

平成 21 年 6 月 5 日現在

研究種目：基盤研究 (C)

研究期間：2006～2008

課題番号：18500752

研究課題名 (和文) 生物情報工学手法を適用した学力向上システムの開発

研究課題名 (英文) A development to improve the learning effect of students by using bioinformatics engineering

研究代表者

新池 一弘 (SHINIKE KAZUHIRO)

舞鶴工業高等専門学校・電気情報工学科・教授

研究者番号：80369991

研究成果の概要：本研究は、大学生の理数系科目に対する学力低下問題の解決に生物工学手法を採用する。まず、協同学習における学習問題の正答率を予測するニューラルネットワークモデルを構築し、次にこのモデルから得られた予測値を用いて協同学習時のメンバーを決定する遺伝アルゴリズムを提案する。本研究の提案手法は、少ない実験対象者から得られた学力テストの結果を基に、学習効果が可能な限り向上する学習者を組み合わせることが可能となるので、一定の評価が与えられるものと思われる。また、学力テストの成績を短時間で予測することが可能であるので、学力低下の要因を知り解決策を見出すことができること、および協同学習のメンバーの組合せ決定方法に援用できることが可能になったことがメリットとして挙げられる。

交付額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2006年度	1,200,000	0	1,200,000
2007年度	700,000	210,000	910,000
2008年度	1,000,000	300,000	1,300,000
年度			
年度			
総計	2,900,000	510,000	3,410,000

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：科学教育・教育工学・教育工学

キーワード：学習支援、学力低下、システム工学、ニューラルネットワーク、遺伝アルゴリズム

## 1. 研究開始当初の背景

(1) 日本におけるゆとり教育は、1980年代に始まったと言われている。学習指導要領改定に伴い、各教科の履修単位数や学習内容が激減し、教育現場の多くの教師や保護者は児童・生徒の学力低下を懸念している。また、大学教育現場においても、高等学校における学習指導内容の激減により、大学生の学力は低下傾向にある。

京都大学経済研究所教授西村和雄らは、

1998年に数学学力調査を行い、1998～2000年の段階における学生の学力低下の実態を明らかにした。しかし、これらの調査は1998年以前の学生に対する数学の学力調査結果がなく、1998年以前の学生と西村らが行った実験対象者とを比較することは不可能であった。

(2) 協同学習の効果をテーマにした研究では、個人による問題解決とグループによる問題解決を比較したものは数多く存在する。同

一問題を個人で解く場合とグループで解く場合の効率性を比較し、グループ学習は個人学習に比べ時間が長くかかるものの、高い正答率を示す知見に関する研究、2人で問題を解く条件（これを pair 条件と呼ぶ）と、単独で問題を解く条件（これを single 条件と呼ぶ）を比較した結果、pair 条件の方が single 条件より仮説を発見しやすいことを明らかにした研究等がある。しかし、協同学習における学習者の組合せと学習者の学力向上について検証された研究は見当たらない。

(3) 協同学習に関する著者らの研究は、1999年より始まり、その後実験対象者による学習実験を積み重ねながら検討を加えてきた。教育現場における学生の学習という行動を一つのシステムとみなして、教育学の分野へモデリング等の考え方を取り入れようとするものであった。

まず著者らが提案したモデルは、実験対象者が1人で学習問題を解いたときの学習問題の正答率を予測するニューラルネットワークモデルである。このモデルは、入力変数に実験対象者個々の潜在的な適性能力と学習問題に依存する適性能力を採用し、学習問題に関する正答率の予測値を出力するモデルである。提案モデルの妥当性の検討および入力変数の感度解析を行った結果、学習問題の予測値に対して入力変数の微小な変化がおよぼす影響を調べることが可能となった。

## 2. 研究の目的

本研究は、大学生の理数系科目に対する学力低下問題の解決にシステム工学的アプローチを採用し、学生の学力が向上する新たな学習指導方法を提案することが目的である。そこで、次のような段階を経て、学力を向上させる学習指導に貢献したいと考えている。

まず、大学生の潜在能力と学習問題解決能力の調査を行い、次に、学習者の学習問題正答率を予測するニューラルネットワークの構築を行う。さらに、学習問題正答率の向上を目指した学習者組分け問題に対する最適化アルゴリズムの提案を行い、最後に、大学教育における課題解決型学習およびグループ学習に、ニューラルネットワークの予測値と最適化アルゴリズムによる学習者の組分けを適用し、学力が向上する新たな学習指導法の提案を行う。

## 3. 研究の方法

(1) 大学生の理数系科目に対する学力低下に関する諸問題の研究に関する資料および過去の研究成果を整理する。その内容として、小学校から高校までの極めて基礎的な内容に関する学力調査からアンケートまでの実態調査を取り上げる。また、高等学校学習指導要領が改訂される以前のカリキュラムで学習した学生と、改定後のカリキュラムで学

習した学生との学力調査の比較資料についてレビューする。

(2) 高等教育機関に在籍する学生を実験対象者を選び、潜在能力検査および学習問題解決能力検査を実施する。潜在能力検査には、SPI 適性検査等を採用する。また、学習問題解決能力検査には理数系の問題を採用し、学生が1人で学習問題を解く単独学習実験と学生がグループで学習問題を解く協同学習実験を行う。

(3) 学生の潜在能力を入力変数とし、単独学習およびペア協同学習で学習問題を解いたときの学習問題正答率を予測するニューラルネットワークを構築する。ニューラルネットワークには、3層の階層型を用い、誤差逆伝播学習法を改良することで予測性能の向上を試みる。また、構築したニューラルネットワークの汎化能力の向上について検討する。

(4) 学習者を最適に組分けするためのアルゴリズムを提案する。組分け問題はグループング問題あるいは集合分割問題と呼ばれる問題の一種であるので、まずこれらの問題に対する過去の解法をサーベイする。次に、ベンチマーク的な標準の最適組分け問題を設定する。さらに、遺伝アルゴリズムや自律分散型アルゴリズムなどの種々の最適化手法を提案し、計算機実験によりこれらの解法を比較して、標準問題に有効な解法を確立する。ただし、ここでの問題データは試験的な仮のデータを用いる。また、実際の応用で必要となる制約条件を列挙し、これらの制約を満足する組分けを行うように最適化アルゴリズムの修正を行う。

(5) ニューラルネットワークを適用した学習問題の正答率を予測するモデル、および最適化アルゴリズムを適用した学習効果を向上させるグループの組合せを基に、実際の教育現場に対応できる学習指導手法を提案する。

## 4. 研究成果

(1) ゆとり教育は1980年代に改定された学習指導要領から始まったと言われている。ゆとりの教育は、小・中・高等学校における主要教科の授業時間数と内容を削減し、各学校が特色ある教育を展開し、子どもたちに学習指導要領に示す基礎的・基本的な内容を確実に身に付けさせ、自ら学び自ら考える力などの生きる力を育むことを目的とするものである。

しかし、近年OECDの調査結果では、日本の授業時間は先進諸国中で最低となり、小学生から大学生の学力低下が不安視されている。現行の指導要領については、学習内容をさらに3割削減され学力低下傾向に歯止めがかからないとする見方もある。

表1は、中学校における旧学習指導要領（平成5年実施）と現行の学習指導要領（平成14年実施）に対する数学の年間学習時間と総授業時間数を示す。現行の学習指導要領では、中学校3年間で学習する数学の授業時間数と総授業時間数が、それぞれ70時間および210時間削減されていることがわかる。

表1：中学校数学の年間学習時間数と年間授業時間数

旧学習指導要領（平成5年実施）			
学年	1	2	3
数学	105	140	140
総授業時数	1050	1050	1050
現行の学習指導要領（平成14年実施）			
数学	105	105	105
総授業時数	980	980	980

2006年度および2007年度に、高等教育期間に在籍する学生を実験対象者に採用し、数学学力調査を行った。実験対象者は、現行の学習指導要領で中学校教育を1年間受けたグループ（以下、Aグループと略記）、2年間受けたグループ（以下、Bグループと略記）および3年間受けたグループ（以下、Cグループと略記）の3グループを採用した。中学校卒業後、3グループの学生は全員同じ工業高等専門学校に進学し、以後同じカリキュラムで学習しているので、数学学力調査時点までの学習内容に差異はないと考えられる。

表2に3グループの数学学力調査結果を示す。同表には、各グループの学生数、数学学力調査の平均点、分散および平均点に対する  $t$  検定の結果を示す。

表2：数学学力調査

グループ名	A	B	C
学生数	33	40	39
平均	8.30	7.18	6.82
分散	5.47	5.74	2.78

平均点に対する  $t$  検定 ( $\alpha=0.05$ )

$t$ 値	A	B	C
A	---	0.0464	0.00354
B	0.0464	---	0.467
C	0.00354	0.467	---

各グループの平均点は、現行の学習指導要領で中学校教育を受けた期間が長い順に低下しており、また3年間現行の学習指導要領のカリキュラムで数学教育を受けたCグループでは、平均点が3グループ中最下位であり、分散も低いことから、高い得点の学生が少ないことがわかる。また、各グループの平均点に対する有意水準5%の  $t$  検定より、AグループとBグループ、およびAグループとCグループにおいては、平均点に差異があると判断することができる。一方BグループとCグループの平均点については、差異があると判断することができない。

現行の学習指導要領で設定されたカリキュラムでは、小学校および中学校の全学年で、

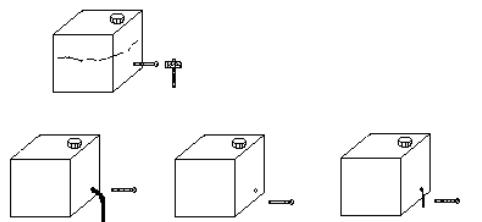
学習内容が3割削減されていること、および数学学力調査の結果から、現行の学習指導要領で学習指導を受けた学生は、旧学習指導要領で学習した学生に比べ数学の学力が低下傾向にあると考えられる。

(2) 諺、3人寄れば文殊の知恵には、1人で学習するより協同学習のほうが学習効果が期待できる、との考え方が反映されている。これは、ペア協同学習は、学習者が1人で学習しては思いもつかない考え方が創発することを意味している。そこで、高等教育機関の学生を実験対象者に採用し、協同学習における学習効果が向上する要因を考察した。

まず、学生の潜在能力および性格特性の測定にはSPI適性検査を採用する。SPI適性検査は、言語能力、非言語能力および性格適性を測定することが可能である。次に学習問題には、理数系の知識が必要な日常生活に関連する10題を選び、30名の実験対象者に対し、単独学習実験およびペア協同学習実験を行った。

### Problem 2

**There is a reservoir which water is poured and the lid is screwed on. Then a nail is driven into the lower part of the reservoir. When the nail pulled up, how does water in the reservoir become?**



1. water spurts out.
2. Water does not spurt out.
3. Some water spurts out.

図1：学習問題

図1に学習問題の一例を示す。本問題は、容器に水を入れ蓋をした後、容器の下方に釘を打ち込み、打ち込んだ釘を抜くと容器の水はどのようになるかを問うものである。この問題の正解を見出すためには、空気圧に関する知識を必要とする。他の学習問題についても、物理、化学および数学の知識を必要とする。

ペア協同学習の学習効果を示す指標は、ペア学習者  $i, j$  の単独学習における正答率を  $c_i, c_j$  とし、協同学習における予測正答率  $P_{ij}$  とし、(1)式で仮定する。ペア協同学習において、正答率が(1)式で示した値以上を示すとき、学習効果が向上していると定義する。

$$P_{ij} = (1 - c_i)(1 - c_j) \quad (1)$$

30名の実験対象者が参加した協同学習実験の結果を表3に示す。同表の  $(c_i, c_j), C_{ij}$  および  $P_{ij}$  は、単独学習における正答率、ペア

学習における正答率および式 (1) で示した予測正答率を示す。これより、15組のペアのうち10組のペアの正答率は、1人で問題を解いた正答率より高い値を示した。他の5ペアについては、ペアのメンバーが1人で問題を解いた正答率の間の値を示した。また、

(1) 式で求めた予測正答率より高い値を示したペアは3ペアであることがわかる。

表3：学生の自由意思で構成されたペアによる協同学習実験

ペア番号	$(c_i, c_j)$	$C_{ij}$	$P_{ij}$
1	(0.3, 0.4)	0.5	0.58
2	(0.7, 0.6)	0.6	0.88
3	(0.5, 0.5)	0.6	0.75
4	(0.6, 0.5)	0.8	0.80
5	(0.2, 0.2)	0.2	0.36
6	(0.4, 0.4)	0.5	0.64
7	(0.7, 0.3)	0.5	0.79
8	(0.3, 0.3)	0.3	0.51
9	(0.5, 0.6)	0.6	0.80
10	(0.6, 0.3)	0.5	0.72
11	(0.6, 0.5)	0.5	0.80
12	(0.2, 0.5)	0.2	0.60
13	(0.5, 0.4)	0.8	0.70
14	(0.3, 0.5)	0.7	0.65
15	(0.5, 0.4)	0.5	0.70

表4は、ペア協同学習において(1)式により算出した問題正答率が向上したものと、向上しなかったペアのSPI適性検査と正答率を示す。同表のIDは学生番号、L., N.L., A., V., E.は、SPI適性検査の言語能力、非言語能力、性格適性に関する行動的側面、意欲的側面および情緒的側面をそれぞれ示す。また、 $C_{ij}$ ,  $P_{ij}$ は協同学習実験の正答率および(1)式から算出した予測正答率を示す。

表4：学習効果の比較

ID	L.	N.L.	A.	V.	E.	$C_{ij}$	$P_{ij}$
27	0.83	0.50	7.0	3.0	1.7	0.70	0.65
28	0.86	0.66	1.0	5.0	-0.3		
13	0.77	0.31	3.0	7.0	1.3	0.50	0.79
14	0.71	0.38	-1.0	-1.0	2.3		

同表より、協同学習実験での正答率が予測正答率より高いペア(学生番号28, 29)は、言語能力と非言語能力が、協同学習実験での正答率が予測正答率より低かったペア(学生番号13, 14)に比べ高いことがわかる。また、性格適性からは、行動的側面および意欲的側面が共に高い場合に、正答率が向上すると考えられる。

(3) SPI検査結果と学習者が1人で問題を解いたときの正答率を基に、個人学習を予測するニューラルネットワーク(以下、NNsと略記)を構築する。NNsの学習終了条件は学習回数20000回、誤差二乗和0.05以下、学

習データの予測値と教師データとの絶対値誤差が0.005を超えるデータ数を全データ数の10%以下とする。NNsの入力変数は、SPI検査の14項目(言語問題、非言語問題、社会的外向性、内省性、身体活動性、持続性、慎重性、達成意欲、活動意欲、敏感性、自責性、気分性、独自性、自信性、高揚性)を採用する。

中間層ニューロン数を20, 30, 40, 50として結合荷重の初期値をランダムに与え、各3回学習実験を行ったところ、50における予測値が学習終了条件を満たし、また3度行った予測値が一致したので、中間層ニューロン数を50とする。

次に、ペア協同学習における正答率予測モデル(以下、NNpと略記)を構築する。NNsの予測正答率およびSPI検査から得られた検査結果を入力変数とし、ペア協同学習実験の正答率を教師信号としてNNpの学習を行う。NNpの学習終了条件は学習回数20000回、誤差二乗和0.03以下、学習データの予測値と教師データとの絶対値誤差が0.005を超えないものとする。図2はNNp予測モデルを示す。

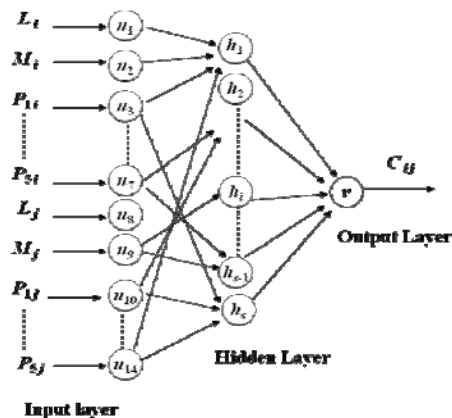


図2：ペア協同学習正答率予測モデル

中間層ニューロン数を10, 20, 30, 40, 50として結合荷重の初期値をランダムに与え、各3回の学習実験を行ったところ、学習データが少ないため全てが終了条件を満足した。そこで、各ニューロン数においてNNpの学習に使用していないデータで予測実験を3回行った。得られた予測値が2つ以上同じものは、ニューロン数20において最大を示したので、NNpの中間層のニューロン数を20とした。

(4) 協同学習では学習者を振り分けていくつかの班を構成する必要があるが、通常この作業は教育効果を無視した方法、例えば名簿順により行われる。しかし、その場合には例えば協調性の低い学習者同士が1つの班となり、協同学習を行う教育効果が期待できなくなる可能性がある。協同学習を行う場合には、その教育効果が最大になるように班を構成すべきである。

そこで、各学習者の学習後の成績が最大に

なるように班を構成する組合せ最適化問題のモデル化を行い、この問題に対する遺伝アルゴリズム(GA)の構成法を提案する。この問題で1つの班を構成するのは2人の学習者であるので、本問題は2人で1組のペアを構成する問題となっている。また、本問題に対する解法を実際に利用する場合を想定して、何回かペアの構成を行う問題を扱う。

いま、協同学習を行うために、 $N$ 人の学習者  $S_n$  ( $n=1, 2, \dots, N$ )が2人ずつペアとなる。ここで、 $N$ は偶数とし、余りとなる学習者はいないものとする。また、ある学習者  $S_{n_1}$ が他の学習者  $S_{n_2}$ とペアとなった場合に学習を行った後の成績が  $G(n_1, n_2)$  ( $0 \leq G(n_1, n_2) \leq 1$ )で与えられている(一般に  $G(n_1, n_2) \neq G(n_2, n_1)$ )である)。このとき、ペアを構成した場合の各学習者の成績の最小値、および平均値が最大になるペアを求めることが問題である。以下ではペアの個数を  $M$  とする。学習者は  $N$ 人いるので  $M = N/2$  である。

$i$  番目のペアの1人目の学習者番号を  $P_i$ 、二人目の学習者番号を  $Q_i$  ( $i=1, 2, \dots, M$ )とすると、目的関数  $Z$  は次式で表される。

$$\max Z = \min \{G(P_1, Q_1), \dots, G(P_M, Q_M), G(Q_1, P_1), \dots, G(Q_M, P_M)\} + WN^{-1} \sum \{G(P_i, Q_i) + G(Q_i, P_i)\} \quad (2)$$

ここで、 $W$ は重みで、あらかじめ与えられる。

(2)式の第1項はペアを構成した場合の各学習者の成績の最小値を表し、第2項は平均値を表す。

本問題に対するGAの構成法について、個体数を  $P^*$ 、世代数を  $G^*$ とした場合の全体の流れを以下に示す。

Step 1  $P^*$ 個の初期個体をランダムに生成する。世代を  $g \leftarrow 1$  とする。

Step 2 個体群の中から2つの親個体  $x_1, x_2$  をランダムに取り出す。

Step 3 交叉により、親個体  $x_1, x_2$  から2つの子個体  $x_3, x_4$  を生成する。

Step 4 突然変異により、 $x_1$  から  $x_5$  を、 $x_2$  から  $x_6$  を生成する。

Step 5 親と子の6個体  $\{x_1, x_2, \dots, x_6\}$  より、目的関数値の大きい2個体を個体群へ戻す。

Step 6 もし  $g = G^*$  ならば、最良個体を解として計算を終了する。そうでなければ、 $g \leftarrow g + 1$  として Step 2 へ戻る。

なお、ペアの禁止が存在する問題では、GAの個体が実行不可能解に対応する可能性がある。この場合には、全体の流れの Step 5 を変更し、親と子の6個体  $\{x_1, x_2, \dots, x_6\}$  から実行不可能解に対応する個体を除いたものの中で、目的関数値の大きい2個体を個体群へ戻すことにする。この操作により実行不可能解が選択されずに、実行可能解のみが個体群へ戻される。

学習者数が  $N=30$  の場合のGAの性能を検証したところ、GAで得られた解と分枝限定法(BB)で得られた解を比較するとほぼ最適解が得られていることがわかった。

(5) ペア協同学習における正答率予測モデルから得られた予測値を基に、遺伝アルゴリズムによるペア学習者の組分けを求め、学習実験を行う。表5は、本提案手法で得られた7組の最適ペア協同学習者の学習実験結果を示す。同表は、7組のペア学習者の単独学習における正答率 ( $c_i, c_j$ )、学習実験における正答率 ( $E^2_{ij}$ )、予測モデルから得られた正答率 ( $C_{ij}$ )、およびこれらの平均値と標準偏差を示す。これより、7組中5組のペアの予測正答率と実際の学習実験の正答率との絶対値誤差が0.1以下であることから、予測モデルから得られた正答率の予測値には信頼性があると考えられる。

表5：最適ペアによる学習実験

ペア番号	$(c_i, c_j)$	$E^2_{ij}$	$C_{ij}$
1	(0.5, 0.5)	0.9	0.8
2	(0.5, 0.3)	0.6	0.6
3	(0.2, 0.7)	0.5	0.7
4	(0.7, 0.4)	0.5	0.6
5	(0.5, 0.4)	0.7	0.6
6	(0.3, 0.6)	0.5	0.5
7	(0.5, 0.5)	0.5	0.8
平均	0.47	0.60	0.66
標準偏差	0.14	0.15	0.11

また、学習者の自由意思で決定されたペアによる学習実験では、ペア協同学習における正答率の平均値と標準偏差は、0.52 および0.18である。一方、本研究で提案した手法により決定されたペア協同学習では、正答率の平均値が0.60、標準偏差が0.15であることから、本手法を教育現場に援用することで学習効果が期待できると考えられる。近年、学校教育現場において協同学習の可能性が期待され、この学習手法を導入し学習効果が向上すれば学習者の満足度は高まるものと考えられる。

(6) 学習効果を向上させる学習指導法は研究テーマとして興味深いと思われるが、この問題にニューラルネットワークおよび最適化アルゴリズムを適用し、継続的に研究している研究者は国内外を問わず我々のみである。また、そこから得られる知見のアナロジイで学生の学力向上問題の解決策を開発しようとする考え方は他になく、国際学会の発表においても大変興味をもたれている。

本研究で提案した予測手法は、学習者の時系列的な変化に対する学習問題の成績を予測することが不可能であり、同様に、グループ学習のメンバー決定に用いた遺伝アルゴリズムにおいても、学習者の時系列的な変化を考慮してメンバーを決定することができない。今後は、学習者の学習問題正解率を時

系列的に予測するニューラルネットワークの構築, および学習問題正解率の向上を目指した学習者組分け問題に対する最適化アルゴリズムの提案を行い, 学校教育現場に貢献したいと考えている。

#### 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 6 件)

- ① Kazuhiro Shin-ike : An Analysis of Paired Collaborative Learning by Using the Collecting System of Conversation, Proc. of the IASTED International Conference, pp.251-256 (July, 2006), 査読有
- ② Kazuhiro Shin-ike and Hitoshi Iima : A Development of A System for Improving Learning Abilities by Using A Neural Network and A Genetic Algorithm, Proc. of the IASTED Asian Conference, NO.571-018 (October 2007), 査読有
- ③ Kazuhiro Shin-ike : Individual and Pair Behavior in Learning problem in School Education, Proc. of the IASTED International Conference, NO.570-077 (October 2007), 査読有
- ④ Kazuhiro Shin-ike and Hitoshi Iima : A Method for Improving Learning Effect by Using a Prediction Model and an Optimization Algorithm, Proc. of SICE Annual Conference, pp.2685-2690 (August 2008), 査読有
- ⑤ Kazuhiro Shin-ike and Hitoshi Iima : An Inspection of A System for Improving Learning Abilities by Using A Neural Network and A Genetic Algorithm, Proc. of the 2nd IEEE International Conference, ICELIE 2008, pp. 3479-3484 (November 2008), 査読有
- ⑥ Kazuhiro Shin-ike and Hitoshi Iima : A Method for Development of Collaborative Learning by Using a Neural Network and a Genetic Algorithm, Proc. of the 9th International Symposium on Autonomous Decentralized Systems (ISADS 2009), pp. 417-422 (March 2009), 査読有

[学会発表] (計 4 件)

- ① 東小路雅彦, 新池一弘 : エージェントによる会話モデルの構築, 教育システム情報学会第 31 回全国大会講演論文集, C5-5, pp. 431-432 (2006 年 8 月), 査読無
- ② 澤田新太, 新池一弘 : 生産管理現場における商品調達最適化に関する研究, 第 15 回計測自動制御学会中国支部学術講演会論文集, 703, pp. 248-249 (2006 年 11

月), 査読無

- ③ 飯間等, 新池一弘 : 協同学習における学習者のペア構成問題に対する遺伝アルゴリズムの適用, 電気学会研究会資料, 産業計測制御研究会 11C-07-9, pp. 41-44 (2007 年 3 月), 査読無
- ④ 飯間等, 新池一弘 : 協同学習における学習者のペア構成問題に対する遺伝アルゴリズムによる解法, 平成 19 年電気学会電子・情報・システム部門大会講演論文集, MC8-2, pp. 849-853 (2007 年 3 月), 査読無

[図書] (計 0 件)

[産業財産権]

○出願状況 (計 0 件)

○取得状況 (計 0 件)

[その他]

ホームページ

<http://www.maizuru-ct.ac.jp/electrical/labs/shinike/index.html>

#### 6. 研究組織

(1) 研究代表者

新池 一弘 (SHINIKE KAZUHIRO)

舞鶴工業高等専門学校・電気情報工学科・教授

研究者番号 : 80369991

(2) 研究分担者

飯間 等 (IIMA HITOSHI)

京都工芸繊維大学・工芸科学研究科・准教授

研究者番号 : 70273547

中峯 浩 (NAKAMINE HIROSHI)

京都教育大学・教育学部・准教授

研究者番号 : 70217826

(3) 連携研究者

無し