

機関番号：25403

研究種目：若手研究 (B)

研究期間：2009 ～ 2010

課題番号：21700172

研究課題名 (和文) マルチエージェントシステムによる船舶航路評価ツールの開発

研究課題名 (英文) A Development of Assessment tool for Ships' Courses Based on Multi-Agent System

研究代表者

神尾 武司 (KAMIO TAKESHI)

広島市立大学・情報科学研究科・講師

研究者番号：20316136

研究成果の概要 (和文)：

我が国のように四方を海で囲まれた国々にとって、安全かつ効率的な船舶航路の決定は極めて重要な問題である。従来、この問題は船舶に係わる工学的分野で扱われてきたが、航路の適切さや船舶間の相互作用に関する議論は不十分であった。そこで本研究では、知能情報学の立場から多船航路探索システムを提案した。計算機実験の結果、提案システムは実用的な船舶航路評価ツールとしての基本的な性能を備えていることが確認された。

研究成果の概要 (英文)：

Deciding safe and efficient courses of ships is very important in the countries surrounded with sea. Conventionally, although this problem has been treated in the engineering related to ships, the optimality of courses and the interaction between maneuvering actions have not been sufficiently discussed yet. To brisk up these discussions, we have proposed a multi-agent system to find ships' courses. From the results of numerical experiments, it has been confirmed that our proposed system satisfies the basic performance as a practical assessment tool for ships' courses.

交付決定額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2009年度	1,100,000	330,000	1,430,000
2010年度	800,000	240,000	1,040,000
年度			
年度			
年度			
総計	1,900,000	570,000	2,470,000

研究分野：ソフトコンピューティング，通信・信号処理

科研費の分科・細目：情報学・知能情報学

キーワード：多船航路決定，航法，強化学習，マルチエージェントシステム，先験的知識

## 1. 研究開始当初の背景

近年の情報技術の発展に支えられたインターネットの普及は、新旧問わず、様々な研究成果の適用可能性を着実に広げている。特に、異なる研究分野間の技術交流は既存の問題解決だけでなく、新たな技術の開発につながるが大いに期待されている。

このような研究背景の中、研究代表者は強

化学習による船舶航路決定タスクに取り組んできた。そして、強化学習は知能情報学における探索アルゴリズムであり、船舶航路決定タスクは主に船舶に係わる工学的分野で扱われてきた問題であるという事実から、本研究が知能情報学と船舶に係わる工学的分野の学術的交流を図る試みとして大きく発展することに期待するようになった。

## 2. 研究の目的

船舶航路決定タスクに対する取り組みを  
知能情報学と船舶に係わる工学的分野にお  
ける学術的交流を図る試みとして一層発展  
させるために、本研究では『海上衝突予防  
法のための国際規則（いわゆる、航法）を  
先験的知識として利用したマルチエージェント  
強化学習システムによる多船航路探索法を  
提案し、実用的な船舶航路評価ツールの基  
礎を構築する』ことを目的とする。また、こ  
の目的を達成するために、以下の3つの目  
標を設定する。

### (1) 衝突状況判定モデルの構築

システムによって得られた航路が現実世  
界においても有効であるためには、航法を  
遵守した航路を獲得する必要がある。そこ  
で本研究では、典型的な衝突状況である『  
行会い、横切り、追越し』を判定するた  
めのモデルを構築することを第1の目標と  
する。Fig.1に上記の3衝突状況および航  
法が指定する回避方法を示す。

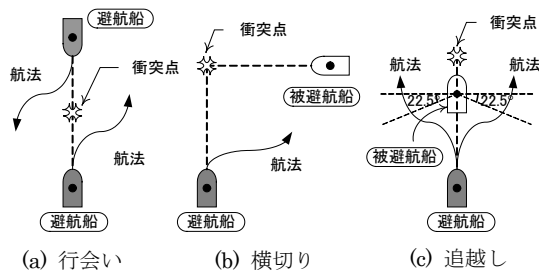


Fig.1 典型的な衝突状況と航法

### (2) 航法に基づく行動選択制限の考案

システムによって正しく衝突状況が判定  
されたとしても、航法が指定した回避行  
動をエージェントに取らせなければ、結  
局は航法を無視した航路が獲得されるこ  
とになる。したがって、第2の目標は航  
法に基づいてエージェントの行動選択を  
制限する方法を考案することである。

### (3) 航路獲得の効率化

システムが航法を遵守する航路を獲得す  
るための条件を満足したとしても、その  
獲得率および計算時間が妥当なものでな  
ければ、実用的な船舶航路評価ツールと  
はなりえない。つまり、航路獲得の効率  
化を達成することが第3の目標となる。

## 3. 研究の方法

本研究の目的を達成するために、2つの  
ステージに分割して研究を進める方法を  
とる。

第1ステージでは『2隻の船舶を対象と  
したマルチエージェント強化学習システム（シ

ステム1)』を実現する。このステージの主  
な役割は、3つの典型的衝突状況を適切  
に判定するモデルを構築すること、およ  
び、エージェントに航法遵守のための行  
動選択をさせる方法を考案することであ  
る。

第2ステージでは『複数船舶（10隻程  
度）を対象としたマルチエージェント強  
化学習システム（システム2)』を実現す  
る。このステージの主な役割は、タスク  
の規模の拡大にともなうシステム1の問  
題点を洗い出すと同時に、効率的な航  
路の獲得がなされるかを検証すること  
である。

したがって、システム2の性能によっては  
システム1を再度検討することで、実  
用的な船舶航路評価ツールの実現を目  
指すことになる。

## 4. 研究成果

### (1) 提案システム

研究の方法で述べたシステム1,2の検  
討を繰り返すことで、実用的な船舶航  
路評価ツールの基礎となりうる多船航  
路探索用マルチエージェント強化学習  
システムを構築するに至った。以下で  
は、提案システムを概説した後、主要な  
構成要素を説明する。

#### ① 提案システムの概要

提案システムは以下の処理を実行する。  
まず、各エージェントは自船 $k$ の視野  
範囲（自船 $k$ を中心とした半径 $R_k$ の  
円）に存在する他船 $j$ を検知し、両  
者の位置関係と航法に基づく衝突状  
況判定モデルを比較することで衝突  
状況判定ラベル $J_{kj}$ の決定。その一  
方で、他船 $j$ との衝突回避の達成、  
衝突状況判定からの乖離、視野範囲  
外への他船 $j$ の移動のいずれかの条  
件を満足する場合、現在の衝突状況  
判定が解除される（ $J_{kj}$ をフリーに  
設定）。さらに、衝突状況判定の結  
果から各エージェントの行動選択は  
航法または目的地指向性（衝突の危  
険がない船舶は目的地に向かうとい  
う一般的ルール）によって制限され  
る。つまり、衝突状況判定が自船 $k$   
による回避を指示する場合、航法を  
遵守しやすい行動群から行動を選択  
させる。一方、他船 $j$ を回避する必  
要がない場合、目的地に向かい易い  
行動群から行動を選択させる。各エ  
ージェントはこれらの処理を経て強  
化学習を実行する。上記の処理フロ  
ーをFig.2にまとめる。

- 1: 衝突状況判定ラベル( $J_{kj}$ )の初期化
- 2: 他船の検知
- 3: 衝突状況判定
- 4: 衝突状況判定の解除
- 5: 行動選択制限を含む強化学習の実行

Fig.2 提案システムの処理フロー

### ② 衝突状況判定モデル

提案システムで用いる衝突状況判定モデルを Fig. 3 に示す. このモデルでは他船  $j$  の回頭中心を原点に, 船首角を零とするように座標変換される. その上で, 自船  $k$  の位置と船首角に従って, 他船  $j$  に対する衝突状況が判定される. 例えば, 船舶  $k$  が船舶  $k_3$  と同様に  $A_{jk} \in A_{C3}$ ,  $\phi_k \in A_3$  を満足するならば, エージェント  $k$  は船舶  $k$  と船舶  $j$  が横切り状況にあり, 船舶  $j$  を避ける必要がないと判断する. つまり,  $J_{kj}$  は横切り(回避不要)となる.

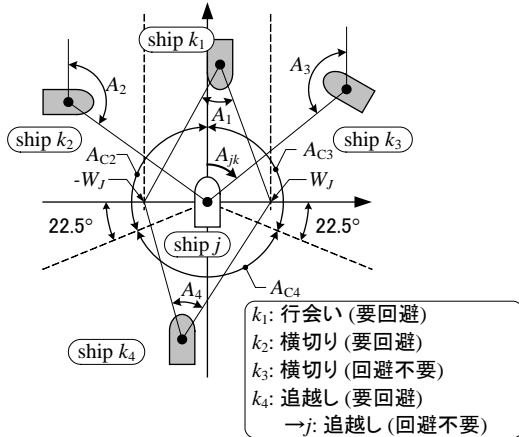


Fig. 3 衝突状況判定モデル

### ③ 衝突状況判定解除モデル

衝突状況判定の解除条件は以下の通りである. 第 1 条件は自船  $k$  が他船  $j$  との衝突回避を達成することであり, 第 2 条件は現在の自船  $k$  と他船  $j$  の関係が衝突状況判定と乖離することであり, 第 3 条件は他船  $j$  が自船  $k$  の視野範囲外に移動することである.

自船  $k$  が横切り(要回避)である場合の第 1, 2 条件に基づく衝突状況判定解除モデルを Fig. 4(a), (b) にそれぞれ示す. ただし, 図中の C 領域とは自船  $k$  から見た他船  $j$  に対する衝突判定領域であり, 詳しくは 4-(1)-④で説明する.

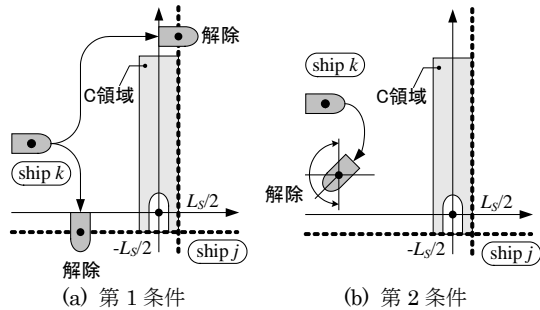


Fig. 4 判定解除モデル: 横切り(要回避)

Fig. 4(a) が示すように, 自船  $k$  が太い破線ラインを越えた場合, 両船舶は完全にすれ違ったと判断される. つまり, 自船  $k$  が他船  $j$  と

の衝突回避を達成することになる(第 1 条件). 一方, Fig. 4(b) が示すように, 自船  $k$  の位置  $(x_k, y_k)$  と船首角  $\phi_k$  が  $x_k \leq L_s/2$ ,  $y_k \geq -L_s/2$ ,  $\phi_k \in [\pi, 2\pi]$  を満足するならば, 自船  $k$  は横切り(要回避)の状況にないと判断される. つまり, 衝突状況判定からの乖離が生じたことになる(第 2 条件).

### ④ 行動選択制限

提案システムは衝突状況判定ラベル  $J_{kj}$  に応じてエージェントが選択できる行動を制限する.  $J_{kj}$  が要回避を指定する場合, つまり, 航法が自船  $k$  に他船  $j$  を回避することを要求する場合, 航法に基づく衝突判定領域(C 領域)の設定と直接的な行動選択制限が適用される. 各衝突状況に対応する C 領域を Fig. 5 に示す. これらの C 領域は航法の無視を阻害する形状になっており, 自船  $k$  が他船  $j$  の C 領域に侵入した場合, 自船  $k$  にのみペナルティが与えられる. また, 直接的な行動選択制限とは自船  $k$  が行会い(要回避)または横切り(要回避)にある場合, エージェントが選択できる舵角(つまり, 行動)を零以上に制限することで, 針路を右に取り易くするものである. この制限は Fig. 1 に示した航法の要求に合致する. ただし, 必要以上に右に回頭することを避けるため, 船首角  $\phi_k$  が角度  $A_{LAS}$  以上の場合, この制限を解除する(Fig. 6 参照). 一方,  $J_{kj}$  が要回避を指定しない場合, 目的地指向性に基づいて直接的な行動選択制限が適用される. Fig. 7 に示されるように, 自船  $k$  の進行方向に対して  $[-\theta, \theta]$  の範囲に目的地  $(G_k)$  が存在しない場合, エージェントの行動を制限することで  $G_k$  への針路変更を促進する.

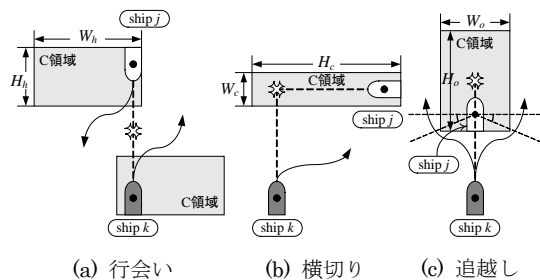


Fig. 5 航法に基づく衝突判定領域(C 領域)

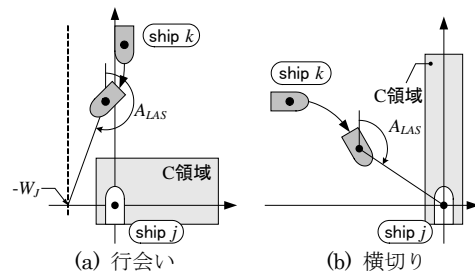


Fig. 6 航法に基づく行動選択制限

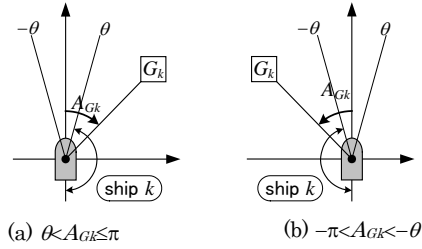


Fig. 7 目的地指向性に基づく行動選択制限

(2) 計算機実験によるシステム評価

提案システムを評価するために行った計算機実験の結果の一例を示す. テスト問題は  $42L_s \times 42L_s$  ( $L_s$ は船体長)の海域に6隻の船舶が存在する多船航路決定問題である (Fig. 8 参照). 議論の簡単化のため, 船舶のスタート ( $S_k$ ) およびゴール ( $G_k$ ) 位置以外のパラメータは全エージェントで共通とした. また, 計算機実験に現実味を持たせるために, 船舶に関するパラメータは海上保安大学の練習船こじまの値を採用した.

① 学習性能

提案システムには, 航法および目的地指向性といった先験的知識に基づく様々な機能が存在する. それらの機能がシステムの学習性能にどのような影響を及ぼすかを明らかにするために, Table1 に示す機能の使用 (1)/不使用 (0) を学習条件として実験 E1-E7 を行った (ただし, 各実験における学習試行回数は 30 回とした). ここで, LAS1 は航法に基づく直接的な行動選択制限に, LAS2 は目的地指向性に基づく直接的な行動選択制限に対応する. CANCE1 は衝突回避行動の達成による衝突状況判定の解除に, CANCE2 は衝突状況判定からの乖離に基づく衝突状況判定の解除に対応する. CNR は C 領域の形状を指定する. CNR=1 の場合, C 領域は航法に基づいて Fig. 5 のように設定される. 一方, CNR=0 の場合, C 領域は  $L_s \times L_s$  の正方形となる. ただし, LAS1, LAS2, CANCE1, CANCE2, CNR で指定されない機能は全て有効とした. 一方, Table2 に実験 E1-E7 の結果を示す. ここで,  $N_{SLT}$  は成功学習

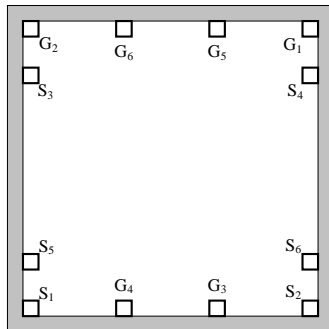


Fig. 8 テスト問題

Table1 機能の使用 (1)/不使用 (0)

	LAS1	LAS2	CANCE1	CANCE2	CNR
E1	1	1	1	1	1
E2	0	1	1	1	1
E3	1	0	1	1	1
E4	1	1	0	1	1
E5	1	1	1	0	1
E6	1	1	1	1	0
E7	0	0	0	0	0

Table2 学習性能

	$N_{SLT}$	$N_{EPS}$	$N_S$	$N_{KNR}$	$N_{VNR}$	$N_{COL}$	$D_{KNR}$ (m)
E1	30	77505	28811	26	0	4	30010
E2	24	184907	75683	18	6	0	29950
E3	0	-----	-----	0	0	0	-----
E4	2	272930	76348	1	0	1	29967
E5	30	179734	53102	24	0	6	29937
E6	30	96491	36266	23	3	4	30018
E7	1	296342	90731	0	1	0	-----

試行回数,  $N_{EPS}$  はエピソードの平均回数,  $N_S$  は実際に使用した状態の平均個数である.  $N_{KNR}$ ,  $N_{VNR}$ ,  $N_{COL}$  は獲得航路が航法遵守 (KNR), 航法無視 (VNR), 衝突 (COL) のいずれに該当するかを示す頻度である. さらに,  $D_{KNR}$  は獲得航路が航法を遵守した場合における総航路距離の平均である. Table2 より以下のことが明らかとなった.

- 機能の不使用は状態数 ( $N_S$ ) の増加を引き起こす. その結果, エピソード数 ( $N_{EPS}$ ) が増加し, 学習成功回数 ( $N_{SLT}$ ) が減少する. 特に, 目的地指向性に基づく行動選択制限 (LAS2) の不使用はシステムの学習効率に深刻なダメージを与える. また, 衝突回避行動の達成による衝突状況判定の解除 (CANCE1) の不使用は衝突状況判定  $J_{ij}$  をフリーになり難くするため, LAS2 の使用を必然的に抑制することになる. これが実験 E4 において  $N_{SLT}$  が小さい理由と考えられる.
- 航法を遵守するための行動選択制限 (LAS1) および航法に基づく C 領域 (CNR) の両方を使用した場合, システムが航法を無視した航路を得ることはなかった. ところが, LAS1 と CNR のうち, どちらか一方でも使用しなかった場合, システムは航法を無視した航路を得ることがある. したがって, システムに航法を遵守した航路を獲得させるために, LAS1 と CNR は互いを補強していると考えられる.
- 航法を遵守した航路が得られた場合, 総航路距離 ( $D_{KNR}$ ) は機能の使用/不使用にほとんど依存しない.

## ② 船舶航路評価ツールとしての可能性

航行の安全性や効率性を高める方法として、既存ルールを見直し、新規ルールを導入することが考えられる。そこで、船舶航路評価ツールとしての提案システムの可能性を探るために、提案システム(実験 E1 に対応する)とその一部を修正したシステム(E1M)を比較する。E1 からの変更点は、航法を遵守するための行動選択制限(LAS1)の実行時に、ゴールとの位置関係に配慮することである。具体的には、船舶  $k$  が行会い(要回避)の衝突状況にあるとしても、Fig. 9(a)が示すように船舶  $j$  と行会う必要がある位置に  $G_k$  が存在することを LAS1 の実行条件として追加した。同様に、船舶  $k$  が横切り(要回避)の衝突状況にある場合、Fig. 9(b)が示すような位置に  $G_k$  が存在しなければ、LAS1 は実行されないとした。Fig. 10 に学習終了時に獲得される航路のうち、航法遵守に分類される航路の典型例を示す。また、Table3 に E1 と E1M に対する学習性能を示す。

まず、獲得航路について比較する。Fig. 10 に示されるように、E1 と E1M は全体的に同じ傾向の航路になる。ところが、第 5 船舶に注目した場合、両者には大きな差異があることに気付く。つまり、第 5 船舶が第 1 船舶に対して横切り(要回避)の衝突状況にあるとき、E1 における第 5 船舶は LAS1 によって右に大きく回頭する航路をとる。一方、E1M における第 5 船舶は第 1 船舶と  $G_5$  の位置関係から LAS1 が実行されないまま直進し、第 4 船舶と行会い(要回避)の衝突状況になって右に回頭する航路をとる。このようにして不要な回避行動が抑制された結果、第 5 船舶の航路長は E1 よりも E1M の方が短くなる傾向が観測される。

次に、学習効率について比較する。Table3 から、学習成功回数( $N_{SLT}$ )、航法遵守航路の取得回数( $N_{KNR}$ )はほぼ同じであることが分かる。ところが、E1M は E1 よりも状態数( $N_S$ )が少ないにも拘わらず、学習に要するエピソード回数( $N_{EPS}$ )が多くなる。この原因としては、LAS1 の変更による LAS1 実行タイミングの遅れや LAS1 実行の早期解除が挙げられる。一方、総航路距離( $D_{KNR}$ )に関しては E1M が E1 よりも短くなる。前述の通り、これは LAS1 の変更によって不要な回避行動が抑制された結果である。以上のことから、LAS1 の変更は学習時間の増加というデメリットと同時に、総航路距離の減少というメリットを生み出すことが分かる。このように、提案システムは新規ルールの有効性や限界を調査するのに有効な手段といえる。

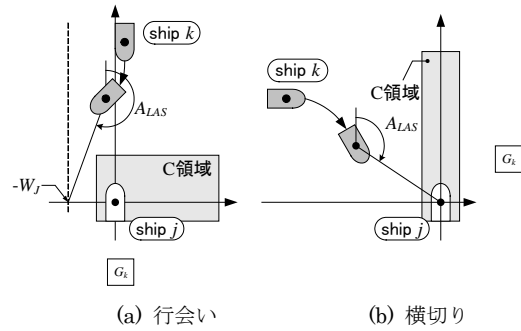


Fig. 9 ゴールとの位置関係に配慮した LAS1

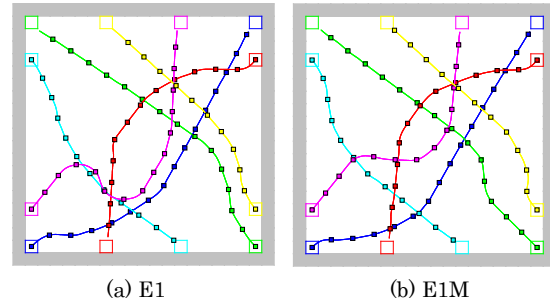


Fig. 10 E1 と E1M における典型的な航法遵守航路

Table3 E1 と E1M に対する学習性能

	$N_{SLT}$	$N_{EPS}$	$N_S$	$N_{KNR}$	$N_{VNR}$	$N_{COL}$	$D_{KNR}$ (m)
E1	30	77505	28811	26	0	4	30010
E1M	30	79625	26653	25	0	5	29268

## (3) 今後の展望

本研究では、典型的な衝突状況である『行会い、横切り、追越し』に対する航法をより確実に遵守させ、さらに、航路獲得の効率化を図るために、マルチエージェント強化学習システムによる多船航路探索法を新たに提案した。提案システムでは、航法だけでなく、衝突の危険がない船舶はゴールに向かうはずであるという一般的ルール(つまり、目的地指向性)をも先験的知識として利用した。そして先験的知識に基づく各種機能がシステムに与える影響を計算機実験によって検証した結果、提案システムが航法の遵守だけでなく、学習効率の向上にも有効であることを確認した。さらに、提案システムの一部を変更することで、提案システムを船舶航路評価ツールとして利用できる可能性についても確認した。

今後の課題は、提案システムに基づいて、より複雑な問題に対応できる実用的な多船航路評価ツールを構築することである。さらに、現実の操船者にとって有益な知見をシステムからどのように抽出するかを検討する必要がある。

## 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 4 件)

- ① T. Kamio, K. Mitsubori, T. Tanaka, H. Fujisaka, K. Haeiwa, "Effects of Prior Knowledge on Multi-Agent Reinforcement Learning System to Find Courses of Ships," Australian Journal of Intelligent Information Processing Systems, 査読有, vol.12, no.2, pp.18-23, 2010.
- ② 福満裕太, 神尾武司, 安昌俊, 藤坂尚登, 生岩量久, "船舶航路獲得のためのマルチエージェント強化学習システムの構築," 電子情報通信学会2010年総合大会 学生ポスターセッション予稿集, pp.94, 2010.
- ③ 神尾武司, 三堀邦彦, 田中隆博, 安昌俊, 藤坂尚登, 生岩量久, "先見的知識を導入したマルチエージェント強化学習による船舶航路探索," 電子情報通信学会技術研究報告, 査読無, NLP2009-162, pp.21-26, 2010.
- ④ T. Kamio, S. Sugeo, K. Mitsubori, T. Tanaka, C. J. Ahn, H. Fujisaka, K. Haeiwa, "A Reinforcement Learning Approach to Course Decision of Ships under Navigation Rules," Proc. of International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications, 査読有, pp.141-144, 2009.

[学会発表] (計 1 件)

- ① 神尾武司, "多船航路探索用マルチエージェント強化学習システムにおける先験的知識の効果," 日本航海学会 海上交通工学研究会, 鳥羽市民文化会館, 2010. 10. 29.

## 6. 研究組織

### (1) 研究代表者

神尾 武司 (KAMIO TAKESHI)  
広島市立大学・情報科学研究科・講師  
研究者番号: 20316136