

## 科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 27 年 6 月 2 日現在

機関番号：82401

研究種目：基盤研究(C)

研究期間：2011～2014

課題番号：23500379

研究課題名(和文)意思決定に関する二つの心理物理法則の共通神経基盤：ウェーバーの法則とヒックの法則

研究課題名(英文)Common neural basis of Weber's law and Hick's law

## 研究代表者

岡本 洋 (Okamoto, Hiroshi)

独立行政法人理化学研究所・脳科学総合研究センター・客員研究員

研究者番号：00374067

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,900,000円

研究成果の概要(和文)：多肢択一における決定時間はヒックの法則に従うことが知られている：決定時間は選択肢数の対数に比例する。しかしながら、ヒックの法則の神経機構はまだわかっていない。ヒックの法則を再現する皮質回路モデルを提案した。このモデルはさらに、決定時間がウェーバーの法則に従うことを予言する：決定時間の変動係数は選択肢数によらず一定である。これらの結果は、二つの心理物理経験則が共通の神経基盤に立脚することを示唆する。

さらに、多肢選択の神経機能をモデルにネットワークからコミュニティを効率的・効果的に検出する方法を構築した。これは、脳に学ぶことによって新しくかつ実際に役に立つ技術の創出が可能であることを例証する。

研究成果の概要(英文)：Decision timing of multi-alternative decision is known to follow Hick's law: The decision time is a linear function of the log of the number of alternatives. However, little is known about neural mechanisms underlying Hick's law. We have succeeded in constructing a cortical circuit model that can replicate Hick's law. This model also predicts that decision timing of multi-alternative decision will follow Weber's law: The coefficient of variation of decision timing is constant with the number of alternatives. These results suggest that Hick's law and Weber's law, though links between these empirical laws have been little discussed so far, have common neural bases.

We have also put forward a method of local detection communities in complex networks, which models neural mechanisms of multi-alternative decision. The proposed method outperforms a state-of-the-art method. These demonstrate that modelling the real brain is beneficial for creating novel and practically useful technology.

研究分野：脳型情報処理

キーワード：意思決定 多肢択一 決定時間 皮質回路 複雑ネットワーク モジュール コミュニティ

## 1. 研究開始当初の背景

意思決定の神経機構の解明は、認知神経科学の中心テーマの一つである。多肢択一、すなわち、複数の選択肢から一つを選ぶという行為は、意思決定の原型である。多肢択一課題を用いた心理物理実験研究あるいは神経生理実験研究が進められている。さらに、実験証左に基づいて計算モデルを構築し、これを理論解析することを通じて、意思決定の神経機構に迫ることも試みられている。

複数の選択肢が提示されてから、どれを選ぶかを決定するまでの時間—決定時間—は、意思決定の神経機構の解明に定量的な糸口を与える。心理物理実験を通じて、決定時間の性質が一部明らかにされた。特に、多肢択一の決定時間は、ヒックの法則に従うことが知られている：決定時間は選択肢の数の対数に比例して増加する。ヒックの法則の神経基盤はまだほとんどわかっていない。ヒックの法則を再現する神経機構モデルの構築は、意思決定の神経機構の最終解明に至るための重要な道標とみなすことができる。

決定時間の統計的性質を記述する別の心理経験則にウェーバーの法則がある。例えば、被験者に（トーンなどで示された）ある長さの時間（標的時間）を提示し、次に被験者に同じ長さの時間の再生を求める。再生時間の試行平均を $\mu$ 、標準偏差を $\sigma$ とするとき、ウェーバーの法則は変動係数 $\gamma = \sigma/\mu$ が標的時間にかかわらず一定になると主張する。

ヒックの法則とウェーバーの法則とを結び付けて議論することは、これまでほとんどなかった。しかしながら筆者は、これら二つの心理物理法則が実は共通の神経機構に由来するのではないかと考え、これを検証するために本研究を企画した。

多肢択一において、同じ選択肢数に対しても、決定時間は試行ごとにばらつく。ヒックの法則は決定時間の試行平均が選択肢数の対数に比例することを主張するが、決定時間のばらつきと選択肢数との関係については何も述べない。しかしながら、選択肢の数が増えれば、平均決定時間は増加する。そこで筆者は、多肢択一における決定時間の変動係数は選択肢数によらず一定になる、すなわち、多肢択一の決定時間もウェーバーの法則に従うのではないかと着想した。そして、多肢択一におけるヒックの法則とウェーバーの法則を同時に説明する神経機構モデルが構築できれば、この仮説が支持されると考えた。

さらに筆者は、さまざまな認知・行動に幅広くかかわる多肢択一という意思決定過程の神経機構が解明されれば、それをモデルにした新しい情報処理様式を創出して、学術的基礎研究の成果を実社会に還元できるとも考えた。多肢択一は、複数のモジュール（個々のモジュールに個々の選択肢が対応）から構成される神経回路ネットワーク上の神経活動伝播において、一つのモジュールが選ばれて活性化されることで表現される（研究成果

参照）。

一方、複雑ネットワーク科学では、ネットワークの中のリンクが密につながったかたまり部分のことを「コミュニティ」とよぶ。コミュニティ構造は、実世界におけるさまざまなネットワーク（WWW/インターネット、文書引用関係ネットワーク、交通網、遺伝子制御・タンパク相互作用ネットワーク、その他）の一般的性質である。コミュニティはネットワークで表現された複雑系を構成する機能モジュールに対応する。したがって、ネットワークとして表現された知識を利用する上で、そのネットワークを構成するコミュニティを知ることが本質的に重要である。

ネットワークを構成する複数のコミュニティから、ユーザの課題にもっとも関連するものを見つけ出すことを考える。例えば、ソーシャルネットワークに内在するあるコミュニティ（ $C$ とする）について、ユーザは一部のメンバーのリストをすでに持っているとする。ただし、リストには間違いも含まれている、すなわち、 $C$ のメンバーでないもの（ $C$ の偽メンバー）が混じっていると。このような部分的で不正確な情報から、コミュニティ $C$ を検出する、すなわち、 $C$ のすべての真メンバーを割り出すというタスクを考える。このタスクは、ある手がかりの下で複数の選択肢の中から一つを選び出すこと、すなわち、多肢択一に他ならない。そこで、対象とする複雑ネットワークを神経回路に見立てれば、意思決定の神経機構をモデルに、コミュニティを選択検出することが可能と期待される。

## 2. 研究の目的

## (1) ヒックの法則の神経基盤

ヒックの法則を再現する皮質回路モデルを構築する。さらにこのモデルが生成する決定時間のウェーバー比が、選択肢数にかかわらず一定になることを示す。これらを通じて、二つの心理法則—ヒックの法則とウェーバーの法則—が共通の神経基盤に基づくという仮説を支持する。

## (2) ネットワークからの局所コミュニティ抽出

多肢択一の神経機構をモデルに、複雑ネットワークからコミュニティを局所抽出する方法を構築する。ベンチマーク課題を用いてコミュニティ検出性能の評価を行い、脳に学んで考案された提案方法が従来方法に勝ることを示す。

## 3. 研究の方法

## (1) ヒックの法則の神経基盤

$P$ 個の興奮性ニューロン（錐体細胞）集団を考える。各集団が一つの選択肢に対応する。各集団は $M$ 個のユニットから成る。各ユニットは皮質内で互いに近傍に位置する $N$ 個の錐体細胞から成る。これら $N$ 個の錐体細胞は相互に結合する（完全結合を仮定、結合の強

度を  $W_{\text{intra-unit}}$  とする)。さらに、各ユニットには抑制性ニューロン群 (somatostatin-positive neuron を想定) が付随しており、そのユニットの  $N$  個の錐体細胞だけと特異的に結合する (局所結合)。このような構成に基づく各ユニットの入出力はヒステリシス特性を有することが示される。

各集団内において、ユニット同士は興奮性の相互結合 (遠距離の水平結合を想定) を形成する (完全結合を仮定、結合の強度を  $W_{\text{inter-unit}}$  とする)。ユニット間の錐体細胞間結合はユニット内の錐体細胞間結合よりも弱い ( $W_{\text{intra-unit}} > W_{\text{inter-unit}}$ )。さらに別の抑制性ニューロン群 (Parvalbumin-positive neuron を想定) があり、これらが  $P$  個の集団と非特異的に結合 (大局結合) する。以上の構成の回路上における神経活性伝播をコンピュータシミュレーションにより解析する。

## (2) ネットワークからの局所コミュニティ抽出

ネットワーク (簡単のために、リンクには方向がないとする) の隣接行列を  $\mathbf{A}=(A_{nm})$  とする。ノード  $n$  とノード  $m$  とが繋がっているならば  $A_{nm}=A_{mn}=1$ 、そうでないならば  $A_{nm}=A_{mn}=0$  である。個々のノードをニューロンに、個々のリンクをシナプス結合に対応させる。ニューロン  $n$  の時刻  $t$  における膜電位および活性 (発火率) を、それぞれ、 $p_n(t)$  および  $f_n(t)$  とする。両者の関係を

$$f_n(t) = \Theta(p_n(t) - \theta) p_n(t) \quad (1)$$

で与える。ただし、 $x \geq 0$  ならば  $\Theta(x)=1$ 、 $x < 0$  ならば  $\Theta(x)=0$  である。 $p_n(t)$  の時間発展を次式で記述する:

$$p_n(t+1) = \sum_{m=1}^N T_{nm} f_m(t) + \frac{f_n(t)}{F(t)} (1 - F(t)). \quad (2)$$

ただし、 $T_{nm} \equiv A_{nm} / \sum_{i=1}^N A_{im}$ 、 $F(t) \equiv \sum_{m=1}^N f_m(t)$  である。右辺第一項はニューロン  $n$  へのこれにシナプス結合するニューロンからの活性伝搬を、第二項は抑制性介在ニューロンの活性化によって起こる興奮性ニューロン間の競合を表す。

コミュニティをセルアセンブリに、与えられた複数のソースノードを手がかり刺激で初期活性化されるニューロン群に対応させる。ダイナミクス(2)を用いて、多肢択一の神経機構とのアナロジーとしてコミュニティを検出を試みる。これらのソースノードを要素とする集合を  $s$  とする。 $s$  は、検出されるべきコミュニティ  $C$  のメンバー (「真」メンバー) の一部、および、 $C$  のメンバーではないもの (「偽」メンバー) からなる。 $p_s \equiv |s|/|C|$  とし、 $r_f \equiv F/|s|$  とする。ただし、 $F$  は  $s$  が含む「偽」メンバーの数である。

ソースノード集合  $s$  が与えられたとき、これに対応するコミュニティ  $C$  の局所検出を、以下の手続きで実行する。ダイナミクス(2)の初期条件を次で設定する:

$$p_n(0) = \begin{cases} 1/|s| & \text{if node } n \in s; \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

式(2)の繰り返し計算により、電位の定常状

態分布を求める:  $\lim \{p_n(t)\} = \{p_n^{(\text{stead})}\}$ 。  $p_n^{(\text{stead})}$  をノード  $n$  の  $C$  への帰属度とする。ノードを定常状態電位の値の大きい順に並べたとき、上位  $|c|$  番目までのノードがすべて  $C$  の「真」メンバーであれば、局所コミュニティ検出はパーフェクトである。このようにして  $s$  から  $C$  を局所検出する過程を、劣化パターン ( $s$ ) からの原パターン ( $C$ ) の修復とみなすことができる (図 1)。

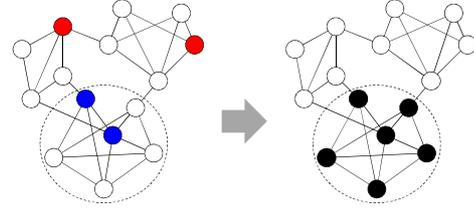


図 1: 劣化パターンから原パターンを修復する過程としてのコミュニティ局所検出。点線で囲った部分が検出されるべきコミュニティ。(左) 色ノードはソースノード。青は「真」、赤は「偽」。(右) 黒ノードが検出されたコミュニティを示す。

コミュニティ構造が既知のネットワークを用意し、ソースノード集合  $s_k$  を設定し、それからどれだけ正しくコミュニティ  $C_k$  が再現できるかを調べる。そのため、ランク付けを伴う文書検索の性能評価に広く用いられている指標である **mean average precision (MAP)** を導入する。MAP は次式で定義される:

$$\text{MAP} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left( \frac{1}{|C_k|} \sum_{i=1}^{|C_k|} \frac{z_i^{(k)}}{i} \left( 1 + \sum_{j=1}^{i-1} z_j^{(k)} \right) \right). \quad (4)$$

ただし、 $i$  番目に大きな定常状態電位を持つノードがコミュニティ  $C_k$  のメンバーであるならば  $z_i^{(k)}=1$ 、そうでないならば  $z_i^{(k)}=0$  である。 $0 \leq \text{MAP} \leq 1$  である。MAP 値が高いほどコミュニティ検出は正しい。特に  $\text{MAP}=1$  とき、コミュニティ局所検出 (劣化パターンからの原パターン修復) はパーフェクトである。

提案方法以外で、上に述べたようなパターン修復としてのコミュニティ局所検出を試みるができる方法としては、活性拡散法 (パーソナライズドページランクアルゴリズム) が代表的である。そこで、これを性能評価のための競合に設定する。活性拡散法における活性  $p_n(t)$  の時間発展は次式で記述される:

$$p_n(t+1) = (1-\rho) \sum_{m=1}^N T_{nm} p_m(t) + \rho b_n \quad (0 \leq \rho \leq 1) \quad (5)$$

$$b_n = \begin{cases} 1/|s| & \text{if node } n \in s; \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

式(5)の右辺第一項は、活性が割合  $1-\rho$  でネットワーク内をリンクに沿って拡散することを、第二項は、任意のノードにおける活性が割合  $\rho$  でソースノードにショートカットで移動することを表わす。第二項がバイアスとして働き、活性が一定割合  $\rho$  で常にソースノードに引き込まれる。従って、定常状態においては、活性はコミュニティ  $C$  付近に局在すると期待される。

## 4. 研究成果

### (1) ヒックの法則の神経基盤

時刻 0 で  $P$  個の集団すべてを活性化させ、それ以後個々の集団の活性がどう時間発展するかを追った (図 2)。一つの集団の活性が徐々に増加するとともに、他の集団の活性は徐々に減少した。そしてある時点で、前者が急激に増加して最大に達すると同時に、後者はゼロ付近に崩壊した。このようなニューロン集団間の競合は、抑制性ニューロンとの大局結合を介して生じる。

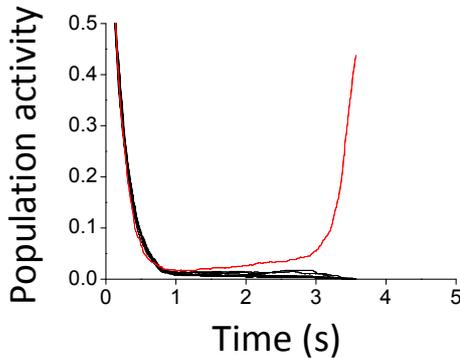


図 2: ニューロン集団の活動の時間変化 ( $P=8$ )

図 2 に示す  $P$  個のニューロン集団の活動の特徴的な時間発展は、 $P$  個の選択肢の中から集団  $p$  に対応するものが選ばれる過程を表す。そこで、集団  $p$  が最大活性化されるまでの時間  $T$  を決定時間とみなす。回路モデルは確率的要素を含む (外部環境を各ニューロンへの雑音入力で表現している) ため、 $T$  は同じ  $P$  に対しても試行ごとにばらつく。同じ  $P$  の下での試行平均を  $\mu(P)$  とする。図 3 は、 $\mu(P)$  が  $\log_2 P$  に線形に増加する、すなわち、本研究が提案する皮質回路モデルがヒックの法則を再現することを示す。

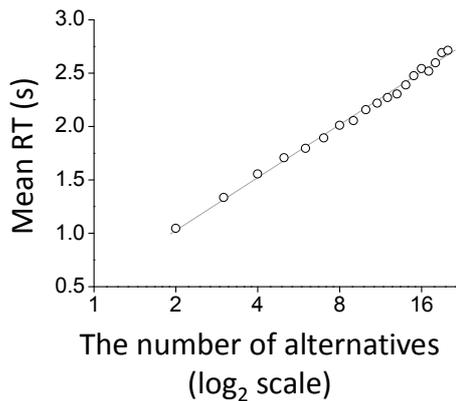


図 3: 決定時間の試行平均 (500 試行) は選択肢数の対数に線形的に増加する。

さらに、決定時間のばらつきを解析する。実際の心理実験においても、決定時間は同じ選択肢数に対して試行ごとにばらつく。しかしながら、決定時間のばらつきが選択肢数にどう依存するかを明らかにした研究はこれまでなかった。提案モデルが与える決定時間

の変動係数  $\gamma(P) = \sigma(P) / \mu(P)$  を求めてみた。ただし、 $\gamma(P)$  および  $\sigma(P)$  は、それぞれ、選択肢数  $P$  に対する決定時間の変動係数および標準偏差である。変動係数は選択肢数  $P$  によらず一定となった (図 4)。すなわち、提案モデルが与える決定時間はウエーバーの法則を満たす。

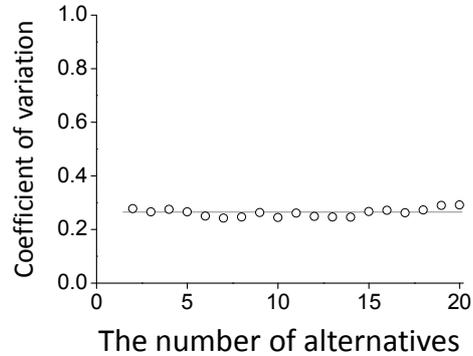


図 4: 決定時間の変動係数は選択肢数によらず一定である。

ヒックの法則は多肢択一の決定時間を特徴付ける経験則である。これまでヒックの法則の神経基盤は不明であった。ヒックの法則を再現する神経機構モデルを初めて構築・提案したことは、本研究の中心的成果の一つである。さらに、この神経機構モデルから生成された決定時間のゆらぎが、ウエーバーの法則に従うことを見出した。これは、これまで直接結びつけて議論されることがほとんどなかった二つの心理物理経験則が、実は共通の神経基盤に立脚することを示唆する。

本研究結果から、心理物理実験に対し、検証可能な次の予言が導かれる: 決定時間の変動係数は選択肢数によらず一定である。この予言を検証するための実験が、(本研究期間内にはかなわなかったが) 近い将来に行われることを期待する。

## (2) ネットワークからの局所コミュニティ抽出

コミュニティ構造が既知のネットワークを用いて、提案方法と活性伝搬法とを MAP で比較した。Lancichinetti et al. (2009) の方法を用いて 30 個のコミュニティ (これらを正解とみなす) を持つノード数  $N=1000$  の人工ネットワークを合成した。最初に、 $p_s$  の値を 1 に固定し、それぞれの方法による MAP を  $r_f$  の関数として求めた (図 5a)。次に、 $r_f$  の値を 0.3 に固定し、それぞれの方法による MAP を  $p_s$  の関数として求めた (図 5b)。提案方法による MAP 値は、活性拡散法によるものよりも常に大であった。 $r_f$  が増加すると、活性拡散法による MAP は速やかに減少するが、提案方法による MAP は、 $r_f=0.7$  (ソースノードの ~70% が「偽」) においても高い値 (~0.9) に留まる (図 5a)。 $p_s$  を増加させると、提案方法による MAP は、活性拡散法によるものよりも速やかに最大値 1 に漸近した (図 5b)。

同様な比較を、実社会ネットワークであるアメリカンフットボール試合ネットワークについて行った。このネットワークの個々のノードは個々の大学のフットボールチームである。各チームは11個の連盟のいずれか一つに属する。同じ連盟のチーム同士は、他の連盟のチームとよりも頻繁に試合を行うので、より密に繋がる。11個の連盟を正解コミュニティとみなした。人工ネットワークの場合と本質的に同じ結果が得られた(図 6a, b)。

人工ネットワークおよび実社会ネットワークを用いて行った比較評価の結果は、提案方法がコミュニティ局所検出に有効であることを示す。ところで、これまでに提案されたコミュニティ局所検出アルゴリズムはほぼ全て、ただ一個のソースノードが属するコミュニティを検出するものとして設計されており、本研究で想定したような、ソースノードが複数あってその中に「偽」メンバーが含まれるような場合には適用できない(これに対し、提案方法はソースノードがただ一個の場合でもコミュニティ局所検出を実行できる。data not shown)。しかしながら実社会においては、本研究で想定したような場合がしばしばある。例えば、あるコミュニティのメンバーの一部を知っているがそれには間違いも含まれており、そのような状況の下で、このコミュニティの全てのメンバーを知ろうとする場合である。多肢択一の神経機構をモデルに構築した提案の方法は、このようなコミュニティ検出を、劣化パターンからの原パタンの修復として実行することができる。

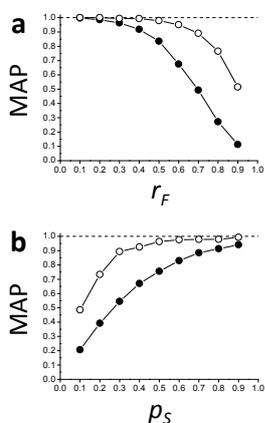


図 5: 人工ネットワーク。提案方法(○)および活性拡散法(●)による MAP 値。(a)  $p_S = 1.0$ 。(b)  $r_F = 0.3$ 。

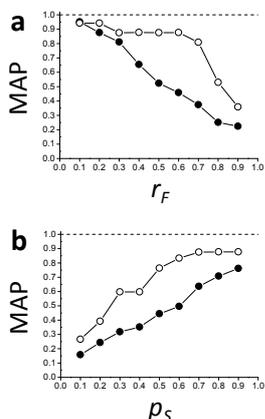


図 6: アメリカンフットボール試合ネットワーク。提案方法(○)および活性拡散法(●)による MAP 値。(a)  $p_S = 1.0$ 。(b)  $r_F = 0.3$ 。

## 5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計 7 件)

1. 岡本洋. コネクトーム・複雑ネットワーク科学・全脳ネットワーク分析. 知能と情報 (掲載決定) (依頼執筆)
2. Okamoto, H. Local Detection of Communities by Attractor Neural-Network Dynamics. Artificial Neural Networks Springer Series in Bio-/Neuroinformatics 4, 115-125 (2014). DOI: 10.1007/978-3-319-09903-3\_6 (selected paper, 雑誌論文5の extended version) (査読付)
3. Okamoto, H. Extracting Communities from Citation Networks of Patents: Application of the Brain-Inspired Mechanism of Information Retrieval. Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering (LINICST, Springer) 134, 1-14 (2014). DOI: 10.1007/978-3-319-06944-9\_19 (査読付)
4. Okamoto, H. Local detection of communities by an analogy to memory recall in the brain. Biologically Inspired Cognitive Architectures (BICA, Elsevier) 6, 12-17 (2013). DOI: 10.1016/j.bica.2013.07.007 (査読付)
5. Okamoto, H. Local Detection of Communities by Neural-Network Dynamics. Lecture Notes in Computer

Science (LNCS, Springer) 7223,  
50-57 (2013). DOI:  
10.1007/978-3-642-40728-4\_7 (査読  
付)

6. Okamoto, H. Extracting Tailored  
Protein Complexes from  
Protein-Protein Interaction  
Networks. Lecture Notes in Computer  
Science (LNCS, Springer) 8131,  
250-263 (2012). DOI:  
10.1007/978-3-642-28792-3\_30 (査読  
付)
7. Okamoto, H. Topic-Dependent  
Document Ranking: Citation Network  
Analysis by Analogy to Memory  
Retrieval in the Brain. Lecture  
Notes in Computer Science (LNCS,  
Springer) 6791, 371-378 (2011).  
DOI: 10.1007/978-3-642-21735-7\_46  
(査読付)

[学会発表] (計 15 件)

[図書] (計 件)

[産業財産権]

○出願状況 (計 件)

名称：  
発明者：  
権利者：  
種類：  
番号：  
出願年月日：  
国内外の別：

○取得状況 (計 件)

名称：  
発明者：  
権利者：  
種類：  
番号：  
出願年月日：  
取得年月日：  
国内外の別：

[その他]  
ホームページ等

## 6. 研究組織

### (1) 研究代表者

岡本 洋 (OKAMOTO, Hiroshi)  
独立行政法人理化学研究所・脳科学総合研  
究センター・客員研究員  
研究者番号：00374067

### (2) 研究分担者

( )

研究者番号：

### (3) 連携研究者

( )

研究者番号：