

珠算競技における高負荷練習問題自動生成システム

須子 統太 原子 弘務 井上 一磨

1. はじめに

珠算競技とは、そろばんを用いて計算問題を如何に早く正確に解答できるかを競う競技である。総務省統計局「平成28年経済センサス活動調査」によると、2016年における全国のそろばん教授業事業者数は591、受講生数は42,951人に上る[9]。最も規模の大きい大会である全日本通信珠算競技大会では、毎年各部門合わせて約1万人の競技者が参加する。珠算競技における学術的な研究としては、従来、効率的に競技者を育成するためのLMSを活用したe-learningシステムの研究が行われている[1]。

また、競技大会で上位に入るような熟達した競技者は、10桁以上もの数字を瞬時に記憶し高速で暗算をするなど、特異的な能力を有する。そのため、熟達した競技者の特異な脳活動の解明に関する研究も行われている[2]。このように珠算競技の熟達した競技者は、スポーツ競技の競技者と同様の特異性を有するが、その育成方法について確立した理論はまだ存在しない。

本研究では、珠算競技を一般的なスポーツ競技と同様に捉え、情報システムを活用した効率的な練習方法について検討する。通常、珠算競技における練習は参加する大会や検定試験のレベルに合わせた問題形式、難易度の問題集を利用した反復練習が行われる事が多い。しかし、このような問題集を用いた練習は、必ずしも競技者のレベルに合わせた難易度ではないため、効率の良い練習ができていない。また、ある一定以上のレベルの競技者は一度解答した問題を覚えてしまう傾向があり、十分な量の練習を積むためには初見の問題が大量に必要となる。

このような状況に対し、野崎らは、珠算の運指数（指を動かす回数）に着目し、運指数により問題の難易度を評価するシステムの構築と、検定問題に準拠する問題を自動生成するシステムを提案している[3]。しかし、提案されているシステムでは、自由に設定した運指数に合わせた問題を生成することはできず、自動生成された問題と検定問題の運指数が近いかどうかの評価のみ行っている。また、着目している運指数が、問題の難易度を正

確に表現できているかどうかについても定量的な評価は行われていない。このように、珠算競技に関する研究はいくつか行われているものの、一定レベル以上の競技者が効率的な練習を行うための方法は確立されていない。

そこで本研究では、主にトップレベルの熟達した競技者を対象とした、効率的な練習問題自動生成システムについて検討する。機械学習アルゴリズムを利用することで、競技者個人に適した高負荷な練習問題を自動で生成するシステムを提案する。国内上位の競技者を被験者として実験を行い、通常の問題に比べ、提案システムにより自動生成された練習問題の負荷が向上していることを示す。また、提案システムにより生成された練習問題を利用したトレーニングが、被験者の競技力にどのような変化をもたらすかについても検証する。

本稿の構成は以下の通りである。まず、2章で珠算競技の概要とトッププレイヤーの練習方法に関する問題点について述べ、3章で提案システムを示す。4章で提案システムの評価実験について述べ、5章で考察を行い、6章でまとめを述べる。

2. 珠算競技の概要

2.1 珠算競技とは

一口に珠算競技と言っても、様々な種目が存在する。代表的な種目としては、わり算、かけ算、見取算、わり暗算、かけ暗算、見取暗算などがある。その他にも、紙をめくりながら計算する伝票算や2乗根、3乗根を計算する開法、商業的な文章題を解く応用計算など幅広い種目が存在する。また、大会毎に競われる種目やルール、問題の傾向が異なるという特徴があり、競技者は大会毎に異なるトレーニングを行う必要がある。

一般的な大会の進行としては、まず種目ごとに予選が行われ、その後予選上位者による決勝戦が行われる。予選では参加者全員が同時に同じ問題を制限時間内に解き、正答数の最も多い者が決勝に進む。近年の傾向では、予選を突破するためには、全問正解がほぼ必須であり、そのためには制限時間内に何回問題を見直せるかが重要であると言われている。決勝戦では一斉に同じ問題を解き始め、最も正答数が多く、かつ最も解答時間の早い者が優勝となる。

2.2 珠算競技におけるトッププレイヤー

近年の珠算競技大会で上位に入るためには、全問正解を保ったまま如何に計算速度を上げるかが重要になっている。そのため、競技に熟達したトッププレイヤーは、そろばんを使用して良い種目であっても、より計算速度を上げるためほとんどの場合暗算で問題を解答する。このように、トッププレイヤーは一般的に人間が暗算で計算すらできないような

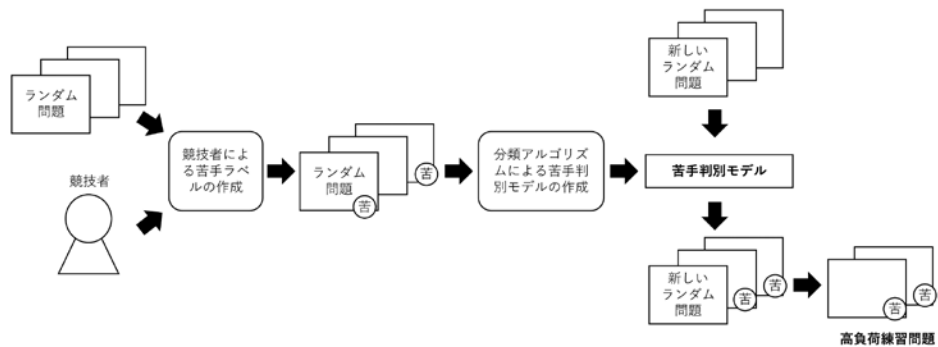


図1 提案システム概要

問題を、驚くような速度で計算することができる。

しかし、トッププレイヤーの練習方法は一般的に、中級者の練習とほとんど変わらず、大会に準拠した練習問題をひたすら反復するという方法が取られている。そのため、ある一定以上の能力を持ったトッププレイヤーが、更に競技力を向上させるのは困難で、何かしらの効率的な練習方法が必要とされている。

3. 高負荷練習問題自動生成システム

前述の議論を踏まえ、珠算競技におけるトッププレイヤーに対する効率的な練習方法として、競技者個人にとって難しいと感じる高負荷な問題を数多く解くという練習方法を考える。そのために、競技者個人の特性に合わせた高負荷な練習問題を自動生成するシステムを提案する。提案システムの概略図を図1に示す。

まず、練習対象とする種目に沿った問題をランダムに生成し、競技者に解かせる。問題を解く中で、競技者が個人的に「難しいと感じた問題」に対し、苦手ラベルを付与させる。このように、ランダムに生成した問題に対し、「苦手」か「苦手でない」かのラベルを付与したデータを作成する。

次に、作成したデータを元に、機械学習アルゴリズムを利用し、問題から「苦手」か「苦手でない」かを判別する判別モデルを作成する。ここでは、決定木[4]やサポートベクトルマシン (SVM) [6, 7] 等の分類アルゴリズムを用いる。最終的なシステムにどの分類アルゴリズムを利用するかは、予備実験により決定する。

最後に、新たにランダムに問題を生成し、作成した判別モデルを利用し「苦手」か「苦手でない」かの判別を行い、「苦手」と判別した問題のみを集め高負荷練習問題とする。

4. 提案システムの評価実験

4.1 評価実験の方法

提案システムの評価を行うため、全国上位の記録を持つ競技者1名を被験者として、実際に練習問題を自動生成し評価実験を行った。評価実験としては生成した高負荷練習問題によって練習の負荷が向上するかについての検証と、作成した高負荷練習問題によって行ったトレーニングの効果に関する検証を行った。

実験は2017年10月11日から12月27日の間に行い、被験者に対しランダムに生成した問題やシステムにより生成された問題を解答させ、タイムを計測した。また、実験対象とする種目は「わり算」とした。

4.2 種目「わり算」

評価実験を行った種目「わり算」は次のような種目である。「11桁÷5桁」で解答が「6桁」となり、必ず割り切れるような問題を1問とし、1回戦で6問解き、その合計のタイムと正答率を競う。大会で上位に入るためには、計算を間違える事はできず、全問正解するもとで、どれだけ早く回答ができるかが重要となる。「わり算」は「かけ算」や「見取算」に比べ、よりスピードが重視される種目で、トッププレイヤーはそろばんを使わず、1回戦6問を15秒～25秒程度のタイムで計算する事ができる。

分類アルゴリズムを利用する際に入力として用いる特徴量については、競技者への事前ヒアリングを元に作成した。事前ヒアリングの結果、わられる数やわる数に同一の数字が連続で並んでいる問題や、数字にゼロを含んでいない問題に関して難しいと感じる傾向がある事がわかった。そこでこれらを考慮し、ランダムに生成された問題から以下の量の特徴量として抽出し、機械学習アルゴリズムを用いて「苦手」ラベルの判別モデルを作成した。

- ・わられる数の中で、最大で連続して同じ数字が出た長さ
- ・わる数の中で、最大で連続して同じ数字が出た長さ
- ・わられる数におけるゼロの有無
- ・わる数におけるゼロの有無

ちなみに、競技者の主観で「苦手」ラベルを付与するのではなく、1問ずつタイムを測定し学習モデルを構築することも考えられる。しかし、前述のようにトッププレイヤーは、1問解くのにかかるタイムが3～4秒前後と非常に早く、計測誤差の影響が無視できない。また、計測誤差を軽減するため、1回戦分6問をまとめて解かせた場合、競技者は1問の解答を記述し終わる前に次の問題の計算を始めており、問題毎のタイムの計測の区切りを単純に観測できない。そのため今回は、1問ずつのタイムを計測するのではな

表1 苦手ラベル数によるタイムの違い

苦手ラベル数	サンプルサイズ (回戦数)	平均タイム
0	77	19.59
1	99	21.59
2	59	24.40
3	10	25.37
4	4	28.83
5	1	28.46
6	0	-

く、主観による「苦手」ラベルを利用することとした。

4.3 提案システムにより生成された高負荷練習問題の評価

提案システムにより生成された高負荷練習問題の評価を行う。

まず、ランダムに生成した 1500 問の問題 (250 回戦分) を被験者に解かせ、「苦手」ラベルを付与させた。ここで、1500 問中「苦手」ラベルが付与された問題は 268 問 (≒ 17.9%) であった。また、1 回戦分 6 問中、「苦手」ラベルが付与された数によるタイムの違いを表1で示す。表1より、「苦手」ラベルが多く付与されるほどタイムが遅くなっており、苦手な問題ほど回答時間が多くかかっている事がわかる。

このデータをもとに、決定木 (CART アルゴリズム) [4]、アダブースト [5]、サポートベクトルマシン (SVM) [6, 7] の 3 種類の分類アルゴリズムを利用し判別モデルを作成した。サポートベクトルマシンはガウシアンカーネルを使用した。それぞれの判別モデルを用いて、新しいランダム問題から「苦手」と予測された問題のみを抽出し、それぞれ 30 回戦分 (180 問)、合計 90 回戦分 (540 問) の練習問題を作成した。この 90 回戦分の練習問題を、被験者にはどのアルゴリズムにより生成された問題であるか分からないよう、ランダムに並べたもとで 1 回戦分毎解答させタイムを測定した。

作成した練習問題の評価として、生成した問題に対し再度被験者に「苦手」ラベルを付与させる方法も考えられるが、本システムの目的はそもそも回答に時間がかかる高負荷な問題を生成することにあるため、より直接的な評価方法として回答時間を比較することとした。また、前述の通り 1 問ずつのタイムの計測は計測誤差の影響が大きいため、今回は 1 回戦分 6 問の合計タイムを利用し評価を行った。このようにして得られた測定結果に対し、ランダム問題とそれぞれの分類アルゴリズムを元に作成された練習問題のタイムに差が出るか、2 標本に対する母平均の差の検定 (t 検定) を行う。ここで、ランダム問題とそれぞれの分類アルゴリズムを元に作成されて練習問題に対し、得られたサンプルサイズはそれぞれ、250 回戦分と 90 回戦分とサンプルサイズに大きな隔りがある。そこで、このようなサンプルサイズに隔りがある場合の検定手順として、参考文献 [8] に示され

表 2 母分散の比の検定 (予備検定)

	ランダム	決定木	アダブースト	SVM
平均	21.93	25.76	25.77	28.01
分散	12.88	10.13	12.00	24.34
サンプルサイズ	250	30	30	30
$P(F \leq f)$ (片側)		0.223	0.429	0.005
有意水準 20%		有意でない	有意でない	有意

表 3 母平均の差の検定 (等分散を仮定)

	ランダム	決定木	アダブースト
平均	21.93	25.76	25.77
分散	12.88	10.13	12.00
サンプルサイズ	250	30	30
プールされた分散		12.59	12.79
$P(T \leq t)$ (片側)		2.85×10^{-8}	3.27×10^{-8}
有意水準 1%		有意	有意

表 4 母平均の差の検定 (等分散を仮定しない)

	ランダム	SVM
平均	21.93	28.01
分散	12.88	24.34
サンプルサイズ	250	30
$P(T \leq t)$ (片側)		9.71×10^{-8}
有意水準 1%		有意

表 5 母分散の比の検定

	トレーニング前	トレーニング後
平均	21.93	21.91
分散	12.88	5.43
サンプルサイズ	250	158
$P(T \leq t)$ (片側)		5.54×10^{-9}
有意水準 1%		有意

た手順に従って検定を行う。まず予備検定として、ランダム問題とそれぞれの練習問題のタイムに対し、母分散の比に関する F 検定を有意水準 20%で行う。予備検定が有意と判定され、2 標本の母分散が等しいという仮説が棄却された場合は、等分散が仮定できない場合の母平均の差の検定を行い、そうでない場合は等分散が仮定できる場合の母平均の差の検定を行う。ここで、母平均の差の検定はいずれの場合も有意水準 1%で検定を行うこととする。

上記手順に従って行った検定結果を以下で示す。まず、予備検定の結果は表2の通りで、SVMにより作成された練習問題の分散のみ異なるという結果になった。以上の結果を踏まえ、決定木とアダブーストに関しては等分散を仮定した平均値の差の検定を行い、SVMに関しては等分散が仮定できない場合の母平均の差の検定を行った。それぞれの結果を表3、4に示す。表3、4より、全ての練習問題においてランダム問題よりも解答時間が伸びる事が確認された。そのなかでもSVMを用いて作成された練習問題のタイムが最も遅く、被験者にとって最も負荷の高い練習問題が作成できたと考えられる。

4.4 高負荷練習問題を利用したトレーニング効果の評価

次に、提案システムにより生成された高負荷練習問題を利用したトレーニングの効果について評価を行う。

生成された高負荷練習問題を利用したトレーニング法は様々な方法が考えられるが、今回は単純に、一定期間生成された高負荷練習問題のみを利用し反復練習を行うトレーニング法について検証した。前述の実験の結果より、最も負荷の高い練習問題であったSVMにより生成された練習問題を新たに生成し、被験者に1週間トレーニングを行わせた。1週間のトレーニングの後、改めてランダム問題を解き、そのタイムを計測した。以上の実験結果に対し、トレーニング前後のタイムに関して、有意水準1%で母分散の比に関するF検定を行った。分析結果を表5に示す。表5より、トレーニング前後でタイムの分散が小さくなった事が確認された。また、母平均の差の検定（等分散を仮定しない両側検定）に関しては、有意差は見られなかった。

5. 考察

4.3の実験より、提案システムにより生成された練習問題は、ランダム問題に比べタイムが約4～6秒遅くなり、有意にタイムが遅くなる事が分かった。つまり、生成した練習問題は、被験者にとってランダム問題よりも負荷の高い、難しい問題が多く含まれていると考えられる。また、使用する判別アルゴリズムによって平均や分散が異なることから、それぞれ異なる傾向の問題が生成されていると考えられる。特にSVMを用いて生成した練習問題は、母平均、母分散共に値が大きくなっており、被験者にとって安定して解答することが難しい、非常に難易度の高い問題になっていると考えられる。

4.4の実験より、提案システムにより生成された高負荷練習問題を利用したトレーニングは、被験者に対し平均タイムを縮める効果は見られなかったが、タイムの分散を小さくする効果がある事が確認された。これは、練習前に比べ練習後はコンスタントに安定したタイムを出せるようになったと言い換えられる。実際の珠算競技では一問のタイムロスが

勝敗を決する事も多く、タイムの分散を縮める事ができたことで、競技力の向上に一定の効果があつたと考えられる。しかしその一方で、タイムの平均に変化が無く、分散のみ小さくなったということは、苦手な問題が早く解けるようになった代わりに、従来早く解けていた苦手でない問題に時間がかかるようになったと考えられる。これは、苦手な問題ばかり練習することにより、苦手でない問題の練習が十分にできていない事が理由と考えられる。提案したシステムにより高負荷な苦手問題を生成する事はできたが、それを利用したトレーニング法については今後検討が必要である。

6. まとめ

本研究では、珠算競技におけるトッププレイヤーの競技力向上のための、高負荷練習問題自動生成システムの提案を行った。実際の被験者に対して実験を行い、提案システムにより生成された練習問題が被験者にとって負荷が高いことが分かった。また、生成された練習問題を利用したトレーニングは、タイムの分散を小さくさせる意味で、被験者の競技力を向上させる一定の効果があることが分かった。

しかし、生成された高負荷問題を単純に反復するだけでは、苦手でない問題のタイムが遅くなる可能性があり、高負荷問題を利用したトレーニング法については今後十分な検討が必要である。また、提案したシステムは、競技者のある時点における高負荷な（苦手な）問題を生成するシステムになっており、トレーニングを進めるなかで苦手が変化していく場合には対応できていない。苦手の変化も考慮した、動的な高負荷問題の自動生成法やトレーニング法については今後の課題としたい。

本稿における評価実験は被験者1名に対してのみ行っており、提案システムが他のトッププレイヤーに対しても同様の効果があるのかは不確かである。そのため、被験者数を増やした検証についても今後の課題としたい。特に、今回利用した特徴量が他の競技者の苦手問題の生成に有効であるのか、有効でない場合どのように競技者の特性に合わせた特徴量を抽出するかについては重要な検討事項である。

その他、「わり算」以外の他の種目についても同様の効果があるかの検証や、提案システム利用時に競技者に付与させる苦手ラベルの数の削減法なども今後の課題としたい。

参考文献

- [1] 新川晃司、川崎健志、澤田一樹、二石芳裕、笈宗徳、渡邊一衛、“そろばん教育における Web 学習支援システムの開発,” 成蹊大学理工学研究報告, Vol. 48, No. 1, pp. 75-79, 2011.
- [2] 江部正周、青山敦、今井むつみ、“珠算熟達者の記憶課題における全脳の神経ネットワークの解明,” Technical Report on Attention and Cognition, No. 18, pp. 1-2, 2017.
- [3] 野崎輝、笈宗徳、二石芳裕、渡邊一衛、“珠算における自動作問システムの構築,” 成蹊大学理工学研究報告, Vol. 48, No. 1, pp. 69-74, 2011.

- [4] L. Breiman, J. H. Friedman, R. A. Olshen and C. J. Stone, "Classification and Regression Trees," Wadsworth and Brooks, 1984.
- [5] Y. Freund, R. E. Schapire, "A Decision-Theoretic Generalization of on-Line Learning and an Application to Boosting," Journal of Computer and System Sciences, Vol. 55, No. 1, pp. 119-139, 1997.
- [6] Bernhard E. Boser, Isabelle M. Guyon, Vladimir N. Vapnik, "A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers," 5th COLT, pp. 144-152, 1992.
- [7] C. J. C. Burges, "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition," Data Mining and Knowledge Discovery, vol. 2, pp. 121-168, 1998.
- [8] 永田靖、入門統計解析法、日科技連、1992.
- [9] 総務省統計局、平成 28 年経済センサスー活動調査、<http://www.stat.go.jp/data/e-census/2016/index.html> (参照 : 2022-08-22).