ものづくり学習の組立てプロセスにおける Memory-Based 評価予測システムの開発

Development of a Memory-Based Prediction System of Learners' Score in the
Assembly Process of a Manufacturing Class

臼坂 高 司^{※1}
Takashi USUZAKA

山 本 透^{※2}
Toru YAMAMOTO

The purpose of this paper is to develop a memory-based prediction system of learners' score in the assembly process of a manufacturing class, and to evaluate the precision. Thinking scale and an achievement test in the assembly were conducted on 274 junior high school students, who were divided into two groups: learning data ($n = 214$) and inspection data ($n = 60$). We designed the memory-based prediction system, which accumulated learning data. The result of the precision evaluation with inspection data showed that the correlation between measured and predicted scores was 0.51 and the absolute value of errors was under 0.1 in 81.7% of the total predicted scores.

Keywords: Junior high school technology economics education, Manufacturing class, assembling, evaluation of instruction, Memory-Based Reasoning

キーワード: 中学校技術科, ものづくり学習, 組立て, 授業評価, 記憶に基づく推論

1. はじめに

中学校技術・家庭, 技術分野(以下, 技術科)では, 木材, 金属, プラスチックなどを材料とした製作品の設計・製作に関する実践的な学習活動が展開されている¹⁾(本研究では, こうした学習活動を狭義にものづくり学習と規定する)。

技術科では, 学習経験を生活場面に反映させるために, 技術的な問題解決場面での思考が重要であることが示されている^{2), 3)}。また, 創意工夫を凝らした問題解決能力を育成するには, その原動力となる思考を活性化させる必要がある。従って, 学習活動を充実させるために中学生がどのような思考に基づいて問題解決に取り組んでいるのかを解明することは重要であり, 設計⁴⁾, けがき⁵⁾, 切断⁶⁾工程などにおける中学生の思考を研究したものが報告されている。

筆者らはこれまでに, ものづくり学習の組立てプロセスを対象として, 中学生の思考を大学生との比較によって分析する⁷⁾とともに, 思考の基盤となる因子を抽出し, 組立て思考尺度を作成してきた⁸⁾。今後は, この尺度を用いて組立てに関連する要因との関係进行研究し, 有益な学習指導方法を考案することが重要であると考えている。

そこで, 本研究では, 組立て思考尺度を活用した簡便な授業評価の手法を開発し, 授業利用への援用可能性を検討することを目的とする。

授業評価は, 教師が自分自身の授業について評価しつつ, その改善をはかるために行われるものであり, 授業の特性を明らかにするだけではなく, その授業の有効性を検討することが求められる⁹⁾。授業評価には, 学習者の反応や支援・援助のあり方に焦点をあてた授業過程の評価⁹⁾と, 教育成果として学習者が獲得した知識・理解や技能に焦点をあてた授業成果の評価¹⁰⁾があり, 両者を密接に関連させることが必要である。すなわち, 授業過程の評価を参考に授業成果の評価方法を検討したり, 授業成果の評価を受けて授業過程の評価へフィードバックするといった展開により, 授業改善に役立てるのである。

しかし, 授業過程の評価と授業成果の評価を連携させることは簡単ではなく, その原因として授業過程を評価する段階において, 授業成果を予測的に評価することができない点が指摘されている¹¹⁾。

筆者らの作成した組立て思考尺度は, 調査協力者の自己評価に基づいた評定尺度法であり, 授業過程の評価に利用することができる。一方で, 授業成果を評価するには, 到達度テストを実施することが有効である。しかし, 日常的な授業において毎時間到達度テストを行うことは, 技術科の授業時間数の削減や教師側の負担を考慮すれば容易ではない。そのため, 授業過程の

平成 22 年 2 月 24 日受付

※1 広島大学大学院教育学研究科

※2 広島大学大学院工学研究院

評価である組立て思考尺度から、授業成果の評価である到達度テストの得点を予測できる簡便な評価システムを構築することができれば、授業改善に役立つ有意義なものになると考える。

これまでの先行研究では、中学生を対象としたLogoプログラミングの学習指導において、バックプロパゲーション型ニューラルネットワークを用いた授業評価方法の検討が報告されている¹¹⁾。しかし、ものづくり学習を対象とした研究は見当たらない。また、モデルベースの予測手法であるニューラルネットワークは、内部がブラックボックスになっていることに加え、計算時間の増加による学習負荷の増大や、過学習といった問題点が指摘されている¹²⁾。そのため、本研究では、モデルを用いず、事例をそのままの形式で保持することで知識ベースを構築して推論を行うMemory-Based Reasoning（以下、MBR）を用いたシステム設計を行う。

MBRは、入力と出力のペアをデータベースに大量に蓄積し、予測対象となる未知の入力には、データベース内から類似している複数の事例を検索し、重み付けを考慮した出力を推論する方法である¹³⁾。このように、データベースを直接利用して推論を行うため、計算アルゴリズムが簡単で、システムの構築が短期間で行える特徴をもつ¹⁴⁾。さらに、MBR、判別関数、決定木、ニューラルネットワークなど合計20種類の分類手法を22種類のベンチマークテストに適用した比較実験を行ったところ、MBRが最も優秀な分類手法となる結果が報告されており¹⁵⁾、テスト予測には最適な手法であると考えられる。

そこで本研究では、中学生を対象としたものづくり学習の組立てプロセスにおいて、授業過程の評価から授業成果の評価を予測できるMemory-Based評価予測システムを構築するとともに、予測精度の検証を行う。

2. 調査方法

2.1 調査協力者

調査協力者はH県内の中学生274名（男子125名、女子149名）である。これらの中学生は、技術科の授業で主として木材を材料としたものづくり学習を行っており、げんのう、きり、さしがね、ねじ回しや接着剤、くぎ、ねじといった工具や接合材料を使用した経験がある。調査はものづくり学習終了後に実施した。なお、調査協力者274名の中、ランダムに選んだ214名（男子103名、女子111名）を学習データ、残りの60人（男子22名、女子38名）を検証データとして用いることとする。

2.2 入力と出力

入力には組立て思考尺度を用いた⁸⁾。この尺度は、組立てプロセスでの思考を整理し、因子分析により抽

表1 組立て思考尺度

ものづくり学習の組立てプロセスにおける思考調査票	
あなたがものづくり学習で組立てを行う時に、下の1～21の質問に対してどの程度考えたかを答えて下さい。	
4：とてもよく考えた	3：少し考えた
2：あまり考えなかった	1：全く考えなかった
1. 組立てる部品の大きさのこと	4-3-2-1
2. 組立てる時は、ずれないように部品を固定すること	4-3-2-1
3. 部品がはずれないようにしっかり接合する方法のこと	4-3-2-1
4. 使用する工具のしくみのこと	4-3-2-1
5. 組立てる前に、部品が正しく加工できているか検査すること	4-3-2-1
6. 部品を接合する順番のこと	4-3-2-1
7. 失敗しないように慎重に作業すること	4-3-2-1
8. きちんと組立てができているか、検査すること	4-3-2-1
9. 組立てる部品の厚さのこと	4-3-2-1
10. 接合のしくみのこと	4-3-2-1
11. 組立てる前に、接合する部分を検査すること	4-3-2-1
12. 組立てる時に部品に傷がつかないようにすること	4-3-2-1
13. 組立てる部品の硬さのこと	4-3-2-1
14. 組立てるために使用する工具のこと	4-3-2-1
15. 組立てる前に、部品に問題点があれば修正すること	4-3-2-1
16. 製作品を正しく組立てる手順のこと	4-3-2-1
17. 力加減を考えて作業すること	4-3-2-1
18. 組立てる部品の性質のこと	4-3-2-1
19. 接着がよくする工夫をすること	4-3-2-1
20. 組立てやすい場所を選ぶこと	4-3-2-1
21. 設計図通りにできているか確かめながら組立てること	4-3-2-1

出されたF1～F5の5因子（21項目）から構成されている（表1）。

F1：「組立て作業実行」は、組立てプロセスにおける直接的な作業を実行する要因と解釈される質問2, 3, 7, 8, 12, 17, 20, 21の8項目である。

F2：「部品認知」は、組立てるために部品の特徴や相互の関係を認識する要因であると解釈される質問1, 9, 13, 18の4項目である。

F3：「工具・接合検討」は、組立てに必要な工具の選択やその工具のしくみに関するものと、接合のしくみや接着の工夫を考える2つの要因と解釈される質問4, 10, 14, 19の4項目である。

F4：「部品検査・修正」は、正確に部品を接合さ

せるために、正しく部品が加工されているかを検査・修正する要因と解釈される質問5, 11, 15の3項目である。

F5:「組立て見通し」は、組立てる前に手順や接合する順番を確認するなど、組立ての見通しを立てる内容と解釈される質問6, 16の2項目である。

調査協力者には各質問項目について、「とてもよく考えた」から「全く考えなかった」の4件法で回答を求め、調査票を回収後4～1の得点化を行った。そして、各因子ごとに合計点を算出したものを入力候補として設定した。

出力には組立てプロセスにおける知識・理解の習得状況を把握するための到達度テストを設定した。テストは、学習指導要領¹⁾、教科用図書^{16), 17)}などに示されている学習内容から、「工具」(7問)、「接合材料」(8問)、「強度・構造」(9問)、「修正」(4問)の4項目(計28問)を選び、問題を作成した。正答の度に1点を加えて合計得点を算出した。

「工具」は、名称や使用方法を問う設問を作成した。「接合材料」は、接合材料の選択条件や使用法を問う内容を設問した。「強度・構造」は、接合のしくみや丈夫さを問う設問である。「修正」は、失敗した場合の修正方法を問う問題を作成した。

なお、到達度テストの合計得点(以下、テスト得点)は、0～1.0を閾値とする標準得点に基準化した。

2.3 Memory-based評価予測システムの設計

(1) システムのアルゴリズム

本研究では、出力の推論にガウス曲線を用いた重み付けを行い、加重平均を算出するMemory-based評価予測システムを構築する。以下にそのアルゴリズムを示す¹⁸⁾。

(a) 距離の計算

データベース $D = \{(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_n, y_n)\}$ (n は標本(調査協力者)数)と新たに入力されたデータ $\mathbf{x}$ とのユークリッド距離 d_i (i 番目の標本データ $\mathbf{x}_i$ と $\mathbf{x}$ の距離)を次式の通り計算する($\mathbf{x}$ はベクトル表記)。

$$d_i = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\| \quad (i=1, \dots, n) \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]$ であり、 $x_{i1} \sim x_{im}$ の各変数は、後述する組立て思考尺度の各因子の合計得点に対応している。また、 y_i は i 番目の標本データのテスト得点である。

(b) データの並び替え

全ての標本と $\mathbf{x}$ の距離を計算し、距離が $\mathbf{x}$ から近い順にデータを並び替える。

(c) 近傍数 k の選択

ヒューリスティックな方法により、実測値(データベースに蓄えられているテスト得点)と予測値(本システムにより予測されたテスト得点)の誤差が最小となる最適な近傍数 k を決定する。

(d) 予測値の算出

ガウス曲線による重み付け関数を用いると y_i に対する重み付け w_i は、次式の通りになる。

$$w_i = \exp\left(-\frac{d_i^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

重み付け w_i は、 d_i が0の時は1をとり、 d_i が増すに従って減少する。なお、ガウス曲線の勾配は σ が小さいほど急になり、大きくすれば緩やかになる。そのため、 d_i の取りうる範囲に対応して σ を決定する必要がある。各標本データの出力 y_i に対して、重み付け w_i がついているときの予測値 $\hat{y}$ は加重平均による次式で表される。

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^k w_i y_i}{\sum_{i=1}^k w_i} \quad (3)$$

(2) 交差検証法

最適な近傍数 k を決定するために交差検証法を用いる。この方法は、学習データを2つに分け、一方に学習アルゴリズムを与え、他方ではその精度を評価することで予測誤差の推定を行うものである。推定精度を向上させるために、学習データの分割の仕方を変えて、精度評価を繰り返し、その予測誤差の平均値を最終的な結果とする。 k を1から増加して順次行い、誤差が最小となる k を採用する。手続きを以下に示す^{18), 19)}。

データベース $D = \{(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_n, y_n)\}$ 、近傍数の候補($k=1, \dots, L$)を準備する。

(a) データの分割

データベース D をランダムに N 分割することを P 回繰り返す。毎回、 n/N 個のデータ D_s をテストセットとし、 D から D_s を除いたデータを $D^{(s)}$ として予測に使用するトレーニングセットに設定する。

(b) 誤差平均値の算出

$k=1, \dots, L$ に対して以下の1), 2)を繰り返す。

1) $s=1, \dots, P$ とする。 $D^{(s)}$ に2.3(1)のアルゴリズムを与える。続いて D_s をアルゴリズムに与えて予測を行わせる。実測値(データベースに蓄えられている D_s のテスト得点)と予測値(本システムにより予測された D_s のテスト得点)の誤差の二乗を e_i^2 とすると、誤差の合計 $err_s(k)$ は次式で表される。

$$err_s(k) = \sum_{i=1}^{|D_s|} e_i^2 \quad (|D_s| \text{は } D_s \text{ の要素数}) \quad (4)$$

2) $err_s(k), \dots, err_p(k)$ から予測誤差の平均値は、次式で表される。

表2 入力変数の抽出

因子	テスト得点に対する相関係数 r の値	判定	重回帰分析 (ステップワイズ法)
F1 : 組立て作業実行	0.26	**	†
F2 : 部品認知	0.18	**	†
F3 : 工具・接合検討	0.33	**	†
F4 : 部品検査・修正	0.21	**	—
F5 : 組立て見通し	0.14	*	—

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, †は説明変数として抽出された変数, —は投入されなかった変数

$$\overline{err}(k) = \frac{1}{P} \sum_{s=1}^P err_s(k) \quad (5)$$

上記の手続きにより, $\overline{err}(k)$ が最小となる k を選択する.

3. 結果と考察

3.1 入力変数の抽出

学習データに用いる214名の組立て思考尺度の各因子の合計点と到達度テストとの相関係数 r の値を算出した(表2). その結果, 「F1 : 組立て作業実行」($r = 0.26, p < 0.01$), 「F2 : 部品認知」($r = 0.18, p < 0.01$), 「F3 : 工具・接合検討」($r = 0.33, p < 0.01$), 「F4 : 部品検査・修正」($r = 0.21, p < 0.01$), 「F5 : 組立て見通し」($r = 0.14, p < 0.05$) の全ての因子と到達度テストに有意な相関が認められた(p は有意確率であり, $p < 0.01$ は1%で, $p < 0.05$ は5%で統計的に有意であることを表す).

次に, 5因子を説明変数, 到達度テストを目的変数とする重回帰分析を行った. 重回帰分析では, 投入する変数の F 値(重回帰分析の予測精度を表す統計検定量)の下限を2.0とするステップワイズ法を用い, 最適な説明変数を絞り込んだ. その結果, 「F4 : 部品検査・修正」, 「F5 : 組立て見通し」が排除され, 「F1 : 組立て作業実行」, 「F2 : 部品認知」, 「F3 : 工具・接合検討」($F = 10.17, p < 0.01$) の3因子が説明変数として抽出された.

3.2 近傍数の決定

近傍数 k を決定するための交差検証法を実行した. 3.1で抽出した3つの説明変数を2.3(2)におけるデータベース D の $\mathbf{x}_n$ ($m = 3$ より, $\mathbf{x}_n = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}]$) とし, 対応するテスト得点を y_n に設定する. 学習データに用いる標本は214名のため, データベースは $D = \{(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_{214}, y_{214})\}$ となる. このデータベース D をランダムに20分割することを100回繰り返し(2.3(2)で $N = 20, P = 100$), $k = 1 \sim 40$ (2.3(2)で $L = 40$) ごとに11名(2.3(2)(a)でテストセット $D_s = n/N = 214/20 = 10.7$ となり小数を繰り上げて11)の実測値と予測値の誤差平均値($\overline{err}(k)$)を算出した.

なお, 本研究では, 3つの説明変数を用いてユークリッド距離 d_i を計算する. w_i を算出するにあたり, ガ

図1 交差検証法の結果

図2 予測値と実測値の散布図

ウス曲線が d_i の取りうる範囲(最小値と最大値)に適合するように(2)式の σ を10に設定した. 誤差平均値の結果プロットを図1に示す. この図では, 近傍 k が1から増加するにつれて誤差の平均値が振動しながら減少してゆき k が15で最小値となり, その後はあまり変動が見られない. このことから, 最大精度の予測を行うには, 近傍数を15とすることが最適であると判断し, 採用した.

3.3 シミュレーションと評価

3.1, 3.2の手続きにより決定したパラメータを用いて, Memory-Based評価予測システムを構築した. システムの精度を評価するため, 60名の検証データによるシミュレーションを行った結果を図2に示す. シミュレーションでは, 3.1で設定した214名の学習データを2.3(1)(a)のデータベース D として設

図3 予測値と実測値の誤差頻度

定する。そして、予測対象となる60名の検証データを一名ずつ2.3(1)(a)のxに設定し、2.3(1)の手続きに基づいて(2)式で $\sigma = 10$ 、(3)式で $k = 15$ 、予測値を算出した。

その結果、実測値（データベースに蓄えられている60名のテスト得点）と予測値（本システムにより予測された60名のテスト得点）の相関係数が0.51($p < 0.01$)となり、比較的強い相関が見られた。実測値の平均値0.63($S.D.$ (標準偏差)=0.09)と予測値の平均値0.63($S.D.=0.05$)に有意差があるかどうか調べるために t 検定を行った。その結果、自由度が88.11、 t 値が0.25となり両者の間に有意差は認められなかった($t(88.11) = 0.25$, $n.s.$ (有意差なし))。

実測値と予測値の間の誤差を範囲ごとに頻度を求めたものを図3に示す。誤差の絶対値が0.1以上となったものが18.3%、0.075以上0.1未満が23.3%、0.05以上0.075未満が18.3%、0.025以上0.05未満が25.0%、0.25未満が15.0%となり、全体の81.7%において誤差の絶対値が0.1未満であった。

このことから、作成したMemory-Based評価予測システムを用いることによって、検証データを用いた異なる調査協力者に対して、学習集団の到達度テストの傾向を把握することができる一定の精度を得られたものと考えられる。

4. おわりに

本研究では、ものづくり学習の組立てプロセスにおいて、214名を学習データとするMemory-Based評価予測システムを構築し、60名の検証データを用いて精度を評価した。その結果、実測値と予測値の相関係数が0.51となり、比較的強い相関が見られた。また、全体の81.7%において誤差の絶対値が0.1未満であった。これらのことから、本システムを利用することにより、組立てプロセスにおける学習者の到達度状況を組立て思考尺度を用いて把握できる一定の成果が得られたものと考えられる。

今後の課題としては、実測値と予測値の相関をさらに向上させるシステム改良が必要である。MBRでは、

入力データによる類似度の決定方法が出力に大きな影響を与える。そのため、出力への重み付けには、様々な手法が提案されている^{20), 21)}。本システムにおいても、より精度を向上させる新たな重み付け手法の考案や、最適なデータベースの構築方法など改善しなければならない課題が残されている。

また、授業評価の方法には、自由記述法、観察チェック法、コミュニケーション分析法など様々な手法が考案されており、より正確な評価を行うためには、本システムと他の評価資料を併用することが適切であると思われる。従って、今後は本システムを改良するとともに、他の評価資料と連携した評価方法についても検討を重ねる予定である。

本研究を遂行するにあたり、調査の実施・収集にご協力賜りました広島県内の中学校の先生方並びに生徒諸君に心より感謝致します。

参 考 文 献

- 1) 文部科学省：中学校学習指導要領解説，技術・家庭編，2008
- 2) 清原道寿：技術教育の原理と方法，国土社，pp.115-116，1968
- 3) 近藤義美：技術科の構造(Ⅱ)，福岡教育大学紀要，24，pp.163-170，1975
- 4) 谷田親彦，村田耕一，上田邦夫：「ものづくり学習」の設計段階における中学生の思考活動の構造把握，日本産業技術教育学会誌，43-3，pp.137-144，2001
- 5) 左田和幸，松浦正史：技術的な課題における問題解決の過程に関する研究，日本教科教育学会誌，16-3，pp.109-116，1993
- 6) 竹野英敏，松浦正史：中学校技術・家庭科の金属加工領域における切断作業の内的操作と外的操作に関する研究，日本産業技術教育学会誌，35-1，pp.7-15，1993
- 7) 白坂高司，谷田親彦，藤井大三，上田邦夫，山本透：ものづくりの組立て場面における大学生と中学生の思考内容の比較，日本産業技術教育学会誌，51-3，pp.175-186，2009
- 8) 白坂高司，谷田親彦，山本透：ものづくり学習の組立て場面における中学生の思考構造の解析，日本科学教育学会誌，33-4，pp.302-309，2009
- 9) 浅田 匡：授業過程の評価，日本教育工学会(編)，教育工学辞典，実教出版，pp.268-269，2000
- 10) 加藤好男：授業成果の評価，日本教育工学会(編)，教育工学辞典，実教出版，pp.279-282，2000
- 11) 森山 潤，桐田襄一：プログラミング学習におけるニューラルネットワークを用いた学習効果の予測モデルと授業評価への応用－中学3年生を対象としたLogoによる学習指導の事例－，日本教育工

学会論文誌, 25-3, pp.207-216, 2001

- 12) 武藤佳恭, 斉藤孝之: 応用事例ハンドブック, ニューラルコンピューティング, 共立出版, pp.305-318, 2001
- 13) Stanfill, C and Waltz, D.: Toward Memory-Based Reasoning, Communication of ACM, 29-12, pp.1213-1228, 1986
- 14) 毛利隆夫, 田中英彦: 記憶に基づく推論による天気予測, 人工知能学会誌, 10-5, 798-805
- 15) 毛利隆夫: Nearest Neighbor法と記憶に基づく推論, 人工知能学会誌, 12-2, 188-195, 1996
- 16) 加藤幸一ほか: 新編 新しい技術・家庭, 技術分野, 東京書籍, 2006
- 17) 間田泰弘ほか: 技術・家庭科 [技術分野], 開隆堂出版, 2006
- 18) Toby Segaran: 集合知プログラミング, オーム社, 2009
- 19) 金森敬文, 竹之内高志, 村田 昇: パターン認識,

共立出版, 2009

- 20) 松居辰則, 岡本敏雄: 特徴重みの自己組織化機能を実装した記憶に基づく推論法, 電子情報通信学会, 98-76, pp.33-38, 1998
- 21) 前田一穂, 柳沼義典: ビジネス問題に適用可能な記憶に基づく推論, 人工知能学会論文誌, 19-1, pp.20-27, 2004

.....

著 者 紹 介

臼坂 高司

所 属: 広島大学大学院教育学研究科
博士課程後期在学中

専門分野: 技術教育, 情報教育, 教育学

所属学会: 日本教育工学会, 日本産業技術教育学会, 日本科学教育学会など