『埼玉大学紀要（教養学部）』第 55 巻第 2 号、2020 年

社会的影響の意見間距離モデル

The Opinion Distance Model of Social Impact

高木 英至*

TAKAGI Eiji

【要約】意見間の距離を導入した社会的影響の計算モデルを作成し，そのモデルを用いて計算機シミュレーションを実施した．シミュレーション結果は従来の社会的影響モデル(DSIT)に基づく結果を再現するとともに，新たに次の傾向を示した．(1) 意見集団のセル空間における配置は意見間距離にそった秩序にしたがう傾向がある．すなわち意見間距離が近い意見が隣接しやすい．少数派が隣接する傾向は，意見間距離が小さい少数派間で生じやすい．(2) 意見変化の閾値が大きいと社会的影響の作用による多数派の形成は抑制され，小さな意見クラスタが多数生じやすい．閾値が小さいと同じ意見のセルが合併して大きなクラスタができやすい．(3) 特に 1 次元の意見空間のモデルでは，意見が広く分布しているとき全体の意見はコンセンサスに向かう．意見が 1 方向に偏って分布するときは全体の偏りの方向に極性化する．(4) 2 次元意見空間のモデルでは，２つの意見次元が相関し，対極の２集団が相対的な多数派があるとき，社会的影響の作用の結果はその 2 多数派間の意見間距離に依存する．2 多数派間の意見間距離がそれほど大きくないとき，多数派の 2 集団の規模は増加し，意見次元の相関も高くなる．逆に２意見間距離が大きい（対立が強い）とき，2 多数派の規模は縮小し，全体の対立度は縮小する傾向を示す．

キーワード：社会的影響(Social Impact)，動的社会的影響理論(Dynamic Social Impact Theory)，計算機シミュレーション(Computer Simulation)

1 はじめに

本論文の目的は次の２つである．第 1 に，動的社会的影響理論に意見間の距離の要素を導入した新たなモデルを提示する．第 2 に，新たなモデルに基づく計算実験（計算機シミュレーション）を実施して，このモデルがどのような予測を産むかを試行的に評価することである．

1.1 オリジナルの DSIT

Latané らのオリジナルの動的社会的影響理論（Dynamic Social Impact Theory, DSIT と略)は，四角の多数のセルが平面に並ぶセル空間を仮定し，そのセルが個人に対応すると考える．各セルは２値(Yes/No など)の意見を持ち，各セルの意見は他のセルに社会的影響(social impact)を及ぼし合う，影響の強さはセル間の距離とともに弱くなる，と考える．そして，影響を及ぼし合う

* たかぎ・えいじ　埼玉大学　名誉教授，社会心理学
Professor Emeritus, Saitama University, Social Psychology

試行ラウンドを繰り返すことで，セル空間における意見分布の均衡値を求めるのである(Latané & L'Herrou, 1996, Latané, Nowak & Liu, 1994; Latané, & Wolf, 1981, Nowak & Latané, 1994; Nowak & Latané, 1994, Nowak, Szamrei & Latané, 1990)．シミュレーションの主要な結果（モデルの予測）は次の２つである．(1)初期状態での多数派は増え，少数派はさらに減少する．(2)意見ごとのクラスタが生じる．少数派は減少するものの，クラスタになることによって残存できる．結果の(1)は，多数派は社会的影響の結果として規模が増えていることを意味している．結果の(2)は同類が集まることのデモンストレーションであるだろう．図１はオリジナルのDSITの結果を筆者が再現した均衡状態でのセル空間の例示である．

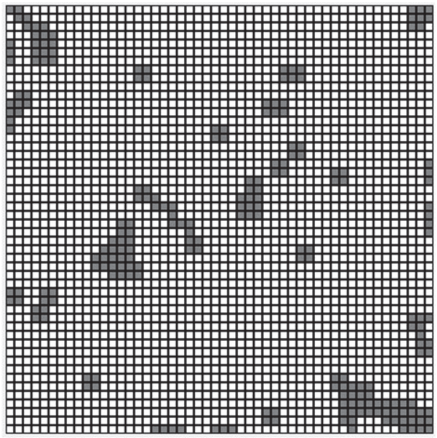


図１：DSITで生じたセル空間（例示）

1.2 複数意見へのモデル拡張

高木(2018a)は，オリジナルのDSITで意見が２値である条件を緩和し，３以上の意見を導入する計算実験を試行した．結果は上記の(1)と(2)を再現するほか，次のような結果(モデルの予測)も生み出している．(3) 初期の多数派の比率が一定でも，少数派を分割したとき，多数派が増大する．(4)意見のクラスタには自己隣接の傾向（凝集性の増大）が生じる．(5)意見クラスタの人数が低下するほど隣接傾向は高まる．多数派はほとんど凝集していない．(6)強力な多数派が１つだけあるとき，複数の少数派は相互に空間的に接近する（隣接傾向がある）．(7)多数派が複数あるとき，少数派は多数派間の境界で生き残る傾向がある(高木，2018a，2018b，2018c)．図２は，意見数を４にしたときのセル空間の均衡状態の例示である．

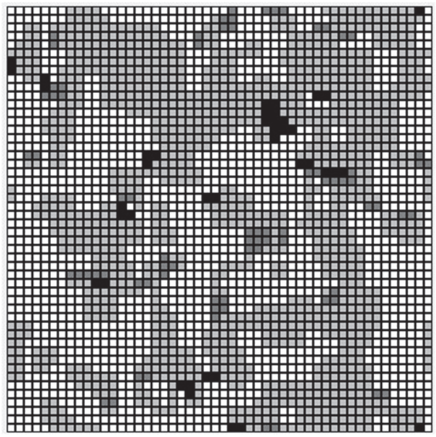


図２：意見数を４にしたときのセル空間（例示）

1.3 疑問点

高木(2018a, 2018b, 2018c)が導いた予測は興味深い内容ではあるものの，現時点で考えると使用したモデルにはいくつかの疑問を覚える．この疑問は，使用したモデルが2値意見を前提にしたDSITの仮定をそのまま3以上の意見に適用した点に由来する可能性がある．

例えば，(3)では複数の少数意見を持つクラスタ同士は近接するのであるが，意見の「距離」の大きい少数派同士でも近接するだろうか？　つまり，意見間の相違ないし「距離」を考慮していないのである．(3)が適用できるのは，すべての意見が質的に独自であり，意見間の共通性を考慮する必要がない場合だけ適用できる場合ではないか，という疑問が湧く．

おそらく，我々が経験する意見とは，多次元的に表現すべきことが多いだろう．例えば「政治的意見」であれば，（支持政党，経済政策選好，宗教的志向，移民への態度）といった特性の組（ないしベクトル）と表現すべきなのだろう．そのように考えれば，いくつかの次元で近い意見もあれば，まったく遠い意見もある，と見ることになる．

意見が多次元的な場合，異なった，しかし同じ要素を持つ複数意見が共同して同じ方向への社会的影響を及ぼすことも考えられる．例えば，伝統的な米国社会ではプロテスタントが主流の宗教であり，カトリックはマイノリティだった．しかし宗派別の所属人口を見ると，個々のプロテスタント宗派はカトリックに比べて規模が小さく，カトリックは抜きん出て大きな宗派である．しかし多数のプロテスタント宗派は共通性を持つことでプロテスタントに向けた影響力を及ぼしていたことは大いに考えられる．高木(2018a)のモデルは，個々の意見がユニークで質的に異なることを前提にしていた．影響力の源泉は個々の意見を持つ集団だった．しかし意見を多次元的に考えるなら，個々の意見ではなく，全体の意見構成と分布が社会的影響を及ぼしている，と考えるべきかも知れない．

意見が1次元上に位置するとしても，オリジナルなDSITの前提のままでは説明できない要素

が出て来るように思える．例えば内閣支持という次元で意見が一次元的に並ぶとしよう．自分が「支持する」だと仮定すると，「不支持」ないし「強く不支持」の意見集団が身近にあればその影響を受けることになるだろう．しかし意見を変える場合,「不支持」になるのか,「強く不支持」になるのかは，DSITのままでは答えを出すメカニズムがないのである．

とりとめもなく疑問点を列挙してみた．この疑問点を眺めると，DSITは意見を2値に限定することで，意見間の距離や意見の多次元性といった要因への考慮をスキップしていたのではないか，という考えに辿り着く．もし意見数を3以上にするなら，最低限必要なメカニズムとして，意見の距離と意見の多次元性を組み込んだモデルを作る必要があるだろう．

1.4 社会的影響の意見間距離モデルのアイディア

1.3に書いた疑問点に対処する，前提が単純なモデルとして筆者が思い付くのは，筆者が以前に設定した意見の相互調整モデル(高木,2003)である．この相互調整モデルを意見変化のメカニズムとして取り入れ，本論文は次節2で述べる新たな計算モデルを提示する[2]．便宜のため，提示するモデルを社会的影響の意見間距離モデル(Opinion Distance Model of Social Impact)と呼んでおく．この意見間距離モデルは，オリジナルのDSITと比較して次の４つの特質を持つ．

(a) 3つ以上の意見を許す

(b) 意見の多次元性を許す

(c) 意見間の距離を想定する

(d) 適応性が最も高い意見を採用すると仮定する

ここでは(d)について簡単に説明しておこう．DSITでは，２つの意見のそれぞれがその意見に向けた力を働かせると考える．もし自分の意見でない方の力(意見変化を求める力)が強ければ意見が変化する，と仮定する．意見間距離モデルでは，自分の意見と他のセルの意見との間の距離に応じて意見の不適応が生じると考える．意見の距離が大きいほど不適応は大きい．そしてその不適応が少ない程度を適応度(fitness)と考える．各セルは，選択可能な意見ごとに，周辺のセルとの間で生じる不適応をセル空間の距離で重みづけて（近いほど重みづけが高い）合計し，意見ごとの適応度を計算する．そして最も適応度（正確には適応度から後述の閾値を引いた値）の高い意見を選択する．もし直前と異なる意見を選択すれば，意見変化をしたことになる．このメカニズムにより，意見間で距離が定義されれば，セル空間全体の意見状況に応じて複数の他の意見から生じる不適応を考慮して自己の意見を決めるという反応が可能になる．その結果，意見の分布を求めることが可能になる．

[2] 本研究で用いる意見変化の計算式は高木(2003)とほぼ同じである．しかし実際にシミュレーションで用いた計算手順はやや異なる．

1.5 意見間の距離とは何か？

意見間の距離には２つの側面が想定できる．

第１の側面は意見を変化させるときの閾値(Threshold)の高さである．提起する意見間距離モデルからすれば，現在の意見Ａから異なった意見Ｂに変化するのは，意見Ｂに変化するで「適応値」を上げることができるためである．しかし意見を変えることには通常，抵抗が生じる．その抵抗の程度を閾値として表現する（閾値はゼロでもよい）．つまり意見Ｂになることの適応値がＡのままの適応値より高く，かつ適応値の差が閾値を超えるときに，人は意見Ｂに変わると考える．「意見間に距離がある」場合の１つの側面は，要するに変化するときの閾値の高さである．当然，現在の意見とかけ離れた（距離が大きい）意見は閾値が高い．

意見変化における閾値に相当する仕組みは，実はDSITにも組み込まれている．DSITでは自己も影響力の源泉であり，自己は隣接するセルより近い距離で自身に（現在の意見に留まる方向への）影響力を及ぼす，と仮定している．この自己の影響が意見間距離モデルにおける意見変化の閾値の機能を果たしている．ただしDSITでは他の意見ごとに閾値に当たる数値を変えることはしない（意見が2つしかないから変える必要もない）．もし距離が異なる多数の意見を選択可能とするなら，他の意見ごとに閾値に当たる数値を変える必要がある．しかし「現在の自己の意見が発する影響力」が状況に応じて変わるのは自然な仮定ではない．

第2の側面は，意見の対立度だろう．現状の意見から距離のある意見とは，現状の意見と含意が対立する度合いが高い，したがって自身により圧力(適応性の低下)を及ぼし得る意見，と考えられる．意見間距離が大きな意見は自身により大きな適応性低下をもたらし，意見変化を促す．具体的には，次節に見るように，個々の意見が発する適応性は定数から意見間距離を引いた値である．

次節2では社会的影響の意見間距離モデルをより詳しく述べたい．

2　シミュレーションモデルの構成

この節では本論文で使用する計算実験モデル（シミュレーションモデル）の構成，および関連する概念について述べる．

シミュレーションモデルは基本的に，筆者が以前に用いた動的社会的影響モデル(高木,2018aなど)ないし相互調整モデル(高木，2003)に基づいている．過去の両モデルをどのように組み合わせたかについて以下に述べる．本論文のモデルの計算機プログラムはEmbarcaderoのDelphi EX5でコーディングした．図３はこのモデルのプログラム（デモンストレイション版）のフォームである．

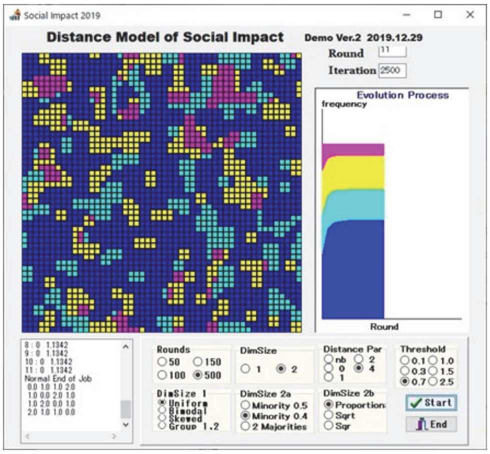


図３：計算モデルのフォーム（デモ版）

2.1 セル空間

50×50 のセル空間を仮定する．セル空間は四角形のセルを碁盤のように配置した空間である（図 1，図２）．モデル上は，各セルが１人の個人に相当する．個人は空間を移動しない．

セル空間は torus であるとする．すなわち，例えば図１や図２で表されるセル空間の上端と下端，右端と左端はつながっている．上端のセルより上のセルは，空間の一番下のセルである．空間を torus と仮定するのは空間に中心性－周辺性を作ることを避け，空間上の位置による条件を一定に保つためである．

セルの座標を行と列の順番で示す．左上端のセルを座標(1,1)，右下端のセルを座標(50,50)で表す．

セル空間上に距離を想定する．セル空間の距離とは，地理的な距離と考えてもよいし，ネットワーク上の距離，つまりコミュニケーション可能性を表す距離と考えてもよい．セル間の距離はブロック距離であると定義する．セル i の座標を（x_i, y_i)，セル j の座標を(x_j, y_j) とすれば，ij 間のの距離 d_{ij} は次式で表す．

$$d_{ij}=|x_i-x_j| + |y_i-y_j| \qquad [1]$$

「最小距離で隣接するセル」とは距離が最小（1）の他のセル，つまり上下左右４つのセルである（ノイマン近傍）．

セルをブロック距離で定義したのは，以下の本論文で用いる「隣接係数」の定義と整合性を保つためである．

セルをブロック距離で定義したため，ユークリッド距離で定義した場合に比べると斜めに位置するセルとの距離を過大に評価することになる．例えば斜めに直接隣接したセルとの距離は，ユークリッド距離であれば$\sqrt{2}$ であるが，ブロック距離では 2 になる．

なお，このモデルでは「距離」と呼ぶべき概念として，セル空間上の距離以外に意見の距離（後述）がある．以下の用語法として，単に「距離」というときはセル空間上の距離を，意見の距離を指すときは「意見間距離」と呼ぶことに統一する．

2.2　意見空間と意見間距離

オリジナルの DSIT(Latané, Nowak & Liu, 1994; Nowak & Latané, 1994; Nowak, Szamrei & Latané, 1990)では，セル（個人）が持ち得る意見の値の数は２だった．本論文では３以上の意見を選択できる状況を扱う．ただし本論文では意見が連続量の変数にある場合は考えない．意見の間には意見間距離を想定するけれども，意見自体は離散的か質的である．

以下のシミュレーションでは，意見が一次元上に位置する場合として 5 つの意見を想定し，等間隔で配列されていると仮定する．意見空間を{1, 2, 3, 4, 5}とし，それぞれの意見の数値の値を持つと考える．隣接する意見の間の距離はすべて 1.0 であり，最大の距離は 1 と 5 の間の 4.0 である．

意見が多次元の場合，以下のシミュレーションでは，複雑さを回避するために最も単純な状況，つまり 2 次元で，各次元は 2 値(0/1)であると考える．このように単純化するのは，次元や各次元の値を増やすと意見の数は「次元数×各次元の値数」となり，意見(集団)数が多くなり過ぎるからである．意見数が多くなると１つの多数派を初期状態で確率的に作ることも難しいし，何より結果が把握しにくい．

2 次元の意見から意見間距離をどのように定義するかにはいろんな選択があり得る．本研究ではやはり単純に，まず値が不一致である次元の数を数える．2 次元 2 値であるから不一致数は 0 から 2 である．

ここで意見 i と j 間の不一致次元数を x_{ij}，意見間距離を y_{ij} とすると，

$$y_{ij} = f(x_{ij})\text{，ただし } f \text{ は単調増加関数} \qquad [2]$$

と考える．f はいろんな形であり得るけれども，x_{ij} とともに y_{ij} の増加が逓減する場合，比例する場合，逓増する場合の３つのケースを想定する．以下のシミュレーションでは次の式で３つの場合を表現することにした．

$$\begin{aligned} &\text{意見間距離逓減:} \quad y_{ij} = x_{ij}^{1/2} \\ &\text{意見間距離比例:} \quad y_{ij} = x_{ij} \qquad [3] \\ &\text{意見間距離逓増:} \quad y_{ij} = x_{ij}^{2} \end{aligned}$$

意見間距離比例の場合は不一致次元がそのまま意見距離であると定義する．意見距離逓減の場合は，意見の不一致数が増えても意見間距離はそれほど増えない場合である．逆に意見間距離逓増の場合は，１つの不一致はよいが不一致が増えると意見間距離が急増する場合といえる．

シミュレーションの初期状態で，指定した確率分布に従って意見の値を各セルにランダムに割り当てる．初期の意見の値の確率分布はシミュレーション試行の計画による．

2.3 意見変化の計算手順

セル i が意見 k を採用すると仮定したときの i にとっての適応度 z を次のように計算する．j は任意のセルである（$i \neq j$）．

$$z_i(k) = \sum_{j \in A, j \neq i} \frac{C - y_j(k)}{d_{ij}^n} \qquad [4]$$

ここで A はセル空間にあるセルの集合，C は定数，$y_j(k)$ はセル j の意見と意見 k との間の意見間距離，d_{ij} は ij 間のセル空間の距離，n は空間距離にかかるべき指数であり，空間距離とともにセル間の影響が減衰する程度を示す． C の値は何でもよい（以下の計算では C=2.0 とした）．少数派セルが生き残りやすくするために，高木(2003, 2019a)と同様に n=4 とおいた．セルはすべての可能な意見 k についてこの適応度を計算する．

さらに次のように意見 k に対するセル i の評価値 $v_i(k)$ を，すべての意見について計算する．

$$v_i(k) = z_i(k) - t_i(k) \qquad [5]$$

ただし $t_i(k)$ はセル i が意見 k を採用するときの意見変化の閾値である． θ を閾値係数と呼ぶと，

$$t_i(k) = \theta \times \text{セル}i\text{の意見と}k\text{との意見間距離} \qquad [6]$$

とする．つまり閾値は閾値係数と意見間距離をかけた数値と仮定する．意見間距離が 1 であれば閾値は閾値係数 θ の値に等しい．自分の意見との距離は 0 であるから，自分の意見への閾値は 0 である．[5]式では，k が現在の意見のときは $t_i(k)$=0 となる．

セル i は $v_i(k)$ が最大となる意見 k を採用する．最大となる評価値が複数あるときは最大評価値の中からランダムに採用する意見を選ぶ．

2.4 シミュレーションの流れ

１回のシミュレーション試行は条件設定と全セルに意見の値をランダムに割り当てる初期設定で始まり，その後意見変化を試すラウンドを繰り返す．ラウンドごとにセルが意思決定をする順番がランダムに決まる．その順番にしたがってセルは意見変化するか否かを計算して決める．意見を変化させるセル数がゼロであるラウンドが複数回続いた時点で，意見が収束したと判断し，ラウンドの繰り返しを終了する．ラウンドの繰り返し数は，条件によるけれども，以下の分析では多くの場合 20 ラウンド以内に収束している．

パラメータの設定を異にする１つの条件ごとに 20 試行の繰り返しを行う．

2.5 隣接係数

本論文の以下の分析では，意見が収束した段階でのセル空間においてどの意見のセル同士が近接して位置しているかを分析する．そのために隣接係数 c_{ij}を計算する(高木，2018a)．「意見 jに対する意見 iの隣接係数 c_{ij}」とは，意見 iのセルの近傍に意見 jのセルが偶然的確率に基づく期待値以上に見出せる程度である．c_{ij}=1 のとき意見 jのセルが期待値と同じ程度に意見 iのセルの近傍にある．c_{ij}>1 なら偶然からの予測より多く意見 jのセルが近傍に存在し，c_{ij}<1 ならより少なく存在することを表す．この係数は対称的であり，

$$c_{ij} = c_{ji} \qquad [7]$$

である．

「近傍」の定義は「距離１ないし２以内」と考える．以下の分析では距離２以内のときの隣接係数 c_{ij}を使う．距離のいかんによって係数の値は変わるが，分析の結論は同じである．

同じ意見間の隣接係数 c_{ii}は自己隣接の傾向を表す．自己隣接傾向はセル空間における意見集団の凝集性(空間上で固まって位置すること)を表すと解釈できる．

3　１次元意見空間のシミュレーション

3.1 方法

まず意見空間を１次元と仮定してシミュレーションを実施した．2.2 で述べたように，意見空間を{1,2,3,4,5}とし，意見の数字がそのまま意見の座標（位置）を表すと考える．最小値が 1，最大値が 5 である．隣接する意見の間の間隔を距離 1 とする．例えば 1 が右翼，5 が左翼と考えればよい．

シミュレーションを実施するにあたって分布要因（初期分布の相違）と閾値要因を設定した．分布要因では次の３つの条件を設定する．一様分布条件では，5 つの意見の値の初期状態での分布が一様分布であるとして値をセルにランダムに割り当てる．初期状態では各意見の出現確率が 1/5 である．双峰分布条件では両端の値(1,5)に他の値の 3 倍の出現確率を割り当てる．初期状態で意見分布が両極化している分布である．傾斜分布条件では片方に傾斜した確率分布で初期分布を決める．初期状態では 1 の意見が 0.6，他の各意見が 0.1 の確率で出現すると仮定した．

分布要因を導入するのは，初期の意見分布が最終分布にどのような影響を与えるかを確認するためである．特に，初期分布の特性が最終分布をどれほど拘束するかが焦点である．

閾値要因では，閾値係数 θ を 0.3/0.7/1.5 とする３水準を設定する．θ を 0.3 より小さくすると少数派意見が残りにくくなり，1.5 より大きくすると影響を受けない孤立したセルが多くなってしまう．当然ながら，閾値の高さは社会的影響の作用を抑制することが予想できる．

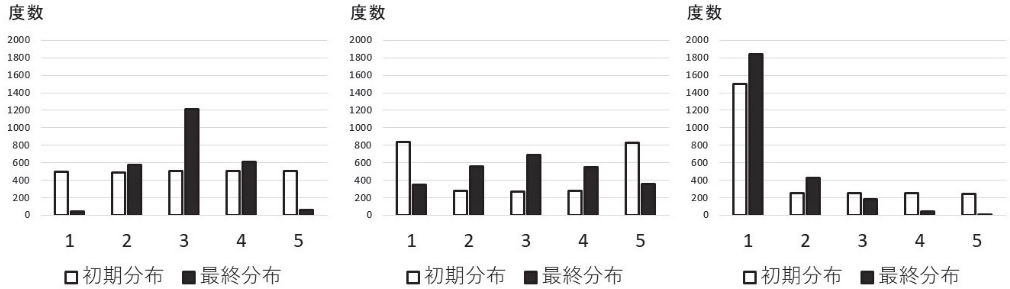
分布要因×閾値要因の９つの条件のそれぞれで 20 回のシミュレーション試行を繰り返した．

3.2　少数派の残存

このシミュレーションをする上で筆者の最大の関心は，1 次元上に並んだ意見が収束時点で平均的な意見以外に残るだろうか，という点だった．図 4 は閾値係数を 0.7 としたときの各意見の初期度数と最終度数を表すグラフである．分布条件によって差はあるものの，一方で社会的影響によって分布は集中化するけれども，何れの値の意見もある程度は残ることが分かる．一様分布条件では平均値である 3 に向けた意見の集約が進む．双峰分布条件でも，初期分布の傾向は残るものの同様に意見３への集中化は進んでいる．傾斜分布条件では最頻値の 1 への傾斜がさらに進む．しかし遠ざかった意見も若干は残っている．

むろん，この少数派の残存は適度な閾値が設定されているためである．同じ条件で閾値係数を 0.0 に近づければ，どの分布条件でも初期状態で最頻値だった意見しか残らない．

意見の値(1 から 5)を使ってセル空間内の意見の標準偏差を求めてみると，閾値係数が 0.3 のときに 0.7 か 1.5 のときより標準偏差（の平均値）は低下していることが分かる．閾値係数が高ければ社会的影響の影響を受けやすく，集中化が進んで標準偏差が下がると判断できる．条件ごとにノンパラメトリック検定で閾値要因の効果を調べると，どの条件でも閾値要因の効果は有意である(Kruskal-Wallis 検定，*ps*=.000)．



(a)：一様分布条件　(b)：双峰分布条件　(c)：傾斜分布条件

図４：セル値の度数（閾値係数=0.7）

3.3 コンセンサスと極性化

意見を表すの数値(1～5)をそのまま使って分布要因×閾値要因の条件別に，初期分布と最終分布別に，セル空間内の意見の平均値と標準偏差を算出した．閾値係数=0.7 の場合の分布条件

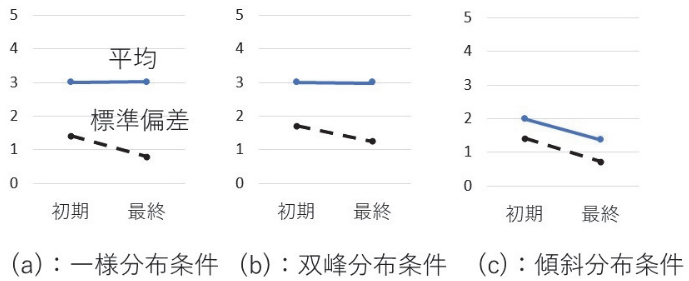


図５：分布条件別の平均値と標準偏差(閾値係数=0.7)

別の平均値と標準偏差(何れも平均値)の変化を図示したのが図５である.

図５に見られるように，一様分布と双峰分布の条件では，初期と最終で平均値は変わらず標準偏差（の平均値）だけが最終状態で下がる．つまり社会的影響の過程で分布が平均の周りに集中しているのが分かる．傾斜分布条件でも標準偏差は最終段階で低下する．しかし平均値は最終段階で，全体で折り合って偏った分布が緩和されるのではなく，逆に初期状態で多数派だった低い値の方向に中心的傾向が移動し，平均値が極端化している.

傾斜分布条件における中心的傾向の極端化は集団極性化(Group Polarization)に関する一般的な理解に符合しているだろう．集団極性化は，当初に集団内にあった傾向が集団内の相互作用の結果として極端化することを指している[3]．集団極性化が生じる前提は，事前に集団成員の傾向が一方向に偏っていることだった(e.g., Baron, Kerr & Miller, 1992)．この前提が成り立つのはこの分析では傾斜分布条件だけである．傾斜分布条件では，初期状態で中心的傾向が低い値の方向に偏り，社会的影響の結果，全体の分布は値が中和されるのではなく，全体の傾向がさらに低い方向に動いたことになる.

3.4 クラスタ数

最終分布においてセル空間内に存在するクラスタの数を算出してみた．クラスタとは，同じ意見のセルの集合であり，その何れもが同じクラスタ内の他のセルと距離 1 で隣接することを条件とする．セル空間におけるクラスタ数はすべての条件を合わせた平均で 88.1 個である．平均で，1 個のクラスタは 28.4 個のセルからなる.

空間内のクラスタ総数を従属変数とし，分布要因(3)×閾値要因(3)の実験計画で分散分析を適用してみた．分布要因，閾値要因，分布×閾値要因の交互作用のすべてが高度に有意となる(ps=.000)．分布要因で見ると，双峰分布条件で総クラスタ数が多く(平均 139.1)，一様分布(71.2),傾斜分布(54.0)の順で低くなる.閾値条件で閾値係数 0.3 の条件で極端に少なく(13.2)，0.7 と 1.5 の条件で多くなる(それぞれ 127.2, 124.0).

[3] 集団極性化は個人成員の立場が集団内接触以前より極端化することを指し，必ずしも平均値が移動することではない．その意味でこのシミュレーションでの極端化は，正確には集団極性化を指す訳ではない.

上記の総クラスタ数の傾向は，多数派規模が大きい意見集団では同意見セルが１つのクラスタにまとまる傾向がある，という事実によって説明できる．双峰分布条件では意見ごとの集団規模が比較的均等であるため，大きな多数派が存在せず，各意見集団内で小さなクラスタを作ることになる．双峰条件では，意見ごとのクラスタ平均セル数も均等に近い．逆に意見 3 が多数派となる一様分布条件や，意見 5 が大多数派をなす傾斜分布条件では，多数派のクラスタが少ないため，多数派全体で１つか２つのクラスタを形成することになる．当然，閾値係数が小さいほど社会的影響の作用が強く，クラスタでまとまる可能性も高くなる．ちなみに，閾値係数が 0.3 のときの傾斜分布条件では，意見 1 のクラスタ数の平均値は 1.1 であり，1 クラスタのセル数の平均値は 2233.3(全体の 89%)である．

3.5 隣接傾向

2.5 で述べた隣接係数を最終分布から計算してみた．閾値係数が中位の 0.7 のときの隣接係数の行列を表 1 に示す．数値は異なるが，全体の傾向は他の閾値係数の条件でも同じである．

表 1 を見ると次の傾向を読み取ることができる．第 1 に，同じ意見同士の隣接係数(自己隣接係数)はどの意見でも 1.0 を超えており，同じ意見のセルは自己隣接する傾向があるのが分かる．つまり，偶然の期待以上に隣接し合う傾向がある．

第 2 に，意見集団の規模が小さくなるほど自己隣接傾向は上がる．つまり少集団ほど内輪づきあいが強い．

第 3 に，強い 1 つの多数派が存在するとき，少数派同士は隣接傾向があることである．まず一様分布条件では，意見 3 が多数派であるため，意見 1 と 2，意見 4 と 5 の少数派間で若干の隣接傾向が生じている(隣接係数が 1.0 を超える)．傾斜分布条件では意見 1 が圧倒的な多数派を形成するため，規模の小さい少数派の 3 と 4，4 と 5 の間で隣接傾向が生じている．

以上の 3 つの傾向は DSIT の前提でシミュレーションを行った高木(2018a，2018b，2018c)でも生じている．異なるのは，上記の第 3 点として述べたの少数派間の隣接傾向が，意見間距離が小さい集団間だけで生じていることである．

第 4 に，この 1 次元空間のシミュレーションに

表 1 ：隣接係数(閾値係数=0.7)

	(a) 一様分布条件				
	1	2	3	4	5
1	22.18	--	--	--	--
2	1.13	2.34	--	--	--
3	0.59	0.66	1.37	--	--
4	0.48	0.47	0.66	2.22	--
5	0.39	0.38	0.60	1.08	17.21
	(b) 双峰分布条件				
	1	2	3	4	5
1	4.74	--	--	--	--
2	0.62	2.93	--	--	--
3	0.41	0.52	2.38	--	--
4	0.30	0.39	0.52	2.95	--
5	0.24	0.30	0.41	0.62	4.67
	(c) 傾斜分布条件				
	1	2	3	4	5
1	1.15	--	--	--	--
2	0.62	2.72	--	--	--
3	0.56	0.96	5.41	--	--
4	0.53	0.97	1.64	20.31	--
5	0.60	0.64	1.27	2.73	176.52

特有の観測は，どの意見も意見空間でより近い意見との隣接傾向が必ず高くなっていることである．同じ距離でも少数の意見集団との隣接傾向の方が高くなる，という点はあるにしても，である．

以上の観測を総合すると，1次元の意見空間に５つの意見が配列されるこのシミュレーションにおいて，５つの意見のそれぞれは自己隣接傾向を示すとともに，意見の順番にしたがって近い他集団とより近い関係に配列されていると指摘できる．

4　2次元意見空間のシミュレーション

4.1 方法

2次元の意見空間を用いたシミュレーションを実施した．空間の指定は2.2で述べた通りである．00，01，10，11の４つの意見が存在すると仮定する．各次元とも，0を0.6の確率でランダムに割り当てるように初期設定する．したがって初期状態で既に．00は最大規模の2重の多数派であり，11は最小規模の2重の少数派である．両次元の値の割り当てはむろん確率的に独立である．

意見間距離要因と閾値要因の，水準３の２要因を導入した．意見間距離要因は2.2で述べた通り，意見間距離逓減条件，意見間距離比例条件，意見間距離逓増条件である．意見間距離要因の導入は探索的な試みであり，どのような効果を持つかについて事前の予測はない．もう1つの要因は1次元ケースと同様の，閾値要因である．閾値係数0.3，0.7，1.5の３水準とした．閾値係数が高ければ社会的影響の作用は抑制されると期待される．

意見間距離要因×閾値要因の９つの条件のそれぞれで20回のシミュレーション試行を繰り返した．

以上の要員配置のほか，以下の 4.5 では初期状態で意見次元間の相関が高い設定でもシミュレーションを行う．

4.2 最終分布

最終意見分布における意見の度数をまず分析する．図６は閾値係数が0.7のときの各意見の最終度数を表す．最大多数派の00は度数を増やし，他の意見は度数を減らしている．特に少数派の 11 は比率でいえば大きく度数が減っている．ただし次に見るように，11で度数の減少幅が大きかったことは，特別の作用が11に生じたからではない．

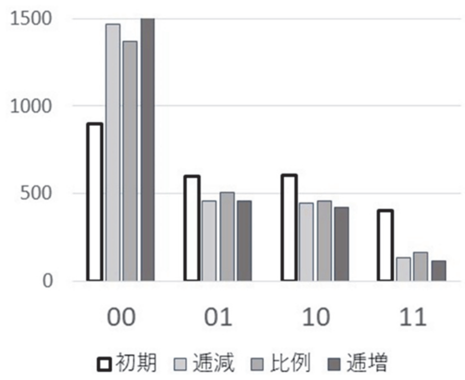


図６：最終的な意見の度数(閾値係数=0.7)

まず両意見次元の間の相関をφ係数で試行ごと

に計算した．初期状態での ϕ 係数の全条件を通した平均値は-0.0017 であり，理屈通り統計的にはゼロである．最終分布での ϕ 係数の全体の平均値は 0.017 であり，やはり事実上ゼロである[4]．つまり意見次元は，初期状態でも最終状態でも，相関はないものと見なせる．

また，多数派 0 である比率は，大まかには両次元で変わらない．第 1 次元が 0 である度数は 00 の度数と 01 の度数の和であり，第 2 次元が 0 である度数は 00 と 10 の度数の合計である．この２つの合計は大まかには同じである．

ここで意見次元間に相関がなく，両次元での多数派比率が同じであるとしよう．すると，両次元での値は確率的に独立となる．各次元で多数派である確率を p とすれば，00 の出現比率は p^2，01 と 10 の出現比率は $p(1-p)$，11 の出現比率は $(1-p)^2$ である．何れの条件でも，４つの意見の最終度数はこの比率の傾向に合っている．p が増えれば 11 が生じる確率 p^2 が上がるのは当然であり，p が 0.5 より大きい限り 01 と 10 が生じる確率 $(1-p)p$ は減少する．また，11 の確率 $(1-p)^2$ は最も減少幅が大きくなる．

意見次元間に相関がなく，両次元での多数派比率がほぼ等しいと仮定すれば，4 意見の度数分布の状態は 1 つの意見の度数で推し量ることができる．そこで多数派 00 の度数に意見間距離要因×閾値要因の分散分析を適用した．00 の度数が大きければ，01 と 10 の度数は減るはずであり，11 の度数はさらに減るはずである．00 の度数が増える度合いは，意見分布が社会的影響の作用によって初期状態から変わった度合いを表す．

意見 00 の度数の平均値を図 7 に示す．図 7 に明らかなように，予想通り閾値係数が上がると社会的影響は抑制され，00 の度数は下がる（F 検定の主効果，$F(2,171)=577.5$, $p=.000$）．ただし閾値係数 0.7 と 1.5 の間ではほとんど差がない．また，距離要因の主効果も有意になるが，この効果の意味は現段階ではよく分からない．

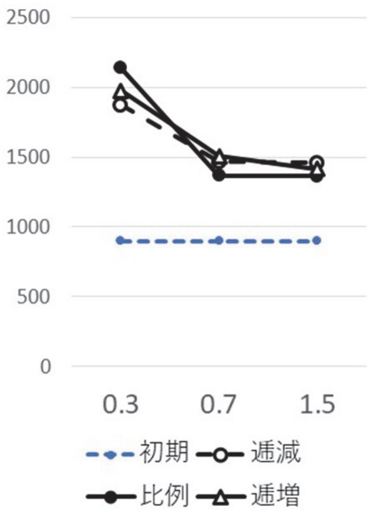


図７：意見 00 の度数の平均値

4.3 クラスタ数

[4] Fisher の z 変換をした ϕ 係数で t 検定し，統計的に平均がゼロといえるか否かを確認した．初期状態の ϕ 係数は平均がゼロと見なせるが，最終状態ではゼロより大きいという結果になった．このシミュレーションは結果の分散が小さいので，わずかな差でも統計的には有意になる．ただし最終段階での ϕ 係数の平均値は，ゼロよりおおきいといっても.017 であるので，実質的には相関はないと考えてよいと判断している．

3.4 と同様に最終分布におけるクラスタの総数を算出してみた．総クラスタ数を従属変数にして分散分析にかけると，距離要因の主効果(F(2, 171)=153.4, p=.000)，閾値要因の主効果(F(2, 171)=2005.7, p=.000)，両要因の交互作用効果(F(2, 171)=78.9, p=.000)のすべてが高度に有意となる．クラスタ総数の平均値を条件別に示したのが図８である，

閾値要因の主効果だけが理解がしやすい．閾値係数が上がるほど総クラスタ数は上昇する．閾値が上がることによって社会的影響の作用が抑制され，最大多数派の規模も抑えられ，最大多数派以外の成員規模は逆に増えることになる．

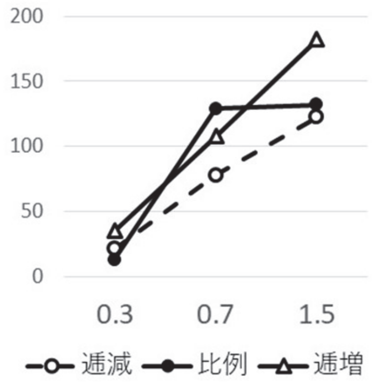


図８：クラスタ総数の平均値

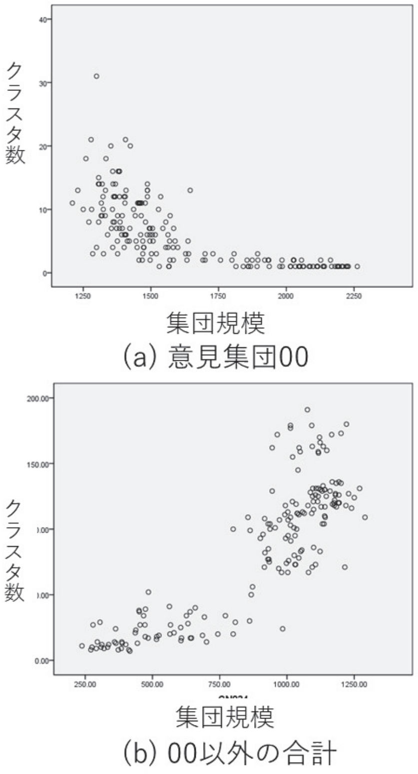


図９：集団規模と内部のクラスタ数

表２：隣接係数(閾値係数=0.7)

	00	01	10	11
00	1.32	--	--	--
01	0.55	3.07	--	--
10	0.55	0.47	3.18	--
11	0.53	0.78	0.70	8.35
	(b) 意見距離比例			
	00	01	10	11
00	1.32	--	--	--
01	0.67	2.45	--	--
10	0.67	0.36	2.61	--
11	0.35	1.14	1.32	5.13
	(c) 意見距離逓増			
	00	01	10	11
00	1.29	--	--	--
01	0.60	2.97	--	--
10	0.61	0.21	3.14	--
11	0.24	1.61	1.71	6.47

ここで注意を要するのは，意見集団の規模とクラスタ数の関係は最大多数派とそれ以外で真逆になる点である．全条件を合算して集団規模とクラスタ数をプロットすると図９のような関係が得られる．まず最大多数派の 00 については，集団規模が上がるほどクラスタ数は下がる．00集団が全体の８割に達すると,00全体が１つか２つのクラスタにまとまるのである(図９(a))．しかし 00 以外の意見集団を合算してみると，集団規模が大きくなるほど逆にクラスタ数は増える(図９(b))．ちなみに，集団 00 で集団規模とクラスタ数のスピアマン順位相関係数は-.811(p=.000，N=180)であり，00 以外を合算した集団では集団規模とクラスタ数のスピアマン順位相関係数は.828(p=.000，N=180)となる．

つまり，社会的影響の作用が強く多くのセルが最大多数派に飲み込まれるとき，最大多数派は大きくなるのでクラスタ数を減らし，最大多数派以外は小さくなるのでやはりクラスタ数を減らす傾向が生じる．閾値要因の効果はこのように，集団規模とともに生じると考えられる．

4.4 隣接傾向

3.5 同様に隣接係数を 2 次元意見空間のシミュレーション結果に適用してみた．閾値係数が中位の 0.7 のときの隣接係数の行列を表２に示す．他の閾値係数の条件でも，数値は異なるものの，全体の傾向は同じである．

表 2 からは，3.5 の結果と符合して，次の傾向を読み取ることができる．第 1 に，各意見集団は自己隣接の傾向があることである．第 2 に，最大集団の 00，中間集団の 01 と 10，最小集団の 11 の順で自己隣接係数が高くなることである．

第 3 に，意見間距離逓減条件を除いて，意見間距離の近い 11 と 01，11 と 10 の間で隣接係数が 1.0 を超えてやや高くなる点である．つまり比較的小さく相互に意見間距離が近い集団間で隣接傾向が生じている．意見間距離逓減条件でこの傾向が出ない理由は，意見間距離の遠い 00 と 11 の間の隣接係数が 00 と 01，00 と 10 と同じ程度である点に求められるだろう．他の距離条件と異なり，距離逓減条件では 11 と 00 の間の意見間距離(対立関係)が小さく，その分，11 は多数派 00 からの圧迫(適合度の低下)を受けていないと考えられる．そのため 11 はより近い 01 や 10 が周辺にない場合でも生き残れる可能性が高まっている可能性がある．

図１０は，意見間距離逓増，隣接係数 0.7 の条件での最終意見分布の例である．00 のセルが最も色が薄く，11 のセルが最も色濃く描いてある．意見間距離が逓増の場合は 11 と 00 の距離が大きく，少数派 11 は多数派 00 からの圧力を強く受ける．11 は意見間距離が比較的近い 01 や 10 を 00 との間に挟むような位置関係で 00 からの圧力を緩和して生き残こる傾向があることが見て取れる．

第 4 にいえることは，隣接係数が 1.0 より小さくなる場合を含めて，意見間距離の近い集団間で（00 と 01，00 と 10，11 と 01，11 と 10)，遠い集団間より隣接係数が高まる傾向があることである．

以上の第３点と第４点は，意見間距離にしたがって意見クラスタの空間配置が決まる傾向があることを示している．

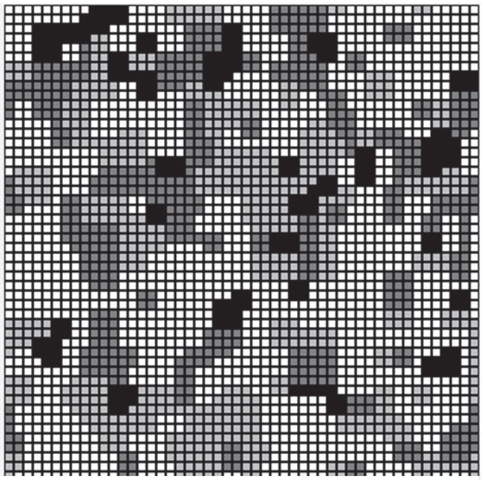


図１０：セル空間での意見分布の例
（意見距離逓増条件，閾値係数=0.7）

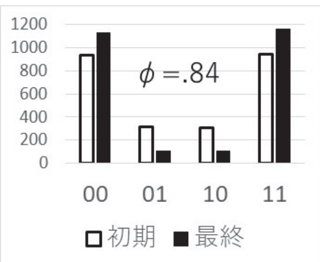
4.5 初期状態で意見次元間の相関がある場合

ここまでは意見集団 00 だけが唯一の多数派として存在する設定でシミュレーションを実施した．この 4.5 では相対的な多数派が２つある設定でのシミュレーション結果を報告する．閾値係数を 0.7 とし，３つの意見間距離条件の各々で 20 試行を繰り返した．

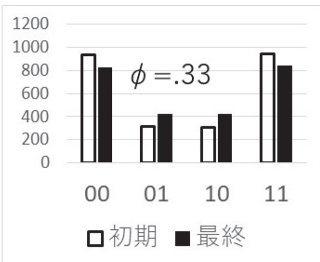
初期状態での意見の出現確率として 00 と 11 には 3/8，01 と 10 には 1/8 を割り当てた．このとき，２つの意見次元間のφ係数は 0.50 になると期待される．実際，3 条件ともシミュレーション結果から計算した初期状態でのφ係数は四捨五入で 0.50 だった．
最終の意見分布での度数の平均値を図１１に示す．意見間距離条件によって結果が大きく異なるのが分かる．

まず，標準的な意見間距離比例条件で，相対的多数派である 00 と 11 が度数を減らし，少数派の 01 と 10 が度数を増やしている．多数派が必ず度数を増やす DSIT のシミュレーションでは考えにくいことである．結果としてφ係数は初期の 0.50 から 0.33 に低下している．意見間距離逓増条件ではより極端であり，多数派と少数派の立場が入れ替わっている．0.50 のφ係数は低下し，平均で-0.14，つまり負の相関になるのである．

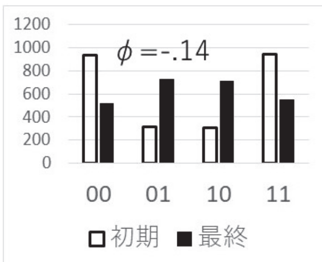
このような結果が生じた原因は 00 と 11 の意見間距離が大きいことに求められるだろう．２つの相対的多数派は意見間距離が大きいため，相互に圧迫を及ぼし，度数を低下させ合う効果を



(a) 意見距離逓減条件



(b) 意見距離比例条件



(c) 意見距離逓増条件

図１１：最終意見度数（閾値係数=0.7）

及ぼすと予想できる．00 と 11 のセルは，圧迫を避けるように 01 や 10 に退避したのである．多数派の度数減少は 00 と 11 の間の意見間距離が大きい意見間距離逓増条件で顕著となる．意見間距離でいうと 01 と 10 も大きいので，４つの意見集団の規模はほぼ等しい状態で均衡すべきだとも思える．しかしシミュレーション経過を見ると，シミュレーション開始直後に，00 と 11 の規模が大きいために強い圧迫が生じて両者が急減し，その状態が持続したものと解釈できる．

それに対し，意見間距離逓減条件では，DSIT の前提で２つの相対的多数派を作ったときのように，相対的多数派がともに増加している．0.50 のφ係数は 0.84 にまで上昇している．この条件では 00 と 11 の間の距離が相対的に小さいことにより，両者間で生じる圧迫の度合いが少ないためと解釈できる．この条件での経過は，DSIT を前提としたシミュレーションで相対的多数派を２つ作ったときの結果(高木，2018a)とほぼ同じである．

5 まとめと考察

5.1 結果のまとめ

本研究のシミュレーション結果はおおまかには DSIT を前提としたシミュレーション(高木，2018a)の結果とある程度共通である．現時点で確認できる共通性とは次である．

(1) パラメータなどの条件設定によって，意見によるクラスタ化が生じ得る[5]．

(2) また，同じ意見の集団は自己隣接（凝集化）する傾向があり，規模が小さい集団ほど自己隣接の程度が大きい．

(3) １つの強力な多数派が存在するとき，小さな意見集団は隣接しやすい（ただし意見間距離の大きさが隣接を阻害することはある）．

本研究のモデルは，意見間距離の概念を導入することにより，次の傾向を予測として加えていると見ることができる．

(4) 意見集団のセル空間における配置は意見間距離にそった秩序にしたがう傾向がある．すなわち意見間距離が近い意見のセルと隣接しやすい．

(5) 意見変化の閾値が大きいと社会的影響の作用による多数派の形成は抑制される．

(6) おなじく閾値が大きいと小さな意見クラスタが多数生じやすい．逆に閾値が小さいと同じ意見のセルが合併して大きなクラスタができやすい．

(7) 特に 1 次元の意見空間のモデルからは，少なくとも意見が離散的な値と表現できることを前提に次の傾向が生じる．意見が広く分布しているとき，全体の意見はコンセンサスに向かう．意見が１方向に偏って分布するときは全体の偏りの方向に極性化する．

[5] データは示していないが，オリジナルの DSIT も高木(2018a)のモデルも，本研究のモデルでも，パラメータの設定によっては全セルが同一になって少数派が残らないこともあれば，セルがまったく変化しないこともある．少数派が適度の残る結果が生じるのはパラメータが適度な範囲に入る場合だけである．

(8) 特に本研究の設定による 2 次元意見空間のモデルからは次の傾向が予測できる．２つの意見次元が相関し，対極の（意見間距離が大きな）２集団が相対的な多数派である場合は，社会的影響の作用の結果はその 2 多数派間の意見間距離に依存する．2 多数派間の意見間距離がそれほど大きくないとき，多数派の 2 集団の規模は増加し，意見次元の相関も高くなる．逆に２意見間距離が大きい（対立が強い）とき，2 多数派の規模は縮小し，全体の対立度は縮小する．

以上の予測のうち，特に(8)は社会的な含意がある点かも知れない．例えば意見の次元が「現政権支持／不支持」と「伝統文化尊重／改変」で定義され，(現政権支持，伝統文化尊重）と(現政権不支持，伝統文化改変)が相対的多数派だとしよう．このとき，(8)の結果をそのまま当てはめれば，両意見の軋轢が大きいときには軋轢が緩和されるように社会の意見は多様化し，軋轢が緩やかなときはその２つの多数派に社会は集約される，ということになる．

5.2 考察

最後に 3 点について議論を加えたい．

DSIT との関係 4.5 で述べた 2 多数派のケースの結果を見たとき，本論文で提起した意見間距離モデルと DSIT ベースの（3 以上の集団を扱える）モデル(高木，2018a)との関係を筆者は意識した．4.5 のシミュレーションでは，意見間距離逓減条件で，２つの多数派が膨張し，少数派を吸収する結果になった．高木(2018a)で 2 多数派状況を設定したシミュレーションでも同じことが生じていたのである．意見間距離逓減条件では意見次元の不一致による距離の違いを小さくしてある．実は高木(2018a)のモデルでは意見の距離が導入されていないが，意見の距離がないということは，実は意見間の距離が同一であることを意味している可能性がある．つまり，意見間距離逓減条件と高木(2018a)のモデルとは近い設定になっているのでないか，という印象を受けた．

高木(2018a)のモデルでは，意見は質的に異なる（したがって意見間距離は想定しない）という考えに基づいていた．しかし意見の違いが質的である状態は，意見の数だけの 2 値の値の組合せとして表現できるだろう．例えば意見が 1 番目から 4 番目まであるとき，各意見は 1000, 0100, 0010, 0001 と表記できるだろう．４つの 2 値の i 番目は，その意見が i 番目の意見であれば 1，その他は 0 になるように決めるのである．このとき，本研究の 2 次元の意見の際の不一致度から距離を求めれば，4 つの意見間の距離は何れも同じ 2 になる[6]．こう考えれば，意見が質的に異なる場合とは意見間距離が同一である場合と見ることができる．

[6] 距離をユークリッド距離で定義すると，例えば 4 つの意見の間の距離が等しい場合とは，正三角形を 4 つ貼り合わせた三角錐(正四面体)の頂点が意見の位置であると考えることになるだろう．その場合，意見間距離は等しく正三角形の一辺の長さになる．ただし一般には，ユークリッド距離で意見間距離を定義すると，距離関係のイメージが把握しにくくなる．

したがって，高木(2018a)で使った DSIT ベースのモデルも，本研究の意見間距離モデルの特殊な適用ケースと考えてもよいように思える．

ただし社会的影響の生じ方に関しては定式化もパラメータの種類も両モデルは異なっている．だから両モデルが同じモデルの構造であるといえるかどうかは，今のところ判断できない．

「社会的影響」が意味する範囲　オリジナルの DSIT は Latané(1981)の社会的影響の理論に基づいている．Latané(1981)の理論は，従来いろんな形で議論されてきた社会的な影響を Social Impact という１つの概念で包括するものである．その意味では DSIT はいろんなタイプの影響を一括して扱っている建前になる．意識下で生じる影響も社会的影響のうちである．Latané(1981)では，吃音に関する他者の目の影響といったことも扱っている．

対して本論文における社会的影響の意見間距離モデルは，他者との意見の不一致を当人が圧力として認識できるような場合を想定している．その意味で，本論文のモデルの社会的影響の範囲は DSIT に比べれば限定される．むろん，DSIT が広範な影響を本当に一括して説明できるか否かには，筆者は疑問を感じる．

意見を連続変量とする影響モデル　オリジナルの DSIT は Yes/No のような 2 値の意見を扱っていた．Latané らは，意見を連続量として表現すると全体が均一化し少数派な残らないと言及していた．本論文は，意見を離散的な段階で表示しても（あくまで閾値がある前提で）少数派も残り得ることを示した．しかしより進めて意見を連続量としてどうなるかは，本論文では結論が出せない．

意見を連続量とした場合，他者の意見の影響を同じ定式の拡張で表現できるかどうかはまだ何ともいえない．連続量意見の場合はまた別途のメカニズムを仮定する必要があるかも知れない(必要ないかも知れない)．しかし検討する価値はあるように思う．ただし，意見に基づく集団の形成を問題にする関心からすると，意見を連続量で定義したとき集団を把握しにくくなる．

引用文献

Baron, R.S., Kerr, N., & Miller, N. (1992) *Group Process, Group Decision, Group Action*. Buckingham, Open University Press.
Latané, B. (1981). The psychology of social impact. *American Psychologist, 36,* 343-356.
Latané, B. & L'Herrou, T. (1996) Spatial clustering in the conformity game: Dynamic social impact in electronic groups. *Journal of Personality and Social Psychology, 70*, 1218-1230.
Latané, B., Nowak, A. & Liu, J.H. (1994) Measuring emergent social phenomena: Dynamism, polarization, and clustering as order parameters of social systems. *Behavioral Science, 39*, 1-24.
Latané, B. & Wolf, S. (1981). The social impact of majorities and minorities. *Psychological Review, 88,* 438-453.
Nowak, A., Szamrei, J. & Latané, B. (1990). From private attitude to public opinion: A dynamic theory of social impact. *Psychological Review, 97*, 362-376.
Nowak, A. & Latané, B. (1994). Simulating the emergence of social order from individual behaviour. In N. Gilbert & J. Doran (Eds.) *Simulating Societies.* London: UCL Press, Pp.63-84.

高木英至（2003).「エージェントのクラスタ化の相互調整モデル：コンピュータシミュレーションによる検討」，『埼玉大学紀要』，39(2)，105-112.
高木英至(2018a)「動的社会的影響モデルの拡張可能性」，『埼玉大学紀要（教養学部）』，53(2)，207-218.
高木英至（2018b）「社会的影響シミュレーションが描く少数派の動態」,『日本シミュレーション＆ゲーミング学会全国大会報告集，2018年春号』，6-9.
高木英至（2018c）「マイノリティは別のマイノリティを引き寄せるか？」,『日本社会心理学会第59回大会発表論文集』，57.