

令和 3 年 5 月 24 日現在

機関番号：14401

研究種目：基盤研究(A)（一般）

研究期間：2018～2020

課題番号：18H04096

研究課題名（和文）脳の情報処理機構に学びユーザの認知を理解し補正するQoE制御の実現

研究課題名（英文）QoE Control on Video Streaming based on the Brain and Cognitive Mechanisms

研究代表者

村田 正幸（Murata, Masayuki）

大阪大学・情報科学研究科・教授

研究者番号：80200301

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 34,200,000円

研究成果の概要（和文）：ユーザのQoE推定技術として、計測機器によりリアルタイムに取得可能なユーザの生体情報を用いてQoEをリアルタイムに取得し定量化する手法を構築し、ヒトの認知意思決定モデルであるBAMを導入したエージェント連携することにより、ストリーミングサービスを選択する意思決定の速度・精度の向上を行う方式を示した。さらに、人間の非合理的な意思決定をもたらす認知バイアスをモデル化し、認知バイアスを内包するユーザに対して、ストリーミングサービスにおける適切なビットレートのレコメンドが行われていることを確認した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

近年、ネットワークアプリケーションの通信品質であるQoSだけでなく、ユーザの体感品質であるQoEがより重要であるという認識がなされるようになってきている。

本研究課題では、脳の活動情報とQoEの相関モデルを構築し、その相関モデルとリアルタイムに取得する脳活動情報をもとにしたQoE推定とビットレート選択手法を確立した。ユーザの内的要因が反映される脳活動情報を計測することの有用性を確認でき、今後の脳活動計測機器開発への展開、ならびに、ストリーミングサービス以外のアプリケーションサービスを収容するネットワーク制御手法への波及が期待される。

研究成果の概要（英文）：As a user's QoE estimation technology, we develop a method to acquire and quantify QoE in real time using a device that measures the activity of human brain. It is known that the human has cognitive biases, which lead to a gap between the QoS and QoE. Therefore, we modeled the cognitive biases and develop the method to recommend an appropriate bit rate in streaming services by considering the cognitive biases. We also develop the method of the cooperation of agents that deployed a human cognitive decision-making model, and confirmed that our method improves the speed and accuracy of decision making to select a streaming service.

研究分野：情報ネットワーク

キーワード：仮想ネットワーク ネットワーク制御 Quality of Experience 環境認知 バイズ推定 集団意思決定 認知バイアス

1. 研究開始当初の背景

ネットワークアプリケーションの通信品質 (Quality of Service: QoS) の保証、あるいは、向上を目指した研究はこれまでも活発になされてきた。しかし、大半は電話網の通信品質保証に端を発する古典的手法に基づくものである。最近、QoE (Quality of Experience) としてユーザの体感品質がより重要であるという認識がなされるようになってきているものの、従来と変わらず主観的評価実験を中心とした研究が進められているのが現状である。

一方で、脳科学研究は、近年、生物学、とりわけ、進化生物学の知見に基づきながら、理論的に急速に発展している。さらに、fMRI や EEG など脳活動測定装置の高精度化やデータ処理の高速化によって、理論的研究の裏付けとなる実験結果が得られるようになってきている。その結果、脳の認知機能に関する数理モデル化も十分に行われるようになっており、それら数理モデルを活用することによって、本来目指すべき QoE 制御が実現できる段階になっている。

2. 研究の目的

ネットワーク環境の変動に適応しながら品質の高いストリーミングサービスをユーザに提供する QoE (Quality of Excellence) 制御を実現する。そのためにまず、最近の脳科学研究で明らかになっている人の脳の優れた機能、すなわち、情報源が不確かであってもそれを前提に認知し意思決定する機能に着目し、人の脳を模倣するユーザエージェント、すなわち、ユーザに代わって、ネットワーク環境を観測しながら適切なストリーミングサービスを選択する制御機能を実現する。

3. 研究の方法

情報源が不確かであっても、人の脳が認知し意思決定をすることを説明するモデルとして Bayesian Attractor Model (BAM) がある。そこで、BAM にもとづく意思決定を行うエージェント間で連携をすることにより、ストリーミングサービスを選択する意思決定の速度・精度の向上を行う方式を検討する。また、QoE 制御に必要なユーザの QoE については、従来研究で検討されてきた動画品質や通信品質・視聴環境・コンテンツそのものなどの、個々のユーザに由来しない外的要因だけでなく、ユーザの現在の気分や動画の個人的な嗜好などの個々のユーザに由来する内的要因が複雑に絡み合っているものと考えられる。そこで、ユーザの QoE 推定技術として、脳活動計測機器により取得可能なユーザの生体情報を用いて QoE をリアルタイムに取得し定量化する手法を構築する。なお、脳の認知機能の欠点として、認知バイアス、例えば希少事象を軽視する傾向等も明らかになっており、これには個人差があることもわかっている。そこで、ユーザごとに異なる認知バイアスを理解し、補正する機能をユーザエージェントに付加し、QoE 制御をさらに高度化する。

4. 研究成果

1) 意思決定の速度・精度の向上を行うエージェント間連携方式

情報源が不確かであっても、人の脳が認知し意思決定をすることを説明するモデルとして Bayesian Attractor Model (BAM) がある。本モデルでは、現実世界を観測し、抽象化することにより、特徴ベクトル x_t を得る。そして、特徴ベクトル x_t に基づいて z_t を更新する。BAM が行う状況判断は、意思決定状態 z_t によって決定される。事前に用意した S 個の選択肢 (以後アトラクターとよぶ) に対応した状態値 $\phi_1, \dots, \phi_i, \dots, \phi_S$ のいずれかに状態 z_t が到達した時、すなわち $z_t = \phi_i$ となった時に、 i 番目のアトラクターが意思決定の結果となる。この時、状態更新にはベイズ推定の考え方が用いられており、 z_t は一点として更新されるのではなく、観測値の不確かさ、及びダイナミクスの不確かさを反映した確率分布 $P(z_t)$ として更新される。また、 z_t の値は確率を伴って表現されているため、 $z_t = \phi_i$ の判定には、確率的な意思決定が導入される。すなわち、更新に伴って、事後確率 $P(z_t|x_t)$ が得られ、しきい値 λ を導入し、 $z_t = \phi_i$ における確率密度が $P(z_t|\phi_i) > \lambda$ であるような選択肢 i を意思決定の結果として選択する。

各エージェントがお互いの認知状態を交換し、自身の認知に反映させるためには、相手の認知状態が自身のどの認知状態に該当するののかの対応付けが必要となるが、ここでは事前に対応付けが定義されているものとする。以降、エージェント i の認知状態とエージェント j の認知状態の対応付けを、関数 $g_{i \rightarrow j}$ であらわす。

本連携のための手順を加えた、エージェントの動作は以下に示す通りとなる。

1. 自身の観測情報の取得・抽象化
2. 自身の認知状態の更新
3. 他のエージェントと認知状態を交換し、認知状態を更新する
4. 認知状態をもとに判断をする

上記の手順のうち、1、2、4 は各エージェントが状況認知する手順通りであり、以降、手順 3 について説明する。各エージェントでは、自身の認知の結果、認知状態の確率分布を得る。以降、エージェント 1 に注目し、エージェント i が時刻 t に得た認知状態 $Z_t^{(i)}$ の確率分布を $P(Z_t^{(i)})$ とする。

エージェント 1 では、自身が認知した状態 $P(Z_t^{(1)})$ と、他のから送られてきた $P(Z_t^{(i)})$ をもとに、最終的な時刻 t での状態認知結果 $P'(Z_t^{(1)})$ を定める。この際、自身の認知状態と連携先から送られてきた認知状態のうち、確信度が高い認知結果を重視することにより、早く状態の変化を認知できた認知器に追従することができる。本研究では、以下のように状態の更新を行った。

$$P'(Z_t^{(1)}) = \left(1 - \sum_{i>1} \alpha_i\right) P(Z_t^{(1)}) + \sum_{i>1} \alpha_i P(g_{it01}(Z_t^{(i)}))$$

ただし、 α_k はエージェント k の認知状態に対する重みであり、以下のように定める。

$$\alpha_k = \frac{(1 - \beta) \max_j P(g_{it01}(Z_t^{(k)}) = \phi_j)}{\sum_i \max_j P(Z_t^{(i)} = \phi_j)}$$

ただし、 β は、自身の確信度に対する重みである。これより、より確信度の高い認知器を重視した認知状態の更新が可能となる。また、上記のようにして得られた認知結果 $P'(Z_t^{(1)})$ を保持し、エージェント 1 が新たな観測情報が取得された際には、 $P'(Z_t^{(1)})$ から状態の更新を行う。

エージェント間連携方式の評価として、車両が生成する通信を収容するネットワークに焦点をあて、ネットワーク内の状況を把握するエージェントと交通状態を把握するエージェントの連携に、上記のエージェント間の連携手法を適用する効果を測定した。シミュレーション評価では、4 エージェント間の連携を図るものとし、各エージェントは、交通流シミュレータである SUMO を用いたシミュレーションにより発生する混雑状況に応じてストリーミングトラフィックの流入出があるものとした。いずれのエージェントにおいても、認知の候補は、混雑をしていない状況から、混雑状況を 4 段階に分割し、現在がいずれの状況であるのかを認知する。図 1 に、ネットワーク側のエージェントが、交通量監視のエージェントと連携をした際の、ネットワーク側エージェントにおける状態認知結果と、ネットワーク側のエージェントが単独で認知を行った結果を示す。図では、道路状況の悪化により、渋滞が発生し、徐々に車両が混雑、通信量も増加しており、6 タイムスロットで混雑度小であると認知ができていた。連携を行わない場合、56 タイムスロットが必要であることを確認しており、交通状況を監視するエージェントとの連携により、早く混雑状態の認知を行うことができるようになっていた。

これらの結果より、エージェント間連携を行うことにより、ネットワーク側のエージェントでも、その状態変化に対応して、自身の認知状態を変えることができる。

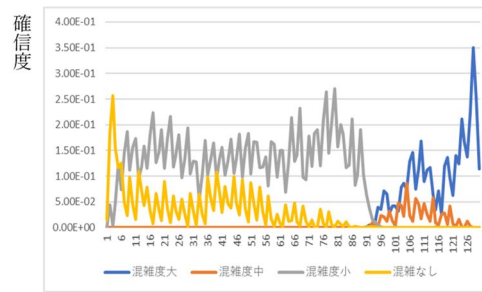


図 1 ネットワーク状況把握エージェントの確信度の時間変化

2) ユーザ QoE の推定技術の構築

ヘッドセット型 EEG (脳波) 計測装置を用いた QoE 推定方式として、事前に被験者実験を行い、動画視聴中ユーザの EEG 時系列データと動画視聴に対する QoE の評価回答を収集し、遺伝的アルゴリズム (GA) とサポートベクターマシン (SVM) を組み合わせた学習手法により QoE 分類器を作成した。EEG から抽出する特徴量として、EEG センサーの 14 個のチャンネルごとに、 θ 波、 α 波、 β 波、全域 (0~30Hz) のパワースペクトル密度を計算し、最大値、最小値、中央値、分散を導出して用いた。また、全域のバンドパワーに対する θ 波、 α 波、 β 波のバンドパワーの割合を計算して用いた。さらに、 θ 波、 α 波、 β 波に関して、離散ウェーブレット変換を行い、最大値、最小値、中央値、分散を導出して用いた。計 434 種類の特徴量から、QoE 推定において寄与率の高い特徴量が個人ごとに異なるという仮説から、使用する特徴量の組み合わせを個人ごとに GA を用いて決定した。QoE については 3 段階での回答を取得し、3 値から QoE を推定する評価を行った結果、最も良い特徴量数を選んだ場合に、推定精度は平均 40.7% となった。一方で、ランダムに特徴量を選択した場合の推定精度は 35.8% であり、適切な特徴量を選択することで推定精度を向上できることを示した。特徴量の個数に関しては、3, 5, 10 個のいずれにおいても大きな違いが無い結果が事前実験により得られた。

作成した QoE 分類器を配信制御に効果的に適用するためには、再生中の動画に品質変化が発生したという事象と、品質変化によりユーザの QoE が変化したことを把握することが必要である。そこで、EEG に現れる事象関連電位(ERP)を使用した。ERP は特定の事象(刺激)によって誘発される脳波であり、刺激に対する知覚者の認知的態度を反映する電位である。映像の品質変化を認識した人において、ERP の一つである P300 と呼ばれる特徴的な電位変化が誘発されることが既存研究により明らかにされており、本研究においても、映像の品質変化に起因するユーザの QoE の変化を P300 により検出し、配信制御に用いる目的で使用する。

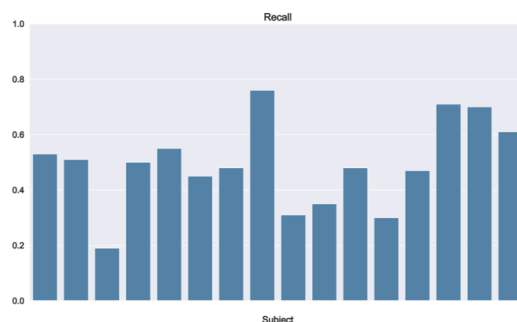


図 2 映像品質変化後の QoE 推定精度

映像視聴実験を行い、動画に画質変化が生じていない際の EEG の平均値 μ と標準偏差 σ を導出し、画質変化が生じた直後に、 $\mu+a*\sigma$ を超える正の電位が生じた場合に P300 を検出したと判断する分類器を作成した(本実験では $a=3$ を設定した)。配信制御においては、特にユーザの動画視聴の満足度が低下する状況に着目すべきであり、画質の低下が生じ、かつ P300 が検出された時点のみに着目して、前述の推定手法による QoE の推定を行った。QoE の低下を推定できたかどうかを再現率 (Recall) によって評価した結果、平均値が 49.3%、最大値が 74.0% となり、一定の精度を得られることがわかった(図 2)。

(3) ストリーミングサービスにおけるユーザの認知バイアスモデルとビットレートレコメンド手法

QoE はユーザの主観に依存し、その判断はユーザの感覚に委ねられている。しかし、人間は自らの価値観や経験または情報の与えられ方によって統計学的な誤りや記憶の誤りを含む非合理的な意思決定を行う場合がある。認知科学の分野では、このような非合理的な意思決定を認知バイアスという。認知バイアスをモデル化する方法として、近年量子意思決定が注目されている。しかし、量子意思決定では、人間が新たな情報を受け取ることによる状態の時間発展が十分に議論されていないという問題点がある。一方で、時間発展を伴う認知状態変化の例として、アンカリング効果があり、数理モデルとしての検討も進んでいる。そこで、本検討では、アンカリング効果の数理モデルと量子意思決定を統合することで、ストリーミング視聴中のユーザの QoE の時間変化をモデル化した。

本提案モデルでは、ユーザの認知状態を量子状態としてモデル化する。すなわち、ユーザの認知状態は、ストリーミングの品質に対するユーザの評価の重ね合わせ状態として定義する。ユーザがストリーミング品質が高いと判断している状態を $|g\rangle$ 、ストリーミング品質が低いと判断している状態を $|b\rangle$ として、各時刻のユーザの認知状態はこれらの重ね合わせとして以下の式で表される。

$$|\psi(t)\rangle = p_g(t)|g\rangle + p_b(t)|b\rangle$$

ここで、 p_g, p_b はそれぞれの状態の確率振幅を表し、良いと判断している確率の高さを QoE の実数値としてみなす。

各時刻におけるストリーミングのビットレートに基づいて、認知状態を更新することで、状態の時間発展を表現する。具体的には、以下のシュレディンガー方程式に従って、状態の更新を行う。

$$i\hbar \frac{d}{dt} |\psi(t)\rangle = \hat{H}(t) |\psi(t)\rangle$$

ただし、 i は虚数単位、 \hbar はディラック定数、 $\hat{H}(t)$ は系のエネルギーを定めるハミルトニアン演算子を表す。ビットレートの大きさを系のエネルギーに対応させることで、ビットレートに応じて品質が高い状態と品質が低い状態の重ね合わせが時間と共に変化する。ここで、アンカリング効果による状態の時間発展を導入するため、シュレディンガー方程式の解 $|\psi^*(t+\tau)\rangle$ を用いて、次式により状態の更新を行う。

$$|\psi(t+\tau)\rangle = \begin{cases} |\psi^*(t+\tau)\rangle & (P(|\psi^*(t+\tau)\rangle) > P(|\psi^*(t)\rangle)) \\ |\psi^*(t)\rangle & (P(|\psi^*(t+\tau)\rangle) \leq P(|\psi^*(t)\rangle)) \end{cases}$$

ここで $P(|x\rangle)$ は全知識を得たもとの認知状態 $|x\rangle$ が生起する確率である。これにより、時間発展の途中の段階では、最初の認知状態(アンカー)に強く影響を受け、アンカリング効果が生じる。

本モデルの有効性を実際のストリーミングの QoE データを用いて、シミュレーションにより評価している。シミュレーションでは、動画と QoE スコアのデータセットとして LFOVIA Video QoE Database を用いた。このデータセットには、36 本の動画データとそれに対応するビットレートの値、実際の動画視聴ユーザから取得した QoE スコアが 1 秒ごとに記録されている。評価においては、データに記録された実際のユーザの QoE とモデルが生成する QoE の値の時間変化が認知バイアスを含めて一致しているかの観点で行った。図 3 に、シミュレーション結果の一例を示す。本例は順序効果のバイアスを含んだ例であり、20 秒目でビットレート低下後、ビットレートの回復と低下を繰り返しているケースである (60,80,110,140 秒目にビットレート回復)。60,80,110 秒目に回復したビットレートが回復した際には、QoE が最初の値と比べて低くなっており、低いビットレートの動画を直前にみた影響が現れている。これらの結果より、認知バイアスを含んだユーザの QoE の時間変化を再現できていることを確認した。

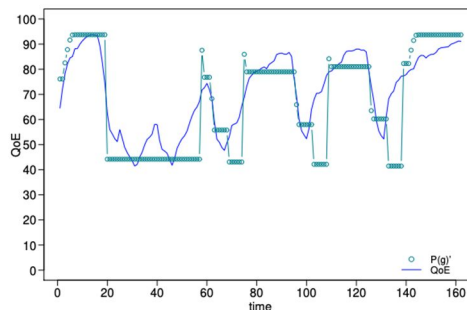


図 3 QoE の時間変化のモデル化

次に、ストリーミング視聴中のユーザが自身でストリーミング品質を選択する際に、認知バイアスを考慮して適切な選択に誘導するようにレコメンドを行う方式を検討した。人の選択は直前の認知状態に強く影響を受けるため、適切な認知状態に到達していない段階で選択を行うと誤った選択を行いやすく、また、人は短時間に選択を繰り返すと同じ選択を繰り返す傾向があるため、誤った選択の直後に、選択の変更を促しても再び誤った選択を行う可能性が高いことがわかっており。このような選択の固執が生じる現象は、量子意思決定のモデルにおいても量子ゼノ効果として再現されることが知られており、量子意思決定を用いたユーザのモデルを基に、量子ゼノ効果を回避するようにレコメンドを行うことで、適切なレコメンドが可能となる。

本手法では、ユーザの認知モデルから推定される望ましい選択 π_{opt} を行う確率 $p(t)$ を用いて、ユーザに π_{opt} を選択させるように誘導する。選択が遅れるほど、動画の停止などのリスクが生じるため、可能な限り早く選択を変更できることが望ましい。そこで、 π_{opt} を選択するまでの時間の期待値を最小化するように、レコメンドのタイミングを決定する。時間の経過によって情報を獲得することで、正しい選択を行う確率が高まるが、誤った選択を行った場合には、その選択に固執した状態に移る。誤った選択を行った場合は、望ましい選択を行うまで、上記の確率の昇降を繰り返すこととなる。この繰り返しの周期を τ 、繰り返しの回数を n とすると、望ましい選択をするまでの時間は $n\tau$ であり、適切なレコメンドのタイミングはこの期待値 $E[n\tau]$ を最小化させる τ^* によって決定する。

MPEG-DASH を用いたストリーミングの実機環境下で実験を行い本手法の有効性を確認している。クライアントに Dash.js の動画プレイヤーを配置し、動画サーバーに接続してストリーミングを行う。動画プレイヤーは、レコメンドエージェントと WebSocket を介して通信するように拡張を加えた。動画プレイヤー上では、量子意思決定モデルに従ってビットレートを選択する仮想的なユーザが存在するものと想定した。ネットワークエミュレーターにより、プレイヤーとサーバー間に帯域制限を加え、再生の途中でスループットを低下させた状況で適切な選択に誘導可能かについて注目する。また、単純なレコメンド手法として、スループットが低下した際にすぐにレコメンドを行う手法と比較を行った。図 4 はストリーミング中の各時刻に生じた再生停止時間を表す。動画再生開始時は、ある程度動画をダウンロードしてから再生が開始されるため、再生の停止が生じている。30 秒に帯域制限を行なっているが、提案手法では、動画が停止するまでに低ビットレートに切り替えが完了したため、再生停止は生じていない。一方、比較手法では、望ましい選択に誘導できておらず、バッファに読み込まれた動画の再生が終わる 55 秒あたりから再生停止が断続的に生じている。このように、認知バイアスを持つユーザに対して、適切なレコメンドを行うことが可能となった。

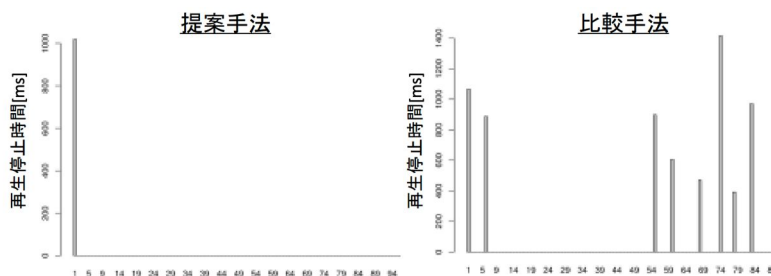


図 4 再生停止時間[ms]

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計7件（うち査読付論文 4件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 Tatsuya Ootoshi and Masayuki Murata	4. 巻 -
2. 論文標題 Implementation of Quantum Decision-Making Based Recommendation Method for Adaptive Bitrate Streaming	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 Proceedings of 3rd IEEE International Workshop on Quality of Experience Management	6. 最初と最後の頁 1-6
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1109/ICIN.2019.8685920	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -
1. 著者名 Masayoshi Iwamoto, Tatsuya Ohtoshi, Daichi Kominami, and Masayuki Murata	4. 巻 1
2. 論文標題 Rate adaptation with Bayesian attractor model for MPEG-DASH	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 Proceedings of IEEE Annual Computing and Communication Workshop and Conference	6. 最初と最後の頁 -
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） なし	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -
1. 著者名 Kasumi Kitao, Daichi Kominami, and Masayuki Murata	4. 巻 1
2. 論文標題 GA-based feature selection for QoE estimation using EEG during video viewing	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 Proceedings of 2020 International Conference on Emerging Technologies for Communications	6. 最初と最後の頁 -
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） なし	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -
1. 著者名 Kominami Daichi, Hasegawa Yohei, Nogami Kosuke, Shimonishi Hideyuki, Murata Masayuki	4. 巻 1
2. 論文標題 Bayesian-based channel quality estimation method for LoRaWAN with unpredictable interference	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 Proceedings of IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)	6. 最初と最後の頁 -
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） なし	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計1件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 小南大智, 岩本真尚, 大歳達也, 村田正幸
2. 発表標題 人の認知機能モデルを用いたMPEG DASH におけるビットレート制御手法
3. 学会等名 情報科学技術フォーラム一般講演論文集
4. 発表年 2019年

〔図書〕 計2件

1. 著者名 Daichi Kominami	4. 発行年 2021年
2. 出版社 Springer	5. 総ページ数 18
3. 書名 Chapter 8 of Fluctuation-Induced Network Control and Learning: Applying the Yuragi Principle of Brain and Biological Systems	

1. 著者名 Shin'ichi Arakawa and Tatsuya Otoshi	4. 発行年 2021年
2. 出版社 Springer	5. 総ページ数 20
3. 書名 Chapter 5 of Fluctuation-Induced Network Control and Learning: Applying the Yuragi Principle of Brain and Biological Systems	

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究分担者	大下 裕一 (Ohsita Yuichi) (80432425)	大阪大学・情報科学研究科・准教授 (14401)	

6. 研究組織（つづき）

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究分担者	荒川 伸一 (Arakawa Shin'ichi) (20324741)	大阪大学・情報科学研究科・准教授 (14401)	
研究分担者	小南 大智 (Kominami Daichi) (00709678)	大阪大学・情報科学研究科・助教 (14401)	
研究分担者	大歳 達也 (Otoshi Tatsuya) (60804458)	大阪大学・経済学研究科・助教 (14401)	

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関