

情報希求が可能な場面における人間の学習過程の検討

松香研究室 19L1033C 大橋秀也

1.はじめに

人間は日常のさまざまな経験を通して学習し、知識を獲得している。しかし、人間の認知的処理能力には一定の限界があると考えられていることなどから、知覚した情報すべてをそのまま学習することはできない。したがって、このような状況下で学習するには、より適応的に、効率よく情報を取捨選択する必要がある。

今日までの学習実験では、セットが決まっていて、一方的に情報が与えられる実験が多く、具体的に特定の値を希求できるような実験はあまり見られなかった。そこで本研究では、被験者が自由に情報希求できる場面において人間がどのように希求、学習するかを明らかにするために能動的な学習実験を実施した。その際に、人間の関数学習がガウス過程を仮定するベイズ最適化に基づいている(Griffiths, Lucas, Williams, & Kalish, 2008)という前提のもと、ベイズ最適化と人間の学習を比較、検討した。

2.実験 1

2.1.目的

能動的な学習実験において、人間はどのように情報希求し、学習するのかベイズ最適化と比較して検討した。

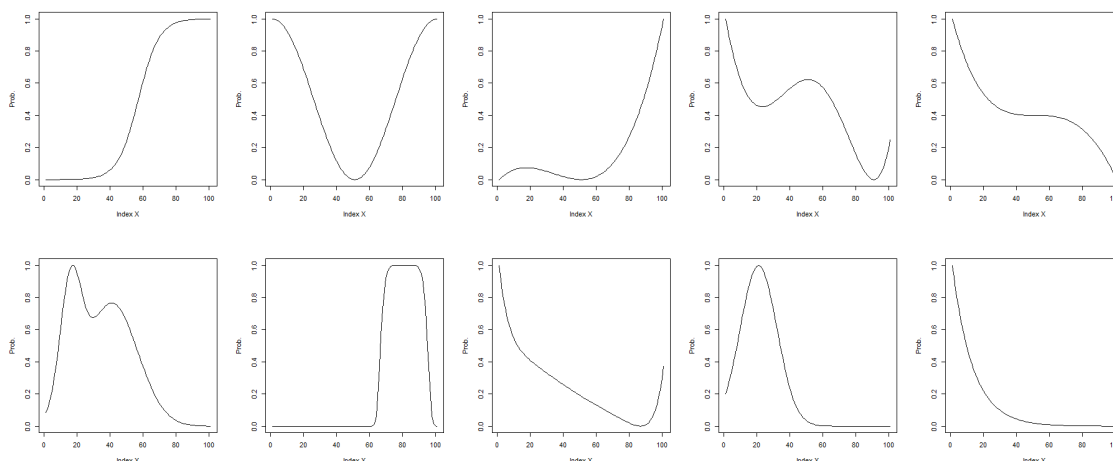
2.2.方法

被験者：大学生 10 名 (20-22 歳の男性)

装置：ノートパソコン (FUJITSU FMV LIFEBOOK AH-MR/B3)

刺激：【訓練】2 種類の単純な関数 ($y = x^2, y = x$)。【テスト】任意に作成した 10 種類の関数 (図 1)。

図 1. テスト刺激



手続き：実験は 2 段階に分かれていて、はじめに情報希求実験に慣れるために訓練を実施し、その後テスト試行へ移行した。訓練、テストともに被験者は 0 ~ 100 の整数値を入力することが求められた。入力後、入力した x の値に対応する y の値が二次元平面上に出力された。1 つの関数につき、10 回情報希求を行い、すべての情報希求が終わった後に関数の全体像が表示された。また、被験者に呈示した関数をベイズ最適化法にも適用し、比較した。

2.3 結果と考察

被験者

図2から、被験者1, 2, 4のように、初めの3, 4回の希求の値が一定だった被験者や、被験者9, 10のように最初からランダムに希求する被験者もいた。以上のように最初の数回は機械的に情報を希求する戦略を採る傾向が高かった。しかし、最初は機械的に希求していた被験者も後半になるにつれ希求した値が散らばっていた。呈示した関数がすべて異なる形をしていたことから、被験者は関数に適応的に情報を希求していたと考えられる。

TR1では $x = 5 \sim 20$ の付近にピークがあった。そこから機械的に希求したり、ランダムに希求したりする被験者もいたため、TR2 ~ TR4 までは突出したピークは見られなかった。しかし、TR5で $x = 80$ の付近にピークが出現していた(図3)。その後の希求には再び規則性が見られなかったことから、TR5のピークの再出現は何らかのリスタートの意味を含んでいるのではないかと考えられる(例えば、前半の希求で関数の推定ができたため、後半は答え合わせのために希求していた等)。

以上のように被験者は希求が一定の値域に偏っていなかったため、すべての関数で非常に高い精度で関数の形を推定できていた可能性があると考えられる。

ベイズ最適化モデル

ベイズ最適化では初期値の設定が必要であるため、 $x = 0, 50, 100$ に設定し、分析を実施した。

function5を除く大半の関数において予測関数の精度が非常に低かった。全体的な傾向として、ベイズ最適化法で希求したモデルは、被験者と比べて探索的に観測点を希求していなかった。したがって、希求回数が多くても初期値の情報が影響して上手く最適化できなかつたことが示された。

また、function6に関して、2回目の希求で $x = 12$ 付近の変曲点に近い位置の点を希求していた。これにより、更新した予測関数と信頼区間は変曲点を含む形に最適化されていた。しかし、それ以降の希求で $x = 50$ 以下の値を一度も希求せず、予測関数は単峰性の形に変化した。また、希求が万遍なく散らばっていた function5 では、 $x = 25$ と $x = 75$ 付近の変曲点を希求していたことから予測関数がほとんど実際の関数と一致していた。以上のことから、関数を推定するには変曲点のような関数の概形を掴む上で重要な情報を取得する必要があると考えられる。

図2. 各被験者が TR 毎に希求した値の分布

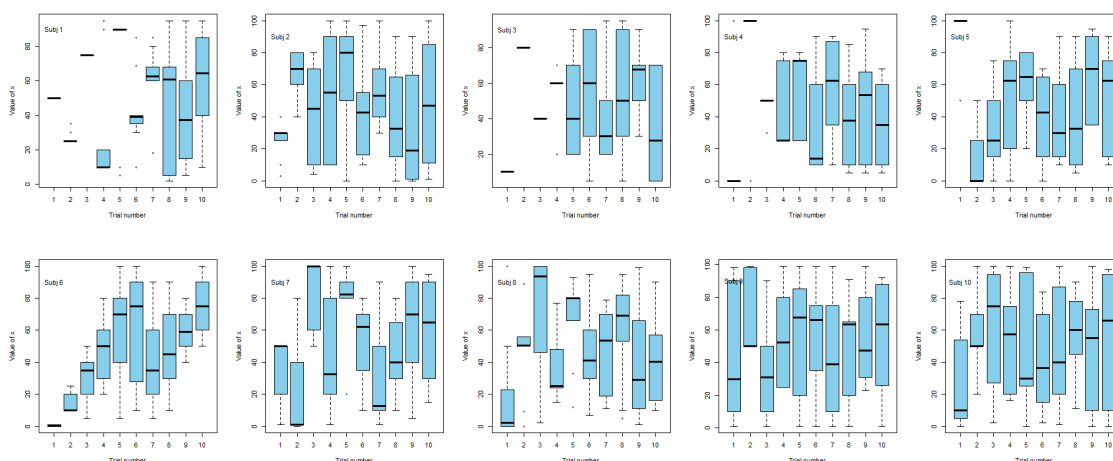


図 3. 各 TR で希求された指標 x の関数毎の選択確率(左:TR1, 右 TR5)

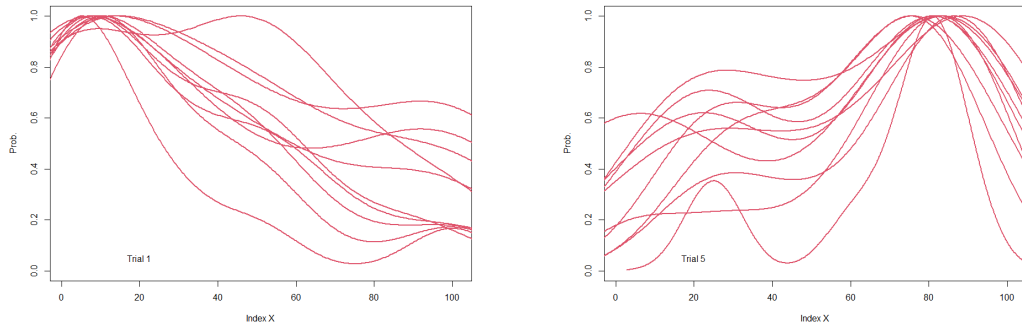
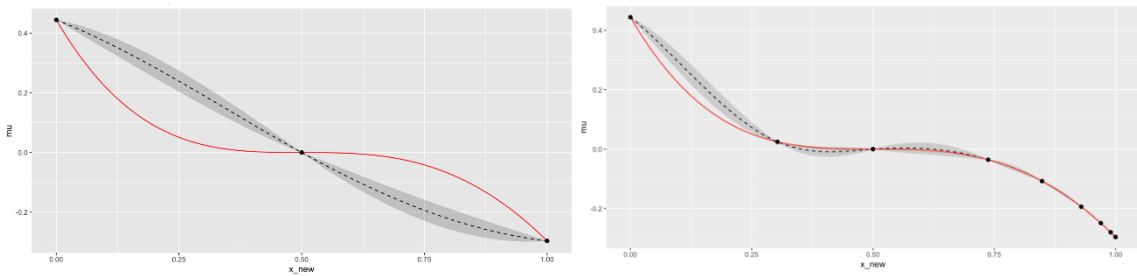


図 4. ベイズ最適化を適用したモデル(function5)



3.実験 2

3.1.目的

ベイズ最適化と条件を揃えるために $x=5,10,15$ に初期値を設定し, 希求回数も 2 回に制限し, 実験を実施した。

3.2.方法

被験者: 大学生 17 名 (18-22 歳の男女)

装置: ノートパソコン (FUJITSU FMV LIFEBOOK AH-MR/B3)

刺激: 【訓練】 実験 1 と同様。【テスト】 実験 1 と同様の関数 10 種類(図 1)とそれらを $x = 50$ で左右反転させた 10 種類の関数を使用した。

手続き: 実験は 2 段階に分かれていて, はじめに情報希求実験に慣れるために訓練を実施し, その後テスト試行へ移行した。呈示されている二次元平面上には $x = 5, 10, 15$ に対応する y の値を初期値として設定した。そのため, 被験者は $x = 5, 10, 15$ を除く $0 \sim 100$ の整数値を入力することが求められた。入力後, 入力した x の値に対応する y の値が二次元平面上に出力された。1 つの関数につき, 2 回情報希求を行い, すべての情報希求が終わった後に関数の全体像が表示された。

3.3.結果と考察

図 5 から, 各被験者の 1 回目の希求では, $x = 40 \sim 60$ の値域で希求をしている被験者が多かった。しかし, 2 回目の希求の分散には規則性が見られなかった。一方で, 希求した指標 x の値の分布を関数ごとに見ると, 1 回目の希求では $x = 50$ の付近に中央値があり, 2 回目の希求では $x = 80$ の付近に中央値が存在した(図 6)。つまり, 関数ごとに見たときには希求の仕方に散らばりがなく, 機械的に情報希求していた。以上のことから, 個人としては, 人間の学習はベイズ最適化で説明可能であると言えるが, 集団としては説明が困難であると言える。

また, 多峰性を有する関数である function6 では, 一定の精度で予測できていたと考えられる被験者も見られたが, function6 を左右反転した形である function16 では大半の被験者において予測関数の精度が悪かった(図 7)。このことから, 学習においては, 初期値の存在がその後の学習に良くも悪くも大きな影響を与えると考えられる。

実験2では初期値を含めて観測点は5点あるにも関わらず、初期値がより質の高い情報（変曲点のような関数の概形を掴めるような情報）を持っていない場合、ほとんどの被験者、ベイズ最適化モデルにおいて関数の予測が上手くいっていなかった。したがって、関数によって初期値の重みが異なっていて、それらがその後の情報希求や学習へ及ぼす影響も大きくなっていると考えられる。

図5. 各被験者が希求した値の分布(左:TR1, 右:TR2)

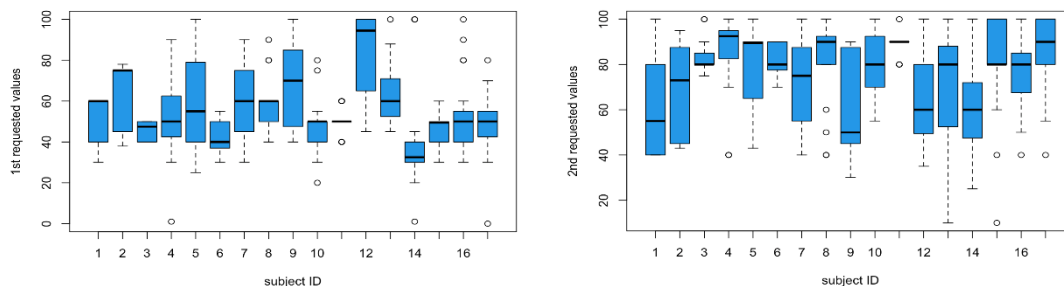


図6. 各関数で希求された値の分布(左:TR1, 右:TR2)

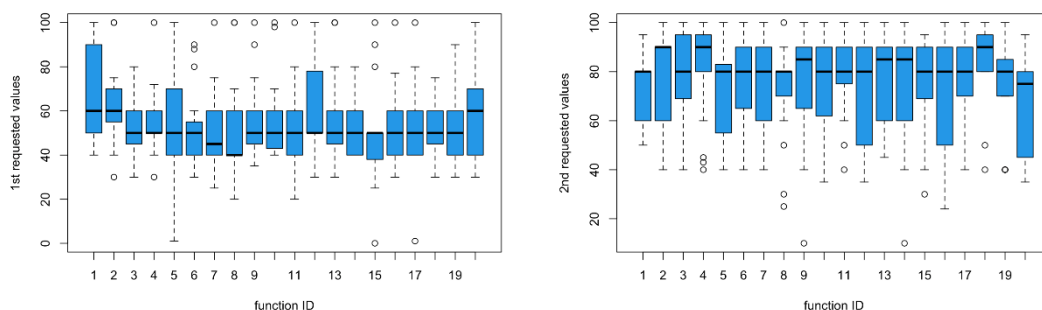
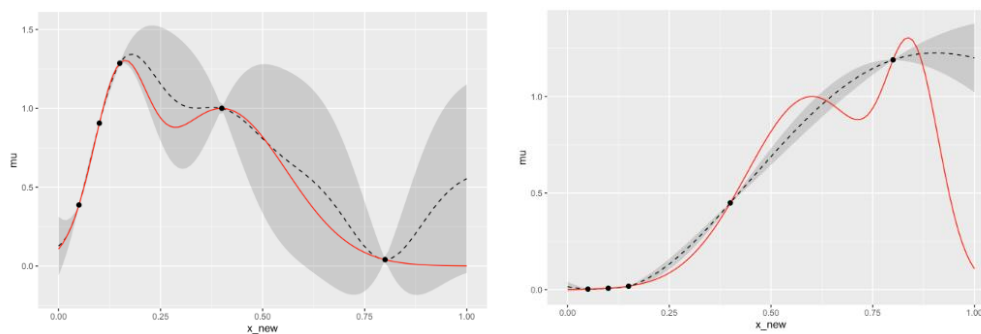


図7. 被験者の fun6 と fun16 の結果(左:fun6, 右:fun16)



4.総合考察

本研究は、情報希求が可能な場面における人間の学習過程を検討した。実験の結果、本研究の実験デザインではガウス過程を仮定するベイズ最適化で人間の学習を完全に説明することは難しいことが示された。その要因として、関数によって初期値への依存度が異なることが考えられる。初期値への依存度がその後の希求や予測に与える影響が大きいため、今後は刺激、初期値、希求回数をより厳密に設定して再現性のある手法を確立する必要がある。