自在に使い分ける能力を身につけることが大切であろう。

2.2.3. 五官の記憶

五官の記憶も、言語の記憶とネットワークする。しかし、どちらかという、受動的であり、しばしば五官の記憶は鮮明であるのに、「名前だけがどうしても出てこない」、度忘れ現象がおきる。逆の事例、名前は鮮明に覚えているのに意味を忘れることは少ない。これは五官の記憶は受動的で、言語の記憶は能動的だからではないか。

五官の記憶は、海馬でつくられていると考えられるが、まだどのような仕組みかは明らかになっていない。大事なことは、それが長期保存のために大脳皮質(側頭葉)に伝えられる(送られる)ことと、言語(記号)記憶と言葉のインデックスによってネットワークするメカニズムをもつことである。

2.2.4. 参照記憶

参照記憶というのは、一般的な用語ではないかもしれないが、何かの感覚入力に対して、「オヤ、これはどこか間違っている」、「ちょっと変だぞ」、「何か変わったかな」といった反応を生み出すものになる記憶である。

たとえば、M.デュシャンの「泉」は、男性用小便器を美術展に展示した作品である。普通の人は美術館を訪れて、はじめてこの展示を目にすると「これはなんだ。人をバカにするのもいいかげんにしろ」とか、「これは一体なんなんだ」、「ん、なんか変だ」と思う。それは、頭の中に、「小便器はトイレにあるものだ。それに大量生産品だから、美術館に展示すべきものではない。小便器から学ぶことなど何一つない」という価値基準あるいは信念をもつからだ。この作品は、奇をてらったわけでも、意表をつくためでもなく、日常生活では意識しない参照記憶を意識化するためのツールであったと考える。

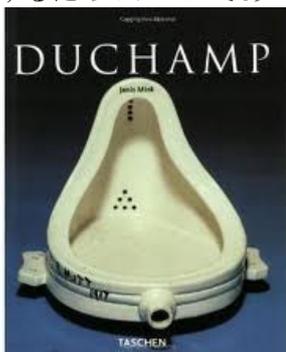


図7 泉

あるいは、住み慣れた自宅の居間を、出かけている間に奥さんが模様替えしていると、帰宅したときに「おや、模様替えしたのか」と思う。これも参照記憶があるから、変化を見つけ出せるのだ。

この記憶は五官の記憶だけであり、文章には存在しないようだ。別の言い方をするならば、参照記憶には、概念は存在しても、文法がない。たとえば、百人一首の和歌を誰かが口にしたときに、それが正しいか間違っているかを言語的・論理的に判断するのではなく、アナログ音韻パターンとして、なんとなく正しい、なんか違うと感じる。これは言語の参照記憶というものには存在せず、アナログ音韻パターンとしての参照記憶しかないからだろう。詩歌が韻を踏む規則をもつのも、アナログ的にパリエーチェックを行なって、記憶を正しく保つためではないか。

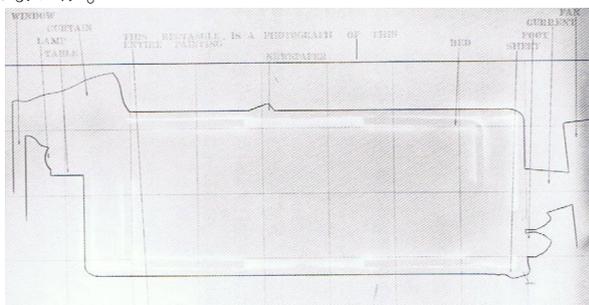


図8 ARAKAWA 分割された連続体(1966)[9]

一方、単語レベルでは、参照記憶の一部を構成するようだ。荒川修作の初期の図式絵画作品に、脳内

にある部屋のレイアウトがどのように記憶されているのかを描いた作品群がある。「分割された連続体」(1966)はそのなかの一点である。ベッドやランプやカーテンやFAXという言葉が、きわめて単純な地図あるいは線上に並んでいる図である。[9]

「最後のつぎ」(1966-67)は、イエス・キリストの最後の晩餐が、我々の参照記憶として、どのように記憶されているのかを示している。[9] 非キリスト教徒には想像しがたいことだが、この参照記憶は、21世紀においても、キリスト教国の国家的価値観を支配している。

2005年にフランスのジーンズ・ブランドであるマリテ+フランソワ・ジルボーの広告がイタリアやフランスの裁判所から使用禁止の措置を受けるという事件があった。この絵画のパロディーを、現代国家の司法機関が許さなかった、そしてそれを誰も問題にしなかったということが重要である。この図式は、今でもキリスト教徒の意識(価値基準)の中核にある神聖な部分を構成しているのだろう。

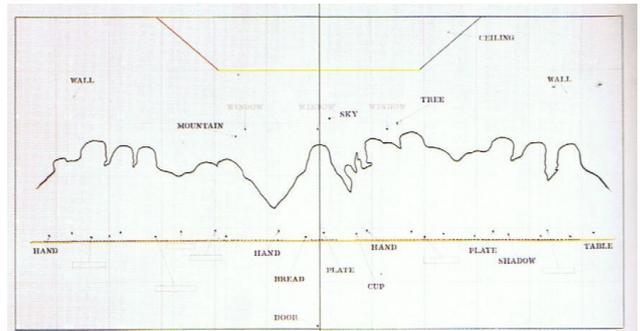


図9 ARAKAWA 最後のつぎ(1966-67)



図10 レオナルド・ダ・ヴィンチの最後の晩餐(1495-98)



図11 マリテ+フランソワ・ジルボーの広告(2005)

最後の晩餐のパロディーは、他にもいくらでも作られているだろうに、どうしてこのポスターは使用禁止になったのかと考えてみた。もしかするとオリジナルよりも美しく印象的であり、大衆へのアピール性をもつため、参照記憶としてオリジナルの存在が霞んでしまうと判断されたのかもしれない。大衆がダビンチの原作を完全に忘れ去り、ジーンズメーカーが掲示するパロディーを本物と信じることを、教会が恐れたというのも大いにありうることである。

また、同じく「双子(対)の習作—話しているあるいは歩いている」(1969)という作品は、「頭」と「空」、「首」と「太陽」、「腕」と「川」といったかなり距離をもった対が示されている一方で、「脚」と「脚」、「靴」と「足」と「●●(移動する実体)」が対になっている。[9] ●●は、足元のさまざまな音や床や地面を踏む触感を指すものと思われる。

今起きている現象の処理も、我々は参照記憶によって行なっている。歩いているときには、意識は脚や足先でおきる現象に多く注がれていて、その他のところは遠景として処理されているためにこのような図式になるのだろう。

これらの参照記憶は、上の部分ではどちらかという受動的・静的であり、足元ではより活性化されていること、動的であることがわかる。足元で感覚刺激が入力されると、参照記憶に照らした反応(違和感)が立ち上がる。

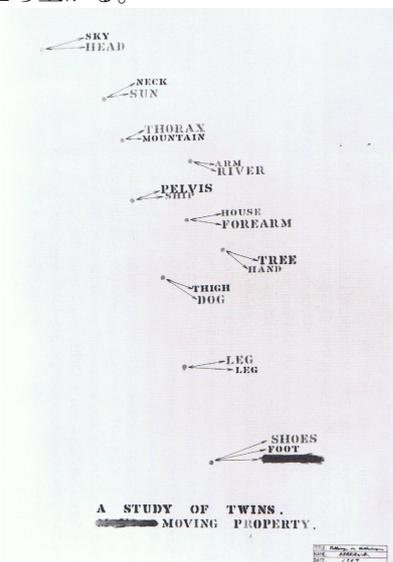


図 12 ARAKAWA 双子(対)の習作—話しているあるいは歩いている(1969)

2.3. 長期記憶の神経免疫ネットワーク

2.3.1. 免疫学は理解不能な理論なのか

LD2の3.1で免疫学者ニールス・イエルネのことを紹介した。朝日新聞に掲載されたイエルネの伝記、トーマス・セデルキスト著『免疫学の巨人イエルネ』(医学書院)の書評に、「免疫学の理論は医学・生物学でも極めて難解な領域であり、理解することは最初から放棄するのが無難だ」と書いてある。書評を書いたのは渡辺正隆つくば大学教授であり、掲載した朝日新聞は多くの人々に信頼されている新聞である。だがどうして「理解することは最初から放棄するのが無難である」ということになるのだろうか。理解を放棄するということは、人類の科学の発達を自らあきらめることであり、現在未解明な諸現象について盲目的に信じるしかなくなり、科学以前の暗黒時代に逆戻りするのではないか。

これは渡辺教授だけの問題ではない。立花隆が利根川進博士に行なったインタビュー『精神と物質』(文芸春秋、1990)の中でも、免疫はわからないという言葉があったように記憶する。

しかし、もし誰かが免疫システムや免疫メカニズムをたとえ途中までであっても解明したのであれば、他の人だって、時間をかけて丁寧に理解する努力をすれば、ひとつひとつの概念の定義をきちんと押さえて他の概念との関係性も明らかにして、論理的に追いかければ、理解できないわけがないのではないかと筆者はきわめて楽観的に考える。言語はそのような深遠なるもの、ラテント・ダイナミクスを包む幾重にも重なった神秘のヴェールを、一枚一枚剥ぎ取ることを可能にする道具である。フラクタルな自然現象の複雑さ(あるいは幾重にも重層化したロシアのマトリョシカ人形のような生命の不思議)に対して、擬似フラクタルな概念の階層的論理構造によって迫ることができるのではないだろうか。

そのためには、すべての科学者が、概念を使用するにあたって、「いかなる概念も、明示された段階的な論理操作によって、具体的な物質と現象から論理的に構築されたものでなければならず、また、逆の操作によって物質と現象に還元されなければならない」というルールを遵守する必要がある。

LD2の「3.2 神経と免疫のネットワーク理論」で筆者は、イエルネの「免疫システムのネットワーク理論に向けて」の最後の部分を紹介した。それが問題解決に直結するという確信はもっていなかったが、イエルネが言い残したことがもしかしたら言語のメカニズムを解明するヒントになるのではないかとはいうおぼろげな予感があった。

以下にその一部を再掲する。2.1で簡単に述べた4種類の長期記憶と感覚刺激・言語刺激のネットワークを想像するうえで参考にならないだろうか。

(神経と免疫の)この2つのシステムは、ともに他の多くの身体組織の中に侵入するが、それぞれはいわゆる「血液と脳のバリア」によって分けられているようにみえる。

神経システムはニューロンのネットワークであり、それは1細胞の軸索と樹状突起が他の神経細胞群とシナプス結合を築いてできている。人間の体内にはおよそ100億個の神経細胞があるが、リンパ球はおよそ1兆個存在している。リンパ球はつまり、神経細胞よりも100倍、数が多いのである。リンパ球はネットワークを構成するために繊維による結びつきを必要としない。リンパ球は自由に動き回るので、直接的な接触か、あるいは彼らが放出する抗体分子によって相互に作用する。

イエルネは「血液と脳のバリア」によって神経細胞と免疫細胞は「分けられているようにみえる」と言っている。けっして分けられていると断言していないところが、彼の論理的なところであり、彼の言葉に信頼性を与える。実は、脳室内で、神経細胞と免疫細胞が相互にシグナル伝達を行なっているようなのである。この分野は、教科書・入門書レベルではまだどこにも紹介されていない。研究レベルではどこまで研究されているのだろうか。

リンパ球は体内で脳以外のほとんどの細胞の間を、血液とリンパ液内で移動し、脾臓・リンパ節・盲腸・胸腺・骨髄内に集中する。しかし脳の毛細血管をグリア細胞が取り巻いていて、白血球が脳内に入らないよう血液脳関門を形成しているから、リンパ球は脳からは排除されていると、長い間考えられてきた。ところが最近になって、健康なヒトの脳内で、活発な免疫調節が行われていることが明らかになったのである。一部の学者は、この脳脊髄液中のリンパ球が脳内の免疫監視をしているという意見を述べているが、まったく別の任務をするために、血液脳関門・血液脳脊髄液関門をつくって、脳室内部を低雑音環境にしたと考えることもできる。

2.3.2. 脳室と脳脊髄液

脳室(Ventricular System)は脳の深奥部にある雑音レベルの低い環境で、脈絡叢でろ過される脳脊髄液(Cerebrospinal Fluid: CSF)で満たされた空間である。脳科学の教科書を読んでも、これら脳室と脳脊髄液について、あまり詳しい説明が行われていない。

たとえば「CSFは脳の表面を循環しており、物理的衝撃に対する緩衝材の役目を果たすほか、神経組

織に対して活動に好都合な化学的環境を提供している」といった表現が一般的である。[10]

まずは脳の成り立ちと、CSFの循環経路から、簡単に概観することにした。

「脳を含む中枢神経系は中腔性の神経管から形成される。神経管の中腔は閉塞されることなく、発生が進むに連れて、形が変化する。神経管の先端部に膨張部が形成され、これが脳となり、中腔の部分が脳室になる。脳室は脊椎動物の脳に特徴的な構造である。(略)

脳室は脳脊髄液で満たされている。脳脊髄液は弱アルカリ性の透明な水溶液である。この液は脈絡叢で作られ脳室を満たし、中枢神経系を循環し、最終的には第四脳室の菱脳正中口と菱脳外側口よりクモ膜下腔に達し、静脈系統で吸収される。[11]脳脊髄液は、血液やリンパ液と同様の第3の循環系である。

「哺乳類以外の脊椎動物には室傍器官と呼ばれている脳脊髄液接触ニューロンの集団が視床下部に存在する。これらの脳脊髄液接触ニューロンはその微細構造から感覚性の細胞であると考えられているが、その機能は定かではない。しかしながら、その形態や局在部位から考えると脳室内の何らかの情報を脳内に伝達していることは想像できる。」[11]室傍器官は、哺乳類では室傍核と呼ばれる神経核に発達しているようである。

脳脊髄液(CSF)接触ニューロンについて、言及している教科書もない。網膜の刺激を脳室内の脳脊髄液に伝えるこのニューロンは、脳脊髄液中では繊毛を伸ばして、パルス伝達ではなく、免疫応答をしていると考えられる。おそらく神経細胞と免疫細胞がシグナル伝達を行なっている神経免疫相互作用という研究領域がまだ存在していないから、研究が進んでいないのだろうと思われる。

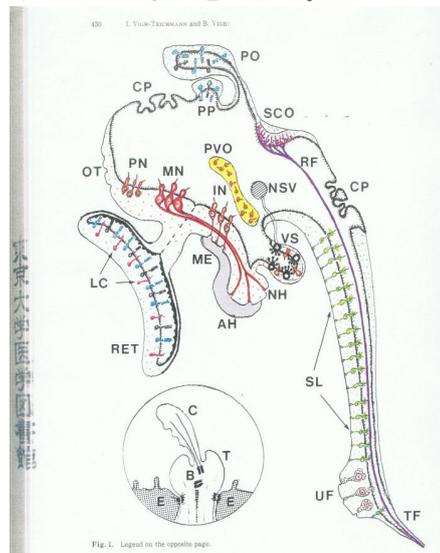


図 13 脳脊髄液(CSF)接触ニューロン[12]

脳脊髄液は、大脳をクモ膜の中に浮べて外部からの衝撃に対して保護するために存在しているという説明が一般的であるが、本当にそれだけが目的なら、脳脊髄液を分泌する脈絡叢が左右側脳室と第三・第四脳室の四ヶ所に分かれる必然性がない。また、150mlの容量なのに毎日その3、4倍、5~600ml分泌する必要もない。教科書に書かれていることは、不十分なのではないだろうか。

脈絡叢は血液をろ過することで、大きな分子が脳室内に入らないようにしている。いわゆる血液脳関門(Blood Brain Barrier: BBB)で、このために脳脊髄液中には白血球や免疫グロブリンは存在しないと思われるのだが、血液中に比べると200分の1ほどの割合でそれらが存在して活発な免疫応答が行なわれているということもわかってきた。脳の一番奥にあり、神経細胞と免疫細胞という2種類の異なった細胞間のシグナル伝達とネットワークというもっとも複雑で難しい領域だからまだ十分に研究が行なわれていないだけというのが実情だと思われる。

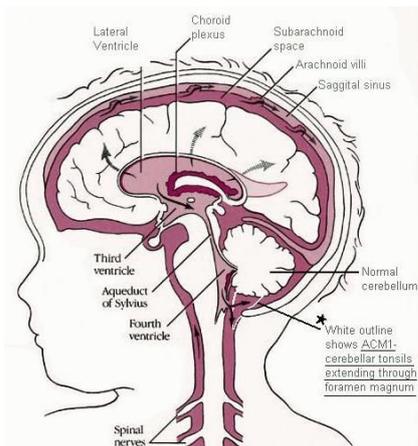


図14 脳脊髄液の循環する場

左右の側頭室の脈絡叢は、前頭葉、脳梁、尾状核、脳弓、頭頂葉、前角、脳梁、透明中隔、視床、下角(海馬)、後頭葉白質、後角、側頭葉と接点をもつ。第3脳室の脈絡叢は、視床と視床下部、視床間橋、第4脳室の脈絡叢は小脳と延髄と接点がある。さらに脳脊髄液はクモ膜下で大脳皮質とも接する。つまり脳脊髄液の通路は、脳のほとんどの部分と接点を持ち、新皮質と辺縁系を結びつける。脳室システムは、脳内の「情報スーパーハイウェイ」なのだろうか。

脳脊髄液の分泌は、心臓から送られてくる脈絡叢動脈の動脈血によって、脈打つように行なわれている。体を動かすとアイデアが湧くのもこのためではないか。

2.4. 記号反射と言語処理のメカニズム

脳室内の免疫ネットワークによって記号反射や言語処理が行なわれると想定すると、どのような生理メカニズムが考えられるか。具体的には記憶を司っている細胞や分子のどこどこがネットワークするのか。

長期記憶	賦活系の接触	抗原・抗体	場所	細胞
1. 言語の記憶	有り	抗原・抗体	脳室内脳脊髄液中	Tリンパ球
2. 記号の記憶				
3. 五官の記憶	無し	抗原	側頭葉	グリア細胞
4. 参照記憶	有り	?	前頭前皮質	?
(短期記憶)			前頭前皮質	?

*賦活系とは、視床や脳幹網様体を想定

表2: 長期記憶のシステム基本インターフェイス

2.1 で考えた4つの長期記憶(言語、記号、五官、参照)について、それぞれどのような機能が必要か、そしてそれが脳室・脳脊髄液内での免疫ネットワークと整合性をもちえるかを検討して、表2にまとめてみた。(公理的手法には、参照モデルのほかに、比較対照表というツールがあり、概念の整理や、認識されていないメカニズムについて考えるきっかけとして有効である。表1や表2はその例である。比較対照表は、とにかく具体的に項目を並べてみるものが大切であり、空欄(あるいは「?」)があってもかまわない。観察・考察しているうちに、空欄が埋まることもあれば、項目の分類が改まることもある。)

2.4.1. 賦活系との接触の必要性

賦活系との接触というのは、視覚や聴覚などの記号を感知する感覚器官から、刺激を受けるメカニズムが必要か、刺激に対して何か対応するようになっているのかを検討した。

記号記憶は、危険や餌を伝える記号に対して、即座に所定の行動をとるために、賦活を受ける必要がある。そして、活性化された記憶が、行動を生み出すために、運動制御の神経を刺激する必要がある。

言語記憶は、記号記憶の発展したものであり、それ自体、状況や訓練次第で記号として作用する。したがって、当然、言語刺激も賦活を受ける必要がある。

これに対して、五官の記憶は、賦活を受けても具体的な行動は生まない。何かを食べて(何かの匂いを嗅いで)、昔味わった味(嗅いだ匂い)であることを、確かにあるいはおぼろげに感じることもある。ノスタルジーと呼ばれる現象である。それは、ときとして当時のことを思い出すかもしれないが、具体的に何か行動が生まれるわけではない。ノスタルジーは、

昔の記憶にひたるだけで、一種の行動停止状態である。

これに対して、参照記憶は、入力された刺激に対して、「ちょっと待って、どこがおかしい」、「何か変だ。時間をかけてよく観察してみて」という警告、内なる声を発する。具体的に何をしろとか、どこがおかしいとは言わないが、異常や変化を報せる機能をもっているのだから、賦活系と近い必要がある。

2.4.2. 言語記憶のネットワーク用コネクタ

さまざまな長期記憶のネットワークが、精密な結合・接続を行なうためには、コネクタが必要となる。10万種類もある言葉の種類に対応できるのは、抗原と抗体の特異的結合のほかには思いつかない。

教科書の挿絵をみると、通常、抗原は突出部(オス型のコネクタ)として、抗体はその突出部を包み込むカバー(メス型のコネクタ)として描かれている。イエルネは、抗原と呼ぶかわりにこのオス型の結合部分をエピトープ、メス型結合部をパラトープと呼ぶことを提案している。[13]

したがって、Bリンパ球受容体に対する賦活は、オス型コネクタである抗原提示として行なわれると考える。実際の言語刺激がもっている物理的特性、言葉の強弱や周波数の高低であるアクセントの形状も、オス型のコネクタとして機能するのに適している。下の図は、「母音」の研究で世界的に有名な千葉勉博士が、母音の研究をする前に行なっておられた「アクセント」の研究から。[14]それぞれ言語によって強弱と高低のバランスが違っていることがわかる。

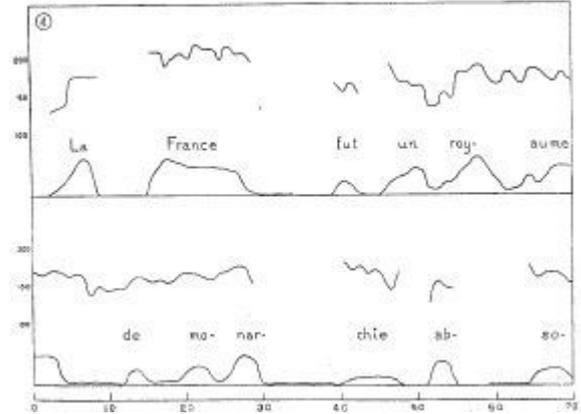
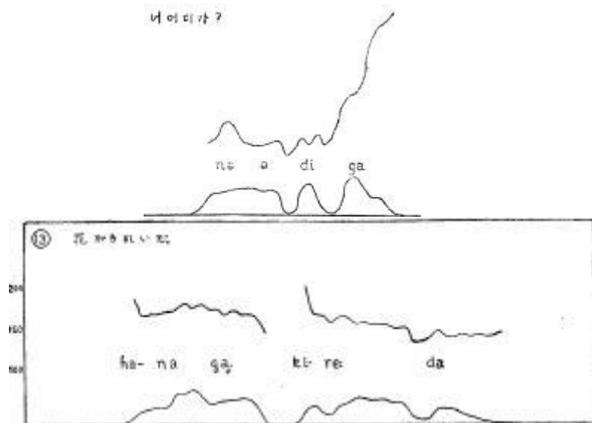


図 15 高低・強弱のアクセントの形状 (朝鮮語、日本語、フランス語の例)

音韻刺激がこのアクセントを反映して抗原提示されるなら、それを待ち受ける言語の記憶は、パラトープによって、賦活を受けることになる。

実際のところ、抗体は、パラトープとイディオトープをもち、パラトープがBリンパ球受容体と結合すると、もとの抗原と類似した抗体が産生され、イディオトープがBリンパ球受容体と結合すると、その抗体と同じ抗体が産生される。エピトープもパラトープもイディオトープもその物理的形状はペプチド配列によって決定される。パラトープからの情報はアナログ情報(あるいはアナログ⇒デジタル変換)であり抗原に類似した抗体を産生する。一方、イディオトープからの情報はデジタル情報(あるいはデジタル⇒アナログ変換)であり、まったく同じ抗体を産生する。

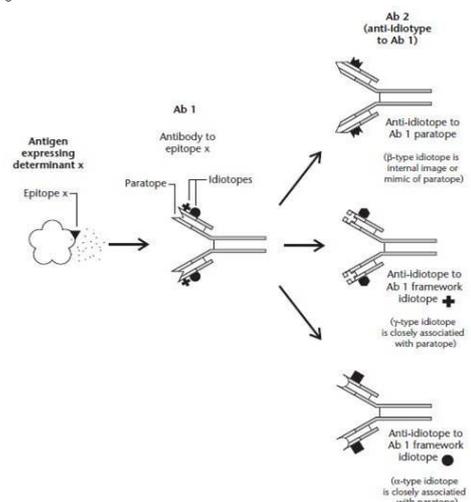


図 16 イディオティピック・ネットワークの例

イエルネは、ノーベル講演である「免疫システムの生成文法」[15]の中で、抗体がBリンパ球受容体とシグナル伝達するにあたって、アナログなパラトープを提示することも、デジタルなイディオトープを提示することもあると述べている。抗体はアナロ

グ・デジタル両方でネットワークする能力をもつと同時に、Bリンパ球や免疫グロブリンはそれ自身がA/D変換能力をもつ。これは言語記憶が、同じ能力を持つということだ。いわゆる概念とは、生理学的にBリンパ球と免疫グロブリンのことを指すと考えてよいのではないだろうか。

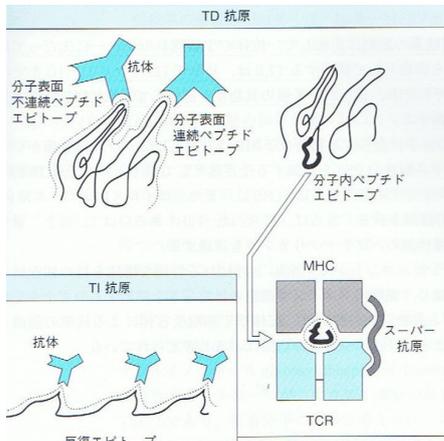


図17 抗原もペプチド列としてつくられる[16]

このネットワーク能力があるから、言語記憶は、五官の記憶と結びつくだけでなく、別の言語記憶ともネットワークできる。言葉の連想が生まれるのもこのためだろう。

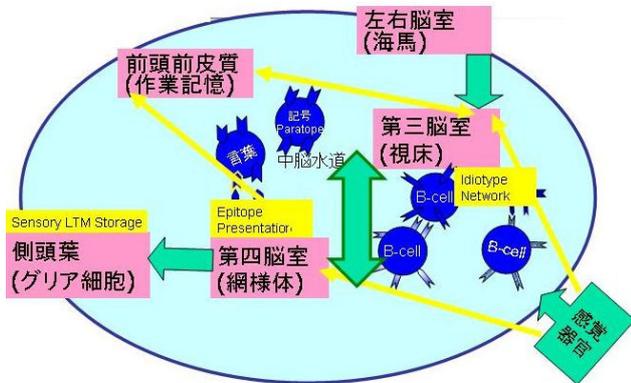


図18 記号反射の脳室内メカニズムの概念図(感覚器官からの刺激入力にBリンパ球を賦活する。記号刺激による運動制御や参照記憶の活性化は、レモン色の矢印によって、行なわれる)

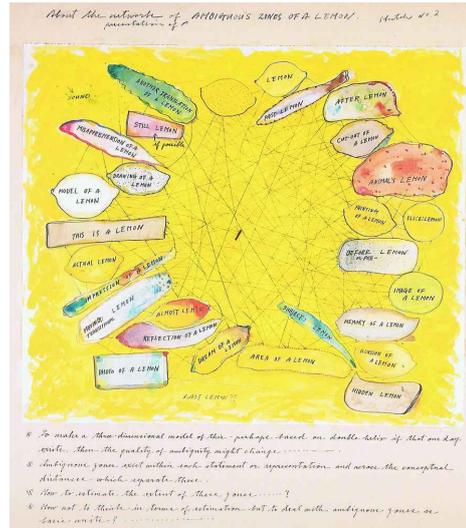


図19 免疫ネットワークの記憶の集積が意味である ARAKAWA 「意味のメカニズム」より[17]

2.5. 五官記憶のネットワーク

では、五官の記憶はどのような結合領域を、どうやってもつのだろうか。そもそも五官の記憶はどこでどう記録され、どこにどう保持されるのか。ネットワークのためのコネクタはどのようにして記憶に埋め込まれるのか。

2.5.1. 五官の記憶の場所

LD2の4.2.2でも紹介した脳外科医 Penfield は、カナダのモントリオールにあるマギル大学付属モントリオール神経学研究所所長として、1934年から30年にわたって700人以上の脳腫瘍性てんかん患者の腫瘍部分の切除手術を行った。

その際、局部麻酔状態にある患者の脳皮質の各所に微弱な電圧(0.5~5V)で短いパルス刺激(1ms)を1分間に数十回発する。電極をあてながら、患者の反応を記録し、患者の証言を記録している。実験結果として、脳皮質の機能局在を反映して、感覚が生まれたり、運動が生まれたり、記憶がよみがえる様子が報告されている。[18]

反応があった場所には数字が書かれた札を置いて、実験の最後に写真を撮影している。なかでも興味深いのは、記憶の領域が、視覚野と聴覚野の中間にある側頭葉にあるということの発見である。

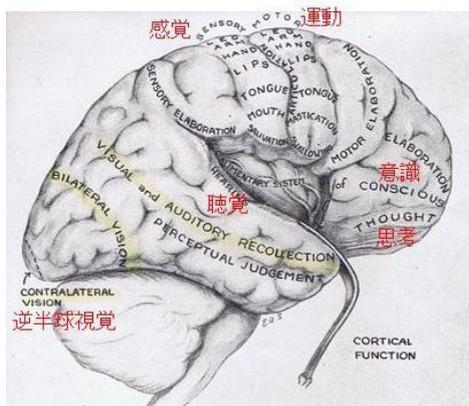


図 20 大脳皮質の機能別地図 [19]

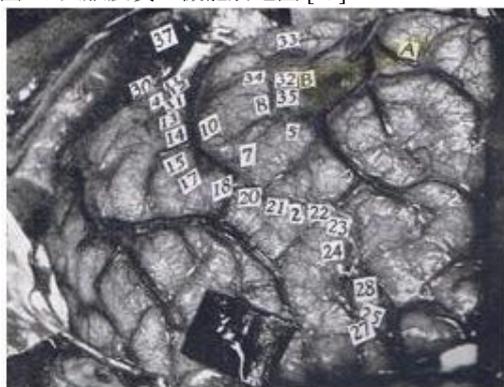


図 21 刺激を与えて反応があった場所を記録 [19]

「側頭葉には無数の神経細胞パターンがあり、記憶の記録となっている。電極は患者に過去の出来事の記憶など心理的経験をもたらす、患者は手術台でそれを説明できる。こうして生み出される幻覚は、視覚か聴覚かその両方であるが、決して単音や静止画ではない。これらの心理的幻覚は、大脳皮質の聴覚野や視覚野を刺激したときに生み出される視覚や聴覚の感覚経験とは著しく異なっており、秩序だっている。

これは体験記憶であり、患者が聴いた歌の再生かもしれない。もしそうならば、患者はそれを始まりからお終いまで「聴いている」のであって、一度に全部を聴くわけではない。患者にとっては正確な記憶というより夢のようなものにうつる。しかしこの夢には、なじみの場所が登場し、親しい人々が話しかつ行動する。このような幻覚、記憶、あるいは夢が、電極がそこにあてられている間中、ゆっくりと展開する。

これは驚くべき発見である。これによって心理現象は生理学となった。もし我々が記録を正しく読み取れるなら、心理研究においても重大な意味をもつだろう。(略)

明らかに電極の下の部分には出来事の記憶を記録するメカニズムがある。しかしこのメカニズムは単純な出来事を記録する以上のことをしているように

みえる。活性化すると、元の経験に付随する感情も再生する。さらに、神経節のメカニズムは、その出来事を思い出したときに感じる感情の記憶やその出来事の重大性に関する論理判断の内訳を、あらたにその記憶に付け足すのである。

過去の出来事の記憶を思い出すときには、中枢神経システム内部の神経細胞メカニズムを作動させなければならない。回想において、記憶は片側の大脳半球で見える片眼失明的な像ではない。単一の感覚器官からの素材に限られているわけでもなく、むしろその逆である。(略)

両半球に届く視覚刺激と聴覚・体性感覚がすべてひとつにまとまっている。それに加えて、原初の体験のときに個人が感じた感情や、その経験に関してその人が行った真か偽かの推論ももたらすことができる。

刺激によって生み出される記憶の場合も同じである。側頭葉には、まちがいなくたくさんの神経節パターンがあるが、刺激が活性化するのはたったひとつのパターンだけであり、ひとつだけの回想が意識に提示される。

記録は出来事の記録だけではない。その経験に関する個人の思考の内訳やそのときの感情も記録されている。脳外科手術の最中に我々が遭遇し、おそらく2つの半球の対応する領域にも同じメカニズムがある神経メカニズムは、1) 記憶された出来事や経験、2) その出来事に関連した思考、3) それを引き起こす感情を再生する機能をもつようである。(略)

この記憶パターンの再生は、両半球を通過するすべての神経刺激(つまりその出来事に関連するすべての神経刺激)の調整あるいは統合なしには、大脳皮質上で形成されえない。記録されているものは統合された全体なのである。」 [19] (P142-4)

2.5.2. 五官の記憶を処理するメカニズム

これらの側頭葉の記憶は、どのようにして記録され、その場所に保存されるのだろうか。一般的に記憶の形成には海馬が関与していると言われている。また、エピソード「記憶の処理には、大きく分けて3つの情報処理の要素が含まれている。」それは、(i) 符号化(encoding)または記銘(memorization)と呼ばれる「覚える」段階の処理、(ii) 貯蔵(store)または保持(maintenance)と呼ばれる「維持する」段階の処理、そして(iii) 検索(retrieval)または想起(remembering)と呼ばれる「思い出す」ための処理である。[20]

これらの3つの処理がうまく行なわれるためには、記銘にあたって、見出し(インデックス)付けが必須である。インデックスのない記憶は、思い出すのに大変苦勞すると思われる。万一首尾よく思い出したとしても、それが正しいマッチングであることを確

かめることができない。したがって、言語の記憶と五官の記憶の間に、選択性・特異性をもつインデックス対応が絶対が必要である。それはどのようなインデックスであり、どのようにすれば取り付けられるのかということも含めて検討する必要がある。

海馬に関するネットワークとしては、パペッツの回路として知られる神経回路があり、「海馬⇒脳弓⇒乳頭体⇒視床前核⇒帯状回⇒海馬」という回帰的な構造であるといわれている。[20]しかしながら、この回路には、側頭葉が登場しない。海馬で記録された記憶が、側頭葉に送られるメカニズムがなければならぬ。

ここで比較的最近話題になっている重要なことがある。大脳皮質にあるマイクログリアは、中胚葉由来の造血細胞で、マクロファージの一種、つまり免疫細胞であるということだ。マクロファージは、「免疫システムの一部をになうアメーバ状の細胞で、生体内に侵入した細菌、ウイルス、又は死んだ細胞を捕食し消化する。また抗原提示を行い、B細胞による抗体の作成に貢献する」とある。

脳内で、ニューロンとグリアの新生は、海馬の歯状回の顆粒下帯(subgranular zone: SGZ)と、その側の側脳室の脳室下帯(Subventricular Zone: SVZ)から嗅球上衣下(subependymal zone of Olfactory Bulb)で行なわれている。これら3箇所が、脳内における胚中心(germinal center)である。ひとつ可能性として考えられるのは、その際に概念記号の音韻記号がエピトープのペプチド列として組み入れられて、エピトープの突起を示すようになり、五官の記憶が記録されて、脳室内(または別の経路)を経由してしかるべき記憶の保存場所に送られて、マイクログリア細胞の形で長期記憶として保持されるというものである。[21]

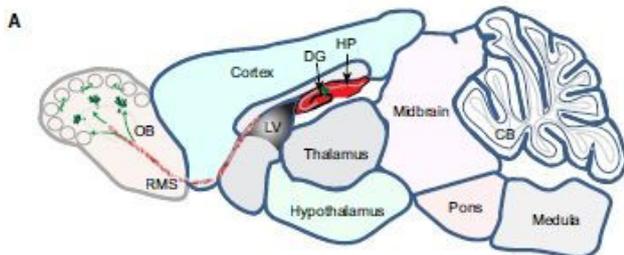


図 22 海馬(HP)歯状回(DG)、側脳室(LV)、嗅球(OB)の胚中心でニューロンとグリア細胞が成熟する [21]

海馬で発達させるグリア細胞にエピソード記憶とインデックスを埋め込んで、それを脳室の脳脊髄液の経路によって大脳皮質に送れば、記憶の記録・保持・検索が可能にならないか。

2.5.3. 記憶は DNA の書き換えによって?

LD2 の 4.2.1 では、記憶のシナプス説を批判して記憶の分子説を唱えたフォン・ノイマンの言葉を紹介した。後になって、記憶の分子説は、H.ヒデンも唱えたが、あまり注目されなかった。[22][23]

我々の体内でもっとも安定的な記憶手段・記憶媒体は、DNA の二重螺旋構造による記録・保持であろう。神経細胞あるいは免疫細胞のなかで、新たな記憶を記録するために DNA を置き換えるものは存在しているのだろうかウェブ検索したところ、胚中心で B リンパ球が行なっているという Neuberger の報告を発見した。[24]

Neuberger によれば、免疫グロブリンの V 遺伝子の再構成メカニズムに比べると、体細胞超変異と重鎖のクラススイッチの生化学的基盤についての我々の知識は初歩的なものでしかないという。しかし、それでも、胚中心で増加する B リンパ球が、一定の時期に限って、およそ 2000 塩基対の DNA を置き換えることは、きわめて重要な報告である。

「抗原に出会って、胚中心(germinal center)での B 細胞の増加の間に、生産的に置き換えられた免疫グロブリン V 鎖のセグメントを含んだ DNA(およそ 2000 塩基対)の短い領域でヌクレオチドの置換がおきる。この超変異は、ゲノムのわずかな領域に限っておきるだけでなく、おきるタイミングも、B 細胞の発達のごく限られた時間帯に限っておきる。」

胚中心で B リンパ球の DNA の置き換えが起きるのであれば、マイクログリアやその他の免疫細胞で起きたとしても不思議ではない。

胚中心とは、二次リンパ組織であり、「抗原にさらされるまでは、一次濾胞(primary follicle)と呼ばれ、樹状細胞(dendritic cell: DC)や休止 B 細胞(small resting B cell)からなっている。一旦抗原に暴露されると、一次濾胞は胚中心(germinal center: GC)を形成し大きな二次濾胞(secondary follicle)になる。そこでは辺縁から入り込んだ樹状細胞やヘルパー T(Th)細胞からの影響を受け B 細胞を中心とした活性化が起きている。」[25]

2.5.4. インデックスはエピトープを埋め込む

では、検索のためのインデックスはどのようにして埋め込むのだろうか。そもそも何をインデックスとしているのだろうか。

パプロフは、条件反射の形成にあたって、「第一のそして基本的な条件は、以前に無関係であった要因の作用と一定の無条件反射をひきおこす無条件要因とが時間的に一致して作用することである。」という。[26]そして第二の重要な条件は、「条件反射の形成にあたって無関要因は、無条件刺激の作用よ

りいくらか先行しなければならない。もし逆に無条件刺激の作用をはじめから無関要因を結合させようとしても条件反射は形成されない。」と述べている。(ここで無関要因は、ベルやメトロノームの音や特定の形である視聴覚刺激のことであり、無条件要因・無条件刺激とは、餌や毒の口内への投入のことを指している。)

つまり条件反射の形成にあたって、記号刺激がまず提示されて、それから餌や毒性物質が口内に投入されることが必須であるという。おそらく動物が新たな記号を獲得するときにも、先に示された記号の刺激(無関要因)が、後から与えられる無条件刺激の記憶のインデックスとして埋め込まれるのであろう。

そしてその記号のインデックスは、おそらく餌や毒などの五官の記憶(エピソード記憶)にも埋め込まれているはずである。そうしないと、餌や毒の記憶を後から思い出すことができなくなる。あるいは、記号刺激を受け容れたときに、餌や毒の記憶と結合して、記号を強化できなくなる。

賦活がエピトープという抗原性の刺激であり、それに反応する記号記憶がパラトープという抗体性の受容体であるとき、エピソード記憶はどちらの形をとるのが妥当かと考えてみると、五官の記憶は賦活される必要はなく、受け身的に認識されることを待っているのだから、エピトープではないかと思われる。

顔は覚えている、味は覚えているけど、名前だけでも出てこないという度忘れがおきるのも、五官の記憶は記号(言語)の記憶によって認識される受動的なメカニズムであるからではないか。

2.6. 参照記憶のメカニズム

2.6.1. 作業記憶は短期と長期と両方ある

2.2.3 で論じた参照記憶は、短期記憶というよりは、むしろ長期記憶に属する記憶であろう。そのことについての記憶を持っていることの自覚がなくても、違和感のある光景やなつかしさを覚える光景によって、記憶が活性化されて、「オヤ、どこか変だ」、「ああ、この景色どこかで見た記憶がある」といった言葉以前の感情がわいてくる。

したがって、参照記憶が存在することについて異論はあまりないと思われるが、この参照記憶について議論しづらいのは、認知科学の世界では作業記憶は短期記憶として扱われるからである。以下では、作業記憶(作動記憶)には、短期記憶も長期記憶もあるものとして議論するので混同されないようにご注願したい。

2.6.2. 参照記憶の在り処：前頭前皮質

前頭前皮質は、「視床の背内側核からの投射を受けている大脳皮質部位」と定義されている。[27] 参照記憶は、視床に入る視覚刺激の変化抽出を行なうので前頭前皮質にあると考えられる。

また、前頭前皮質は脳幹の網様体賦活系(RAS: Reticular Activating System)と、大脳辺縁系の両方との間に強い相互接続が存在する。脳幹網様体からの刺激も、前頭前皮質で処理されているのだろう。

「前頭皮質全体が、前頭前領域を含めて、広い意味で「運動」皮質である。それは有機体のなんらかの動作に関与する皮質である。その動作は、骨格運動、眼球運動、感情表出、発話、あるいは内臓運動であっても、またそれが、われわれが論理的推論と呼ぶような内的、心的動作であっても同じである。」[27]

2.6.3. 参照記憶の不可視性

参照記憶は、決まりきった日常を送っているとなかなか出会うことがなく、活性化されない。異文化体験をするときに喚起される。自分が常日頃慣れたやり方と違ったものを目にする、それだけで違和感を覚えて嫌な気分になることがある。ここに、禅の不条理な公案や現代芸術作品の存在意義がある。

たとえば、家具か大型家電製品を配送にきた運送業者が、靴を脱がずに部屋の中に土足で入ってきたら、普通の日本人は嫌な気分になる。しかしこれはパリに住むフランス人の家庭では当たり前のことである。もしパリに住んでいる日本人のアパートに、業者が土足で部屋の中に入ってきたら住人は不機嫌になるだろうし、逆に業者の人間にとっては、なぜこの家の人間が不機嫌な顔をしているのか、さっぱりわからないだろう。これが異文化衝突である。

パリの生活に慣れればそれは文化の違いであるから、業者が家に入るときに丁寧に靴を脱ぐようお願いするか、あるいは土足で入られても大丈夫なように新聞紙でも敷き詰めておくようになる。要するに、だんだん様子がわかってくれば、対策を立てることができるようになり、不機嫌な思いをしなくなる。異文化摩擦に対して対策を取れるようになる。

実際に外国に生活すると、毎日のように異文化体験を重ねるので、少々なことでは驚かなくなる。見た目ではわからないけれども、ヒトは生まれ育った文化によって、それぞれ違った価値基準や参照記憶をもっていることに気づくようになる。だんだん異文化衝突や異文化体験を楽しめるほどに心のゆとりがもてるようになり、成長する。

だがもし異文化体験を経験しなかったら、参照記憶は受動的に作用するため、おそらくその人は、自分が身につけている参照記憶や文化について自覚す

ることなく、自分の生まれ育った文化の枠でしかものごとを考え、判断できないまま、死んでいくのではないだろうか。

参照記憶の研究は、まだ十分に行なわれていない。それがどのようにして外部からの感覚刺激と比較されるのか、それがどのような記憶の形態をとっているのか、まだ解明されていないようである。

3 文法を可能にした記号の量子力学

3.1. 20 世紀における量子力学の位置づけ

20 世紀の量子力学は、けっして多くの市民に愛された、市民の役に立ったとはいえないのではないか。大学教育を受けていて、一般的には知識層と思われる人たちのなかでも、量子力学のこととなると、手も足も出ない、語ることがないという人が多い。

筆者もその一人であり、フォン・ノイマンの「やがては量子力学の助けを大いに借りる」という表現を読んだときも、それが具体的に何を意味するのかさっぱりイメージがわいてこなかった。フォン・ノイマンの言葉も、正直なところ、頭の上を素通りしていった。筆者は当時、量子力学が何であるのかさっぱりわかっていなかった。

筆者が量子力学に興味をもったのは、今年の Latent Dynamics-2 Workshop のすぐ後のことだった。2011 年 7 月に開かれる人工知能学会情報編纂研究会に向けて予稿を準備しているとき、最新の科学哲学になにかおもしろいヒントはないだろうか、ステイグレルやバスカーの著作を参考にしたことがきっかけである。[28][29][30]

ステイグレルの著作に参考となる言葉を見つけることはできなかったが、バスカーからは貴重なヒントをもらった。

経験則の壁を乗り越える、「科学を僭称する実証主義に取って代わる新たな見方を提案」するにあたって、「認識の主体の意識構造を問う」哲学こそが、「科学の下働きとして、また時には産婆役としてその下地づくりに寄与する」とバスカーはいう。[30] 「経験論的実在論が重視する経験的世界という概念自体、人間を基点にして物事を捉える人間中心的な認識論に立脚しており、結果としていわゆるカテゴリー錯誤に陥った。」そのため、科学哲学のコペルニクスの転回によって、超越論的実在論を提供するという。

超越論という言葉には形而上学の匂いを感じるが、20 世紀の科学が超えられなかった経験則の壁をそれで乗り越えられるならと、議論の展開に期待した。ところがここで述べられた威勢のよい宣言は、第 2 章の歯切れの悪い言葉で一気に帳消しとなり、冷めた気分引き戻されてしまった。

「なお、最初に断るべきであったが、本書では量子力学には言及しないつもりである。哲学では往々にして科学(とりわけ物理学)の最新の研究動向に基づいて議論を組み立てようとする傾向が見られる。しかし、私の考えでは、これはいついかなる時も間違ったやり方である。」

1900 年のマックス・プランクの研究を発端とする量子力学が、100 年以上たった 21 世紀に最新の研究であろうか。この言葉に深い違和感をおぼえた。

量子力学は、半導体、レーザ、光通信、太陽電池、発光ダイオード、磁気共鳴(MRI)から電子レンジにいたるまで幅広く実用されている。これを最新の研究動向とよぶのか。たとえ量子力学の理論がむずかしくても、ものづくりの領域ですでにかなりの知見が蓄積されているはずだ。バスカーの排除の決め付けぶりに、筆者は逆に、量子力学こそが重要なカギを握るような気がした。フォン・ノイマンの「やがては量子力学の助けを大いに借りることになる」という言葉は、筆者の思いが間違いでないことの予言であり、筆者を勇気づけてくれた。

3.2. 記号の物理学:カッシーラーの予測

ドイツの哲学者カッシーラーが、亡命先のアメリカで 1945 年に行なった講演「現代言語学における構造主義」の中で、「言語学は自然科学か」という問いを発している。そして自分なりの答えを示した。「言語学は自然科学か」という問いに対する私の答えはきわめて単純である。自然科学とは何か。物理的対象を取り扱う科学である。

物理学者や化学者は、それらのものの属性を記録し、それらの変化を研究し、その変化を引き起こす法則を発見する。言語現象も同様に研究することができるかもしれない。我々は音を大気の振動とみなし、音声の生理学を様々な音声を生み出す器官の運動として表現できる。しかし、これらをすべて行なっても、ヒト言語を物理世界から分け隔てる境界線を越えるに至らない。言語は「記号的形態」である。それは記号からなり、記号は物理世界には属さない。それら是对話(discourse)というまるで異なる宇宙に属している。自然の物性と記号は同じ基準で扱えない。言語学は記号学の一部であり、物理学の一部ではない。」[31]

カッシーラーが物理的対象と呼ぶのは、五官で観察可能なニュートン力学の世界であり、彼は量子力学に思い及ばなかったのだ。電池がなくなると携帯電話もスマートフォンもパソコンも動かなくなるように、エレクトロニクス機器であっても、最低限の電力を必要とする。記号の現象にも、五官で感知することができない量子力学現象を起こすために、微小なエネルギーが必要である。

3.3. 量子力学現象のための低雑音環境

微小な力学で行われる量子力学現象が起きる環境に要求されるのは、雑音レベルが低いことである。雑音が多い環境では、微小エネルギーにもとづくミクロな現象は、誤りが多発する。

デジタル・コンピュータの著しい発達は、電力をたくさん必要とする真空管が、半導体(トランジスタ)に置き換わったことによる。電力消費量も熱発生量もけた違いに少なくなったことが、寿命や信頼性も集積化も高まることにつながった。

生命体においては、原核生物から真核生物への進化を、つまり細胞質内に遺伝子を保存し転写がおきる場として核膜が形成されたことを低雑音環境の提供と考えられる。核膜のおかげで、DNAからの転写後、非コーディングRNAによる転写後修飾が可能になり、生命進化が加速した。

脊椎動物の記号処理においては、脳室が低雑音環境である。脳室内は、脈絡叢で濾過された血漿成分からなる脳脊髄液(CSF)で充満している。わりと最近まで、CSFの中には免疫パラダイスになっていて、Bリンパ球も免疫グロブリンも存在しないとされていた。しかしながら、血液中に比べると2桁ほど量は少ないが、脈絡叢のおかげで低雑音環境となったCSFの中に、B細胞受容体(BCR)を表面にもつBリンパ球と免疫グロブリン(Ig)が存在し、自由に巡回していることが明らかになった。[32]

3.4. 五官の記憶の分子構造

Penfieldの行なった観察結果の中で、本稿にとってとくに重要であるのは、これだけの観察を行なった結果、「1 記憶された出来事や経験、2 その出来事に関連した思考、3 それを引き起こす感情」などの記憶はよみがえったが、言語記憶はよみがえらなかったことである。Penfieldは主な半球の側頭葉か前頭葉に言語野があること、左半球の後部側頭葉にも言語のための領域があることは観察しているが、それ以上は観察できていない。

「おそらく出来事を思い出すという意識作業は、話したり読むための意識作業とは別のものなのであろう。皮質を刺激したときに患者が人々の話し声を聴いたりその話を理解することはできたが、刺激によって患者が話したり、個別の単語を思い出すということはなかった。」[19]

大脳皮質に損傷がなくておきる超皮質性失語は、ほとんどの言語モダリティー(聞く、話す、読む、書く)は良好であるが、名詞の呼称が重度に障害される失名詞失語(健忘失語)の症状を示す。言語野が健全であるのに、言語記憶だけ失われる現象があるということも、言語記憶が大脳皮質にないことを裏付ける。[33]

言語記憶が大脳皮質上にないとするれば、脳室内の免疫細胞ネットワークであると考えられるのも、荒唐無稽ではない。

3.5. 概念の分子構造とデジタル進化

免疫細胞であるBリンパ球とそれが産生する抗体の免疫グロブリンが、概念装置に必要とされる条件をみたしていることを確認しておく。他にこれだけの条件を満足しているメカニズムは生体内では思いつかない。[15]

- (i) 抗原と抗体が選択的・特異的に結びつくカギと鍵穴の構造をもつ
- (ii) 抗体の抗原結合領域(Fab)のアナログ形状が相補性決定領域(CDR1~CDR3)のペプチドのデジタル配列によって表現されるD/A変換機能をもつ(アナログな形状からデジタル配列を決定するA/D変換機能をもつ)
- (iii) B細胞の数によって決定される抗体の種類が数百万から数億ある
- (iv) 新たな抗原に出会うと、何日かかけてそれに対応する新たな抗体をつくることができる
- (v) はじめは近いもので対応(交差)し、より精密な対応する親和性成熟現象を示す
- (vi) 抗体自体が抗原の役割をはたして、別の抗体(抗抗体 anti-antibody)をつくりだし、相互にネットワークする(「サルトル」⇒「実存主義」といった言葉の音韻記号だけのネットワークが生まれる)

超可変領域であるB細胞受容体や免疫グロブリンの抗原結合領域(Fab: Fragment Antibody binding)が、視覚や聴覚からCSF接触ニューロンによって送られてくる記号刺激をパターン一致で処理している。一致が起きると活性化して、しかるべき行動をとるように、視床や脳幹網様体に伝える。このメカニズムは、ヒト以外の動物の記号活動と変わらない。ヒトは論理的な音素(クリック子音や音節)を獲得したために、自由に記号を生みだすことができるようになった。これが概念のデジタル進化である。

3.6. 概念から文法への進化は喉頭降下による

人類にとって「母音の前の言語」というものを考えることは、人類の最古の言語とみなされているコイサン語でのみ可能である。コイサン語以外では考えられない。コイサン語は、クリック子音だけが使われた時代があると思わせる。「クリックは、軟口蓋気流による吸気音を含む子音である。それが使用されている地域と言語は、コイサン語とアフリカの

わずかな数の言語に限られる。」[34] この南アフリカのインド洋沿いの地域で現生人類が生まれたことが、SNP 解析によって解明された。

「クリックと非クリックを比較解析すると、これらはひとつの一貫性のある音韻システムとしては統合されえない。」[35] この一貫性のなさは、クリック子音から母音をとまなう音節への進化が、時系列上で相前後する進化だからだ。南アフリカの中期石器時代には、スティルベイ(Still Bay, 71.9-71.0ka)とホイソズプールト(Howiesons Poort, 64.8-59.5ka)の2時期に大きな文化的発展があったことが確認されている。[36]

この2時期が、クリック子音の獲得と、母音の獲得に対応していると考えられる。そして、母音の発生が、デジタル通信システムである言語の最後の仕上げとして文法を生んだようである。Westphal は、「いくつかのコイサン語において、ほとんどの内容語はクリックで始まるが、機能語でクリックを使うものはほとんどない」と報告する。[37] 内容語とは、記号(言葉)が記憶と結びつく概念であり、機能語とは記号が法則と結びつく文法である。ここで文法語(機能語)は、「意味の接続や変調規則を示す、主として単音節語の付加あるいは変化」として定義する。

肺気流を用いる母音の発声は、窒息や誤嚥を防ぐために複雑な喉頭の運動制御を必要とする。そのため Lieberman は、「現生人類が声道(Supra-Laryngeal Vocal Tract)の進化を遂げる前に、話し声を生み出す運動パターンの発生装置を配列する神経回路基板が存在していたにちがいない」と述べている。[38]

ヒトははじめ文法をもたずにクリックだけの単語による二語文・三語文を静謐な音響暗室のような洞窟の中で話していた。数千年経過して喉頭が降下し、母音を発する声道を獲得して、音節が生まれ、それが論理的存在になったと考えられる。論理的存在とは、自動的な処理を実行するだけの微小エネルギーをもつ存在である。口から吐き出される息のもつエネルギーが、文法処理にとって重要である。

母音は力もち、雑音に強く、洞窟外で会話できる。また文法を処理するための神経回路基板と反応して、無意識に意味の論理的ルーティングを行う。

たとえば、”and”、“or”、“but”、“if”などの単音節の接続詞は、隣接する単語や意味チャンクがどのような意味つながりにあるかを示す論理的記憶と結びついている。これらの単音節の文法スイッチがメッセージの中に埋め込まれることによって、最小意味単位は、次々と論理的ベクトルを付されて作業記憶領域にほうりこまれ、意味が再構築されていくのである。

3.7. 文法の分子構造

3.7.1. 文法はベクトル

概念の分子構造が、B細胞受容体(BCR)や抗体分子(Ig)の可変領域であるということは、イェルネの説明から類推できた。だが、文法の分子構造となると、いったいどんな仕組みになっているのか、さっぱり想像できなかった。

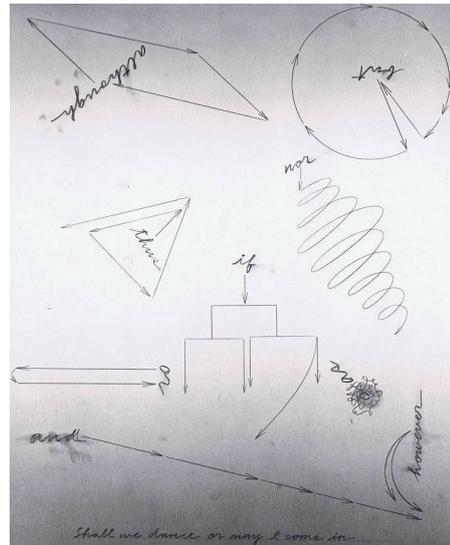


図 23 踊ろうかそれとも入ってもいい? [17]

荒川修作とマドリン・ギンズがつくった「意味のメカニズム」の図式絵画の9は「逆転可能性」という項目である。

その一枚は「踊ろうかそれとも入ってもいい?」と題されて、「and”、“or”、“if”、“thus”、“as”などの接続詞がベクトルとして表示されている。接続詞と無彩色のベクトルだけで構成されたこの絵は、何を表わすのだろうか。

もともと色彩の魔術師と呼ばれたアラカワの色づかいはみごとだ。他の図式絵画や三鷹やニューヨークの住宅の壁や床や天井に使われた色は、カラフルだけどけっして原色ではない。自然の中にある木々や花々や大地を特徴づける色が選び抜かれてそこにある。庭の野草や屋上庭園の灌木や花の記憶と、壁や天井の色が呼応するから、部屋の中にもまるで花畑の中にいるような仮想現実感覚が生まれる。

それらと比べてこの無彩色な矢印の集合は、アラカワ作品としてはじつに珍しい。なぜ無彩色でなければならなかったのかと考えたところ、文法は感覚記憶を伴わない純粋な論理・法則の記憶、論理スイッチの記憶だからではないかと思いついた。ヒトの記憶には、色彩や形をもつ五官の記憶のほかにも、論理の記憶がある。論理には色彩や形はない。アラカワはそれを直観したのだろうか。

ではなぜそれがベクトルとして表現されているのか。接続詞は、意味接続の論理スイッチであり、それぞれの接続詞の論理的接続構造はベクトル表示に適しているからだ最初は考えた。我々の脳内で、接続詞はベクトルとして記憶されている。

しかしなぜヒトは文法をベクトル処理できるのか。これを説明するために、文法の分子構造、文法の生理メカニズムを想像しなければならない。

3.7.2. 不変部のイディオトープ

実は言語のデジタル性を分子生物学や免疫学の最新知識と比較するために教科書を買った。「シンプル免疫学」という薄手の教科書だが、そこに書かれてあることは、筆者の知らないことだらけである。

[16]

この教科書を読んでいたところ、免疫抗体の不変部分に Fc 受容体(Fc: Fragment crystallizable)と呼ばれるものが存在していることを知った。

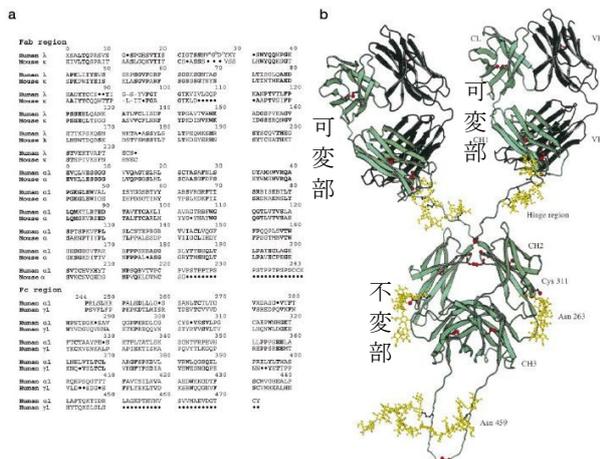


図 24 免疫グロブリンの可変部 Fab と不変部 Fc 領域[39]

この Fc 受容体は、動物の記号のシグナル伝達においてベクトル成分を伝達し、どの方向にどの速度で移動するかを伝えるのではないかと。そしてそれがヒトの言語では、文法として論理ベクトルを伝達しているのではないだろうか。

簡単にいうと、脊椎動物は、記号を処理するときに意味とベクトルを同時に処理する。たとえば「敵だ、逃げろ」という記号を受け取る時は、「どちらの方向に、どの速さで」というベクトル情報も付随する。ヒトはこのベクトル情報処理能力を、文法のために転用して、長くて複雑なメッセージのやりとりを可能にしたのではないかと。だから人間は視覚刺激や聴覚刺激が危険を伝えても、即座に自動的に逃げなくなったのだ。これが言語の脳生理メカニズムの核心部分ではないかと。

3.7.3. 文節と langage articulé

しかし、概念と文法は都合よく、自立語の概念と付属語の文法がペアになって、表現されているのだろうか。

すべての言語でこのような構造が見て取れるかどうかの確認はしていないが、日本語文法における文節と、フランス語における langage articulé(ランガージュ・アルティキュレ)を比較して考察してみたところ、日本語ではほとんどが「自立語(概念)+付属語(文法)」という構造になって配列されていることがわかった。[40]そして、フランス語の場合は、それと真逆で、「文法+概念」という構造が最小の意味単位となって、メッセージが紡がれていることが見て取れた。英語の場合には、日本語やフランス語の場合ほど、構造が明確ではない。

言語刺激が聴覚に入力されると、文節構造がつつぎと処理されて、作業記憶に送りこまれて、意味が再構築されるのではないだろうか。

Oku no Hosomichi C+g structure

(TSUKIHwa)(HYAKUDAI)no(KAKAKUUnishite)(YUKIKAU)(TOSHI)mo(mata)(TABIBITONari)(FUNENo)(UEni)(SHOUGAIwo)(UKABE)(UMANo)(KUCHI)(TORAETE)(Olwo)(MUKAURU)(MONO)ha(HIBI)(TABInishite)(TAB)wo(SUMIKATO)(S U)(KOJIN)mo(OOKU)(TABIni)(SHISERu)(ARI)(Yomo)(IZUREno)(TOSHI)yorika(HENUNno)(KAZEni)(SASOWARE)te(HYOHAKU)no(OMOI)(YAMA)zu(KAIHIN)ni(SASURA)HE(KOZO)no(AKI)(KO)Jono(HAOKU)ni(KUMONO)(FURUSU)wo(HARA)ite(yaya)(TOSHI)mo(KURE)(HARU)(TATERu)(KASUMI)no(SORANI)(SHIRAKAWA)no(SEKI)(KOENto)(SOZOROGAMI)no(MONONi)(TSUKI)te(KOKORO)wo(KURU)Wase(DOSO)JINno(MANEK)ni(Aite)(TORU)(MONO)(Teni)(TSUKAZU)(MOMOHIK)no(YABURE)wo(TSUZURI)(KASANO)(O)(TSUKEKA)te(SANRI)ni(KYU)(SURU)yor(MATSUSHIMA)no(TSUKI)(MAZU)(KOKORONI)(KAKARI)te(SUMERU)(KATAwa)(HITONI)(YUZURI)(SANPU)ga(BESSHONI)(UTSURUNI)(KUSANO)(TOMO)(SUMIKAWARU)(YOzo)(HINANO)(IE)(OMOTEHAKKU)wo(IORINO)(HASHIRANI)(KAKEOKU)

図 25 日本語の文節構造

Descartes『Discours de la méthode』

“g+C” Structure = Langage articulé

「Or」「par」「ces deux」「mêmes」「moyens」,「on peut」「aussi」「connaître」「la différence」「qui」「est」「entre」「les hommes」「et」「les bêtes」,「Car」「c'est」「une chose」「bien」「remarquable」「qu'il」「n'y a」「point」「d'hommes」「si」「hébétés」「et」「si」「stupides」「sans en excepter」「même」「les insensés」,「qu'ils」「ne soient」「capables」「d'arranger」「ensemble」「diverses」「paroles」「et」「d'en composer」「un discours」「par lequel」「ils fassent」「entendre」「leurs pensées」,「et」「qu'au contraire」「il」「n'y a」「point」「d'autre」「animal」「tant parlait」「et」「tant heureusement」「né」「qu'il」「puisse」「être」「qui fasse」「le semblable」.

図 26 フランス語の文節構造

- 「The first」 part of 「the problem」 is 「at present」 the dominant one in physiology. It is closely connected with the most difficult chapters of organic chemistry and of physical chemistry, and may in due course be greatly helped by quantum mechanics. I have a little qualification to talk about it, and it is not this part with which I shall concern myself here. The second part, on the other hand, is the one which is likely to attract those of us who have the background and the tastes of a mathematician or a logician. (John von Neumann "The General and Logical Theory of Automata")

図 27 英語のやや不明瞭な文節構造

4 概念の記号論理学

4.1. ピアジェの記号論理学的な発想

日本の認知科学や自然言語に関する研究には、比較的簡単な実験を比較的多数の被験者に対して行なって統計解析するアメリカ行動主義心理学の影響が根強い。フランスや欧州の哲学・言語学・心理学の影響を受けた発表は多くない。

仏語圏スイスで生まれ育って活動したジャン・ピアジェ (Jean Piaget, 1896-1980) は、「20 世紀の認知科学の基盤を整備し、もっとも著名で影響力のある科学者」といわれる巨人である。[41] そのわりにピアジェの業績は後続研究者にあまり利用されていない。ひとつにはピアジェがあまりに多作であったことがあげられる。「生涯に、少なくとも、論文 483 篇 (10,157 頁)、著書 57 冊 (16,186 頁)、計 26,343 頁に及ぶ原稿を書いている」。[42] ピアジェ紹介者として知られる波多野完治氏も「ピアジェが生きているあいだ、わたしは、ピアジェを読むことが精一杯で、ほかの仕事にまで手が回らなかった。『これはたいへんな怪物にとつとかまってしまったものだ。』」ということばを残している。[43] そのためもあってか、ピアジェには全集や著作集がない。

ピアジェは、心理学・論理学・認識といった目に見えない意識内部のことを論じている。論じ方もデカルト以来のフランス哲学・論理学の伝統に慣れていないと読みこなせない。論理的な発想や理屈をこねることを嫌う日本人にとって、フランスの論理学・哲学は考え方が対極にあるといえる。論理的すぎて手に負えない、頭が受け付けけないという日本人は多いだろう。

これは単なる叙述の方法の違いではなく、実際に頭の中での概念の動かし方も違うことがある。たとえば日本人は引き算のとき、同じ桁の引かれる数より引く数の方が大きかったら、引かれる数のひとつ上の位から 10 借りてきて、上の位を 1「繰り下げる」が、フランスでは引かれる数に 10 を足して、その分引く数のひとつ上の位を「繰り上げる」。フランスの小学生の教科書でこの筆算術を目にしたとき、筆者はそれがいったい何を意味するのかすぐには理

解できなかった。しかしこれがデカルトやパスカルを生んだ国の算数なのである。

このように、目に見えないところで概念や論理操作の仕方が違っている以上、ピアジェの書いたものを読むにあたって、思考法や論理装置が日本人と違うかもしれないと覚悟しておくべきである。実際にガードナーは、フランスにおいては「デカルト的な物の見方と思想の傾向」が「長い生命を保っている」ことを指摘する。[44]

それは「自分自身の精神を観照することが真理への第一の道であるという確信、人文主義的な哲学と芸術の蔑視ならびに論理—数学的かつ幾何学的推理の尊重、動物は精神を欠いており、それゆえ生産的創造的思考が不可能だとする見解、理解および思考における人間の言語の中心的役割の強調、全ゆる知識を統一しようとする熱望、そして人間の本性に対する変ることのない関心」などである。[44] 構造主義者たちもこの伝統から自由ではなく、もちろんピアジェにも上記の伝統を感じる。

「サルとヒトは、毛が三本(の違いにすぎない)」という日本とは考え方が大きく異なるのだ。

4.2. 意識を形成する生得的論理装置

ピアジェは「論理は思考の鏡である。その逆ではない」という。[45] 思考するために論理を持つてくるのではなく、論理があらかじめ存在していて論理にしたがった活動・作用・操作が行なわれた結果が思考だという。

「どんな人も、各自の心の中に、分類、系列化、説明体系、自分一個だけの空間、時間、価値尺度」、たとえば「コレハナンダ、ソレハ大キイカ、小サイカ(オモイカ、カルイカ、遠イカ、近イカ)、ドコダ、イツカ、ドンナ原因デカ、ナンノ目的デカ、ナンボヤ等々」といった基準をもっていて、「われわれは、子どものときから事物がでてくればそれを分類し、比較し(同じか、ちがうかの双方)、時間および空間の中に秩序だて、説明し、目的と手段とを評価し、計画し」ている。[45]

そうしてつくられた群性体は、合成性、可逆性、結合性といった条件を保ちつつ、他の群性体と相互に調整しあって均衡し、個人の意識内でひとつの概念体系を構築する。そしていざ体系が構築されると、それ自体で自律的に均衡を維持するようになる。

「思惟がいったん操作の段階に達してワクが形成されてしまうと、分類のワク、系列化のワク、時間や空間のワクは、発達の段階では実にゆっくりと成立したにもかかわらず、成立した後は、新しい要素を實になめらかに自分の身内に吸収することができる。一つ二つの特殊な部分が新しく発見されるとか、補充されるとか、またはバラバラな源泉からまとめ上げられるとかいう事実は、ワクの体系の全体として

の堅固な斉合性をおびやかすことにならず、かえってこれを調和してしまう」[45]

ピアジェは、もっとも単純な組み合わせにしたがって作られた8つの基本的な論理の群性体を紹介している。8つというのは、2種類ずつ3つの異なる要素を掛け合わせたものだ。

まず加法的か乗法的かという要素は、適用される論理の違いであり、加法はブール代数のOR、乗法はANDである。残りの2つの要素は、概念や操作の特性の違いによって群性体の性質が変わるということのようである。

類か関係性かというのは、概念の性質の違いである。類とは、物の性質を問題にしており、名詞的である。関係性とは比較可能な状態を問題としており、形容詞的な要素が加わる。3つめの要素をピアジェは「組み合わせ・系列化・単純対応」か、あるいは「相補性・複雑対応」という。これは、群性体内部あるいは群性体相互の操作が、一対一対応や単純な二次元のかけ合わせ行列であるのか、もっと複雑な関係かを問題にしているのか、筆者は十分には理解できなかった。筆者はさまざまな概念に対して、ANDやORの操作を試みて、概念体系の構築を試みた。

ここで問題にしたいのは、我々が生得的にもっている論理装置にもとづいて意識を構築していることよりも、その論理装置とは何かということである。筆者は、ピアジェがそれについて論じたものにはまだ出会っていないが、イェルネの講演の中にヒントをみつけた。それは神経細胞と免疫細胞がもっている二分法と二元論の論理であり、LD2の予稿の3.3と3.4のところ、それぞれ二分法と二元論として紹介している。

4.3. 意味は記憶のネットワーク

我々の意識を構築する論理装置は、神経細胞と免疫細胞の二元論と二分法論理であり、それらの論理的演算の結果がどこかに記憶されているから、個別の概念の集合として概念体系が構築されるのだろう。

個別の概念の意味も、記憶の集合、記憶のネットワークである。同じ音韻記号に対して、たくさんの記憶が生まれると、それぞれの記憶が認識し、認識されて、記憶のネットワークを構成する。概念の意味は、このさまざまな記憶のネットワークである。ある概念が聴覚刺激として入力されると、それと関係するさまざまな記憶が想起される。そのときに生まれた感情や思考結果の記憶も、その概念の意味として記憶されるのではないか。

4.4. 概念とは演算するための論理記号

概念とは、音韻記号と五官の記憶・論理の記憶を結びつける装置である。その音韻記号は、音節を1以上いくつか結びつけて恣意的につくられる。

概念がほぼ無限の種類の音節列(音韻記号)と記憶を結びつける装置であることが重要であるのは、その音韻記号を論理回路に投入できるからである。

「AはBかBでないか」という二分法処理をするにあたって、Aのところにも、Bのところにも、概念は投入できる。この二分法の処理によって、類の概念はどこまでも細分化することができる。[46]

また「 $A+B=C$ 」という二元論の論理において、AやBのところにも概念を投入して、Cが具体的な行為・行動であるのが、通常の記号論的な二元論である。

もしAにフランス、Bにパリと入れれば、CはAとBの関係性を表し、その関係性に名前を与えるという関係性概念「首都」が生まれる。

二元論理にもとづく思考結果の類概念や関係性概念などの論理概念をAやBに投入し、その結果に新たな名前を与えることによって新たな抽象概念(論理概念)とすることができる。すると、直接的には物質や現象とむすびつかない抽象度を高めた概念となり(高次抽象概念・高次論理概念)、それをさらに別の二元論理に投入することもできる。

4.5. 科学概念の段階的高次化と還元原則

こうして次々に論理の抽象度を高めた概念をつくることで、人類は文化的に進化した。しかし、そのことによって、抽象概念というものを現実存在と無縁な存在として考え、取り扱う悪しき慣行が広まった。フォン・ノイマンは、論理的概念の高次化を想像していたが、同時にそれが現実との関係性を完全に喪失して、バロックの装飾に陥る危険性も予見していた。[47]そして、経験に戻ることに、科学を無意味な形式主義・審美主義から抜け出すための唯一の救済策であると述べている。

フォン・ノイマンの救済策の提言は、言語学的に言えば、すべての抽象概念・科学的概念は、物質と現象の次元に立ち返って、その次元から単純な論理を積み重ねることで、確かで、共有できる概念にして使わなければならないということだ。

逆にいうと、すべての抽象概念は、何段階かの還元プロセスを経ることによって、物質と現象という言葉以前に還元されなければならないということである。

言葉を正しく使うことだけが、混迷から人類を解放しうる。

4.6. 量子力学と情報理論の混迷を乗り越えろ

20世紀の量子力学と情報理論における理論と利用の著しい乖離は、科学的な概念を適正に取り扱えなくなったために起きたのではないだろうか。

量子力学と情報理論はいくつかの類似性をもつ。

- ともに20世紀に生まれた科学である
- 目に見えない現象を対象とする
- 量子力学ではシュレディンガー、情報理論ではシャノンという特定個人が脚光を浴びる。二人の方程式が教科書で紹介されるが由来は示されない。
- その後の理論の発展がない。
- 理論と実利用が分裂している。実利用(量子力学：レーザー、電子レンジ、太陽電池など、情報理論：携帯電話、コンピュータネットワークなど)は理論の教科書に登場しない。

筆者はシャノンの論文を虚心に読むことで、少しずつ情報理論についての知識を深めたが、一方でシャノンのエントロピーや冗長性や確率の概念に疑問をもつようになった。[3]

同じことがシュレディンガーのネグエントロピーという概念にもあてはまる。「生物は負のエントロピーを食べて生きる」ということをシュレディンガーは言い、この言葉はK. ローレンツを含む多くの科学者が引用している。[48][49]しかし、本稿の図3、図4で示したようにエントロピーはマイナスの値として、正の値である信号強度を内部から朽ちさせるべく作用する。マイナスになれば栄養というわけではない。シュレディンガーのこの言葉を誰も正さないまま、今も彼の著作は書店で売られている。これはまずいのではないか。

そもそも生物は、いったい何を食べているのか。セント・ジェルジ(Albert Szent-Gyorgyi, 1893-1986、1937年ノーベル医学生理学賞受賞)は、光と水であると述べている。彼はフォン・ノイマンと同じくハンガリー人で、第二次大戦後アメリカに移住しており、二人は親交があった。[50]フォン・ノイマン同様に、短く、明快な文体で彼はいう。

「生命の燃料は電子である。より正確には光合成において光子からうばったエネルギーである。」[51]

「生物の世界のエネルギーは、光合成とその逆過程とからなっている。

光合成： $h\nu \rightarrow E^* \rightarrow (E1) \rightarrow (E2) \rightarrow (E3) \rightarrow (En)$

発光： $(En) \rightarrow (E3) \rightarrow (E2) \rightarrow (E1) \rightarrow E^* \rightarrow h\nu$ 」

[52] (h はプランク定数、 ν は振動数)

重要なのは水である。「水は構成分と単独で独立な系をつくり、水なしではほとんどあり得ないよ

うな電子の励起を可能にする。(略)生物学的機構は、実際には水の構造の形成と破壊からなっている。水は単なる生きた機械の媒質ではなく、その部分でもある。また水の構造と電子の励起との相互作用は“生きている状態”の本質そのものと深く結びついている。

水は単に生命の母であるだけでなく、生命のマトリックスでもある。

三重項は光合成においても、またエネルギーを消費する生物学作用においても、エネルギー伝達の主要な手段であるように思われる。またクロロプラスト中でも、クロロフィルの三重項励起が周囲の水構造によって可能になり、安定化されるように思われる。」[52]

ヒトの意識を含む生命現象は、光と水の量子生化学によって解明されるのではないだろうか。イェルネ、フォン・ノイマン、セント・ジェルジら碩学の思考結果を受け継ぐことで、人類は知的ゲノムの誤り訂正を行なって、知的な進化を遂げる時期にきているのではないだろうか。

5 むすび：言語情報処理という研究手法

言語という情報システムの情報源符号化過程をめぐって、やや駆け足ではあったが、記憶のネットワークと生理メカニズム、文法の生理メカニズム、論理的概念の複雑化といったことを論じてみた。十分に時間をかけていないために、まとまりの悪いところがあるが、ワーキング・ペーパーということでご容赦いただければ幸いである。

本研究において筆者がとった手法は、言語というシステムが機能するために構成要素に要求されることは何かという視点から分析する、システム要求解析であった。システムの構成要素を、少ないながらも、明確に分離することによって、システム内部でのダイナミズムを感じ取り、脳の生理メカニズムとの対比によって、言語の生理メカニズムを特定するという手法である。

この解析にあたって、筆者は何一つ独自の実験は行っていない。必要と思われる機能や、関連しそうな脳の部位の名前をウェブ検索エンジンに投入することによって、検索の結果出会った論文や書物に書かれている言語情報をひたすら読み解くという手法である。図書館OPACや電子ジャーナルなど、インターネット社会が実現したおかげで可能となった新しい手法である。

脳神経科学や免疫学が、急速に深化し、複雑化する一方で、隣接する諸科学との対話は十分に行なわれていない。そのような時代に、システム要求解析は、神経細胞と免疫細胞の相互作用についての解析

が必要であるということを感じさせてくれただけでも、多少なりとも有効な手段であったと思われる。

人工衛星の製造会社において、システムエンジニアとは、専門を持たないことを専門とする技術者、人工衛星に関するありとあらゆる技術について専門家から情報を仕入れて、全体的に衛星がうまく機能するように段取りを組むことを専門とする技術者のことである。[53]ますます専門分化していく現代科学の諸分野を統合するために、システム工学的アプローチは有効かもしれない。

言語情報だけによって、科学的考察を行なうことはできる。諸科学を統合することによって、予想もしなかった成果を生み出す可能性もある。そのためには、たくさんの文献の中から有用な文献を選び出す検索能力と、学際的な個別の論文に書かれていることを、正しく理解する読解力が求められる。さらに、シャノンの情報理論や、シュレディンガーのネグントロピーのように、素人目にもおかしい科学概念・言語情報を読解対象から除外する誤り検出能力も求められる。

本来であればこれらの怪しい理論は、学会によって誤り訂正されるべきであるのだが、残念なことにまったく誤り訂正されないまま何十年もまかりとおっている。そのため、個々の研究者が自力で誤り検出、誤り訂正することが求められており、科学研究の発展を阻害している。この現状は、一日も早く正すことが望まれる。 ©K. TOKUMARU 2012

参考文献

- [1] 得丸 デジタル・ネットワーク・オートマトンという思考枠組みとその有効性について 第二回 Latent Dynamics Workshop
- [2] Shannon C.E. A mathematical theory of communication. Bell System Technical Journal 1948;27:379-423 and 623-656. 「通信の数学的理論」植松友彦訳,ちくま学芸文庫 2009
- [3] 得丸 シャノン情報理論へのいくつかの疑問, 信学技報 IT2011-34(2011.9)
- [4] 得丸 情報理論における雑音因子, FIT2012 第11回情報科学技術フォーラム A-039(2012.9)
- [5] 得丸 フォン・ノイマンの考えていた情報理論 信学技報 IT2011-33(2011.9)
- [6] von Neumann, J. 「人工頭脳と自己増殖」,『世界の名著 66 現代の科学 2』中央公論新社 1970 所収 The General and Logical Theory of Automata, Lecture at Hixon Symposium 1948
- [7] 得丸 記号と言語と条件反射 ～鈴木孝夫の『鳥類の音声活動—記号論的考察』に刺激されて～ 信学技報 TL2012-1 (2012.6)
- [8] 得丸 言語情報の獲得と前方誤り訂正手法～シャノン情報理論の誤り検出と誤り訂正～信学技法 IA2012 (2012.10)
- [9] マドリン・ギンズ+荒川修作 ヘレン・ケラー または荒川修作、新書館、2010年
- [10] デルコミン F.、ニューロンの生物学、トッパン 1999年
- [11] 保智己,川野絵美,拜田由華, 脳室の感覚器官: 室傍器官, 比較生理生化学 Vol.23(2006), No.3 pp143-152
- [12] Vigh (1983) The System of Cerebrospinal Fluid-Contacting Neurons (日本組織学記録 46:4)
- [13] Jerne,N.K.(1974) Towards a network theory of the immune system, Ann. Immunol. (Inst. Pasteur) 125C, 373-389
- [14] 千葉勉 Research Into the Nature & Scope of Accent in the Light of Experimental Phonetics, 音声と言語研究叢書 I, 富山房 1935
- [15] Jerne, N.K. The Generative Grammars of the Immune System, Nobel Lecture 1984 (付録 A)
- [16] 中島・高橋・吉開 シンプル免疫学(改訂第4版) 南江堂、2011
- [17] 荒川修作 マドリン・ギンズ 意味のメカニズム リポート 1988
- [18] Penfield W., Rasmussen T. The cerebral cortex of man : a clinical study of localization of function, New York, Macmillan,1952 第1章において手法の詳しい説明が行われている
- [19] Penfield,W., Jasper,H. Epilepsy and the functional anatomy of the human brain, Boston Little 1954
- [20] 渡辺・岡市、比較海馬学、ナカニシヤ、2008
- [21] Guo-li, et. al. Adult Neurogenesis in the Mammalian Brain:Significant Answers and Significant Questions, Neuron 70, May 26, 2011 Elsevier

*衛星システムエンジニア・自然思想家

158-0081 東京都世田谷区深沢 2-6-15 tel. 03-3702-0404

e-mail: tokumaru@pp.iij4u.or.jp

Satellite System Engineer & Natural Philosopher

2-6-15, Fukasawa, Setagaya-ku, Tokyo 158-0081 Japan

- [22] Hydén, H. The Question of a Molecular Basis for the Memory Trace, in Ed. Pribeman, K., Broadbent, D., "Biology of Memory" Academic Press, 1970
- [23] Rose, S.P.R., Holger Hyden and the biochemistry of memory, Brain Res. Bulletin, Vol.50:p443 (1999)
- [24] Neuberger, M.S., Memory in the B-cell compartment antibody affinity maturation, Phil. Trans. R. Soc. Lond. B. (2000) 355:357-360
- [25] 子安重夫編 免疫学最新イラストレイテッド、羊土社、2003
- [26] パブロフ, 大脳半球の働きについて 条件反射学(上), p51, 岩波文庫, 1975
- [27] Fuster, J.M. 前頭前皮質: 前頭葉の解剖学, 生理学, 神経心理学, 新興医学出版社, 2006
- [28] スティグレール, B. 向上心について 新評論 2009
- [29] スティグレール, B. 偶有からの哲学新評論 2009
- [30] バスカー, R. 科学と実在論, 法政大学出版局 2009
- [31] Cassirer, E.A. Structuralism in Modern Linguistics, Word 1:1945, pp99-120
- [32] Trbojević-Čepe, M., Vogrinc Ž., Inflammation and Humoral Immune Response within the CNS Compartment, BIOCHEMIA MEDICA, Zagreb, siječanj—lipanj 2004. Godišnje: 14: pp1-36
- [33] 毛東真知子 絵でわかる言語障害 言葉のメカニズムから対応まで, 学研, 2002
- [34] Nakagawa, H. (2007) Integration of the clicks and the non-clicks Area and culture studies / Tokyo Univ. of Foreign Studies 75:87-96
- [35] Traill, A. (1997) Linguistic phonetic features for clicks. In R.K. Herbert (ed), African linguistics at the crossroads: papers from Kwaluseni (1st World Congress of African Linguistics, Swaziland, 18-22, July, 1994), pp.99-117
- [36] Jacobs, Z. et al. (2008) Ages for the Middle Stone Age of Southern Africa: Implications for Human Behavior and Dispersal, Science 322: 733-735
- [37] Westphal, E.O.J. (1971) The click languages of Southern and Eastern Africa, in Sebeok, T.A., Current trends in Linguistics, Vol. 7: Linguistics in Sub-Saharan Africa, Berlin: Mouton
- [38] Lieberman, P. (2002) On the Nature and Evolution of the Neural Bases of Human Language, Yearbook of Physical Anthropology 45:36-62
- [39] T.S. Mattu, et al.(1998) The Glycosylation and Structure of Human Serum IgA1, Fab, and Fc Regions and the Role of N-Glycosylation on Fcα Receptor Interactions, J. Biol Chem 273:2260-2272
- [40] 得丸 井筒俊彦「分節」概念の誤り訂正と鈴木言語学の発展的継承, 『鈴木孝夫の世界—ことば・文化・自然』第4集, 2012, 富山房インター
- [41] Fischer, K., Kaplan, U. "Piaget, Jean" in Encyclopedia of Cognitive Science/Nature Pub. Group, London, 2003
- [42] 大浜幾久子, ピアジェ理論の展開, Ann. Rep. Educational Psychology in Japan, 36:144-155, 1997
- [43] 波多野完治全集 第4巻 p410, 1990年, 小学館
- [44] H. Gardner,(1972) ピアジェとレヴィ=ストロース 第2章, 誠信書房 1975
- [45] Piaget, J. (1947) 知能の心理学 みすず書房 1967
- [46] 得丸 概念体系構築と概念操作を行なう生命のブール代数 人工知能学会 知識ベ-システム研究会 KBS 90, 37-42, 2010-10-14
- [47] von Neumann, J. The Mathematician, in "the Works of the Mind", 1947 Univ. of Chicago Press (付録 B)
- [48] シュレディンガー(1944), 生命とは何か—物理的にみた生細胞, 2008, 岩波書店
- [49] K・ローレンツ 鏡の背面 人間的認識の自然誌的考察, 谷口 茂訳、思索社 1989
- [50] Aspray, W. Origins of Von Neumann's Theory of Automata, The Legacy of John von Neumann, 1990, Providence, R.I. : American Mathematical Society p295 注 10
- [51] セント・ジェルジ 生体の電子論, 1973 広川書店, p63
- [52] セント・ジェルジ 生体とエネルギー 1958 みすず書房, p18
- [53] 得丸 ヒト話し言葉デジタル通信システム研究の学際的性質概観と, 発話と聞き取りを結びつけるエントロピー利得(情報理論)について 情報処学会研究会報告 人文科学とコンピュータ 2010-CH-88-5 (2010年10月)

付録

A. 免疫システムの生成文法(1984年12月8日)

ニールス・K・イエルネ ノーベル講演

文法は2000年来の科学だが、免疫学はわずかこの百年間、生物学の中で尊敬されるべき地位を得たにすぎない。どちらの科学もいまだに難題が解けていないが、これから言語学と免疫学、言語表現と免疫システムとの間の相似性を指摘してみたい。

まず、私の専門領域である免疫システムにおける重要な要素をいくつか思い出してみよう。1890年にフォン・ベーリングと北里は、はじめて、免疫した動物の血清の中に抗体を発見し、これらの抗体がジフテリアの毒素や破傷風の毒素を制圧することを示した。彼らは、抗体の**選択性(特異性)**も示した。対破傷風毒素の抗体はジフテリアを制圧できないし、逆もまた然りである。これらの発見の後、30年間あるいはそれ以上にわたって、免疫学者の多くは、我々の体のすべての細胞が抗体をつくりだすことができると信じていた。1950年代になってようやく明らかになり、1960年に示されたことは、リンパ球と名付けられた白血球細胞だけが抗体をつくりだすことができるということだ。リンパ球の総数は、動物の体重の1%より少し多いほどである。したがって、我々の免疫システムは、およそ1兆個のリンパ球によって構成される器官であるといっても間違いではない。

(ヒト) 免疫システム = 1兆個のリンパ球

我々の3000分の1の大きさであるネズミの場合は、

(ネズミ) 免疫システム = 3億個のリンパ球

この免疫システムについての簡単な説明の中では、リンパ球が体内の他のほとんどの細胞と相互に作用するという事実は顧慮しない。それは私の定義においては、厳密な意味での免疫システムとは考えない。

この免疫システムにおけるリンパ球の数は、神経システムにおけるニューロン(神経細胞)の数より少なくともひと桁大きいという事実に注目いただきたい。また、リンパ球は体内で脳以外のほとんどの細胞の間を、血液とリンパ液内で移動し、脾臓・リンパ節・盲腸・胸腺・骨髄内に集中することも留意しておくべきである。しかし奇妙なことに、リンパ球は脳からは排除されているようだ。1960年代は免疫学的な発見にとって非常に実りある時期であった。いくつか紹介すると、60年代はじめには抗体分子の一次構造が明らかになった。(14, 15) ついで、あるひ

とつのリンパ球によって生み出されるすべての抗体分子はまったく同一であるというパーネットの見解が正しいことが示された。そして、60年代の終わりになって、リンパ球にはT細胞とB細胞の2種類があり、どちらもほぼ同数あることが示された。(17, 18, 5) Bリンパ球あるいはB細胞だけが抗体分子を分泌する。

この様子を図1に示す。

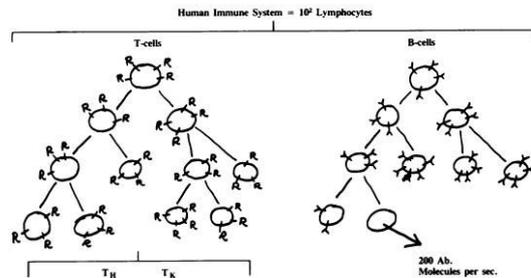


Figure 1.

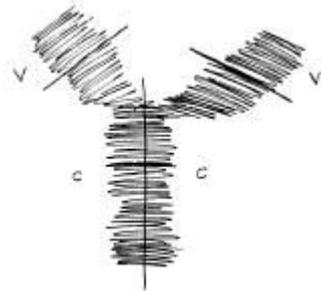
この図から覚えておいてほしいのは、我々が知っていることと、我々が今の時点では知らないことの両方である。我々の知識は速度を速めながら増えている。昨日わからなかったことが明日わかるかもしれないし、今日正しいことが明日間違っているとわかるかもしれない。このように、Bリンパ球は受容体と呼ばれる分子を表面上(B細胞ひとつあたり約10万個の同一の受容体)に付けて運んでいることが知られている。そのような「休息中の」B細胞がしかるべく刺激されて分裂し成熟すると、その子孫は休息していたB細胞がもともと示していた受容体とまったく同じ抗体を1秒間に2000個分泌する。抗体をつくりだすクローン的な性格は、1970年代初頭に明快に示された。(19, 20) しかしながら、外部からの抗原に対する動物の通常の抗体反応は、非常にたくさんの異なるクローンが使われる。そしてこれはふつう数100種類の異なる抗体分子の製造という特徴をもつ。(21) Tリンパ球も表面上に受容体分子をもっていることが知られている。しかし、これらの分子は2年前に発見されたばかりでまだ解明されていないし、第二に、T細胞はそれらの分子を分泌しているわけではない。これらのT細胞受容体は、抗原認識分子であり、B細胞だけが生み出す自由に巡回している抗体分子の数に貢献するわけではない。さらに、T細胞には少なくとも2種類の異なった型があり、そのうちのひとつはB細胞が刺激を受けた状態になるのを手助けするのでヘルパー細胞(T_H) (22)と呼ばれている。(彼らがいなくときには、彼らはB細胞が適切な刺激を受けることを防止する); もうひとつのT細胞はTキラー細胞(T_K) (23)と呼ばれている。なぜなら彼らは望ましくないと考える他の細胞(ウイルスに感染した細胞や、他の人から移植さ

れた細胞など)を殺すことができるからだ。さらに、抑圧細胞として、彼らはB細胞が刺激を受けることを予防する。(6)

こうして、B細胞は抗体言語を表現したいという一途な願いをもっている構図を示すが、それを促進あるいは抑制するT細胞に従属しているのである。

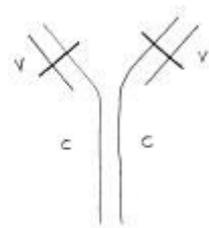
文法を眺める前に、抗体分子の構造について簡単に触れておかなければならない。生物学において何かを調べれば調べるほど、それはますます複雑な様相を示すようになる。これは抗体分子の構造においてもあてはまる。すべての抗体分子の基本的な要素は、分子重量がおよそ15万ダルトンのY字型をしたタンパク質の構造をもつ。(26)

これは三次元構造であり、すべての分子や細胞について生物学が扱わなければならない対象である。我々の意識は一次元の直線配列を扱うことには慣れているのだが、三次元的なものをみると戸惑う。しかし、図2として二次元のラフなスケッチを書いてみることにする。



この分子はいくつかの重要な方向から分断することができる。垂直に分断するとシンメトリ(左右対称)になる。そうすると抗体分子は同じ形に二分される。さらに切断すると、いわゆる「不変」(C)部分と「可変」(V)部分とに分ける。「不変部分」と呼ぶのは、異なる抗体特異性をもつ分子であってもこの部分を共通にもつからである。(たとえば、ジフテリアの抗毒素と破傷風の抗毒素が、共用するということだ。)

可変部分というのは、ここで抗体分子のこの部分はその抗体の特異性を決定づけるということである。2か所の可変部分はまったく同じであり、これは特異性という点では分子は2価であるということだ。我々が困難に感じているのは、二次元のスケッチを直鎖状の一次構造に変換することではなく、三次元の三次構造に変換することである。一次構造は解明されている。(14, 15) 図3で示すように、半分の分子は、214アミノ酸残基の軽いポリペプチド鎖と、400アミノ酸残基よりも少し多い重たいポリペプチド鎖から構成される。



異なる特異性をもつ抗体分子は、カルボキシル末端部分では同一のアミノ酸配列をもつが、アミノ酸末端部分では重鎖でも軽鎖でもアミノ酸配列が異なることがわかった。(24) このことから直ちに明らかになったのは、抗体分子の膨大な多様性、抗体が認識できる膨大な数の異なった分子、言葉を変えれば、抗体特異性の膨大なレパートリーは、可変部分のアミノ酸配列の莫大な数の多様性に起因するであろうということである。しかしながら、この直観は、我々の問題を解決しない。これでは、言語における単語や文の莫大な多様性は、文字や音素の配列の莫大な多様性のおかげであるといっているようなものだ。

免疫学における解釈は実質的には伝統的なままであった。つまり、この抗体分子の可変部分が三次元の「結合部位」を形成し、「特異性」とは単純にこの結合部位が抗原分子の三次元的な外形と相補関係の形状であるということだ。抗原とは、免疫システムに、これらの抗原を認識することができる特異的な抗体を生みださせるように誘導するものに与えられた名であり、今もそのまま使われている。抗体結合部分は、抗原分子の外形の突出部分を認識する裂け目として想像されており、すべての抗体はそれらが認識する抗原にもとづいて名づけられている。たとえば、ジフテリア抗毒素、対羊赤血球細胞抗体、対TNPといった具合だ。(25) さてここで、この抗原システムと特異性をもつ抗体分子の大きさがどれくらいであるのかをざっと示してみる。

まず、分子重量が1万ダルトンを超える高分子について考えてみる。これらは、多糖類、タンパク質、リポタンパク、核酸、ウィルス、バクテリアであり、この世に存在するどのような分子あるいは粒子であろうと、免疫システムが特異的な抗体を作り出せる抗原となる。そればかりではない。ニトロフェノールやアルソン酸、あるいは思いつくかぎりのいかなる有機・無機の分子であろうとも、タンパク質などの搬送分子と結びついたときには抗原性である。そのとき免疫システムは、たとえそれらの分子が世界中にいまだかつて存在したことの無い化学実験室で合成されたものであったとしても、それらを認識する特異性をもつ抗体を産出する。(1) どうしてこんなことが可能なのだろうか。たとえば、ネズミの免疫システムは1億個ものBリンパ球を保有しており、

それがその抗体分子の可変部分の最大限利用可能なレパートリーである。「認識」は完璧なものである必要はなく、同じ「結合部位」はある程度の精度で多くの類似した抗原を認識できるようなのである。

さて、これはこの25年の間に明らかとなった注目に値する発見であるが、抗体分子の可変部分はそれ自身が抗原となり、抗抗体(anti-antibody)の産生を促すのである。Kunkel (27)は、モノクローンの骨髄腫抗体を、別の動物に注射したとき、使用されたその特定の抗体を認識する特異性をもった抗体を産出するが、それが他の骨髄腫患者から取り出された別の骨髄腫抗体のどれも認識しないことを明らかにした。この仕事は別の学者たちによっても継続されたが、主にはパリの Jacques Oudin とその同僚たちが行ない、免疫を受けた動物の普通の抗体分子が抗原となって、特異性をもつ抗抗体を産出することを示した。(28, 29, 30, 31) 言い換えるならば、ある抗体分子の可変部分は、その「結合部位」を構成するのみならず、他の動物において対イデオタイプ抗体を生みださせる(そのイデオタイプと名付けられた)抗原性の性質を示す。さらにわかったことは、ある特定の抗体分子の可変部分である抗原的なイデオタイプのプロフィールは、単一の場所ではなく、いくつかの離散的な場所から構成されていて、それらをもとにさまざまに異なった種類の対イデオタイプ型抗体分子が作りだされるのだ。これらの個々の場所のことを、今、イデオトープと名づけることにする。これが意味するのは、ひとつの抗体分子のイデオタイプは、一式異なる免疫原性のイデオトープによって表現されえるということである。そして最後に、ある一匹の動物の免疫システムは、あるひとつの抗原に対して特定の抗体を産生したあと、ひき続いて自分自身が作りだした抗体のイデオトープにもとづいて抗体を産生し続けるということが明らかになった。後者の対イデオトープ抗体も、同様に、新しいイデオタイプのプロフィールを示すので、免疫システムはイデオタイプ相互のネットワークを表現しているということが明らかとなった。(7, 8, 9, 10, 11).

ここにお見せする図4は、我々が漠然と想像しようとしている、ひとつの抗体分子の可変部分の予想形状図である。

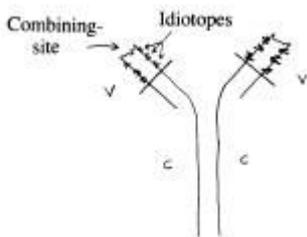


Fig-4

この絵は歴史的な妥協の産物である。我々は抗原中心の伝統をひっくり返して(25)、抗体分子がその産生を促した抗原分子を認識する「結合部分」という概念として残している。そして我々は単純にいくつかのイデオトープを同じ可変部分に書き足したが、それらはこれらのイデオトープを認識する「結合部分」をもつ他の抗体分子の産生を誘導することができる。

さて、この我々の実験結果を解釈しようとする、問題に巻き込まれてしまう。すでにお話したように、活性化していない状態のBリンパ球は、表面上に約10万の同じ受容体分子を示しているが、それはBリンパ球とその子孫が抗原によって刺激されると産生する抗体分子の型を示す。

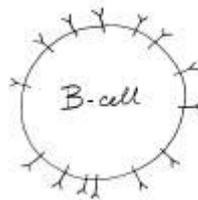


Fig-5

しばらくの間、図5として示されたこの絵に戻ることにする。そして、B細胞の表面の微小部分の拡大をおこなって、単一の受容体分子だけに注目するために図6で示す。いつもどおり、線を入れて、可変部分と不変部分を分ける。

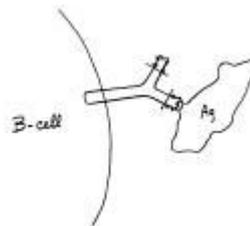


Fig-6

ご覧のとおり、抗原を認識する結合部位と、いくつもの抗原的なイデオトープを、分けて示している。抗原分子の想像図も書き入れたが、その一部はB細胞受容体の結合部位によって認識される。これは抗体産生の選択理論の基本的な図柄であり、バーネット(16, 2)によって明快に構築された。抗原は、それによって認識されるリンパ球を「選択し」、それらの細胞が増殖し、成熟し、適合する結合部位をもつ抗体を産生するように刺激する。明らかにT細胞による制御も関与するし、成長因子や成熟因子などもあるが、この図式が抗体産生の基本的構図であることは変わらない。図7は、これらの抗体分子のひとつを示すが、これが抗原の表面特性(「エピトープ」)を認識する。

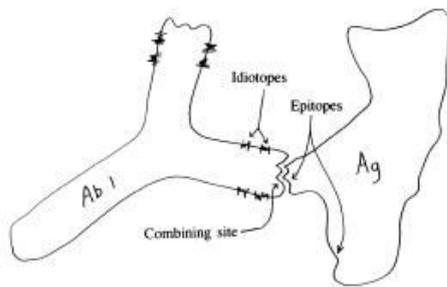


Fig-7 Figure 7.

ここで、しかしながら、結合部位と抗原的なイデオトープの両方を表現しているこの抗体分子(Ab1)が、抗原として用いられることを想像してほしい。すると、2つの状況 α と β を思い描くことができる。

図8が図式的に示すのは、自由に回遊するAb1分子が、(抗原を)認識し、B細胞の受容体にくっつく。この図は、ふたつの異なるB細胞が、抗原として機能しているAb1分子によって刺激されている図である。 α の事例では、B細胞の受容体の結合部位がAb1のイデオトープを認識し、細胞はそれに対応した抗イデオトープ抗体(Ab1)を産生するように刺激を受ける。 β の事例は、しかしながら、Ab1分子の結合部位がB細胞の受容体を認識し、もとの抗原が示したエピトープに似た形をもつイデオトープをもつ抗体を産生するよう刺激を受ける。

実験の結果、これらの状態はどちらも起きることが示された。たとえば、もしももとの抗原がインシュリンであり、Ab1が抗インシュリン抗体なら、 β 型の抗イデオトピック抗体(Ab2)は、インシュリンへの類似性を示し、SegeとPatersonが示したところによれば、インシュリンのように機能する。(32)他のシステムにおいても、同様の結果がCazenaveとRoland、Strosberg、Urgainおよび彼らの同僚、その他の研究者によって得られている。(33, 10, 39, 35)

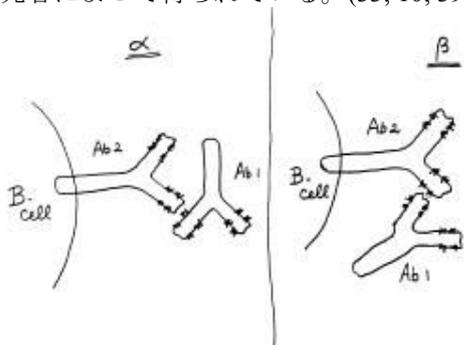


Fig-8

しかし私がここで問題にしたいのは、これらの α と β の2つの状況は本質的に違うのか、そうでないのかということの検討である。Ab1がAb2を認識するというのと、Ab2がAb1を認識するというの間に違いはあるのか。この三次元の分子レベルで、我々は「認識する」というのと「認識される」ということを別のものとして識別できるのか。もしそう

でないというなら、イデオトープと結合箇所を別のものとしてみることに意味がないことになる。そして、我々が言えることは、いかなる抗体分子の可変部も、いくつかの同等の結合部位あるいは一式のイデオトープを示しており、すべての抗体分子は複数の特異性をもつということだ。この点に関してはくりかえし指摘されているので(36, 37, 38, 25)、私があらためて言う必要はない。その代わりに、私はここでこの議論にある種の数霊術をもちこんでみたい。

ヒトであろうとネズミであろうと、ある一個体の動物の免疫システムがつくりだせる異なる種類の抗体の数はどれくらいだろう。どちらかといえば乏しい証拠にもとづいて、過去の二、三十年この数字の推定を行なったところ、一千万以上あると推定される。この莫大な多様性は、Bリンパ球のレパートリーと呼ばれてきた。この「レパートリー」は、Coutinhoによって「完璧」(39)と呼ばれた。「完璧」とは、免疫システムは、特異性をもつ抗体を産生することによって、世界中に存在するいかなる分子にも対応できる。そしてさきほど私が触れたように、一度も出会ったことのない分子に対しても対応できるということである。

免疫学者は、ときどき「免疫応答」のように言語学から用語を借りてくる。言語をみれば、どの言語も十萬語かそれ以下の数の語彙でまかなっていることがわかる。つまり、語彙の大きさは、免疫システムがもっている抗体のレパートリーの大きさに比べて100倍ほど小さい。しかし、もし我々が、抗体分子を特徴づける可変部分が、それぞれが100アミノ酸残基長からなる2つのペプチドによって構成されており、その三次元構造が一式の結合箇所を示していると考えれば、我々は言語と免疫システムの間にもっと妥当と思える相似を見つけることができる。つまり、ある抗体分子の可変部分を単語としてみるのではなく、文あるいは節としてみるのだ。そうすると、免疫システムの莫大なレパートリーは、単語の集合である語彙ではなく、免疫システムが出会うかもしれない抗原の多様性によって表現されたいかなる文にも対抗することができる文例目録ということになる。

ここで私はノアム・チョムスキー(3)から言語学に関して引用しよう。「いかなる言語学理論であろうと、それが重要な理論であるためには、ある重要な事実を説明しなければならない。それは、成熟した話し手は特定の状況において新たな文を生み出すことができ、他の話し手たちはそれが同様に新しい文であるにもかかわらず、即座にそれを理解することができるということである。文法とは、きちんと構成された文章を規定し、その中のひとつひとつの文にひとつまたは複数の構造的記述を指定するための

装置である。おそらく我々はそのような装置のことを「生成文法」と呼ぶべきである。それは理想的には中心となる構文要素をもっており、音韻的要素と意味要素をもっている。」ここまでが私の引用である。言語における文章の組合せが莫大であることから、チョムスキーは「際限のない」という言葉を使う。私もこの「際限がない」という言葉が、抗体レパートリーの「完全さ」を表現するにあたって最適な表現であると思っている。

チョムスキーが指摘する生成文法の要素のことについて、我々はいくぶん想像をはたかせることによってこれらの要素がタンパク質構造のさまざまな特性においてもあてはまることがわかる。すべてのアミノ酸配列はポリペプチド鎖であるが、すべての配列がきちんと折り畳まれて形が整った安定したタンパク質分子を生み出すわけではない。疎水性、静電性など、いくつかの文法規則が必要であるように思われる。しかしながら、意味論的な相似性を見つけることはより難しいのではないか。免疫システムは意味ある抗原と意味ない抗原を区別するだろうか。もしかすると、「自己」と「非自己」というのは有効な例かもしれないが。

一見して思えるのは、侵入してくるタンパク質分子が示す文に対する免疫応答とは、莫大な抗体レパートリーの中から、抗原文の一部に適した鏡像を選択するだけなのかもしれない。

ご存じのように、レオナルド・ダ・ヴィンチは手書きの鏡文字で日記を書いた。鏡文字を書いたり読んだりするのは相当の練習を積まなければならないことだ。一例を図9に示す。



Fig-9

続く2つの図で、私は普通の文字を黒で示し、鏡文字を表すために灰色の部分を使っている。

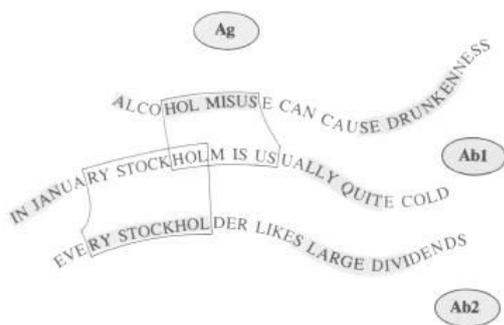


Fig-10

図10は、抗原の「文」を示す。その一部はAb1に鏡像として写し取られている。抗イディオトープAb2はAb1の一部を鏡像にするが、もともとの抗原とは何の接触ももたない。図11は、もうすこし複雑だ。ここではもともとの抗原はインシュリンであり、「OF INSULIN DE」という文字列が活性化した部位を示し、Ab1によって鏡像として写し取られる。抗イディオトープ性の抗体としてAb2αとAb2βの2つがあるが、鏡像を鏡像とするので、インシュリンの活性化した部分を示すことができる。(32)

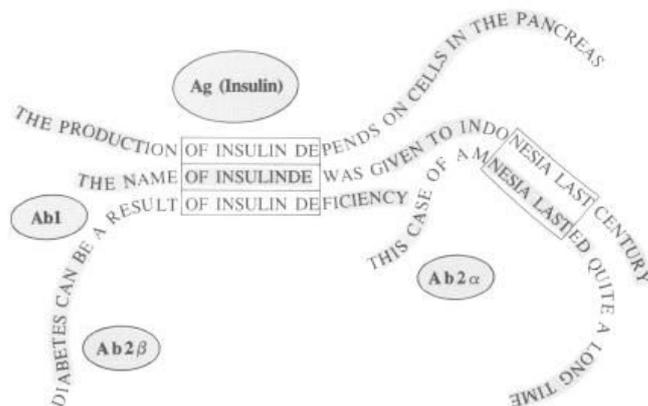


Fig-11

抗体を表現している文には、抗原の文の部分的な鏡像が含まれていることをあらためて強調しておく。これらの抗体は、侵入してくる抗原の反響表現ではなく、抗原がやってくる前からB細胞のレパートリーの中であってその動物が利用できる状態にある。これは、1950年代に選択説による免疫学が導入されたことに追従する重要な見識である。同様に、免疫システムが直面している状況にはもうひとつ重要な量的側面があることを強調しなければならない。ひとりのヒト個体は、一度に1万種類の酵素やホルモンや細胞表面タンパクなどを産生する。同時に、免疫システムは、抗体分子と呼ばれる1000万以上の異なるタンパク質のレパートリーを維持する。

これは他の体内のタンパク質をすべて合わせた数よりも1000倍も多い。ヒトとネズミは、通常、血液1ミリリットルあたり10ミログラムの抗体をもっている。すると、普通のヒトは、免疫グロブリンと呼ばれる自由に回遊する抗体を、50から100グラムもっていることになる。もし、この数字を1000万の異なる特異性で割ると、レパートリーには、それぞれの特異性ごとに5から10マイクログラムあることになり、それぞれの特異性ごとに平均300億の単クローン性の抗体となる。ネズミの場合はこの3000分の1だから、この数字を3000で割ると、1000万種類の特異性をもつ抗体それぞれが平均2から3ナノグラムあることになる。そのようなナノグラム単位の単クローン抗イディオタイプ抗体であっても、それが

ネズミの体内に投入されると、顕著な効果が生まれるということが Rajewsky と同僚たちによって示された。(40, 41, 42).

ここで締めくくりとなるが、我々の免疫システムは、自己中心的(自律的)であり、体内に存在する抗原の圧倒的多数を構成する抗体を、自分の抗体に対して抗イデオタイプ抗体を産生する。このシステムは、他の正常な体の自己成分との不安定な平衡を保ちつつ、突発的にシステムの動的調和を阻害する外来粒子、タンパク質、ウィルス、バクテリアの体内への侵入に対して激しく反応する。

遺伝によって伝えられる免疫システムの「深層」構造は、現在わかっている。抗体ポリペプチドの可変部分を符号化する DNA の部分をもっていて、すべての脊椎動物がある種の染色体にもっている。

さらに、昨今の実験結果が、この生得的なシステムの生成的能力を実証している。B リンパ球が増殖するにあたって、これらの DNA の部分は、身体的変化の標的となり、アミノ酸配列が B 細胞が生まれでてきた幹細胞のそれとは異なる抗体可変部分の産生にいたる。(43, 44, 45, 46, 47) この実験は、しかしながら、これらの突然変異を経てきたに違いない元の幹細胞遺伝子を特定することが可能であることを示した。言語学の用語を用いるならば、そのような考察は、免疫システムの語源学に属することになるだろう。

免疫学者として、我々は遺伝可能な遺伝子構造の意味を知りたいと思う。基本的な語彙の意味は何か、抗体・B 細胞受容体・T 細胞受容体の仕様は、胚細胞の遺伝子にどのように符号化されているのか。B 細胞が T 細胞受容体の言語を認識することはわかっている。後者については、T 細胞受容体学が発展のきわめて初期段階にあるためにほとんど何も語っていない。膨大な複雑さをもつ免疫システムは、すべての脊椎動物にある。ある動物から取り出したリンパ球を、適当な組織培養液中に入れて、抗原を加えると、神経細胞が存在していないにもかかわらず、リンパ球は特異性をもった抗体分子をつくりだす。(48) 免疫システムが、表層的といえることから、驚くに値するまでの言語との類似性を示す複雑さを内包すること、そして、この認知システムが、脳の支援なしに進化し機能していることは、驚異的なことである。

小さな子供たちが、彼らの生まれ落ちたどのような環境においても言語を習得することは、奇跡である。チョムスキーが先駆けた文法への生成的アプローチは、この深遠で普遍的な特徴である能力は、人間の脳が生まれながらにしてもっているものであると説明する以外に説明のしようがないという。生物学的に言えば、どのような言語でも学ぶ能力が遺伝すると仮説することは、それは我々の染色体 DNA

の中に符号化されていなければならないということの意味する。もしこの仮説がいつか立証されたならば、そのときから言語学は生物学の一分野ということになるであろう。(拙訳 © K. TOKUMARU 2012)

原文および参考文献は下記 URL を参照のこと

http://www.nobelprize.org/nobel_prizes/medicine/laureates/1984/jerne-lecture.pdf

B. 「数学者」 ジョン・フォン・ノイマン

出典：Collected works / John von Neumann ; general editor, A.H. Taub, vol.1 "Logic, theory of sets, and quantum mechanics" (New York ; Oxford : Pergamon Press, 1961)

これは第二次世界大戦が終了した直後、1945-6年にシカゴ大学で行われた連続講演のうちの一回である。ほかに建築家のフランク・ロイド・ライト、画家のマルク・シャガール、作曲家のアーノルド・シェーンベルグなど現代芸術や現代科学を代表するさまざまな分野の講師が同じ「精神のはたらき」というテーマで自分の仕事について講演している。それらすべての講演を所収するのが『The Works of the Mind』(Edited by Robert B. Heywood, © 1947 The University of Chicago Press)

知的作業の性質について議論することは、どのような分野であろうとむずかしい仕事である。たとえそれが我々人類共通の知的営為で今もありつづけている数学のような分野であっても。どのような知的営為の性質についての議論も、本質的に、その特有の知的営為を実行することよりむずかしい。飛行機のメカニズムを理解することは、そして飛行機を浮かせて推進させる力の理論は、単純にそれに乗ることや、そして浮き上がり、運搬されることよりも、あるいは操縦することよりも、むずかしい。あるひとつのプロセスの理解を獲得するためには、あらかじめそのプロセスを運営することや、使うことに深くなじんでおく必要があり、そうすることによってはじめて直観的かつ経験的なやりかたで、それに一体化することができる。

このために、いかなる分野であったとしても、知的営為の性質について議論することはどのような議論であってもむずかしいのであり、議論のためにはその分野について知りつくし、自由自在に使いこなすだけの熟達が必要として求められるのである。数学において、この制約はきわめて厳格に適用されなければならない。議論が非数学的な水準で終始しないようにとくに気をつける必要がある。さもないと、議論は非常にいかがわしい特徴を示すようになる。つまり、指摘された点がけっしてきちんと言語化されないとか、全体的に議論が表面的で上滑りとなることが避けられなくなる。

これから私がお話ししようとするもののなかにも、それらの欠点は含まれているので、どうかご注意ください。申し訳ありません。その点を除けば、これから私がお話し申し上げようとする観点は、おそらく私以外の他の多くの数学者にはすくなくとも全部は共有されていないことである。したがって、皆さんがお聞きになるのは、ある一人の人間の、必ずしもうまく体系化されているわけではない、感想や解釈ということになる。そして、私は皆さんに対して、私がお伝えすることがどこまでの的を射ているのかと

いうことを判断するための材料をお渡しすることはできない。

以上申し上げたようにさまざまな障害があるにはあるが、数学における知的営為の性質についていろいろと考えて、皆さんにお話し申し上げるとするのは、じつに興味深く、また難しいけれどもやりがいのある仕事である。私が仮に間違えることがあったとしても、それがひどい間違え方にならないようひたすら祈っている。

数学に関するもっとも重要な特徴的な事実は、私の考えでは、自然科学に対する一風変わった独特の関係性にある。いや、もっと一般的に、経験を、純粋な記述以上の次元へと解釈するありとあらゆる科学に対してといてよいでしょう。

多くの人々は、数学者であろうとそうでなかろうと、数学は経験的な科学ではないということに同意するだろう。あるいは少なくとも、それが経験科学の手法とは、いくつかの決定的な局面で、異なったやり方で実践されているということには同意するであろう。そして、しかしながら、数学の発展は、自然科学の発展と非常に密接にむすびついている。数学の主要な分野のひとつである幾何学は、実際に自然科学、経験科学として始まった。現代数学におけるいくつかの最高のひらめき(最高のひらめきと、私が信じているものということだが)は、明らかに自然科学から生まれている。数学の手法が、自然科学の「理論的」な部分に行きあたり、それを支配しているのだ。現代の経験科学においては、数学的手法あるいは物理学における疑似数学的手法に到達できるかどうか、成功するかどうかを決定づける分かれ目になってきた。実際のところ、自然科学全般において、連続的な疑似形態形成の切れ目のない連鎖が、すべて数学へと向かっていて、それらこそが科学的進歩の理念であると信じられていることが、より一層明らかになってきた。生物学はますます化学と物理学だらけになりつつあり、化学は実験物理と理論物理になっており、物理学はきわめて数学的形態を示す理論物理学になってきた。

実に独特な両面性が、数学の本質にある。まずこの両面性を理解してそれを受け入れ、続いて、それと同化し、対象について考える枠組みに取り込まなければならない。この両面性こそが数学の顔である。ものごとを単純化したりユニタリアン(訳注：キリスト教で三位一体説を否定し、神は唯一であると説く一派)にみると、本質的なものを見落としてしまうことになる。

そこで、私は、ユニタリアンな見方はお示ししないようにする。私は、私の能力の及ぶかぎりにおいて、多面的な現象として数学を描いてみようと思う。

数学における最良のひらめきのうちのいくつかは、ここで数学というのは我々が想像できる純粋数学の分野でということだが、自然科学で生まれたということは否定することはできない。もっとも記念碑的な事実を2つ挙げることにする。

最初の例は、当然のことながら、幾何学である。幾何学は古代数学の主要部分であった。それらの分岐・派生は今日でも現代数学の主要な分野として残っている。疑いの余地なく、古代のその起源は経験的なものであり、職務規律(discipline, 測量技師の訓練)として始まったところは、今日の物理学と違わない。ほかにいろいろと証拠はあるが、「ジオ(大地)・メトリ(測定法)」という名前そのものがそのことを示している。ユークリッドの仮定的な取り扱い、経験主義からは大きく乖離していることを示すが、それが決定的で最終的で絶対的な分離を生み出したのだという立場を擁護できるほど、話は単純ではない。この点において、ユークリッドの公理主義化というものが、現代の絶対的な公理主義の厳格さの要求に適合していない部分があるということは、それほど重要ではない。より本質的であるのは、まごうかたなく経験主義的である工学や熱力学などの学問も、通常は多かれ少なかれ仮説的な扱いによって提示されているので、何人かの著者の示し方をみると、ユークリッドの手続きと見分けがつかない。我々の時代の理論物理学の古典であるニュートンの『プリンキピア』は、文章表現においても、いくつかの最も重要な部分の本質も、ユークリッドに似ている。もちろん、これら全ての事例において、仮説的な提示の背後には、仮説を支える物理学的直観と定理を支えている実験的検証がある。しかしながら、ユークリッドを同じように解釈することも可能であるといえる。特に、古代においては、幾何学が今日もっている2000年の安定性と権威を獲得する前であった。権威という点は、現代の理論物理学体系に、明らかに欠けているものである。

さらにいうと、ユークリッド以来、幾何学の非経験化は徐々に進んできたのだが、それは現代においてもちゃんと完成してはいない。非ユークリッド幾何学の議論が、このことをわかりやすく示している。それはまた数学的思考の両面性をも示している。その議論のほとんどは非常に抽象的な次元で行われていたが、それはユークリッドの「第五仮説」は他の仮説の結果であるのかそうでないのかという純粋に論理的な問題を論じていた。そして、公式な論争は、クライン(F. Klein)の純粋に数学的な事例によって解決がついた。それは、いくつかの基本的概念を正式に再定義すれば、ユークリッド空間の一部が非ユークリッド化されることを示した。しかしながら、そこには経験的な刺激が最初から最後まであった。ユークリッドのすべての仮説のなかで、どうして第五

仮説だけが問題にされたかの最大の理由は、そこに介入し、そこだけにしか介入しない無限空間の全体という概念の非経験的な性格によることは明らかだ。数学的・論理的解析にかかわらず、ユークリッドに賛成か反対かの決定は、少なくともひとつの主要感覚器官において、経験的でなければならないという考えが、偉大な数学者であるガウスの心の中にあつたことは間違いない。そして、ボーヤイの後、ロバチェフスキ、リーマン、そしてクラインが、もっと抽象的な、今日我々が本源的矛盾の形式的解消と呼ぶところの経験則、あるいはむしろ物理学が、それにもかかわらず最後にものをいうということを理解した。一般相対性理論の発見によって、我々の幾何学の関係性についての見方は、まったく新しい枠組み、そして純粋に数学的な力点のはなはだしく新しい分布へと、見直すことを要求した。ついに、絵の明暗差を仕上げる最終段階に到達したというわけだ。この最終的な発展も、同じ時代に起きたが、ユークリッドの公理的手法を完全に非経験化し抽象化した、現代の公理理論数学者たちの手で行われた。そして、これら2つの見るからに対立する態度は、ある個人の数学的な精神の内部において完全に共存可能なのである。こうして、ヒルベルトは、公理的幾何学と一般相対性理論との両方に重要な貢献を行なった。

第二の例は計算法である。というよりもむしろ、計算から派生したすべての解析というべきだろう。計算法は、現代数学が最初に成し遂げたことであるが、その重要性を過大に評価しないわけにはいかない。計算法ほど明瞭に現代数学の誕生を画定するのはほかにない。数学的解析のシステムは、計算法の論理的な発展形態であるが、厳格な思考における最大の技術的発展である。

計算法の起源も明らかに経験主義的である。ケプラーの最初の統合の試みは、「長円測定法(dolichometry)」として形づくられ、樽の測定のように、表面が局面である物体の体積測定法であった。これは幾何学であるが、ポスト・ユークリッド幾何学であり、その当時は非公理主義的で経験主義的な幾何学だった。そのことをケプラーはもちろん完全に理解していた。ニュートンとライプニッツの主たる努力と主な発見は、明らかに物理的起源をもつ。ニュートンは「流出の(of fluxions)」計算法を生み出したが、それは本質的には力学のためであった。実際、計算法と力学というこの二つの学問分野を、彼はほぼ一緒につくりあげたのだ。計算法の最初の定式化は、数学的な厳格さすらもっていない。なんと、ニュートン以来の150年間、不正確で、なかば物理的な定式しか存在していなかったのだ。そして、この期間に、解析学においてもっとも重要な進展のいくつかは、不正確で、数学的に不十分な背景

のなかで、生まれている。この時期の指導的な数学精神のいくつかは、オイラーのようにあきらかに厳格ではない。しかし、本流においては、ガウスやジャコビがいた。この発展は、ひどく混乱していて、なおかつ意味が不明瞭であった。それと経験主義との関係性は、抽象化と厳格性に関する我々の今日の(あるいはユークリッドの)考えに即したものではまったくない。しかし、数学をこれまでのなかで第一級にした期間の業績から、これを除去しようという数学者が一人もいないのだ。そして、コーシーによって厳格さの支配が再び確立された後で、リーマンによって疑似物理的な手法へとじつに奇妙な逆戻りをしてしまったのだ。リーマンの科学的な人格そのものが、数学のもつ2つの性質をみごとに照らし出す。リーマンとワイエルシュトラスの論争がいい例だ。だが、この問題の技術的な詳細に深入りするのは、ここではやめておこう。ワイエルシュトラス以来、解析学は、完全に抽象的で、厳格で、非経験的なものになったようにみえる。しかし、これとて無条件に真であるというわけではない。この60年間行われてきた数学と論理学の「基盤」についての論争は、この譜面(score)についてのたくさんの幻想を吹き飛ばした。

こうして第三の例を紹介することになるが、それは診断と関係がある。この例は、しかしながら、これは数学と自然科学の関係というよりは、数学と哲学や認識論との関係性について取り扱っている。それはじつに衝撃的なやり方で、「絶対的な」数学的厳格性の概念は、不変ではないということを示しているのだ。厳格性の概念がさまざまであることが示しているのは、数学的な抽象化ではない別の何か、数学の構築に作用しているということである。「基盤」についての議論を分析していて、私自身もまだ確信をもつにはいたっていないのであるが、この外部要因は経験主義的な性質をもつと結論づけられるようなのである。そのような解釈を支持する事例はきわめて強い、すくなくとも議論のいくつかの局面においては。だが、私は、それが絶対的にもっともらしいというふうには考えない。2つのことが、しかしながら、明らかである。第一に、何か非数学的なものが、なんらかのやり方で経験科学または哲学、あるいはその両方と結びついていて、どうしても入ってくるのだ。そしてその非経験主義的な性格は、哲学(あるいはより具体的にいうと認識論)は、経験から独立して存在できるということを前提にしないことには、成り立たない。(そして、この前提は、必要条件でしかなく、それ自体は十分条件ではないのだ。)第二に、数学が経験主義的な起源をもつということは、さきほど示した2つの例(幾何学と計算法)のような事例によっても強く支持されているが、

「基盤」についての議論をどのように解釈したとしてもそうなるのである。

数学的な厳格性の概念の変わりやすさの分析を行なうにあたって、私は主な力点を先に言及した「基盤」の議論におきたいと思う。私は、しかしながら、まずものごとの第二の局面について簡単に考えてみたい。この局面も私の議論を補強するものであるが、私はそれを二次的であると考え。なぜならば、それは「基盤」議論の分析ほどには決定的ではないだろうと思うからだ。私が言おうとしているのは、数学的な「様式」の変化のことである。数学的な証明がどのように表現されるかの様式が、かなり変動したことはよく知られていることである。この変動について論じるほうが、変化の傾向について論じるよりも有用である。なぜならば、現代の著者と18世紀か19世紀のある著者の間にみられる違いのほうが、現代の著者とユークリッドの間の違いよりも大きいからである。一方で、他の点においては、かなりの一貫性がある。違いがある部分では、表現の仕方の違いであり、何か新しい考えをもってこないと解消できないというものではない。しかしながら、多くの事例において、これらの違いは非常に大きいので、こんなにも発散したやり方で「これらの事例を表現した」著者たちは、様式、嗜好性、教育だけの違いとして分離されてよいものだろうか、彼らは数学的厳格性を構成するものは何かということについて、本当に同じ考えを抱いていたのであろうか、と疑いはじめるようになる。最終的に、もっとも極端な事例においては(たとえば上で触れた18世紀後半の解析作業の多くが該当する)、違いは本質的であり、もしその違いを解消しようとするれば、まったく新しく深淵な理論の助けがなければ不可能であり、その理論を開発するためには100年くらいかかるというものだった。そのような非厳格的なやり方で仕事をした何人かの数学者たち(あるいは、彼らを批判している彼らの現代版の数学者)は、彼らが厳格性を欠いていることを重々承知している。もっと客観的にいうならば、数学的な手順がどのようにあるべきかということに関する彼ら自身の願いは、彼ら自身の行動よりも、現代の我々の考えと一致している。だが、その時代の偉大なる巨匠、たとえばオイラーは、完全なる善意にもとづいて行動しており、彼ら自身の基準に十分に満足していたようである。

しかしながら、この問題については、もうこれ以上立ち入らないことにしたい。それに代わって、完全に明晰な事例である、「数学の基盤」についての議論に移りたい。19世紀後半から20世紀初頭にかけて、抽象数学の新しい部門、カントールの集合論が、むずかしい問題に直面した。それは、ある論法を用いると矛盾に陥るということだった。そして、これらの論法は、中心的なものではなく、集合論の

中でも「便利な」ものでもなく、さらに、ある定式的な基準によってそれらを見分けることがいつでも容易であるにもかかわらず、なぜそれが他の集合論の「成功した」部分よりも、集合論的ではないと判断されるのかの理由が明らかにならなかった。それらは実際に大破局をもたらしたという事後の直観を別にすれば、そもそもの動機に問題があるのか、あるいは状況についての認識の統合に問題があったのか、どうしてそれだけが他の保護されるべき集合論から除外されてしまうのか、明らかにならなかった。本件の真価(訳注：原文は *merita*。ラテン語 *meritus* の主格女性単数形)についてより詳細な調査が行われた。主に関わったのはラッセルとワイルであり、結論を出したのはブラウワーであったが、集合論だけに限らず、ほとんどの現代数学において、「一般的な有効性」や「存在」という概念の使われ方が、哲学的にみていかがわしいということが示された。これらの望ましくない特徴から免れる数学システムとして「直観主義」*がブラウワーによって生み出された。(*訳注：直観主義 *intuitionism* とは、五官に入ってくる刺激それ自体は正しく、そこに論理の判断基準をおく経験主義的な考え方だろうか。しかしこの考え方は数学者たちには受け入れられなかった。)このシステムにおいて、集合論のむずかしさや矛盾は生まれなかった。しかしながら、現代数学のざっとみて50%の、もっとも主要な部分、それまで問題にされることがなかった部分が、特に解析の分野で、この「追放」によって影響を受けることになった。つまり、それらは有効性を失うか、あるいは、非常に複雑な従属的考察によって修正を加えられなければならないのだ。そして、後者の処理を行なうと、通常は目にみえて一般的な有効性と優美な演繹的結論が失われた。

これらの事件の重要性は、もっと深刻に受け止めるなければいけない。20世紀の第三番目の10年期(1920年代)に、2人の数学者が、どちらも第一級であり、数学とは何か、何のためにあるのか、何を扱うのかということ、誰よりも深くかつ完全に知り尽くしている数学者が、証明を正確に行なうための数学的厳格性の概念は、変わらなければならないと提言したのである。この後に起きた発展も同様に記憶にとどめておくべきことである。

1. きわめて少数の数学者だけが、喜んで、この新しく過酷な標準を日常的に使用することを受け入れた。しかし、大多数は、ワイルとブラウワーは明らかに正しいであろうと認めながら、彼ら自身は、自分たちの数学は古くて「安易な」流儀でやるという逸脱を続けた。おそらく、いつか将来、誰かが、直観主義的批判に対する答を見つけてくれて、事後的に自分たちの仕事を正当化してくれることを

期待していたのかもしれない。

2. ヒルベルトは、以下のようなまい考えによって、「古典的」(たとえば直観主義以前の)数学を正当化することを考えた。たとえ直観主義システムにおいても、古典的な数学がどのように作用するのかについて、厳しい基準を与えることはできる。もちろん、その作用を正当化することはできないが。もしかすれば、古典的手続きを、直観主義的に表現すると、けっして矛盾や相互対立に陥らないことを示すことができるかもしれない。それを証明することが非常にむずかしいということは明らかであるが、どのようなやり方をとればよいのかということについては、ある程度の見通しがある。もしこのやり方がうまくはたらけば、古典的数学を、それに対抗する直観主義システム自体によって、もっとも明瞭に正当化できることになる！少なくとも、このように解釈することは、多くの数学者が喜んで受け入れている数学の哲学システムにおいて、合法的なやり方となるであろう。

3. この試みを実行しはじめて10年ほど経過したとき、ゲーデルがもっとも注目し値する結論を導いた。この結論を、きちんと正確に表現するためには、いくつか条件や警告を示す必要があり、ここで話するには技術的になりすぎるのでやめておく。重要なことの本質は、しかしながら、以下のようなことである。もし数学のシステムが矛盾を導かないのであれば、この事実をそのシステム内の手続きによって証明することはできない。ゲーデルの証明は、数学的厳格性のもっとも厳密な基準、直観主義的な基準を満足させた。これがヒルベルトの計画に及ぼした影響は、なんというか、賛否両論の物議をかもしのだった。その理由は、あまりに技術的になるので、ここでは明らかにしない。私の個人的な意見は、多くの人々に共有されているものだが、ゲーデルはヒルベルトの計画が本質的に不可能であるということを示したということである。

4. ヒルベルトやブラウワーやワイルのやり方によって古典的な数学を正当化しようとする大きな希望がなくなったにもかかわらず、多くの数学者はあいも構わずそのシステムを使い続けることにした。結局のところ、古典数学は、上品で便利な成果を上げ続けている。たとえその信頼性を絶対的に確かであると思えることが金輪際できないとしても、それはたと

えば電子の存在と同じくらい確かな基盤の上に存在している。それゆえに、もし誰かが科学を受け入れようと思うのであれば、その人は古典的数学システムも同様に受け入れるかもしれない。そのような考え方は、直観主義システムのそもそもの提唱者たちのなかですら一部で受け入れられたのであった。現在でも、「基盤」に関する議論は、もちろん結論をみていない。しかしながら、ごく少数の数学者を除いて、数学者が古典的システムを放棄する見込みはほとんどない。

この論争に関するいきさつをかなりこまごまと説明したのは、不動の数学的厳格性をあまりに当然だとして受け取ることに対する、それが最良の注意だからである。これは私の生きている間に起きたことである。このエピソードの期間に、私自身、いかに恥ずかしいくらい簡単に絶対的な数学的真実というものについての私の考えが変化したかということを知っている。そしてそれはなんと三回も続けさまに変化したのだ！。(訳注：ブラウワーたち直観主義の登場、ヒルベルトによる直観主義的な古典主義の証明の試み、ゲーデルによる不完全性定理の証明ということだろう。)

以上の3つの事例によって、私の言いたいことの半分を示すことができたと思ふ。つまり、最良の数学的なひらめき(発想)は経験から生まれたということであり、すべての人間の経験から切り離れたところに、数学的厳格性という絶対的で不動の概念が存在するとはどうてい考えられないということだ。この点については、かなり俗っぽい言い方をする。哲学的あるいは認識論的な好みがどのようなものであったとしても、数学者の業界において、数学的厳格性の概念がアприオリに(無条件に、証明不要の前提として)存在するという考えを支持する人は誰もいない。しかしながら、私の言いたいことには後半部分がある。これから第二部に移ろう。

どのような数学者であっても、数学は純粋に経験主義的な科学であり、すべての数学的な考えが経験の対象から生まれていると信じることは非常に難しいものがある。まず第二部の主張について考えてみたい。現代数学のさまざまな重要な部分で、経験主義的な起源の跡をたどることはできない。あるいは、仮に跡をたどることができたとしても、あまりにかけ離れているために、あきらかにその対象は経験的な起源から切り離されてしまったために完全に變形して元の姿をとどめていない。代数の記号化は、家庭内での数学的利用のために生み出されたものであるが、それが強い経験主義的なつながりをもってると断言してもよいだろう。しかしながら、現代の

「抽象」代数は、ますます経験主義的なつながりが少なくなるほうへと発展していつている。位相幾何学(topology)についても同じことがいえる。これらすべての分野で数学者の主観的な成功の基準、彼の努力が報われたかの判断基準は、きわめて自己満足型であるとともに審美的である。そして、経験主義的なつながりを持たない(ほとんど持たない)。(これについては後でもっと述べることにする。) 集合論においてこのことはさらに明瞭となる。無限集合の「指数」と「順序づけ」は、有限の数の概念の一般化かもしれないが、それが無限構造になると(とくに指数において)、この世界とほとんど何の関係も持たない。技術的なことを厭わないなら、たくさんの集合論の事例を挙げることができる。「選択の公理」、無限の「次数」の「比較可能性」、「連続体の問題」などなど。同じことは、実関数理論や実点集合理論にもほとんどあてはまる。2つの奇妙な例が、微分幾何学と群論によってもたらされた。これらもちろん抽象的で、実用と無縁の学問であり、一貫してこの考え方にもとづいて発展してきた。一方では10年が経過したときに、もう一方では100年が経過したときに、これらは物理学において非常に有用であることが明らかになった。にもかかわらず、これらは依然として、今までどおりの、抽象的で実用性のない精神で研究されている。

これらすべての条件の事例ならびにその様々な組合せは、まだまだ紹介できるが、上で最初に述べた点に戻ることにしたい。つまり、数学は経験的な科学であるのか、ということである。あるいは、より正確な言葉を用いるならば、数学は実際に経験科学が実践されているのと同じように実践されているかということである。あるいは、より一般化された表現を用いるならば、数学者とその研究対象との関係はどうあるべきかということになる。数学者にとって成功の基準は何か、望ましいことの基準は何か。どのようなものが影響して、どのような考えが、彼に努力を惜しませないで、彼の努力を方向づけるのか。

ここで、数学者の通常の仕事のやり方と自然科学の仕事のやり方がどう違うのかみておきたい。これらかたや自然科学者ともう片方の数学者の違いは、それが理論的学問から実験的学問になるにつれて、そして実験的学問から記述的(観察内容の)学問になるにつれて、はっきりと拡大する。ということであるから、数学とそれにもっとも近いカテゴリーである、理論的学問と比較することにしたい。なかでも数学ともっとも近いところにいる自然科学を取り上げることにする。皆さま、どうかあまり厳しい評価はしないでください。私は数学的な矜持を制御できなくなって、足すわけではありません。それはすべての理論的科学の中でもっとも高度に発達した、理

論物理学である。数学と理論物理学はかなりのものを共有している。前述したように、ユークリッドの幾何学のシステムは、古典的力学の公理的提示のプロトタイプだった。また、同様の取り扱いが現象学的な熱力学と、電子力学のマックスウェルシステムと特殊相対性理論のある次元を支配している。さらにいうと、理論物理学が現象を説明せず、単に分類し関係づけるという態度も、今日ほとんどの理論物理学者によって受け入れられている。これはつまり、そのような理論にとって成功の基準は、単に、それが単純で優雅な分類および関係づけの構想によって、その構想なくしては複雑で非均質であるとみられた非常に多くの現象を説明できるかどうかということと、その構想が生まれたときには考慮されていなかった、あるいは知られてすらいなかった現象を説明できるかどうかにかかっているということである。(この最後の2つの命題は、もちろん、理論の統一能力や予言力を表しているのであるが。)さて、ここに示された基準は、あきらかに審美的な性質を非常に多くもっている。この理由をもってして、これは数学的な成功の基準によく似ている。それはほとんど全部が審美的である。ここで今度は、数学を、それにもっとも近いところにある経験科学、私がすでに示したような理論物理学との共通点をたくさんもっている経験科学と比べてみることにする。しかし、実際の手続き様式の違いは、大きくて、基本的なところにある。理論物理学の目的は、主として、「外部」から、多くの場合は実験物理学からの必要性によってもたらされる。それらはほとんどいつもむずかしいことを解決する必要性にもとづいている。予言し、統一する業績は、通常、後からやってくる。直喩表現を用いるならば、(予言や統一といった)発展は、なんらかの既存の難題(通常は既存のシステム内部の明確な矛盾)との戦いが先行して、それに追従する形で生まれる。理論物理学の仕事の一部は、そのような障害を探すことにある。それは「ブレークスルー(大発見)」の可能性を約束している。すでにお話したように、これらのむずかしさは、通常は実験結果の中にある。だが、時として、すでに受け入れられている理論そのものの中のさまざまな部分間の矛盾でもある。それらの事例は、もちろん、たくさんある。

マイケルソンの特殊相対性へとむすびついた実験や、量子力学へとむすびついたある種のイオン化電離ポテンシャルやある種の分光構造の難題は、はじめの事例である。特殊相対性とニュートン流の重力理論が一般相対性にむすびついたのは、第二の、めずらしい事例である。いずれにしても、理論物理学において問題は客観的に与えられる。そして、成功したかどうかの判断基準は、前述したように、主に審美的なものである。だが、そもそもの「大発見」

を超えているとみなす基準は、厳しい客観的事実なのである。その結果、理論物理学のとりあげる主題は、ほとんどいつも非常に凝縮したテーマである。ほとんどいつも、すべての理論物理学の努力は、せいぜいひとつかふたつの厳しく限定された領域の内部に凝縮している。1920年代から1930年代初期の量子理論、および1930年代なかば以降の素粒子論と核構造論がその例である。

このような状況は、数学においては、まったく異なってくる。数学は、非常にたくさんの分野に分かれていて、それぞれに性質、スタイル、目的、そして影響が異なっている。理論物理学が非常に凝縮しているのと、まさしく正反対である。立派な理論物理学者であれば、今日でも、彼の専門分野の半分以上の業務知識を持ち続けているだろう。現存している数学者の場合は、四分の一ほどの関連知識も持ち合わせていないだろう。「客観的に」与えられた「重要な」問題が生ずるとしても、数学の下位専門分化が相当に進んでしまった後であるので、にっちもさっちもいかない泥沼にはまってしまって難しい問題になることができない。しかし、そのような状態になっても、数学者は基本的にその問題と取り組むも自由、放置して何かほかのことに向かうのも自由なのだ。理論物理学における「重要な」問題は、通常は論争や矛盾になるために、解決せざるを得ないのと対照的である。数学者は、(訳注:may turnは以下のように解釈できる:数学者は何か難題にぶつかってしまったとしても)転向する多様な分野をもっていて、かなりの自由裁量でそれらを自分の好きなように楽しむことができる。これが決定的に重要なことなのであるが、数学者が研究分野を選択する基準は、そして成功の基準は、主として審美的なものである。このように主張すると、反論を生むかもしれないし、また私の主張を「証明する」ことは不可能である。仮にそれを徹底的に証明しようとするならば、たくさんの個別の技術的事例を分析しなければならない。それには高度に技術的な議論が必要となるので、今ここでそれを論ずることはできない。審美的な性質は、私が理論物理学について述べたことよりも顕著であるとだけ言えば十分であろう。数学的な定理や理論は、一見すると異質なたくさんの特別の事例を、単純で上品なやり方で表現し、分類することだけを求めているのではない。「審美的な」、構造的な見栄えの中に「優美さ」を期待しているのである。問題を語ることは簡単である。その問題をきちんと理解し、解決するためにあらゆる試みを行なうことは、非常にむずかしい。すると突然、非常に驚くべきひらめきが生まれて(きっかけを手にして)、その試み、あるいはその試みの一部が、簡単なものになる、などなど。また、もし演繹が長々となって、複雑になると、そこでいくつかの一般原則が関わってくる。

それは、複雑さや回り道を「説明する」ものであり、見たかぎりでは法則性のないものをいくつかの単純な指導的動機づけに還元するものだ。これらの基準は、あきらかに、創造的な芸術のすべてに共通のものである。その下層部には、経験主義的で、世俗的なモチーフ(主題)が背後にあって、それらはしばしば背後といっても非常に縁遠いのだが、審美主義的な展開によって覆い隠され、それをたくさんの迷宮のような変化形がおいかけている。これらすべては、経験科学よりも、純粹で単純な芸術に似ている。

すでにお気づきのように、私は数学と実験科学や記述科学の比較には一切触れていない。その比較を行えば、手法の違いや一般的な雰囲気の違いが、もっとはつきりするだろう。

以上は、真実を比較的うまく近似的にまとめていると思う。あまりに複雑すぎるから、近似的なまとめ以外に表現のしようがない。その系図は時として長くはつきりとした姿を現さないが、数学的な発想は、経験から生まれるのだ。しかし、いったんそれらの発想が認識されると、対象はそれ自体の独自の生命活動を始めるようになり、芸術的造形と同じようなほとんど完全に審美主義的な動機づけにもとづくようになる。それ以外に動機はなく、ましてや経験主義科学の影響を受けない。しかしながら、私は、強調しておくべきことがあると思っている。数学は経験的起源から遠く離れるにつれて、さらにそれが『現実』から生まれる発想に間接的にしか触発されない二世、三世後の世代になると、重大な危険にさらされる。ますます純粹審美主義的になり、ますます純粹に『芸術のための芸術』に陥る。これとて必ずしも悪いというわけではない。もし研究分野が、関係性のある研究対象に取り囲まれていて、より近い経験主義的な結びつきをもっていれば。あるいは、研究の規律が例外的にセンスのよい人間たちの影響下にあるならばよい。そうでないと、研究分野は、まったく抵抗をしないまま、あまり重要でないバラバラの領域に分裂し、些事と煩雑さの統制を欠いた集積の学問に墮落する危険性がある。言葉を変えるならば、経験的起源から遠く離れてしまうと、あるいは、『抽象的な』近親交配が長く続くと、数学的分野は墮落する危険性がある。はじめたときには、様式は通常古典的である。これがバロック様式(訳注：バロック様式の過剰な装飾)を示すようになったときが、危険信号の点灯である。バロック様式と非常に高度なバロックへの独特な進化を、順を追って例示することは簡単である。しかしこれもあまりに技術的になってしまう。

こうなったときの唯一の治療法は、若返りのために再び起源に戻ることだ。多かれ少なかれ、直接的で経験的な発想を再注入するのだ。これが学問の新

鮮さと活性を保つ必要条件であり、未来においても同じだと私は信じる。(拙訳 © K. TOKUMARU 2012)