

4. Prelims Abstracts

限部 哲

Prelims 予稿

限部 哲 (数理学府修士2年)

はじめに

超幾何関数はパラメーターをもつ複素変数の関数であり, Euler や Gauss らによって古くから研究されてきた. 筆者は主に, 整数論的に重要な量を超幾何関数で表示するという問題に興味を持っている. 本稿では筆者の修士論文の内容について述べる.

修士論文:有限体上の超幾何関数と有限体上の Dwork 超曲面

超幾何関数は, $a_0, \dots, a_n, b_1, \dots, b_n \in \mathbb{Q}$ で $b_j \notin \mathbb{Z}_{\leq 0}$ なるものと $x \in \mathbb{C}$ に対し,

$${}_{n+1}F_n \left(\begin{matrix} a_0, a_1, \dots, a_n \\ b_1, \dots, b_n \end{matrix}; z \right) := \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(a_0)_k (a_1)_k \cdots (a_n)_k}{(b_1)_k \cdots (b_n)_k k!} z^k \quad (0.1)$$

(ここで $(a)_k := a(a+1)\cdots(a+k-1)$ であり, $(\cdot)_k$ は Pochhammer 記号と呼ばれる) として与えられる. 式 (0.1) は超幾何関数の級数表示と呼ばれる. 級数表示の他にも, 超幾何関数は積分表示, 超幾何微分方程式の解としても特徴づけられる.

有限体上の超幾何関数とは, 超幾何関数の有限体における類似として定義される対象である. 1983年, N. Koblitz は有限体上のある種の射影超曲面の有理点の個数をガウス和で表示する結果を与え, それが超幾何関数のある種の積分表示の類似になっていることを指摘した. これが超幾何関数の有限体における類似の研究のはじまりと思われる. その後 1987年, J. Greene は有限体上の超幾何関数と呼ばれる有限体上の (複素数に値をとる) 関数を導入し, 通常知られている超幾何関数がみたく性質や種々の公式の有限体における類似を研究した. Koblitz, Greene は超幾何関数の積分表示の類似を考えることで有限体上の超幾何関数を導入したが, その後, 超幾何関数の級数表示の類似を考えることで McCarthy(2012年), 大坪紀之氏(2021年)は新たに有限体上の超幾何関数を導入した. 他にも Fuselier-Long-Ramakrishna-Swisher-Tu(2015年)は Koblitz, Greene と同じく積分表示の類似として, Katz(1990年)はこれらとは異なる観点から有限体上の超幾何関数を導入している.

有限体上の超幾何関数に関する研究の中でも, 有限体上のある種の代数多様体の有理点の個数を有限体上の超幾何関数を使って表示するというものが知られている. 筆者の修士論文の主結果は, Greene の有限体上の超幾何関数と有限体上の Dwork 超曲面と呼ばれる射影超曲面に関するものである. ここで, $d \in \mathbb{Z}_{\geq 2}$ と有限体 \mathbb{F}_q の元 λ に対し, \mathbb{F}_q 上の d 次 Dwork 超曲面とは, 方程式

$$X_\lambda^d : x_1^d + x_2^d + \cdots + x_d^d = d\lambda x_1 x_2 \cdots x_d$$

で定義される射影超曲面である.

2017年に Goodson は有限体上の4次の Dwork 超曲面の有理点の個数を Greene の超幾何関数を使って表示する公式を与え, さらに彼女は奇数次の Dwork 超曲面に対しても同様の公式を得た. ([1], [2].) 筆者は Goodson と同様の手法により6次の Dwork 超曲面に対しても同様の公式を与えた. この結果は修士論文のみならず論文 [3] として投稿し, 複数回の改訂を経て受理された.

参考文献

- [1] H. Goodson, Hypergeometric functions and relations to Dwork hypersurfaces. Int. J. Number Theory 13 (2017), no. 2, 439–485.
- [2] H. Goodson, A complete hypergeometric point count formula for Dwork hypersurfaces. J. Number Theory 179 (2017), 142–171.
- [3] S. Kumabe, Dwork hypersurfaces of degree six and Greene's hypergeometric function, to appear in Hiroshima Math. J.

Prelims 予稿

九州大学大学院数理学府修士 2年 吉田航

1 研究目標

私は、多変量線形ガウス状態空間モデルを用いた高速で良い精度を持つような予測を実現することを目標に研究を行なっている。現在この研究を用いて、荒川先生との共同で、バスや食堂の混雑度予測アルゴリズムの作成を行なっている。数学共創モデリングでは、辻先生のもとで弾性波速度変化の数値データに対して統計的手法、特に状態空間モデルを使った解析を行なっている。

2 多変量線形ガウス状態空間モデルを使った当日予測の高速化とその性質

2.1 1日先予測と当日予測

今、 y_1, y_2, \dots, y_n を d 次元観測ベクトルとし、多変量線形ガウス状態空間モデルに従っているとすると、

$$\begin{cases} y_t = Z_t \alpha_t + \varepsilon_t & (\text{観測モデル}) \\ \alpha_{t+1} = T_t \alpha_t + \eta_t & (\text{システムモデル}) \end{cases} \quad (t = 1, 2, \dots, n)$$

ただし、 α_t は p 次元状態変数ベクトル、 ε_t は d 次元観測ノイズ、 η_t は p 次元システムノイズとする。また Z_t と T_t はそれぞれ $d \times p$, $p \times p$ 行列とする。また、 $\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma_\varepsilon)$, $\alpha_1 \sim N(a_1, P_1)$ とする。 η_t は、 $E(\eta_t) = 0$, $V(\eta_t) = \Sigma_\eta$ であり退化した正規分布を仮定する。ここで、多変量線形ガウス状態空間モデルの中でも特に、以下の Seemingly Unrelated Time Series Equations モデル (SUTSE モデル)[Fernández and Harvey 1990] に従っているとすると、

$$\begin{cases} y_{j,t} = Z_t^{(j)} \alpha_t^{(j)} + \varepsilon_{j,t} & (\text{観測モデル}) \\ \alpha_{t+1}^{(j)} = T_t^{(j)} \alpha_t^{(j)} + \eta_t^{(j)} & (\text{システムモデル}) \end{cases} \quad (t = 1, 2, \dots, n \quad j = 1, 2, \dots, d)$$

このモデルは各 $y_{j,t}$ が線形ガウス状態空間モデルに従い、 y_t の各次元ごとの関係性が、 ε_t や η_t の共分散 Σ_ε , Σ_η などにより現れるようなモデルである。

今、 y_1, y_2, \dots, y_n まで観測ベクトルが得られたとき、 y_{n+1} を予測するという問題を考える。多変量線形ガウス状態空間モデルにおいて、この予測の1つとして、カルマンフィルタ [Kalman 1960] を用いる方法が広く知られている。カルマンフィルタとは、 $a_t := E(\alpha_t | y_1, \dots, y_{t-1})$, $P_t := V(\alpha_t | y_1, \dots, y_{t-1})$, $v_t := y_t - Z_t a_t$, $F_t := V(v_t | y_1, \dots, y_{t-1})$ を、以下のように逐次的に求める計算手法である。

$$\begin{cases} v_t = y_t - Z_t a_t, & F_t = Z_t P_t Z_t^T + \Sigma_\varepsilon \\ a_{t+1} = T_t a_t + T_t K_t v_t, & P_{t+1} = T_t P_t L_t^T T_t^T + \Sigma_\eta \end{cases} \quad (t = 1, 2, \dots, n)$$

ただし、 $K_t := P_t Z_t^T F_t^{-1}$, $L_t := I_p - K_t Z_t$ とする。カルマンフィルタによって得られた a_{n+1} を用いて、

$$\bar{y}_{n+1} = Z_{n+1} a_{n+1}$$

と y_{n+1} の予測を構築することができる。 \bar{y}_{n+1} を y_{n+1} の1日先予測と呼ぶ。

次に、 y_1, y_2, \dots, y_n に加え、 $y_{1,n+1}, \dots, y_{j,n+1}$ まで観測ベクトルが得られたとき、 $y_{k,n+1}$ を予測するという問題を考える。ただし、 $y_{i,t}$ とは、 y_t の i 番目の成分とし、 $k > j$ とする。このような予測の1つとして、以下のように $y_{k,n+1}$ の1日先予測を予測誤差 $v_{k,n+1}$ の条件付き期待値を用いて修正したものが考えられる。

$$\hat{y}_{k,n+1} = [Z_{n+1} a_{n+1}](k) + E(v_{k,n+1} | y_1, \dots, y_n, v_{1,n+1}, \dots, v_{j,n+1})$$

ただし、 $[Z_{n+1} a_{n+1}](k)$ は、 $Z_{n+1} a_{n+1}$ の k 番目の要素とする。 $\hat{y}_{k,n+1}$ を $y_{k,n+1}$ の当日予測と呼ぶ。

2.2 予測の高速化とその性質

上記の予測は、特に高次元の際に計算コストが大きいことが問題点として挙げられる。その原因は、カルマンフィルタの逐次計算にある。そこで、 y_t を各次元ごとに分け、以下のように、 Σ_ε などの非対角成分、すなわち相関構造を無視したカルマンフィルタを実行する。

$$\begin{cases} v'_{j,t} = y_{j,t} - Z_t^{(j)} a'_t{}^{(j)}, & F_t^{(j)} = Z_t^{(j)} P_t^{(j)} Z_t^{(j)T} + \Sigma_\varepsilon(j, j) \\ a'_{t+1}{}^{(j)} = T_t^{(j)} a'_t{}^{(j)} + T_t^{(j)} K_t^{(j)} v'_t{}^{(j)}, & P_{t+1}^{(j)} = T_t^{(j)} P_t^{(j)} L_t^{(j)T} T_t^{(j)T} + \Sigma_\eta^{(j)} \end{cases} \quad (t = 1, 2, \dots, n \quad j = 1, 2, \dots, d)$$

こうすることで、通常手法と比べて行列計算のコストを大きく減らすことができる。これらの値をまとめて、 $v'_t = (v'_{1,t}, \dots, v'_{d,t})^T$, $a'_t = (a'_t{}^{(1)}, \dots, a'_t{}^{(d)})$, $F_t = \text{Diag}(F_t^{(1)}, \dots, F_t^{(d)})$, $P_t = \text{Diag}(P_t^{(1)}, \dots, P_t^{(d)})$, $\Sigma_\varepsilon = \text{Diag}(\Sigma_\varepsilon(1, 1), \dots, \Sigma_\varepsilon(d, d))$, $\Sigma_\eta = \text{Diag}(\Sigma_\eta^{(1)}, \dots, \Sigma_\eta^{(d)})$ とする。

今、 y_1, y_2, \dots, y_n まで観測ベクトルが得られたとき、高速化手法において、一日先予測を通常手法と同じように

$$\hat{y}'_{n+1} = Z_n a'_{n+1}$$

と定義する。我々はこの予測の期待値 $E(v'_{n+1})$ について、以下のような収束性が成り立つことの証明を行なった。

定理 2.1. 適当な正則条件のもとで、 $E(v'_t) \rightarrow 0 \quad (t \rightarrow \infty)$

次に、 y_1, y_2, \dots, y_n に加え、 $y_{1,n+1}, \dots, y_{j,n+1}$ まで観測ベクトルが得られたとき、高速化手法においても、1日先予測 $Z^{(k)} a'_{n+1}$ を修正することで、 $y_{k,n+1} (k > j)$ の当日予測を考える。

$$\hat{y}'_{k,n+1} = Z_t^{(k)} a'_{n+1}{}^{(k)} + E(v'_{k,n+1} | v'_{1,n+1}, \dots, v'_{j,n+1})$$

ここで修正項は、 $E(v'_{n+1})$ と $V(v'_{n+1})$ が分かれば、求めることができる。しかし実は、 $E(v'_{n+1})$ と $V(v'_{n+1})$ は通常手法で得られる a_{n+1} や、 F_{n+1} が分からなければ、陽に値を出すことができない。そのため、推定を行うことを考える。まず、 $E(v'_{n+1})$ は 0 に収束することが分かっている。次に我々は $V(v'_{n+1})$ に関しても以下のような収束性が成り立つことの証明を行なった。

定理 2.2. $Z_t = Z, T_t = T$ かつ、適当な正則条件のもとで、 $V(v'_t) \rightarrow {}^3V_{v'}$ $(t \rightarrow \infty)$

このことから、 n 十分大で、 $E(v'_{n+1}) \simeq 0, V(v'_{n+1}) \simeq V_{v'}$ と近似される。よって、十分大きな n_0 を用意し、 $V_{v'}$ の推定量として、

$$\hat{V}_{v'} = \frac{1}{n - n_0 + 1} \sum_{t=n_0}^n v'_t v'_t{}^T$$

とすることが考えられる。我々はこの推定量について、以下の定理の証明を行なった。

定理 2.3. $\hat{V}_{v'}$ は $V_{v'}$ の一致推定量である。

さて、以上から、 $E(v'_{n+1})$ を 0、 $V(v'_{n+1})$ を $\hat{V}_{v'}$ とそれぞれ推定することで、修正項 $E(v'_{k,n+1} | v'_{1,n+1}, \dots, v'_{j,n+1})$ の推定ができる。この推定量 \hat{E} を用いて、以下のように 1日先予測を修正する予測を考える。

$$\tilde{y}'_{k,n+1} = Z_t^{(k)} a'_{n+1}{}^{(k)} + \hat{E}$$

我々はこの予測を、高速化手法における当日予測として提案する。

3 今後の研究計画

3.1 1年目

線形ガウス状態空間モデルにおいて、モデル選択は従来 AIC などによって行いが、これらの方法はモデルの候補の数だけパラメータの推定を繰り返し行わなければならない。そのため大量のモデル候補を考える場合、実用上、計算コストの問題が出てきて、これまでの研究における高速化では不十分である状況が考えられる。そこで、多変量線形ガウス状態空間モデルにおける、高速なモデル選択法の構築を目指す。特に、動的回帰モデルを考える。動的回帰モデルとは、通常の線形回帰モデルの回帰係数が時間によって変動するようなモデルである。このモデルの

IV 学生レポート等

3.2 2年目

多変量線形ガウス状態空間モデルにおいて、高速なモデル選択法が考案でき次第、バスや食堂の混雑度データや電力需要データなどへの応用を行う。その際に、通常手法との比較実験などを行う。さらに、この高速化手法とモデル平滑化手法とを組み合わせた予測の実現を目指し、こちらも上記のように、実データへの応用、実験を行う。

3.3 3年目

多変量線形ガウス状態空間モデルにおける高速化手法を、一般の状態空間モデルへと拡張し、数学的な議論まで与えることを試みる。特に線形非ガウスな状態空間モデルのもとでの高速化手法の理論構築を目指す。さらに、通常手法と高速化手法の比較シミュレーションを行い、実データへの応用を行う。その際に、非ガウスであることを仮定した場合とそうでない場合との予測精度の違いについての実験を行い、有効性を検証する。

参考文献

F. Javier Fernández and Andrew C. Harvey. Seemingly unrelated time series equations and a test for homogeneity. *Journal of Business & Economic Statistics*, 8(1):71–81, 1990.

Rudolph Emil Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems. 1960.

成重 椋太

励起子トランジスタの室温動作実証と励起子輸送の機構解明

システム情報科学府 電気電子工学専攻 成重椋太

①修士論文の概要

研究背景および目的

現在の LSI の電気配線方式に代わる配線方式として光配線方式が注目されており、その実用化の一助として、励起子トランジスタ (exciton transistor: EXOT) が注目されている。EXOT は、電子-正孔がクーロン相互作用で結合した準粒子、『励起子』をキャリアとするトランジスタである。図 1 に EXOT の構造を模式的に示す。EXOT 実用化の課題は、低動作温度と低出力強度、およびマクロスケールでは電氣的に中性とみなされる励起子が、電界により輸送されるメカニズムが解明されていないことである。本研究では、研究室オリジナル材料「 $(\text{ZnO})_x(\text{InN})_{1-x}$ (以下 ZION と呼ぶ)」からなる歪量子井戸構造を提案する。ZION の特徴は室温動作を可能にする高い励起子束縛エネルギーと高出力化を可能にする大きな圧電定数である。ZION 歪量子井戸構造の作製には、ZION と結晶格子の大きさが異なる、格子不整合基板上への高品質結晶成長が前提となる。結晶欠陥は残留キャリアを発生させ、励起子の非輻射再結合中心となるからである。そこで本研究では、ZION と同じ結晶構造を有し、格子不整合率の比較的小さいサファイア基板、GaN 基板及び ZnO 基板上に ZION 膜をヘテロエピタキシャル成長させ、高品質化のためのキーパラメータの抽出を行った。ヘテロエピタキシャル成長とは、格子定数の異なる基板結晶上に同じ方位関係を持った結晶層を成長させることである。

結果および考察

基板のパラメータが ZION 膜の結晶品質に与える影響を定量的に評価するため、ZION 膜の性能指数 (figure of merit: FOM) を、膜表面の二乗平均平方根 (RMS) 粗さと (002) 面ロックアップカーブ (XRC) の半値幅の積の逆数と定義した。基板との格子不整合率と基板の高さ分布の「歪度」の積の逆数、と ZION 膜の FOM には強い正の相関 (相関係数: 0.91) を見出した(図 2)。これは、歪度への寄与が大きい「表面での微少なスパイク成分」が基板表面での吸着原子のマイグレーションに大きく影響するためと考えられる。次に、最も FOM の高い ZnO 基板において、基板の面極性を変えて ZION 膜の結晶品質を比較した。ZnO 薄膜の場合、極性による表面での原子配置の違いから、O 極性上では吸着原子が高い移動度を有するため着目した。O 極性面上に作製した ZION 膜は、高い面外配向性と表面平坦性を示した。O 極性 ZnO 基板と ZION 薄膜界面の高分解能透過型電子顕微鏡(TEM) 像を図 3 に示す。ZION という 4 元系材料において初めて、原子レベルで急峻な ZION/ZnO ヘテロ界面が形成された。TEM 像から ZION 膜の原子間距離を算出したところ、O 極性面上では少なくとも 15 ML までは原子間距離が基板と等しく、ZION 膜のコヒーレント成長を世界で初めて実現した(図 4)。

IV 学生レポート等

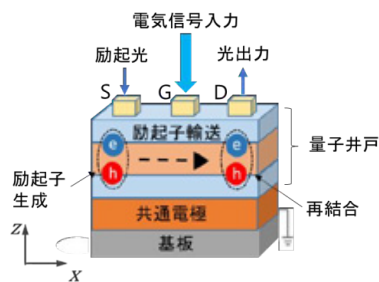


図1 励起子トランジスタのデバイス構造.

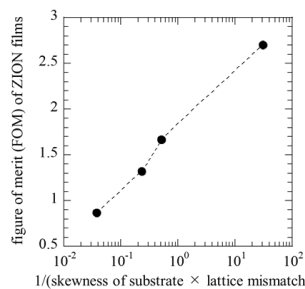


図2 格子整合率と基板表面高さ分布の歪度に対する ZION 膜の FOM.



図3 O 極性面上 ZION 膜の高分解能 TEM 観察結果.

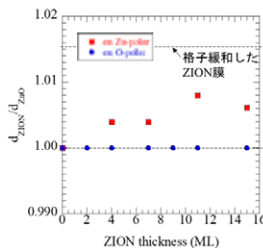


図4 ZION 膜における面内方向のチオン原子間距離.

②本プログラムにおける今後3年間の活動の方向と到達目標

修士研究では、ZION 膜の高品質化のためのヘテロエピタキシャル成長におけるキーパラメータの獲得を目標に研究を行った。今後は、ZION 歪量子井戸による励起子トランジスタの室温動作の実証、励起子輸送制御の数理モデル構築を行う。

まずは ZION 歪量子井戸を用いて、図1に示す励起子トランジスタを作製し、室温動作を実証する。ソース(S)にレーザーをスポット照射することで励起子を生成し、ソース・ゲート(G)・ドレイン(D)への電圧印加によりその輸送を制御する。近接場光学顕微鏡やストリークカメラを用いて、励起子再結合光を時間・空間ともに極めて高い分解能で検出し、励起子の移動度や移動経路を明らかにする。次に Si CMOS との混載のため、Si 上への励起子トランジスタの作製を試みる。Si 上への ZION 膜の単結晶成長は、研究室オリジナル技術である逆 SK モードによって実現する。逆 SK モードは、結晶成長が3次元島状成長から2次元成長へ移行する新しい結晶成長モードで、高格子不整合基板上への単結晶ヘテロエピタキシーを実現することができる。

励起子輸送メカニズムの検証のために、上記の実験結果からの考察に加え、デバイスシミュレータと数値計算を用いた励起子輸送メカニズムの数理モデル構築を試みる。

等値面の位置を解析するための重心追跡手法

システム情報科学府 情報学専攻 修士 2 年 藤井彬人

February 22 2022

1 修士論文の概要

1.1 背景・目的

等値面を使った可視化解析は、物理現象を理解するために用いられる方法の一つである。ここで、等値面とは、等しい値を持った入力データの集合のことである。本研究では、等値面同士の相対位置の仮説を検証したい。等値面の相対位置を簡単に計算する方法として、等値面の重心座標を比較するという方法がある。しかし、等値面解析には解析者の恣意性が入ってしまうという問題がある。これは、等値面を描画するためには、閾値を与えなければならないが、それに解析者の主観が入ってしまうということである。したがって、偏りを持った解析に陥ってしまう事が考えられる。実際、閾値によって、等値面は複雑に変化し、等値面同士の相対位置関係も変わってしまう。相対位置関係の変化は、複雑で人がすべてを把握することは難しい。そこで、データにどのような相対位置の組み合わせが存在しているのかユーザに提示したい。修士研究では、その準備として、1つのスカラー場を対象に等値面の位置を抽出することを目的とし、各等値面の連結成分の重心の軌跡を計算し、符号化した。

1.2 重心の軌跡ネットワーク

すべての閾値での等値面の連結成分の数を知ることができる数理構造に Reeb graph がある。しかし、Reeb graph では、等値面の位置を知ることができない。Reeb graph を拡張した数理構造が、重心の軌跡ネットワークである。重心の軌跡ネットワークの定義は、頂点集合と辺集合からなる。各頂点は、連結成分数が変わる近傍の等値面の重心位置を表し、各辺は、等値面の連結成分の重心の軌跡を表している。軌跡ネットワークのトポロジーは、Reeb graph の亜種になっている。Reeb graph は、等値面のトポロジー変化が起こったとしても、連結グラフになっているが、軌跡ネットワークは、等値面が分岐・併合すると、飛躍が起こるという特徴がある。重心の軌跡ネットワークの例を図 1 に示した。スカラー場は、高さ関数になっており、黄色の線の集合が重心の軌跡ネットワークである。ネットワークの中央部に注目すると、ネットワークが飛躍していることが確認できる。これが、Reeb graph の亜種たる所以である。

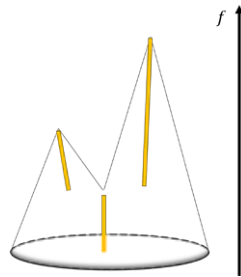


図1 重心の軌跡ネットワークの例

Algorithm 1 重心の軌跡ネットワークを計算するアルゴリズム**Require:** *mesh*

```

1: procedure CREATE_NETWORK(mesh)
2:   Preimage_graph is the graph which has vertices but no edges.
3:   Network is the graph which has no vertices and edges.
4:   for vertex in mesh do
5:      $G = 0, S = 0$ 
6:     Triangles = []
7:     Lc = LowerComps(vertex, Preimage_graph, Triangles)
8:     if  $Lc \neq \emptyset$  then
9:       ComputeCentroid(vertex, Lc, Triangles)
10:    end if
11:    UpdatePreimage(vertex, Preimage_graph, Triangles)
12:    Uc = UpperComps(vertex, Preimage_graph, Triangles)
13:    if  $Uc \neq \emptyset$  then
14:      ComputeCentroid(vertex, Uc, Triangles)
15:    end if
16:    UpdateNetwork(Lc, Uc, Network)
17:  end for
18:  return Network
19: end procedure

```

重心の軌跡ネットワークを計算するアルゴリズムを Algorithm 1 に示した。このアルゴリズムでは、各頂点に対し、下側と上側の等値面の連結成分を計算し、連結成分数に変化があれば、計算対象となっている頂点は特異点となり、Reeb graph を更新するという Parsa によって提案されたアルゴリズム [2] を少し改変したものになっている。渦データ [1] に対する重心の軌跡ネットワークの例を図 2 に示した。黒色の辺が連続的な重心の軌跡を示しており、水色の辺が重心の飛躍を表している。すべての閾値での重心の状態を符号化できたことがネットワークの頂点、辺から確認できる。しかし、視覚的データ解析用には簡単化で頂点を選別したい。軌跡ネットワークの簡単化は、博士課題の一つに設定している。簡単化すれば相対位置の組み合わせの数が減り、解析者に等値面同士の相対位置を提示しやすくなると考えている。

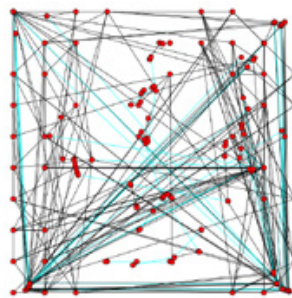
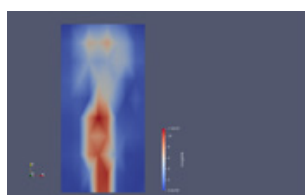


図2 渦データ [1] とそれに対応する重心の軌跡ネットワーク

2 今後3年間の活動の方向と到達目標について

博士後期課程では、等値面解析でバイアスを低減して物理現象の相対位置に関する仮説検証を目的とする。以下の3点に一年ずつ取り組む。まず、重心の軌跡ネットワーク計算の単純化である。重心の軌跡ネットワークを計算すると、複雑なネットワーク構造が可視化されることがある。複雑な軌跡ネットワークでは、等値面の位置の変化を一目で解釈することができない。そこで、ネットワークから、ユーザのインタラクションによって解析に不要な部分を取り除く手法を提案したい。一般には、単純化のアルゴリズムを提案し、コンピュータがネットワークの単純化を計算してくれることをイメージするかもしれないが、提案したい手法では、コンピュータがネットワークを単純化することは考えない。解析者が求める単純化されたネットワークは、解析者のタスクに強く依存し、一つのネットワークに対し解析に不要な部分は複数考えられるからである。ユーザのインタラクションで単純化を行うことによって、解析者のタスクに合ったネットワークの単純化を行うことができ、また、任意のタイミングで単純化を終わらせることができるというのも、この手法のメリットとして挙げられる。次に、複数の場に対する重心の軌跡ネットワークの計算アルゴリズムを提案する。物理現象は複数の場からなっており、修士研究で提案した1つの場に対する重心の軌跡ネットワークだけでは対応できない。そこで、複数の場から重心の軌跡ネットワークを計算し、等値面の相対位置を抽出するアルゴリズムを提案したい。最後に、仮説検証への応用である。雲とエアロゾルの相互作用に関する仮説検証を行うことを考えている。雲とエアロゾルの相互作用は、雲の急激な成長をもたらすと言われている。専門家の間では、雲とエアロゾルの相対位置が重要であると言われてはいるものの、具体的なメカニズムは分かっておらず、それに関する様々な仮説を重心の軌跡ネットワークを用いて検証したい。協力体制としては、九州大学応用力学研究所の弓本准教授、NASAのエアロゾル研究者の篠塚さん、富士通、ドイツ航空宇宙センターを考えている。また、数学創発モデリングでは、私の専門である計算幾何や、数学共創モデリングで学ばせていただいた位相幾何を用いて、現実課題を解決することを目標とした。例えば、トポロジカルデータ解析を用いて、新たな知見を得ることが挙げられる。具体的な応用先等は、共創メンターや富士通と相談して決定していきたい。

参考文献

- [1] Christoph Garth. Simulation of a jet flow, 2020.
- [2] Salman Parsa. A deterministic $o(m \log m)$ time algorithm for the reeb graph. In *Proceedings of the twenty-eighth annual symposium on Computational geometry*, pages 269–276, 2012.

九州大学マス・フォア・インノベーション卓越大学院プログラム

活動報告書

2020-2021

2022年10月発行

〒819-0315 福岡市西区元岡744
E-mail: gpmioffice@jimu.kyushu-u.ac.jp

Graduate Program of Mathematics for Innovation

