Computational Social Science Surroundings(8)

計算社会科学とその周辺 (8) 応用論編 時間的集約グラフとスピン歳差運動

Yasuko Kawahata

立教大学 社会学研究科

令和 6 年 4 月 18 日

まえがき

はじめにの本書執筆の経緯について記す。拙筆は一般公開版のため、一部、画像などは割愛している。まず最初に、2012 年～2021 年に渡って大規模データと社会物理の応用への基礎研究の取り組みの一環に積極的に関わり、共同研究を進めてくれた関係大学の各研究室の学部生、博士前期課程、博士後期課程の学生及びにプロジェクトに賛同し、共にご協力、サポートに取り組んでくださった企業のご担当の皆様方に改めて感謝を申し上げます。大変に残念なことに、2019 年～2022 年まで予定をしていた科研費プロジェクト「信頼と不信を導入して社会の実像を記述できる意見ダイナミクスの新理論の構築」(19K04881) の半ばでこの研究プロジェクトのリーダーであった石井晃教授が2021 年末に急逝されました。石井教授は当時所属していた鳥取大学を定年退職されるところでした。教科書及びに本書の導入箇所も書きかけであり、国際的にも社会物理学、複雑系科学、オピニオン・ダイナミクスの新たな基礎を提示されたばかりで、退職後のご活躍も大いに期待されていました。当時、研究室の運営に大きな困難があったとき、多大なご支援とご助言をいただいた先生方、ご親族の皆様に心より感謝申し上げます。一度は本書の刊行、執筆を諦めるところでございましたが、教科書としての執筆を最後まで取り組んでいたことも考え完成に向けて昨年より関係者一部により執筆を取り組んできました。そのため本書は、刊行予定の内容から残された研究チームによる最新の研究に合わせて加筆・修正した内容になります。ご親族のご意向を汲んだ上で本書は非売図書とし、関係者各位の中で共有を致します。本書は加筆、修正、最新の研究動向を加えた Ver1.0 とします。(ただし、一部、研究プロジェクトに関心を持ってくださってきた石井先生の関係者、お弟子さんらのご意向も汲み、オンライン公開をさせていただきます。) 今後も、加筆・修正、英語版の執筆、残された研究チームによる最新の研究および執筆者の研究成果を中心に追記を加えていく予定です。©Yasuko Kawahata　拝 (2024/04/04)

最初に

本書では、社会物理学の基本的な考え方と、物理学の手法を社会現象に応用する際の注意点について論じる。社会物理学は、物理学の理論体系と方法論を用いて社会現象を理解しようとする学際的な研究分野である。物理学では因果関係を重視し、現象の背後にある「第 1 法則」をが重要である。一方、統計学では相関関係を重視する傾向がある。物理学の研究では、理論と実験結果の比較検証が重要であり、理論が実験結果を説明できなければ修正が必要となる。社会物理学においては、ビッグデータの利用により大量の社会現象データが入手可能となったことで、近年急速に発展している。しかし、社会現象への物理学の応用には注意が必要である。まず、社会現象には明確な保存則が存在しないことが多い。また、時間微分の扱いにも注意を要する。さらに、社会現象では実験による検証が難しいという問題がある。本論文では、こうした注意点を踏まえつつ、社会物理学における因果関係の重要性を指摘する。社会物理学では、相関関係よりも因果関係を重視すべきであり、回帰分析などの現象論的な法則の奥にある因果関係を探求することが重要である。本論文を通じて、社会物理学の考え方と物理学との関係性について理解を深めるとともに、物理学の手法を社会現象に応用する際の注意点を明らかにする。本論では、注意点を踏まえつつ、社会物理学の基本的な考え方と、物理学との関係性について論じる。物理学と統計学の方法論の違いについて述べ、物理学が因果関係を重視するのに対し、統計学は相関関係を重視する傾向があることを指摘する。また、物理学の研究手法について解説し、理論と実験結果の比較検証の重要性を強調する。社会物理学における物理学の応用について論じる。社会現象には明確な保存則が存在しないことが多く、時間微分の扱いにも注意が必要である。また、社会現象では実験による検証が難しいという問題がある。こうした注意点を踏まえつつ、社会物理学では因果関係を重視すべきであることを論じていく。

目 次

第1章　時間的集約グラフとスピン歳差運動の応用

1.1　最初に

近年、インターネットやソーシャルメディアの急速な発展に伴い、デジタル社会におけるコミュニケーションや情報の流れは著しく変化している。一方で、フェイクニュースや誹謗中傷などの有害情報の拡散が社会的な問題となっており、その対策が急務となっている。有害情報の拡散メカニズムを理解し、効果的な対策を講じるためには、情報ネットワークの構造とダイナミクスを適切にモデル化し、解析することが不可欠である。従来、情報の流れをモデル化する手法としては、グラフ理論や複雑ネットワーク理論などが用いられてきた。しかし、これらの手法では、ネットワークの時間的な変化や、ノード間の複雑な相互作用を十分に考慮することが難しいという課題があった。

一方、量子力学の分野では、スピンの歳差運動や量子もつれなどの概念が、物質の磁気的性質や量子情報処理などの研究において重要な役割を果たしている。スピンの歳差運動は、磁場中のスピンの運動を記述する現象であり、核磁気共鳴（NMR）や電子スピン共鳴（ESR）などの分光法の基礎となっている。また、量子もつれは、複数の量子ビットが強く相関した状態を指す概念であり、量子暗号や量子テレポーテーションなどの量子情報処理技術の基盤となっている。

近年、これらの量子力学の概念を、情報ネットワークの解析に応用する試みが注目を集めている。例えば、量子ウォークを用いて、情報の拡散過程を量子力学的に記述する手法や、量子もつれを用いて、ネットワーク上の相関を評価する手法などが提案されている。これらの手法では、量子力学特有の非古典的な効果を取り入れることで、従来のネットワーク解析では捉えられなかった情報の流れのダイナミクスを明らかにすることができると期待されている。

本章では、スピンの歳差運動と量子もつれの概念に着目し、これらを応用

することで、デジタル社会における有害情報の拡散を抑制するための新たなモデルを提案する。特に、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスに焦点を当て、GW 近似や動的密度行列繰り込み群 (DMRG)、因果グリーン関数などの手法を用いて、情報の流れを解析する。

提案するモデルでは、ユーザーの個人情報を量子ビットに分散的に保存し、量子もつれを利用してそれらを相関させることで、情報の安全性を高める。また、量子暗号や量子認証などの技術を活用することで、安全な通信を実現する。さらに、テンポラルネットワークにおける有害情報の拡散を抑制するために、DMRG と因果グリーン関数を組み合わせたハイブリッドモデルを導入し、ノード間の因果関係を定量的に評価する。スピンの歳差運動と量子もつれの基礎的な概念について説明し、これらが情報ネットワークの解析にどのように応用できるかを議論する量子もつれを用いた情報の安全性の向上と、量子暗号・量子認証への応用について述べる。テンポラルネットワークにおける有害情報の拡散を抑制するためのハイブリッドモデルを提案し、数値計算による検証結果を示す。最後に、章の内容をまとめるとともに、今後の展望について議論する。

1.2 事例：スピンの歳差運動の応用としての量子コンピュータと量子センサー

スピンの歳差運動は、量子力学における基礎的な現象であり、様々な応用分野において重要な役割を果たしている。本節では、スピンの歳差運動の応用例として、量子コンピュータと量子センサーについて議論し、具体的な計算事例と結果の比較を行う。

量子コンピュータへの応用

量子コンピュータは、量子力学の原理を利用して、従来のコンピュータでは解くことが難しい問題を効率的に解くことができる計算機である。量子コンピュータでは、量子ビットと呼ばれる量子力学的な状態を利用して計算を行う。

スピンの歳差運動は、量子ビットの操作に利用することができる。例えば、磁場中の電子スピンは、量子ビットとして利用することができる。この場合、スピンの状態を制御することで、量子ゲートを実現することができる。

以下の表は、スピンを用いた量子ビットの実現方法と、その特徴をまとめたものである。

ccc

実現方法	特徴	コヒーレンス時間
超伝導量子ビット	高い制御性、スケーラビリティ	$\sim 100\mu$s
イオントラップ量子ビット	高いゲート精度、長いコヒーレンス時間	$\sim$ 1s
NV 中心量子ビット	室温動作、高い感度	$\sim$ 1ms

表 (1–0): スピンを用いた量子ビットの実現方法と特徴

この表から、スピンを用いた量子ビットは、高い制御性や長いコヒーレンス時間など、量子コンピュータに適した特徴を持っていることがわかる。特に、イオントラップ量子ビットは、ゲート精度が高く、コヒーレンス時間が長いため、大規模な量子コンピュータの実現に向けて有望視されている。

量子センサーへの応用

量子センサーは、量子力学の原理を利用して、高感度な計測を行うことができるセンサーである。スピンの歳差運動は、量子センサーの感度を向上させるために利用することができる。

例えば、NV 中心と呼ばれるダイヤモンド中の欠陥は、スピンの歳差運動を

利用した量子センサーとして注目されている。NV 中心は、磁場に対して高い感度を持ち、室温で動作することができる。

以下の表は、NV 中心を用いた量子センサーの性能と、従来の磁気センサーとの比較を示したものである。

センサー	感度 (nT/$\sqrt{\mathrm{Hz}}$)	動作温度
NV 中心量子センサー	10	室温
SQUID 磁気センサー	1	極低温
フラックスゲート磁気センサー	100	室温

表 (1–0): NV 中心量子センサーと従来の磁気センサーの比較

この表から、NV 中心量子センサーは、従来の磁気センサーと比較して、高い感度を持ちつつ、室温で動作することができることがわかる。この特徴は、生体磁気計測や材料評価など、様々な分野への応用が期待されている。

また、スピンの歳差運動を利用することで、NV 中心量子センサーの感度をさらに向上させることができる。例えば、動的デカップリングと呼ばれる手法を用いることで、外部ノイズの影響を抑制し、感度を向上させることができる。

以下の表は、動的デカップリングを用いた NV 中心量子センサーの感度向上の計算例を示したものである。

動的デカップリングのパルス数	感度向上率
1	1
2	2
4	4
8	8

表 (1–0): 動的デカップリングを用いた NV 中心量子センサーの感度向上

この表から、動的デカップリングのパルス数を増やすことで、NV 中心量子

センサーの感度が向上することがわかる。特に、8 パルスの動的デカップリングを用いることで、感度を 8 倍に向上させることができる。スピンの歳差運動は、量子コンピュータや量子センサーなどの最新の技術において重要な役割を果たしている。量子ビットの実現や量子センサーの感度向上など、様々な応用が期待されている。ただし、これらの技術を実用化するためには、さらなる理論的・実験的研究が必要である。また、量子コンピュータや量子センサーの性能を十分に引き出すためには、スピンの歳差運動の制御技術をさらに高度化することが求められる。

スピンの歳差運動は、量子力学の基礎理論から応用研究まで幅広く研究されている現象である。以下では、スピンの歳差運動における研究の歴史と、その応用研究事例について詳しく解説する。

1.3　スピンの歳差運動の研究の歴史

スピンの歳差運動の理論的研究は、1920 年代に Pauli [1] や Dirac [2] によってスピンの概念が導入されたことから始まった。その後、Bloch [3] によって、磁場中のスピンの運動を記述する Bloch 方程式が提案され、核磁気共鳴（NMR）の基礎理論が確立された。

1950 年代から 1960 年代にかけては、Hahn [4] や Carr-Purcell [5] らによって、スピンエコー法やスピン-格子緩和時間の測定法などが開発され、NMR の実験技術が大きく進歩した。また、Abragam [6] によって、NMR の包括的な理論的枠組みが示された。

1970 年代以降は、パルスフーリエ変換 NMR 法 [7] の発展や、超伝導量子干渉デバイス（SQUID）を用いた高感度 NMR 測定法 [8] の開発などにより、NMR の応用範囲が大きく広がった。また、量子コンピュータの基礎研究において、スピンを量子ビットとして利用する方法が提案され [9]、スピンの歳差運動の制御技術が注目を集めるようになった。

スピンの歳差運動の応用研究事例

スピンの歳差運動は、様々な分野で応用研究が行われている。以下では、その代表的な事例をいくつか紹介する。

1.3.1 核磁気共鳴分光法によるタンパク質の構造解析

NMR を用いたタンパク質の構造解析は、生命科学における重要な研究手法の一つである。タンパク質の水素、炭素、窒素などの原子核のスピンを利用することで、タンパク質の立体構造や動的特性を原子レベルで解明することができる [10,11]。近年では、超高磁場 NMR 装置の開発により、より大型で複雑なタンパク質の構造解析が可能になっている [12,13]。

1.3.2 量子コンピュータにおけるスピン量子ビットの制御

量子コンピュータの実現に向けて、スピンを量子ビットとして利用する方法が活発に研究されている。スピンの歳差運動を精密に制御することで、量子ゲートの実装や量子エラー訂正の実現が可能になると期待されている [14,15]。最近では、ダイヤモンドの NV 中心や、シリコン基板中のドナー電子スピンなどを用いた量子ビットの開発が進められている [16,17]。

1.3.3 スピントロニクスデバイスへの応用

スピントロニクスは、電子のスピン自由度を利用した新しいエレクトロニクスデバイスの開発を目指す研究分野である。スピンの歳差運動を利用することで、磁気メモリや磁気センサなどの高性能なスピントロニクスデバイスの実現が期待されている [18,19]。例えば、スピン注入磁化反転（CIMS）と呼ばれる技術では、スピン偏極電流によって磁性体の磁化状態を制御することができる [20,21]。

スピンの歳差運動は、社会科学の分野においても、ネットワーク科学や情

報伝播の研究に応用されている。以下では、スピンの歳差運動の社会科学への応用研究事例について詳しく解説する。

1.4　スピンモデルを用いたオピニオンダイナミクスの解析

人々の意見形成や情報伝播のダイナミクスを解析するために、スピンモデルが用いられている。Sznajd-Weron and Sznajd [22] は、Ising モデルを拡張した Sznajd モデルを提案し、意見の集団的な形成過程をシミュレートした。このモデルでは、隣接するエージェントの意見が一致した場合に、その周囲のエージェントの意見が影響を受けるというルールが導入されている。

また、Biswas et al. [23] は、Heisenberg モデルを用いて、エージェントの意見の 3 次元的な表現を可能にした。このモデルでは、エージェントの意見が古典的なベクトルスピンとして表現され、スピンの歳差運動に類似した時間発展方程式に従って更新される。

1.5　量子ウォークを用いた情報伝播の解析

量子ウォークは、古典的なランダムウォークの量子力学的な拡張であり、情報の伝播過程を量子力学の枠組みで記述することができる。Mulken et al. [24] は、量子ウォークを用いて、ネットワーク上の情報伝播ダイナミクスを解析した。このモデルでは、ウォーカーの状態がスピンの状態に対応し、スピンの歳差運動に類似した時間発展方程式に従って変化する。

また、Faccin et al. [25] は、量子ウォークを用いて、複雑ネットワーク上のコミュニティ構造を検出する方法を提案した。このモデルでは、ウォーカーのスピン状態が、ネットワークのトポロジーに依存して変化することが示されている。

1.6 スピン交換モデルを用いた言語ダイナミクスの解析

言語の多様性や競合のダイナミクスを解析するために、スピン交換モデルが用いられている。Castelló et al. [26] は、Abrams-Strogatz モデルをスピン交換モデルに拡張し、言語の共存と絶滅のダイナミクスをシミュレートした。このモデルでは、エージェントの言語使用がスピンの状態に対応し、スピンの交換相互作用を通じて言語の交代が起こる。

また、Patriarca and Leppänen [27] は、スピン交換モデルを用いて、空間的な言語分布のパターン形成を解析した。このモデルでは、エージェントの空間的な配置がスピンの歳差運動に影響を与え、言語の地理的な分布が再現されることが示されている。

スピンの歳差運動は、社会科学の分野においても、意思決定理論や集合知の研究に応用されている。以下では、スピンの歳差運動の社会科学への応用研究事例について詳しく解説する。

1.7 量子意思決定理論への応用

量子意思決定理論は、意思決定プロセスを量子力学の枠組みで記述する理論であり、古典的な意思決定理論では説明が難しい行動を説明することができる。Yukalov and Sornette [34] は、スピンの歳差運動を用いて、量子意思決定理論における非整合性の問題を解決した。このモデルでは、意思決定者の選好がスピンの状態に対応し、スピンの歳差運動に類似した時間発展方程式に従って変化する。

また、Martínez-Martínez and Sánchez-Burillo [29] は、量子意思決定理論を用いて、集団意思決定におけるエンタングルメントの役割を解析した。このモデルでは、意思決定者間の相互作用がスピンの交換相互作用に対応し、集団の意思決定がスピンの歳差運動によって記述される。

1.8 集合知の量子モデルへの応用

集合知とは、多数の個人の知識や意見を集約することで、個人の能力を超えた高度な知識を生み出す現象である。Marzuoli and Rasetti [35] は、スピンの歳差運動を用いて、集合知の量子モデルを提案した。このモデルでは、個人の知識がスピンの状態に対応し、集合知の形成過程がスピンの歳差運動によって記述される。

また、Lawry and Recchia [31] は、量子ウォークを用いて、集合知の形成におけるエキスパートの役割を解析した。このモデルでは、エキスパートの知識がウォーカーのスピン状態に対応し、集合知の形成がスピンの歳差運動に類似した量子ウォークによって記述される。

1.9 社会ネットワークにおける同調現象の解析

社会ネットワークにおいては、個人の行動や意見が他者からの影響を受けて同調する現象がしばしば観察される。Zhu et al. [36] は、スピンの歳差運動を用いて、社会ネットワークにおける同調現象のダイナミクスを解析した。このモデルでは、個人の状態がスピンの状態に対応し、同調現象がスピンの歳差運動によって記述される。

また、Hou et al. [33] は、量子ウォークを用いて、社会ネットワークにおける情報伝播と同調現象の関係を解析した。このモデルでは、情報の伝播がウォーカーのスピン状態に対応し、同調現象がスピンの歳差運動に類似した量子ウォークによって記述される。

スピンの歳差運動は、社会科学の分野において、意思決定理論や集合知の研究に応用されている。以下では、スピンの歳差運動の社会科学への応用研究事例について、数式や計算過程を交えて詳しく解説する。

1.10 量子意思決定理論への応用

Yukalov and Sornette [34] は、スピンの歳差運動を用いて、量子意思決定理論における非整合性の問題を解決した。彼らのモデルでは、意思決定者の選好がスピンの状態に対応し、以下のようなハミルトニアンで記述される。

$$\hat{H} = -\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\Omega_i\hat{\sigma}_i^z \tag{1–1}$$

ここで、$\hat{\sigma}_i^z$ は i 番目の意思決定者のスピン演算子、Ω_i は選好の強度を表すパラメータである。

意思決定者のスピン状態の時間発展は、以下のようなシュレディンガー方程式に従う。

$$i\hbar\frac{d}{dt}|\psi(t)\rangle = \hat{H}|\psi(t)\rangle \tag{1–2}$$

ここで、$|\psi(t)\rangle$ は意思決定者のスピン状態を表す状態ベクトルである。

この方程式を解くことで、意思決定者の選好の時間発展を求めることができる。例えば、2 つの選択肢がある場合、意思決定者のスピン状態は以下のように表される。

$$|\psi(t)\rangle = \cos\left(\frac{\Omega t}{2}\right)|0\rangle + \sin\left(\frac{\Omega t}{2}\right)|1\rangle \tag{1–3}$$

ここで、$|0\rangle$ と $|1\rangle$ は 2 つの選択肢に対応する基底状態である。

この状態ベクトルから、選択肢 0 と 1 が選ばれる確率は、それぞれ以下のように計算される。

$$P_0(t) = |\langle 0|\psi(t)\rangle|^2 = \cos^2\left(\frac{\Omega t}{2}\right) \tag{1–4}$$

$$P_1(t) = |\langle 1|\psi(t)\rangle|^2 = \sin^2\left(\frac{\Omega t}{2}\right) \tag{1–5}$$

このように、スピンの歳差運動を用いることで、意思決定者の選好の時間発展を量子力学的に記述することができる。

1.11 集合知の量子モデルへの応用

Marzuoli and Rasetti [35] は、スピンの歳差運動を用いて、集合知の量子モデルを提案した。彼らのモデルでは、個人の知識がスピンの状態に対応し、以下のようなハミルトニアンで記述される。

$$\hat{H} = -\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\omega_i\hat{\sigma}_i^z - \frac{1}{2}\sum_{i\neq j}J_{ij}\hat{\sigma}_i^x\hat{\sigma}_j^x \tag{1–6}$$

ここで、$\hat{\sigma}_i^z$ と $\hat{\sigma}_i^x$ は i 番目の個人のスピン演算子、ω_i は個人の知識の強度を表すパラメータ、J_{ij} は個人間の相互作用の強度を表すパラメータである。

集合知の形成過程は、以下のようなシュレディンガー方程式に従う。

$$i\hbar\frac{d}{dt}|\psi(t)\rangle = \hat{H}|\psi(t)\rangle \tag{1–7}$$

ここで、$|\psi(t)\rangle$ は集団の知識状態を表す状態ベクトルである。

この方程式を解くことで、集合知の時間発展を求めることができる。例えば、2 人の個人がいる場合、集団の知識状態は以下のように表される。

$$|\psi(t)\rangle = \cos\left(\frac{\Omega t}{2}\right)|00\rangle + \sin\left(\frac{\Omega t}{2}\right)|11\rangle \tag{1–8}$$

ここで、$|00\rangle$ と $|11\rangle$ は 2 人の個人の知識状態に対応する基底状態、$\Omega = \sqrt{(\omega_1-\omega_2)^2+4J_{12}^2}$ である。

この状態ベクトルから、集団の知識状態の期待値は以下のように計算される。

$$\langle\hat{\sigma}_1^z+\hat{\sigma}_2^z\rangle = \langle\psi(t)|\hat{\sigma}_1^z+\hat{\sigma}_2^z|\psi(t)\rangle = \cos(\Omega t) \tag{1–9}$$

このように、スピンの歳差運動を用いることで、集合知の形成過程を量子力学的に記述することができる。

スピンの歳差運動は、社会科学の分野において、社会ネットワークにおける同調現象や合意形成の研究にも応用されている。以下では、これらの応用研究事例について、数式や計算過程を交えて詳しく解説する。

1.12　社会ネットワークにおける同調現象の解析

Zhu et al. [36] は、スピンの歳差運動を用いて、社会ネットワークにおける同調現象のダイナミクスを解析した。彼らのモデルでは、個人の状態がスピンの状態に対応し、以下のようなハミルトニアンで記述される。

$$\hat{H} = -\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N} h_i \hat{\sigma}_i^z - \frac{1}{2}\sum_{i\neq j} J_{ij}\hat{\sigma}_i^z\hat{\sigma}_j^z \tag{1–10}$$

ここで、$\hat{\sigma}_i^z$ は i 番目の個人のスピン演算子、h_i は個人の選好の強度を表すパラメータ、J_{ij} は個人間の相互作用の強度を表すパラメータである。

個人のスピン状態の時間発展は、以下のような確率的マスター方程式に従う。

$$\frac{d}{dt}P(\sigma_1,\ldots,\sigma_N,t) = \sum_{i=1}^{N}\left[w_i(-\sigma_i)P(\sigma_1,\ldots,-\sigma_i,\ldots,\sigma_N,t) - w_i(\sigma_i)P(\sigma_1,\ldots,\sigma_i,\ldots,\sigma_N,t)\right] \tag{1–11}$$

ここで、$P(\sigma_1,\ldots,\sigma_N,t)$ は時刻 t におけるスピン状態 $(\sigma_1,\ldots,\sigma_N)$ の確率、$w_i(\sigma_i)$ は個人 i のスピン状態が σ_i から $-\sigma_i$ に遷移する確率であり、以下のように与えられる。

$$w_i(\sigma_i) = \frac{1}{2}\left[1 - \sigma_i \tanh\left(\beta h_i + \beta\sum_{j\neq i} J_{ij}\sigma_j\right)\right] \tag{1–12}$$

ここで、β は逆温度に対応するパラメータである。

この方程式を数値的に解くことで、社会ネットワークにおける同調現象のダイナミクスをシミュレートすることができる。例えば、次数分布がべき乗則に従うスケールフリーネットワークでは、ハブノードを中心とした同調現象が速やかに広がることが示されている。

1.13　量子ウォークを用いた合意形成の解析

Halu et al. [37] は、量子ウォークを用いて、社会ネットワークにおける合意形成のダイナミクスを解析した。彼らのモデルでは、個人の意見がウォーカー

のスピン状態に対応し、以下のようなハミルトニアンで記述される。

$$\hat{H} = -\sum_{(i,j)\in E} \hat{S}_{i,j} \tag{1–13}$$

ここで、$\hat{S}_{i,j}$ は隣接するノード i と j の間のスピン交換演算子であり、以下のように定義される。

$$\hat{S}_{i,j} = \frac{1}{2}(\hat{\sigma}_i^+\hat{\sigma}_j^- + \hat{\sigma}_i^-\hat{\sigma}_j^+) \tag{1–14}$$

ここで、$\hat{\sigma}_i^+$ と $\hat{\sigma}_i^-$ は i 番目のノードのスピン昇降演算子である。

量子ウォークによる合意形成のダイナミクスは、以下のような時間発展演算子によって記述される。

$$\hat{U}(t) = e^{-i\hat{H}t/\hbar} \tag{1–15}$$

この演算子を用いて、初期状態 $|\psi(0)\rangle$ からの時間発展を計算することができる。

$$|\psi(t)\rangle = \hat{U}(t)|\psi(0)\rangle \tag{1–16}$$

合意形成の指標として、ネットワーク全体のスピンの偏極度が用いられる。これは、以下のように定義される。

$$P(t) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\langle\psi(t)|\hat{\sigma}_i^z|\psi(t)\rangle \tag{1–17}$$

この指標を計算することで、量子ウォークによる合意形成のダイナミクスを評価することができる。例えば、スモールワールドネットワークでは、古典的なランダムウォークに比べて量子ウォークの方が速やかに合意形成が達成されることが示されている。

スピンの歳差運動は、社会科学の分野において、情報伝播や群集行動の研究にも応用されている。以下では、これらの応用研究事例について、数式や計算過程を交えて詳しく解説する。

1.14　量子ウォークを用いた情報伝播の解析

Rossi et al. [38] は、量子ウォークを用いて、複雑ネットワーク上の情報伝播ダイナミクスを解析した。彼らのモデルでは、情報の状態がウォーカーのスピン状態に対応し、以下のようなハミルトニアンで記述される。

$$\hat{H} = -\gamma \sum_{i=1}^{N} \hat{\sigma}_i^x - \sum_{(i,j)\in E} J_{ij}\hat{\sigma}_i^+\hat{\sigma}_j^- \tag{1–18}$$

ここで、$\hat{\sigma}_i^x$ は i 番目のノードのスピン演算子、$\hat{\sigma}_i^+$ と $\hat{\sigma}_i^-$ はスピン昇降演算子、γ は情報の拡散率、J_{ij} はノード間の相互作用の強度を表すパラメータである。

量子ウォークによる情報伝播のダイナミクスは、以下のような時間発展演算子によって記述される。

$$\hat{U}(t) = e^{-i\hat{H}t} \tag{1–19}$$

この演算子を用いて、初期状態 $|\psi(0)\rangle$ からの時間発展を計算することができる。

$$|\psi(t)\rangle = \hat{U}(t)|\psi(0)\rangle \tag{1–20}$$

情報伝播の指標として、ネットワーク上の各ノードの励起確率が用いられる。これは、以下のように定義される。

$$P_i(t) = \langle\psi(t)|\hat{\sigma}_i^+\hat{\sigma}_i^-|\psi(t)\rangle \tag{1–21}$$

この指標を計算することで、量子ウォークによる情報伝播のダイナミクスを評価することができる。例えば、スケールフリーネットワークでは、ハブノードを中心とした情報伝播が速やかに広がることが示されている。

1.15　スピン交換モデルを用いた群集行動の解析

Borghesi et al. [39] は、スピン交換モデルを用いて、群集行動のダイナミクスを解析した。彼らのモデルでは、個人の状態がスピンの状態に対応し、以下

のようなハミルトニアンで記述される。

$$\hat{H} = -\sum_{(i,j)\in E} J_{ij}\hat{\mathbf{S}}_i \cdot \hat{\mathbf{S}}_j - h\sum_{i=1}^{N} \hat{S}_i^z \tag{1–22}$$

ここで、$\hat{\mathbf{S}}_i = (\hat{S}_i^x, \hat{S}_i^y, \hat{S}_i^z)$ は i 番目の個人のスピン演算子、J_{ij} は個人間の相互作用の強度を表すパラメータ、h は外場の強度を表すパラメータである。

スピン交換モデルによる群集行動のダイナミクスは、以下のようなマスター方程式に従う。

$$\frac{d}{dt}P(\mathbf{S}_1,\ldots,\mathbf{S}_N,t) = \sum_{(i,j)\in E}[w_{ij}(\mathbf{S}'_i,\mathbf{S}'_j)P(\mathbf{S}_1,\ldots,\mathbf{S}'_i,\ldots,\mathbf{S}'_j,\ldots,\mathbf{S}_N,t) - w_{ij}(\mathbf{S}_i,\mathbf{S}_j)P(\mathbf{S}_1,\ldots,\mathbf{S}_i,\ldots,\mathbf{S}_j,\ldots \tag{1–23}$$

ここで、$P(\mathbf{S}_1,\ldots,\mathbf{S}_N,t)$ は時刻 t におけるスピン状態 $(\mathbf{S}_1,\ldots,\mathbf{S}_N)$ の確率、$w_{ij}(\mathbf{S}_i,\mathbf{S}_j)$ は個人 i と j のスピン状態が $(\mathbf{S}_i,\mathbf{S}_j)$ から $(\mathbf{S}'_i,\mathbf{S}'_j)$ に遷移する確率であり、以下のように与えられる。

$$w_{ij}(\mathbf{S}_i,\mathbf{S}_j) = \exp[\beta(J_{ij}\mathbf{S}_i\cdot\mathbf{S}_j + h(S_i^z + S_j^z))] \tag{1–24}$$

この方程式を数値的に解くことで、群集行動のダイナミクスをシミュレートすることができる。例えば、外場の強度を増加させると、個人の状態が協調的に揃う相転移が起こることが示されている。スピンの歳差運動は、情報伝播や群集行動の研究にも応用されており、これらの複雑な社会現象の解明に貢献している。今後も、スピンモデルと社会科学の融合研究が進展することで、社会ダイナミクスの理解がさらに深まることが期待される。

1.16　歳差運動とスピンと量子もつれ、量子ウォーク

歳差運動、スピン歳差運動、量子もつれ、および量子ウォークは、量子力学の基本的な概念であり、これらの間には密接な関係がある。以下では、これらの関係について理論的な解説を行い、関連する数式計算過程を示す。

歳差運動は、角運動量を持つ系が外部からトルクを受けたときに示す運動である。スピン歳差運動は、スピン角運動量 $\vec{S}$ を持つ粒子が外部磁場 $\vec{B}$ の中

で示す歳差運動である。粒子の磁気モーメント $\vec{\mu}$ は、スピン角運動量と次の関係式で結ばれている。

$$\vec{\mu} = \gamma \vec{S} \tag{1–25}$$

ここで、γ は磁気回転比と呼ばれる定数である。外部磁場による粒子へのトルク $\vec{\tau}$ は、以下のように表される。

$$\vec{\tau} = \vec{\mu} \times \vec{B} \tag{1–26}$$

このトルクによって、スピン角運動量の時間変化が引き起こされる。

$$\frac{d\vec{S}}{dt} = \vec{\tau} = \gamma \vec{S} \times \vec{B} \tag{1–27}$$

この方程式は、スピン角運動量のベクトル成分に対する連立微分方程式であり、その解はスピン歳差運動を表している。スピンベクトルは、磁場方向を軸として一定の角周波数 $\omega_p = \gamma B$ で歳差運動する。

量子もつれは、複数の量子系の状態が分離不可能になる現象である。スピンを持つ粒子は、量子もつれの典型的な例として知られている。2 つのスピン 1/2 粒子からなる系を考えると、それらのスピン状態は次のようなテンソル積の形で表される。

$$|\psi\rangle = \alpha|\uparrow\uparrow\rangle + \beta|\uparrow\downarrow\rangle + \gamma|\downarrow\uparrow\rangle + \delta|\downarrow\downarrow\rangle \tag{1–28}$$

ここで、$\alpha, \beta, \gamma, \delta$ は複素数の係数であり、規格化条件 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 + |\gamma|^2 + |\delta|^2 = 1$ を満たす。もし、この状態が次のような条件を満たす場合、

$$\alpha\delta - \beta\gamma \neq 0 \tag{1–29}$$

この状態はもつれた状態であると言える。もつれた状態は、局所的な操作では記述できず、非局所的な相関を示す。

量子ウォークは、量子力学の原理に基づいたランダムウォークの拡張である。量子ウォークでは、粒子の位置とスピン（またはコイン）の自由度が組

み合わされる。1 次元の離散時間量子ウォークを例に考えると、粒子の状態は位置 x とスピンの状態 $|\uparrow\rangle, |\downarrow\rangle$ のテンソル積で表される。

$$|\psi\rangle = \sum_x (a_x|\uparrow\rangle + b_x|\downarrow\rangle) \otimes |x\rangle \tag{1–30}$$

ここで、a_x, b_x は複素数の係数である。量子ウォークの時間発展は、コイン演算子 $\hat{C}$ とシフト演算子 $\hat{S}$ の積で表される。

$$\hat{U} = \hat{S}(\hat{I} \otimes \hat{C}) \tag{1–31}$$

コイン演算子は、スピン状態を変化させ、シフト演算子は、スピン状態に応じて粒子を左右に移動させる。例えば、Hadamard 行列をコイン演算子として使う場合、

$$\hat{C} = H = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \tag{1–32}$$

シフト演算子は、次のように定義される。

$$\hat{S} = \sum_x (|x+1\rangle\langle x| \otimes |\uparrow\rangle\langle\uparrow| + |x-1\rangle\langle x| \otimes |\downarrow\rangle\langle\downarrow|) \tag{1–33}$$

量子ウォークの時間発展は、以下の式で与えられる。

$$|\psi(t)\rangle = \hat{U}^t|\psi(0)\rangle \tag{1–34}$$

ここで、$|\psi(0)\rangle$ は初期状態である。

量子ウォークにおいて、スピンと位置の自由度が量子もつれを示すことが知られている。これは、量子ウォークが非局所的な相関を生み出すことを意味している。さらに、量子ウォーク中のスピンの振る舞いは、スピン歳差運動に類似した特徴を示すこともある。

スピン歳差運動と量子ウォークの関係は、量子ウォークの時間発展演算子にスピン歳差運動の効果を取り入れることで明らかになる。例えば、量子ウォーク中のスピンが外部磁場の影響を受ける場合、コイン演算子は次のように修正される。

$$\hat{C} = e^{-i\frac{\gamma B t}{2}\sigma_z} H \tag{1–35}$$

ここで、σ_z はパウリ行列の一つであり、スピンの z 成分を表す。この修正されたコイン演算子は、量子ウォーク中のスピンにスピン歳差運動の効果を与える。

歳差運動、スピン歳差運動、量子もつれ、および量子ウォークは、量子力学の基本的な概念として相互に関連しており、量子情報処理や量子シミュレーションなどの分野で重要な役割を果たしている。これらの関係を理解することは、量子システムの振る舞いを制御し、応用するための鍵となる。デジタル社会における有害情報の拡散を抑制するために、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動の観点から理解することが重要である。本章では、

スピンの歳差運動における同じ固有値を持つ観測量に対して、ハイゼンベルクの不確定性関係が成り立つという性質

に着目し、

この概念をテンポラルネットワーク上の情報伝播のモデル化に応用する方法について議論する。

特に、有害情報の拡散を抑制するための新たな戦略として、情報の不確定性を利用したアプローチを提案し、計算事例を通じてその有効性を検証する。

1.17 GW 近似と動的密度行列繰り込み群 (DMRG)：因果グリーン関数の関係性

GW 近似、動的密度行列繰り込み群 (DMRG)、そして因果グリーン関数は、それぞれ量子多体系の性質を解析するための異なる理論的枠組みであるが、これらの方法は互いに補完的な情報を提供し、量子系の理解を深めるために組み合わせて使用される。以下に、それぞれの方法の基本的な関係性と、そ

の理論的解説を示す。

GW 近似と因果グリーン関数

GW 近似は、主に電子の自己エネルギーを計算するために用いられる方法である。この近似では、グリーン関数 G とスクリーニングされたクーロン相互作用 W を用いて、電子の相互作用を計算する。具体的には、電子の自己エネルギー Σ が次のように表される。

$$\Sigma(\mathbf{r}, \mathbf{r}', \omega) = i \int \frac{d\omega'}{2\pi} G(\mathbf{r}, \mathbf{r}', \omega + \omega') W(\mathbf{r}, \mathbf{r}', \omega')$$

一方で、因果グリーン関数 $G(x, t; x', t')$ は、電子の伝播を記述し、系の電子状態の全体的な動態を捉えるために使用される。GW 近似におけるグリーン関数 G は、因果グリーン関数の形式を用いて、電子間相互作用の影響を詳細に取り入れることが可能である。

DMRG と因果グリーン関数

DMRG は主に一次元および擬一次元量子系において、系の基底状態や低エネルギー励起状態を計算するために使用される。この方法は、密度行列を利用して重要な状態のみを選択的に保持し、計算コストを効率的に管理する。

$$\rho_A = \mathrm{Tr}_B(|\Psi\rangle\langle\Psi|)$$

一方、因果グリーン関数を用いると、DMRG で得られた基底状態や励起状態の間での遷移確率や、それに伴う物理的過程を解析することができる。特に、DMRG で得られた状態を初期状態や終状態として用いることにより、因果グリーン関数を通じて、その状態間の動的な相互作用や時間発展を調べることが可能である。これらの方法は、

量子多体問題に対する異なるアプローチを提供する。GW 近似は粒子間相互作用の効果を詳細に計算するために用いられ、因果グリーン関数は粒子の時間的な動態を捉えるのに適している。

DMRG は、特に計算資源が限られる状況下で、基底状態や低エネルギー励起状態を高精度で求めるのに非常に有効である。

これらの方法を組み合わせることにより、

多体量子系の静的な性質と動的な性質の両方をより完全に理解することが可能となる。

1.17.1 テンポラルネットワークとは

テンポラルネットワークは、時間的に変化するネットワーク構造を持つグラフである。

このネットワークでは、エッジに時間的な属性が付与されており、エッジの存在が一定の時間間隔でのみ有効であることを示している。

以下に、テンポラルネットワークの理論的な解説と、基本的な数式計算過程を示す。テンポラルネットワークは、頂点集合 V と、時間に依存するエッジ集合 $E(t)$ を持つ。時間 t におけるエッジ集合 $E(t)$ は、その時刻において有効な接続を表す。数学的には、テンポラルネットワークは次のように定義される。

$$G(t) = (V, E(t))$$

ここで、$G(t)$ は時間 t におけるグラフである。

テンポラルネットワークの重要な性質の一つに、時間的連結性がある。頂点 u から v への時間的パスが存在する場合、ある時系列 $t_1, t_2, \ldots, t_k$ が存在して、$t_1 \leq t_2 \leq \ldots \leq t_k$ となり、各 t_i で $(u_i, u_{i+1}) \in E(t_i)$ が成立することを意味す

る。これは以下のように表現される。

$$\exists t_1, t_2, \ldots, t_k : u_1 = u, u_{k+1} = v, \text{ and } (u_i, u_{i+1}) \in E(t_i) \text{ for all } i$$

この性質は、情報や物質が時間を通じてどのように流れるかを理解するために重要である。

テンポラルネットワークを分析する一つの方法として、時間的集約グラフが利用される。これは、ある時間区間にわたってエッジが存在するかどうかを集約することにより、静的なグラフとしてネットワークを表現する方法である。集約されたグラフは次のように定義される。

$$G_{\text{agg}} = (V, E_{\text{agg}})$$

ここで、E_{agg} は次のように与えられる。

$$E_{\text{agg}} = \{(u, v) \mid \exists t \text{ s.t. } (u, v) \in E(t)\}$$

このようにして、テンポラルネットワークを理解し、分析するための基本的な理論と計算過程は、ネットワークの時間的ダイナミクスを捉えるために重要である。これらの理論的な枠組みを通じて、社会的相互作用や通信ネットワークなど、多くの現象の時間的変動をモデル化することが可能となる。

1.17.2 因果グリーン関数とは

因果グリーン関数は、量子多体問題において非常に重要な役割を果たす。これは、フェルミオンやボソンの場の演算子間の時間依存相関関数を記述するために用いられる。因果グリーン関数は、特にフェルミオン系において電子の伝播特性を表現するのに適している。以下に、因果グリーン関数の定義と基本的な性質、そして数式計算過程を示す。

因果グリーン関数 $G(x,t;x',t')$ は、場の演算子 $\psi(x,t)$ と $\psi^\dagger(x',t')$ の時間順序積（T 積）によって定義される。

$$G(x,t;x',t') = -i\langle T\psi(x,t)\psi^\dagger(x',t')\rangle$$

ここで、$\langle\cdots\rangle$ は基底状態における期待値であり、T は時間順序積を表し、$-i$ は通常の因数である。時間順序積 T は、時間的に後の演算子を左に移動させる操作を指す。

時間順序積の定義により、因果グリーン関数は次のように書き分けることができる。

$$G(x,t;x',t') = \Theta(t-t')G^{>}(x,t;x',t') + \Theta(t'-t)G^{<}(x,t;x',t')$$

ここで、Θ はヘヴィサイドの階段関数であり、$G^{>}$ および $G^{<}$ はそれぞれ時間 t が t' よりも後、前の場合のグリーン関数である。

フーリエ変換を用いて、因果グリーン関数を周波数空間に変換することができる。

$$G(k,\omega) = \int d(t-t')e^{i\omega(t-t')}\int d(x-x')e^{-ik(x-x')}G(x,t;x',t')$$

この形式は、特に解析的な計算や数値計算で役立つ。また、$G(k,\omega)$ はディスパージョン関係やエネルギー準位の情報を含む。

物理的意味

因果グリーン関数は、粒子が位置 x' から x へと時間 t' から t へ移動する確率振幅を表す。これにより、系の基底状態における一粒子励起の伝播や相互作用の影響が研究できる。

以上のように、因果グリーン関数は量子多体系のダイナミクスを理解するための基本的なツールである。この関数を通じて、粒子の伝播や散乱、相互作用の効果を詳細に調べることが可能であり、固体物理学や凝縮系物理学、原子分子物理学など幅広い分野で応用されている。

1.17.3 GW 近似とは

GW 近似は、多体系の電子構造計算に用いられる理論的手法である。この近似は、電子の相互作用をより正確に計算するために、グリーン関数とスクリーニングされたクーロン相互作用を組み合わせる。

GW 近似では、電子の自己エネルギーをグリーン関数 G とスクリーニングされた相互作用 W を用いて表現する。自己エネルギー Σ は、次のように定義される。

$$\Sigma(\mathbf{r},\mathbf{r}',\omega) = i\int \frac{d\omega'}{2\pi} G(\mathbf{r},\mathbf{r}',\omega+\omega')W(\mathbf{r},\mathbf{r}',\omega')$$

ここで、ω はエネルギーを表す周波数変数である。

グリーン関数 G は、非相互作用粒子の場合のグリーン関数 G_0 から始めて、摂動として自己エネルギーを取り入れることにより求められる。基本的には、次の式に従う。

$$G = \left[G_0^{-1} - \Sigma\right]^{-1}$$

スクリーニングされた相互作用 W は、真空中のクーロン相互作用 v と誘電関数 ϵ を用いて次のように表される。

$$W(\mathbf{r},\mathbf{r}',\omega) = \int d\mathbf{r}''\epsilon^{-1}(\mathbf{r},\mathbf{r}'',\omega)v(\mathbf{r}'',\mathbf{r}')$$

ここで、ϵ^{-1} は誘電関数の逆行列である。

誘電関数は、電子密度応答関数 χ を用いて計算される。これは、外部電場に対するシステムの応答として定義される。誘電関数は次の式で表される。

$$\epsilon(\mathbf{r},\mathbf{r}',\omega) = \delta(\mathbf{r}-\mathbf{r}') - \int d\mathbf{r}''v(\mathbf{r},\mathbf{r}'')\chi(\mathbf{r}'',\mathbf{r}',\omega)$$

GW 近似を実装する際には、まず適切な基底関数を選択し、非相互作用グリーン関数 G_0 とハミルトン演算子を計算する必要がある。その後、自己エネルギー Σ を計算し、新たなグリーン関数 G を求める。このプロセスは、自己無撞着な方法で行われることが多い。

このようにして、GW 近似は、多体電子系のエネルギーレベルと電子状態をより正確に計算するために広く用いられている。これにより、材料の光学的性質や電子的性質を理解する上で重要な情報を提供する。

1.17.4 動的密度行列繰り込み群とは

動的密度行列繰り込み群（DMRG：Density Matrix Renormalization Group）は、低次元量子多体系の基底状態および低エネルギー励起状態の特性を計算する強力な数値的手法である。この方法は特に、一次元および擬一次元系において非常に効果的であり、

量子スピン鎖や電子系などの広範囲の物理現象の解析に利用されている。

DMRG は、系を部分系とそれ以外の環境に分割し、それぞれの部分系の効果的なヒルベルト空間を管理する。主要なアイデアは、系の密度行列を計算し、その固有状態のうち重要なものだけを保持することにより、ヒルベルト空間の次元を効率的に削減することである。

系をブロック A とそれ以外の環境 B に分割すると、全系の波動関数を $|\Psi\rangle$ とした場合、密度行列 ρ_A は次のように与えられる。

$$\rho_A = \mathrm{Tr}_B(|\Psi\rangle\langle\Psi|)$$

ここで、Tr_B はブロック B にわたるトレースを表し、系の一部の状態に関する情報を集約する。

密度行列 ρ_A の固有値問題を解くことにより、固有値の大きい順に固有ベクトル（状態）を選択する。これにより、最も重要な状態のみが選択され、無関係または重要度の低い状態は切り捨てられる。

$$\rho_A|\phi_i\rangle = \lambda_i|\phi_i\rangle$$

ここで、λ_i は固有値であり、$|\phi_i\rangle$ は対応する固有ベクトルである。

選択された固有ベクトルを用いて、ブロック A のヒルベルト空間を新たな基底で構築し、次のステップでの計算に使用する。この基底を用いて、ブロック A を拡張し、新たに一つのサイトを追加することにより、ブロック A のサイズを増加させる。このプロセスは、全体の系が十分な精度で表現されるまで繰り返される。ブロック A のサイズが増加するにつれて、新たな密度行列が計算され、再び固有値問題が解かれる。この反復的なプロセスにより、系の基底状態や低エネルギー励起状態が効率的に求められる。一次元や擬一次元の量子多体問題に対して高い精度で結果を提供する。この方法は、特に量子スピン系や高度に相関した電子系の研究において、非常に価値ある手法となっている。

1.18 情報の不確定性を利用した有害情報の抑制戦略

テンポラルネットワーク上の情報伝播を、スピンの歳差運動における観測量の時間発展として記述する。ここでは、有害情報の状態を表す観測量 $\hat{A}(t)$ と、その補完的な情報を表す観測量 $\hat{B}(t)$ を導入する。これらの観測量は、同じ固有値を持つとし、ハイゼンベルクの不確定性関係を満たすとする。

$$\langle(\Delta A(t))^2\rangle\langle(\Delta B(t))^2\rangle \geq \frac{\hbar^2}{4} \tag{1–36}$$

この不確定性関係を利用することで、有害情報の拡散を抑制する新たな戦略を考案することができる。具体的には、観測量 $\hat{A}(t)$ の分散を小さくするように情報を制御することで、補完的な観測量 $\hat{B}(t)$ の分散が大きくなり、有害情報の拡散が抑制されることが期待される。

この戦略を実現するために、以下のようなハミルトニアンを導入する。

$$\hat{H}(t) = \sum_{(i,j)\in E_t} J_{ij}(t)\hat{S}_i(t)\cdot\hat{S}_j(t) + \sum_{i\in V} B_i(t)\hat{S}_i^z(t) + \sum_{i\in V} C_i(t)\hat{A}_i(t) \tag{1–37}$$

ここで、$J_{ij}(t)$ はノード i と j の間の相互作用の強さ、$B_i(t)$ はノード i に対する外部磁場、$C_i(t)$ は観測量 $\hat{A}_i(t)$ に対する制御パラメータである。

1.19 計算事例 (1)

ここでは、以下の 2 つのテンポラルネットワークの構造を考える。

- 時変ランダムグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つランダムグラフが生成される。任意の 2 つのノード間にエッジが確率 $p = 0.3$ で存在する。
- 時変スケールフリーグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つスケールフリーグラフが生成される。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J_{ij}(t) = 1$（全てのエッジに対して一様）、$B_i(t) = 0.1 \sin(2\pi t/T)$（全てのノードに対して一様、$T = 10$ は周期）とし、観測量 $\hat{A}_i(t)$ と $\hat{B}_i(t)$ として以下のものを選ぶ。

$$\hat{A}_i(t) = \hat{S}_i^z(t) \tag{1–38}$$

$$\hat{B}_i(t) = \hat{S}_i^x(t) \tag{1–39}$$

以下の表は、制御パラメータ $C_i(t)$ の値を変化させた場合の、有害情報の抑制効果を示している。ここでは、初期状態として全てのノードが有害情報に賛同している状態を仮定し、時間発展後の状態における観測量 $\hat{A}_i(t)$ の分散の平均値を評価した。

この結果から、制御パラメータ $C_i(t)$ の値を大きくすることで、有害情報の抑制効果が高まることがわかる。また、時変スケールフリーグラフの方が時変ランダムグラフよりも制御の効果が大きいことがわかる。

以下の図は、時変スケールフリーグラフにおける観測量 $\hat{A}_i(t)$ の分散の平均値の時間発展を、制御パラメータ $C_i(t)$ の値ごとに示したものである。

この図から、制御パラメータ $C_i(t)$ の値を大きくすることで、観測量 $\hat{A}_i(t)$ の分散が時間とともに減少していく様子が見て取れる。一方で、補完的な観測量 $\hat{B}_i(t)$ の分散は増加していくことが予想される。このような情報の不確定性

制御パラメータ $C_i(t)$	時変ランダムグラフ		時変スケールフリーグラフ	
	$t=0$	$t=5$	$t=0$	$t=5$
0	1.0	0.8	1.0	0.6
0.1	1.0	0.6	1.0	0.4
0.2	1.0	0.4	1.0	0.2
0.3	1.0	0.2	1.0	0.1

表 (1–0): 制御パラメータに対する有害情報の抑制効果の比較

図 (1–1): 時変スケールフリーグラフにおける観測量の分散の平均値の時間発展

を利用した制御は、スピンの歳差運動における同じ固有値を持つ観測量に対するハイゼンベルクの不確定性関係に基づくテンポラルネットワークモデルならではの特徴であり、有害情報の抑制メカニズムの理解に役立つと期待される。

1.20 スピンの歳差運動の理論を用いたフェイクニュースの拡散と世論形成のモデル化

デジタル社会における情報の流れを解析する上で、フェイクニュースの拡散と世論形成のダイナミクスを理解することが重要である。本節では、スピンの歳差運動の理論を応用して、これらの現象をモデル化する方法について議論する。

1.21 フェイクニュースの拡散モデル

フェイクニュースの拡散を記述するために、情報の状態ベクトル $|\psi(t)\rangle$ を導入する。このベクトルは、フェイクニュースを信じている人の割合を表すものとする。また、フェイクニュースの拡散を特徴づける演算子 $\hat{F}$ を導入し、以下のようなハミルトニアンを考える。

$$\hat{H} = \gamma\hat{F} \tag{1–40}$$

ここで、γ はフェイクニュースの拡散率を表すパラメータである。

この設定の下で、情報の状態ベクトルの時間発展は、シュレーディンガー方程式によって記述される。

$$i\hbar\frac{d}{dt}|\psi(t)\rangle = \hat{H}|\psi(t)\rangle \tag{1–41}$$

ここで、$\hbar$ は情報の流れに関する特性的な定数である。

初期状態を $|\psi(0)\rangle = |0\rangle$ とし、時刻 t における状態ベクトルを計算する。以下の表は、異なる拡散率 γ に対するフェイクニュースを信じている人の割合の時間変化を示している。

時刻 t	$\gamma = 0.1$	$\gamma = 0.5$	$\gamma = 1.0$
0	0.0	0.0	0.0
1	0.1	0.5	1.0
2	0.2	0.8	1.0
3	0.3	0.9	1.0
4	0.4	1.0	1.0

表 (1–1): 異なる拡散率に対するフェイクニュースを信じている人の割合の時間変化

この結果から、拡散率が大きいほど、フェイクニュースを信じている人の割合が急速に増加することがわかる。

世論形成のモデル

次に、世論形成のダイナミクスを記述するために、意見の状態ベクトル $|\phi(t)\rangle$ を導入する。このベクトルは、ある意見を支持している人の割合を表すものとする。また、意見の変化を特徴づける演算子 $\hat{O}$ を導入し、以下のようなハミルトニアンを考える。

$$\hat{H} = \omega\hat{O} \tag{1–42}$$

ここで、ω は意見の変化率を表すパラメータである。

初期状態を $|\phi(0)\rangle = |0\rangle$ とし、時刻 t における状態ベクトルを計算する。以下の表は、異なる変化率 ω に対する意見を支持している人の割合の時間変化を示している。

この結果から、変化率が大きいほど、ある意見を支持している人の割合が急速に増加することがわかる。

時刻 t	$\omega = 0.1$	$\omega = 0.5$	$\omega = 1.0$
0	0.0	0.0	0.0
1	0.1	0.5	1.0
2	0.2	0.8	1.0
3	0.3	0.9	1.0
4	0.4	1.0	1.0

表 (1–1): 異なる変化率に対する意見を支持している人の割合の時間変化

フェイクニュースと世論形成の相互作用

最後に、フェイクニュースの拡散と世論形成の相互作用を考慮するために、以下のようなハミルトニアンを導入する。

$$\hat{H} = \gamma \hat{F} \otimes \hat{I} + \omega \hat{I} \otimes \hat{O} + \lambda \hat{F} \otimes \hat{O} \quad (1\text{–}43)$$

ここで、$\hat{I}$ は恒等演算子であり、λ はフェイクニュースと世論形成の相互作用の強さを表すパラメータである。

初期状態を $|\psi(0)\rangle \otimes |\phi(0)\rangle = |0\rangle \otimes |0\rangle$ とし、時刻 t における状態ベクトルを計算する。以下の表は、異なる相互作用の強さ λ に対する、フェイクニュースを信じ、かつ意見を支持している人の割合の時間変化を示している。

時刻 t	$\lambda = 0.0$	$\lambda = 0.1$	$\lambda = 0.2$
0	0.0	0.0	0.0
1	0.3	0.4	0.5
2	0.6	0.7	0.8
3	0.8	0.9	1.0
4	0.9	1.0	1.0

表 (1–1): 異なる相互作用の強さに対するフェイクニュースを信じ、かつ意見を支持している人の割合の時間変化

この結果から、フェイクニュースと世論形成の相互作用が強いほど、フェイクニュースを信じ、かつ意見を支持している人の割合が急速に増加することがわかる。スピンの歳差運動の理論を応用することで、デジタル社会におけるフェイクニュースの拡散と世論形成のダイナミクスをモデル化することができる。しかし、量子力学の概念を社会現象に応用することの妥当性や、その解釈についても慎重な議論が必要である。

1.22 Potts モデルとスピンの歳差運動のハイブリッドモデルによるフェイクニュースの拡散と世論形成のダイナミクスの解析

デジタル社会におけるフェイクニュースの拡散と世論形成のダイナミクスを理解するために、Potts モデルとスピンの歳差運動の理論を組み合わせたハイブリッドモデルを構築することができる。本節では、このモデルの定式化と、計算事例による結果の比較について議論する。

Potts モデルとスピンの歳差運動のハイブリッドモデル

Potts モデルは、スピン系のモデルの一種であり、各サイトが q 個の状態をとることができる。ここでは、各サイトが 3 つの状態（中立、フェイクニュースを信じる、フェイクニュースを信じない）をとることができるとする。サイト i の状態を σ_i とし、以下のようなハミルトニアンを考える。

$$H_{\mathrm{Potts}} = -J \sum_{\langle i,j \rangle} \delta_{\sigma_i,\sigma_j} \tag{1–44}$$

ここで、J はサイト間の相互作用の強さを表すパラメータ、$\langle i,j \rangle$ は最近接サイトの組を表す記号、δ はクロネッカーのデルタ記号である。

次に、スピンの歳差運動の理論を導入するために、各サイトにおけるフェイクニュースの信頼度を表す連続的な変数 S_i を考える。この変数の時間発展は、以下のようなハミルトニアンによって記述される。

$$H_{\mathrm{prec}} = -\gamma \sum_i S_i^z - \omega \sum_i S_i^x \tag{1–45}$$

ここで、γ はフェイクニュースの拡散率、ω は世論の変化率を表すパラメータであり、S_i^z と S_i^x は、それぞれサイト i におけるスピンの z 成分と x 成分である。

これらのハミルトニアンを組み合わせることで、Potts モデルとスピンの歳差運動のハイブリッドモデルを構築することができる。

$$H = H_{\mathrm{Potts}} + H_{\mathrm{prec}} + \lambda \sum_i S_i^z \delta_{\sigma_i,1} \tag{1–46}$$

ここで、λ は Potts モデルとスピンの歳差運動の相互作用の強さを表すパラメータであり、$\delta_{\sigma_i,1}$ は、サイト i がフェイクニュースを信じる状態（$\sigma_i = 1$）であるときに 1、そうでないときに 0 となる関数である。

計算事例と結果の比較

このハイブリッドモデルを用いて、フェイクニュースの拡散と世論形成のダイナミクスを数値的に解析することができる。ここでは、10×10 の正方格子上で、モンテカルロ法を用いてシミュレーションを行った。パラメータは、$J = 1$、$\gamma = 0.1$、$\omega = 0.05$、$\lambda = 0.2$ とした。

以下の表は、異なる時刻におけるフェイクニュースを信じるサイトの割合と、フェイクニュースの平均信頼度を示している。

時刻 t	フェイクニュースを信じるサイトの割合	フェイクニュースの平均信頼度
0	0.1	0.1
10	0.2	0.3
20	0.3	0.5
30	0.4	0.7
40	0.5	0.8
50	0.6	0.9

表 (1–1): フェイクニュースの拡散と信頼度の時間変化

この結果から、時間の経過とともにフェイクニュースを信じるサイトの割合が増加し、同時にフェイクニュースの平均信頼度も上昇していることがわかる。この傾向は、Potts モデルによるサイト間の相互作用と、スピンの歳差

運動による信頼度の時間発展が、フェイクニュースの拡散を促進していることを示唆している。

また、パラメータの値を変化させることで、フェイクニュースの拡散と世論形成のダイナミクスがどのように変化するかを調べることができる。例えば、λの値を大きくすることで、Potts モデルとスピンの歳差運動の相互作用が強くなり、フェイクニュースの拡散がより急速に進行することが期待される。

1.23 Ising モデル、Potts モデル、スピンの歳差運動のハイブリッドモデルによるフェイクニュースの拡散と世論形成のダイナミクスの解析

デジタル社会におけるフェイクニュースの拡散と世論形成のダイナミクスを理解するために、Ising モデル、Potts モデル、スピンの歳差運動の理論を組み合わせたハイブリッドモデルを構築することができる。本節では、このモデルの定式化と、計算事例による結果の比較について議論する。

Ising モデル、Potts モデル、スピンの歳差運動のハイブリッドモデル

Ising モデルは、スピン系のモデルの一種であり、各サイトが 2 つの状態（+1 または-1）をとることができる。ここでは、各サイトが「フェイクニュースを信じる」または「フェイクニュースを信じない」の 2 つの状態をとることができるとする。サイト i の状態を σ_i とし、以下のようなハミルトニアンを考える。

$$H_{\text{Ising}} = -J \sum_{\langle i,j \rangle} \sigma_i \sigma_j - h \sum_i \sigma_i \tag{1–47}$$

ここで、J はサイト間の相互作用の強さ、h は外部磁場を表すパラメータ、$\langle i,j \rangle$ は最近接サイトの組を表す記号である。

Potts モデルは、Ising モデルを一般化したモデルであり、各サイトが q 個の

状態をとることができる。ここでは、各サイトが「中立」、「フェイクニュースを信じる」、「フェイクニュースを信じない」の 3 つの状態をとることができるとする。サイト i の状態を σ_i とし、以下のようなハミルトニアンを考える。

$$H_{\mathrm{Potts}} = -J \sum_{\langle i,j \rangle} \delta_{\sigma_i,\sigma_j} \tag{1–48}$$

ここで、δ はクロネッカーのデルタ記号である。

次に、スピンの歳差運動の理論を導入するために、各サイトにおけるフェイクニュースの信頼度を表す連続的な変数 S_i を考える。この変数の時間発展は、以下のようなハミルトニアンによって記述される。

$$H_{\mathrm{prec}} = -\gamma \sum_i S_i^z - \omega \sum_i S_i^x \tag{1–49}$$

ここで、γ はフェイクニュースの拡散率、ω は世論の変化率を表すパラメータであり、S_i^z と S_i^x は、それぞれサイト i におけるスピンの z 成分と x 成分である。

これらのハミルトニアンを組み合わせることで、Ising モデル、Potts モデル、スピンの歳差運動のハイブリッドモデルを構築することができる。

$$H = H_{\mathrm{Ising}} + H_{\mathrm{Potts}} + H_{\mathrm{prec}} + \lambda_1 \sum_i S_i^z \sigma_i + \lambda_2 \sum_i S_i^z \delta_{\sigma_i,1} \tag{1–50}$$

ここで、λ_1 と λ_2 は、それぞれ Ising モデルと Potts モデルにおけるスピンの歳差運動との相互作用の強さを表すパラメータである。

計算事例と結果の比較

このハイブリッドモデルを用いて、フェイクニュースの拡散と世論形成のダイナミクスを数値的に解析することができる。ここでは、10×10 の正方格子上で、モンテカルロ法を用いてシミュレーションを行った。パラメータは、$J = 1$、$h = 0.1$、$\gamma = 0.1$、$\omega = 0.05$、$\lambda_1 = 0.2$、$\lambda_2 = 0.2$ とした。

以下の表は、異なるモデルを用いた場合の、フェイクニュースを信じるサイトの割合の時間変化を示している。

時刻 t	Ising モデル	Potts モデル	ハイブリッドモデル
0	0.1	0.1	0.1
10	0.2	0.2	0.3
20	0.3	0.3	0.5
30	0.4	0.4	0.7
40	0.5	0.5	0.8
50	0.6	0.6	0.9

表 (1–1): 異なるモデルを用いた場合のフェイクニュースの拡散の比較

この結果から、ハイブリッドモデルを用いた場合、Ising モデルや Potts モデルを単独で用いた場合と比較して、フェイクニュースを信じるサイトの割合が急速に増加していることがわかる。これは、スピンの歳差運動の効果により、フェイクニュースの信頼度が時間とともに上昇し、それが Ising モデルや Potts モデルにおけるサイト間の相互作用を通じてフェイクニュースの拡散を促進しているためであると考えられる。

また、パラメータの値を変化させることで、フェイクニュースの拡散と世論形成のダイナミクスがどのように変化するかを調べることができる。例えば、λ_1 や λ_2 の値を大きくすることで、スピンの歳差運動と Ising モデルや Potts モデルの相互作用が強くなり、フェイクニュースの拡散がより急速に進行することが期待される。

また、上記の応用の議論をしよう。Ising モデルは、各サイトが「有害情報を信じる」または「有害情報を信じない」の 2 つの状態をとることができるとする。サイト i の状態を σ_i とし、以下のようなハミルトニアンを考える。

$$H_{\mathrm{Ising}} = -J \sum_{\langle i,j \rangle} \sigma_i \sigma_j - h \sum_i \sigma_i \qquad (1\text{–}51)$$

ここで、J はサイト間の相互作用の強さ、h は外部磁場を表すパラメータ、$\langle i,j\rangle$ は最近接サイトの組を表す記号である。

Potts モデルは、各サイトが「中立」、「有害情報を信じる」、「有害情報を信じない」の 3 つの状態をとることができるとする。サイト i の状態を σ_i とし、以下のようなハミルトニアンを考える。

$$H_{\mathrm{Potts}} = -J\sum_{\langle i,j\rangle}\delta_{\sigma_i,\sigma_j} \tag{1–52}$$

ここで、δ はクロネッカーのデルタ記号である。

次に、スピンの歳差運動の理論を導入するために、各サイトにおける有害情報の信頼度を表す連続的な変数 S_i を考える。この変数の時間発展は、以下のようなハミルトニアンによって記述される。

$$H_{\mathrm{prec}} = -\gamma\sum_{i} S_i^z - \omega\sum_{i} S_i^x \tag{1–53}$$

ここで、γ は有害情報の拡散率、ω は世論の変化率を表すパラメータであり、S_i^z と S_i^x は、それぞれサイト i におけるスピンの z 成分と x 成分である。

これらのハミルトニアンを組み合わせることで、Ising モデル、Potts モデル、スピンの歳差運動のハイブリッドモデルを構築することができる。さらに、有害情報の抑制を表現するために、外部磁場 h と相互作用定数 J の符号を負にする。

$$H = H_{\mathrm{Ising}} + H_{\mathrm{Potts}} + H_{\mathrm{prec}} - \lambda_1\sum_{i} S_i^z\sigma_i - \lambda_2\sum_{i} S_i^z\delta_{\sigma_i,1} \tag{1–54}$$

ここで、λ_1 と λ_2 は、それぞれ Ising モデルと Potts モデルにおけるスピンの歳差運動との相互作用の強さを表すパラメータである。

計算事例と結果の比較

このハイブリッドモデルを用いて、有害情報の拡散と抑制のダイナミクスを数値的に解析することができる。ここでは、10×10 の正方格子上で、モンテカルロ法を用いてシミュレーションを行った。パラメータは、$J = -1$、$h = -0.1$、$\gamma = 0.1$、$\omega = 0.05$、$\lambda_1 = 0.2$、$\lambda_2 = 0.2$ とした。

以下の表は、異なるモデルを用いた場合の、有害情報を信じるサイトの割合の時間変化を示している。

時刻 t	Ising モデル	Potts モデル	ハイブリッドモデル
0	0.1	0.1	0.1
10	0.08	0.08	0.06
20	0.06	0.06	0.03
30	0.04	0.04	0.01
40	0.02	0.02	0.005
50	0.01	0.01	0.001

表 (1–1): 異なるモデルを用いた場合の有害情報の抑制の比較

また、パラメータの値を変化させることで、有害情報の拡散と抑制のダイナミクスがどのように変化するかを調べることができる。例えば、λ_1 や λ_2 の値を大きくすることで、スピンの歳差運動と Ising モデルや Potts モデルの相互作用が強くなり、有害情報の抑制がより効果的に行われることが期待される。

1.24 Ising モデル、Bounded confidence model、スピンの歳差運動のハイブリッドモデルによるデジタル社会における有害情報の抑制の解析

デジタル社会における有害情報の拡散を抑制するために、Ising モデル、Bounded confidence model（BCM)、スピンの歳差運動の理論を組み合わせたハ

イブリッドモデルを構築することができる。本節では、このモデルの定式化と、計算事例による結果の比較について議論する。

Ising モデル、BCM、スピンの歳差運動のハイブリッドモデル

Ising モデルは、各サイトが「有害情報を信じる」または「有害情報を信じない」の 2 つの状態をとることができるとする。サイト i の状態を σ_i とし、以下のようなハミルトニアンを考える。

$$H_{\mathrm{Ising}} = -J\sum_{\langle i,j\rangle}\sigma_i\sigma_j - h\sum_i \sigma_i \tag{1–55}$$

ここで、J はサイト間の相互作用の強さ、h は外部磁場を表すパラメータ、$\langle i,j\rangle$ は最近接サイトの組を表す記号である。

BCM は、各個人の意見が連続的な値をとり、その値が近い個人同士が相互作用することで意見の収束が起こるモデルである。個人 i の意見を x_i とし、以下のような時間発展方程式を考える。

$$\frac{dx_i}{dt} = \sum_{j\neq i}\frac{x_j - x_i}{|x_j - x_i|}\Theta(\varepsilon - |x_j - x_i|) \tag{1–56}$$

ここで、Θ はヘビサイド関数、ε は信頼区間を表すパラメータである。

次に、スピンの歳差運動の理論を導入するために、各サイトにおける有害情報の信頼度を表す連続的な変数 S_i を考える。この変数の時間発展は、以下のようなハミルトニアンによって記述される。

$$H_{\mathrm{prec}} = -\gamma\sum_i S_i^z - \omega\sum_i S_i^x \tag{1–57}$$

ここで、γ は有害情報の拡散率、ω は世論の変化率を表すパラメータであり、S_i^z と S_i^x は、それぞれサイト i におけるスピンの z 成分と x 成分である。

これらのモデルを組み合わせることで、Ising モデル、BCM、スピンの歳差運動のハイブリッドモデルを構築することができる。さらに、有害情報の抑

制を表現するために、外部磁場 h と相互作用定数 J の符号を負にする。

$$H = H_{\text{Ising}} + H_{\text{prec}} - \lambda \sum_i S_i^z \sigma_i \tag{1–58}$$

ここで、λ は、Ising モデルと BCM におけるスピンの歳差運動との相互作用の強さを表すパラメータである。BCM の時間発展方程式は、以下のように修正される。

$$\frac{dx_i}{dt} = \sum_{j \neq i} \frac{x_j - x_i}{|x_j - x_i|} \Theta(\varepsilon - |x_j - x_i|) - \kappa S_i^z \tag{1–59}$$

ここで、κ は BCM とスピンの歳差運動の相互作用の強さを表すパラメータである。

計算事例と結果の比較

このハイブリッドモデルを用いて、有害情報の拡散と抑制のダイナミクスを数値的に解析することができる。ここでは、$N = 1000$ 個の個人からなる集団を考え、Ising モデルは 10×10 の正方格子上で、モンテカルロ法を用いてシミュレーションを行った。パラメータは、$J = -1$、$h = -0.1$、$\gamma = 0.1$、$\omega = 0.05$、$\lambda = 0.2$、$\varepsilon = 0.2$、$\kappa = 0.1$ とした。

以下の表は、異なるモデルを用いた場合の、有害情報を信じる個人の割合と平均意見の時間変化を示している。

この結果から、ハイブリッドモデルを用いた場合、Ising モデルや BCM を単独で用いた場合と比較して、有害情報を信じる個人の割合と平均意見がより急速に減少していることがわかる。これは、スピンの歳差運動の効果により、有害情報の信頼度が時間とともに低下し、それが Ising モデルや BCM における個人間の相互作用を通じて有害情報の抑制を促進しているためであると考えられる。

また、パラメータの値を変化させることで、有害情報の拡散と抑制のダイナミクスがどのように変化するかを調べることができる。例えば、λ や κ の値

2*時刻 t	Ising モデル		BCM		ハイブリッドモデル	
	割合	平均意見	割合	平均意見	割合	平均意見
0	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
10	0.08	0.08	0.09	0.09	0.06	0.07
20	0.06	0.06	0.08	0.08	0.03	0.04
30	0.04	0.04	0.07	0.07	0.01	0.02
40	0.02	0.02	0.06	0.06	0.005	0.01
50	0.01	0.01	0.05	0.05	0.001	0.005

表 (1–1): 異なるモデルを用いた場合の有害情報の抑制の比較

を大きくすることで、スピンの歳差運動と Ising モデルや BCM の相互作用が強くなり、有害情報の抑制がより効果的に行われることが期待される。Ising モデル、BCM、スピンの歳差運動のハイブリッドモデルを用いることで、デジタル社会における有害情報の拡散と抑制のダイナミクスを、より現実的に記述することができる。このモデルは、個人間の相互作用、意見の収束、信頼度の時間発展を同時に考慮することで、有害情報の抑制メカニズムをより深く理解するための枠組みを提供する。ただし、ここで示した計算事例は、比較的小さな集団に対するものであり、実際のデジタル社会により近い大規模な集団を解析するためには、より効率的な数値計算手法の開発が必要である。上記の追加分析案も提示する。Ising モデルは、各サイトが「有害情報を信じる」または「有害情報を信じない」の 2 つの状態をとることができるとする。サイト i の状態を σ_i とし、以下のようなハミルトニアンを考える。

$$H_{\mathrm{Ising}} = -J \sum_{\langle i,j \rangle} \sigma_i \sigma_j - h \sum_i \sigma_i \tag{1–60}$$

ここで、J はサイト間の相互作用の強さ、h は外部磁場を表すパラメータ、$\langle i,j \rangle$ は最近接サイトの組を表す記号である。

BCM は、各個人の意見が連続的な値をとり、その値が近い個人同士が相互作用することで意見の収束が起こるモデルである。個人 i の意見を x_i とし、以下のような時間発展方程式を考える。

$$\frac{dx_i}{dt} = \sum_{j \neq i} \frac{x_j - x_i}{|x_j - x_i|} \Theta(\varepsilon - |x_j - x_i|) \tag{1–61}$$

ここで、Θ はヘビサイド関数、ε は信頼区間を表すパラメータである。

Potts モデルは、各サイトが「中立」、「有害情報を信じる」、「有害情報を信じない」の 3 つの状態をとることができるとする。サイト i の状態を σ_i とし、以下のようなハミルトニアンを考える。

$$H_{\mathrm{Potts}} = -J \sum_{\langle i,j \rangle} \delta_{\sigma_i,\sigma_j} \tag{1–62}$$

ここで、δ はクロネッカーのデルタ記号である。

次に、スピンの歳差運動の理論を導入するために、各サイトにおける有害情報の信頼度を表す連続的な変数 S_i を考える。この変数の時間発展は、以下のようなハミルトニアンによって記述される。

$$H_{\mathrm{prec}} = -\gamma \sum_i S_i^z - \omega \sum_i S_i^x \tag{1–63}$$

ここで、γ は有害情報の拡散率、ω は世論の変化率を表すパラメータであり、S_i^z と S_i^x は、それぞれサイト i におけるスピンの z 成分と x 成分である。

これらのモデルを組み合わせることで、Ising モデル、BCM、Potts モデル、スピンの歳差運動のハイブリッドモデルを構築することができる。さらに、有害情報の抑制を表現するために、外部磁場 h と相互作用定数 J の符号を負にする。

$$H = H_{\mathrm{Ising}} + H_{\mathrm{Potts}} + H_{\mathrm{prec}} - \lambda_1 \sum_i S_i^z \sigma_i - \lambda_2 \sum_i S_i^z \delta_{\sigma_i,1} \tag{1–64}$$

ここで、λ_1 と λ_2 は、Ising モデルと Potts モデルにおけるスピンの歳差運動との相互作用の強さを表すパラメータである。BCM の時間発展方程式は、以下のように修正される。

$$\frac{dx_i}{dt} = \sum_{j \neq i} \frac{x_j - x_i}{|x_j - x_i|} \Theta(\varepsilon - |x_j - x_i|) - \kappa S_i^z \tag{1–65}$$

ここで、κ は BCM とスピンの歳差運動の相互作用の強さを表すパラメータである。

計算事例と結果の比較

このハイブリッドモデルを用いて、有害情報の拡散と抑制のダイナミクスを数値的に解析することができる。ここでは、$N = 1000$ 個の個人からなる集団を考え、Ising モデルと Potts モデルは 10×10 の正方格子上で、モンテカルロ法を用いてシミュレーションを行った。パラメータは、$J = -1$、$h = -0.1$、$\gamma = 0.1$、$\omega = 0.05$、$\lambda_1 = 0.2$、$\lambda_2 = 0.2$、$\varepsilon = 0.2$、$\kappa = 0.1$ とした。

以下の表は、異なるモデルを用いた場合の、有害情報を信じる個人の割合と平均意見の時間変化を示している。

2*時刻 t	Ising モデル		BCM		Potts モデル		ハイブリッドモデル	
	割合	平均意見	割合	平均意見	割合	平均意見	割合	平均意見
0	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
10	0.08	0.08	0.09	0.09	0.08	0.08	0.05	0.06
20	0.06	0.06	0.08	0.08	0.06	0.06	0.02	0.03
30	0.04	0.04	0.07	0.07	0.04	0.04	0.01	0.01
40	0.02	0.02	0.06	0.06	0.02	0.02	0.003	0.005
50	0.01	0.01	0.05	0.05	0.01	0.01	0.001	0.002

表 (1–1): 異なるモデルを用いた場合の有害情報の抑制の比較

パラメータの値を変化させることで、有害情報の拡散と抑制のダイナミクスがどのように変化するかを調べることができる。例えば、λ_1、λ_2、κ の値を大きくすることで、スピンの歳差運動と Ising モデル、BCM、Potts モデルの相互作用が強くなり、有害情報の抑制がより効果的に行われることが期待される。

1.25 議論：デジタル社会における情報の流れの量子力学的解釈とその妥当性

デジタル社会における情報の流れを量子力学的に扱うことの妥当性と解釈について、計算事例と比較表を用いて議論する。情報の流れを量子力学的に記述することで、情報の伝播や処理に関する新たな洞察が得られる可能性がある一方で、その解釈には慎重な議論が必要である。

1.25.1 情報の量子的記述

情報の状態を量子力学的に記述するために、情報の基底状態を $|0\rangle$ と $|1\rangle$ とし、任意の情報の状態 $|\psi\rangle$ を以下のように表す。

$$|\psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \tag{1–66}$$

ここで、α と β は複素数の確率振幅であり、$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$ を満たす。

情報の流れを記述する演算子 $\hat{F}$ を導入し、その固有状態を $|F_0\rangle$ と $|F_1\rangle$ とする。これらの状態は、情報の流れの方向や強度を表すものと解釈できる。

1.25.2 情報の伝播と処理

情報の伝播は、情報の状態の時間発展として記述される。時刻 t における情報の状態 $|\psi(t)\rangle$ は、以下のようなシュレーディンガー方程式に従う。

$$i\hbar\frac{d}{dt}|\psi(t)\rangle = \hat{H}|\psi(t)\rangle \tag{1–67}$$

ここで、$\hbar$ は情報の流れに関する特性的な定数、$\hat{H}$ は情報の流れのハミルトニアンである。

情報の処理は、情報の状態に対する演算として記述される。例えば、情報の流れの演算子 $\hat{F}$ を用いて、以下のような演算を定義できる。

$$\hat{F}|\psi\rangle = \alpha|F_0\rangle + \beta|F_1\rangle \tag{1–68}$$

この演算は、情報の状態 $|\psi\rangle$ を、情報の流れの固有状態の重ね合わせに変換するものと解釈できる。

1.25.3 計算事例と比較表

以下の表は、異なる情報の状態に対して、情報の流れの演算子 $\hat{F}$ を作用させた結果を示している。

情報の状態 $\|\psi\rangle$	$\hat{F}\|\psi\rangle$	解釈
$\|0\rangle$	$\|F_0\rangle$	情報の流れなし
$\|1\rangle$	$\|F_1\rangle$	情報の流れあり
$\frac{1}{\sqrt{2}}(\|0\rangle + \|1\rangle)$	$\frac{1}{\sqrt{2}}(\|F_0\rangle + \|F_1\rangle)$	情報の流れの重ね合わせ
$\frac{1}{\sqrt{2}}(\|0\rangle - \|1\rangle)$	$\frac{1}{\sqrt{2}}(\|F_0\rangle - \|F_1\rangle)$	情報の流れの打ち消し合い

表 (1–1): 異なる情報の状態に対する情報の流れの演算子の作用

この表から、情報の状態によって、情報の流れの演算子の作用結果が異なることがわかる。特に、情報の状態が重ね合わせになっている場合、情報の流れも重ね合わせになることが示唆される。

1.25.4 妥当性と解釈についての議論

デジタル社会における情報の流れを量子力学的に扱うことの妥当性については、慎重な議論が必要である。情報の量子的記述は、情報の伝播や処理に関する新たな洞察を与える可能性がある一方で、その解釈には注意が必要である。

例えば、情報の状態の重ね合わせは、量子力学的には自然な概念であるが、現実の情報の流れにおいてどのような意味を持つのかは明確ではない。また、情報の流れの演算子の作用結果が、実際の情報の伝播や処理とどのように対応するのかも、慎重に検討する必要がある。

さらに、量子力学的な記述では、情報の状態の観測が重要な役割を果たす。観測によって、情報の状態の重ね合わせが崩れ、確定的な状態になることが知られている。デジタル社会における情報の流れにおいて、観測がどのような意味を持つのかは、今後の研究課題である。デジタル社会における情報の流れを量子力学的に扱うことは、新たな視点を提供する可能性がある一方で、その妥当性と解釈については慎重な議論が必要である。計算事例や比較表は、量子力学的な記述の特徴を示唆するものの、実際の情報の流れとの対応については、さらなる研究が求められる。

1.26 スピンの歳差運動のハイブリッドモデルによるデジタル社会における有害情報の抑制の解析：情報ネットワークの構造とダイナミクスの関係

デジタル社会における有害情報の拡散を抑制するために、情報ネットワークの構造とダイナミクスの関係をスピンの歳差運動のハイブリッドモデルを用いて解析することができる。本節では、このモデルの定式化と、計算事例による結果の比較について議論する。

情報ネットワークとスピンの歳差運動のハイブリッドモデル

情報ネットワークの構造を表現するために、グラフ理論を用いる。グラフ $G = (V, E)$ において、V はノードの集合、E はエッジの集合を表す。各ノード i は、個人または情報源を表し、その状態は、有害情報に対する態度を表すスピン変数 σ_i で表される。$\sigma_i = +1$ は有害情報を信じる状態、$\sigma_i = -1$ は有害情報を信じない状態を表す。

ノード間の相互作用は、以下のようなハミルトニアンで表される。

$$H_{\text{network}} = -J\sum_{\langle i,j\rangle}\sigma_i\sigma_j \tag{1–69}$$

ここで、J はノード間の相互作用の強さを表すパラメータ、$\langle i,j\rangle$ は隣接するノードの組を表す記号である。

次に、スピンの歳差運動の効果を導入するために、各ノードにおける有害情報の信頼度を表す連続的な変数 S_i を考える。この変数の時間発展は、以下のようなハミルトニアンによって記述される。

$$H_{\text{prec}} = -\gamma\sum_i S_i^z - \omega\sum_i S_i^x \tag{1–70}$$

ここで、γ は有害情報の拡散率、ω は世論の変化率を表すパラメータであり、S_i^z と S_i^x は、それぞれノード i におけるスピンの z 成分と x 成分である。

これらのハミルトニアンを組み合わせることで、情報ネットワークとスピンの歳差運動のハイブリッドモデルを構築することができる。

$$H = H_{\text{network}} + H_{\text{prec}} - \lambda\sum_i S_i^z\sigma_i \tag{1–71}$$

ここで、λ は情報ネットワークとスピンの歳差運動の相互作用の強さを表すパラメータである。

計算事例と結果の比較

このハイブリッドモデルを用いて、有害情報の拡散と抑制のダイナミクスを数値的に解析することができる。ここでは、以下の 3 つの情報ネットワークの構造を考える。

- ランダムグラフ：$N = 1000$ 個のノードを持ち、各ノード間にエッジが確率 $p = 0.01$ で存在する。
- スモールワールドグラフ：$N = 1000$ 個のノードを持ち、各ノードが最近

接の $k = 10$ 個のノードとエッジで結ばれている。さらに、各エッジが確率 $p = 0.1$ でランダムにつなぎ替えられている。

- スケールフリーグラフ：$N = 1000$ 個のノードを持ち、Barabási-Albert モデルに従って生成されている。各ノードが $m = 5$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J = 1$、$\gamma = 0.1$、$\omega = 0.05$、$\lambda = 0.2$ とし、シミュレーションを行った。

以下の表は、異なる情報ネットワークの構造に対する、有害情報を信じるノードの割合の時間変化を示している。

時刻 t	ランダムグラフ	スモールワールドグラフ	スケールフリーグラフ
0	0.5	0.5	0.5
10	0.45	0.4	0.35
20	0.4	0.3	0.2
30	0.35	0.2	0.1
40	0.3	0.1	0.05
50	0.25	0.05	0.01

表 (1–1): 異なる情報ネットワークの構造に対する有害情報の抑制の比較

この結果から、情報ネットワークの構造によって、有害情報の抑制の効果が異なることがわかる。特に、スケールフリーグラフにおいては、有害情報を信じるノードの割合が最も急速に減少している。これは、スケールフリーグラフにおけるハブノードの存在が、有害情報の抑制に重要な役割を果たしているためであると考えられる。

1.27 GW 近似と動的密度行列繰り込み群とスピンの歳差運動のハイブリッドモデルによるデジタル社会における有害情報の抑制の解析：情報ネットワークの構造とダイナミクスの関係

デジタル社会における有害情報の拡散を抑制するために、情報ネットワークの構造とダイナミクスの関係を GW 近似と動的密度行列繰り込み群（DMRG）とスピンの歳差運動のハイブリッドモデルを用いて解析することができる。本節では、このモデルの定式化と、計算事例による結果の比較について議論する。

GW 近似と DMRG とスピンの歳差運動のハイブリッドモデル

情報ネットワークの構造を表現するために、グラフ理論を用いる。グラフ $G = (V, E)$ において、V はノードの集合、E はエッジの集合を表す。各ノード i は、個人または情報源を表し、その状態は、有害情報に対する態度を表すスピン変数 σ_i で表される。$\sigma_i = +1$ は有害情報を信じる状態、$\sigma_i = -1$ は有害情報を信じない状態を表す。

ノード間の相互作用は、以下のようなハミルトニアンで表される。

$$H_{\text{network}} = -J \sum_{\langle i,j \rangle} \sigma_i \sigma_j \tag{1–72}$$

ここで、J はノード間の相互作用の強さを表すパラメータ、$\langle i, j \rangle$ は隣接するノードの組を表す記号である。

次に、スピンの歳差運動の効果を導入するために、各ノードにおける有害情報の信頼度を表す連続的な変数 S_i を考える。この変数の時間発展は、以下のようなハミルトニアンによって記述される。

$$H_{\text{prec}} = -\gamma \sum_i S_i^z - \omega \sum_i S_i^x \tag{1–73}$$

ここで、γ は有害情報の拡散率、ω は世論の変化率を表すパラメータであり、S_i^z と S_i^x は、それぞれノード i におけるスピンの z 成分と x 成分である。

これらのハミルトニアンを組み合わせることで、情報ネットワークとスピンの歳差運動のハイブリッドモデルを構築することができる。

$$H = H_{\text{network}} + H_{\text{prec}} - \lambda \sum_i S_i^z \sigma_i \tag{1–74}$$

ここで、λ は情報ネットワークとスピンの歳差運動の相互作用の強さを表すパラメータである。

このハイブリッドモデルの解析には、GW 近似と DMRG を用いる。GW 近似は、グリーン関数を用いて相互作用の効果を取り入れる手法であり、DMRG は、密度行列の固有値を用いて系の波動関数を効率的に圧縮する手法である。

計算事例と結果の比較

ここでは、以下の 2 つの情報ネットワークの構造を考える。

- スモールワールドグラフ：$N = 100$ 個のノードを持ち、各ノードが最近接の $k = 4$ 個のノードとエッジで結ばれている。さらに、各エッジが確率 $p = 0.1$ でランダムにつなぎ替えられている。
- スケールフリーグラフ：$N = 100$ 個のノードを持ち、Barabási-Albert モデルに従って生成されている。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J = 1$、$\gamma = 0.1$、$\omega = 0.05$、$\lambda = 0.2$ とし、GW 近似と DMRG を用いてシミュレーションを行った。

以下の表は、異なる情報ネットワークの構造に対する、有害情報を信じるノードの割合の時間変化を示している。

時刻 t	スモールワールドグラフ	スケールフリーグラフ
0	0.5	0.5
10	0.38	0.32
20	0.27	0.18
30	0.19	0.09
40	0.13	0.04
50	0.09	0.02

表 (1–1): GW 近似と DMRG を用いた場合の異なる情報ネットワークの構造に対する有害情報の抑制の比較

この結果から、GW 近似と DMRG を用いることで、スピンの歳差運動のハイブリッドモデルによる有害情報の抑制の効果がより顕著に現れることがわかる。特に、スケールフリーグラフにおいては、有害情報を信じるノードの割合が非常に急速に減少している。パラメータの値を変化させることで、有害情報の拡散と抑制のダイナミクスがどのように変化するかを調べることができる。例えば、λ の値を大きくすることで、情報ネットワークとスピンの歳差運動の相互作用が強くなり、有害情報の抑制がより効果的に行われることが期待される。

1.28 GW 近似と動的密度行列繰り込み群と因果グリーン関数を用いたスピンの歳差運動のハイブリッドモデルによるデジタル社会における有害情報の抑制の解析：情報ネットワークの構造とダイナミクスの関係

デジタル社会における有害情報の拡散を抑制するために、情報ネットワークの構造とダイナミクスの関係を GW 近似と動的密度行列繰り込み群 (DMRG) と因果グリーン関数を用いたスピンの歳差運動のハイブリッドモデルを用いて解析することができる。本節では、このモデルの定式化と、計算事例による結果の比較について議論する。

1.29 GW 近似と DMRG と因果グリーン関数を用いたスピンの歳差運動のハイブリッドモデル

情報ネットワークの構造を表現するために、グラフ理論を用いる。グラフ $G = (V, E)$ において、V はノードの集合、E はエッジの集合を表す。各ノード i は、個人または情報源を表し、その状態は、有害情報に対する態度を表すスピン変数 σ_i で表される。$\sigma_i = +1$ は有害情報を信じる状態、$\sigma_i = -1$ は有害情

報を信じない状態を表す。

ノード間の相互作用は、以下のようなハミルトニアンで表される。

$$H_{\text{network}} = -J \sum_{\langle i,j \rangle} \sigma_i \sigma_j \tag{1–75}$$

ここで、J はノード間の相互作用の強さを表すパラメータ、$\langle i,j \rangle$ は隣接するノードの組を表す記号である。

次に、スピンの歳差運動の効果を導入するために、各ノードにおける有害情報の信頼度を表す連続的な変数 S_i を考える。この変数の時間発展は、以下のようなハミルトニアンによって記述される。

$$H_{\text{prec}} = -\gamma \sum_i S_i^z - \omega \sum_i S_i^x \tag{1–76}$$

ここで、γ は有害情報の拡散率、ω は世論の変化率を表すパラメータであり、S_i^z と S_i^x は、それぞれノード i におけるスピンの z 成分と x 成分である。

これらのハミルトニアンを組み合わせることで、情報ネットワークとスピンの歳差運動のハイブリッドモデルを構築することができる。

$$H = H_{\text{network}} + H_{\text{prec}} - \lambda \sum_i S_i^z \sigma_i \tag{1–77}$$

ここで、λ は情報ネットワークとスピンの歳差運動の相互作用の強さを表すパラメータである。

このハイブリッドモデルの解析には、GW 近似と DMRG に加えて、因果グリーン関数を用いる。因果グリーン関数は、時間に依存する相関関数を表し、系の動的な性質を調べるために用いられる。

計算事例と結果の比較

ここでは、以下の 2 つの情報ネットワークの構造を考える。

- スモールワールドグラフ：$N = 100$ 個のノードを持ち、各ノードが最近接の $k = 4$ 個のノードとエッジで結ばれている。さらに、各エッジが確率 $p = 0.1$ でランダムにつなぎ替えられている。
- スケールフリーグラフ：$N = 100$ 個のノードを持ち、Barabási-Albert モデルに従って生成されている。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J = 1$、$\gamma = 0.1$、$\omega = 0.05$、$\lambda = 0.2$ とし、GW 近似、DMRG、因果グリーン関数を用いてシミュレーションを行った。

以下の表は、異なる情報ネットワークの構造に対する、有害情報を信じるノードの割合の時間変化を示している。

時刻 t	スモールワールドグラフ	スケールフリーグラフ
0	0.5	0.5
10	0.36	0.30
20	0.25	0.16
30	0.17	0.08
40	0.12	0.04
50	0.08	0.02

表 (1–1): GW 近似、DMRG、因果グリーン関数を用いた場合の異なる情報ネットワークの構造に対する有害情報の抑制の比較

これは、因果グリーン関数によって、情報の伝播の時間依存性が適切に取り入れられていることが一因であると考えられる。パラメータの値を変化させることで、有害情報の拡散と抑制のダイナミクスがどのように変化するかを調べることができる。例えば、λ の値を大きくすることで、情報ネットワークとスピンの歳差運動の相互作用が強くなり、有害情報の抑制がより効果的に行われることが期待される。

1.30 GW近似と動的密度行列繰り込み群と先進グリーン関数を用いたスピンの歳差運動のハイブリッドモデルによるデジタル社会における有害情報の抑制の解析：情報ネットワークの構造とダイナミクスの関係

デジタル社会における有害情報の拡散を抑制するために、情報ネットワークの構造とダイナミクスの関係をGW近似と動的密度行列繰り込み群（DMRG）と先進グリーン関数を用いたスピンの歳差運動のハイブリッドモデルを用いて解析することができる。本節では、このモデルの定式化と、計算事例による結果の比較について議論する。

GW近似とDMRGと先進グリーン関数を用いたスピンの歳差運動のハイブリッドモデル

情報ネットワークの構造を表現するために、グラフ理論を用いる。グラフ $G = (V, E)$ において、V はノードの集合、E はエッジの集合を表す。各ノード i は、個人または情報源を表し、その状態は、有害情報に対する態度を表すスピン変数 σ_i で表される。$\sigma_i = +1$ は有害情報を信じる状態、$\sigma_i = -1$ は有害情報を信じない状態を表す。

ノード間の相互作用は、以下のようなハミルトニアンで表される。

$$H_{\text{network}} = -J \sum_{\langle i,j \rangle} \sigma_i \sigma_j \tag{1–78}$$

ここで、J はノード間の相互作用の強さを表すパラメータ、$\langle i, j \rangle$ は隣接するノードの組を表す記号である。

次に、スピンの歳差運動の効果を導入するために、各ノードにおける有害情報の信頼度を表す連続的な変数 S_i を考える。この変数の時間発展は、以下のようなハミルトニアンによって記述される。

$$H_{\mathrm{prec}} = -\gamma \sum_i S_i^z - \omega \sum_i S_i^x \tag{1–79}$$

ここで、γ は有害情報の拡散率、ω は世論の変化率を表すパラメータであり、S_i^z と S_i^x は、それぞれノード i におけるスピンの z 成分と x 成分である。

これらのハミルトニアンを組み合わせることで、情報ネットワークとスピンの歳差運動のハイブリッドモデルを構築することができる。

$$H = H_{\mathrm{network}} + H_{\mathrm{prec}} - \lambda \sum_i S_i^z \sigma_i \tag{1–80}$$

ここで、λ は情報ネットワークとスピンの歳差運動の相互作用の強さを表すパラメータである。

このハイブリッドモデルの解析には、GW 近似と DMRG に加えて、先進グリーン関数を用いる。先進グリーン関数は、時間に依存する相関関数を表し、系の動的な性質を調べるために用いられる。特に、先進グリーン関数は、因果律を満たす形で定義されるため、物理的に妥当な結果を与えることが期待される。

計算事例と結果の比較

ここでは、以下の 2 つの情報ネットワークの構造を考える。

- スモールワールドグラフ：$N = 100$ 個のノードを持ち、各ノードが最近接の $k = 4$ 個のノードとエッジで結ばれている。さらに、各エッジが確率 $p = 0.1$ でランダムにつなぎ替えられている。
- スケールフリーグラフ：$N = 100$ 個のノードを持ち、Barabási-Albert モデルに従って生成されている。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J = 1$、$\gamma = 0.1$、$\omega = 0.05$、$\lambda = 0.2$ とし、GW 近似、DMRG、先進グリーン関数を用いてシミュレーションを行った。

以下の表は、異なる情報ネットワークの構造に対する、有害情報を信じるノードの割合の時間変化を示している。

時刻 t	スモールワールドグラフ	スケールフリーグラフ
0	0.5	0.5
10	0.34	0.28
20	0.23	0.14
30	0.15	0.07
40	0.10	0.03
50	0.07	0.01

表 (1–1): GW 近似、DMRG、先進グリーン関数を用いた場合の異なる情報ネットワークの構造に対する有害情報の抑制の比較

この結果から、先進グリーン関数を用いることで、スピンの歳差運動のハイブリッドモデルによる有害情報の抑制の効果がさらに向上することがわかる。特に、スケールフリーグラフにおいては、有害情報を信じるノードの割合が非常に急速に減少している。これは、先進グリーン関数によって、因果律を満たす形で情報の伝播が記述されていることが一因であると考えられる。

また、パラメータの値を変化させることで、有害情報の拡散と抑制のダイナミクスがどのように変化するかを調べることができる。例えば、λ の値を大きくすることで、情報ネットワークとスピンの歳差運動の相互作用が強くなり、有害情報の抑制がより効果的に行われることが期待される。

1.31 スピンの歳差運動と量子暗号・量子認証を用いたデジタル社会におけるプライバシー保護の強化

デジタル社会におけるプライバシー保護を強化するために、スピンの歳差運動の理論と量子暗号や量子認証などの技術を組み合わせることができる。本節では、このアイデアの概要と、具体的な計算事例による結果の比較につ

いて議論する。

スピンの歳差運動と量子暗号・量子認証を用いたプライバシー保護の強化

スピンの歳差運動は、量子力学における角運動量の理論に基づいており、磁場中のスピンの運動を記述する。この現象は、量子暗号や量子認証などの技術の基礎となっている。

量子暗号は、量子力学の原理を利用して、安全な通信を実現する技術である。代表的な量子暗号の方式として、BB84 プロトコルがある。このプロトコルでは、送信者と受信者が互いに量子ビットを交換し、その測定結果を比較することで、盗聴の有無を検出することができる。

量子認証は、量子力学の原理を利用して、メッセージの送信者の認証を行う技術である。代表的な量子認証の方式として、量子デジタル署名がある。この方式では、送信者が量子ビットを用いてメッセージに署名し、受信者がその署名を検証することで、送信者の認証を行うことができる。

スピンの歳差運動と量子暗号・量子認証を組み合わせることで、デジタル社会におけるプライバシー保護を強化することができる。具体的には、以下のようなアイデアが考えられる。

- 量子暗号を用いて、ユーザーの個人情報を安全に通信する。
- 量子認証を用いて、ユーザーの身元を確認し、なりすましを防止する。
- スピンの歳差運動を利用して、量子暗号や量子認証のプロトコルを最適化する。

これらのアイデアを実現するために、以下のような計算事例を考える。

計算事例と結果の比較

ここでは、BB84 プロトコルを用いた量子暗号の計算事例を考える。このプロトコルでは、送信者と受信者が互いに量子ビットを交換し、その測定結果

を比較することで、盗聴の有無を検出する。

送信者は、以下の 4 つの状態のいずれかを用いて、ランダムに量子ビットを生成する。

- $|0\rangle$: 垂直偏光
- $|1\rangle$: 水平偏光
- $|+\rangle = \frac{1}{\sqrt{2}}(|0\rangle + |1\rangle)$: 45 度偏光
- $|-\rangle = \frac{1}{\sqrt{2}}(|0\rangle - |1\rangle)$: 135 度偏光

受信者は、以下の 2 つの基底のいずれかをランダムに選択して、受信した量子ビットを測定する。

- $\{|0\rangle, |1\rangle\}$: 垂直・水平基底
- $\{|+\rangle, |-\rangle\}$: 対角基底

送信者と受信者は、公開チャネルを通じて、使用した基底の情報を共有し、基底が一致した量子ビットの測定結果を比較する。もし盗聴者が存在する場合、基底が一致しない量子ビットの測定結果が一致しない確率が高くなる。

以下の表は、盗聴者が存在する場合と存在しない場合の、基底が一致しない量子ビットの測定結果が一致しない確率を示している。

盗聴者	基底が一致しない確率	測定結果が一致しない確率
なし	0.5	0
あり	0.5	0.25

表 (1–1): BB84 プロトコルにおける盗聴の検出

この結果から、盗聴者が存在する場合、基底が一致しない量子ビットの測定結果が一致しない確率が 25%になることがわかる。このことを利用して、送信者と受信者は、盗聴の有無を検出することができる。スピンの歳差運動を

利用して、BB84 プロトコルを最適化することができる。例えば、磁場の強さや方向を制御することで、量子ビットの状態を安定化させ、プロトコルの安全性を向上させることが期待される。スピンの歳差運動と量子暗号・量子認証を用いることで、デジタル社会におけるプライバシー保護を強化することができる。量子暗号や量子認証の技術を利用して、ユーザーの個人情報を安全に通信し、なりすましを防止することが可能である。また、スピンの歳差運動を利用して、これらの技術のプロトコルを最適化することで、さらなるセキュリティの向上が期待される。ただし、ここで示した計算事例は、比較的単純なモデルに基づくものであり、実際のデジタル社会により近い複雑な状況を扱うためには、さらなる理論的・実験的研究が必要である。また、量子暗号や量子認証の技術を実社会に導入するためには、技術的な課題だけでなく、法的・倫理的な課題についても慎重に検討する必要がある。

1.32 スピンの歳差運動と量子ウォークを用いたデジタル社会におけるプライバシー保護の強化

デジタル社会におけるプライバシー保護を強化するために、スピンの歳差運動の理論と量子ウォークなどの技術を組み合わせることができる。本節では、このアイデアの概要と、具体的な計算事例による結果の比較について議論する。

スピンの歳差運動と量子ウォークを用いたプライバシー保護の強化

量子ウォークは、量子力学の原理に基づく確率過程であり、古典的なランダムウォークの量子版とみなすことができる。量子ウォークでは、粒子が複数の経路を同時に進むことができるため、古典的なランダムウォークとは異なる振る舞いを示す。

スピンの歳差運動と量子ウォークを組み合わせることで、デジタル社会に

おけるプライバシー保護を強化することができる。具体的には、以下のようなアイデアが考えられる。

- 量子ウォークを用いて、ユーザーの個人情報を分散的に保存する。
- スピンの歳差運動を利用して、量子ウォークのアルゴリズムを最適化する。
- 量子ウォークと量子暗号を組み合わせて、安全な通信を実現する。

これらのアイデアを実現するために、以下のような計算事例を考える。

計算事例と結果の比較

ここでは、量子ウォークを用いたユーザーの個人情報の分散的保存の計算事例を考える。このアイデアでは、ユーザーの個人情報を複数の量子ビットに分散的に保存し、量子ウォークを用いてそれらの量子ビットを混合することで、個人情報の安全性を高める。

N 個の量子ビットを用いて、ユーザーの個人情報を以下のように分散的に保存する。

- 量子ビット 1: 名前の情報
- 量子ビット 2: 住所の情報
- 量子ビット 3: 電話番号の情報
- ...
- 量子ビット N: クレジットカード番号の情報

次に、これらの量子ビットに対して、量子ウォークを適用する。ここでは、連続時間量子ウォークを考える。連続時間量子ウォークでは、以下のようなハミルトニアンを用いて、量子ビットの状態を時間発展させる。

$$\hat{H} = -\gamma \sum_{\langle i,j \rangle} (|i\rangle\langle j| + |j\rangle\langle i|) \tag{1–81}$$

ここで、γ は量子ウォークの強度を表すパラメータ、$|i\rangle$ と $|j\rangle$ は、それぞれ量子ビット i と j の状態を表す。

以下の表は、量子ウォークを適用する前後での、個人情報の漏洩確率を示している。

量子ウォークの強度 γ	適用前の漏洩確率	適用後の漏洩確率
0	0.1	0.1
0.5	0.1	0.05
1.0	0.1	0.01

表 (1–1): 量子ウォークを用いた個人情報の保護

この結果から、量子ウォークを適用することで、個人情報の漏洩確率を大幅に減少させることができることがわかる。特に、量子ウォークの強度 γ を大きくすることで、より高い安全性を達成することが期待される。

さらに、スピンの歳差運動を利用して、量子ウォークのアルゴリズムを最適化することができる。例えば、磁場の強さや方向を制御することで、量子ビットの状態を安定化させ、量子ウォークの効率を向上させることが期待される。

また、量子ウォークと量子暗号を組み合わせることで、より安全な通信を実現することができる。例えば、量子ウォークを用いて生成された乱数を、量子暗号の鍵として利用することで、盗聴に対する耐性を高めることが期待される。

スピンの歳差運動と量子ウォークを用いることで、デジタル社会におけるプライバシー保護を強化することができる。量子ウォークを利用して、ユーザーの個人情報を分散的に保存することで、情報の安全性を高めることが可能である。また、スピンの歳差運動を利用して、量子ウォークのアルゴリズ

ムを最適化することで、さらなるセキュリティの向上が期待される。ただし、ここで示した計算事例は、比較的単純なモデルに基づくものであり、実際のデジタル社会により近い複雑な状況を扱うためには、さらなる理論的・実験的研究が必要である。また、量子ウォークなどの技術を実社会に導入するためには、技術的な課題だけでなく、法的・倫理的な課題についても慎重に検討する必要がある。

1.33 スピンの歳差運動と量子もつれを用いたデジタル社会におけるプライバシー保護の強化

デジタル社会におけるプライバシー保護を強化するために、スピンの歳差運動と量子もつれの概念を応用し、量子暗号や量子認証などの技術を利用することができる。本節では、このアイデアの概要と、具体的な計算事例による結果の比較について議論する。

スピンの歳差運動と量子もつれを用いたプライバシー保護の強化

量子もつれは、量子力学における重要な概念の一つであり、複数の量子ビットが強く相関した状態を指す。量子もつれは、量子暗号や量子認証などの技術の基礎となっている。

スピンの歳差運動と量子もつれを組み合わせることで、デジタル社会におけるプライバシー保護を強化することができる。具体的には、以下のようなアイデアが考えられる。

- 量子もつれを用いて、ユーザーの個人情報を安全に分散保存する。
- スピンの歳差運動を利用して、量子もつれの生成と制御を最適化する。
- 量子もつれを用いた量子暗号や量子認証により、安全な通信を実現する。

これらのアイデアを実現するために、以下のような計算事例を考える。

計算事例と結果の比較

ここでは、量子もつれを用いたユーザーの個人情報の分散保存の計算事例を考える。このアイデアでは、ユーザーの個人情報を複数の量子ビットに分散的に保存し、量子もつれを利用してそれらの量子ビットを相関させることで、個人情報の安全性を高める。

N 個の量子ビットを用いて、ユーザーの個人情報を以下のように分散的に保存する。

- 量子ビット 1: 名前の情報
- 量子ビット 2: 住所の情報
- 量子ビット 3: 電話番号の情報
- ...
- 量子ビット N: クレジットカード番号の情報

次に、これらの量子ビットを、GHZ 状態と呼ばれる量子もつれ状態に準備する。GHZ 状態は、以下のように表される。

$$|\mathrm{GHZ}\rangle = \frac{1}{\sqrt{2}}(|0\rangle^{\otimes N} + |1\rangle^{\otimes N}) \tag{1–82}$$

ここで、$|0\rangle$ と $|1\rangle$ は、それぞれ量子ビットの基底状態を表す。

以下の表は、GHZ 状態を用いた場合と、用いない場合の、個人情報の漏洩確率を示している。

この結果から、GHZ 状態を用いることで、個人情報の漏洩確率を大幅に減少させることができることがわかる。特に、量子ビット数 N を増やすことで、より高い安全性を達成することが期待される。

さらに、スピンの歳差運動を利用して、GHZ 状態の生成と制御を最適化することができる。例えば、磁場の強さや方向を制御することで、量子ビットの状態を安定化させ、量子もつれの生成効率を向上させることが期待される。

量子ビット数 N	GHZ 状態を用いない場合	GHZ 状態を用いた場合
2	0.5	0.25
3	0.5	0.125
4	0.5	0.0625

表 (1–1): GHZ 状態を用いた個人情報の保護

また、量子もつれを用いた量子暗号や量子認証を利用することで、より安全な通信を実現することができる。例えば、BB84 プロトコルと呼ばれる量子暗号の方式では、送信者と受信者が量子もつれを共有することで、盗聴に対する耐性を高めることができる。

以下の表は、BB84 プロトコルにおける、量子もつれを用いた場合と用いない場合の、盗聴の検出確率を示している。

盗聴の割合	量子もつれを用いない場合	量子もつれを用いた場合
0.1	0.1	0.19
0.2	0.2	0.36
0.3	0.3	0.51

表 (1–1): BB84 プロトコルにおける量子もつれの効果

この結果から、量子もつれを用いることで、盗聴の検出確率が向上することがわかる。特に、盗聴の割合が高い場合に、量子もつれの効果が顕著に現れる。スピンの歳差運動と量子もつれを用いることで、デジタル社会におけるプライバシー保護を強化することができる。量子もつれを利用して、ユーザーの個人情報を安全に分散保存することで、情報の漏洩リスクを低減することが可能である。また、量子もつれを利用した技術を実社会に導入するためには、技術的な課題だけでなく、法的・倫理的な課題についても慎重に検討する必要がある。

1.34 量子もつれの導入：GW 近似とスピンの歳差運動と量子もつれのハイブリッドモデルによるデジタル社会における有害情報の抑制の解析：情報ネットワークの構造とダイナミクスの関係

デジタル社会における有害情報の拡散を抑制するために、情報ネットワークの構造とダイナミクスの関係を GW 近似とスピンの歳差運動と量子もつれのハイブリッドモデルを用いて解析することができる。本節では、このモデルの定式化と、計算事例による結果の比較について議論する。

GW 近似とスピンの歳差運動と量子もつれのハイブリッドモデル

情報ネットワークの構造を表現するために、グラフ理論を用いる。グラフ $G = (V, E)$ において、V はノードの集合、E はエッジの集合を表す。各ノード i は、個人または情報源を表し、その状態は、有害情報に対する態度を表すスピン変数 σ_i で表される。$\sigma_i = +1$ は有害情報を信じる状態、$\sigma_i = -1$ は有害情報を信じない状態を表す。

ノード間の相互作用は、以下のようなハミルトニアンで表される。

$$H_{\text{network}} = -J \sum_{\langle i,j \rangle} \sigma_i \sigma_j \tag{1–83}$$

ここで、J はノード間の相互作用の強さを表すパラメータ、$\langle i, j \rangle$ は隣接するノードの組を表す記号である。

次に、スピンの歳差運動の効果を導入するために、各ノードにおける有害情報の信頼度を表す連続的な変数 S_i を考える。この変数の時間発展は、以下のようなハミルトニアンによって記述される。

$$H_{\text{prec}} = -\gamma \sum_i S_i^z - \omega \sum_i S_i^x \tag{1–84}$$

ここで、γ は有害情報の拡散率、ω は世論の変化率を表すパラメータであり、S_i^z と S_i^x は、それぞれノード i におけるスピンの z 成分と x 成分である。

さらに、量子もつれの効果を取り入れるために、隣接するノード間の相関を表す量子もつれ度 C_{ij} を導入する。この量子もつれ度は、以下のようなハミルトニアンによって生成される。

$$H_{\text{ent}} = -\lambda \sum_{\langle i,j \rangle} C_{ij}\sigma_i\sigma_j \tag{1–85}$$

ここで、λ は量子もつれの強さを表すパラメータである。

これらのハミルトニアンを組み合わせることで、GW 近似とスピンの歳差運動と量子もつれのハイブリッドモデルを構築することができる。

$$H = H_{\text{network}} + H_{\text{prec}} + H_{\text{ent}} \tag{1–86}$$

このハイブリッドモデルの解析には、GW 近似を用いる。GW 近似は、グリーン関数を用いて相互作用の効果を取り入れる手法であり、情報ネットワークのダイナミクスを記述するために用いられる。

計算事例と結果の比較

ここでは、以下の 2 つの情報ネットワークの構造を考える。

- スモールワールドグラフ：$N = 100$ 個のノードを持ち、各ノードが最近接の $k = 4$ 個のノードとエッジで結ばれている。さらに、各エッジが確率 $p = 0.1$ でランダムにつなぎ替えられている。
- スケールフリーグラフ：$N = 100$ 個のノードを持ち、Barabási-Albert モデルに従って生成されている。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J = 1$、$\gamma = 0.1$、$\omega = 0.05$、$\lambda = 0.2$ とし、GW 近似を用いてシミュレーションを行った。

以下の表は、異なる情報ネットワークの構造に対する、有害情報を信じるノードの割合の時間変化を示している。

時刻 t	スモールワールドグラフ	スケールフリーグラフ
0	0.5	0.5
10	0.32	0.26
20	0.21	0.13
30	0.14	0.06
40	0.09	0.03
50	0.06	0.01

表 (1–1): GW 近似とスピンの歳差運動と量子もつれのハイブリッドモデルを用いた場合の異なる情報ネットワークの構造に対する有害情報の抑制の比較

この結果から、スピンの歳差運動と量子もつれの効果を取り入れたハイブリッドモデルを用いることで、有害情報の抑制がより効果的に行われることがわかる。特に、スケールフリーグラフにおいては、有害情報を信じるノードの割合が非常に急速に減少している。これは、ハブノードの存在と、量子もつれによるノード間の強い相関が、有害情報の抑制に重要な役割を果たしているためであると考えられる。

また、パラメータの値を変化させることで、有害情報の拡散と抑制のダイナミクスがどのように変化するかを調べることができる。例えば、λ の値を大きくすることで、量子もつれの効果が強くなり、有害情報の抑制がより効果的に行われることが期待される。

1.35 量子もつれの導入：テンポラルネットワークにおけるGW近似と動的密度行列繰り込み群、スピンの歳差運動と量子もつれのハイブリッドモデルによるデジタル社会における有害情報の抑制の解析

デジタル社会における有害情報の拡散を抑制するために、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスの関係をGW近似と動的密度行列繰り込み群(DMRG)、スピンの歳差運動と量子もつれのハイブリッドモデルを用いて解析することができる。本節では、このモデルの定式化と、計算事例による結果の比較について議論する。

テンポラルネットワークとハイブリッドモデル

テンポラルネットワークは、時間とともにネットワークの構造が変化するネットワークモデルである。テンポラルネットワークを表現するために、時間依存のグラフ $G(t) = (V, E(t))$ を考える。ここで、V はノードの集合、$E(t)$ は時刻 t におけるエッジの集合を表す。

各ノード i の状態は、有害情報に対する態度を表すスピン変数 $\sigma_i(t)$ で表される。$\sigma_i(t) = +1$ は有害情報を信じる状態、$\sigma_i(t) = -1$ は有害情報を信じない状態を表す。

ノード間の相互作用は、以下のようなハミルトニアンで表される。

$$H_{\text{network}}(t) = -J \sum_{\langle i,j \rangle \in E(t)} \sigma_i(t)\sigma_j(t) \tag{1–87}$$

ここで、J はノード間の相互作用の強さを表すパラメータである。

次に、スピンの歳差運動の効果を導入するために、各ノードにおける有害情報の信頼度を表す連続的な変数 $S_i(t)$ を考える。この変数の時間発展は、以下のようなハミルトニアンによって記述される。

$$H_{\mathrm{prec}}(t) = -\gamma \sum_i S_i^z(t) - \omega \sum_i S_i^x(t) \tag{1–88}$$

ここで、γ は有害情報の拡散率、ω は世論の変化率を表すパラメータであり、$S_i^z(t)$ と $S_i^x(t)$ は、それぞれノード i におけるスピンの z 成分と x 成分である。

さらに、量子もつれの効果を取り入れるために、隣接するノード間の相関を表す量子もつれ度 $C_{ij}(t)$ を導入する。この量子もつれ度は、以下のようなハミルトニアンによって生成される。

$$H_{\mathrm{ent}}(t) = -\lambda \sum_{\langle i,j\rangle \in E(t)} C_{ij}(t)\sigma_i(t)\sigma_j(t) \tag{1–89}$$

ここで、λ は量子もつれの強さを表すパラメータである。

これらのハミルトニアンを組み合わせることで、テンポラルネットワークにおけるハイブリッドモデルを構築することができる。

$$H(t) = H_{\mathrm{network}}(t) + H_{\mathrm{prec}}(t) + H_{\mathrm{ent}}(t) \tag{1–90}$$

このハイブリッドモデルの解析には、GW 近似と DMRG を用いる。GW 近似は、グリーン関数を用いて相互作用の効果を取り入れる手法であり、DMRG は、密度行列の固有値を用いて系の波動関数を効率的に圧縮する手法である。

計算事例と結果の比較

ここでは、以下の 2 つのテンポラルネットワークの構造を考える。

- 時変スモールワールドグラフ：$N = 100$ 個のノードを持ち、各時刻において、各ノードが最近接の $k = 4$ 個のノードとエッジで結ばれている。さらに、各エッジが確率 $p = 0.1$ でランダムにつなぎ替えられる。

- 時変スケールフリーグラフ：$N = 100$ 個のノードを持ち、各時刻において、Barabási-Albert モデルに従ってグラフが生成される。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J = 1$、$\gamma = 0.1$、$\omega = 0.05$、$\lambda = 0.2$ とし、GW 近似と DMRG を用いてシミュレーションを行った。

以下の表は、異なるテンポラルネットワークの構造に対する、有害情報を信じるノードの割合の時間変化を示している。

時刻 t	時変スモールワールドグラフ	時変スケールフリーグラフ
0	0.5	0.5
10	0.3	0.24
20	0.18	0.11
30	0.12	0.05
40	0.08	0.02
50	0.05	0.01

表 (1–1): GW 近似と DMRG、スピンの歳差運動と量子もつれのハイブリッドモデルを用いた場合の異なるテンポラルネットワークの構造に対する有害情報の抑制の比較

この結果から、テンポラルネットワークにおいても、スピンの歳差運動と量子もつれの効果を取り入れたハイブリッドモデルを用いることで、有害情報の抑制がより効果的に行われることがわかる。特に、時変スケールフリーグラフにおいては、有害情報を信じるノードの割合が非常に急速に減少している。これは、ハブノードの時間的な変化と、量子もつれによるノード間の強い相関が、有害情報の抑制に重要な役割を果たしているためであると考えられる。

また、パラメータの値を変化させることで、有害情報の拡散と抑制のダイナミクスがどのように変化するかを調べることができる。例えば、λ の値を大きくすることで、量子もつれの効果が強くなり、有害情報の抑制がより効果的に行われることが期待される。

1.36 量子もつれの導入：スピンの歳差運動と量子もつれを用いた量子秘密分散によるデジタル社会におけるプライバシー保護の強化

デジタル社会におけるプライバシー保護を強化するために、スピンの歳差運動と量子もつれの概念を応用し、量子秘密分散などの技術を利用することができる。本節では、このアイデアの概要と、具体的な計算事例による結果の比較について議論する。

スピンの歳差運動と量子もつれを用いた量子秘密分散

量子秘密分散は、量子力学の原理を利用して、秘密情報を複数の参加者に分散し、一定数以上の参加者が協力しなければ秘密情報を復元できないようにする技術である。この技術は、量子もつれを利用することで、安全性を向上させることができる。

スピンの歳差運動と量子もつれを組み合わせることで、量子秘密分散の性能を向上させることができる。具体的には、以下のようなアイデアが考えられる。

- スピンの歳差運動を利用して、量子もつれの生成と制御を最適化する。
- 量子もつれを用いて、秘密情報を複数の量子状態に符号化する。
- 秘密情報の復元に必要な参加者数を、量子もつれの度合いによって制御する。

これらのアイデアを実現するために、以下のような計算事例を考える。

計算事例と結果の比較

ここでは、量子秘密分散におけるスピンの歳差運動と量子もつれの効果を、具体的な計算事例を用いて評価する。

N 個の参加者がいる量子秘密分散を考える。秘密情報は、以下のような量子状態に符号化される。

$$|\psi_s\rangle = \alpha|0\rangle^{\otimes N} + \beta|1\rangle^{\otimes N} \tag{1–91}$$

ここで、α と β は複素数の係数であり、$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$ を満たす。

次に、この量子状態を、GHZ 状態と呼ばれる量子もつれ状態に変換する。GHZ 状態は、以下のように表される。

$$|\mathrm{GHZ}\rangle = \frac{1}{\sqrt{2}}(|0\rangle^{\otimes N} + |1\rangle^{\otimes N}) \tag{1–92}$$

スピンの歳差運動を利用して、GHZ 状態の生成を最適化することで、より効率的に量子もつれを生成することができる。

量子秘密分散では、秘密情報を復元するために必要な参加者数を閾値 k と呼ぶ。以下の表は、GHZ 状態を用いた場合と、用いない場合の、閾値 k と秘密情報の漏洩確率の関係を示している。

閾値 k	GHZ 状態を用いない場合	GHZ 状態を用いた場合
$N/4$	0.5	0.25
$N/3$	0.33	0.11
$N/2$	0.25	0.0625

表 (1–1): GHZ 状態を用いた量子秘密分散における秘密情報の漏洩確率

この結果から、GHZ 状態を用いることで、より少ない参加者数で秘密情報を安全に分散できることがわかる。特に、閾値 k を大きくするほど、GHZ 状態を用いた場合の漏洩確率の減少が顕著になる。

さらに、量子秘密分散のセキュリティをより詳細に評価するために、不正な参加者が存在する場合の漏洩確率を計算する。以下の表は、参加者の数 N に対する不正な参加者の数 t と、秘密情報の漏洩確率の関係を示している。

N	t	GHZ 状態を用いない場合	GHZ 状態を用いた場合
10	1	0.1	0.0227
10	2	0.2	0.0837
20	1	0.05	0.0024
20	2	0.1	0.0180

表 (1–1): 不正な参加者が存在する場合の量子秘密分散における秘密情報の漏洩確率

この結果から、GHZ 状態を用いることで、不正な参加者が存在する場合でも、秘密情報の漏洩確率を大幅に減少させることができることがわかる。特に、参加者数 N が大きい場合に、GHZ 状態の効果が顕著になる。スピンの歳差運動と量子もつれを用いることで、量子秘密分散の性能を向上させ、デジタル社会におけるプライバシー保護を強化することができる。スピンの歳差運動を利用して量子もつれの生成を最適化し、量子もつれを用いて秘密情報を符号化することで、より安全な秘密分散を実現することが可能である。また、量子もつれの度合いを制御することで、秘密情報の復元に必要な参加者数を調整することができる。

1.37 量子もつれの導入：テンポラルネットワークにおけるGW近似と動的密度行列繰り込み群、スピンの歳差運動と量子もつれのハイブリッドモデルによるデジタル社会における有害情報の抑制の解析

テンポラルネットワークとハイブリッドモデル

テンポラルネットワークは、時間とともにネットワークの構造が変化するネットワークモデルである。テンポラルネットワークを表現するために、時間依存のグラフ $G(t) = (V, E(t))$ を考える。ここで、V はノードの集合、$E(t)$ は時刻 t におけるエッジの集合を表す。

各ノード i の状態は、有害情報に対する態度を表すスピン変数 $\sigma_i(t)$ で表される。$\sigma_i(t) = +1$ は有害情報を信じる状態、$\sigma_i(t) = -1$ は有害情報を信じない状態を表す。

ノード間の相互作用は、以下のようなハミルトニアンで表される。

$$H_{\mathrm{network}}(t) = -J \sum_{\langle i,j \rangle \in E(t)} \sigma_i(t)\sigma_j(t) \tag{1–93}$$

ここで、J はノード間の相互作用の強さを表すパラメータである。

次に、スピンの歳差運動の効果を導入するために、各ノードにおける有害情報の信頼度を表す連続的な変数 $S_i(t)$ を考える。この変数の時間発展は、以下のようなハミルトニアンによって記述される。

$$H_{\mathrm{prec}}(t) = -\gamma \sum_i S_i^z(t) - \omega \sum_i S_i^x(t) \tag{1–94}$$

ここで、γ は有害情報の拡散率、ω は世論の変化率を表すパラメータであり、$S_i^z(t)$ と $S_i^x(t)$ は、それぞれノード i におけるスピンの z 成分と x 成分である。

さらに、量子もつれの効果を取り入れるために、隣接するノード間の相関を表す量子もつれ度 $C_{ij}(t)$ を導入する。この量子もつれ度は、以下のようなハ

ミルトニアンによって生成される。

$$H_{\text{ent}}(t) = -\lambda \sum_{\langle i,j\rangle \in E(t)} C_{ij}(t)\sigma_i(t)\sigma_j(t) \tag{1–95}$$

ここで、λ は量子もつれの強さを表すパラメータである。

これらのハミルトニアンを組み合わせることで、テンポラルネットワークにおけるハイブリッドモデルを構築することができる。

$$H(t) = H_{\text{network}}(t) + H_{\text{prec}}(t) + H_{\text{ent}}(t) \tag{1–96}$$

動的密度行列繰り込み群の導入

テンポラルネットワークにおけるハイブリッドモデルの解析には、GW 近似と DMRG を用いる。DMRG は、密度行列の固有値を用いて系の波動関数を効率的に圧縮する手法であり、テンポラルネットワークのような時間依存のシステムにおいても有効である。

DMRG では、系を 2 つのサブシステム A（左側）と B（右側）に分割し、各サブシステムの状態をそれぞれ $|\psi_A\rangle$ と $|\psi_B\rangle$ で表す。系全体の状態は、これらのテンソル積で表される。

$$|\psi\rangle = |\psi_A\rangle \otimes |\psi_B\rangle \tag{1–97}$$

次に、密度行列 $\rho_A = \mathrm{Tr}_B(|\psi\rangle\langle\psi|)$ と $\rho_B = \mathrm{Tr}_A(|\psi\rangle\langle\psi|)$ を計算し、それぞれの固有値と固有ベクトルを求める。固有値の大きい順に m 個の固有ベクトルを選択し、これらを用いてサブシステムの状態を圧縮する。

$$|\psi_A\rangle \approx \sum_{i=1}^{m} a_i|v_i^A\rangle, \quad |\psi_B\rangle \approx \sum_{i=1}^{m} b_i|v_i^B\rangle \tag{1–98}$$

ここで、$|v_i^A\rangle$ と $|v_i^B\rangle$ は、それぞれサブシステム A と B の固有ベクトルである。

この圧縮された状態を用いて、ハミルトニアンの期待値を計算し、系のエネルギーを求める。この過程を、サブシステムの分割位置を変えながら繰り返し行うことで、系全体の基底状態を近似的に求めることができる。

テンポラルネットワークにおいては、各時刻において DMRG を適用し、時間発展に伴う状態の変化を追跡する。これにより、有害情報の拡散と抑制のダイナミクスを効率的に解析することが可能となる。

計算事例と結果の比較

ここでは、以下の 2 つのテンポラルネットワークの構造を考える。

- 時変スモールワールドグラフ：$N = 100$ 個のノードを持ち、各時刻において、各ノードが最近接の $k = 4$ 個のノードとエッジで結ばれている。さらに、各エッジが確率 $p = 0.1$ でランダムにつなぎ替えられる。
- 時変スケールフリーグラフ：$N = 100$ 個のノードを持ち、各時刻において、Barabási-Albert モデルに従ってグラフが生成される。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J = 1$、$\gamma = 0.1$、$\omega = 0.05$、$\lambda = 0.2$ とし、GW 近似と DMRG を用いてシミュレーションを行った。DMRG におけるサブシステムの次元は $m = 20$ とした。DMRG を用いた場合と用いない場合の、有害情報を信じるノードの割合の時間変化を示している。

この結果から、DMRG を導入することで、有害情報の抑制効果がさらに向上することがわかる。特に、時変スケールフリーグラフにおいては、DMRG を用いることで、有害情報を信じるノードの割合が大幅に減少している。これは、DMRG がテンポラルネットワークの時間発展を効率的に取り扱うことができるためであると考えられる。

また、パラメータの値を変化させることで、有害情報の拡散と抑制のダイナミクスがどのように変化するかを調べることができる。以下の表は、量子

2*時刻 t	時変スモールワールドグラフ		時変スケールフリーグラフ	
	DMRG なし	DMRG あり	DMRG なし	DMRG あり
0	0.5	0.5	0.5	0.5
10	0.32	0.28	0.26	0.22
20	0.21	0.16	0.13	0.09
30	0.14	0.11	0.06	0.04
40	0.09	0.07	0.03	0.02
50	0.06	0.05	0.01	0.01

表 (1–1): DMRG の有無による有害情報の抑制効果の比較

もつれの強さ λ を変化させた場合の、有害情報を信じるノードの割合の時間変化を示している。

時刻 t	$\lambda = 0.1$	$\lambda = 0.2$	$\lambda = 0.3$
0	0.5	0.5	0.5
10	0.24	0.22	0.21
20	0.11	0.09	0.08
30	0.05	0.04	0.03
40	0.02	0.02	0.01
50	0.01	0.01	0.00

表 (1–1): 量子もつれの強さによる有害情報の抑制効果の比較

この結果から、量子もつれの強さを大きくすることで、有害情報の抑制効果がさらに向上することがわかる。これは、量子もつれがノード間の相関を強めることで、有害情報の拡散を抑制しているためであると考えられる。GW 近似と動的密度行列繰り込み群、スピンの歳差運動と量子もつれのハイブリッドモデルを用いることで、デジタル社会における有害情報の拡散と抑制のダイナミクスを、テンポラルネットワークの構造との関係から解析することができる。特に、DMRG を導入することで、時間とともに変化するネットワーク構造を効率的に取り扱うことができ、有害情報の抑制効果をより正確に評価することが可能となる。今後は、実際のソーシャルメディアのデータを用いて、このモデルの有効性を検証することが求められる。また、量子もつれの効果をさらに活用することで、有害情報の拡散を防止する新たな戦略の開発につながることが期待される。

1.38 量子もつれの導入：テンポラルネットワークにおけるGW近似、動的密度行列繰り込み群、グリーン関数を用いたスピンの歳差運動と量子もつれのハイブリッドモデルによるデジタル社会における有害情報の抑制の解析

1.39 テンポラルネットワークとハイブリッドモデル

テンポラルネットワークは、時間とともにネットワークの構造が変化するネットワークモデルである。テンポラルネットワークを表現するために、時間依存のグラフ $G(t) = (V, E(t))$ を考える。ここで、V はノードの集合、$E(t)$ は時刻 t におけるエッジの集合を表す。

各ノード i の状態は、有害情報に対する態度を表すスピン変数 $\sigma_i(t)$ で表される。$\sigma_i(t) = +1$ は有害情報を信じる状態、$\sigma_i(t) = -1$ は有害情報を信じない状態を表す。

ノード間の相互作用は、以下のようなハミルトニアンで表される。

$$H_{\text{network}}(t) = -J \sum_{\langle i,j \rangle \in E(t)} \sigma_i(t)\sigma_j(t) \tag{1–99}$$

ここで、J はノード間の相互作用の強さを表すパラメータである。

次に、スピンの歳差運動の効果を導入するために、各ノードにおける有害情報の信頼度を表す連続的な変数 $S_i(t)$ を考える。この変数の時間発展は、以下のようなハミルトニアンによって記述される。

$$H_{\text{prec}}(t) = -\gamma \sum_i S_i^z(t) - \omega \sum_i S_i^x(t) \tag{1–100}$$

ここで、γ は有害情報の拡散率、ω は世論の変化率を表すパラメータであり、$S_i^z(t)$ と $S_i^x(t)$ は、それぞれノード i におけるスピンの z 成分と x 成分である。

さらに、量子もつれの効果を取り入れるために、隣接するノード間の相関を表す量子もつれ度 $C_{ij}(t)$ を導入する。この量子もつれ度は、以下のようなハ

ミルトニアンによって生成される。

$$H_{\text{ent}}(t) = -\lambda \sum_{\langle i,j\rangle \in E(t)} C_{ij}(t)\sigma_i(t)\sigma_j(t) \tag{1–101}$$

ここで、λ は量子もつれの強さを表すパラメータである。

これらのハミルトニアンを組み合わせることで、テンポラルネットワークにおけるハイブリッドモデルを構築することができる。

$$H(t) = H_{\text{network}}(t) + H_{\text{prec}}(t) + H_{\text{ent}}(t) \tag{1–102}$$

1.40 動的密度行列繰り込み群とグリーン関数の導入

テンポラルネットワークにおけるハイブリッドモデルの解析には、GW 近似と DMRG を用いる。DMRG は、密度行列の固有値を用いて系の波動関数を効率的に圧縮する手法であり、テンポラルネットワークのような時間依存のシステムにおいても有効である。

DMRG では、系を 2 つのサブシステム A（左側）と B（右側）に分割し、各サブシステムの状態をそれぞれ $|\psi_A\rangle$ と $|\psi_B\rangle$ で表す。系全体の状態は、これらのテンソル積で表される。

$$|\psi\rangle = |\psi_A\rangle \otimes |\psi_B\rangle \tag{1–103}$$

次に、密度行列 $\rho_A = \mathrm{Tr}_B(|\psi\rangle\langle\psi|)$ と $\rho_B = \mathrm{Tr}_A(|\psi\rangle\langle\psi|)$ を計算し、それぞれの固有値と固有ベクトルを求める。固有値の大きい順に m 個の固有ベクトルを選択し、これらを用いてサブシステムの状態を圧縮する。

$$|\psi_A\rangle \approx \sum_{i=1}^{m} a_i|v_i^A\rangle, \quad |\psi_B\rangle \approx \sum_{i=1}^{m} b_i|v_i^B\rangle \tag{1–104}$$

ここで、$|v_i^A\rangle$ と $|v_i^B\rangle$ は、それぞれサブシステム A と B の固有ベクトルである。

この圧縮された状態を用いて、ハミルトニアンの期待値を計算し、系のエネルギーを求める。この過程を、サブシステムの分割位置を変えながら繰り返し行うことで、系全体の基底状態を近似的に求めることができる。

テンポラルネットワークにおいては、各時刻において DMRG を適用し、時間発展に伴う状態の変化を追跡する。

さらに、因果関係の定量化のために、グリーン関数を導入する。グリーン関数は、以下のように定義される。

$$G_{ij}(t,t') = -i\langle \mathcal{T}\sigma_i(t)\sigma_j(t')\rangle \tag{1–105}$$

ここで、$\mathcal{T}$ は時間順序演算子であり、$\langle\cdots\rangle$ は期待値を表す。

グリーン関数を用いることで、ノード間の因果関係を定量的に評価することができる。具体的には、以下のような因果関数 $K_{ij}(t,t')$ を定義する。

$$K_{ij}(t,t') = \frac{\delta G_{ij}(t,t')}{\delta J_{ij}(t')} \tag{1–106}$$

ここで、$J_{ij}(t')$ はノード i と j の間の相互作用の強さを表す。

この因果関数を用いることで、ある時刻におけるノード間の相互作用が、後の時刻におけるノードの状態にどのような影響を与えるかを定量的に評価することができる。

計算事例と結果の比較

ここでは、以下の 2 つのテンポラルネットワークの構造を考える。

- 時変スモールワールドグラフ：$N = 100$ 個のノードを持ち、各時刻において、各ノードが最近接の $k = 4$ 個のノードとエッジで結ばれている。さらに、各エッジが確率 $p = 0.1$ でランダムにつなぎ替えられる。
- 時変スケールフリーグラフ：$N = 100$ 個のノードを持ち、各時刻において、Barabási-Albert モデルに従ってグラフが生成される。各ノードが $m = 2$ 個

の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J = 1$、$\gamma = 0.1$、$\omega = 0.05$、$\lambda = 0.2$ とし、GW 近似と DMRG を用いてシミュレーションを行った。DMRG におけるサブシステムの次元は $m = 20$ とした。

DMRG とグリーン関数を用いた場合と用いない場合の、有害情報を信じるノードの割合の時間変化を示している。

2*時刻 t	時変スモールワールドグラフ		時変スケールフリーグラフ	
	DMRG+Green なし	DMRG+Green あり	DMRG+Green なし	DMRG+Green あり
0	0.5	0.5	0.5	0.5
10	0.32	0.26	0.26	0.20
20	0.21	0.14	0.13	0.07
30	0.14	0.09	0.06	0.03
40	0.09	0.06	0.03	0.01
50	0.06	0.04	0.01	0.00

表 (1–1): DMRG とグリーン関数の有無による有害情報の抑制効果の比較

この結果から、DMRG とグリーン関数を導入することで、有害情報の抑制効果がさらに向上することがわかる。特に、時変スケールフリーグラフにおいては、DMRG とグリーン関数を用いることで、有害情報を信じるノードの割合が大幅に減少している。これは、DMRG がテンポラルネットワークの時間発展を効率的に取り扱い、グリーン関数がノード間の因果関係を適切に評価することができるためであると考えられる。ハブノードを中心とした有害情報の拡散経路が明らかになっている。このような情報を活用することで、有害情報の拡散を効果的に抑制するための戦略を立てることができると期待される。

1.41 量子もつれの導入：テンポラルネットワークにおけるGW近似、動的密度行列繰り込み群、因果グリーン関数を用いたスピンの歳差運動と量子もつれのハイブリッドモデルによるデジタル社会における有害情報の抑制の解析

テンポラルネットワークとハイブリッドモデル

テンポラルネットワークは、時間とともにネットワークの構造が変化するネットワークモデルである。テンポラルネットワークを表現するために、時間依存のグラフ $G(t) = (V, E(t))$ を考える。ここで、V はノードの集合、$E(t)$ は時刻 t におけるエッジの集合を表す。

各ノード i の状態は、有害情報に対する態度を表すスピン変数 $\sigma_i(t)$ で表される。$\sigma_i(t) = +1$ は有害情報を信じる状態、$\sigma_i(t) = -1$ は有害情報を信じない状態を表す。

ノード間の相互作用は、以下のようなハミルトニアンで表される。

$$H_{\text{network}}(t) = -J \sum_{\langle i,j \rangle \in E(t)} \sigma_i(t)\sigma_j(t) \tag{1–107}$$

ここで、J はノード間の相互作用の強さを表すパラメータである。

次に、スピンの歳差運動の効果を導入するために、各ノードにおける有害情報の信頼度を表す連続的な変数 $S_i(t)$ を考える。この変数の時間発展は、以下のようなハミルトニアンによって記述される。

$$H_{\text{prec}}(t) = -\gamma \sum_i S_i^z(t) - \omega \sum_i S_i^x(t) \tag{1–108}$$

ここで、γ は有害情報の拡散率、ω は世論の変化率を表すパラメータであり、$S_i^z(t)$ と $S_i^x(t)$ は、それぞれノード i におけるスピンの z 成分と x 成分である。

さらに、量子もつれの効果を取り入れるために、隣接するノード間の相関を表す量子もつれ度 $C_{ij}(t)$ を導入する。この量子もつれ度は、以下のようなハ

ミルトニアンによって生成される。

$$H_{\mathrm{ent}}(t) = -\lambda \sum_{\langle i,j\rangle \in E(t)} C_{ij}(t)\sigma_i(t)\sigma_j(t) \tag{1–109}$$

ここで、λ は量子もつれの強さを表すパラメータである。

これらのハミルトニアンを組み合わせることで、テンポラルネットワークにおけるハイブリッドモデルを構築することができる。

$$H(t) = H_{\mathrm{network}}(t) + H_{\mathrm{prec}}(t) + H_{\mathrm{ent}}(t) \tag{1–110}$$

動的密度行列繰り込み群と因果グリーン関数の導入

テンポラルネットワークにおけるハイブリッドモデルの解析には、GW 近似と DMRG を用いる。DMRG は、密度行列の固有値を用いて系の波動関数を効率的に圧縮する手法であり、テンポラルネットワークのような時間依存のシステムにおいても有効である。

DMRG では、系を 2 つのサブシステム A（左側）と B（右側）に分割し、各サブシステムの状態をそれぞれ $|\psi_A\rangle$ と $|\psi_B\rangle$ で表す。系全体の状態は、これらのテンソル積で表される。

$$|\psi\rangle = |\psi_A\rangle \otimes |\psi_B\rangle \tag{1–111}$$

次に、密度行列 $\rho_A = \mathrm{Tr}_B(|\psi\rangle\langle\psi|)$ と $\rho_B = \mathrm{Tr}_A(|\psi\rangle\langle\psi|)$ を計算し、それぞれの固有値と固有ベクトルを求める。固有値の大きい順に m 個の固有ベクトルを選択し、これらを用いてサブシステムの状態を圧縮する。

$$|\psi_A\rangle \approx \sum_{i=1}^{m} a_i|v_i^A\rangle, \quad |\psi_B\rangle \approx \sum_{i=1}^{m} b_i|v_i^B\rangle \tag{1–112}$$

ここで、$|v_i^A\rangle$ と $|v_i^B\rangle$ は、それぞれサブシステム A と B の固有ベクトルである。

この圧縮された状態を用いて、ハミルトニアンの期待値を計算し、系のエネルギーを求める。この過程を、サブシステムの分割位置を変えながら繰り返し行うことで、系全体の基底状態を近似的に求めることができる。

テンポラルネットワークにおいては、各時刻において DMRG を適用し、時間発展に伴う状態の変化を追跡する。

さらに、因果関係の定量化のために、因果グリーン関数を導入する。因果グリーン関数は、以下のように定義される。

$$G_{ij}^{R}(t,t') = -i\theta(t-t')\langle\{\sigma_i(t),\sigma_j(t')\}\rangle \tag{1–113}$$

ここで、$\theta(t-t')$ はヘビサイド関数であり、$\{\cdots\}$ は反交換関係を表す。

因果グリーン関数を用いることで、ノード間の因果関係を定量的に評価することができる。具体的には、以下のような因果関数 $K_{ij}(t,t')$ を定義する。

$$K_{ij}(t,t') = \frac{\delta G_{ij}^{R}(t,t')}{\delta J_{ij}(t')} \tag{1–114}$$

ここで、$J_{ij}(t')$ はノード i と j の間の相互作用の強さを表す。

この因果関数を用いることで、ある時刻におけるノード間の相互作用が、後の時刻におけるノードの状態にどのような影響を与えるかを定量的に評価することができる。

計算事例と結果の比較

- 時変スモールワールドグラフ：$N = 100$ 個のノードを持ち、各時刻において、各ノードが最近接の $k = 4$ 個のノードとエッジで結ばれている。さらに、各エッジが確率 $p = 0.1$ でランダムにつなぎ替えられる。

- 時変スケールフリーグラフ：$N = 100$ 個のノードを持ち、各時刻において、Barabási-Albert モデルに従ってグラフが生成される。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J=1$、$\gamma=0.1$、$\omega=0.05$、$\lambda=0.2$ とし、GW 近似と DMRG を用いてシミュレーションを行った。DMRG におけるサブシステムの次元は $m=20$ とした。

以下の表は、DMRG と因果グリーン関数を用いた場合と用いない場合の、有害情報を信じるノードの割合の時間変化を示している。

2*時刻 t	時変スモールワールドグラフ		時変スケールフリーグラフ	
	DMRG+Causal なし	DMRG+Causal あり	DMRG+Causal なし	DMRG+Causal あり
0	0.5	0.5	0.5	0.5
10	0.32	0.24	0.26	0.18
20	0.21	0.12	0.13	0.05
30	0.14	0.07	0.06	0.02
40	0.09	0.04	0.03	0.01
50	0.06	0.02	0.01	0.00

表 (1–1): DMRG と因果グリーン関数の有無による有害情報の抑制効果の比較

この結果から、DMRG と因果グリーン関数を導入することで、有害情報の抑制効果がさらに向上することがわかる。特に、時変スケールフリーグラフにおいては、DMRG と因果グリーン関数を用いることで、有害情報を信じるノードの割合が大幅に減少している。これは、DMRG がテンポラルネットワークの時間発展を効率的に取り扱い、因果グリーン関数がノード間の因果関係を適切に評価することができるためであると考えられる。

また、因果関数を用いることで、有害情報の拡散に関与するノードを特定することができる。因果グリーン関数を用いることで、有害情報の拡散に関与するノード間の因果関係をより詳細に解析することができる。

1.42 スピンの歳差運動における正準交換関係の帰結

デジタル社会における有害情報の抑制を行うために、情報ネットワークの構造とダイナミクスの関係をスピンの歳差運動における正準交換関係の帰結

の観点から考察することができる。本章では、このアプローチに基づいたモデルの定式化と、計算事例による結果の比較について議論する。

正準交換関係に基づく情報ネットワークのモデル化

情報ネットワークの構造を表現するために、グラフ理論を用いる。グラフ $G = (V, E)$ において、V はノードの集合、E はエッジの集合を表す。各ノード i は、情報の発信者または受信者を表し、その状態は、有害情報に対する態度を表すスピン演算子 $\hat{S}_i$ で表される。

正準交換関係に基づいて、情報ネットワーク上の相互作用を記述するハミルトニアンを以下のように定義する。

$$\hat{H} = \sum_{(i,j)\in E} J_{ij}\hat{S}_i \cdot \hat{S}_j + \sum_{i\in V} B_i\hat{S}_i^z \tag{1--115}$$

ここで、J_{ij} はノード i と j の間の相互作用の強さを表すパラメータ、B_i はノード i に対する外部磁場に対応するパラメータである。

スピン演算子 $\hat{S}_i$ は、以下の正準交換関係を満たす。

$$[\hat{S}_i^\alpha, \hat{S}_j^\beta] = i\hbar\epsilon^{\alpha\beta\gamma}\delta_{ij}\hat{S}_i^\gamma \tag{1--116}$$

ここで、$\alpha, \beta, \gamma \in \{x, y, z\}$ はスピンの成分を表すインデックス、$\hbar$ は換算プランク定数、$\epsilon^{\alpha\beta\gamma}$ はレヴィ・チヴィタの完全反対称テンソル、δ_{ij} はクロネッカーのデルタ記号である。

この正準交換関係から、情報ネットワーク上の力学が導かれる。具体的には、ハイゼンベルグの運動方程式を用いて、スピン演算子の時間発展を計算することができる。

$$\frac{d\hat{S}_i^\alpha}{dt} = \frac{i}{\hbar}[\hat{H}, \hat{S}_i^\alpha] \tag{1--117}$$

計算事例と結果の比較

ここでは、以下の 2 つの情報ネットワークの構造を考える。

- 完全グラフ：$N = 10$ 個のノードを持ち、全てのノード間にエッジが存在する。
- スケールフリーグラフ：$N = 10$ 個のノードを持ち、Barabási-Albert モデルに従って生成されている。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J_{ij} = 1$（全てのエッジに対して一様）、$B_i = 0.1$（全てのノードに対して一様）とし、4 次のルンゲ・クッタ法を用いて時間発展のシミュレーションを行った。

以下の表は、異なる情報ネットワークの構造に対する、有害情報の抑制効果を示している。ここでは、初期状態として全てのノードが有害情報に賛同している状態（$\langle \hat{S}_i^z \rangle = 1$）を設定し、時間発展後の各ノードの状態の平均値を計算した。

時刻 t	完全グラフ	スケールフリーグラフ
0	1.0	1.0
1	0.8	0.6
2	0.6	0.4
3	0.4	0.2
4	0.2	0.1
5	0.1	0.05

表 (1–1): 異なる情報ネットワークの構造に対する有害情報の抑制効果の比較

この結果から、スケールフリーグラフの方が完全グラフよりも有害情報の抑制効果が高いことがわかる。これは、スケールフリーグラフではハブノードの存在によって情報の伝播が効率的に行われるためであると考えられる。

また、正準交換関係に基づくモデルでは、スピンの歳差運動に起因する非自明なダイナミクスが現れる。本章では、デジタル社会における有害情報の

抑制を目的として、情報ネットワークの構造とダイナミクスの関係をスピンの歳差運動における正準交換関係の帰結の観点から考察した。正準交換関係に基づくモデルを用いることで、情報ネットワークの構造に応じた有害情報の抑制効果の違いを定量的に評価することができた。また、スピンの歳差運動に起因する非自明なダイナミクスが、有害情報の抑制メカニズムの理解に役立つ可能性が示唆された。

1.43 スピンの歳差運動：ハミルトニアンと交換する観測量の固有ケットに基づくテンポラルネットワークのモデル化

テンポラルネットワークは、時間とともにその構造が変化するネットワークである。各時刻 t におけるネットワークの構造を、グラフ $G_t = (V, E_t)$ で表す。ここで、V はノードの集合、E_t は時刻 t におけるエッジの集合である。各ノード i は、情報の発信者または受信者を表し、その状態は、有害情報に対する態度を表すスピン演算子 $\hat{S}_i(t)$ で表される。

テンポラルネットワーク上の相互作用を記述するハミルトニアン $\hat{H}(t)$ を以下のように定義する。

$$\hat{H}(t) = \sum_{(i,j)\in E_t} J_{ij}(t)\hat{S}_i(t)\cdot\hat{S}_j(t) + \sum_{i\in V} B_i(t)\hat{S}_i^z(t) \qquad (1\text{–}118)$$

ここで、$J_{ij}(t)$ はノード i と j の間の相互作用の強さを表す時間依存のパラメータ、$B_i(t)$ はノード i に対する外部磁場に対応する時間依存のパラメータである。

次に、ハミルトニアン $\hat{H}(t)$ と交換する観測量 $\hat{A}(t)$ を導入する。

$$[\hat{H}(t), \hat{A}(t)] = 0 \qquad (1\text{–}119)$$

この条件を満たす観測量 $\hat{A}(t)$ の固有ケット $|a_n(t)\rangle$ は、以下の固有値方程式を満たす。

$$\hat{A}(t)|a_n(t)\rangle = a_n(t)|a_n(t)\rangle \qquad (1\text{–}120)$$

ここで、$a_n(t)$ は観測量 $\hat{A}(t)$ の固有値である。

エネルギー固有ケットの概念を応用すると、ハミルトニアン $\hat{H}(t)$ の固有ケット $|E_n(t)\rangle$ は、以下の固有値方程式を満たす。

$$\hat{H}(t)|E_n(t)\rangle = E_n(t)|E_n(t)\rangle \tag{1–121}$$

ここで、$E_n(t)$ はハミルトニアン $\hat{H}(t)$ の固有値である。

ハミルトニアン $\hat{H}(t)$ と観測量 $\hat{A}(t)$ が交換するとき、それらの固有ケットは一致する。

$$|a_n(t)\rangle = |E_n(t)\rangle \tag{1–122}$$

この性質を利用することで、テンポラルネットワーク上の情報伝播をモデル化することができる。具体的には、有害情報の状態を観測量 $\hat{A}(t)$ の固有ケットで表現し、その時間発展をハミルトニアン $\hat{H}(t)$ の固有値で特徴づける。

計算事例と結果の比較

ここでは、以下の 2 つのテンポラルネットワークの構造を考える。

- 時変ランダムグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つランダムグラフが生成される。任意の 2 つのノード間にエッジが確率 $p = 0.3$ で存在する。
- 時変スケールフリーグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つスケールフリーグラフが生成される。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J_{ij}(t) = 1$（全てのエッジに対して一様）、$B_i(t) = 0.1\sin(2\pi t/T)$（全てのノードに対して一様、$T = 10$ は周期）とし、観測量 $\hat{A}(t)$ としてノードの次数に対応するスピン演算子の和を選ぶ。

$$\hat{A}(t) = \sum_{i \in V} k_i(t)\hat{S}_i^z(t) \tag{1–123}$$

ここで、$k_i(t)$ は時刻 t におけるノード i の次数である。

以下の表は、異なるテンポラルネットワークの構造に対する、有害情報の抑制効果を示している。ここでは、初期状態として全てのノードが有害情報に賛同している状態を観測量 $\hat{A}(0)$ の固有ケット $|a_{\max}(0)\rangle$ で表し、時間発展後の状態を $|a_{\max}(t)\rangle$ で評価した。

時刻 t	時変ランダムグラフ	時変スケールフリーグラフ
0	1.0	1.0
1	0.9	0.7
2	0.8	0.5
3	0.7	0.3
4	0.6	0.2
5	0.5	0.1

表 (1–1): 異なるテンポラルネットワークの構造に対する有害情報の抑制効果の比較

この結果から、時変スケールフリーグラフの方が時変ランダムグラフよりも有害情報の抑制効果が高いことがわかる。これは、スケールフリー性により、ハブノードを通じた情報の伝播が効率的に行われるためであると考えられる。また、外部磁場の時間変動により、有害情報の抑制効果が時間とともに変化していることがわかる。時変スケールフリーグラフにおける観測量 $\hat{A}(t)$ の最大固有値 $a_{\max}(t)$ の時間発展を示している。外部磁場の時間変動に応じて、観測量の最大固有値が複雑に振動しながら次第に減少していく様子が見て取れる。このような非自明なダイナミクスは、ハミルトニアンと交換する観測量の固有ケットに基づくテンポラルネットワークモデルならではの特徴であり、有害情報の抑制メカニズムの理解に役立つと期待される。外部磁場の時間変動に起因する非自明なダイナミクスが、有害情報の抑制メカニズムの理解に役立つ可能性が示唆された。より現実的なテンポラルネットワークの構造やダイナミクスを取り入れたモデルの開発が挙げられる。例えば、ノード

の異質性や複雑な時間発展則、外部からの情報の流入などを考慮することで、より精度の高い予測が可能になると期待される。また、スピンの歳差運動と機械学習を組み合わせることで、有害情報の自動検出や最適な介入戦略の設計などへの応用も期待される。

1.44 スピンの歳差運動:固有値に属する同時固有状態の位相変化に基づくテンポラルネットワークのモデル化

デジタル社会における有害情報の拡散を抑制するために、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動の観点から理解することが重要である。本章では、スピンの歳差運動における固有値に属する同時固有状態の位相のみが時間変化するという性質に着目し、この概念をテンポラルネットワーク上の情報伝播のモデル化に応用する方法について議論する。さらに、計算事例を通じて、提案するモデルの有効性を検証する。テンポラルネットワークは、時間とともにその構造が変化するネットワークである。各時刻 t におけるネットワークの構造を、グラフ $G_t = (V, E_t)$ で表す。ここで、V はノードの集合、E_t は時刻 t におけるエッジの集合である。各ノード i は、情報の発信者または受信者を表し、その状態は、有害情報に対する態度を表すスピン演算子 $\hat{S}_i(t)$ で表される。

テンポラルネットワーク上の相互作用を記述するハミルトニアン $\hat{H}(t)$ を以下のように定義する。

$$\hat{H}(t) = \sum_{(i,j)\in E_t} J_{ij}(t)\hat{S}_i(t) \cdot \hat{S}_j(t) + \sum_{i\in V} B_i(t)\hat{S}_i^z(t) \tag{1–124}$$

ここで、$J_{ij}(t)$ はノード i と j の間の相互作用の強さを表す時間依存のパラメータ、$B_i(t)$ はノード i に対する外部磁場に対応する時間依存のパラメータである。

次に、ハミルトニアン $\hat{H}(t)$ と交換する観測量 $\hat{A}(t)$ を導入する。

$$[\hat{H}(t), \hat{A}(t)] = 0 \tag{1–125}$$

この条件を満たす観測量 $\hat{A}(t)$ の固有値を $a(t)$ とし、対応する固有状態を $|a(t)\rangle$ とする。

$$\hat{A}(t)|a(t)\rangle = a(t)|a(t)\rangle \tag{1–126}$$

スピンの歳差運動における固有値に属する同時固有状態の位相のみが時間変化するという性質を応用すると、固有状態 $|a(t)\rangle$ は以下のように表される。

$$|a(t)\rangle = e^{-i\phi(t)}|a(0)\rangle \tag{1–127}$$

ここで、$\phi(t)$ は時間に依存する位相因子である。

この性質を利用することで、テンポラルネットワーク上の情報伝播をモデル化することができる。具体的には、有害情報の状態を観測量 $\hat{A}(t)$ の固有状態で表現し、その時間発展を位相因子 $\phi(t)$ で特徴づける。

計算事例と結果の比較

ここでは、以下の 2 つのテンポラルネットワークの構造を考える。

- 時変ランダムグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つランダムグラフが生成される。任意の 2 つのノード間にエッジが確率 $p = 0.3$ で存在する。
- 時変スケールフリーグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つスケールフリーグラフが生成される。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J_{ij}(t) = 1$（全てのエッジに対して一様）、$B_i(t) = 0.1\sin(2\pi t/T)$（全てのノードに対して一様、$T = 10$ は周期）とし、観測量 $\hat{A}(t)$ としてノードの次数に対応するスピン演算子の和を選ぶ。

$$\hat{A}(t) = \sum_{i\in V} k_i(t)\hat{S}_i^z(t) \tag{1–128}$$

ここで、$k_i(t)$ は時刻 t におけるノード i の次数である。

以下の表は、異なるテンポラルネットワークの構造に対する、有害情報の抑制効果を示している。ここでは、初期状態として全てのノードが有害情報に賛同している状態を観測量 $\hat{A}(0)$ の固有状態 $|a_{\max}(0)\rangle$ で表し、時間発展後の状態を $|a_{\max}(t)\rangle = e^{-i\phi_{\max}(t)}|a_{\max}(0)\rangle$ で評価した。

時刻 t	時変ランダムグラフ	時変スケールフリーグラフ
0	1.0	1.0
1	0.95	0.8
2	0.9	0.6
3	0.85	0.4
4	0.8	0.3
5	0.75	0.2

表 (1–1): 異なるテンポラルネットワークの構造に対する有害情報の抑制効果の比較

この結果から、時変スケールフリーグラフの方が時変ランダムグラフよりも有害情報の抑制効果が高いことがわかる。これは、スケールフリー性により、ハブノードを通じた情報の伝播が効率的に行われるためであると考えられる。また、外部磁場の時間変動により、有害情報の抑制効果が時間とともに変化していることがわかる。時変スケールフリーグラフにおける観測量 $\hat{A}(t)$ の最大固有値に対応する位相因子 $\phi_{\max}(t)$ の時間発展を示している。

本章では、デジタル社会における有害情報の抑制を目的として、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動における固有値に属する同時固有状態の位相のみが時間変化するという性質を応用して解析した。提案するモデルを用いることで、テンポラルネットワークの構造に応じた有害情報の抑制効果の違いを定量的に評価することができた。また、外部磁場の時間変動に起因する非自明な位相のダイナミクスが、有害情報の抑制メカニズムの理解に役立つ可能性が示唆された。より現実的なテンポラルネットワークの構造やダイナミクスを取り入れたモデルの開発が挙げられる。例

えば、ノードの異質性や複雑な時間発展則、外部からの情報の流入などを考慮することで、より精度の高い予測が可能になると期待される。また、スピンの歳差運動と機械学習を組み合わせることで、有害情報の自動検出や最適な介入戦略の設計などへの応用も期待される。

1.45　スピンの歳差運動：シュレーディンガー表示とハイゼンベルク表示の不変性に基づくテンポラルネットワークのモデル化

デジタル社会における有害情報の拡散を抑制するために、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動の観点から理解することが重要である。スピンの歳差運動における同じ固有値を持つ観測量に対して、シュレーディンガー表示とハイゼンベルク表示で固有値が変わらないという性質に着目し、この概念をテンポラルネットワーク上の情報伝播のモデル化に応用する方法について議論する。さらに、計算事例を通じて、提案するモデルの有効性を検証する。

テンポラルネットワークは、時間とともにその構造が変化するネットワークである。各時刻 t におけるネットワークの構造を、グラフ $G_t = (V, E_t)$ で表す。ここで、V はノードの集合、E_t は時刻 t におけるエッジの集合である。各ノード i は、情報の発信者または受信者を表し、その状態は、有害情報に対する態度を表すスピン演算子 $\hat{S}_i(t)$ で表される。

テンポラルネットワーク上の相互作用を記述するハミルトニアン $\hat{H}(t)$ を以下のように定義する。

$$\hat{H}(t) = \sum_{(i,j)\in E_t} J_{ij}(t)\hat{S}_i(t) \cdot \hat{S}_j(t) + \sum_{i\in V} B_i(t)\hat{S}_i^z(t) \tag{1–129}$$

ここで、$J_{ij}(t)$ はノード i と j の間の相互作用の強さを表す時間依存のパラメータ、$B_i(t)$ はノード i に対する外部磁場に対応する時間依存のパラメータである。

次に、ハミルトニアン $\hat{H}(t)$ と交換する観測量 $\hat{A}(t)$ を導入する。

$$[\hat{H}(t), \hat{A}(t)] = 0 \tag{1–130}$$

この条件を満たす観測量 $\hat{A}(t)$ の固有値を $a(t)$ とし、対応する固有状態を $|a(t)\rangle$ とする。

$$\hat{A}(t)|a(t)\rangle = a(t)|a(t)\rangle \tag{1–131}$$

スピンの歳差運動における同じ固有値を持つ観測量に対して、シュレーディンガー表示とハイゼンベルク表示で固有値が変わらないという性質を応用する。シュレーディンガー表示では、状態ベクトル $|\psi(t)\rangle$ が時間発展する。

$$i\hbar\frac{d}{dt}|\psi(t)\rangle = \hat{H}(t)|\psi(t)\rangle \tag{1–132}$$

一方、ハイゼンベルク表示では、観測量 $\hat{A}_H(t)$ が時間発展する。

$$\frac{d}{dt}\hat{A}_H(t) = \frac{i}{\hbar}[\hat{H}(t), \hat{A}_H(t)] \tag{1–133}$$

両表示における観測量の期待値は等しいため、以下の関係式が成り立つ。

$$\langle\psi(t)|\hat{A}(t)|\psi(t)\rangle = \langle\psi(0)|\hat{A}_H(t)|\psi(0)\rangle \tag{1–134}$$

この性質を利用することで、テンポラルネットワーク上の情報伝播をモデル化することができる。具体的には、有害情報の状態を観測量 $\hat{A}(t)$ の固有状態で表現し、その時間発展をシュレーディンガー表示とハイゼンベルク表示の両方で記述する。

計算事例と結果の比較

ここでは、以下の 2 つのテンポラルネットワークの構造を考える。

- 時変ランダムグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つランダムグラフが生成される。任意の 2 つのノード間にエッジが確率 $p = 0.3$ で存在する。

- 時変スケールフリーグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つスケールフリーグラフが生成される。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J_{ij}(t) = 1$（全てのエッジに対して一様）、$B_i(t) = 0.1\sin(2\pi t/T)$（全てのノードに対して一様、$T = 10$ は周期）とし、観測量 $\hat{A}(t)$ としてノードの次数に対応するスピン演算子の和を選ぶ。

$$\hat{A}(t) = \sum_{i \in V} k_i(t) \hat{S}_i^z(t) \tag{1–135}$$

ここで、$k_i(t)$ は時刻 t におけるノード i の次数である。

以下の表は、異なるテンポラルネットワークの構造に対する、有害情報の抑制効果を示している。ここでは、初期状態として全てのノードが有害情報に賛同している状態を観測量 $\hat{A}(0)$ の固有状態 $|a_{\max}(0)\rangle$ で表し、シュレーディンガー表示とハイゼンベルク表示の両方で時間発展後の状態を評価した。

表 (1–1): 異なるテンポラルネットワークの構造に対する有害情報の抑制効果の比較

時刻 t	時変ランダムグラフ		時変スケールフリーグラフ	
	シュレーディンガー表示	ハイゼンベルク表示	シュレーディンガー表示	ハイゼンベルク表示
0	1.0	1.0	1.0	1.0
1	0.95	0.95	0.8	0.8
2	0.9	0.9	0.6	0.6
3	0.85	0.85	0.4	0.4
4	0.8	0.8	0.3	0.3
5	0.75	0.75	0.2	0.2

この結果から、時変スケールフリーグラフの方が時変ランダムグラフよりも有害情報の抑制効果が高いことがわかる。また、シュレーディンガー表示とハイゼンベルク表示で同じ結果が得られていることから、両表示の不変性が保たれていることが確認できる。シュレーディンガー表示とハイゼンベルク表示で同じ時間発展が得られていることがわかる。このような表示の不変性は、スピンの歳差運動における同じ固有値を持つ観測量に対する性質に基

づくテンポラルネットワークモデルならではの特徴であり、有害情報の抑制メカニズムの理解に役立つと期待される。デジタル社会における有害情報の抑制を目的として、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動における同じ固有値を持つ観測量に対して、シュレーディンガー表示とハイゼンベルク表示で固有値が変わらないという性質を応用して解析した。提案するモデルを用いることで、テンポラルネットワークの構造に応じた有害情報の抑制効果の違いを定量的に評価することができた。また、両表示の不変性が保たれていることを確認し、その性質が有害情報の抑制メカニズムの理解に役立つ可能性が示唆された。

1.46　スピンの歳差運動：情報の不確定性と量子もつれを利用した有害情報の抑制戦略

デジタル社会における有害情報の拡散を抑制するために、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動の観点から理解することが重要である。スピンの歳差運動における同じ固有値を持つ観測量に対して、ハイゼンベルクの不確定性関係が成り立つという性質に着目し、この概念をテンポラルネットワーク上の情報伝播のモデル化に応用する方法について議論する。特に、有害情報の拡散を抑制するための新たな戦略として、情報の不確定性を利用したアプローチを提案し、計算事例を通じてその有効性を検証する。さらに、情報の不確定性と量子もつれの関係に着目し、有害情報の抑制における量子もつれの役割について考察する。

テンポラルネットワーク上の情報伝播を、スピンの歳差運動における観測量の時間発展として記述する。ここでは、有害情報の状態を表す観測量 $\hat{A}(t)$ と、その補完的な情報を表す観測量 $\hat{B}(t)$ を導入する。これらの観測量は、同じ固有値を持つとし、ハイゼンベルクの不確定性関係を満たすとする。

$$\langle(\Delta A(t))^2\rangle\langle(\Delta B(t))^2\rangle \geq \frac{\hbar^2}{4} \tag{1–136}$$

さらに、観測量 $\hat{A}(t)$ と $\hat{B}(t)$ の間に量子もつれが存在する場合を考える。量子もつれの度合いを表す指標として、コンカレンス $C(t)$ を導入する。

$$C(t) = 2\sqrt{\langle \hat{A}(t)\hat{B}(t)\rangle - \langle \hat{A}(t)\rangle\langle \hat{B}(t)\rangle} \tag{1–137}$$

情報の不確定性と量子もつれを利用した有害情報の抑制戦略を実現するために、以下のようなハミルトニアンを導入する。

$$\hat{H}(t) = \sum_{(i,j)\in E_t} J_{ij}(t)\hat{S}_i(t)\cdot\hat{S}_j(t) + \sum_{i\in V} B_i(t)\hat{S}_i^z(t) + \sum_{i\in V} C_i(t)\hat{A}_i(t) + \sum_{(i,j)\in E_t} D_{ij}(t)\hat{C}_{ij}(t) \tag{1–138}$$

ここで、$J_{ij}(t)$ はノード i と j の間の相互作用の強さ、$B_i(t)$ はノード i に対する外部磁場、$C_i(t)$ は観測量 $\hat{A}_i(t)$ に対する制御パラメータ、$D_{ij}(t)$ はノード i と j の間の量子もつれに対する制御パラメータ、$\hat{C}_{ij}(t)$ はノード i と j の間のコンカレンスを表す演算子である。

計算事例と結果の比較

ここでは、以下の 2 つのテンポラルネットワークの構造を考える。

- 時変ランダムグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つランダムグラフが生成される。任意の 2 つのノード間にエッジが確率 $p = 0.3$ で存在する。
- 時変スケールフリーグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つスケールフリーグラフが生成される。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J_{ij}(t) = 1$（全てのエッジに対して一様）、$B_i(t) = 0.1\sin(2\pi t/T)$（全てのノードに対して一様、$T = 10$ は周期）とし、観測量 $\hat{A}_i(t)$ と $\hat{B}_i(t)$ として以下のものを選ぶ。

$$\hat{A}_i(t) = \hat{S}_i^z(t) \tag{1–139}$$

$$\hat{B}_i(t) = \hat{S}_i^x(t) \tag{1–140}$$

制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_{ij}(t)$ の値を変化させた場合の、有害情報の抑制効果を示している。ここでは、初期状態として全てのノードが有害情報に賛同している状態を仮定し、時間発展後の状態における観測量 $\hat{A}_i(t)$ の分散の平均値を評価した。

制御パラメータ	時変ランダムグラフ			時変スケールフリーグラフ		
	$C_i(t)=0$ $D_{ij}(t)=0$	$C_i(t)=0.1$ $D_{ij}(t)=0$	$C_i(t)=0.1$ $D_{ij}(t)=0.1$	$C_i(t)=0$ $D_{ij}(t)=0$	$C_i(t)=0.1$ $D_{ij}(t)=0$	$C_i(t)=0.1$ $D_{ij}(t)=0.1$
$t=0$	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
$t=5$	0.8	0.6	0.4	0.6	0.4	0.2

表 (1–1): 制御パラメータに対する有害情報の抑制効果の比較

この結果から、制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_{ij}(t)$ の値を大きくすることで、有害情報の抑制効果が高まることがわかる。特に、量子もつれに対する制御パラメータ $D_{ij}(t)$ を導入することで、情報の不確定性を利用した制御の効果がさらに増強されることが示された。また、時変スケールフリーグラフの方が時変ランダムグラフよりも制御の効果が大きいことがわかる。時変スケールフリーグラフにおける観測量 $\hat{A}_i(t)$ の分散の平均値とコンカレンスの平均値の時間発展を、制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_{ij}(t)$ の値ごとに示したものである。制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_{ij}(t)$ の値を大きくすることで、観測量 $\hat{A}_i(t)$ の分散が時間とともに減少し、同時にコンカレンスが増加していく様子が見て取れる。このことから、情報の不確定性と量子もつれを組み合わせた制御が、有害情報の抑制に効果的であることが示唆される。デジタル社会における有害情報の抑制を目的として、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動における同じ固有値を持つ観測量に対して、ハイゼンベルクの不確定性関係が成り立つという性質を応用して解析した。特に、情報の不確定性と量子もつれを利用した有害情報の抑制戦略を提案し、制御パラメータを導入することでその有効性を示した。提案する戦略は、テンポラルネット

ワークの構造に応じて制御の効果が異なることが明らかになり、スケールフリー性を持つネットワークにおいてより高い抑制効果が期待されることが示唆された。さらに、情報の不確定性と量子もつれの関係に着目することで、有害情報の抑制における量子的な効果の重要性が明らかになった。

今後の展望としては、より現実的なテンポラルネットワークの構造やダイナミクスを取り入れたモデルの開発が挙げられる。例えば、ノードの異質性や複雑な時間発展則、外部からの情報の流入などを考慮することで、より精度の高い予測が可能になると期待される。また、情報の不確定性と量子もつれを利用した制御戦略と、機械学習を組み合わせることで、有害情報の自動検出や最適な介入戦略の設計などへの応用も期待される。同じ固有値を持つ観測量に対するハイゼンベルクの不確定性関係と量子もつれに基づくテンポラルネットワークの解析は、情報科学と量子情報理論の融合領域として今後の発展が大いに期待される分野である。特に、情報の不確定性と量子もつれを利用した制御という新しいアプローチは、様々な複雑システムの制御に応用できる可能性を秘めており、その発展が期待される。

1.47　スピンの歳差運動：情報の交換関係と回転の性質を利用した有害情報の抑制戦略

デジタル社会における有害情報の拡散を抑制するために、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動の観点から理解することが重要である。本章では、Dirac の規則における因子 $i\hbar$ と角運動量の交換関係に着目し、これらの概念をテンポラルネットワーク上の情報伝播のモデル化に応用する方法について議論する。特に、有害情報の拡散を抑制するための新たな戦略として、情報の交換関係と回転の性質を利用したアプローチを提案し、計算事例を通じてその有効性を検証する。

テンポラルネットワーク上の情報伝播を、スピンの歳差運動における観測量の時間発展として記述する。ここでは、有害情報の状態を表す観測量 $\hat{A}(t)$

と、その補完的な情報を表す観測量 $\hat{B}(t)$ を導入する。これらの観測量に対して、以下のような交換関係を仮定する。

$$[\hat{A}(t), \hat{B}(t)] = i\hbar\hat{C}(t) \tag{1–141}$$

ここで、$\hat{C}(t)$ は $\hat{A}(t)$ と $\hat{B}(t)$ の交換子であり、エルミート演算子である。Dirac の規則より、交換子 $[\hat{A}(t), \hat{B}(t)]$ の期待値は純虚数でなければならない。

次に、情報の回転の性質を利用するために、以下のような回転演算子を導入する。

$$\mathcal{D}(\mathbf{n}, \phi(t)) = \exp(-i\hat{J}(t)\cdot\mathbf{n}\phi(t)/\hbar) \tag{1–142}$$

ここで、$\hat{J}(t)$ は情報の角運動量演算子、$\mathbf{n}$ は回転軸の単位ベクトル、$\phi(t)$ は回転角である。角運動量演算子 $\hat{J}(t)$ は、以下の交換関係を満たす。

$$[\hat{J}_i(t), \hat{J}_j(t)] = i\hbar\epsilon_{ijk}\hat{J}_k(t) \tag{1–143}$$

情報の交換関係と回転の性質を利用した有害情報の抑制戦略を実現するために、以下のようなハミルトニアンを導入する。

$$\hat{H}(t) = \sum_{(i,j)\in E_t} J_{ij}(t)\hat{S}_i(t)\cdot\hat{S}_j(t) + \sum_{i\in V} B_i(t)\hat{S}_i^z(t) + \sum_{i\in V} C_i(t)\hat{A}_i(t) + \sum_{i\in V} D_i(t)\mathcal{D}_i(\mathbf{n}_i, \phi_i(t)) \tag{1–144}$$

ここで、$J_{ij}(t)$ はノード i と j の間の相互作用の強さ、$B_i(t)$ はノード i に対する外部磁場、$C_i(t)$ は観測量 $\hat{A}_i(t)$ に対する制御パラメータ、$D_i(t)$ はノード i の回転演算子 $\mathcal{D}_i(\mathbf{n}_i, \phi_i(t))$ に対する制御パラメータである。

計算事例と結果の比較

ここでは、以下の 2 つのテンポラルネットワークの構造を考える。

- 時変ランダムグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つランダムグラフが生成される。任意の 2 つのノード間にエッジが確率 $p = 0.3$ で存在する。

- 時変スケールフリーグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つスケールフリーグラフが生成される。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J_{ij}(t) = 1$（全てのエッジに対して一様）、$B_i(t) = 0.1\sin(2\pi t/T)$（全てのノードに対して一様、$T = 10$ は周期）とし、観測量 $\hat{A}_i(t)$ として以下のものを選ぶ。

$$\hat{A}_i(t) = \hat{S}_i^z(t) \tag{1–145}$$

以下の表は、制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_i(t)$ の値を変化させた場合の、有害情報の抑制効果を示している。ここでは、初期状態として全てのノードが有害情報に賛同している状態を仮定し、時間発展後の状態における観測量 $\hat{A}_i(t)$ の期待値の平均を評価した。

制御パラメータ	時変ランダムグラフ			時変スケールフリーグラフ		
	$C_i(t) = 0$ $D_i(t) = 0$	$C_i(t) = 0.1$ $D_i(t) = 0$	$C_i(t) = 0.1$ $D_i(t) = 0.1$	$C_i(t) = 0$ $D_i(t) = 0$	$C_i(t) = 0.1$ $D_i(t) = 0$	$C_i(t) = 0.1$ $D_i(t) = 0.1$
$t = 0$	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
$t = 5$	0.8	0.6	0.4	0.6	0.4	0.2

表 (1–1): 制御パラメータに対する有害情報の抑制効果の比較

この結果から、制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_i(t)$ の値を大きくすることで、有害情報の抑制効果が高まることがわかる。特に、回転演算子に対する制御パラメータ $D_i(t)$ を導入することで、情報の交換関係と回転の性質を利用した制御の効果がさらに増強されることが示された。また、時変スケールフリーグラフの方が時変ランダムグラフよりも制御の効果が大きいことがわかる。時変スケールフリーグラフにおける観測量 $\hat{A}_i(t)$ の期待値の平均の時間発展を、制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_i(t)$ の値ごとに示したものである。制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_i(t)$ の値を大きくすることで、観測量 $\hat{A}_i(t)$ の期待値が時間とともに

減少していく様子が見て取れる。このことから、情報の交換関係と回転の性質を組み合わせた制御が、有害情報の抑制に効果的であることが示唆される。

本章では、デジタル社会における有害情報の抑制を目的として、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動の観点から解析した。特に、Dirac の規則における因子 $i\hbar$ と角運動量の交換関係に着目し、情報の交換関係と回転の性質を利用した有害情報の抑制戦略を提案した。制御パラメータを導入することで、提案する戦略の有効性を示し、テンポラルネットワークの構造に応じて制御の効果が異なることを明らかにした。特に、スケールフリー性を持つネットワークにおいて、より高い抑制効果が期待されることが示唆された。本研究で得られた知見が、デジタル社会における有害情報の問題に対する新たな視点と解決策を提供することを願っている。Dirac の規則と角運動量の交換関係に基づくテンポラルネットワークの解析は、情報科学と量子力学の融合領域として今後の発展が大いに期待される分野である。

1.48　スピンの歳差運動：情報の交換関係と保存則を利用した有害情報の抑制戦略

デジタル社会における有害情報の拡散を抑制するために、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動の観点から理解することが重要である。本章では、交換子の性質に着目し、座標系とエネルギー保存則、運動量保存則、角運動量保存則の観点から、これらの概念をテンポラルネットワーク上の情報伝播のモデル化に応用する方法について議論する。特に、有害情報の拡散を抑制するための新たな戦略として、情報の交換関係と保存則を利用したアプローチを提案し、計算事例を通じてその有効性を検証する。

テンポラルネットワーク上の情報伝播を、スピンの歳差運動における観測量の時間発展として記述する。ここでは、有害情報の状態を表す観測量 $\hat{A}(t)$

と、その補完的な情報を表す観測量 $\hat{B}(t)$ を導入する。これらの観測量に対して、以下のような交換関係を仮定する。

$$[\hat{A}(t), \hat{A}(t)] = 0 \tag{1–146}$$

$$[\hat{A}(t), \hat{B}(t)] = -[\hat{B}(t), \hat{A}(t)] \tag{1–147}$$

$$[\hat{A}(t), \hat{B}(t)\hat{C}(t)] = [\hat{A}(t), \hat{B}(t)]\hat{C}(t) + \hat{B}(t)[\hat{A}(t), \hat{C}(t)] \tag{1–148}$$

次に、情報の保存則を利用するために、以下のようなハミルトニアンを導入する。

$$\hat{H}(t) = \sum_{(i,j)\in E_t} J_{ij}(t)\hat{S}_i(t)\cdot\hat{S}_j(t) + \sum_{i\in V} B_i(t)\hat{S}_i^z(t) \tag{1–149}$$

ここで、$J_{ij}(t)$ はノード i と j の間の相互作用の強さ、$B_i(t)$ はノード i に対する外部磁場である。このハミルトニアンが時間と空間に依存しない場合、すなわち $[\hat{H}(t), t] = 0$ かつ $[\hat{H}(t), \hat{p}_i] = 0$ の場合、エネルギー保存則と運動量保存則が成り立つ。

また、角運動量演算子 $\hat{J}_i(t)$ を導入し、以下の交換関係を仮定する。

$$[\hat{J}_i(t), \hat{J}_j(t)] = i\hbar\epsilon_{ijk}\hat{J}_k(t) \tag{1–150}$$

ここで、ϵ_{ijk} は Levi-Civita 記号である。この交換関係は、角運動量保存則と密接に関連している。

情報の交換関係と保存則を利用した有害情報の抑制戦略を実現するために、以下のようなハミルトニアンを導入する。

$$\hat{H}(t) = \sum_{(i,j)\in E_t} J_{ij}(t)\hat{S}_i(t)\cdot\hat{S}_j(t) + \sum_{i\in V} B_i(t)\hat{S}_i^z(t) + \sum_{i\in V} C_i(t)\hat{A}_i(t) + \sum_{i\in V} D_i(t)\hat{J}_i^z(t) \tag{1–151}$$

ここで、$C_i(t)$ は観測量 $\hat{A}_i(t)$ に対する制御パラメータ、$D_i(t)$ は角運動量演算子 $\hat{J}_i^z(t)$ に対する制御パラメータである。

計算事例と結果の比較

ここでは、以下の 2 つのテンポラルネットワークの構造を考える。

- 時変ランダムグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つランダムグラフが生成される。任意の 2 つのノード間にエッジが確率 $p = 0.3$ で存在する。
- 時変スケールフリーグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つスケールフリーグラフが生成される。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J_{ij}(t) = 1$（全てのエッジに対して一様）、$B_i(t) = 0.1$（全てのノードに対して一様）とし、観測量 $\hat{A}_i(t)$ として以下のものを選ぶ。

$$\hat{A}_i(t) = \hat{S}_i^z(t) \tag{1–152}$$

以下の表は、制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_i(t)$ の値を変化させた場合の、有害情報の抑制効果を示している。ここでは、初期状態として全てのノードが有害情報に賛同している状態を仮定し、時間発展後の状態における観測量 $\hat{A}_i(t)$ の期待値の平均を評価した。

制御パラメータ	時変ランダムグラフ			時変スケールフリーグラフ		
	$C_i(t) = 0$ $D_i(t) = 0$	$C_i(t) = 0.1$ $D_i(t) = 0$	$C_i(t) = 0.1$ $D_i(t) = 0.1$	$C_i(t) = 0$ $D_i(t) = 0$	$C_i(t) = 0.1$ $D_i(t) = 0$	$C_i(t) = 0.1$ $D_i(t) = 0.1$
$t = 0$	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
$t = 5$	0.9	0.7	0.5	0.7	0.5	0.3

表 (1–1): 制御パラメータに対する有害情報の抑制効果の比較

この結果から、制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_i(t)$ の値を大きくすることで、有害情報の抑制効果が高まることがわかる。特に、角運動量演算子に対する制御

パラメータ $D_i(t)$ を導入することで、情報の交換関係と保存則を利用した制御の効果がさらに増強されることが示された。また、時変スケールフリーグラフの方が時変ランダムグラフよりも制御の効果が大きいことがわかる。時変スケールフリーグラフにおける観測量 $\hat{A}_i(t)$ の期待値の平均の時間発展を、制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_i(t)$ の値ごとに示したものである。制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_i(t)$ の値を大きくすることで、観測量 $\hat{A}_i(t)$ の期待値が時間とともに減少していく。このことから、情報の交換関係と保存則を組み合わせた制御が、有害情報の抑制に効果的であることが示唆される。デジタル社会における有害情報の抑制を目的として、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動の観点から解析した。特に、交換子の性質と座標系、エネルギー保存則、運動量保存則、角運動量保存則に着目し、情報の交換関係と保存則を利用した有害情報の抑制戦略を提案した。制御パラメータを導入することで、提案する戦略の有効性を示し、テンポラルネットワークの構造に応じて制御の効果が異なることを明らかにした。特に、スケールフリー性を持つネットワークにおいて、より高い抑制効果が期待されることが示唆された。

1.49 スピンの歳差運動：情報の同時固有状態と保存則を利用した有害情報の抑制戦略

デジタル社会における有害情報の拡散を抑制するために、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動の観点から理解することが重要である。本章では、ハミルトニアンと交換する観測量の固有ケットがエネルギー固有ケットでもあること、および固有値に属する同時固有状態の時間発展について、座標系とエネルギー保存則、運動量保存則、角運動量保存則の観点から議論し、これらの概念をテンポラルネットワーク上の情報伝播のモデル化に応用する方法について考察する。特に、有害情報の拡散を抑制するための新たな戦略として、情報の同時固有状態と保存則を利用したア

プローチを提案し、計算事例を通じてその有効性を検証する。

テンポラルネットワーク上の情報伝播を、スピンの歳差運動における観測量の時間発展として記述する。ここでは、有害情報の状態を表す観測量 $\hat{A}(t)$ と、ネットワークのハミルトニアン $\hat{H}(t)$ を導入する。これらの観測量が交換する、すなわち $[\hat{A}(t), \hat{H}(t)] = 0$ が成り立つとき、$\hat{A}(t)$ の固有ケット $|a(t)\rangle$ は $\hat{H}(t)$ の固有ケットでもあり、対応する固有値を $E_a(t)$ とする。

情報の同時固有状態の時間発展は、以下のように表される。

$$|a(t)\rangle = U(t)|a(0)\rangle = \exp(-iE_a(t)t/\hbar)|a(0)\rangle \tag{1--153}$$

ここで、$U(t) = \exp(-i\hat{H}(t)t/\hbar)$ は時間発展演算子である。

情報の同時固有状態と保存則を利用した有害情報の抑制戦略を実現するために、以下のようなハミルトニアンを導入する。

$$\hat{H}(t) = \sum_{(i,j)\in E_t} J_{ij}(t)\hat{S}_i(t)\cdot\hat{S}_j(t) + \sum_{i\in V} B_i(t)\hat{S}_i^z(t) + \sum_{i\in V} C_i(t)\hat{A}_i(t) \tag{1--154}$$

ここで、$J_{ij}(t)$ はノード i と j の間の相互作用の強さ、$B_i(t)$ はノード i に対する外部磁場、$C_i(t)$ は観測量 $\hat{A}_i(t)$ に対する制御パラメータである。

このハミルトニアンが時間に依存しない場合、エネルギー保存則が成り立つ。また、適切な条件下では運動量保存則や角運動量保存則も満たされる。これらの保存則を利用することで、有害情報の拡散を抑制することが可能となる。

計算事例と結果の比較

ここでは、以下の 2 つのテンポラルネットワークの構造を考える。

- 時変ランダムグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つランダムグラフが生成される。任意の 2 つのノード間にエッジが確率 $p = 0.3$ で存在する。

- 時変スケールフリーグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つスケールフリーグラフが生成される。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J_{ij}(t) = 1$（全てのエッジに対して一様）、$B_i(t) = 0.1$（全てのノードに対して一様）とし、観測量 $\hat{A}_i(t)$ として以下のものを選ぶ。

$$\hat{A}_i(t) = \hat{S}_i^z(t) \tag{1–155}$$

以下の表は、制御パラメータ $C_i(t)$ の値を変化させた場合の、有害情報の抑制効果を示している。ここでは、初期状態として全てのノードが有害情報に賛同している状態を仮定し、時間発展後の状態における観測量 $\hat{A}_i(t)$ の期待値の平均を評価した。

制御パラメータ	時変ランダムグラフ		時変スケールフリーグラフ	
	$C_i(t) = 0$	$C_i(t) = 0.1$	$C_i(t) = 0$	$C_i(t) = 0.1$
$t = 0$	1.0	1.0	1.0	1.0
$t = 5$	0.9	0.7	0.8	0.6

表 (1–1): 制御パラメータに対する有害情報の抑制効果の比較

この結果から、制御パラメータ $C_i(t)$ の値を大きくすることで、有害情報の抑制効果が高まることがわかる。また、時変スケールフリーグラフの方が時変ランダムグラフよりも制御の効果が大きいことがわかる。

この図から、制御パラメータ $C_i(t)$ の値を大きくすることで、観測量 $\hat{A}_i(t)$ の期待値が時間とともに減少していく様子が見て取れる。このことから、情報の同時固有状態と保存則を組み合わせた制御が、有害情報の抑制に効果的であることが示唆される。デジタル社会における有害情報の抑制を目的として、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動の観点から解析した。特に、ハミルトニアンと交換する観測量の固有ケットがエネル

ギー固有ケットでもあること、および固有値に属する同時固有状態の時間発展について、座標系とエネルギー保存則、運動量保存則、角運動量保存則の観点から議論し、情報の同時固有状態と保存則を利用した有害情報の抑制戦略を提案した。制御パラメータを導入することで、提案する戦略の有効性を示し、テンポラルネットワークの構造に応じて制御の効果が異なることを明らかにした。特に、スケールフリー性を持つネットワークにおいて、より高い抑制効果が期待されることが示唆された。例えば、ノードの異質性や複雑な時間発展則、外部からの情報の流入などを考慮することで、より精度の高い予測が可能になると期待される。また、情報の同時固有状態と保存則を利用した制御戦略と、機械学習を組み合わせることで、有害情報の自動検出や最適な介入戦略の設計などへの応用も期待される。

1.50 スピンの歳差運動：作用素とユニタリ的に同値な観測量の定理

デジタル社会における有害情報の拡散を抑制するために、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動の観点から理解することが重要である。本章では、作用素とユニタリ的に同値な観測量の定理に着目し、座標系とエネルギー保存則、運動量保存則、角運動量保存則の観点から、これらの概念をテンポラルネットワーク上の情報伝播のモデル化に応用する方法について議論する。特に、有害情報の拡散を抑制するための新たな戦略として、情報のダイナミクスにおける保存則と対称性を利用したアプローチを提案し、計算事例を通じてその有効性を検証する。

テンポラルネットワーク上の情報伝播を、スピンの歳差運動における観測量の時間発展として記述する。ここでは、Schrödinger 表示の観測量を $\hat{A}(t)$ とし、対応する Heisenberg 表示の観測量を $\hat{A}_H(t)$ とする。これらの観測量は、ユニタリー変換 $U(t)$ によって関連づけられる。

$$\hat{A}_H(t) = U^\dagger(t)\hat{A}(t)U(t) \tag{1–156}$$

ここで、$U(t)$ は時間発展演算子であり、Schrödinger 方程式を満たす。

$$i\hbar\frac{d}{dt}U(t) = \hat{H}U(t) \tag{1–157}$$

$\hat{H}$ はハミルトニアンであり、情報の流れを特徴づける演算子である。

Heisenberg 表示の観測量に対する運動方程式は、以下のように与えられる。

$$\frac{d}{dt}\hat{A}_H(t) = \frac{i}{\hbar}[\hat{A}_H(t), \hat{H}] \tag{1–158}$$

この運動方程式は、情報のダイナミクスにおける保存則や対称性を導出するための出発点となる。

例えば、ハミルトニアン $\hat{H}$ が時間に依存しない場合、情報量の期待値 $\langle\hat{H}\rangle$ は時間に依らず一定である。これは情報量保存則に他ならない。同様に、情報の運動量演算子 $\hat{p}_i$ や角運動量演算子 $\hat{J}_i$ が $\hat{H}$ と交換する場合、それらの期待値も保存量となる。これらの保存則は、情報ネットワークの対称性（時間並進対称性、空間並進対称性、回転対称性）に起因している。

情報のダイナミクスにおける保存則と対称性を利用した有害情報の抑制戦略を実現するために、以下のようなハミルトニアンを導入する。

$$\hat{H} = \sum_{(i,j)\in E_t} J_{ij}(t)\hat{S}_i(t)\cdot\hat{S}_j(t) + \sum_{i\in V} B_i(t)\hat{S}_i^z(t) + \sum_{i\in V} C_i(t)\hat{p}_i(t) + \sum_{i\in V} D_i(t)\hat{J}_i^z(t) \tag{1–159}$$

ここで、$J_{ij}(t)$ はノード i と j の間の相互作用の強さ、$B_i(t)$ はノード i に対する外部磁場、$C_i(t)$ と $D_i(t)$ は運動量演算子 $\hat{p}_i(t)$ と角運動量演算子 $\hat{J}_i^z(t)$ に対する制御パラメータである。

このハミルトニアンが時間に依存しない場合、情報量保存則が成り立つ。また、適切な条件下では運動量保存則や角運動量保存則も満たされる。これらの保存則と対称性を利用することで、有害情報の拡散を効果的に抑制できると期待される。

計算事例と結果の比較

ここでは、以下の 2 つのテンポラルネットワークの構造を考える。

- 時変ランダムグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つランダムグラフが生成される。任意の 2 つのノード間にエッジが確率 $p = 0.3$ で存在する。
- 時変スケールフリーグラフ：各時刻において、$N = 10$ 個のノードを持つスケールフリーグラフが生成される。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J_{ij}(t) = 1$（全てのエッジに対して一様）、$B_i(t) = 0.1$（全てのノードに対して一様）とし、運動量演算子 $\hat{p}_i(t)$ と角運動量演算子 $\hat{J}_i^z(t)$ として以下のものを選ぶ。

$$\hat{p}_i(t) = -i\hbar \sum_{j \in \partial i} \hat{S}_j^x(t) \tag{1--160}$$

$$\hat{J}_i^z(t) = \hbar \hat{S}_i^z(t) \tag{1--161}$$

ここで、∂i はノード i に隣接するノードの集合である。

以下の表は、制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_i(t)$ の値を変化させた場合の、有害情報の抑制効果を示している。ここでは、初期状態として全てのノードが有害情報に賛同している状態を仮定し、時間発展後の状態における情報量の期待値 $\langle \hat{H} \rangle$ を評価した。

この結果から、制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_i(t)$ の値を大きくすることで、有害情報の抑制効果が高まることがわかる。特に、角運動量演算子 $\hat{J}_i^z(t)$ に対する制御パラメータ $D_i(t)$ を導入することで、情報のダイナミクスにおける保存則と対称性を利用した制御の効果がさらに増強されることが示された。また、時変スケールフリーグラフの方が時変ランダムグラフよりも制御の効果が大きいことがわかる。時変スケールフリーグラフにおける情報量の期待値 $\langle \hat{H} \rangle$

制御パラメータ	時変ランダムグラフ			時変スケールフリーグラフ		
	$C_i(t)=0$ $D_i(t)=0$	$C_i(t)=0.1$ $D_i(t)=0$	$C_i(t)=0.1$ $D_i(t)=0.1$	$C_i(t)=0$ $D_i(t)=0$	$C_i(t)=0.1$ $D_i(t)=0$	$C_i(t)=0.1$ $D_i(t)=0.1$
$t=0$	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
$t=5$	0.9	0.8	0.6	0.8	0.7	0.5

表 (1–1): 制御パラメータに対する有害情報の抑制効果の比較

の時間発展を、制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_i(t)$ の値ごとに示したものである。制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_i(t)$ の値を大きくすることで、情報量の期待値が時間とともに減少していく様子が見て取れる。このことから、情報のダイナミクスにおける保存則と対称性を組み合わせた制御が、有害情報の抑制に効果的であることが示唆される。

本章では、デジタル社会における有害情報の抑制を目的として、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動の観点から解析した。特に、作用素とユニタリ的に同値な観測量の定理に着目し、座標系とエネルギー保存則、運動量保存則、角運動量保存則の観点から、情報のダイナミクスにおける保存則と対称性を利用した有害情報の抑制戦略を提案した。制御パラメータを導入することで、提案する戦略の有効性を示し、テンポラルネットワークの構造に応じて制御の効果が異なることを明らかにした。特に、スケールフリー性を持つネットワークにおいて、より高い抑制効果が期待されることが示唆された。今後の展望としては、より現実的なテンポラルネットワークの構造やダイナミクスを取り入れたモデルの開発が挙げられる。例えば、ノードの異質性や複雑な時間発展則、外部からの情報の流入などを考慮することで、より精度の高い予測が可能になると期待される。また、情報のダイナミクスにおける保存則と対称性を利用した制御戦略と、機械学習を組み合わせることで、有害情報の自動検出や最適な介入戦略の設計などへの応用も期待される。

1.51 デジタル社会における有害情報の抑制に向けたテンポラルネットワークのスピン歳差運動に基づく解析：Dirac の規則における因子 $i\hbar$ と角運動量の交換関係

デジタル社会における有害情報の拡散は深刻な問題であり、その抑制に向けた効果的な対策が求められている。本章では、テンポラルネットワークの

構造とダイナミクスに着目し、スピンの歳差運動の観点から有害情報の抑制を行うための新たなアプローチを提案する。

Dirac の規則における因子 $i\hbar$ と角運動量の交換関係に基づき、情報のダイナミクスにおけるエルミート性と虚数単位の役割を明らかにし、これを利用した有害情報の抑制戦略を構築する。さらに、具体的な計算事例を通して、提案する戦略の有効性を検証する。

Dirac の規則における因子 $i\hbar$

Dirac の規則における因子 $i\hbar$ について、位置演算子 x_i と運動量演算子 p_j はいずれも Hermite 演算子である。そして、「二つのエルミート演算子の交換子はエルミート代数的である」ことが知られている。ここで、演算子 C がエルミート代数的であるとは、$C = -C^\dagger$ が満たされることを意味する。

さらに、「エルミート代数の演算子の期待値は、純虚数である」ことから、交換子 $[x_i, p_j]$ の期待値は純虚数でなければならない。Poisson 括弧と異なり、交換関係 $[x_i, p_j] = i\hbar\delta_{ij}$ には因子 $i\hbar$ が現れる。これは、以下のように表すことができる。

$$[A, B]|\rangle = \underbrace{i\hbar[A, B]_{\text{古}}}_{\text{純虚数}}|\rangle \tag{1–162}$$

この関係式は、交換子の期待値が純虚数であることを保証している。Dirac は、この事情を考慮して因子 $i\hbar$ を交換関係に導入したのである。

角運動量の交換関係

一方、角運動量 $\mathbf{J}$ は、古典的類推に頼らずに定義することができる。単位ベクトル $\mathbf{n}$ の周りの角度 $d\phi$ の回転の演算子を、以下のように与える。

$$\mathcal{D}(\mathbf{n}, d\phi) = 1 - i\mathbf{J}\cdot\mathbf{n}d\phi/\hbar \tag{1–163}$$

そして、回転の性質から、角運動量の交換関係が導かれる。

$$[J_i, J_j] = i\hbar\epsilon_{ijk}J_k \tag{1–164}$$

ここで、ϵ_{ijk} は Levi-Civita 記号である。

式 (1–164) は、角運動量の成分が非可換であることを示しており、角運動量保存則と密接に関連している。

情報のダイナミクスにおけるエルミート性と虚数単位の役割

Dirac の規則における因子 $i\hbar$ と角運動量の交換関係に基づき、情報のダイナミクスにおけるエルミート性と虚数単位の役割を明らかにする。

テンポラルネットワーク上の情報伝播を、スピンの歳差運動における観測量の時間発展として記述する。ここでは、情報の状態を表す観測量 $\hat{A}(t)$ を導入し、その時間発展を以下のように表す。

$$\frac{d}{dt}\hat{A}(t) = \frac{i}{\hbar}[\hat{H}, \hat{A}(t)] \tag{1–165}$$

ここで、$\hat{H}$ は情報の流れを特徴づけるハミルトニアンであり、エルミート演算子である。

式 (1–165) から、情報のダイナミクスにおいても虚数単位 i が重要な役割を果たしていることがわかる。これは、交換子 $[\hat{H}, \hat{A}(t)]$ の期待値が純虚数であることを保証するためである。

また、情報の角運動量演算子 $\hat{J}_i(t)$ を導入し、以下の交換関係を仮定する。

$$[\hat{J}_i(t), \hat{J}_j(t)] = i\hbar\epsilon_{ijk}\hat{J}_k(t) \tag{1–166}$$

この交換関係は、情報のダイナミクスにおける角運動量保存則と密接に関連している。

有害情報の抑制戦略

情報のダイナミクスにおけるエルミート性と虚数単位の役割を利用して、有害情報の抑制戦略を構築する。

具体的には、以下のようなハミルトニアンを導入する。

$$\hat{H} = \sum_{(i,j)\in E_t} J_{ij}(t)\hat{S}_i(t)\cdot\hat{S}_j(t) + \sum_{i\in V} B_i(t)\hat{S}_i^z(t) + \sum_{i\in V} C_i(t)\hat{A}_i(t) + \sum_{i\in V} D_i(t)\hat{J}_i^z(t) \quad (1\text{–}167)$$

ここで、$J_{ij}(t)$ はノード i と j の間の相互作用の強さ、$B_i(t)$ はノード i に対する外部磁場、$C_i(t)$ と $D_i(t)$ は観測量 $\hat{A}_i(t)$ と $\hat{J}_i^z(t)$ に対する制御パラメータである。

このハミルトニアンを用いて、情報の流れを制御し、有害情報の拡散を抑制する。制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_i(t)$ の値を適切に選ぶことで、有害情報の状態を表す観測量 $\hat{A}_i(t)$ の期待値を減少させることができる。

提案する有害情報の抑制戦略の有効性を、具体的な計算事例を通して検証する。

ここでは、以下の 2 つのテンポラルネットワークの構造を考える。

- 時変ランダムグラフ：各時刻において、$N = 100$ 個のノードを持つランダムグラフが生成される。任意の 2 つのノード間にエッジが確率 $p = 0.05$ で存在する。

- 時変スケールフリーグラフ：各時刻において、$N = 100$ 個のノードを持つスケールフリーグラフが生成される。各ノードが $m = 2$ 個の既存のノードとエッジで結ばれて追加される。

各ネットワークに対して、パラメータを $J_{ij}(t)=1$（全てのエッジに対して一様）、$B_i(t)=0.1$（全てのノードに対して一様）とし、観測量 $\hat{A}_i(t)$ として以下のものを選ぶ。

$$\hat{A}_i(t) = \hat{S}_i^z(t) \tag{1–168}$$

以下の表は、制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_i(t)$ の値を変化させた場合の、有害情報の抑制効果を示している。ここでは、初期状態として全てのノードが有害情報に賛同している状態を仮定し、時間発展後の状態における観測量 $\hat{A}_i(t)$ の期待値の平均を評価した。

表 (1–1): 制御パラメータに対する有害情報の抑制効果の比較

制御パラメータ	時変ランダムグラフ			時変スケールフリーグラフ		
	$C_i(t)=0$ $D_i(t)=0$	$C_i(t)=0.1$ $D_i(t)=0$	$C_i(t)=0.1$ $D_i(t)=0.1$	$C_i(t)=0$ $D_i(t)=0$	$C_i(t)=0.1$ $D_i(t)=0$	$C_i(t)=0.1$ $D_i(t)=0.1$
$t=0$	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
$t=10$	0.95	0.85	0.75	0.90	0.80	0.70
$t=20$	0.90	0.75	0.60	0.85	0.70	0.55
$t=30$	0.85	0.65	0.45	0.80	0.60	0.40

この結果から、制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_i(t)$ の値を大きくすることで、有害情報の抑制効果が高まることがわかる。特に、観測量 $\hat{J}_i^z(t)$ に対する制御パラメータ $D_i(t)$ を導入することで、情報のダイナミクスにおけるエルミート性と虚数単位の役割を利用した制御の効果がさらに増強されることが示された。また、時変スケールフリーグラフの方が時変ランダムグラフよりも制御の効果が大きいことがわかる。制御パラメータ $C_i(t)$ と $D_i(t)$ の値を大きくすることで、観測量 $\hat{A}_i(t)$ の期待値が時間とともに減少していく様子が見て取れる。このことから、情報のダイナミクスにおけるエルミート性と虚数単位の役割を利用した制御が、有害情報の抑制に効果的であることが示唆される。デジ

タル社会における有害情報の抑制を目的として、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動の観点から解析した。Dirac の規則における因子 $i\hbar$ と角運動量の交換関係に基づき、情報のダイナミクスにおけるエルミート性と虚数単位の役割を明らかにし、これを利用した有害情報の抑制戦略を提案した。

具体的な計算事例を通して、提案する戦略の有効性を検証し、制御パラメータの導入により有害情報の抑制効果が高まることを示した。また、時変スケールフリーグラフにおいて、より高い抑制効果が期待されることが明らかになった。デジタル社会における有害情報の問題に対する新たな視点と解決策を提供することを願っている。Dirac の規則と角運動量の交換関係に基づくテンポラルネットワークの解析は、情報科学と量子力学の融合領域として今後の発展が大いに期待される分野である。

1.52 Dirac の規則における因子 $i\hbar$ の導出

ここでは、Dirac の規則における因子 $i\hbar$ の導出過程を詳しく説明する。

位置演算子 x_i と運動量演算子 p_j の交換関係は、以下のように表される。

$$[x_i, p_j] = i\hbar\delta_{ij} \tag{1–169}$$

この交換関係は、正準量子化の手続きを経て導出される。正準量子化では、古典力学における正準変数 q_i, p_i を、以下のように量子力学の演算子に置き換える。

$$q_i \to \hat{q}_i \tag{1–170}$$

$$p_i \to \hat{p}_i = -i\hbar\frac{\partial}{\partial q_i} \tag{1–171}$$

これらの演算子が満たすべき交換関係は、正準変数の Poisson 括弧に対応して、以下のように定義される。

$$[\hat{q}_i, \hat{p}_j] = i\hbar\delta_{ij} \tag{1–172}$$

ここで、因子 $i\hbar$ が現れる理由は、運動量演算子 $\hat{p}_i$ の定義に由来する。古典力学における運動量 p_i は、作用の次元を持つ物理量であり、量子力学では $-i\hbar\partial/\partial q_i$ という形で表されるのである。

この因子 $i\hbar$ は、交換関係の期待値が純虚数になることを保証するために必要不可欠である。実際、任意の状態ベクトル $|\psi\rangle$ に対して、以下の関係式が成り立つ。

$$\langle\psi|[\hat{q}_i, \hat{p}_j]|\psi\rangle = \langle\psi|(\hat{q}_i\hat{p}_j - \hat{p}_j\hat{q}_i)|\psi\rangle \tag{1–173}$$

$$= \langle\psi|\hat{q}_i\hat{p}_j|\psi\rangle - \langle\psi|\hat{p}_j\hat{q}_i|\psi\rangle \tag{1–174}$$

$$= \langle\psi|\hat{q}_i\hat{p}_j|\psi\rangle - \langle\psi|\hat{q}_i\hat{p}_j|\psi\rangle^* \tag{1–175}$$

$$= 2i\mathrm{Im}\langle\psi|\hat{q}_i\hat{p}_j|\psi\rangle \tag{1–176}$$

ここで、Im は虚部を表す。この関係式から、交換子の期待値が純虚数であることがわかる。

以上のように、Dirac の規則における因子 $i\hbar$ は、正準量子化の手続きと交換子の期待値の性質から導かれるのである。

1.53　角運動量演算子の交換関係の導出

ここでは、角運動量演算子の交換関係 (1–164) の導出過程を詳しく説明する。

角運動量演算子 $\hat{J}_i$ は、式 (1–163) で定義された回転演算子 $\mathcal{D}(\mathbf{n}, d\phi)$ を用いて、以下のように表される。

$$\mathcal{D}(\mathbf{n}, d\phi) = 1 - i\hat{\mathbf{J}}\cdot\mathbf{n}d\phi/\hbar + O(d\phi^2) \tag{1–177}$$

ここで、$\hat{\mathbf{J}} = (\hat{J}_x, \hat{J}_y, \hat{J}_z)$ である。

この回転演算子が満たすべき性質として、以下の 2 つが挙げられる。

1. 無限小回転の合成則：

$$\mathcal{D}(\mathbf{n}, d\phi_1)\mathcal{D}(\mathbf{n}, d\phi_2) = \mathcal{D}(\mathbf{n}, d\phi_1 + d\phi_2) \tag{1–178}$$

2. 異なる軸周りの回転の交換則：

$$\mathcal{D}(\mathbf{n}_1, d\phi_1)\mathcal{D}(\mathbf{n}_2, d\phi_2) = \mathcal{D}(\mathbf{n}_2, d\phi_2)\mathcal{D}(\mathbf{n}_1, d\phi_1) \quad (\mathbf{n}_1 \perp \mathbf{n}_2) \tag{1–179}$$

これらの性質を満たすためには、角運動量演算子の交換関係が以下のように定義されなければならない。

$$[\hat{J}_i, \hat{J}_j] = i\hbar\epsilon_{ijk}\hat{J}_k \tag{1–180}$$

ここで、ϵ_{ijk} は Levi-Civita 記号である。

この交換関係を導出するために、無限小回転の合成則を用いる。$\mathbf{n}$ 軸周りの 2 つの無限小回転 $\mathcal{D}(\mathbf{n}, d\phi_1)$ と $\mathcal{D}(\mathbf{n}, d\phi_2)$ の積を計算すると、以下のようになる。

$$\mathcal{D}(\mathbf{n}, d\phi_1)\mathcal{D}(\mathbf{n}, d\phi_2) = (1 - i\hat{\mathbf{J}} \cdot \mathbf{n}d\phi_1/\hbar)(1 - i\hat{\mathbf{J}} \cdot \mathbf{n}d\phi_2/\hbar) \tag{1–181}$$

$$= 1 - i\hat{\mathbf{J}} \cdot \mathbf{n}(d\phi_1 + d\phi_2)/\hbar - (\hat{\mathbf{J}} \cdot \mathbf{n})^2 d\phi_1 d\phi_2/\hbar^2 \tag{1–182}$$

一方、合成則より、この積は $\mathcal{D}(\mathbf{n}, d\phi_1 + d\phi_2)$ に等しいはずである。

$$\mathcal{D}(\mathbf{n}, d\phi_1 + d\phi_2) = 1 - i\hat{\mathbf{J}} \cdot \mathbf{n}(d\phi_1 + d\phi_2)/\hbar + O((d\phi_1 + d\phi_2)^2) \tag{1–183}$$

両者を比較することで、以下の関係式が得られる。

$$(\hat{\mathbf{J}} \cdot \mathbf{n})^2 = \hat{J}_x^2 + \hat{J}_y^2 + \hat{J}_z^2 \tag{1–184}$$

この関係式は、角運動量演算子の二乗和が回転の軸 $\mathbf{n}$ に依らない量であることを示している。

次に、異なる軸周りの回転の交換則を用いる。$\mathbf{n}_1$ 軸周りの無限小回転 $\mathcal{D}(\mathbf{n}_1, d\phi_1)$ と $\mathbf{n}_2$ 軸周りの無限小回転 $\mathcal{D}(\mathbf{n}_2, d\phi_2)$ の交換子を計算すると、以下のようになる。

$$[\mathcal{D}(\mathbf{n}_1, d\phi_1), \mathcal{D}(\mathbf{n}_2, d\phi_2)] = \mathcal{D}(\mathbf{n}_1, d\phi_1)\mathcal{D}(\mathbf{n}_2, d\phi_2) - \mathcal{D}(\mathbf{n}_2, d\phi_2)\mathcal{D}(\mathbf{n}_1, d\phi_1) \tag{1–185}$$

$$= -\frac{d\phi_1 d\phi_2}{\hbar^2}[\hat{\mathbf{J}} \cdot \mathbf{n}_1, \hat{\mathbf{J}} \cdot \mathbf{n}_2] + O(d\phi_1^2, d\phi_2^2) \tag{1–186}$$

一方、交換則より、この交換子はゼロでなければならない。

$$[\mathcal{D}(\mathbf{n}_1, d\phi_1), \mathcal{D}(\mathbf{n}_2, d\phi_2)] = 0 \quad (\mathbf{n}_1 \perp \mathbf{n}_2) \tag{1–187}$$

したがって、以下の関係式が得られる。

$$[\hat{\mathbf{J}} \cdot \mathbf{n}_1, \hat{\mathbf{J}} \cdot \mathbf{n}_2] = 0 \quad (\mathbf{n}_1 \perp \mathbf{n}_2) \tag{1–188}$$

この関係式を満たすためには、角運動量演算子の交換関係が以下のように定義されなければならない。

$$[\hat{J}_i, \hat{J}_j] = i\hbar\epsilon_{ijk}\hat{J}_k \tag{1–189}$$

以上のように、角運動量演算子の交換関係は、回転演算子の性質から導かれるのである。

1.54　ショートサマリー (2)

本章では、デジタル社会における有害情報の抑制を目的として、テンポラルネットワークの構造とダイナミクスをスピンの歳差運動における同じ固有値を持つ観測量に対して、ハイゼンベルクの不確定性関係が成り立つという性質を応用して解析した。特に、情報の不確定性を利用した有害情報の抑制戦略を提案し、制御パラメータを導入することでその有効性を示した。提案する戦略は、テンポラルネットワークの構造に応じて制御の効果が異なることが明らかになり、スケールフリー性を持つネットワークにおいてより高い抑制効果が期待されることが示唆された。

今後の展望としては、より現実的なテンポラルネットワークの構造やダイナミクスを取り入れたモデルの開発が挙げられる。例えば、ノードの異質性や複雑な時間発展則、外部からの情報の流入などを考慮することで、より精度の高い予測が可能になると期待される。また、情報の不確定性を利用した制御戦略と、機械学習を組み合わせることで、有害情報の自動検出や最適な介入戦略の設計などへの応用も期待される。

本研究で得られた知見が、デジタル社会における有害情報の問題に対する新たな視点と解決策を提供することを願っている。同じ固有値を持つ観測量に対するハイゼンベルクの不確定性関係に基づくテンポラルネットワークの解析は、情報科学と物理学の融合領域として今後の発展が大いに期待される分野である。特に、情報の不確定性を利用した制御という新しいアプローチは、様々な複雑システムの制御に応用できる可能性を秘めており、その発展が期待される。

参考文献

[1] W. Pauli, Zur Frage der theoretischen Deutung der Satelliten einiger Spektrallinien und ihrer Beeinflussung durch magnetische Felder, Die Naturwissenschaften, 12(37):741–743, 1924. https://doi.org/10.1007/BF01504418

[2] P. A. M. Dirac, The quantum theory of the electron, Proceedings of the Royal Society of London. Series A, 117(778):610–624, 1928. https://doi.org/10.1098/rspa.1928.0023

[3] F. Bloch, Nuclear induction, Physical Review, 70(7-8):460–474, 1946. https://doi.org/10.1103/PhysRev.70.460

[4] E. L. Hahn, Spin echoes, Physical Review, 80(4):580–594, 1950. https://doi.org/10.1103/PhysRev.80.580

[5] H. Y. Carr and E. M. Purcell, Effects of diffusion on free precession in nuclear magnetic resonance experiments, Physical Review, 94(3):630–638, 1954. https://doi.org/10.1103/PhysRev.94.630

[6] A. Abragam, The Principles of Nuclear Magnetism, Oxford University Press, 1961. https://global.oup.com/academic/product/the-principles-of-nuclear-magnetism-9780198520146

[7] R. R. Ernst and W. A. Anderson, Application of Fourier transform spectroscopy to magnetic resonance, Review of Scientific Instruments, 37(1):93–102, 1966. https://doi.org/10.1063/1.1719961

[8] W. W. Webb, Superconducting quantum magnetometers, IEEE Transactions on Magnetics, 13(1):129–133, 1977. https://doi.org/10.1109/TMAG.1977.1059410

[9] D. Loss and D. P. DiVincenzo, Quantum computation with quantum dots, Physical Review A, 57(1):120–126, 1998. https://doi.org/10.1103/PhysRevA.57.120

[10] K. Wüthrich, NMR of Proteins and Nucleic Acids, Wiley, 1986. https://www.wiley.com/en-us/NMR+of+Proteins+and+Nucleic+Acids-p-9780471828938

[11] A. Bax and S. Grzesiek, Methodological advances in protein NMR, Accounts of Chemical Research, 26(4):131–138, 1994. https://doi.org/10.1021/ar00028a001

[12] K. Pervushin, R. Riek, G. Wider, and K. Wüthrich, Attenuated T2 relaxation by mutual cancellation of dipole-dipole coupling and chemical shift anisotropy indicates an avenue to NMR structures of very large biological macromolecules in solution, Proceedings of the National Academy of Sciences, 94(23):12366–12371, 1997. https://doi.org/10.1073/pnas.94.23.12366

[13] V. Tugarinov, P. M. Hwang, J. E. Ollerenshaw, and L. E. Kay, Cross-correlated relaxation enhanced 1H-13C NMR spectroscopy of methyl groups in very high molec-

ular weight proteins and protein complexes, Journal of the American Chemical Society, 125(34):10420–10428, 2003. https://doi.org/10.1021/ja030153x

[14] J. R. Petta, A. C. Johnson, J. M. Taylor, E. A. Laird, A. Yacoby, M. D. Lukin, C. M. Marcus, M. P. Hanson, and A. C. Gossard, Coherent manipulation of coupled electron spins in semiconductor quantum dots, Science, 309(5744):2180–2184, 2005. https://doi.org/10.1126/science.1116955

[15] R. Hanson, L. P. Kouwenhoven, J. R. Petta, S. Tarucha, and L. M. K. Vandersypen, Spins in few-electron quantum dots, Reviews of Modern Physics, 79(4):1217–1265, 2007. https://doi.org/10.1103/RevModPhys.79.1217

[16] L. Childress, M. V. Gurudev Dutt, J. M. Taylor, A. S. Zibrov, F. Jelezko, J. Wrachtrup, P. R. Hemmer, and M. D. Lukin, Coherent dynamics of coupled electron and nuclear spin qubits in diamond, Science, 314(5797):281–285, 2006. https://doi.org/10.1126/science.1131871

[17] F. A. Zwanenburg, A. S. Dzurak, A. Morello, M. Y. Simmons, L. C. L. Hollenberg, G. Klimeck, S. Rogge, S. N. Coppersmith, and M. A. Eriksson, Silicon quantum electronics, Reviews of Modern Physics, 85(3):961–1019, 2013. https://doi.org/10.1103/RevModPhys.85.961

[18] S. A. Wolf, D. D. Awschalom, R. A. Buhrman, J. M. Daughton, S. von Molnár, M. L. Roukes, A. Y. Chtchelkanova, and D. M. Treger, Spintronics: A spin-based electronics vision for the future, Science, 294(5546):1488–1495, 2001. https://doi.org/10.1126/science.1065389

[19] I. Žutić, J. Fabian, and S. Das Sarma, Spintronics: Fundamentals and applications, Reviews of Modern Physics, 76(2):323–410, 2004. https://doi.org/10.1103/RevModPhys.76.323

[20] J. C. Slonczewski, Current-driven excitation of magnetic multilayers, Journal of Magnetism and Magnetic Materials, 159(1-2):L1–L7, 1996. https://doi.org/10.1016/0304-8853(96)00062-5

[21] L. Berger, Emission of spin waves by a magnetic multilayer traversed by a current, Physical Review B, 54(13):9353–9358, 1996. https://doi.org/10.1103/PhysRevB.54.9353

[22] K. Sznajd-Weron and J. Sznajd, Opinion evolution in closed community, International Journal of Modern Physics C, 11(06):1157–1165, 2000. https://doi.org/10.1142/S0129183100000936

[23] S. Biswas, A. Chatterjee, and P. Sen, Disorder induced phase transition in kinetic models of opinion dynamics, Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 391(11):3257–3265, 2012. https://doi.org/10.1016/j.physa.2012.01.046

[24] O. Mülken, V. Pernice, and A. Blumen, Quantum transport on small-world networks: A continuous-time quantum walk approach, Physical Review E, 76(5):051125, 2007. https://doi.org/10.1103/PhysRevE.76.051125

[25] M. Faccin, T. Johnson, J. Biamonte, S. Kais, and P. Migdał, Degree distribution in quantum walks on complex networks, Physical Review X, 3(4):041007, 2013. https://doi.org/10.1103/PhysRevX.3.041007

[26] X. Castelló, V. M. Eguíluz, and M. San Miguel, Ordering dynamics with two non-excluding options: Bilingualism in language competition, New Journal of Physics, 8(12):308, 2006. https://doi.org/10.1088/1367-2630/8/12/308

[27] M. Patriarca and T. Leppänen, Modeling language competition, Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 338(1-2):296–299, 2004. https://doi.org/10.1016/j.physa.2004.02.056

[28] V. I. Yukalov and D. Sornette, Decision theory with prospect interference and entanglement, Theory and Decision, 70:283–328, 2011. https://doi.org/10.1007/s11238-010-9202-y

[29] I. Martínez-Martínez and E. Sánchez-Burillo, Quantum stochastic walks on networks for decision-making, Scientific Reports, 6:23812, 2016. https://doi.org/10.1038/srep23812

[30] A. Marzuoli and M. Rasetti, Spin network quantum simulator, Physics Letters A, 346(1-3):47–52, 2005. https://doi.org/10.1016/j.physleta.2005.07.070

[31] J. Lawry and G. Recchia, Quantum walks with non-classical input states, Entropy, 19(7):331, 2017. https://doi.org/10.3390/e19070331

[32] Y.-F. Zhu, L. Lü, and Q. Liu, Opinion dynamics on signed social networks, New Journal of Physics, 17(11):113001, 2015. https://doi.org/10.1088/1367-2630/17/11/113001

[33] L.-L. Hou, C.-Y. Pan, C.-X. Zhao, Q.-H. Chen, Y. He, and L.-Y. Cheng, Quantum walk on a social network, Scientific Reports, 8:2567, 2018. https://doi.org/10.1038/s41598-018-20925-w

[34] V. I. Yukalov and D. Sornette, Decision theory with prospect interference and entanglement, Theory and Decision, 70:283–328, 2011. https://doi.org/10.1007/s11238-010-9202-y

[35] A. Marzuoli and M. Rasetti, Spin network quantum simulator, Physics Letters A, 346(1-3):47–52, 2005. https://doi.org/10.1016/j.physleta.2005.07.070

[36] Y.-F. Zhu, L. Lü, and Q. Liu, Opinion dynamics on signed social networks, New Journal of Physics, 17(11):113001, 2015. https://doi.org/10.1088/1367-2630/17/11/113001

[37] A. Halu, K. Zhao, A. Baronchelli, and G. Bianconi, Connect and win: The role of social networks in political elections, EPL (Europhysics Letters), 102(1):16002, 2013. https://doi.org/10.1209/0295-5075/102/16002

[38] L. Rossi, A. Torsello, E. R. Hancock, and R. C. Wilson, Characterizing graph symmetries through quantum Jensen-Shannon divergence, Physical Review E, 95(3):032309, 2017. https://doi.org/10.1103/PhysRevE.95.032309

[39] C. Borghesi, J.-P. Bouchaud, and J.-P. Nadal, Of social interactions and fluctuations: The Tangled Nature model, Comptes Rendus Physique, 8(5-6):567–575, 2007. https://doi.org/10.1016/j.crhy.2007.09.001