

5-2 脳のネットワークから脳に触発された情報ネットワーク

5-2 *From Networks of the Brain to Information Networks Inspired by the Brain*

ペパー フェルディナンド 下川哲也 ライプニッツ 賢治 シーモア ベン

Ferdinand Peper, Tetsuya SHIMOKAWA, Kenji Leibnitz, and Ben Seymour

神経科学と情報科学は根本的に異なる2つのテーマであるが、最近では両方の研究分野をつなぐ多くの学際的研究が行われている。情報科学は、個々のニューロンからニューロンのネットワークまでの神経システムのモデリング、分析、評価のための方法を提供するが、神経科学は、多層の神経ネットワーク学習やニューロモルフィックコンピューティングのような情報科学の多くの革新的な新しいアイデアの源になっている。本稿では、両分野の持つ学際的關係性を利用した融合研究の取組について考察する。まず、脳のネットワークが神経画像データからどのように抽出されるかを紹介する。そして、被験者が痛みと精神疾患のどちらの影響を受けているか、その両者を区別するためのネットワーク科学的評価方法を示す。また、従来のIPパケットの代わりにインパルスを利用するという、神経に触発された通信プロトコルについて議論する。これらのプロトコルは、エネルギー消費とハードウェアの複雑さを大幅に軽減する可能性があり、リソースが制限された無線センサネットワークを伴うアプリケーションに特に役立つだろう。こうした神経科学と情報科学の相互に有益な我々の研究方法は、脳関連疾患の自動診断から小規模でシンプル、かつ安価なものもあるIoT(モノのインターネット)まで、新しいアプリケーションを可能にするだろう。そして、そうしたアプリケーションを利用することにより、ユーザーはこれまで以上に自分が置かれている環境への気づき、理解、そして制御が可能となるだろう。

Neuroscience and information science are two fundamentally different topics, but recently there have been many interdisciplinary studies bridging both research areas. While information science provides the methods for modelling, analyzing, and evaluating neural systems ranging from individual neurons to networks of neurons, neuroscience has become the source for many innovative new ideas in information science, such as deep neural network learning and neuromorphic computing. This paper discusses our efforts in utilizing the interdisciplinary interactions between both fields. We show how brain networks can be extracted from neuroimaging data and evaluated by network science methods to distinguish if subjects are affected by pain or mental disease. We also discuss neuro-inspired communication protocols that utilize impulses instead of IP packets. These protocols have the potential for significantly reduced energy consumption and hardware complexity, and they will be particularly useful in applications involving resource-restricted wireless sensor networks. The mutually beneficial approaches in our research make possible new applications ranging from the automated diagnosis of brain-related diseases to an Internet of Things, with Things that are tiny, simple, and cheap, yet provide users with an insight and control of their environment that is unprecedented to date.

1 はじめに

情報科学者であるフォン・ノイマンの死後1958年に出版された「コンピュータと脳」という本[1]は、情報科学者の立場から脳の動作を説明している。ニューロンの処理速度が低く不正確であるにもかかわらず、実際には効率的な認知操作が観察されることから、フォン・ノイマンは、脳が高度に並列な機械である必

要があると考えた。それにもかかわらず、彼の正確な機械語、算術システム及び脳の計算に用いられている論理的ルールについては、当時、あまり注目されていなかった[2]。実は、彼はその当時既に、これらの面では、脳がコンピュータと根本的に異なる必要があるという結論に達していた。神経科学と情報科学の両方は、長い豊かな歴史の中で互いに独立して発展してきたが、時として両分野は相互に有益な接点を見いだす

こともある。コンピュータは脳科学のデータを分析するうえで重要な役割を果たしたが、その一方で脳科学主義にインスピレーションをもたらした「コネクショニズム」(connectionism)は情報科学の一分野となり、人工知能に関する最近の動向を生み出す元となった。

本稿では、神経科学と情報科学がお互いに恩恵を受ける相補的な研究分野であることを前提にしている。神経科学における脳のネットワークは、慣例的には、実験的に記録された神経イメージングデータ内の時空間パターンの有無を確認し、このデータに対して統計的評価を適用することによって推定される。この「ネットワーク」という用語の解釈は、ノードと相互接続リンクからなる離散的な計算グラフ構造としての情報科学におけるネットワークの解釈とは大きく異なる。しかし、グラフとしてのネットワークの視点は、近年、神経科学ではコネクトミクス(connectomics) [3]という言葉で普及しており、神経科学におけるネットワークの構造や構成の計算的評価が可能になっている。

2では、それぞれ統合失調症及び慢性的な腰痛に苦しむ患者の脳スキャンから得られたネットワークの2つの事例研究を論じている。そのような疾患を診断するための客観的なデータ指向の方法はまだ存在しないので、臨床医及び精神科医は現在、患者の症状の主観的な報告に基づいて診断を確立している。患者と健常者の脳ネットワークがモジュール構造でどのように異なっているかを示し、安静時脳活動画像から疾患を効率よく検出するための「バイオマーカー」として特定の「関心領域」(Regions of Interest: ROI)を認識することができる。

情報ネットワークから神経科学への技術の適用に加えて、逆方向の研究も進めている。ニューロンの細胞内と細胞外の電位差(膜電位)が急激に変化したときに起こる神経発火と呼ばれる動的挙動は、脳における実質的に全ての認知活動の基礎を形成する。神経発火に起因するパルスは「スパイク」と呼ばれ、ニューロン間の通信に不可欠である。スパイクのデューティサイクル(相対時間)は非常に低く、これは脳の低エネルギー消費の重要な理由である。スパイクは、タイミングや連続したスパイク間の経過時間によって情報を符号化するが、脳の正確な符号化方式はまだ分かっていない。神経スパイクは一時的な活性化パターンとして情報を符号化するので、通信のためにインターネットプロトコル(IP)パケットの代わりに、スパイクのみを使用する情報ネットワークのためのプロトコル(スパイクベースのプロトコル)をどのように実装できるか、という疑問が生じる。メッセージはスパイクのシーケンスで構成されるが、スパイクのほかのシーケンスはその上に重ねることができる。そのような

シーケンスの混合を復号すれば、シーケンスにおける有効なパターンを認識することが可能になる。我々は、正確なパターン認識を行うことができる新しいモデルを開発した(3を参照)。

最後に、4ではこれまでの研究について議論し、今後の方向性の視点に置くことにする。

2 疼痛や精神障害に関連する脳ネットワークの解析

神経学的研究が進展し、脳計測技術の精度が向上するにつれて、ボクセル(1辺が数ミリメートルの立方体の容積ピクセル)の空間分解能及び数秒の時間分解能で脳活動を測定することができる機能的磁気共鳴イメージング(fMRI)を使用して脳関連障害を研究することが可能になった。患者が特定の神経障害の影響を受けているかどうかを診断するためには、臨床医は患者の脳のfMRIスキャンを正しく解釈する経験と能力がなくてはならなかった。しかし、近年は状況が変わり、患者が特定の種類の神経学的疾患に苦しんでいるか否か、そしてどの程度苦しんでいるかに関して、臨床医の意思決定プロセスを支援する計算ツールを使用する傾向が高まっている。神経学的研究を行う場合、通常、(a)病気にかかった患者(患者)、(b)参照としての健常被験者、の2種類の被験者が存在する。

fMRIによって測定される脳活動は、統合失調症[4]や慢性的な背痛[5]のような特定の神経疾患に関連する関心領域(ROI)を認識することによって、しばしば調査されている。研究が進展するにつれて、特定の障害の根底にある複数の脳領域間の相互作用であることがますます明らかになっている。これらの相互作用は、通常、脳に近い複雑さとデータの豊富さを有する脳ネットワークとしてモデル化されている。

脳計測技術の不正確さや測定における雑音のために、患者と健常被験者の違いを信頼性高く一貫して特徴付けることは非常に困難である。最近普及している、異なる種類の脳ネットワークを区別するひとつの方法は、機械学習または多層の学習方法を用いることである。しかしながら、特定の精神医学的疾患を分類するうえでの成功は達成されているが、純粋に分類器だけに基づいて脳ネットワークの変化を解釈することはしばしば困難である。これは、分類器の入力パターンが、多くの個々の機能的結合の大きな行列から構成されることが多いためであるが、強く予測的な(すなわち情報量の多い)機能的結合が、必ずしも疾患における積極的役割を意味するとは限らない。

2.1 fMRI スキャンから機能的脳ネットワーク

脳ネットワークを記述及び理解する直接的な方法は、ネットワークグラフとして評価することである。脳機能の個体差が特定のネットワークトポロジーの指標の違いとして反映される。これらの特徴を利用することによって、疾患の分類が可能になる。この文脈に沿って手順を説明すると、まず、記録された個々の隣接ボクセルの fMRI 時系列を ROI に集約することによって、脳機能ネットワークが得られる。これにより、数万の記録ボクセル数から数百 ROI までの次元及び複雑さが低減される。その後、ROI の時系列間の類似度を相関係数で比較する(図1)。結果として得られる全ての ROI の類似性行列は、被験者の機能的ネットワークを特徴付け、次いで、いくつかのノード単位のグラフ指標(例えば、次数、中心性)またはネットワーク全体に関するグラフ指標(例えば、assortativity、global efficiency)によって比較することができる。これらのメトリックの中で重要なものはモジュール性であり、ネットワークノードの固有のメソスケールのグループ化を、いわゆるモジュールに記述している(図1)。

直観的には、ネットワークモジュールは、ランダムに接続されている場合よりも、互いにより密接に結合したノードのグループとして特徴付けることができる。したがって、高いモジュール性を有するネットワークでは、ノードは、同じモジュール内の他のノードと多くの相互接続リンクを共有するが、モジュールの外部のノードにはあまり密接に接続されない。モジュールは通常、個々の被験者のネットワークごとに個別に計算され、健康者群と患者群のすべての被験者で同時に計算される群単位のマルチスライス・モジュラリティ

指標 [6] を検討する。次に、各群のマルチスライス・モジュールを合意行列 [7] に集約する。この合意行列は、マルチスライス・パーティションのそれぞれで 2 つの ROI が同一モジュールに統計的にグループ化できる頻度を計算することによって得られる。

特に、障害の原因となる特定の領域を認識することが困難である脳関連疾患では、ネットワークモジュールの解析によるメソスケール構造へのシステムの単純化は、障害の理解と治療に効果的である。詳細は 2.2 で説明する。

2.2 統合失調症のデータセット

統合失調症は、約 100 人のうちの 1 人に発生する精神障害である。それは臨床医により症状から診断されるが、有効な検査または他の客観的診断方法はまだ確立されていない。36 人以上の被験者からなる、2 つの患者グループ A と C 及び 2 つの健常対照グループ B と D についてモジュール分析を行った。グループ A とグループ B については、異なる色でマークされた 5 つの特徴的なモジュールが見いだされた。全てのグループにおける被験者のモジュールを互いに比較し、図 2 に示す。

健常対照グループ B と D の両方において、脳の後頭部(背部)に単一の大きなモジュールが存在する。被験者が実験中に特定の作業を行っていないので、いわゆる「デフォルトモードネットワーク」が対照グループ B と D において活性化された。しかし、統合失調症グループ A と C の同じ領域を見ると、この単一のモジュールは一般的に 3 つの小さなモジュールに分かれている。このことは、健康な人の安静時に通常活動する領域が統合失調症患者にとって適切に機能してい

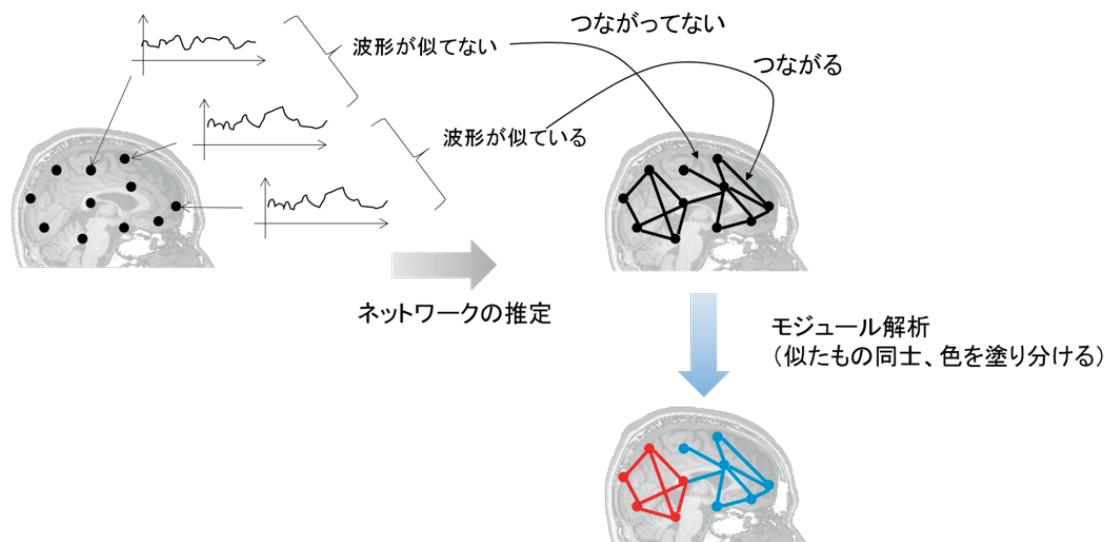


図1 脳機能ネットワークのモジュール推定 [4]

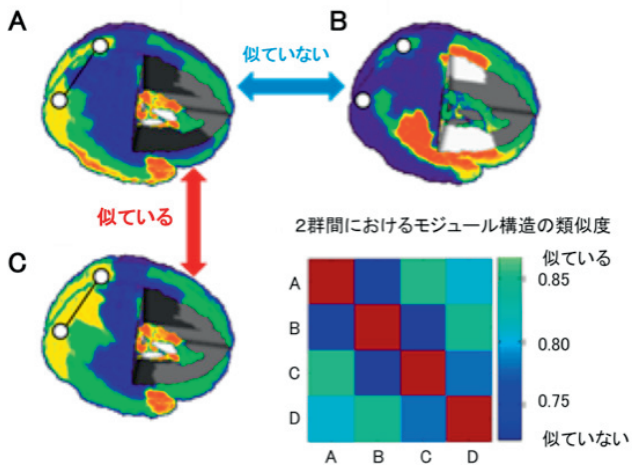


図2 モジュールの推定値の類似性(色で符号化された) [4]
 脳の後頭部の大きな青色領域(各スキャンの左側)は、デフォルトモードネットワークに対応するモジュールを示す。

ないことを示唆している。

2.3 慢性背部痛に関する多施設研究

痛みへ適応できない脳の処理機構は、多くの種類の慢性疼痛の根本的原因であると考えられている。実験データは、患者と健常被験者との間に構造的及び機能的な相違が幅広く存在することを示しており、これに

より慢性疼痛は脳ネットワークの不調によって生じると考えられている。

文献 [5] では、3つの異なる研究施設(大阪、イギリスのケンブリッジ、アメリカのシカゴ)から選んだ健常者と慢性腰痛(疼痛)患者の2つの異なるグループを比較することにより、脳ネットワークのモジュールがどのように異なるかを調べた。図3は、疼痛患者グループ及び健常者グループの全ての被験者のネットワークグラフを示しており、そこから、同じ色が同じモジュール割当てに対応するマルチスライス・モジュール行列が生成される。そしてマルチスライス・モジュールを「合意行列」に集約する。この行列は、マルチスライス・パーティションのそれぞれで同じモジュールに2つのROIが割り当てられる頻度を単純に数えることによって得られる。得られた健常者グループの合意行列から疼痛患者グループの合意行列を差し引くことにより、図3の右上に示される「合意差分行列」が得られる。合意差分行列の大きな正の要素は、疼痛において高い合意が高いノード対を表す。すなわち、これらのノード対は、頻繁に疼痛患者グループについては同じモジュールにあるが、健常者グループの同じモジュールには存在しない。同様に、大きな負の要素は反対のケースを表す。すなわち、これらの

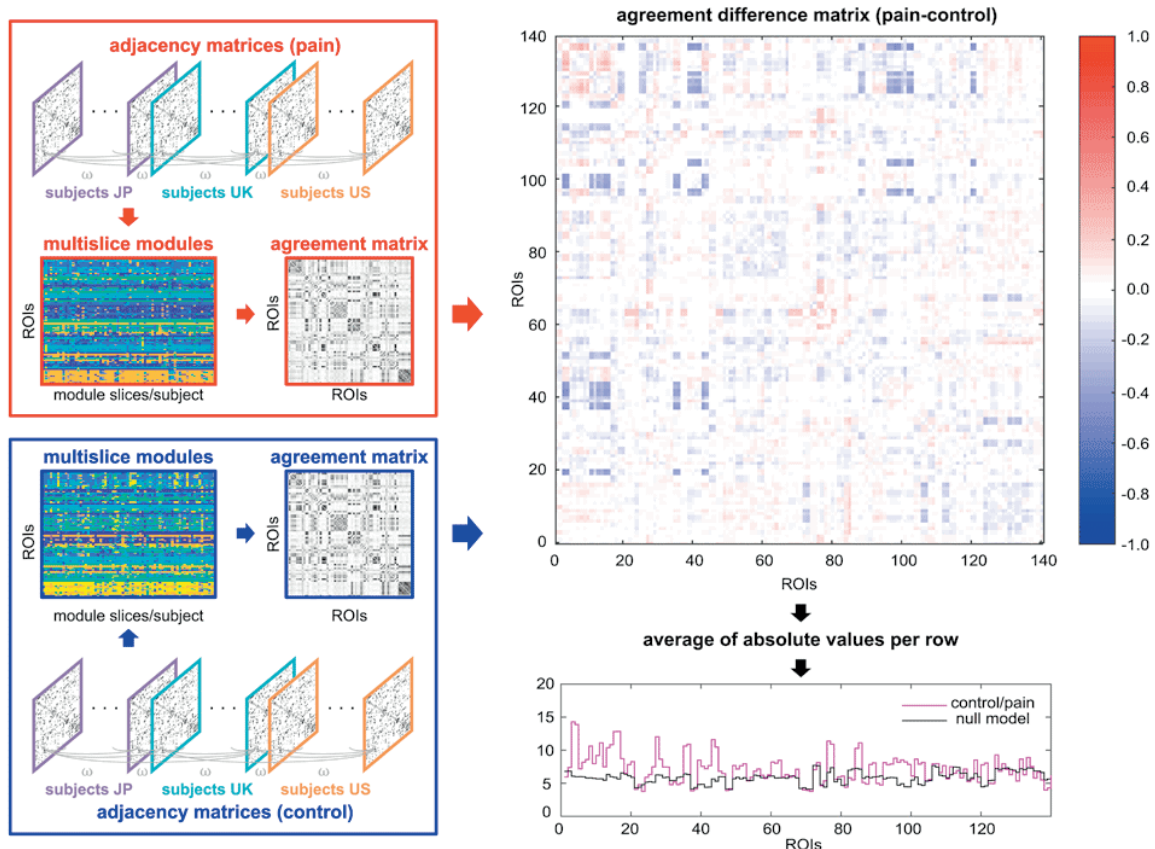


図3 マルチスライスのモジュール性と合意行列の計算パイプラインの概要 [5]

ノードは頻繁に健常者グループの同じモジュールに存在するが、疼痛患者グループの同じモジュールには存在しない。合意差分が0に近いノードは、2つのノードが両方のグループにおいて同じモジュール内にあるか、または異なるモジュールにあることを示す。個々のROIの合意プロファイルを得るために、この行列の行単位の要素を合計する(図3の右下)。分析により、感覚運動野におけるROIが特に顕著であることを明らかにした。これは、これらの領域が慢性的な疼痛において深刻な再編成を受け、疼痛状態のための適切な「バイオマーカー」として、また、新規の介入療法の潜在的標的として作用し得るとする仮説を裏付けるものである[8]。また、これまで疼痛において認識されていなかった領域、すなわち新たな研究を既にもたらし右前外側前頭前野に対する潜在的に重要な役割を明らかにした。まとめると、この結果は、慢性疼痛に対する新しい洞察を明らかにし、それを支配するメカニズムを標的とする治療を特定するうえで、強力な研究アプローチであることを示している。

3 脳に触発された無線センサネットワーク

2020年までに500億台のデバイスがモノのインターネット(IoT)に接続され、全ての事業の半数がIoTの影響を受けると推定されている。これらのデバイスの多くは無線ネットワークを介して接続されているため、意識しなくてもユーザーにサービスをシームレスに提供できるユビキタス環境が実現する。自動車のような大型の「モノ」は、高いデータ処理能力を備え、高いデータレートで外部と無線で通信することによって、様々なサービスを受けることができる。ただし、アプリケーションによっては要件が異なる。例えば、自動車の中では、相互に、あるいはユーザーとの間でコミュニケーションする小さなものがたくさんあるが、必要なリソースは少なく済む。実際、IoTの大部分はこのようなモノである。例えば、スマートホーム内の家電製品は、ほとんどの場合休止状態であり、積極的に使用されていないときにはごくたまにだけ通信に参加する必要がある。環境監視、農業監視、災害監視など、センシングを伴う多くのアプリケーションでも同じことが言える。しかしながら、このような小さいモノは、特に高空間分解能を必要とするセンシングアプリケーションにおいて、それらのより大きい対応のモノよりもずっと多くのノードを含む可能性がある。

このようなアプリケーションのノードは、個々に無線リソースに僅かな負担を課すことがあるが、数千に上り、互いに比較的小さい距離に配置されていると、圧倒的な量の無線トラフィックが発生する可能性があ

る。このような超高密度無線ネットワーク[9]は、ネットワーク輻輳やデバイス間の無線干渉の影響を受けるだけでなく、独自の動作制約条件の対象ともなる。超高密度無線ネットワークの全てのノードのバッテリーを個別に充電することは、その数が多いため実用的ではない。そうした理由から、全てのノードにエネルギーを長時間供給することは問題である。ノードの寿命を長くする必要がある場合は、「エネルギー自律型」ではなければならない。つまり、環境からエネルギーを収集できる必要がある。ノードが小さいほど、エネルギー予算は非常に限られており、これは無線通信の信頼性と速度に直接影響し、設計の根本的な再考を必要とする。神経科学はこの状況において有効である。なぜなら、ニューロンは僅かなエネルギーを消費しながら、印象的な程度の情報処理とコミュニケーションが可能だからである。脳の低エネルギー消費に寄与するスパイクの低負荷サイクルだけでなく、低エネルギー消費においてスパイクによる情報の符号化も、重要な役割を果たすと考えられる。符号化の基幹は、スパイクの時間的特徴、例えば遅延、発生順序、または互いの時間差などの使用である。このような符号化は、スパイクの様々な配置から生じる組み合わせの数が非常に多いため、高い情報容量[10]を提供する傾向がある。パルスベースの信号による通信は、以前は無線情報ネットワークに対して提案されてきた。「インパルスラジオ」[11]は、ノード間のパルス列を交換することで通信を行う超広帯域無線通信(Ultra-Wide Band: UWB)ラジオの一種だが、インパルス無線の開発努力のほとんどは、低エネルギー消費ではなくデータ速度の最適化に焦点を当てている。

我々の研究では、特にリソースが制限され、無線ノードに適したスパイクベースの通信を開発することに関心がある。そのようなノードは、非常に小さなエネルギーしか使えず、その結果、限られた自由度でのみ通信に関わることができる。我々の目的は、通信プロトコルを可能な限りシンプルにすることである。そこで、ノードは互いに同期化していないと仮定する。つまり、ノードはメッセージを非同期方法でブロードキャストし、チャンネルが空いているかどうかをチェックするためのチャンネルの聴取もしない。さらに、ノードは、それらがブロードキャストするメッセージが受信された肯定応答を必要とせず、メッセージがブロードキャストされる回数は制限される。これは、意味のある通信を保証するのに、メッセージの忠実度が十分高くないことを意味する。しかしながら、我々は、低い確率とはいえ、エラーや障害の出現を想定している。実は、センサネットワークの場合、致命的ではないことが多い。なぜなら、決定は長時間にわたるサン

5 脳機能の理解と知見応用のための各種アプローチ

プルに基づいて行われるからである。

忠実度の高いスパイクベースの通信で、プロトコルの簡素化に対する要求をどのように満たすことができるか？ 答えの鍵は、信号の符号化にある。送信の各ビットに対して1つのタイムスロットを割り当てる従来の符号化方式とは異なり、スパイク間の時間間隔として値を符号化する。そのようなスキームの中で最もシンプルな形として、スパイクが連続して発生し、メッセージに関連するスパイク間の時間間隔に別のメッセージからのスパイクが入ると、何らかの形で検出できることを仮定する。図4は、このような符号化の一例を示している。送信者によってブロードキャストされたメッセージは、4つのスパイクからなる。これらのスパイク間の3つの時間間隔は全て等しくなければいけない。これらの間隔の等価性は、他のメッセージからのスパイクが介在していないかどうかを確認することに受信側で使用される。2つの連続する時間間隔が等しい場合、高い可能性で、それらは1つの同じノードのブロードキャストから発信されるので、この情報を使用してメッセージを復号することができる。しかし、2つの連続する間隔が異なる場合、少なくとも2つのメッセージが混在する。その場合、メッセージを抽出することができず、再度ブロードキャストされるまで待たなければならない。

図4の符号化は、「誤り検出符号」の良い例である。連続するスパイク間の等間隔に基づいて、メッセージが正しいか否かを識別することが可能である。しかし、間隔の長さが等しくない場合、メッセージが正しくないと判断され、元のメッセージを抽出できなくなる。もう1つの優れた段階は、「誤り訂正符号」である。この場合、他のメッセージからのスパイクが介在してい

ても元のメッセージを抽出することができる。近年、有限オートマトン理論をスパイクの領域に適応させ、スパイクのための誤り訂正符号を構築することに成功した。その結果得られるモデルは「スパイクオートマトン」[13]と呼ぶ。有限オートマトンのように、スパイクオートマトンは外部から入力を受け取るが、違いは、スパイクオートマトンはシンボルではなくスパイク間の間隔を入力として使用することである。スパイクオートマトンは、特定のパターンに同調されたパターン認識器の一種であるため、同調されたスパイクメッセージ以外の全ての介入スパイクメッセージは無視される。これは、ニューロンが特定のスパイクパターンに同調される傾向がある脳と類似していることと対応する。スパイクオートマトンを使用した結果、別のノードからメッセージを受信して復号するのに必要な時間が大幅に短縮された。誤り検出符号化では、ブロードキャストされたメッセージの衝突は再送信を必要とする。しかし、誤り訂正符号化を使用して、互いに衝突しても全ての元のメッセージを取り出すことができる。

スパイクベースの通信及びノード間でのメッセージ送信のための様々な符号化をテストするために、最大コンセンサスアルゴリズム [14] を実行する Arduino マイクロコントローラ (図5) に基づいたプロトタイプを構築した。このプロトタイプでは、ノード間の通信にワイヤを使用しているが、現在はワイヤレスバージョンを構築中である。スパイクベースの信号に対する誤り検出符号化の代わりに誤り訂正符号化を使用することにより、収束速度が2桁向上することを確認した。

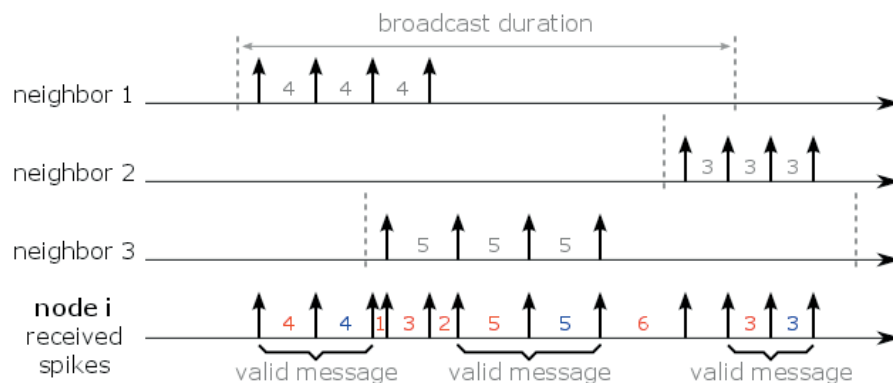


図4 4つのスパイク(3つのスパイク間隔)によるメッセージの符号化

1,2及び3とラベル付けされた3つの隣接ノードによってブロードキャストされたスパイクは、ノードiによって受信される。垂直の矢印はスパイクを示し、それらの間のラベルはスパイク間隔の長さを示す。ノードiは、異なるノードから受信したスパイクの組み合わせを受信し、ほとんどの場合、それらを区別することはできない。このため、ノードiによって受信されるいくつかのスパイク間隔は、6とラベル付けされた間隔のように、単なる偶然に発生する。しかし、ノードiが等しい長さの2つのスパイク間隔を連続して受信すると、対応するメッセージは1つのノードから発生する可能性が非常に高いため、メッセージは有効とみなされる [12]。

4 あとがき

本稿では、神経科学の計算上の側面と情報科学との密接な関連を扱ういくつかの研究プロジェクトを要約した。ネットワーク科学による脳ネットワークトポロジーの研究は、脳ネットワークを研究するための多数のツールの適用を可能にする。モジュールは、脳ネットワークの内部構造を明らかにするため、脳ネットワークの解析において重要な役割を果たす。特に、統合失調症のような障害の原因となる特定の領域を認識することが難しい場合、モジュール構造の分析によるシステムの単純化は、障害を理解し、治療するためにも有効である。現在、現代の機械学習技術をネットワーク解析とどの程度組み合わせることができ、神経疾患の分類において更に高い精度を達成できるかを評価する過程にある。主な目標のひとつは、経験のある臨床医でさえ見つけにくい脳データの神経障害の微妙なバイオマーカーを検出できるツールを開発することである。

脳ネットワークのマクロレベルから神経発火のミクロレベルまでは大きなステップであるが、我々はその後者に触発され、スパイクのタイミングが低エネルギー消費、同期要件の柔軟性を達成及び動作の単純化するのに役立つ新しい通信プロトコルを開発するに

至った。ただここに挙げたいいくつかの要素は、速度と帯域幅を重視する従来の無線ネットワークでは達成が難しいことが多い。スパイクベースのプロトコルに最も適したアプリケーションは、小規模で安価なノードが大量に必要である状況下での応用例だろう。その場合、空間分解能を向上させることができるが、高い時間分解能でノード値を読み取る必要はない。典型的な用途は農業モニタリングであり、病気や害虫を適時に検出することが改善措置を講じるうえで非常に重要である。このような適時的な検出では、マイクロ秒の時間間隔で各ノードからのデータを収集する必要はない（むしろ、数分で十分である）が、異常な広がりが大規模なレベルに達する前に停止できるように、数メートル程度の空間分解能のデータが必要である。現在、無線のプロトタイプを開発中であり、スパイクベースの無線ネットワークに適したアプリケーションをさらに検討する予定である。

謝辞

ペパーとライプニッツは、日本学術振興会奨学金 JP16 H01719 の支援を受けている。シーモアは、Wellcome Trust (097490) 及び Arthritis Research UK (21357) の支援を受けている。

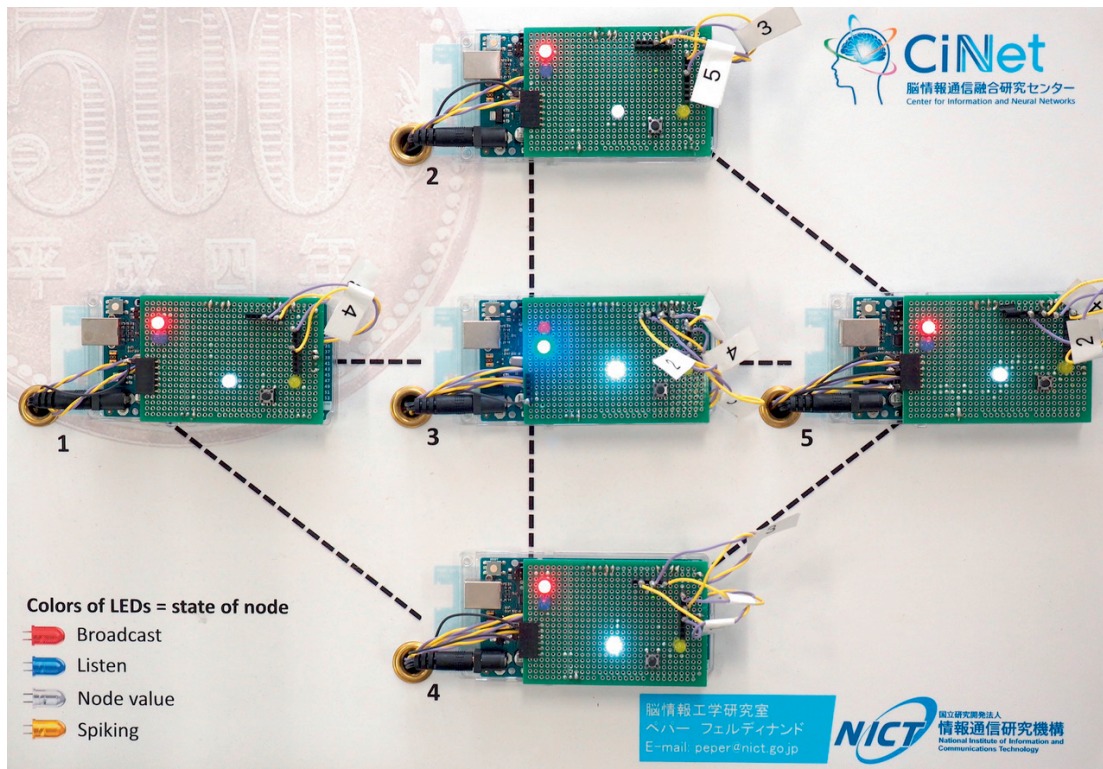


図5 Arduino Mega ボードに実装されたスパイクベースの最大コンセンサスアルゴリズムのプロトタイプ実現のスナップショット
5つのノードは、破線で示されたワイヤによって互いに接続されている。ボード上の赤色と青色のLEDは、それぞれノードのブロードキャストとリスニングの状態を示し、ノード1,2,4,5はブロードキャスト、センターノード3は聴取している。白色LEDの強度は、ノードの値を示し、すべてがコンセンサスに完全に達すると、等しい最大レベルに達する。

【参考文献】

- 1 J. von Neumann, The Computer and the Brain, Yale University Press, CT (1958)
- 2 G. Piccinini, Book Review of "The Computer and the Brain," Minds and Machines, 13.2, pp.327-332 (2003)
- 3 O. Sporns, Networks of the Brain, MIT Press (2010)
- 4 T. Shimokawa, "Research and Development on Objective Medical Diagnosis through Network Science," NICT NEWS, pp.8-9, Oct. (2015)
- 5 H. Mano, G. Kotecha, K. Leibnitz, T. Matsubara, A. Nakae, N. Shenker, M. Shibata, V. Voon, W. Yoshida, M. Lee, T. Yanagida, M. Kawato, M. J. Rosa, and B. Seymour, "Classification and characterisation of brain network changes in chronic back pain: A multicenter study," Wellcome Open Res, 3:19 (2018)
- 6 P. J. Mucha, T. Richardson, K. Macon, M. A. Porter, and J.-P. Onnela, "Community Structure in Time-Dependent, Multiscale, and Multiplex Networks," Science, 328:5980, pp.876-878 (2010)
- 7 A. Lancichinetti, and S. Fortunato "Consensus clustering in complex networks," Sci Rep., 2:336 (2012)
- 8 T. Yanagisawa, R. Fukuma, B. Seymour, K. Hosomi, H. Kishima, T. Shimizu, H. Yokoi, M. Hirata, T. Yoshimine, Y. Kamitani, and Y. Saitoh, "Induced sensorimotor brain plasticity controls pain in phantom limb patients," Nat. Commun., 7, 13209 (2016)
- 9 S. Maghsudi and E. Hossain, "Distributed cell association in energy harvesting dense small cell networks: A mean-field multi-armed bandit approach," IEEE Access, vol.5, pp.3513-3523 (2017)
- 10 H. Paugam-Moisy, and S. Bohte, "Computing with Spiking Neuron Networks," In: Handbook of Natural Computing, Eds. G. Rozenberg, T. Back, J. Kok, pp.335-376, Springer (2012)
- 11 M.Z. Win, and R.A. Scholz, "Impulse Radio: How it works," IEEE Communications Letters 2 (1), pp.10-12 (1998)
- 12 F. Peper, K. Leibnitz, J. Teramae, T. Shimokawa, and N. Wakamiya, "Low-Complexity Nanosensor Networking Through Spike-Encoded Signaling," IEEE Internet of Things Journal, 3 (1), pp.49-58 (Feb. 2016)
- 13 ペパー フェルディナンド、ライプニッツ 賢治、下川 哲也、長谷川 幹雄、黒田 佳織、「通信方法及びネットワークシステム」、特願 2018-134365、2018年7月17日出願
- 14 F. Peper, K. Leibnitz, T. Shimokawa, and M.-A. Remiche, "Average consensus in asymmetric broadcasting wireless sensor networks through gossiping," Proc. of International Workshop on Mobile Ubiquitous Systems, Infrastructures, Communications, And Applications (MUSICAL 2016), Hiroshima, Japan (Nov. 2016)



ライプニッツ 賢治 (らいぶにつ けんじ)

脳情報通信融合研究センター
脳情報工学研究室
主任研究員
博士(理学)
情報ネットワークモデル化、脳データ解析



シーモア ベン

脳情報通信融合研究センター
脳情報通信融合研究室
上席研究員
博士(神経学)
計算神経科学、痛みと回避学習、脳イメージング



ペパー フェルディナンド

脳情報通信融合研究センター
脳情報工学研究室
副室長
博士(工学)
分散処理、自然に学んだ情報通信



下川 哲也 (しもかわ てつや)

脳情報通信融合研究センター
脳情報工学研究室
主任研究員
博士(工学)
ネットワークサイエンス、医療画像解析