

ポテンシャルゲームを用いたリスク選択の認知モデル:アレ の背理における交差的注目の実証データの再検討

**Cognitive Modeling for Risky Choice by Using Potential Games: Reconsidering the
Empirical Data of Cross Attention in the Allais Paradox**

犬童 健良

KENRYO INDO

Abstract

This paper studied cognitive modeling based on the cross attentional network for gamble comparison tasks developed by Indo (2013, 2014a, 2016b) by reanalyzing the empirical data and connecting it to the game theoretical model first studied in transportation network optimization. Cross attention potentials are rank values of reported strength concerning (i.e., markedness) each ordered pair of possible outcomes of two lotteries. By reanalyzing the experimental data of cross attention potential in the Allais paradox, this paper proves a relationship between shift of risk attitude to the orientation (i.e., spin) of cross attention network. This network model of cognitive cross attention can be translated into potential games, especially a congestion game, and then transformed into the Braess paradox, which predicts suboptimal flow caused by selfish behavior.

1. はじめに

経済学およびゲーム理論では、リスク下の合理的選択を、確率予想と金銭的満足度の数値指標である期待効用の組合せることによって予測する。期待効用の最大化による行動予測は、von Neumann & Morgenstern によって公理化され、期待効用理論として知られている。伝統的に、経済学は規範的に行動することを推奨する分野である。しかし現実の人々は必ずしも期待効用理論にしたがった選択をするとは限らない。近年は、この伝統的な語り口にとらわれず、これまで心理学者らが開拓してきた意思決定の記述理論や実験室実験、脳神経科学の計測手法を活用したニューロエコノミクスなどの新しいアプローチを積極的に採用した行動経済学と呼ばれる分野が台頭し、政策提言など実務的領域にも応用されている。

行動経済学では、期待効用理論など経済学が標準的に用いてきた理論予測が、直観的な選択と鋭く対立する例題がさまざまにとりあげられ、代替するアプローチが提案される。アレの背理 (Allais paradox) は、数理経済者の Maurice Allais によって示された有名の例題で、期待効用理論が現実の人々の選択を予測することに失敗する古典的な例題として知られる (Allais, 1953)。Kahneman & Tversky のプロスペクト理論は、アレの背理を含む一連の反例をうまく説明できる代替理論として提案されたが、期待効用理論を若干修正した、実証研究が可能な数理モデルである (Kahneman & Tversky, 1979; Kahneman & Tversky, 1992)。後で具体的に説明するが、プロスペク

ト理論だけで現実の行動選択をすべて説明できるわけではない。

プロスペクト理論と同等以上の予測力を持つ手続き型の意思決定モデルとして、Brandstätter et al (2006)のプライオリティヒューリスティック(PH)が知られる。PHでは賞金額の小さい方から大きい方へギャンブルの可能な結果間を探索・比較する。また Birnbaum & Chavez の TAX 理論は、最善の結果から最悪の結果に向けての注意(確率ウェイト)の再配分を仮定し、プロスペクト理論でも予測できない事象の分割・統合による効果を再現できる(Birnbaum, 2008)。これらの記述理論では注意再配分は標準理論で予測できない行動選択を説明するため、認知的な基礎付けがなされず仮定されていた。本論文では、リスク態度シフトと意思決定者の認知との関連を明らかにする。

本論文の目的は、先行研究(犬童, 2013, 2014a)の交差的注目のアンケート調査実験の回答データ 96 件を再分析し、合理的経路選択の観点から認知的ネットワークモデルとして解釈することによって、リスク態度の変化を説明することである。先行研究では注目の焦点の分布(犬童, 2013, 2014a)がリスク態度を変化させる要因として推測された。また回答データの差から抽出される未出現順序は、認知過程における最適化として推測された(犬童, 2014a, 2014b)。これらの研究では実証データから認知モデルを推定していない。

本論文が依拠する認知モデルは、ギャンブルの可能な結果同士を比較する意思決定者の心のはたらきを、自律的エージェントがこれらのネットワークの枝に沿って情報を運ぶ「心の中のゲーム」としてモデル化する(犬童, 2016a)。心の中のゲームアプローチは、ゲーム理論(メカニズムデザイン)の手法を援用し、心の中の自律的エージェントたちのゲームによって知的課題の遂行を記述する認知モデリング手法である(犬童, 2016a)。心の中のゲームを設計するためには、知的課題の実際のパフォーマンス(あるいは数学的な正解)に一致するよう、エージェントとそのゲームペイオフ(情報反応モデル)を設定する必要がある。ギャンブル比較課題における交差的注目のランクは枝ポテンシャルに対応し、またエージェントのペイオフはその差とみなせる(犬童, 2016b)。

本論文の以降の節では、まず次節でアレの背理を紹介し、期待効用理論やそれに代わるプロスペクト理論について紹介し、またそれぞれの問題点を指摘する。3 節では交差的注目のネットワークモデルを導入し、続いて 4 節でこれをポテンシャルゲームとして解釈し、さらに 5 節では、交通工学で研究されたブライスの背理(Braess paradox)に変形する。6 節は交差的注目の差の符号とリスク態度シフトとの関連を見出す。7 節はネットワークモデルの向きの概念を導入して前節で見いだされた実証的パターンを、心の中の自律的エージェントたちの合理的経路選択の結果として再解釈すると共に、実証データを用いたシミュレーション実験の結果を示す。これまでの分析を踏まえて、8 節はリスク態度シフトの予測モデルを提案する。最後に 9 節でまとめとする。

2. アレの背理

(選択問題 1) A: 確率 80% で 400 万円, B: 確実な 300 万円。

(選択問題 2) C: 確率 20% で 400 万円, D: 確率 25% で 300 万円。

選択問題 1 では確実な金額である B を選ぶ比率が高い(確実性効果とも呼ばれる)。選択問題 2 ではよりリスク(金額)の大きい方 C を選ぶ比率が増す。ところが C と D はそれぞれ A と B の確率を共通比 α ($=1/4$) 倍したものである(共通比効果とも呼ばれる)。期待効用理論にしたがう選択では、期待効用の期待値を最大化するので、このような選択パターンは両クジが

無差別のときにしか起こりえず、したがって理論的な予測はできないことになる(後述する実証データが示すように、選択問題 1 では無差別の回答者数はゼロである)。

同様に、次のような選択問題のペアも、期待効用理論が予測できない回答を再現する。

(選択問題 3) E: 確率 10% で 500 万円, 89% で 100 万円, 1% で 0 円,

F: 確実な 100 万円。

(選択問題 4) G: 確率 10% で 500 万円, H: 確率 11% で 100 万円。

G と H はそれぞれ E と F における共通結果 (89% 分の 100 万円) を削除したものであるにもかかわらず、選択問題 4 では選択問題 3 よりもリスクの大きい選択肢を選ぶ回答の比率が増える(共通結果効果)。期待効用理論の下で予測可能である選択パターンは、E と G, F と H, 両問題とも無差別のいずれかであるが、多くの人が F と G の組合せたパターンを選択する。

表1 犬童 (2013) によるアレの背理の追試結果. T は無差別回答を表す。

選択問題 1&2	C	D	T	計	選択問題 3&4	G	H	T	計
A	12	11	2	25	E	9	35	1	45
B	31	25	15	71	F	21	22	2	45
T	0	0	0	0	T	0	1	5	6
計	43	36	17	96	計	30	58	8	96

本論文では、期待効用理論で予測できないこれらの選択パタンのことをリスク態度のシフト、あるいはリスク態度シフトと呼ぶ。実証データの回答分布は表 1 のようである。期待効用理論で予測可能なデータは表 1 の対角成分にのみ現れる。非対角成分はリスク態度シフトに対応する。リスク態度がシフトする割合は、選択問題 1 と 2 の間で 53 %、選択問題 3 と 4 の間で 52% である。これらの例題を予測できるようにするため、プロスペクト理論などの修正理論では確率加重関数が用いられる。しかし、これは実証データに矛盾する。選択問題 1 と 2 のときより、選択問題 3 と 4 のときが確率加重関数のグラフがより強い逆 S 字になるはずだが、実際の回答データには、選択問題 1 と 2 でリスク態度がシフトせず (BD)、選択問題 3 と 4 でシフトしている (FG または FT) 回答は 9 件ある。

表 2 選択問題 1 の B 回答者の回答パターン (T は無差別回答を表す)

問題 2~4	CEG	DTG	CFG	DFT	DEG	TEG	TFG	TFH	TTT	DFT	他	計
回答件数	16	14	8	8	7	4	4	3	3	1	2	71

プロスペクト理論などの先行研究によってリスク態度シフトの要因が完全に解明されたわけではない。本論文の分析によって交差的ネットワークモデルの向きとリスク態度シフトとの関連が明らかにされる。それは心の中のゲームにおける合理的経路選択として解釈できる。

3. 交差的注目のネットワーク

犬童(2013, 2014a, 2014b)の導入した交差的注目ポテンシャル差の分析は、上記の4問の選択問題に付随する以下のような質問を通じて、リスク選択の認知的な要因を探るためのデータを実際に収集した。

Q1-2. 仮にあなたが上の選択問題で一方を選んだとします. 選ばなかった方のオプションを別の人がとって同時に結果が分かったとして, 以下のケースの重要性をそれぞれ5段階で評価してください.

ケース1 仮にあなたがAを選んで 400 万円当たって, Bを選んだ人は 300 万円もらう.

ケース2 仮にあなたがAを選んで 0 円となるが, Bを選んだ人が 300 万円もらう.

ケース3 仮にあなたがBを選んで 300 万円もらい, Aを選んだ人が 400 万円当たる.

ケース4 仮にあなたがBを選んで 300 万円もらい, Aを選んだ人が 0 円となる.

上述の設問への回答は, ギャンブルの可能な結果間のペア比較, すなわち交差的注目の主観的な強さの報告である. 交差的注目は, 図 1 に示すような有向枝からなるネットワークとして表現でき, またそれぞれの有向枝に対する回答値は, その枝の「気になる程度」(文化記号論でいうところの有徴性と解釈しうる)を, 「1. とても気になる」から「5. まったく気にならない」までの, 5段階のランクとして評価したデータである.

交差的注目のデータは, リスク選択に伴う事象間のウェイト移動を客観化し, リスク態度のシフトとの関連を探る上で有用である. 図 1 の有向枝に対する「気になる程度」をポテンシャルと呼ぶことにする(図 1 参照).

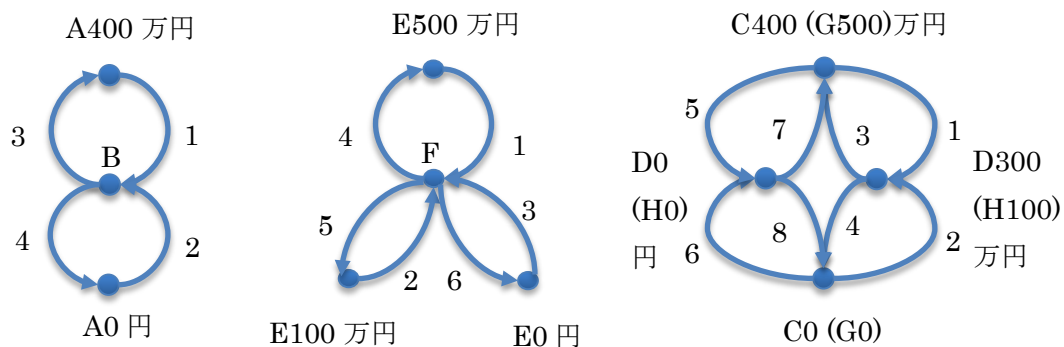


図 1 交差的注目のネットワーク. 左から選択問題 1, 3, 2 (および 4) に対応する.

有向枝は矢印で視覚化され, 矢印の向きは始点のポテンシャルが終点のポテンシャルよりも小さい値であることに対応する(ネットワークの数理モデルについては藤重(2002)などを参照されたい).

実証データからは, リスク態度の変化を抑えるようにはたらくネットワークの「向き」があることがわかる. 以下では, 図 1 における隣接枝のペアを注目の移動経路(フロー)の基本的モデル要素とみなし, またポテンシャルの差の符号によってその枝のフローの向きが数値化される. 枝 I と枝 J が隣接し, ポテンシャル差 $d(I, J)$ の符号 $s(I, J)$ が正であることは $I \rightarrow J$ の向きのフローを意味し, 負であることは逆向きのフローを意味する. また差ゼロは, 当該枝ペア間のフローが左右いずれのネットワークでも抑制されることを意味する. 実証データを眺めると, 選択問題ペア 1 と 2 の間のリスク態度シフトは, 経路 14 と 13 のポテンシャル差がともに非負の領域に比較的多く存在する. 図 2a と図 2b に示す決定木はリスク態度シフトを数値化し, ポテンシャル差の符号で回帰したものである(cp 値は決定木の複雑性を表す指標である).

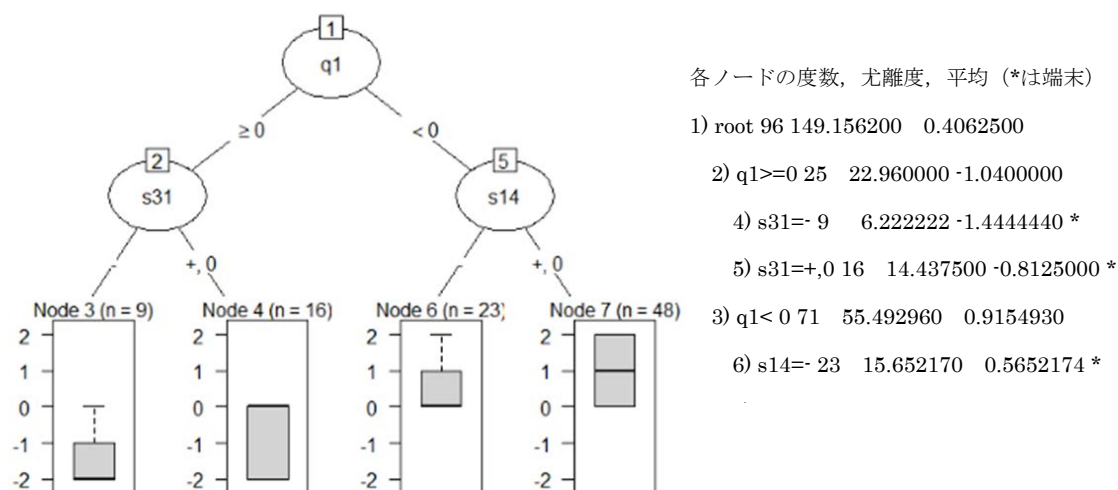


図 2a 選択問題 1 のポテンシャル差の符号で回帰したリスク態度シフトの決定木 (cp=0.02).

図 2a の決定木では, リスク態度シフトを数値化し, BD は 0, BT は 1, BC は 2, AD は -2 などとしてある(決定木帰納およびそのグラフ化には, オープンソース統計ソフトウェア R とそのライブラリ rpart, および partykit を用いた). B 選択者で 4→1, A 選択者で 3→1 にフローを固定すると, リスク態度シフトが起こりにくくなっている(ノード 7). 同様の傾向は, 選択問題 3 と 4 の間においても見られる(付録 A の図参照. 選択問題 1 の枝 1, 2, 3, 4 は選択問題 2 の枝 1, 3, 4, 6 にそれぞれ対応する).

図 2b に選択問題 2 のポテンシャルを用いた決定木を示す.

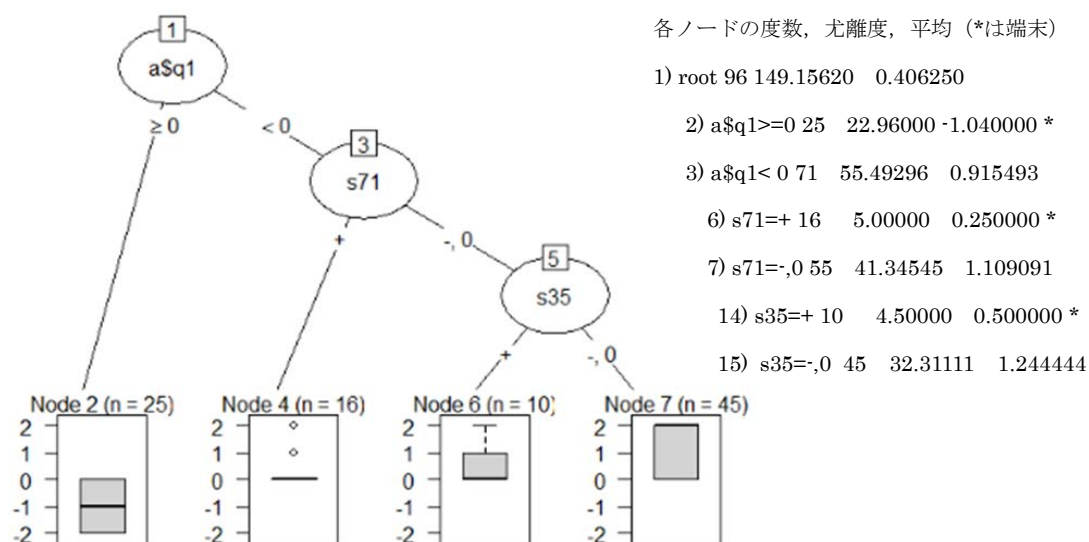


図 2b 選択問題 2 のポテンシャル差を併用したリスク態度シフトの決定木 (cp=0.03).

図 2b の決定木から分かるように, 経路 71 と 35 がリスク態度シフトの大まかな予測に有用である. 選択問題 1 の 4→1, 3→1, および選択問題 2 の 7→1 のフローがあるとき, つまり最高金額が最低金額より気になる場合, リスク態度シフトが起こりにくい. 逆に最高金額から最低

金額に向かってより気になるか、または同じ程度気になる場合である場合、リスク態度シフトが起きやすくなる。最高金額から最低金額に向かう認知的なリソース(確率ウェイト)の移動は、リスク選択の記述理論ではよく知られた性質である。しかし選択問題 2 の5→3では逆に最低金額より最高金額が気になるときに、リスク態度シフトが起きやすい。なお、 $cp = 0.02$ とすると選択問題 1 の経路14がノード7を分割する(平均は非負 1.4, 負 0.7)。

次節では交差的注目に対するネットワークモデルを明示的に与え、心の中のエージェントのゲームとして解釈する。

4. ポテンシャルゲーム

図 1 から分かるように、選択問題 1 には枝長さ 4 のサイクル(循環フロー)が存在する。図 3 はそのネットワークフローであり、右と左では枝のフローの向きが逆である(図 3 参照)。

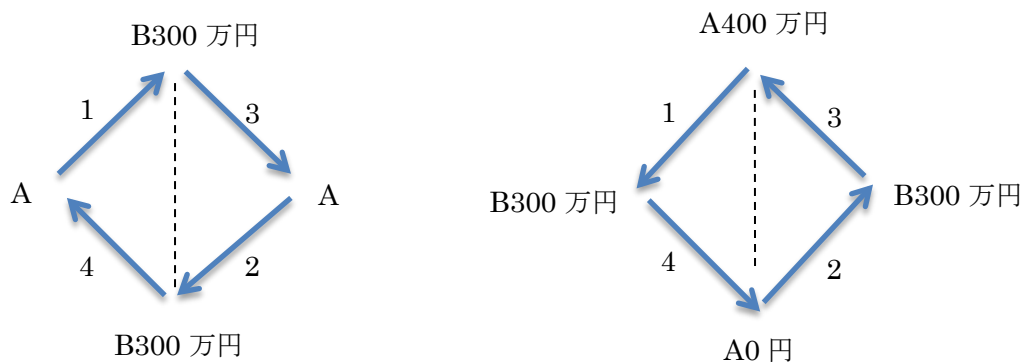


図 3 選択問題1の交差的注目に対する 2 種類の循環的ネットワークフロー

図 3 のネットワークモデルは Monderer & Shapley (1996) のポテンシャルゲーム、とくに混雑ゲーム(congestion game) として解釈することができる(犬童, 2016b)。ポテンシャルとは数学的にはネットワークの枝に割り当てられた実数値である。図で枝に沿ったフロー(流れ)を表す矢印の向きは、交差的注目の強さ(ランク値)を枝のポテンシャルとして、ポテンシャルのより高い方からより低い方に注目が移る傾向があると仮定して定められている。枝1のポテンシャルの具体的な意味は、「Aを選んで400万円当選したと仮定してBの100万円が主観的に気になる程度」としてアンケート質問項目によって測定された値である。ポテンシャル間の順序の排除はリスク態度シフトと関連することがわかっている(犬童, 2016b)。例えば、選択問題 1 において14と13のポテンシャルの差がゼロのとき、つまり両経路のフローを(正負両側とも)ブロックすると、選択問題 2 におけるリスク態度シフトの傾向が強まる。犬童(2016b)にしたがって混雑ゲームを用いてこの現象を説明すると次のようである。エージェント1は図 3 左のネットワークの矢印に沿って移動し、エージェント2は右のネットワークの矢印に沿って移動し、それぞれ逆行しないものとする。13の差が正であることは、エージェント1が左端から右端へと頂点間を移動することに対応し、また14の差が正であることは、エージェント2が上端から下端へと移動することに対応する。13や14の差が負の場合は、エージェントの番号を入れ替える。

実証データから抽出された全会一致の含意(犬童(2014b)の図 6)は, 3 枝間の順序の未出現に帰着するもの(XYZ ルール)がその大部分を占めるが, それらのうち多数が図 3 のネットワークに沿った隣接する枝ペア間の同方向の流れの出現がブロックされていることとして解釈できる. すなわち, XYZ ルールは, 図 3 で連続する 3 枝の ZXY のポテンシャルの差 $X - Y > 0$ と $Z - X > 0$ の同時出現回答が実験データ中に存在しないことに等しい. また XYZ ルールは, どの回答者の心の中のゲームとしての「混雑ゲーム」においても, 枝 X がナッシュ均衡であることを意味する(犬童, 2016b).

エージェントの経路においてその利用価格(料金)とみなすと, 差13と14が同時に負である場合は, 枝1の料金が相対的に安く, 枝1で混雑が引き起こされる(ポテンシャルの差をエージェントの支払うコストと考えたときのナッシュ均衡). 差13と14が同時に負である場合, 枝1の料金は高いので利用が回避される(ポテンシャルの差をエージェントの満足の指標と考えたときのナッシュ均衡). リスク態度シフトは枝1が混雑するケースでは抑制される. ちなみに, AD の選択の組合せ 2 件を除くと, 413 という順序で気になる程度がより強くなる回答は 0 件である(つまり14または31のいずれかの差が非負である).

なお図 3 の経路として解釈できない順序については, 次節および 8 節で論じる.

5. ブライスの背理

交差的注目の実証データ 96 件中には, 2→1→4 というポテンシャルの降順順序が出現しない. 2は「選んだ A が 0 円だったとして B の 300 万円」の気になる程度であるから, 普通はランク値が上, つまり 1 や 2 といった小さい値のことが多く, 4は「B の 300 万円を選んで A が 0 円だったとき」であるから, あまり気にならず, ポテンシャル値も大き目という傾向が生じることが容易に想像できる. この特定の順序の排除は直観には反しないが, 14と42はともに図 3 でエージェント 2 の使う経路なので, 前節の混雑ゲームでは説明がつかないと思われる.

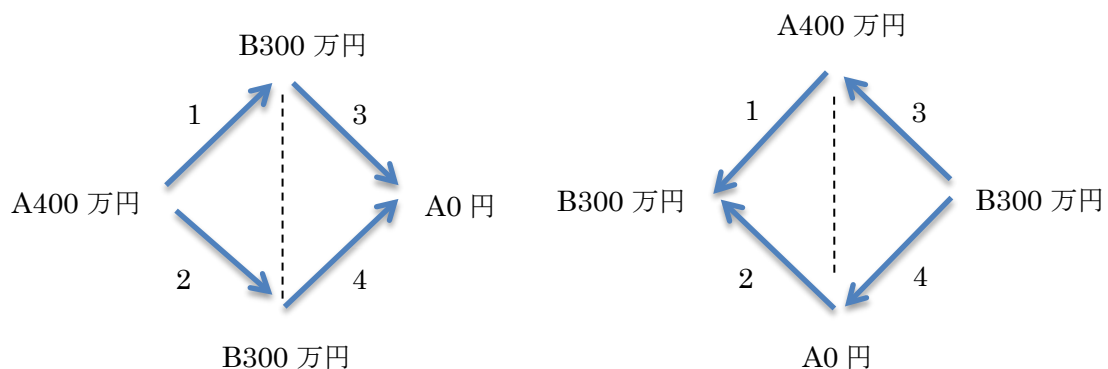


図 4 選択問題1の交差的注目の 2 端子ネットワークへの変換.

図 4 は図 3 の循環フローネットワークの下半分の枝の向きを反転させることによって得られる 2 端子フローネットワークである. 図 4 は図 3 のネットワークの下半分をそれぞれ反転したものである. 図 4 左側は A のクジが当たるケースを始点として外れのケースを終点とする 2 端子ネットワークであり, 右側は B の確実な 100 万円から出発して, A の 2 つの可能性を経由して B に帰着する 2 端子ネットワークとみなせる.

始点と終点を 2 端子とするネットワークを, 利己的な移動者の集団が経路選択する問題と
 ©関東学園大学, 2017. 関東学園大学経済学紀要 第 42 集

して解釈した場合、上下の中継点間をつなぐセグメントが新たに追加されることによって、却って混雑が発生する(あるいは、逆に、中経路の削除によって、混雑が緩和される)現象は、最適化理論およびゲーム理論の交通工学的応用の文脈でブライスの背理として知られている(Garcia & Zangwill, 1981).

ブライスの背理においては、ふつう追加された(あるいは削除された)中継路の一方向性が仮定されている. 非公式的に、ブライスの背理の起きる状況を述べると、中継路が利用不可能であったときに長時間の移動に耐えていた移動者たちが、それが利用開始されると一斉により便利な経路に押し寄せて混雑し、かえって移動時間が増える. 逆に、そのような中継路を取り除くことによって、一部の利用者には不満が残るかもしれないが、全体としての移動時間は減少する.

ポテンシャルの順序214は、図4左のネットワークにおいて上から下へ向かう中継路を使う経路14を利己的な移動者が合理的に選択することを意味する. その不在はブライスの背理の問題状況に符合する. 次節では交差的注目の差の符号パターンとリスク態度のシフトの関係が視覚的に明らかにされる. また後で8節においてシミュレーション実験の結果を示す.

6. リスク態度シフトと差符号パターン

交差的注目の実証データにおける図3の隣接枝のポテンシャル値の差の符号パターンをとると、選択問題1と2(および選択問題3と4)の間でのリスク態度のシフトとの関係がより明確になる(図5a~c参照). 図5の3表の各列の変数は一致する. 列n1はリスク態度が保たれたデータ件数, 列n2はリスク態度シフトが起きたデータ件数であり, 列nはn1とn2の合計である. またrshift_indexは非シフト率 $n1 / n$ である. 符号パターンと図3の枝ペアとの対応関係は, $S1=12$, $S2=13$, $S3=14$, $S4=23$, $S5=24$, $S6=34$ であり, 値は矢線方向に, 始点のポテンシャルから終点のポテンシャルを減じた差の符号である. また“_G13”などとあるのは, 非束縛の変数であり, kは符号パターン内の非束縛変数の個数である.

差符号パタンの観察から, 5節図4のネットワークは図6に示す向きをもつと解釈できる.

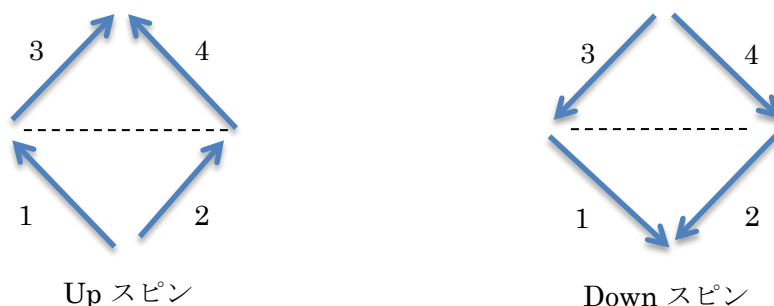


図6 ネットワークの向きと合理的経路選択. 図6は図3を左90度回転したもの.

r1	rs index	n	n1	n2	k	s1	s2	s3	s4	s5	s6	#do	#up	spin
safe	0.2	10	2	8	4	G308	0	G309	G309	0	G310	4	4	neutral
safe	0.2	10	2	8	4	G308	G308	0	0	G309	G310	4	4	neutral
safe	0.22	9	2	7	2	1	1	1	-1	G309	G310	0	2	up
safe	0.22	9	2	7	3	G308	1	1	-1	G309	G310	0	3	up
safe	0.25	8	2	6	1	1	1	1	-1	-1	G310	0	0	neutral
safe	0.25	8	2	6	2	1	1	1	G309	-1	G310	0	2	up
safe	0.25	12	3	9	3	1	1	1	G309	G309	G310	0	12	up
safe	0.25	8	2	6	3	1	G308	1	G309	0	G310	0	9	up
safe	0.25	8	2	6	3	0	G308	0	G309	0	G310	0	0	neutral
safe	0.25	8	2	6	4	0	G308	0	G309	G309	G310	0	0	neutral
safe	0.25	8	2	6	4	1	G308	G309	G309	0	G310	6	15	up
safe	0.25	8	2	6	4	0	G308	G309	G309	0	G310	0	0	neutral
safe	0.25	8	2	6	2	G308	1	1	-1	-1	G310	0	0	neutral
safe	0.25	8	2	6	3	G308	1	1	G309	-1	G310	0	3	up
safe	0.25	12	3	9	3	G308	0	0	G309	G309	0	0	0	neutral
safe	0.25	12	3	9	4	G308	0	0	G309	G309	G310	6	6	neutral
safe	0.25	12	3	9	4	G308	0	G309	G309	G309	0	0	0	neutral
safe	0.25	8	2	6	4	G308	G308	1	G309	0	G310	3	12	up
safe	0.25	8	2	6	4	G308	G308	0	G309	0	G310	6	6	neutral
safe	0.25	12	3	9	4	G308	G308	0	G309	G309	0	0	0	neutral
safe	0.25	12	3	9	3	G308	G308	G309	0	0	0	0	0	neutral
safe	0.25	12	3	9	4	G308	G308	G309	0	0	G310	6	6	neutral
safe	0.25	12	3	9	4	G308	G308	G309	0	G309	0	0	0	neutral
safe	0.25	12	3	9	4	G308	G308	G309	G309	0	0	0	0	neutral
safe	0.44	25	11	14	4	G308	G308	G309	G309	-1	-1	24	6	down
safe	0.44	41	18	23	5	G308	G308	G309	G309	-1	G310	39	12	down
safe	0.44	71	31	40	6	G308	G308	G309	G309	G309	G310	72	72	neutral
safe	0.44	27	12	15	3	1	G308	G309	-1	-1	G310	12	0	down
safe	0.44	9	4	5	3	G308	1	1	G309	G309	0	0	0	neutral
safe	0.44	9	4	5	4	G308	-1	G309	G309	-1	G310	22	4	down
safe	0.44	9	4	5	4	G308	1	G309	G309	G309	0	0	0	neutral
safe	0.44	9	4	5	4	G308	G308	1	G309	G309	0	0	0	neutral
safe	0.44	45	20	25	5	G308	G308	G309	-1	G309	G310	39	12	down
safe	0.44	27	12	15	5	G308	G308	G309	G309	G309	-1	36	36	neutral
safe	0.64	14	9	5	4	G308	G308	-1	-1	G309	G310	22	4	down
safe	0.65	23	15	8	5	G308	G308	-1	G309	G309	G310	39	12	down
safe	0.67	9	6	3	4	G308	-1	G309	G309	0	G310	13	4	down
safe	0.73	11	8	3	3	-1	-1	-1	G309	G309	G310	12	0	down
safe	0.73	15	11	4	5	-1	G308	G309	G309	G309	G310	36	36	neutral
safe	0.75	12	9	3	4	-1	-1	G309	G309	G309	G310	24	6	down
safe	0.75	8	6	2	3	G308	-1	G309	-1	G309	1	12	0	down
safe	0.77	13	10	3	4	-1	G308	-1	G309	G309	G310	24	6	down
safe	0.78	9	7	2	4	G308	-1	G309	G309	G309	1	24	6	down

図 5a 選択問題1のポテンシャルの差と選択問題 2 におけるリスク態度シフト率:B 選択者。R1 = safe, グループサイズ $n \geq 7$, 非シフト率(rshift_index) ≥ 0.7 または ≤ 0.25 , および B 選択者全体の平均シフト率 $1 - 0.44 = 0.56$ を抽出した. なお図 5a~c のデータの処理には Prolog プログラムを用い, 作表と視覚化には Microsoft Excel を用いた. なお, 右端の spin 列は次節で説明する合理的経路選択(表 3)から求めたネットワークの向きである.

図 5 の結果が示すように, 選択問題1での確実な金額である B を選んだ者のリスク態度シフト率は, 枝1を含む経路に対応する差符号変数 S1, S2, S3, つまり12, 13, 14については, おおむね表の下から上に向かって増す. これはネットワークの向きが Down から Neutral または Up に変わることに対応している.

r1	rs index	n	n1	n2	k	s1	s2	s3	s4	s5	s6	#d	#u	spin
risk	0	4	0	4	3	1	1	G309	0	G309	G310	0	9	up
risk	0	4	0	4	4	1	G308	G309	0	G309	G310	6	15	up
risk	0	4	0	4	4	G308	1	G309	0	G309	G310	3	12	up
risk	0.2	5	1	4	3	G308	1	G309	G309	-1	-1	2	2	neutral
risk	0.2	5	1	4	4	G308	1	G309	G309	-1	G310	4	4	neutral
risk	0.2	5	1	4	4	G308	1	G309	G309	G309	-1	6	24	up
risk	0.2	5	1	4	5	G308	G308	0	G309	G309	G310	21	21	neutral
risk	0.22	9	2	7	5	G308	1	G309	G309	G309	G310	12	39	up
risk	0.25	4	1	3	2	1	1	G309	G309	-1	-1	0	0	neutral
risk	0.25	4	1	3	3	1	1	G309	G309	-1	G310	2	2	neutral
risk	0.25	4	1	3	3	1	1	G309	G309	G309	-1	0	18	up
risk	0.25	8	2	6	4	1	1	G309	G309	G309	G310	6	24	up
risk	0.25	4	1	3	3	1	G308	G309	G309	-1	-1	18	0	down
risk	0.25	4	1	3	4	1	G308	G309	G309	-1	G310	24	6	down
risk	0.25	4	1	3	4	1	G308	G309	G309	G309	-1	18	18	neutral
risk	0.25	4	1	3	3	G308	-1	G309	-1	G309	1	12	0	down
risk	0.25	4	1	3	4	G308	-1	G309	G309	G309	1	24	6	down
risk	0.27	11	3	8	5	1	G308	G309	G309	G309	G310	36	36	neutral
risk	0.29	7	2	5	5	G308	G308	G309	G309	G309	0	0	0	neutral
risk	0.3	10	3	7	5	G308	G308	G309	0	G309	G310	21	21	neutral
risk	0.44	25	11	14	6	G308	G308	G309	G309	G309	G310	72	72	neutral
risk	0.67	6	4	2	5	G308	0	G309	G309	G309	G310	21	21	neutral
risk	0.67	6	4	2	3	G308	G308	-1	G309	-1	-1	12	0	down
risk	0.71	7	5	2	4	G308	G308	-1	G309	G309	-1	24	6	down
risk	0.75	4	3	1	2	0	G308	-1	G309	-1	-1	0	0	neutral
risk	0.75	4	3	1	3	0	G308	-1	G309	-1	G310	0	0	neutral
risk	0.75	4	3	1	3	0	G308	-1	G309	G309	-1	0	0	neutral
risk	0.75	4	3	1	4	0	G308	-1	G309	G309	G310	0	0	neutral
risk	0.75	4	3	1	3	0	G308	G309	G309	-1	-1	0	0	neutral
risk	0.75	4	3	1	4	0	G308	G309	G309	-1	G310	0	0	neutral
risk	0.75	4	3	1	4	0	G308	G309	G309	G309	-1	0	0	neutral
risk	0.75	4	3	1	3	G308	-1	-1	-1	G309	G310	9	0	down
risk	0.75	4	3	1	3	G308	-1	-1	G309	-1	G310	9	0	down
risk	0.75	4	3	1	4	G308	-1	G309	G309	-1	G310	22	4	down
risk	0.75	4	3	1	4	G308	G308	-1	-1	G309	G310	22	4	down
risk	0.75	4	3	1	3	G308	G308	G309	-1	-1	-1	9	0	down
risk	0.75	4	3	1	4	G308	G308	G309	-1	G309	-1	15	6	down

図 5b 選択問題1のポテンシャルの差と選択問題 2 におけるリスク態度シフト率:A 選択者.
R1 = risk, グループサイズ $n \geq 4$, シフト率(rshift_index) ≥ 0.67 または ≤ 0.3 , および
A 選択者全体の平均シフト率 $1 - 0.44 = 0.56$ を抽出した.

r1	rs index	n	n1	n2	k	s1	s2	s3	s4	s5	s6	#d	#u	spin
safe	0	2	0	2	0	1	0	1	-1	1	1	0	0	neutral
safe	0	2	0	2	0	1	1	1	-1	-1	-1	0	0	neutral
safe	0	2	0	2	0	0	-1	-1	-1	-1	-1	0	0	neutral
safe	0.17	6	1	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	neutral
safe	0.25	4	1	3	0	1	0	1	-1	0	1	0	0	neutral
safe	0.25	4	1	3	0	1	1	0	0	-1	-1	0	0	neutral
safe	0.75	4	3	1	0	1	0	-1	-1	-1	-1	1	0	down
safe	1	4	4	0	0	-1	-1	-1	-1	0	1	1	0	down
safe	1	2	2	0	0	-1	0	-1	1	-1	-1	0	0	neutral
safe	1	2	2	0	0	-1	-1	-1	0	-1	-1	1	0	down
risk	1	2	2	0	0	0	-1	-1	-1	-1	-1	0	0	neutral

図 5c 少人数のグループのポテンシャル差符号パタン. 抽出条件は非束縛変数なし($k = 0$), グループサイズ $2 \leq n \leq 7$, シフト率 rshift_index ≥ 0.67 または ≤ 0.25 .

7. 合理的な経路選択

前節の分析から、選択問題間のリスク態度シフトの要因として、問題 1 において $S1 \sim S3$ が負であると選択問題リスクシフトが抑制された。また図 2b の決定木に現れる選択問題 2 のポテンシャルを用いた 2 経路のうち、 $7 \rightarrow 1$ は D の最低金額(0 円)から最高金額(300 万円)へ通じ、また $3 \rightarrow 5$ は逆に、 D の最低金額から最高金額へと注目が移動する。図 7 はその 2 端子ネットワークモデルによる視覚化である。

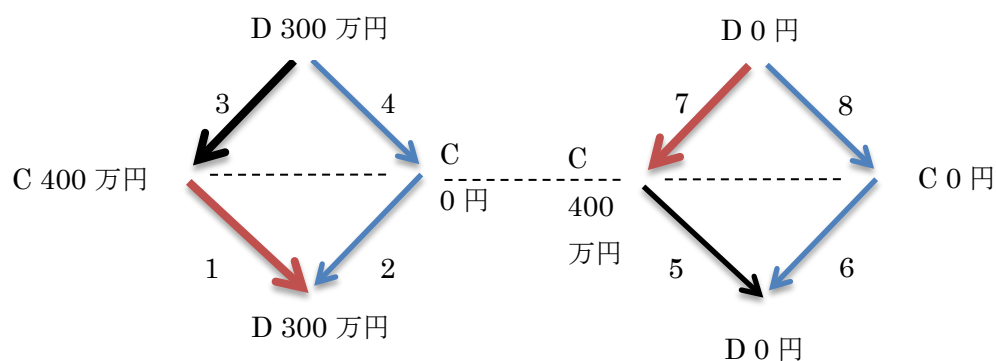


図 7 選択問題 2 の 2 端子フロー： $7 \rightarrow 1$ と $3 \rightarrow 5$ はリスク態度シフトを抑制する効果がある。

このようにポテンシャル差の符号とリスク態度シフトとの間には関連がある。また 5 節と 6 節で論じられたようにその一部は心の中のゲームを用いることによって説明される。しかし循環フローの隣接枝に対応しない順序も存在するため、本節では、合理的な経路選択の観点から、交差的注目ネットワークに「向き」を導入し、そのメカニズムを推理する(表 3)。

表 3 経路の合理的選択に基づくネットワークの向き

S1	S6	Up (1) / Down (-1)
-1	-1	S4 / S3
-1	1	S5 / S2
1	-1	S2 / S5
1	1	S3 / S4

本論文でいう合理的な経路選択とは、エージェントは上流と下流の 2 枝の差、いわば認知的勾配が最大の経路を選ぶとする仮定である。またその結果、ネットワークの上流ではポテンシャルの大きい方の枝が選ばれ、下流ではポテンシャルの小さい方の枝が選ばれる(この条件は、市場取引における買手と売手のマッチングのメタファーになっており、上流を買手、下流を売手とするマッチングに対応する)。表 3 の意味は、例えば、 $S1 < 0$ かつ $S6 < 0$ は、枝 1 よりも枝 2 が気になり、枝 3 よりも枝 4 が気になることを意味する。また、その含意として、合理的な経路選択で向きが Up(図 7 左)であれば、ポテンシャル差がより大きいねじれ経路 $1 \rightarrow 4$ が選ばれやすく(したがって $S3 > 0$)、Down(同図右)では $3 \rightarrow 2$ が選ばれやすい(すなわち $S4 > 0$)と予測できる。

実際のデータでは同じネットワークに Up と Down の成分が混在する。実証データから交差
 ©関東学園大学, 2017. 関東学園大学経済学紀要 第 42 集

的注目ネットワークの向きを判定すると、全 96 件中、8 件が Up のみ、38 件が Down のみであり、残り 50 件は混合 (neutral) である (図 5～7 の右端の 3 列は Down, Up それぞれの得票と推定結果である)。また実証データではリスク態度シフト率が高い方 (図 5 や図 6 の上側) には表 3 の下 2 行に相当する S1～S3 が正であるパターンが支配的であり、リスク態度シフト率が低い回答 (図 5 の下側) には表 3 の上 2 行に相当する S1～S3 が負であるパターンがそれにとって代わる。

次に実証データを用いて合理的経路選択をシミュレーション実験した結果を示す (図 8)。

R1	rate	N	N1	N2	F	F1	F2	S1	S6	U1	U2	U3	U4	U5	U6	D1	D2	D3	D4	D5	D6
risk	0	1	0	1	down	0	1	1	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1
risk	0	1	0	1	down	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0
risk	0	1	0	1	down	0	2	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0
risk	0	1	0	1	neutral	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1
risk	0	1	0	1	neutral	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1
risk	0	1	0	1	up	2	0	0	-1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1
risk	0	2	0	2	neutral	1	1	1	-1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
risk	0.33	3	1	2	up	1	0	-1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
risk	0.5	2	1	1	down	0	1	-1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0
risk	0.5	2	1	1	down	0	1	1	-1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
risk	0.5	2	1	1	neutral	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
risk	0.5	2	1	1	neutral	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0
risk	1	1	1	0	neutral	1	1	-1	-1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0
risk	1	1	1	0	neutral	1	1	-1	-1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1
risk	1	1	1	0	neutral	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0
risk	1	1	1	0	up	1	0	0	-1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	1
risk	1	2	2	0	neutral	0	0	0	-1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	1
safe	0	1	0	1	down	0	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0
safe	0	1	0	1	neutral	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0
safe	0	1	0	1	up	1	0	-1	-1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1
safe	0	1	0	1	up	1	0	0	-1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	1
safe	0	1	0	1	up	1	0	1	-1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
safe	0	2	0	2	neutral	0	0	0	-1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	1
safe	0	2	0	2	neutral	1	1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0
safe	0.17	6	1	5	neutral	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
safe	0.25	4	1	3	neutral	1	1	1	-1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
safe	0.25	4	1	3	neutral	1	1	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0
safe	0.33	3	1	2	down	0	1	1	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1
safe	0.33	3	1	2	up	1	0	-1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
safe	0.42	12	5	7	down	0	2	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0
safe	0.5	2	1	1	down	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
safe	0.5	2	1	1	down	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0
safe	0.5	12	6	6	down	0	1	1	-1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
safe	0.67	3	2	1	neutral	0	0	-1	-1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0
safe	1	1	1	0	down	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0
safe	1	1	1	0	neutral	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1
safe	1	1	1	0	neutral	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0
safe	1	1	1	0	up	1	0	-1	-1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
safe	1	1	1	0	up	1	0	-1	-1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0
safe	1	2	2	0	neutral	1	1	-1	-1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1
safe	1	4	4	0	down	0	1	-1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0

図 8 合理的経路選択のシミュレーション。

図 8 の各行は、向きの基準となる S1 と S6 と各回答者の差最大となる枝ペアを U1～U6, D1～D6 から集めて 0-1 パターン化しており、平均非シフト率 $\text{rate} = N1 / N$ の昇順で整列されている。R1 は選択問題 1 でのリスク態度、F は推定された向きである。差符号の 6 変数 S1～S6 は、Up 側 (0 以上) と Down 側 (0 以下) に分けて、U1～U6 と D1～D6 とし、それぞれ経路選択 1, 非選択 0 とした。B 選択者 (R1=safe) については、いくつかの例外は存在するが、非シフト率の低い側に up, 高い側に down が現れる傾向がある。A 選択 (R1=risk) には異なる傾向が見られる。非シフト率の低い側に down, 高い側に neutral が多い。

合理的経路選択モデルは選択問題 1 において出現しにくい 3 枝間の順序を合理的に説明する。まずまったく出現しない 214 は差符号変数の 1 番目と 3 番目が、 $S1 < 0$ かつ $S3 > 0$ の場合であり、それぞれ表 3 の 1 行目と 4 行目に対応するが、S1 と S6 が同時に異符号で

あり, 混合すると $S1 = S6 = 0$ の意味になる(2行目と3行目の混合もゼロ, 1行目と2行目の混合は $S1 < 0 \ \& \ S2 = 0$, 1行目と3行目の混合は $S1 = 0 \ \& \ S2 < 0$ などとみなせる). 同様にそれぞれ1件のみ出現する213, 234, 412についても, 合理的には選択しにくい経路に対応することが表3に基づいて簡単に確認できる.

8. 予測モデルとその改良

これまで見てきたように, 交差的注目の実証データから, リスク態度シフトは概ねネットワークの向き(スピン)と連動していることが明らかになった. リスク態度シフトは, 概ね, 図1左の交差的注目ネットワークに沿って移動することによって生じるが, 図5aから分かるようにとくにB選択の場合, 12, 13, 14が順方向($S1, S2, S3 \geq 0$)であるか23, 24, 34がブロックされる($S4, S5, S6 = 0$)場合, つまりプライス背理と同形の状況ではシフトしやすく, 12と13または14が逆向きでは抑制される傾向が見られる. 本節では交差的注目ネットワークの向きを用いてリスク態度シフトを予測する.

これまでの考察を踏まえると, 単純な予測モデルとして, Downのときシフトせず, 向きを決められない場合(Neutral)を含めてDown以外のときのときシフトを予測することができる. 表5は選択問題1における向きだけの予測であり, 後で示される表6がその修正版である. 修正された予測では選択問題2のポテンシャルを含めて, 各符号変数のリスク態度シフトへの影響の非対称性を考慮した.

表5 スピンによるリスク態度シフトの予測*

向き(スピン)	選択問題1:A 選択	選択問題1:B 選択	合計
Down	1 : 1 (50.0%)	9 : 4 (69.2%)	10 : 5 (66.7%)
Up, Neutral	10 : 13 (43.5%)	22 : 36 (37.9%)	32 : 49 (39.5%)
予測の成否	14 : 11 (56.0%)	45 : 26 (63.4%)	59 : 37 (61.5%)

*1~2行目の値は「シフトなし:シフトあり」, 最終行は「予測成功:予測失敗」

表5に示されるように, スピンのみによる予測適合は6割程度である. これはあまりよい制度とはいえないが, 全体的な傾向は捉えられている(ちなみに問題1の選択と12, 13, 14のポテンシャル差によるロジスティック回帰では64.5%, 有意な係数は14の差のみである). 事実, 件数が多いNeutralについての精度はまずまずである. 例えば, 差の最大値が1または2で最小値が-2であるB選択の小グループ($n = 15$)では, このうちDownが7件, Neutralが8件であり, リスク態度シフトは3件であり, 8件で予測が適合する(以下の*印).

(1,-2):[-1,-1,-1,-1,0,1]: 4

(1,-2):[-1,0,-1,1,-1,-1]: 1

(1,-2):[1,-1,-1,-1,-1,0]: 1

(1,-2):[1,-1,0,-1,-1,1]: 1*

(1,-2):[1,0,-1,-1,-1,-1]: 2

(2,-2):[-1,-1,0,1,1,1]: 1

(2,-2):[1,0,0,-1,-1,0]: 1

(2,-2):[1,0,1,-1,0,1]: 1*

(2,-2):[1,0,1,-1,0,1]: 1
 (2,-2):[1,1,0,0,-1,-1]: 1
 (2,-2):[1,1,0,1,-1,-1]: 1*

また 2 節で指摘した 9 件の選択パターン BDFG または BDFT (問題 3 と 4 でリスク態度シフトするが問題 1 と 2 ではシフトしない) の差符号パターンと向き, および差符号パタンの属するグループ ($n \geq 8$) の平均非シフト率の最大と最小は以下のである.

[-1, -1, -1, 0, -1, -1]: down: [0.77, 0.32]
 [-1, -1, 0, 1, 1, 1]: neutral: [0.78, 0.33]
 [1, 0, -1, -1, -1, -1]: down: [0.65, 0.37]
 [1, -1, -1, -1, -1, 0]: neutral: [0.65, 0.37]
 [1, 0, 0, -1, -1, 0]: neutral: [0.57, 0.25]*
 [1, 0, 1, -1, -1, 1]: neutral: [0.57, 0.27]
 [1, 1, 0, -1, -1, -1]: neutral: [0.5, 0.31]
 [0, 0, 0, 0, 0, 0]: neutral: [0.44, 0.2]

上で*を記したパターンについては 2 件のデータが該当する. つまりスピンのみによる単純な予測は, 上記の 9 件中 7 件で失敗する. 向きが **Neutral** でもシフトを発生しやすい差符号パターン (上記の 9 件ではすべてゼロの最大 44%, 最小 20%) もあれば, 上から 2 番目のように **down** かそれ以上にシフトを起こしにくいものもある. 後者は B 選択者で最も高い非シフト率 78% のグループ (図 5 の最下行に現れる $S2 = -1$ かつ $S6 = 1$ の **down**) と非シフト率 32% のグループ ($S4 = 0$) に同時に属している.

読者はこれらの経験的情報や選択問題 2 のポテンシャルを用いることで, 予測が改善されるのではないかと思うかもしれない (ちなみに変数選択後のロジスティック回帰で 67.7%). 実際, 以下の方法で修正すると 7~8 割の成功率が得られる. 表 6 にその結果を示す.

表 6 選択問題 2 のポテンシャルを含めた修正予測モデル

向き(スピン)	選択問題1:A 選択	選択問題1:B 選択	合計
Down	7 : 1 (87.5%)	25 : 12 (71.0%)	32 : 13 (71.1%)
Up, Neutral	8 : 13 (23.5%)	6 : 28 (22.5%)	10 : 41 (19.6%)
予測の成否	20 : 5 (80.0%)	53 : 18 (74.6%)	73 : 23 (76.0%)

Q1 で B を選択した場合については, 表 6 で示されるように, その的中率約 75% である. 以下にその Prolog プログラムの一部を示す.

```
predict_rshift12_for_B_choosers( [ R1, R2, K, F, I-J, S3, S17, S53 ] ) :-
  choice( 'Q1', Q1, R1 ),
  choice( 'Q2', Q2, R2 ),
```

```

R1 = safe, ( R1 = R2, K = 1 ; R1 ≠ R2, K = 2 ),
allais( I, J, 'Q1', Q1, [ P11, P12, P13, P14 ] ),
allais( I, J, 'Q2', Q2, [ P21, P22, P23, P24, P25, P26, P27, P28 ] ),
S3 is sign( P11 - P14 ),
S17 is sign( P21 - P27 ),
S53 is sign( P25 - P23 ),
Y = [ S3, S17, S53 ] ,
min_list( Y, Min ),
( Min < 0, F = 1 ; Min >= 0, F = 2 ).

```

上のプログラムの前半部分は2問題文のポテンシャルの差符号変数をリストの形に整頓している。予測モデルの要点はプログラムの下3行分から分かる。このモデルは Q1 の差変数 S3 および図 2b の決定木に用いられた Q2 の差変数 17 と 53 の最小値が負である場合にシフトがブロックされると予想する。

また Q1 で A を選択した場合の予測モデルは表 6 では 80% の的中率であるが、これはやや複雑な投票ルールが採用されている。以下にその Prolog プログラムの一部を示す。

```

predict_rshift12_for_A_choosers( [ R1, R2, K, F, I-J, S1, S2 ] ) :-
choice( 'Q1', Q1, R1 ),
choice( 'Q2', Q2, R2 ),
R1 = risk, ( R1 = R2, K = 1 ; R1 ≠ R2, K = 2 ),
allais( I, J, 'Q1', Q1, [ P11, P12, P13, P14 ] ),
allais( I, J, 'Q2', Q2, [ P21, P22, P23, P24, P25, P26, P27, P28 ] ),
S11 is sign( P11 - P12 ),
S12 is sign( P11 - P13 ),
S13 is sign( P11 - P14 ),
S14 is sign( P12 - P13 ),
S15 is sign( P12 - P14 ),
S16 is sign( P13 - P14 ),
S1 = [ S11, S12, S13, S14, S15, S16 ],
S21 is sign( P25 - P26 ),
S22 is sign( P25 - P27 ),
S23 is sign( P25 - P28 ),
S24 is sign( P26 - P27 ),
S25 is sign( P26 - P28 ),
S26 is sign( P27 - P28 ),
S2 = [ S21, S22, S23, S24, S25, S26 ],
count( ( nth1( X, S1, Y ), ( X < 4, Y >= 0 ; X > 3, Y = 0 ) ), Pu ),      % ①
count( ( nth1( X, S1, Y ), ( X < 4, Y < 0 ; X > 3, Y > 0 ) ), Pd ),      % ②
count( ( nth1( X, S1, Y ), ( X < 4, Y >= 0 ; X > 3, Y = 0 ) ), Pu1 ),    % ③
count( ( nth1( X, S1, Y ), ( X < 4, Y < 0 ) ), Pd1 ),                  % ④

```

D is $\max(Pd, Pd1) - \min(Pu, Pu1)$,
 $(0 < D, F = 1 ; 0 \geq D, F = 2)$. % ⑤

右端の番号①より上の 7 行分はポテンシャル差の符号パターンを並べたリストを作る. A 選択の場合, B 選択のときよりも一見多くの変数を使用する. 予測ルールは Q1 の選択および Q1 と Q2 のポテンシャルの差符号変数に依存しており, 番号の付された行の①～④は, Q1 の差変数を前後 3 つずつに分けて, 各変数が Up 側または Down 側に 1 票分の投票権を持つ 2 種類の多数決投票を意味する. なお①～④中で用いられる count / 2 述語は成功する目標の個数を集計する.

count(A, C) :- findall(1, A, B), length(B, C). % ⑥

予測モデルを説明すると, ①は選択問題 1 の Up 側の得票 Pu を集計するためのルールであり, S1～S3 が非負のとき, および S4～S6 がゼロ値のときそれぞれ Up が得票する. ②は選択問題 1 の Down 側の得票 Pd を数えるルールであるが, S1～S3 が負のときと, S4～S6 が正である場合だけ加算される. 選択問題 2 の Up 側のルール③は, 選択問題 1 の①と集計方式が類似する. Down 側のルール④では A 選択者にはルール②と類似の投票を行うが, S4～S6 についての票は数えない. 最後に, 行⑤でこれら 2 種類の投票結果に基づいて, Down の得票の最大値が Up の得票の最小値を超えるとき, リスク態度シフトがブロックされる向き(Down)を予測し, それ以外のときはリスク態度シフトを予測する(⑤).

これらを一つのルールとしてまとめると次のようである.

```
predict_rshift12( [ R1, R2, K, F, I-J ] ) :-
  R1 = risk, predict_rshift12_for_A_choosers( [ R1, R2, K, F, I-J | _ ] );
  R1 = safe, predict_rshift12_for_B_choosers( [ R1, R2, K, F, I-J | _ ] ).
```

この予測モデルの精度は, 表 6 で示されるように全体で約 76%, A 選択で約 80%, B 選択で約 75%である. 予測を評価するプログラムとその実行例を与えておこう.

```
evaluate_prediction( R1, K, F, G ) :- forall( (
  member( R1, [ risk, safe ] ),
  findall( R1: K : F, G, XX ),
  count( member( R1 : K : K, XX ), N1 ),
  count( ( member( R1 : K : F, XX ), F \= K ), N2 ),
  H is integer( 100 * N1 / ( N1 + N2 ) ) / 100
), ( write( [ R1 ] : N1 : N2 : H ), nl ) ).
```

```
?- G = predict_rshift12( [ R1, R2, K,F, I-J ] ), evaluate_prediction( R1, K, F, G ).
```

[risk]: 20: 5: 0.8

[safe]: 53: 18: 0.75

G = predict_rshift12([R1, R2, K, F, I-J]).

前述の 2 グループにかんして精度が劣るが, B 選択者用に A 選択者用のルールのうち②と④を以下のように修正することによっても同程度の精度が得られる.

count((nth1(X, S1, Y), (X < 4, Y < 0 ; X > 3, Y < 0)), Pd), % ②' for B

count((nth1(X, S1, Y), (X < 4, Y < 0 ; X > 3, Y > 0)), Pd1), % ④' for B

これらの予測モデルの適合度を表 7 にまとめておく.

表 7 予測モデルの適合度

グループ	予測モデル			
	スピンモデル	修正モデル	②'④'の修正	ロジット
A	14 / 25 (56%)	20 / 25 (80%)	20 / 25 (80%)	18 / 25 (72%)
B	45 / 71 (63%)	53 / 71 (75%)	53 / 71 (75%)	55 / 71 (77%)
BDFG ; BDFT	2 / 9 (22%)	8 / 9 (89%)	5 / 9 (56%)	6 / 9 (67%)
最小-2 最大 1, 2 (B)	8 / 15 (53%)	14 / 15 (93%)	10 / 15 (67%)	9 / 15 (67%)
最小-2 最大 1, 2 (AB)	13 / 21 (62%)	19 / 21 (91%)	15 / 21 (71%)	10 / 21 (67%)
全件	59 / 96 (61%)	73 / 96 (76%)	73 / 96 (76%)	14 / 96 (67%)

表 7 から分かるように, 前述の BDFG または BDFT の 9 件については 8 件(A 選択 6 件を加えて 13 件)が予測成功する. これに対してロジットモデル(変数選択後のロジスティック回帰, 各係数と有意性は付録 B を参照)では全体で 76%, BDFG (BDFT) で 6 件, A 選択を加えて 8 件が適合する. 差の最大値 1 または 2 かつ最小値-2 の B 選択のグループ 15 件については 14 件, A 選択も含めた 21 件中 19 件が適合する(ロジットモデルではそれぞれ 10 件と 14 件). このように, 全般にロジットモデルを上回る適合度が得られた.

9. おわりに

実証データからアレの背理におけるリスク態度シフトの認知的要因が明かになった. リスク態度シフトは交差的注目ネットワークがブライズ背理と同型になる状況でより起こりやすくなることが分かった. 予測モデルの精度はロジスティック回帰と同程度かそれ以上であり, なおかつプロスペクト理論で予測できない実証データの大部分を説明することができた. 交差的注目ネットワークの流れの向きは, リスク態度シフトを表現しており, それは合理的な経路選択の結果として解釈された. またリスク態度シフトを促進する順方向の経路14は最善から最悪の結果に向けての注意再配分に対応し, 経路23の不使用は逆向きの配分がブロックされることを意味する. これは従来の記述理論に対する認知的な基礎を交差的ネットワークモデルが与えていることを示唆する.

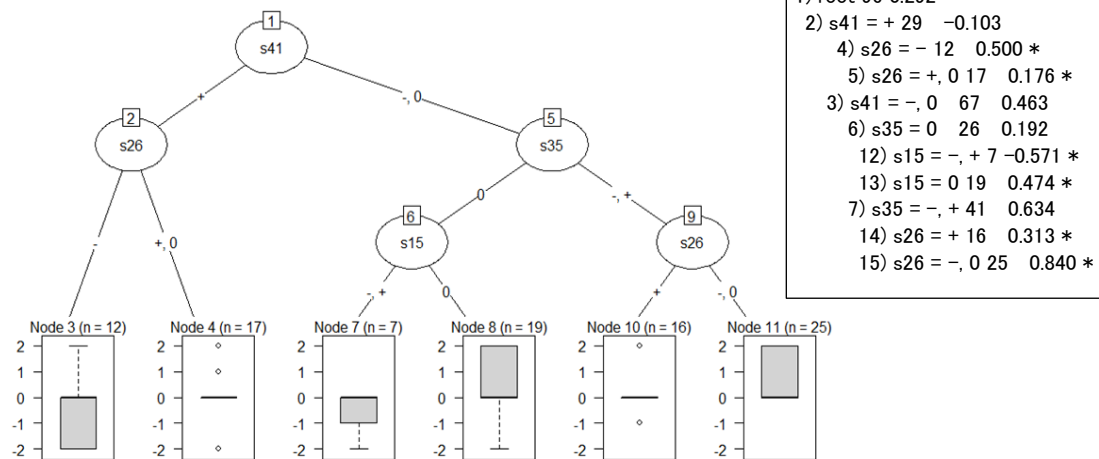
なお Q3 と Q4 の間についても, 同様のモデルを利用できる. Q1 の枝番号1234を Q3 の1346に読み替える. また Q2 は Q4 にそのまま使うことによって, F 選択で 71%, E 選択で 24%

(逆向きの予測で 76%) が予測できる. また, 2 種類の修正モデルは 73 件で予測が一致するが互いに異なる予測もする. これらの選言をとると全体の 85% が適合可能である. さらに図 8 の経路選択の結果を用いたパターンマッチングは 73% の適合度だが, ②' ④' を修正したモデルとの選言により全体のデータの 92%, 3 モデルの選言では 94% をカバーする. これらについては別途詳しく説明する機会があれば報告したい.

付録 A 選択問題 3 と 4 間のリスク態度シフト: 差符号変数による回帰木

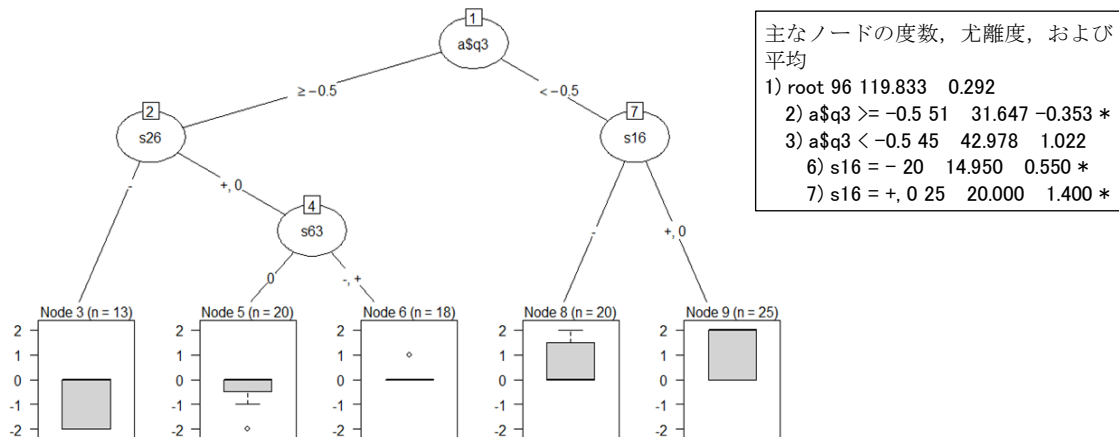
上) 選択問題 3 のポテンシャル差符号変数のみを用いた回帰木

`rpart(a$m34 ~ . , data = s3, cp = 0.02)`



下) 選択問題 3 の選択結果を用いた回帰木

`rpart(a$m34 ~ . + a$q3, data = s2, cp = 0.02)`



付録 B リスク態度シフトのロジスティック回帰係数(R の glm および step による)

var	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	Signif.
(Intercept)	-0.384	0.382	-1.003	0.316	
d14x	-1.501	0.899	-1.670	0.095	.
d42x	-0.338	0.798	-0.424	0.671	
d23x	-1.089	0.914	-1.192	0.233	
d31x	-0.894	0.891	-1.003	0.316	
d12x	-0.225	0.810	-0.277	0.782	
d34x	0.008	0.708	0.011	0.992	
d14	-1.634	0.997	-1.639	0.101	
d42	1.283	1.017	1.262	0.207	
d23	3.186	1.080	2.950	0.003	**
d31	0.571	0.975	0.585	0.558	
d12	2.574	1.052	2.447	0.014	*
d43	-1.808	0.985	-1.836	0.066	.
d58	-0.230	1.271	-0.181	0.856	
d86	1.332	1.108	1.203	0.229	
d67	-0.404	1.076	-0.376	0.707	
d75	-2.991	1.119	-2.674	0.007	**
d56	-1.353	1.256	-1.077	0.281	
d87	-1.216	1.098	-1.107	0.268	
d35	0.738	0.752	0.981	0.326	
d71	2.015	1.243	1.621	0.105	
d46	-1.517	1.089	-1.394	0.163	
d82	-1.534	1.023	-1.500	0.134	
a\$q1	-0.036	0.321	-0.112	0.911	

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.'

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 131.58 on 95 degrees of freedom

Residual deviance: 91.50 on 72 degrees of freedom

AIC: 139.5

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.9687	-0.8726	-0.2369	0.7255	2.4012

var	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	Signif.
(Intercept)	-0.324	0.293	-1.108	0.268	
d14x	-0.938	0.353	-2.658	0.008	**
d14	-1.796	0.691	-2.601	0.009	**
d23	2.082	0.715	2.913	0.004	**
d12	1.422	0.758	1.875	0.061	.
d43	-1.880	0.677	-2.776	0.006	**
d86	1.529	0.652	2.345	0.019	*
d75	-2.531	0.705	-3.589	0.000	***
d56	-2.308	0.685	-3.371	0.001	***
d87	-2.452	0.791	-3.100	0.002	**

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.'

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 131.580 on 95 degrees of freedom

Residual deviance: 99.269 on 86 degrees of freedom

AIC: 119.27

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.3218	-0.8315	-0.2846	0.9544	1.9046

参考文献

- [1] Allais, M. (1953). Le comportement de l'homme rationnel devant le risque: critique des postulats et axiomes de l'école américaine. *Econometrica*, 21, 503–546.
- [2] Brandstätter, E., Gigerenzer, G., & Hertwig, R. (2006). The priority heuristic: making choices without trade-offs. *Psychological Review*, 113 (2), 409–432.
- [3] 藤重悟 (2002). 『グラフ・ネットワーク・組合せ論』 共立出版.
- [4] Garcia, C. B., & Zangwill, W. I. (1981). *Pathways to Solutions, Fixed Points, and Equilibria*. Englewood Cliffs NJ: Prentice Hall.
- [5] 犬童健良 (2013). アレの背理における注目と注目の流れ. 行動経済学, 6(0), 70–73.
- [6] 犬童健良 (2014a). アレの背理における反事実的注目とリスク選好の認識的安定性. 関東学園大学経済学紀要, 39, 53–80.
- [7] 犬童健良 (2014b). リスク下の選択における認知的資源配分: 注目の枠組みの最適性. 日本認知科学会第 31 回大会論文集, 864–872.
- [8] 犬童健良 (2016a). 論理と確率の推論を「心の中のゲーム」としてモデル化する. 認知科学, 23 (2), 153-169.
- [9] 犬童健良 (2016b). ポテンシャルゲームを用いてクジ比較における認知をモデル化する. 日本認知科学会第 33 回大会論文集, 864–872.
- [10] Kahneman, D., and Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47, 263–291.
- [11] Monderer, D., and Shapley, L. S. (1996). Potential games. *Games and Economic Behavior*, 14(1), 124-143.
- [12] Tversky, A., and Kahneman, D. (1992). Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty. *Journal of Risk and Uncertainty*, 5 (4), 297–323.