

令和 6 年 6 月 16 日現在

機関番号：13401

研究種目：基盤研究(B)（一般）

研究期間：2020～2022

課題番号：20H04173

研究課題名（和文）ネットワークスライスに対する高効率INTと機械学習を用いた資源調整・障害復旧技術

研究課題名（英文）Resource Adjustment and Failure Recovery Techniques with High Efficient In-band Network Telemetry and Machine Learning for Network Slices

研究代表者

橋 拓至（Takuji, Tachibana）

福井大学・学術研究院工学系部門・教授

研究者番号：20415847

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 13,300,000円

研究成果の概要（和文）：本研究課題では、複数のネットワークスライスを同時かつ容易に監視するために、ネットワーク内部を監視可能なIn-band Network Telemetry にランダムサンプリングの概念を導入したランダムサンプリング型In-band Network Telemetryを確立した。また、ネットワークスライシング技術とサービスチェイニング技術を連携・併用した新たな技術を確立した。さらに、Deep Q-learningを利用した受付制御と予測情報からスライス資源量を増減する方式を連携させ、予測結果から障害復旧のために適切な資源量を決定するアルゴリズムを確立した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本研究課題では、5G・IoT サービスでの利用が期待されているネットワークスライシングに対して、変動の激しい大容量トラフィックを收容しながら障害から適切に復旧できるような技術を確立した。通信ネットワークはインフラの一つとして国民生活に欠かせないため、利用状況に応じてネットワークを適切に構成し、かつ障害復旧が可能になる本技術は社会的意義が高い。また、本研究開発ではデータプレーンをプログラミング可能なP4を利用し、さらに機械学習を活用した研究を行っている。最適化問題を活用した数理的アプローチも導入しており、今後の発展が期待できる研究であり学術的意義が高い。

研究成果の概要（英文）：In this research project, we proposed In-band Network Telemetry (INT) based on random sampling by introducing the concept of random sampling to In-band Network Telemetry, which can monitor the inside of a network.

This method can monitor multiple network slices simultaneously and easily.

We also proposed a technology that combines network slicing and service chaining technologies.

Furthermore, we proposed an algorithm that determines the appropriate amount of resources for fault recovery based on predictive information by using together the admission control using Deep Q-learning and the method of increasing or decreasing the amount of resources for each network slice.

研究分野：情報ネットワーク

キーワード：ネットワークスライシング INT技術 機械学習 SDN P4

## 1. 研究開始当初の背景

第5世代無線通信（5G）や Beyond 5G, IoT（Internet of Things）のデータ通信サービスの提供に向けて、接続端末数の飛躍的な増加や多種多様なサービスの提供に伴うトラフィック量の大容量化や激しい変動に対応するためにネットワークスライシング技術の研究開発が盛んに行われている[IM15]。ネットワークスライシング技術では、各種ネットワーク資源を仮想化することでネットワーク上に複数の仮想的なネットワーク（ネットワークスライス）を構築し、各ネットワークスライス上で独自のサービスを運用できる。ここで、ネットワークスライス上で変動の激しい大容量トラフィックを収容するためには、各ネットワークスライスに割り当てられる各種資源（ノードのCPU、メモリ、リンクの帯域など）を利用状況に応じて調整（増加・減少・維持）しなければならない。特に、各スライス間で資源を適切に調整するためには、物理網管理者が各スライスの利用状況を確認しながら資源調整しなければならない。また、障害発生時には各スライスに未使用の資源を割り当てて迂回経路を確保する必要があり、迅速な障害復旧のために各ネットワークスライスの利用状況を把握することが望まれる。

## 2. 研究の目的

本研究課題では、5G・IoT サービスでの利用が期待されているネットワークスライシングに対して、変動の激しい大容量トラフィックを収容し、さらに障害から適切に復旧できるように、INT（In-band Network Telemetry）技術および機械学習を用いた資源調整・障害復旧技術を確立する。確立する技術では、各ネットワークスライスの内部情報をINT技術で収集するために専用のネットワークスライスを構築する。このINT専用スライス上では、各ネットワークスライスの内部情報を収集する際のトラフィック量増加を抑制するために、新たに確立する高効率INT技術を利用する。さらに、高効率INT技術によって収集した情報から機械学習によって各ネットワークスライスの利用状況を分析し、分析結果に基づいて各ネットワークスライスの適切な資源調整および障害復旧を実現する。確立した技術を利用可能な実験システムを仮想環境および実機で構築し、実証実験によって有効性および利用可能性を調査する。

## 3. 研究の方法

本研究課題では、複数のネットワークスライスを同時かつ容易に監視するために、ネットワーク内部を監視可能なIn-band Network Telemetryにランダムサンプリングの概念を導入したランダムサンプリング型In-band Network Telemetryを確立した。また、ネットワークスライシング技術とサービスチェイニング技術を連携・併用した新たな技術を確立した。さらに、Deep Q-learningを利用した受付制御と予測情報からスライス資源量を増減する方式を連携させ、予測結果から障害復旧のために適切な資源量を決定するアルゴリズムを確立した。詳細は以下のとおりである。

### (1) INT技術の確立

確率的データ収集機能を導入したINT（以後はデータ収集基盤、または単に基盤と表記する）について説明する。本基盤はP4を用いてパケットに対して、スイッチでのキュー長・キュー内滞在時間を付与する。先頭2byteのCopy Flag, Opt Class, Option, Option Lengthが本基盤の対象パケットであるか、また後述するデータ収集の可否を表している。次に、Countはデータ収集基盤内でのホップ数を示す。Switch ID, Queue depth, Queue timeはそれぞれデータ収集を行ったスイッチのID、そのスイッチでのキュー長、キュー内滞在時間である。

本基盤では収集するデータ量は基盤内でのパケットのホップ数分増加する。そのため大規模なトポロジーでデータ収集基盤を構成した場合、収集するデータ量がより増加しネットワークに負荷をかける事が予想される。またその負荷により、通信の品質悪化が発生するという事も考えられる。そこで、対象パケットに対してデータ収集の可否を確率的に決定する事で、基盤によるトラフィック量の増加を抑制する機能を導入する。また、時間に対応させ確率を変更し、動的確率の実装を行う。トラフィック量が多いときは確率を高く設定し、トラフィック量が少ないときは確率を低く設定する。さらに、データ収集基盤を用いてデータ収集を行い、機械学習によるトラフィック分析を行う。使用する機械学習の手法はRandom Forest Regressionを使用する。この手法はRandom Forest 回帰とも呼ばれ回帰木を複数生成し数値の予測が可能である。

(2) 資源量決定アルゴリズムの確立

資源量決定アルゴリズムでは、深層強化学習を用いて、各ネットワークスライスのロバスト性を考慮しながら十分な通信品質を維持するためのスライス選択技術を提案する。提案法では、状態を各ネットワークスライスのロバスト性とユーザのリクエスト、行動をユーザの接続先スライスと定義し、報酬をもとに各状態での最適な行動を学習する。

この技術を、オープンソース言語 P4 を用いてネットワークスライスに対する帯域制御機能を two rate Three Color Marker (trTCM) によって実装する。P 言語ではコントロープレーンを利用する Meter オブジェクトによって trTCM を実装できるが、本実装では Meter オブジェクトを使用せずにデータプレーンのみで trTCM を実装する。具体的には、各スイッチに実装した 2 種類のトークンと伝送パケットのサイズを比較し、当該パケットを 3 色に分類して色に応じたパケット処理を実行する。さらに、trTCM を入出力ポートごとに適用する帯域制御なども実装することで、通信ネットワークの状況に合わせたより柔軟な帯域制御が可能になる。実装した各機能は Mininet の仮想環境上で実験評価し、各スイッチの入出力ポートにおける伝送トラフィック量を評価する。

4. 研究成果

本研究課題で得られた成果は以下のとおりである。

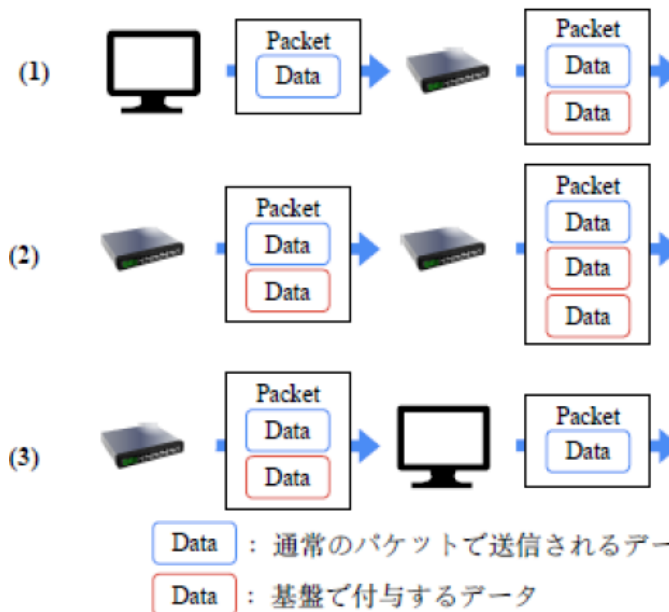
(1) INT 技術の確立

かくりつした 本技術は基盤内のスイッチを通過する毎に後ろヘデータが追加されていく。まずホストなどの基盤外の端末から基盤内のスイッチへパケットが到着した(1)のような場合について説明する、確率的 INT 技術によりデータ収集可能と決定された場合、スイッチでパケットに対しての構成でデータ付与を行う。次に基盤内のスイッチ同士でパケットがやりとりされた場合はデータが追加される。この時追加されるデータは Switch ID, Queue depth, Queue time の 3 つである。最後に基盤内から基盤外へパケットが送信される場合には、パケットから本基盤で付与した全データを取り除き転送を行う。

仮想環境の構築について簡単に説明する。まず、データ収集基盤の P4 プログラムと構築したいネットワークのトポロジとそのルーティング情報などの設定ファイルを生成する。次に mininet を使い構築したトポロジの仮想ネットワークを生成する。この時、データ収集基盤の P4 プログラムとルーティング情報を元に bm2 を使い P4 対応スイッチを mininet の仮想環境上に構築する。なお、これらの

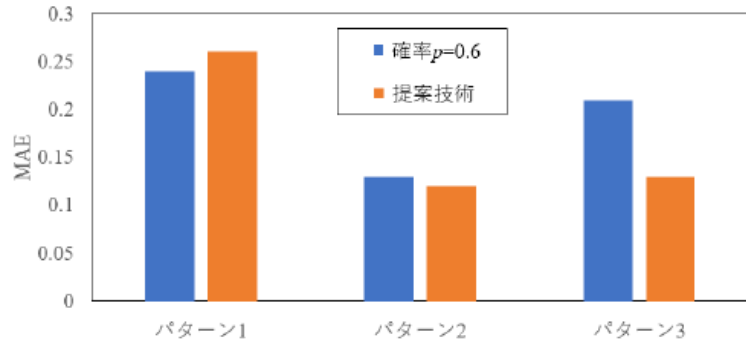
処理を実行するバッチファイルは公式から提供されているため、一部の設定変更のみで仮想環境の構築が行える。具体的な実験の手順について説明する。前述したバッチファイルにより仮想環境を構築する。iperf を使い UDP で複数回送信する。そして、確率 p で選択されたデータ収集パケットによって各スイッチのキュー長の情報を収集する。以下ではトラフィック量を 3 つのパターンで変化させ、提案技術の性能を評価する。また、

| Copy Flag (1bit)    | Opt Class (2bit) | Option (5bit) | Option Length (8bit) | Count (16bit) |
|---------------------|------------------|---------------|----------------------|---------------|
| Switch ID (32bit)   |                  |               |                      |               |
| Queue depth (32bit) |                  |               |                      |               |
| Queue time (32bit)  |                  |               |                      |               |
| ⋮                   |                  |               |                      |               |



| 時間 t(sec)   | 0-15     | 15-30   | 30-45  | 45-60  |
|-------------|----------|---------|--------|--------|
| パターン 1(bps) | 10       | 100     | 1000   | 10000  |
| パターン 2(bps) | 10000000 | 1000000 | 100000 | 10000  |
| パターン 3(bps) | 100      | 1000000 | 10000  | 100000 |

常に確率 0.6 でデータ収集パケットを選択する方式の性能も評価する. 具体的には, トラフィック量が単調増加 (パターン 1), 単調減少 (パターン 2), ランダム増減 (パターン 3) した場合に, 収集データから Random Forest で学習モデルを生成して各スイッチのキュー長を予測する. データは各スイッチでパケットキャプチャを行う事で収集する. パケットキャプチャした結果は pcap 形式で保存し, それを python と dpkt を使用し解析する. そして, 解析したデータを機械学習で使用できるよう前処理を行う. 前処理を行ったデータの 1 部を使い Random Forest で学習を行ってモデルを生成する.



## (2) 資源量決定アルゴリズムの確立

ユーザの接続先スライスを最適に選択することで, ユーザのリクエスト  $R(t)$  を満たしながら全ネットワークスライスのロバスト性を高く保ち続けることである. このとき, 以下の最小化問題を定式化する.

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^K \frac{\tau_i(t)}{\tau_i^{th}} \\ \text{subject to} \quad & 0 \leq W_i(t) \leq U_i, \quad \forall i, t \\ & v_r(t) \times G_r(t) \leq W_i(t), \quad \forall i, t \\ & \tau_i(0) \leq \tau_i(t), \quad \forall i, t \end{aligned}$$

この最小化問題において, 目的関数ではロバスト性閾値に対するロバスト性評価指標の比を表している. また, 制約条件では, スライスの資源量制約, スライスがリクエストを受け入れる際の資源量制約, ロバスト性指標に関する制約を表している. 提案するスライス選択技術では, 以下のように定義した状態, 行動, 報酬に対して, 3層のディープニューラルネットワークを利用した深層強化学習によって接続先スライス  $x(t)$  を決定する

$$\text{状態: } s(t) = \left( \frac{\tau_1(t)}{\tau_1^{th}}, \dots, \frac{\tau_K(t)}{\tau_K^{th}}, \frac{\tau_1^+(t)}{\tau_1^{th}}, \dots, \frac{\tau_K^+(t)}{\tau_K^{th}}, G_r(t), v_r(t), t_r(t) \right)$$

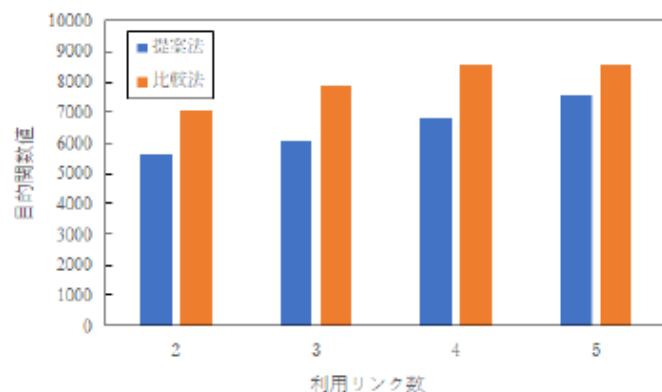
$$\text{行動: } a(t) = x(t) \in \{1, 2, \dots, K\}$$

$$\text{通常報酬: } r(t) = -\alpha \sum_{i=1}^K \frac{1}{\max\left(\frac{\tau_i^{th} - \tau_i(t)}{\tau_i^{th}}, 10^{-5}\right)}$$

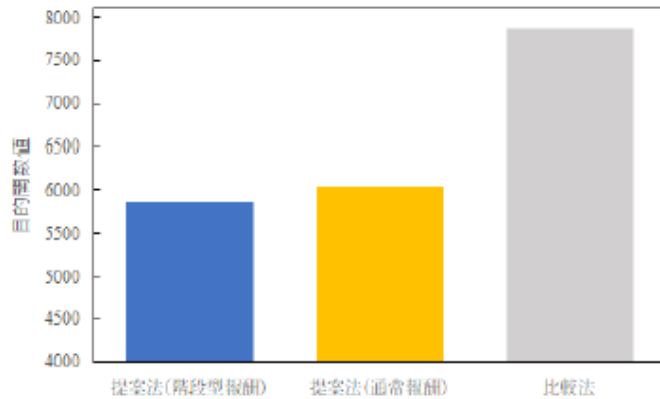
$$\text{階段型報酬: } r(t) = \sum_{i=1}^K (1 - \delta_i)$$

$N=10$  個のノードで構築された  $K=5$  個のネットワークスライスに対する, 提案法の性能を評価する. 学習で使用するデータセットでは, ユーザのリクエスト  $R(t)$  の利用資源量  $v_r(t)$  の大きさは  $[1, 10]$  の一様分布に従って決定し, サービス利用時間  $t_r(t)$  は平均  $\mu=50$  の指数分布に従って決定した. また, ユーザは 45 本のリンクの中からランダムに 3 か所のリンクを利用する.

ここで, 通常報酬を用いた提案法に

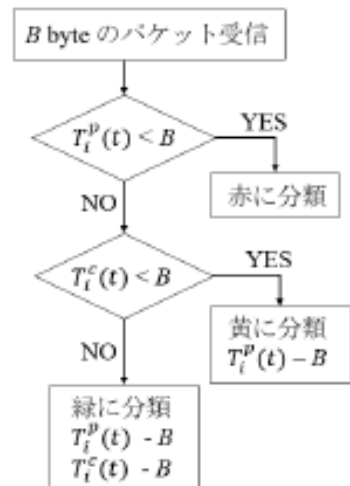


対して、リクエストの到着率を  $\lambda=[0.3, 0.5, 1.0, 1.5, 2.0]$  と変化させた場合の目的関数値を示している。この図から、常に資源量の大きいスライスを選択する比較法と比べて、提案法は常に小さい目的関数値を示すことがわかる。したがって、提案法はリクエストの到着率が増加してもロバスト性を考慮したスライス選択を実現できるこ

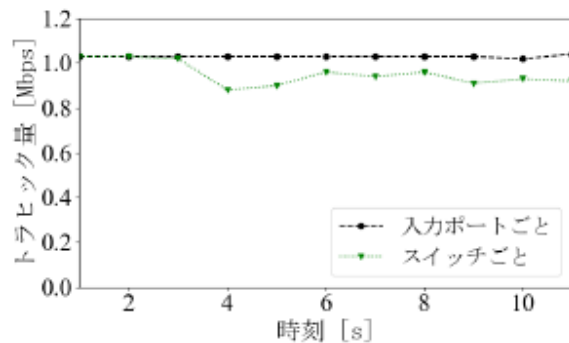
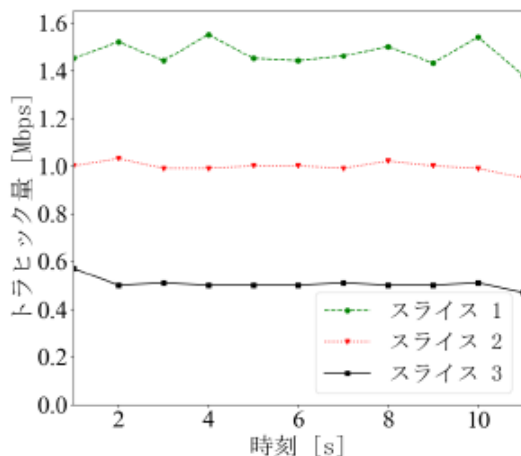


とがわかる。また、同様のパラメータでリクエストの到着率が  $\lambda=1.0$  の場合の通常報酬と  $f_{th} = 0$  の時の階段型報酬間の目的関数値の違いを示している。この図から、わずかに階段型報酬を用いた場合に目的関数値がより小さくなっている。したがって、通常報酬よりも階段型報酬を用いた方が、より効果的なスライス選択を実現出来ることがわかる。

trTCM では 2 種類のトークンを用いて、トラフィック量に応じて各パケットを 3 色 (緑, 黄, 赤) に分類する。送信パケットサイズ  $B$  と 4 つのパラメータ PIR, CIR, PBS, CBS に応じて増減させる。この trTCM では、PIR と CIR の値を調整することでトークンの増加量が変化し、伝送帯域を制御できる。各スイッチでの trTCM による帯域制御に加えて、入出力ポートごとに trTCM を適用する帯域制御も実装する。本実装によって、複数のトラフィックに対して多様な帯域制御を実現できる。例えば、ホスト 1 からホスト 2 へ S2 から S4 を経由するトラフィックとホスト 3 からホスト 4 へ S2 から S8 を経由するトラフィックを考える。このとき、スイッチごとに trTCM を適用すると両トラフィックは区別なく帯域制御によってクラスが分類される。一方で、入出力ポートごとに trTCM を適用すると、公平なデータ通信や帯域の有効利用が実現できる。



P4 で実装したネットワークスライスに対する帯域制御機能を Mininet による仮想環境上で評価する。ホスト 1 からホスト 2 へ、3 つのネットワークスライス上にパケットを送信した場合の S10 における受信トラフィック量を示している。各スライスの帯域幅は 0.5 Mbps, 1.0 Mbps, 1.5 Mbps となるように帯域制御機能を設定し、すべてのスライスに約 1.67 Mbps のトラフィックを送信する。複数のネットワークスライスにおいて帯域制御機能が有効であることがわかる。また、ホスト 1 と 3 から 1.0 Mbps のトラフィックを送信した場合の S10 における受信トラフィック量を示している。ここで、ホスト 3 のデータ送信はホスト 1 のデータ送信から 3 秒経過後に開始し、1.0 Mbps の帯域制御をスイッチごと、および入力ポートごとに実行する。結果から、入力ポートごとに帯域制御を行うことで、複数のトラフィックに対しても適切な帯域制御が容易に実現できることがわかる。



5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計6件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 1件）

|   |
|---|
| 1. 発表者名<br>亀山 裕司, 橋 拓至                                  |
| 2. 発表標題<br>ネットワークスライシングにおけるDeep Q Networkを用いた動的資源調節法の提案 |
| 3. 学会等名<br>電子情報通信学会RISING研究会                            |
| 4. 発表年<br>2021年   |

|   |
|---|
| 1. 発表者名<br>大島 文也, 橋 拓至                                    |
| 2. 発表標題<br>ネットワークスライスの帯域制御を実現するtrTCMに基づくトラヒック制御機能のP4による実装 |
| 3. 学会等名<br>電子情報通信学会RISING研究会                              |
| 4. 発表年<br>2021年   |

|   |
|---|
| 1. 発表者名<br>天谷 大輔, 橋 拓至                          |
| 2. 発表標題<br>待ち行列理論に基づくVNF共有モデルを利用した最適サービスチェーン構成法 |
| 3. 学会等名<br>電子情報通信学会RISING研究会                    |
| 4. 発表年<br>2021年                                 |

|  |
|--|
| 1. 発表者名<br>Yuji Kameyama, Takuji Tachibana   |
| 2. 発表標題<br>Resource Adjustment Based on Deep Reinforcement Learning for Network Slices with Priority Classes |
| 3. 学会等名<br>2020 International Conference on Emerging Technologies for Communications (国際学会)                  |
| 4. 発表年<br>2020年  |

|   |
|---|
| 1. 発表者名<br>亀山 裕司, 橋 拓至                        |
| 2. 発表標題<br>多様なネットワークスライスに対する深層強化学習を用いた動的資源調整法 |
| 3. 学会等名<br>2020年度電気・情報関係学会北陸支部連合大会            |
| 4. 発表年<br>2020年                               |

|  |
|--|
| 1. 発表者名<br>川合 佑樹, 橋 拓至                               |
| 2. 発表標題<br>ネットワークスライシングにおける機械学習を利用した接続スライス・パケット損失率予測 |
| 3. 学会等名<br>2020年度電気・情報関係学会北陸支部連合大会                   |
| 4. 発表年<br>2020年                                      |

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

#### 6. 研究組織

|           | 氏名<br>(ローマ字氏名)<br>(研究者番号)                         | 所属研究機関・部局・職<br>(機関番号)                          | 備考 |
|-----------|---|--|----|
| 研究<br>分担者 | 平田 孝志<br><br>(Hirata Kouji)<br><br>(10510472)     | 関西大学・システム理工学部・准教授<br><br><br>(34416)           |    |
| 研究<br>分担者 | 望月 バドル<br><br>(Mochizuki Badr)<br><br>(10838460)  | 京都情報大学院大学・その他の研究科・准教授<br><br><br>(34323)       |    |
| 研究<br>分担者 | 浦山 康洋<br><br>(Urayama Yasuhiro)<br><br>(80805143) | 高知工業高等専門学校・ソーシャルデザイン工学科・准教授<br><br><br>(56401) |    |

#### 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 |
|---------|---------|
|---------|---------|