

Wason 選択課題の PDP モデル

A parallel distributed processing model of Wason's selection task

Jacqueline P. Leighton, Michael R. W. Dawson

Journal of Cognitive Systems Research 2 (2001) 207-231

概要

- ・ 認知パフォーマンスのアーキテクチャの詳細は研究の重要性
認知のアルゴリズム的な理論に対する基礎を与える
(Dawson, M.R.W. (1998). Understanding cognitive science.)
- ・ 目的
 - Wason の選択課題の解を生成する PDP ネットワークをトレーニングし,学習後そのアルゴリズムを分析する
- ・ この論文における論点
実験における発見によって,
 - (a) 選択課題のパフォーマンスの我々の理解を広げられるか?
 - (b) 選択課題のパフォーマンスのアルゴリズム的な理論が存在することを理解する出来るか?
 - (c) 選択課題の研究の新しい道を作り出すか?

#####

1. Introduction

- ・ Wason の選択課題 (Wason, 1966) Fig. 1
 - If P then Q という条件が満足されているか?
4 つのカードから最も少ないカードを選択して確かめる。
(カードは p, not-p, q, not-q が表になっている.)
- ・ 命題論理における正解
p (前件肯定), not-q (後件否定) のチェックを行う
しかし, 一般的には 'p' と 'not-p' の選択は 10% 程度。
ほとんどが 'p' または, 'p' と 'q' を選択する (Evans et al., 1993).
- ・ なぜ選択課題の論理的な解答に多くの被験者が失敗するのか?

プラグマティック推論 (Cheng and Holyoak, 1985, 1989)

- ・ 被験者の低いパフォーマンスが説明される。
- ・ 被験者は意味のある文脈において呼び出される領域特殊なスキーマを持っている。
 - なぜ解けないか?
 - ◇ 文脈に余り意味が無いから
 - ◇ 人に置き換えた問題にした場合には論理的なパフォーマンスがあがることを実験的に示した。

社会的契約理論 (Cosmides, 1989)

- ・ 領域固有のスキーマがコストと利益を含む状況に応じて呼び出される。

メンタルモデル (Johnson-Laird, 1983; Honson-Laird & Byrne, 1991)

- ・ 選択課題のルールへの反証を考える被験者の能力を弱める文脈が論理的なパフォーマンスを妨げる。

統語理論 (Rips, 1994)

- ・ 課題は被験者が習得していないかまたは持っていないメンタルルールの洗練された応用を必要とする
- ・ プラグマティック推論, 社会的契約理論, メンタルモデルの 3 つの間の共通点
 - パフォーマンスのアルゴリズム的な説明を提供

- 統語理論を含めた 4 つの理論は，被験者がどのように選択課題を解くのかの手続き的な記述について述べている
- ・ 多くの研究が行われたがこれらの理論の多くはアルゴリズム的で，パフォーマンスの根底にあるアーキテクチャーの問題を取り扱ってはいない。(e.g., Cheng & Holyoak, 1985, 1989; Cosmides, 1989; Hohnson-Laird & Byrne, 1991; Rips, 1994)
- ・ 認知的なパフォーマンスのアーキテクチャーを明らかにすることは有用である
アルゴリズム的な理論をより具体的なパフォーマンスの記述に結びつけ，ブラックボックスによる記述を除外する(Dawson, 1998)

認知パフォーマンスのアルゴリズム的な説明のアーキテクチャーを記述する理由

- ・ “ 認知的なアルゴリズムが書かれる，心的プログラミング言語の説明 ” を提供する(Dawson,1998)
理論を明確にし，認知的パフォーマンスの理解を広げる．
 - “ どのように，領域固有のスキーマが脳の中で例示化されているのか？ ”
 - “ ルールまたは幾つかの他のオペレーションがパフォーマンスの基礎となっているのか？ ”
これらにこたえるため，アルゴリズムによる説明と平行して，推論のアーキテクチャーの説明を探求する必要がある．

目的

PDP アーキテクチャーが選択課題のパフォーマンスに対する理解を広げることができるか？
(コネクショニストのアーキテクチャーを用いた選択課題におけるパフォーマンスがシミュレートされたことがないとはまだない)

この論文の概要

- ・ なぜ PDP ネットワークが選択課題のパフォーマンスのアーキテクチャーにおける説明（根拠）を調べるのに用いることができるのか？
- ・ PDP ネットワークの一般的な導入
- ・ 3 つの異なるネットワークがどのようにして異なる選択課題の応答を生成するために訓練されるか，そしてどのようにして各ネットワークがこのタスクにおける被験者のレスポンスに対する我々の理解を助けるのか？

#####

2. なぜ PDP ネットワークを選択課題のパフォーマンスのアルゴリズム的な説明の探求に用いるのか？

2.1. パターン識別

PDP ネットワークを利用する理由

- ・ PDP はパターン識別によりタスクを解くことを学ぶ
 - この学習の方法は，選択課題のパフォーマンスのアルゴリズム的な理論の多くと互換性がある．
 - 推論を説明するパターン識別 (e.g., Bechtel & Abrahamsen, 1991; Gobet & Simon, 1998; Goldstone & Barsalou, 1998)
- ・ パターン識別の見地から推論を見ると，推論の帰納的な性質を強調するプラグマティック推論や社会的契約理論などはそれを補足するものである．
- ・ 脳で起こっているプロセスを特徴付ける (Dawson, 1998) .

2.2. PDP ネットワーク

- ・ PDP ネットワークは通常，3 つの種類の処理ユニットで構成される．
 - (a) 入力ユニット：刺激または最終的に識別するネットワークの活性パターンをエンコードする．
 - (b) 隠れユニット：入力パターンにおける特徴または規則性を検出する．
 - (c) 出力ユニット：入力パターンへのネットワークの応答

- 各層は重み付けされた結合によって結びついている。 Fig.2 典型的なネットワーク

ユニットの3つの主要な機能

1. 正味の入力または他のユニットから受けるすべての信号をユニットが計算する。これを net input function という。
2. ユニットが正味の入力を決定した後、内的な活性レベルに変換する。一般的には0～1の間。この活性化レベルを activation function によって計算する。
3. ユニットは他のユニットに送る信号を決定する。この信号は output function を内的な活性に適用することによってなされる。

学習

一般化デルタ則を修正したものを使用(Dawson & Schopflocher, 1992)

2.3. 問題解決における問題の難易度と PDP ネットワークのアルゴリズム

- 問題の難易度 = 問題を解くのにネットワークが要求する隠れユニットの数 (Dawson, 1998)。
- 隠れユニットはコネクショニストネットワークが線形分離不可能な問題を解けるようにする。
(線形分離不可能な問題は線形分離可能な問題に比べ解くことが難しい。)
- パターン空間(pattern space)を複数の決定領域(decision regions)に分割することがネットワークに求められるため。(線形分離可能問題は2つの決定領域を作るためにパターン空間を単一に分割できる)
- 線形分離不可能な問題は隠れユニットが必要となる。
各隠れユニットはパターン空間における分割を行う。
多数の隠れユニットが問題解決に必要ななら、パターン空間での多数の決定領域が要求される。
- 隠れユニットの活性が決定領域を特徴付ける。
➢ 隠れユニットの活性の度合いはタスクの難しさを示すものではないが、隠れユニットがどのようにしてタスクを解くのかの疑問についての情報を与える。

#####

3. Network 1: 'p'カードの選択

なぜ'p'カードの選択か？

- 被験者は一般的に'p'のカードのみを単独で選択する(see Evans et al., 1993)
- 複雑な応答をするネットワークを作る前に、比較的単純な応答をするネットワークを作りたい

3.1. トレーニングの方法

3.1.1. Wason の選択課題の PDP バージョン：ネットワークアーキテクチャ

- 選択課題を与えられたとき、人はすでに構成要素についての多くの知識を持っている。
例：'if then', 異なる種類の数字(偶数, 奇数), 異なる文字(母音と子音)
PDP はこの種の知識をはじめに持っていない。
 - 知識に関するフォーマットを決める
 - タスクの条件ルールと4つのカードを表現の表現
ルールの表現：4つの入力ユニット(最初の2つがIf節, 後ろの2つがThen節)
カードの表現：3つの入力ユニット(最初の2つがカードのカテゴリ, 最後の1つが具体的な数)
- Table1
- 入力パターン
 - 3072通り(24×16×8): 1 epoch
 - ・ 24通り：4枚のカードの組み合わせ
 - ・ 16通り：子音, 母音, 偶数, 奇数
 - ・ 8通り：ルール

エンコーディングスキーマの妥当性 (選択課題の構造を捉えているか?)

- ・ 2つのビットがそれぞれ, 母音/子音, 奇数/偶数を表しネットワークで区別可能.
- ・ ネットワークは, エンコードされたカードの最後のビット無視し, その代わりに最初の2つのビット(カテゴリを示す)をもとにしたカードの選択を学習した.
人がカードの具体的な数字ではなく, カテゴリに焦点を当てるのと一致する

network 1 (Fig3)

- ・ 隠れユニット: 3つ (予備的なシミュレーションによって決定)
- ・ 出力ユニット: 4つ (それぞれが4つのカードに対応)

3.1.2. トレーニング

- ・ 一般化デルタ則 (Rumelhart et al., 1986) を修正したものを使用した (Dawson and Schopflocher, 1992).
- ・ 学習率: 0.001
- ・ 結合強度: 1.0 ~ +1.0 でランダムイズ (結合強度は各入力パターンの提示の後に更新)
- ・ パターンの提示順序: 各 epoch 毎にランダムイズ
- ・ 学習の完了: 'p'カードの選択が0.9以上, それ以外が0.1になるまで (実験では, 83 epochs)

3.2. 結果: 隠れユニットの限定的特徴

各隠れユニットが入力の特徴に対してどのように反応していたか?

wire-tapping

- ・ PDP ネットワークがどのようにして問題を解くのかを調べるのに使用される (e.g., Dawson, 1998; Moorehead, Haig, & Clement, 1989)
- ・ wire-tapping はターゲットセットに対する隠れユニットの応答を記録することにより行う.
どのようにしてネットワークがタスクを解いているのかを分析

3.2.1. Jittered density plots

- ・ jittered density plots で wire-tapping で得られた活性値を視覚化
Fig. 4: 各隠れユニット毎の活性値の分布
横軸: 活性値, 0 ~ 1, 縦軸: ランダム, バンドが形成されている

バンド

- ・ 隠れユニットがタスクを解くために特定の入力を検出していることが分かる (Berkeley et al., 1995).

問題の複雑さ

- 隠れユニットの数: パターン空間における判断領域の数を示す
- × バンド: 判断領域を特徴付ける (バンドは問題の複雑さについての情報を必ずしも与えない.)
- ・ バンドにおけるパターン間の相関 Table. 2

3.2.2. 限定的バイナリ特徴の解釈

- ・ 各隠れユニットは特定のカードを検出していた.
 - 隠れユニット0のバンドC
I0 = I10, I1 = I11 から以下が分かる
I0, I1: if 節
I10, I11: カード3
隠れユニット0は入力ユニット I10, I11 が I0, I1 と負の相関を持つ (バンド B, C) パターンによってはほとんど活性化されない.
カード3がルールの if 節に合わないときは隠れユニット0は強く活性化しない.
 - 隠れユニット1: カード2における望ましい応答を検出する (つまり, 入力ユニット7 ~ 9)
 - 隠れユニット2: カード1における望ましい応答を検出する (つまり, 入力ユニット4 ~ 6)
 - カード4は隠れユニットによって直接検出されないが, カード4は間接的に全ての隠れユニットに

よって検出される。

3.3. 議論

- ・ network 1 は特定のカードの位置における値を各隠れユニットが検出することによって条件則に応じて 'p' カードを選択された。
カードの位置への限定したフォーカス = 選択課題における証拠の重要性(カードはルールを証明する証拠である)
- ・ ルールをテストするための証拠の重要性 (e.g., Klayman & Ha, 1987; Liberman & Klar, 1996)
- ・ もし被験者が仮説間違っているものとしてテストするとき, 間違っている証拠 (not-p など) を用いる前に, より習慣的な証拠を用いて仮説をテストすることを選ぶ (Liberman & Klar, 1996)。
- ・ 現時点では, network 1 から得られた結果がどのように選択課題のパフォーマンスの理論を支持または疑問を提起するかははっきりしない。
- ・ プラグマティック推論は, 被験者がどのように証拠を見るのかや, 推論一般におけるその役割がはっきりしていない。
- ・ 社会契約理論とメンタルモデルは, 被験者のパフォーマンスにおいて証拠の影響についてクリアではない。
- ・ 対照的にメンタルルールは選択課題のルールの構文で動いているため, Rips(1994)の統語理論では, 証拠の性質はパフォーマンスにはほとんど影響しない,

#####

4. Network 2: 'p'カードと'not-q'カードの選択

4.1. 方法

4.1.1. ネットワークアーキテクチャ

- ・ Network 2 のトレーニング方法: Network 1 と同様。
- ・ アウトプット: 2 つの出力ユニットが'on'になる。
- ・ ネットワークの構成: 8 つの隠れユニット (入力, 出力は Network 1 に同じ) Fig. 5
8 つ以下では望ましい 2 つのカードを選択できない

4.1.2. トレーニング

- ・ 2 つのカード ('p' と 'not-q') が選択される以外, トレーニング方法は Network 1 と同様。
- ・ トレーニングの前に, どれが 'p' でどれが 'not-q' かを示さなかった。
人が選択課題を解くとき, どれが 'p' でどれが 'not-q' かを知っているが, しかし, 人はその学習の過程で命題間の区別を学ぶ時期がある。
命題間の区別を学習することはこの課題におけるネットワークのトレーニングの一部である。
- ・ 学習は 414 epochs で終了

4.1.3. 結果

- ・ 隠れユニットの Jittered density plots とバンド構造 Fig. 6, 7
このようなはっきりとしたバンドになるのは, ネットワークのタスクの解決が明確な特徴検出にかかわっていることを示している。
- ・ このネットワークは, エンコードされたカードの最後のビットを無視することを学習した。(カテゴリーにのみ注目する)
これはまさに人間の被験者が選択課題を与えられたときの識別の仕方である。

バイディングパターンのペア

- ・ ユニット 0 と 6, 1 と 4, 2 と 5, 3 と 7 (これは隠れユニット間の活性の相関においても支持された)
- ・ 特に, カード 1 の選択でユニット 3 と 7 は -0.99, カード 2 の選択でユニット 0 と 6 は 0.99, カード 3 の選択でユニット 2 と 5 は 1, カード 4 の選択でユニット 1 と 4 は 0.81 だった。
- ・ 望ましくない応答がそれぞれのカードの位置に示されたときペアの隠れユニット間の強い相関は見られなくなった。

- Network 2 の隠れユニットによって検出された具体的な特徴の調査は, network 1 で見つかったのと同様な ‘特化された’ アルゴリズムを示した .
- 検出された 8 つの隠れユニットの限定的特徴の完全なリスト Tables 5 から 8

Network 2 のアルゴリズムを示すために, 隠れユニット 2 に着目 Table 7

- 隠れユニット 2 が入力ユニット 1 ~ 4 (ルールをあらわす) における以下のパターンによって強く活性化された . 0011,1100,0110,1001,0111,1110,0010,1101
- 隠れユニット 2 は, カード 3 における望ましい応答を持つパターンによって強く活性化される .
- カード 3 の応答に対して, 隠れユニット 2 の活性は隠れユニット 5 の活性と強く相関している .
- 隠れユニット 5 によって検出される具体的な特徴のリストは以下のとおりである .
0011,1100,0110,1001,0111,1000
- 隠れユニット 5 はカードの数字に関連したどのような具体的な特徴も検出しなかった .
- 隠れユニット 2 と 5 は多数のルールによって強く活性化され, カード 3 に位置する応答を検出するのを助ける .
他の隠れユニットのペアについても同様である . (see Tables 5, 6, 8)

4.2. 議論

- network 2 は, 専門化されたペアの隠れユニットによってタスクを解いていた .
- 隠れユニットのペア
隠れユニット 0 と 6 : カード 2
隠れユニット 1 と 4 : カード 4
隠れユニット 2 と 5 : カード 3
隠れユニット 3 と 7 : カード 1
- network 1 が解くタスクと比較して, network 2 が解くタスクはより難しい (隠れユニットが 8 つ) .
- network 1 と 2 の両方で驚くべきことは, タスクを解くためのそれらのアルゴリズムが, 特定のカードの場所における望ましい応答を検出する特殊化された隠れユニットを含んでいることである .
- 2 つのカードの選択が問題を難しくさせるのか? ‘not-q’の応答が難しいのか?
network 3 と比較

#####

5. network 3: ‘p’カードと‘q’カードの選択

network 2 のタスクの困難さ

- network 2 は network 1 の 2 倍以上の隠れユニットを必要とした (network 1 に比べ非常に難しい) .
- network 2 のタスクの困難さにの理由: ‘not-q’を選択すること
‘p’や‘p’と‘q’を選択することに対して, ‘not-q’を選択することによってタスクを解くことは人間の被験者にとって非常に一般的ではない, (Evans et al., 1993) .

5.1. 方法

5.1.1. ネットワークアーキテクチャ

- network 2 と同様, network 3 の隠れユニットも 8 つ .
‘q’カードは‘not-q’カードを選択するよりもより簡単に学習されるだろうと予想したが外れた .

5.1.2. トレーニング

- network 1, 2 と同様 .
- 115 epoch 後学習が終了 .

5.2. 結果

- 各隠れユニットにおけるバンド Fig. 8, 9
- 8 つの隠れユニット中, 0,2,4,6 が同様のパターンを示した .
- 隠れユニットの活性レベル間の相関 Table 9, 10

- カード 1 に望ましい応答が示されたとき, ユニット 3, 4 とユニット 5, 7 の間に 0.99 の相関
- カード 2 に望ましい応答が示されたとき, ユニット 0 と 4 に 0.99 の相関
- カード 3 に望ましい応答が示されたとき, ユニット 4 と 6 に 0.99 の相関
- カード 4 に望ましい応答が示されたとき, ユニット 2 と 4 に 0.99 の相関
- Network 2 とは異なり, カード 1 には 4 つの隠れユニットが必要
- 隠れユニット 4 はすべてのカードの選択にかかわる.

ネットワーク 3 がどうタスクを解決したかに関するより厳密な分析の結果

- network 3 は network 2 に比べ限定的特徴が少ない (各ユニット毎の個別のバンドが少ない)
- 隠れユニット 4
 - 限定的特徴は隠れユニット 4 によって検出される
Table 13 は隠れユニット 4 によって活性化される限定的な特徴である.
 - 隠れユニット 4 はネットワークをトレーニングするのに使用したすべてのルールを検出していた.
0011,1100,0110,1001,0010,1101,0111,1000
 - しかし, カードの位置に関する具体的な特徴を検出することはできなかった.
 - network 3 における隠れユニット 4 は network 2 の隠れユニット 5 に類似. おそらく, 隠れユニット 4 は残りの隠れユニットが望ましい応答を検出するようにできるように働く. つまり, 隠れユニット 4 は, 望ましい応答がカードの位置と対応しているとき, すべての隠れユニットと大きく相関する.
- 隠れユニット 0 Table 11 は隠れユニット 0 を活性化した限定的特徴を示している.
 - 入力ユニット 1 ~ 4 での以下の入力するときユニット 0 は活性化される.
0011,1100,0111,1000,0010,1101,0110,1001
 - さらに, 隠れユニット 0 はカード 2 に位置する応答によって活性化された.
 - 隠れユニット 0 は隠れユニット 4 とともにカード 2 における検出を助けた.
- ユニット 4 はルールを検出していただけなのに対して. 隠れユニット 0 はルールとカード 2 における応答を検出していた.
- network 3 におけるこの役割の分担
 - 隠れユニットのペアがそれぞれルールとカードの場所を検出する network 2 とは異なる.
(アウトプット 1, 3, 4 の活性化についても同様)

5.3. 議論

- network 3 の目的
 - 'p' と 'not-q' の両方を選択することの課題の難しさ
 - 'not-q' の選択の学習の難しさ or 2 つのカードの選択の難しさ

'p', 'q' の選択は 'p', 'not-q' の選択と同じように難しい.

- network 3 はタスクを解の理解に 8 つの隠れユニットを必要とした (network 2 と同様).

network 2 との相違

- network 3 の隠れユニット 4 は単独でルールを検出した.
- network 3 の隠れユニット 4 は他のユニットが, それぞれ特定のカードの位置の望ましい応答を検出するのを助けた.
カードの場所にフォーカスしたアルゴリズムの更なる証拠
- network 3 のアルゴリズムはわずかに複雑さが少ない,
 - 2, 3 のバンドで特徴付けられている (ただし, 隠れユニット 3 と 7 は除く)
 - 隠れユニット 3 と 7 のみ, 多くのバンドがあり, 入力パターンをより複雑に識別していることを示している.

#####

6. 総合考察

目的

- ・ Wason の選択課題におけるパフォーマンスのコネクショニストによる説明をすること .
- ・ 異なる 3 つの PDP ネットワークが異なる解をどのように生成するのかを示す .

結果

- ・ 2 つのネットワークは一部が正しい解を、もう一つは完全な解を生成するようにトレーニングされた .
 'p' と 'not-q' を選択することは 'p' だけを選択するよりも難しい (隠れ層の数がそれを示す)
- ・ 'p' と 'q' の選択は 'p' と 'not-q' の選択と同様に難しかった (8 つの隠れユニットを必要とした)
- ・ 8 つの隠れユニットによって生成された network 3 のアルゴリズムは少数の入力の特徴によって特徴付けられた . これは、network 2 のアルゴリズムと比較して、小数のパターンは解に対して弁別されるために必要なパターンの具体的な特徴が少ないことを示している . (タスクの難しさを示しているわけではない)
- ・ 今回のアプローチの批判
 - 得られた結果は、タスクのリプレゼンテーションに依存している .
 - しかし、この批判はほとんどの選択課題の研究にも向けられている .
 - どのように、人間の被験者またはネットワークに問題を提示するかが、リプレゼンテーションを形成するのに明らかに影響するだろう .
 - リプレゼンテーションの問題は選択課題の実験的操作における大きな問題であり、どのように被験者に提示するかで彼らの行動が変わる .
 例：豊富な文脈はより論理的なパフォーマンスを導く .
- ・ network から得られたパフォーマンスに対する観点
 - 3 つの network はカードの場所にフォーカスすることによってタスクを解いた .
 - ◇ 選択課題においてルールをテストする証拠が、被験者のパフォーマンスを説明するのに重要であることを示唆する .
 - ◇ 将来的な選択課題における人のパフォーマンスの研究が、人がどのようにルールをテストする証拠を見るかまたはエンコードするかに焦点を当てるべきである .
 - 'p' と 'q' の選択が 'p' と 'not-q' の選択と同じくらい難しい .
 - ◇ 現在の研究は 'not-q' のカードの選択が本質的に人の被験者に対して難しいことを示しているため、これは議論のある結論である .
 例：人は 'not-q' の応答を生成するためのスキーマを持っていない (Braine, 1978; Rips, 1994) .
 - ◇ 被験者がタスクに持ち込む熟達化または知識のレベルで差が生じる . 困難さは錯覚 .
 - ◇ 将来的な推論研究は、パフォーマンスのモデルにおける変数として専門知識を組み込む必要がある
- ・ アーキテクチャによる説明は研究に重要な貢献である、なぜなら、それらは基礎的な支持を生み出すことや理論的なアイデアに反論するだけでなく、新しいアイデアの源にもなる .
- ・ コネクショニズムは単にパターン識別を実現するパラダイムではない . リプレゼンテーションや推論における我々の多くの考え方を変革させる .
- ・ 今後の課題

どのようにして推論者が選択課題をエンコードし、そして、特に、どのようにしてルールをテストするための証拠をエンコードし解釈するのかにフォーカスを当てる .