ニューラルネットワークおよび局所探索法を用いた 共同学習におけるペアの組合せ決定法[†]

新 池 一 弘*・中 峯 浩**・三 宮 信 夫***

A Method for Determining Pairs of Students in Collaborative Learning
by Using Neural Networks and Local Search Method[†]

Kazuhiro SIN-IKE*, Hiroshi NAKAMINE** and Nobuo SANNOMIYA***

In senior high schools collaborative learning has become a reality because an idea not obtained by an individual learning can emerge. It is well known that the effectiveness of collaborative learning depends on the combination of students with various aptitudes. Therefore it is important how to determine the pairs of students from all members in a classroom. In this paper, a method for determining the optimal combination of pairs of students is proposed when technical high school students learn to design printed circuit boards collaboratively. For this purpose, first the correctness rates of their pairwise works are predicted by using neural networks. Consequently, the contribution of the individual aptitudes for the design problem to the correctness rate becomes clear. Secondly, a method to form the pairs of students optimally is proposed by applying an improved local search method. It is found from a numerical experiment that the correctness rate of the whole class with sixty two students attains more than seventy percentage as compared with that of the best student.

Key Words: collaborative learning, local search, neural networks, emergence phenomena, printed circuit board design

1. はじめに

教育場面では、1 学級の生徒を教師が単独で指導する学習形態が一般的である。近年、つぎのような学習形態も見受けられるようになった。すなわち、2 人の教師で 1 学級を担当し、そのうちの 1 人は全員の生徒を対象に授業を行ない、もう 1 人が生徒を個別に指導するチームティーチング法¹⁾や、1 学級を分割してそれぞれのグループを 1 人の教師が指導する分割授業などである。このような学習形態の多様化の背景には、習熟度に対応した学習指導を行ない個々の生徒の学力を効率的に向上させたいという目的意識がある。専門高校における実習科目では、分割授業の形態がとられる場合が多い。

この授業形態は、学習者にとってグループ内のコミュニケーションにより課題に関する疑問点などを速やかに整理できるという利点がある。また、学習者の既存スキーマ²⁾をグループのメンバーが共有することで、1 人では思いもつかないアイデアを創発する可能性がある³⁾。また、メンバー全員で問題を解決するという意識が協調性を養うことも期待される。

Okada & Simon は、Lorge & Solomon モデル⁴⁾を適用することにより、単独学習と共同学習における学習効果の違いについて考察を行なった⁵⁾。その結果、ペア共同学習による課題正答率が、単独学習による正答率を有意に上回るという知見が得られている。学校教育現場でペア共同学習を行なう場合は、学級内でペアを構成して実施することが多い。そのため、ペア間で互いの既存スキーマを共有しやすい状況にあり、学習効果の向上が期待できる。しかし、ペア間に協調性がない場合はペア共同学習がかえって悪い結果をもたらすこともある³⁾。そこで、ペアの組合せを誤らない学習指導方法の確立が望まれる。また、1 学級の生徒 40 人から 20 組のペアを構成するとき、担当教師が最適なペアの組合せを選びだすには組合せ数が多く困難である。したがって、一般的には名簿順や生徒の自主的選択でペアを構成しているのが現状である。

従来の共同学習の研究は、共同学習の効果と単独学習の効

[†] 第 13 回自律分散システムシンポジウムで発表 (2001・1)

* 京都工芸繊維大学大学院工芸科学研究科博士後期課程
京都市左京区松ヶ崎御所海道町

** 京都教育大学教育学部産業技術科学科
京都市伏見区深草藤森町 1

*** 京都工芸繊維大学工学部電子情報工学科
京都市左京区松ヶ崎御所海道町

* Graduate School of Science and Technology, Kyoto Institute of Technology, Sakyo-ku, Kyoto

** Kyoto University of Education, Fushimi-ku, Kyoto

*** Kyoto Institute of Technology, Sakyo-ku, Kyoto
(Received May 10, 2001)
(Revised March 13, 2002)

果を比較検討する研究であり、学習効果を効率的に向上させるペアの組合せ決定手法を提案した研究はみあたらない。そこで本論文は、ペア共同学習の実問題をシステム工学的に分析し、学習課題に対する生徒の学習到達度を極力向上させるペアの組合せ決定手法について提案する。

共同学習の課題には、一例としてプリント配線基板の設計問題を取り上げる。まず、実験対象者に簡単な電球点滅回路の設計問題を単独学習させ、問題の正答率を測定する。このとき、実験対象者のプリント配線基板の設計作業に対する適性能力も同時に測定する。つぎに、これらの実験データに基づいて、ペア共同学習における設計問題の正答率を予測する数学モデルを構築する。

このモデルは2つに分けられる。一つは、単独学習でのプリント配線基板設計問題の正答率を予測するニューラルネットワーク（以下 NN_s と略記）である。ほかの一つは、この NN_s の予測結果を用いて、ペア学習を行なったときの正答率を予測するニューラルネットワーク（以下 NN_p と略記）である。 NN_s , NN_p の予測結果から、単独学習とペア共同学習のそれぞれの場合において、設計問題の正答率と個人の適性能力との関係を明らかにする。

最後に、これらのモデルおよび改善された局所探索法（Improved Local Search: 以下 ILS と略記）を用いて最適なペアの組合せを決定する方法を提案する。ILS の性能を検証するため、シミュレーテッドアニーリング法⁶⁾（以下 SA と略記）による結果と比較する。本論文で提案するモデルは、生徒の学年進級にともない、新しい学習者が同一問題を学習するときに学習者の問題正答率を予測し、最良なペア学習者の組合せを決定するのに有効な手法である。また、本方法により求めたペアについて個々の適性を分析することにより、学習効果が向上する要因を見つけ出すことができる。これより、学校教育での共同学習におけるメンバー決定作業に一つの指針を与えることができる。

2. プリント配線基板設計における個人データの取得

実験対象者は電子系工業高等学校の3年生64人である。64人のうち32人は単独学習を行ない、残りの32人で16組のペアを構成し共同学習を行なった。学習する問題は、Fig. 1に示すような、照度により電球が点滅する回路のプリント配線基板設計である。

プリント配線基板の設計は、職業分野でいえば製図関連の仕事および工学、技術開発応用の仕事に属する。この分野で要求される学習者単独の適性能力は、諸原理の理解、推理および判断という一般的な学習能力を表わす知的能力（以下 G と略記）、計算を正確に早く行なうとともに、応用問題を推理、解決する能力を表わす数理能力（ N ）、平面図形から立体形を想像する能力を表わす空間判断力（ S ）、および図解されたものを細部まで正しく知覚する能力を表わす形態知覚（ P ）である。これらの適性能力の測定には、労働省編一般職業適性検査⁷⁾を用いる。また、学習者が問題を解決する思考

Fig. 1 Electric circuit to be designed by students

過程⁸⁾を分析して、設計問題に対する思考過程自覚尺度（ J ）を算定し、これも学習者の適性能力として用いる。一方、共同学習における相互作用に関する適性能力として、YG 性格検査⁹⁾より非協調性尺度を検査し、それを協調性尺度（ K ）に変換して用いる。

実験手順は以下の通りである。まず、実験対象者に職業適性検査、YG 性格検査を実施する。つぎにプリント配線基板設計問題を学習させた後、思考過程自覚尺度検査を実施する。このとき、実験対象者の設計過程はビデオカメラを用いて記録される。さらに実験終了後、設計製作品の誤り数 e を採点する。

Fig. 2 は、生徒の設計作品の一例である。同図に記入した記号 TR1, TR2, TR3, TR4 は設計誤りの場所を示している。たとえば、TR1 はベース端子とコレクタ端子が逆である。なお、この作品の誤り数は4である。単独学習では、誤り数の最大は8、最小は0であった。ペア共同学習では、誤り数の最大は5、最小は0であった。

Fig. 2 An example of printed circuit board designed by a student

Table 1 に、単独学習者およびペア共同学習者の適性能力と設計回路の誤り数に関する測定値の平均を示す。同表において、 G, N, S, P, J は0から1の範囲に正規化した値で表示している。一例として、知的能力を正規化する変換式は、つぎのように与えられる。

$$G = \frac{g - m_g}{M_g - m_g} \quad (1)$$

ここに、 g は知的能力に関する測定値、 G は正規化された値で、 M_g および m_g はそれぞれ知的能力に関する単独学習

Table 1 Various aptitudes and the number of errors

	G	N	S	P	J	K	e
Single	0.527	0.746	0.578	0.436	0.690	0.500	2.879
Pair	0.439	0.537	0.540	0.530	0.666	0.500	2.500
t	1.561	3.685	0.600	1.555	0.426	0.000	0.771
$t_{df}(\alpha)$	2.000	2.000	2.000	2.000	2.000	2.000	2.000

者全員に対する測定値の最大値および最小値である。また、YG 性格検査では非協調性尺度 k を測定するが、これを次式により正規化された協調性尺度 K に変換する。

$$K = 1 - \frac{k - m_k}{M_k - m_k} \quad (2)$$

ここに、 M_k および m_k は非協調性尺度に関する測定値の最大値および最小値である。さらに、同表の e は誤り数を表す。

同表の Single および Pair の欄にそれぞれ単独学習者およびペア共同学習者の適性能力を示すが、それらの間に差があるかどうかを調べるため、有意水準 5% で t 検定を行なった。なお、 $t_{df}(\alpha)$ は自由度 $df = 60$ 、有意水準 $\alpha = 0.05$ における棄却値である。その結果、単独学習のグループとペア共同学習のグループ間には数理能力 N にやや有意差が認められるが、その他の諸適性については有意差がなかった。

3. 単独学習における正答率予測モデル

本研究では、プリント配線基板設計問題を正確に解く能力は、個人が潜在的にもっている能力 G, N, S, P および問題によって変わる能力 J の影響を受けると考える。そこで、これらの適性能力を入力変数とし、正答率の予測値を出力変数とするような数学モデルを構築する。これらの変数関係を明確に規定する法則はなく、一般に非線形の関係になることが予想されるため、モデルとしてはニューラルネットワークを用いた。

Fig. 3 は単独学習における学習者 i の正答率を予測する NN モデル $NN_s(i)$ を示す。同図で、入力変数には学習者を

Fig. 3 Model for predicting correctness rate of Student i Fig. 4 Variations of SSE with neuron number for hidden layer of NN_s

識別するために各適性能力の記号へ添字 i を付加した。また、出力変数である正答率 C_i は、次式により誤り数 e_i から変換した 0 から 1 の範囲の正規化値で表す。

$$C_i = 1 - \frac{e_i - m_e}{M_e - m_e} \quad (3)$$

ここに、 M_e および m_e は単独学習者全員の誤り数に対する最大値および最小値、 e_i は学習者 i の誤り数である。

$NN_s(i)$ は Fig. 3 に示すように 3 層からなり、その学習にはバックプロパゲーション法（以下 BP 法と略記）を用いた¹⁰⁾。また、 $NN_s(i)$ の中間層のニューロン数を決定するため、学習回数に対する誤差の 2 乗和（Sum of Squared Errors: 以下 SSE と略記）の変化を調べた結果を Fig. 4 に示す。ニューロン数が 10 以上になると、ニューロン数の増加による SSE の変化が少なくなることがわかった。また、ニューロン数を多くした場合、過学習のため予測値と真の値との誤差が大きくなる可能性がある。そのため、 $NN_s(i)$ のニューロン数は 10 とした。

まず、 $NN_s(i)$ により単独学習に対する予測実験を行なう。単独学習者 32 人を 1 グループ 8 人の 4 グループに分け、そのうちの 3 グループを用い $NN_s(i)$ の学習を行なう。その後、未学習 1 グループの正答率の予測を行なう。この操作を学習のグループを入れ換えて、4 回行なう。Fig. 5 は、単独学習における測定値と、 $NN_s(i)$ による予測値を示す。図中の縦の線分は、実験測定値の正答率から絶対値 0.1 以下の範囲を示す。同図より、ほとんどの場合予測値と測定値の差の絶対値が 0.1 以内であることがわかる。また、同図には重回帰法 (MLRA) による結果も示した。MLRA と比較すると、 $NN_s(i)$ による予測の方が優れていることがわかる。また、測定値と予測値の相関係数は 0.98 であった。これらのことから、 $NN_s(i)$ による予測が有効であるといえる。

つぎに、個人の適性能力が正答率 C_i におよぼす影響を調べる。そこで、入力変数に対する感度解析を行なう。感度は $NN_s(i)$ に対する各入力値の 1% の増加に対する出力値変化の割合を求め、その絶対値の学習者 32 人に対する平均値で定義する。Table 2 は得られた感度を示す。同表より、数理能力 N_i の感度が最も大きいことがわかる。基板設計の問題では、部品間隔や布線間隔などを即座に計算する必要があり、

Fig. 5 Prediction result by NNs

Table 2 Sensitivity of C_i to variations of input values of $NN_s(i)$

Input values	Sensitivity
G_i	1.20
N_i	3.82
S_i	2.12
P_i	1.41
J_i	2.05

Table 2 の結果はこの事実をよく反映しているといえる。

4. ペア共同学習における正答率予測モデル

本節では、前節で示した単独学習に対する予測モデルの結果を用いてペア共同学習の予測モデルを構成する。Fig. 6 は学習者 i および j のペアによる共同学習で得られた設計問題の正答率 C_{ij} を予測するモデルを示す。同図の $NN_p(i, j)$ は、 $NN_s(i)$ の出力 C_i および協調性尺度 K_i を学習者 i に関する入力変数とし、学習者 j に関しても同様に C_j および K_j を入力変数に採用する。出力変数 C_{ij} は C_i と同様に正規化した値を用いる。 $NN_p(i, j)$ の構造は、3層の階層型NNとし、その学習はBP法で行なう。Fig. 7 は、種々の中間層のニューロン数に対する学習誤差 SSE の変化を示す。この結果より中間層のニューロン数を30とした。

まず、 $NN_p(i, j)$ を用いて、ペア共同学習における問題正答率の予測をつぎのように行なう。共同学習者16ペアを1グループ4ペアの4グループに分け、そのうちの3グループを用いて $NN_p(i, j)$ の学習を行なう。その後、未学習1グ

Fig. 6 Model for predicting correctness rate of two students i and j Fig. 7 Variations of SSE with neuron number for hidden layer of NN_p Fig. 8 Prediction result by NN_p

ループの正答率の予測を行なう。この操作を学習のグループを入れ換えて、4回行なう。Fig. 8 は、測定値と $NN_p(i, j)$ による予測値を示す。同図の横軸は、測定値の昇順にペア i, j を配列している。また、図中の縦の線分は、実験測定値の正答率から絶対値0.1以下の範囲を示す。同図より、予測値と測定値の差の絶対値が0.1以内であることがわかる。測定値と予測値の相関係数は0.99であった。これらの結果より、 $NN_p(i, j)$ による予測が妥当であることがいえる。

つぎに、 $NN_p(i, j)$ による正答率 C_{ij} の感度解析を行なう。Table 3 は、入力変数 C_i, C_j, K_i および K_j に対する感度を示す。感度の定義は、単独学習の場合と同じである。また、ペア i および j において $C_i < C_j$ とする。同表より、単独学習時の正答率 C_i は正答率 C_{ij} に対して大きな影響をもたないことがわかる。ペア共同学習時には、成績のよい生徒が他方の生徒をリードするケースが多いので、Table 3 の結果は、この事実を反映していると考えられる。

さらに、学習者をペアに分けるすべての場合に対して、本予測モデルを用いて各ペアの正答率を予測する。ここに、実験対象者64人中2人はペア共同学習予測モデル $NN_p(i, j)$ に適用するデータが取得不可能のため、ペア共同学習予測モデルから除いたので、学習者総数62名で、すべての場合は $62C_2 = 1891$ 通りである。

また、ペア共同学習の学習効果を定量的に評価するため、Lorge & Solomon モデルを適用する。このモデルは、個人 i, j の予測正答率 C_i, C_j を用いて、個人 i および j が互

Table 3 Sensitivity of C_{ij} to variations of input values of $NN_p(i, j)$

Input values	Sensitivity
C_i	0.65
C_j	3.82
K_i	2.14
K_j	1.47

いにはかの影響を全く受けないと仮定して、ペア i, j の予測正答率 p_{ij} を次式のように与えるものである。

$$p_{ij} = 1 - (1 - C_i)(1 - C_j) \quad (4)$$

このとき $C_{ij} > p_{ij}$ ならばペア i, j 間に正の創発現象がみられるものとする。 $C_{ij} < p_{ij}$ の場合を負の創発現象とする。また、差 $C_{ij} - p_{ij}$ を -5 から 5 の 9 段階に量子化したものを創発レベルと定義する。

Fig. 9 は 1891 通りのペアに対する正答率を創発レベルで表わし、各創発レベルの相対度数を示したものである。同図において、創発レベルが正の値を示したものは全体の 16.6% にすぎない。負の創発現象が多くみられる原因として、つぎのことが考えられる。まず、正解がただ一通りでない本課題の解法においては、明確な知識が乏しいペアでは曖昧な判断をすることによって解法の多様性に適応できない。つぎに、ペアの知識が互いの不足する能力を補うことが不可能な場合や、ペアの協調性が低いことなどである。

これにより、ランダムにペアを定めてペア共同学習を行ってもその効果が発揮できないことがわかった。したがって、ペア共同学習を有効に行なうには、ペアの決定法が重要な鍵となるといえる。

Fig. 9 Frequency of correctness rate evaluated by emergence level

5. 共同学習における学習者の組合せ決定法

本節では、ペア共同学習を行なう場合に、NN モデルによる予測結果を利用して、最適な学習者の組合せを決定する方法を提案する。決定法としては、組合せ最適化問題などで利用される局所探索法に改良を加えたものを用いる。

5.1 組み合わせ決定問題の定式化

問題として、実験対象者 $i (i = 1, 2, \dots, 62)$ を 31 組のペアに分けることを考える。決定変数 x は次式で定義される。

$$x = (M_1, M_2, \dots, M_{31}) \quad (5)$$

ただし、

$$M_h = (i, j) \text{ such that } i, j = 1, 2, \dots, 62; i \neq j \\ h = 1, 2, \dots, 31 \quad (6)$$

問題の目的は、31 組すべてについて求めた予測正答率 C_{ij} の最小値を最大にすることである。このような目的の設定は、落ちこぼれ生徒を極力少なくする点で妥当性があり、学習指導要領にも合致するものと考えられる。したがって本問題は次式で表わされる。

$$\max_x f(x) \quad (7)$$

ただし、

$$f(x) = \min_{M_h} C_{ij} \quad (8)$$

5.2 アルゴリズム

(5) ~ (8) 式で表わされる最適化問題に局所探索法（以下 LS と略記）を適用する。単純な LS は局所最適解に陥ることが多いので、本論文では解更新のときに、ある程度の目的関数値の悪化を許容するように改善された ILS を用いる。

ILS における解の更新条件をつぎのように与える。いま、 n を探索回数、現在の解を x_n および探索後の解を x'_n とすると、

$$f(x'_n) > g(n, m) f(x_n) \quad (9)$$

ただし、 $g(n, m)$ は悪化許容パラメータでつぎのように与える。

$$g(n, m) = \exp\left(-\frac{\alpha^{m-1}\beta}{n}\right) \quad (10)$$

ここに、 $\alpha > 1$ 、 $\beta > 0$ で、 m は正の整数である。(10) 式より、整数 n および m の設定により $g(n, m)$ は 0 と 1 の間で増加および減少することができる（具体例を後述の **Fig. 11** で示す）。

ILS のアルゴリズムはつぎのように与えられる。ただし、アルゴリズム中の n_{end} は探索終了回数、 k は目的関数の目標値を表わす。教師が生徒に学習指導を行なう場合、問題の難易度により目標とする学習到達度が異なる。パラメータ k はその到達度を設定するものであり、簡単な学習課題の場合は k の値を高くし、難しい問題の場合は k の値を低く設定することで目標とする学習到達度に適した最良のペアの組合せを決定することが可能である。

ILS:

- Step 1 ランダムに初期解 x_1 を作成し、目的関数値 $f(x_1)$ を計算する。 $n = 1$ および $m = 1$ とする。
- Step 2 解 x_n における任意の 2 組のペア M_r および M_q ($r \neq q$) を選び出し、それぞれのペアの中のメンバーからランダムに 1 人ずつ i_a および i_b ($i_a \in M_r, i_b \in M_q$) を決定する。
- Step 3 i_a を M_r から M_q に移し、 i_b を M_q から M_r に移すことにより新たな解 x'_n を作成する。

- Step 4 解 x'_n の目的関数値 $f(x'_n)$ を計算する.
- Step 5 もし (9) 式が成立するならば, $x_n \leftarrow x'_n$ および $f(x_n) \leftarrow f(x'_n)$ とする.
- Step 6 $f(x_n) < k$ および $n \neq n_{end}$ ならば, $n \leftarrow n+1$ として Step 2 へ戻る. このとき, 200 回の繰り返し計算を行なっても $f(x_n)$ が変化しないならば, $m \leftarrow m+1$ とする. $f(x_n) \geq k$ または $n = n_{end}$ ならば解 x_n を準最適解として計算を終える.

5.3 計算結果

5.3.1 ILS による結果

5.1 節で定式化した問題に ILS を適用した結果を以下に示す. アルゴリズムに含まれているパラメータの値をつぎのように与えた. $\alpha = 1.04, \beta = 1000, n_{end} = 40000, k = 0.73$. ここに, $k = 0.73$ は, 一例として k の値を低い値から順次高い値へと変更する予備実験を行ない, 目的関数値が最大値を得たときの k の値を採用している. Fig. 10 は, 初期解を変えて 100 回の計算を行なって得られた目的関数値に対する度数分布図である. 同図より, 目的関数値の最小値 (最悪値) は 0.477, 最大値 (最良値) は 0.730 であった. また, 計算結果の大半は 0.650 以上であった.

Table 4 は, 実験で得られた 16 ペア, ILS を用いて求めた結果が最悪値になった場合の 31 ペアおよび最良値になった場合の 31 ペアに対する基本統計量である. 実験では, ペアの組合せを生徒の自由意志で決定しており, そのときの正答率の最大値は 0.922, 最小値は 0.002 である. この結果, 実験時の 16 ペアの中には, 設計問題を十分に理解することができない学習者の存在が確認された. 一方, ILS で求めた結果は, 初期解を変えて計算したときの最悪の場合でも実験結果より十分良好であり, 十分理解できない学習者が存在するという問題が改善されると予測される.

Fig. 11 は, $f = 0.730$ (最良値) という解を得たときの探索回数 n に対する $f(x_n)$ および $g(n, m)$ の変化を示す. 同図に示すように, 探索初期は $g(n, m)$ は急激に単調増加している. しかし, $n \simeq 4500$ で $f(x_n)$ が局所最適解に陥いると, $g(n, m)$ はゆるやかに減少に転じ, 現在の解よりも悪い解への置き換えを容易にしている. その結果, 局所最適解から脱出することができ, $n \simeq 12500$ で準最適解が得られた.

Fig. 10 Distribution of suboptimal objective value obtained by ILS

Table 4 Basic statistical values for experimental data and results by ILS

	experiment	ILS(worst)	ILS(best)
Average value	0.435	0.737	0.832
Central value	0.378	0.718	0.845
Range	0.920	0.499	0.222
Standard deviation	0.326	0.152	0.067

Fig. 12 は, ILS で求めた最良解の場合の 31 ペアに対する予測正答率 C_{ij} の分布を示す. ただし, 階級幅は 0.1 とした. ILS により正答率の高いペアが選択できていることがわかる. また, Fig. 13 は, ILS で求めた最良解の場合の 31 ペアに対し, 4 節で定義した創発レベルを求めその相対度数を示したものである. 同図において, 創発レベルが正の値を示したものは全体の 49.4% に向上した. これより, ILS で定めたペアで共同学習を行なった場合には, 意志決定場面において互いの適性能力を有効に用いる協調行動が創発し, その結果正答率が向上すると考えられる.

5.3.2 ILS と SA の比較

目的関数値の悪化を許容する探索法としては, 種々の方法が提案されている. 本論文で用いる ILS は SA と類似しているが, 解の悪化を規定する関数やパラメータの設定に相違がある. SA では, 温度パラメータ T が減少すると解の悪化を許容する率が増加せず局所最適解から脱出することが困難になる. 一方, 本論文で定義した関数 $g(n, m)$ は, 解の悪化を認める率の増減が容易である. すなわち, 解が局所最適解に陥ったとき, パラメータ m が増加して $g(n, m)$ が減少し許

Fig. 11 Variations of $f(x_n)$ and $g(n, m)$ in ILS with iteration

Fig. 12 Distribution of correctness rate obtained by ILS

Fig. 13 Frequency of correctness rate evaluated by emergence level (result by ILS)

容悪化率を増加させ局所最適解からの脱出を容易にする。また、解が局所最適解に陥らない場合は、探索回数 n の増加にともない $g(n, m)$ が増加し、その結果許容悪化率が減少し解の改悪を阻止する。

Fig. 14 は、Fig. 10 の ILS による計算結果と比較するため、SA を適用し初期値を変えて 100 回の計算を行なったときの度数分布図を示す。ここで、終了条件は ILS と同様に 40000 回の探索回数とした。また、SA の温度の更新方法には、幾何冷却法⁶⁾を採用した。幾何冷却法は、現在の温度を t_{now} 、および 1 回の更新後の温度を t_{next} とすると、パラメータ β ($0 < \beta < 1$) により、温度を $t_{next} = \beta t_{now}$ と更新する。この手法は文献⁶⁾に指摘されているように簡単で、かつチューニングすべきパラメータの個数も $g(n, m)$ と同じなので比較対象に採用した。本問題では、パラメータ β と初期温度 t_1 を変えて予備計算を行ない、 $\beta = 0.99$ 、初期温度 $t_1 = 1.0$ とした。なお、温度更新則として対数冷却法も試みたが、上記の幾何冷却法の方が良い結果を得た。

SA の目的関数値の最良値は 0.683 を得た。Fig. 10 および Fig. 14 より、目的関数値は ILS のほうが SA より高い値に分布しており、目的関数値の平均値は ILS が 0.665、SA が 0.477 で、分散は ILS が 0.0015、SA が 0.0144 であった。これより、ILS で求めた準最適解は SA に比べペア全体の正答率が高く、どのペアでもほぼ同じ成績が得られている。また、Fig. 15 は SA により $f = 0.683$ (最良値) を得たときの探

Fig. 14 Distribution of suboptimal objective value obtained by SA

Fig. 15 Variations of $f(x_n)$ and $T(n)$ in SA with iteration

索回数 n に対する $f(x_n)$ および $T(n)$ の変化を示す。同図より SA は温度の低下により局所最適解から脱出することが不可能であることがわかる。

5.3.3 ILS と名簿順序法の比較

ILS の有効性を検証するために、学習者の組合せとして学校教育で一般的に用いられている名簿番号順にペアを定め、共同学習を行なった場合について考察する。Fig. 16 は学習者 62 人から名簿順に 31 ペアを決定し、共同学習を行なったときの予測正答率 C_{ij} の分布を示す。同図より、予測正答率が広い範囲に分布しており設計問題を十分に理解できない学習者が存在する可能性がある。また、Fig. 17 は、その 31 ペアに対する予測正答率を創発レベルで表わし、各創発レベルの相対度数を示したものである。同図より、創発レベルが正の値を示したものは全体の 21.6% である。これはランダムに定めたペアと比較するとやや高い値を示したが、ILS の結果よりはかなり低いものであった。したがって、ILS の結果は共同学習におけるペアの組合せ決定法として有効な手法であるといえる。

6. おわりに

本研究では、共同学習の場面において学習者の学習効果を向上させるためのペア決定法を提案した。まず、対象とする設計問題に対する学習者の適性能力を調査し、単独学習をさせたときの誤り数のデータを得る実験を行なった。つぎに、これらのデータに基づいて問題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、その妥当性を検証した。

Fig. 16 Distribution of correctness rate obtained by the pairs based on the class list

Fig. 17 Frequency of correctness rate evaluated by emergence level (result by the pairs based on the class list)

さらに、学級全体の最悪の正答率を最善にするようなペアの組合せを決定する ILS を提案した。その結果、Table 4 に示したように、62 人のクラスのデータを用いて、学級全体が 70 % 以上の予測正答率を示すようなペアを構成することができた。また、学習者の自由意志でペアを決定した実験結果と ILS により得られた予測結果を比較することにより、学習効果を向上させるペアの条件を検討した。その結果、ILS という人手を使わない手法で得られたペアの組合せでも、教育現場での経験にかなったものであることがわかり、ペアの組合せ決定法に有効であることが示された。この ILS の手法を採用し、教師自らが設定した生徒の学習課題達成率を最悪のペアでも達成できるか否かを予測することで、教育活動をより効果的に行なうことができると考えられる。

また、本論文ではプリント配線基板設計問題を例にして予測モデルを提案した。教育現場では、一度生徒に指導する問題を決定すると数年間は同一問題を用いることが多い。したがって、新たな生徒が同一問題を学習するときには、学習者の適性能力 G, N, S, P, J, K を測定することにより、単独学習の正答率およびペア共同学習の正答率を予測し、最良なペアの組合せが決定できるので、学校教育において非常に有効な予測モデルになる。

今後の課題としては、まず本論文では新しい ILS を共同学習におけるペア決定法として提案したが、本方法を他の組合せ最適化問題にも適用してその有効性を検証し、また遺伝アルゴリズムなどを含めたほかの手法との比較評価を行なう必要がある。つぎに、ILS を適用して得られたペアの組合せを用いて、教育現場で実際に学習効果を検証することが挙げられる。また、本論文で取扱ったものと異なる課題に対する本方法の汎用性に関しては、ニューラルネットワークの汎化能力に期待することが多いが、この点に関する検証も今後の検討課題としたい。さらに、3 人以上の共同学習におけるグルーピング問題に、今回のモデリングや ILS の手法を拡張して適用することも検討したい。

謝辞

本研究の基本部分は、著者の一人（新池）が京都教育大学大学院修士課程に在学中にその恵まれた研究環境の中で生み出

されたものです。有益な指導および助言をいただいた桐田襄一教授に謝意を表わします。

参考文献

- 1) 足立, 桐田: リーダーシップ PM 理論に基づいた教育実習生を訓練するためのチームティーチングの手法, 教育心理学研究, 40-3, 295/303 (1991)
- 2) 足立, 桐田: 生徒の認識過程に基づく技術科教育教授法の試み, 日本産業技術教育学会誌, 31-4, 221/229 (1989)
- 3) 亀田達也: 合議の知を求めて, 共立出版 (1997)
- 4) I.Lorge & H.Solomon: Two models of group behavior in the solution of eureka-type problems, Psychometrika, 20-2, 139/148 (1955)
- 5) T.Okada & H.A.Simon: Collaborative Discovery in a Scientific Domain, Cognitive Science, 21-2, 109/146 (1997)
- 6) 柳浦, 茨木: 組合せ最適化, 朝倉書店 (2001)
- 7) 労働省職業安定局: 労働省編一般職業適性検査手引き, 社団法人雇用問題研究会 (1995)
- 8) 森山, 足立, 桐田: 初学者のプログラミングにおける思考過程の自覚尺度を測定するための尺度項目の作成, 京都教育大学実践教育年報, 10, 103/119 (1996)
- 9) 八木俊夫: YG テストの実務手引き, 日本心理技術研究所 (1997)
- 10) 麻生秀樹: ニューラルネットワーク情報処理, 産業図書 (1994)

[著者紹介]

新池 一 弘 (学生会員)

1953 年 1 月 10 日生。86 年より京都市立洛陽工業高等学校教諭, 現在に至る。また, 2000 年京都教育大学大学院技術教育専修修士課程修了。同年京都工芸繊維大学大学院工芸科学研究科博士後期課程入学, 現在に至る。学校教育における共同学習の研究に従事, 日本産業技術教育学会などの会員。

中 峯 浩 (正会員)

1965 年 1 月 22 日生。89 年京都工芸繊維大学大学院工芸学研究科電子工学専攻修士課程修了。同年京都工芸繊維大学工芸学部電子情報工学科助手。95 年京都教育大学教育学部産業技術科学科講師。98 年同助教授, 現在に至る。システムのモデリングとシミュレーションに関する研究に従事 (学術博士)。システム制御情報学会, 電気学会, 日本産業技術教育学会などの会員。

三 宮 信 夫 (正会員)

1939 年 8 月 23 日生。67 年京都大学大学院工学研究科博士課程電気工学専攻単位取得退学。京都大学工学部助手, 講師, 助教授を経て, 86 年京都工芸繊維大学工芸学部教授。システムのモデリングおよび最適化に関する研究に従事 (工学博士)。システム制御情報学会, 電気学会などの会員。