

重力崩壊型超新星爆発観測におけるクラスタリング
アルゴリズムを用いた方向再構成手法の開発

横浜国立大学 理工学部
数物・電子情報系学科 物理工学 EP
南野・Bronner 研究室

学籍番号 2164179
中西 風花

2026年2月22日

概要

本研究は、銀河系内で発生する重力崩壊型超新星爆発に対する方向再構成精度の向上を目的とする。スーパーカミオカンデでは、超新星ニュートリノは主に逆ベータ崩壊、電子の弾性散乱反応、酸素原子に対する反応など、複数の反応チャンネルを通じて検出される。このうち、弾性散乱反応によって散乱される電子の運動方向は、入射ニュートリノ、ひいては超新星の方向と強い相関を持つため、電子の弾性散乱イベントを用いることで超新星の方向推定が可能である。

現在、スーパーカミオカンデでは尤度関数に基づくフィッティング手法を用いて超新星の方向再構成が行われている。しかし、この手法による再構成精度は、光学的な追観測に必要とされる目標精度には達していない。この課題を踏まえ、方向再構成精度および計算速度の向上を目的として、機械学習を用いた再構成手法の開発が進められている。

本研究では、シミュレーションにより生成した超新星ニュートリノ事象由来のイベント群に対し、DBSCAN と呼ばれる密度ベースのクラスタリング手法を用いてモデルを構築した。本手法の新規性は、安定性および精度の向上を目的として、クラスタリングの成否をハイパーパラメータ推定のための情報として利用する点にある。その結果、提案手法は従来の機械学習手法と比較して再構成速度の面では劣るものの、条件によっては同程度の角度分解能を示すことが確認された。

最終的には本研究で検討した再構成手法をイベント再構成システム WIT と連携させ、リアルタイム超新星爆発監視システム SNWATCH への実装、運用を目指す。

目次

第 1 章	重力崩壊型超新星爆発	5
1.1	ニュートリノ	5
1.2	重力崩壊型超新星爆発	5
1.2.1	重力崩壊型超新星爆発とは	5
1.2.2	爆発過程	6
1.2.3	超新星ニュートリノ	7
第 2 章	観測とシミュレーション	9
2.1	スーパーカミオカンデ	9
2.1.1	スーパーカミオカンデとは	9
2.1.2	SK-Gd	10
2.1.3	超新星爆発時の SK 内部における SN ニュートリノの相互作用	11
2.2	SNWATCH	11
2.2.1	超新星爆発時に警告を発する過程	11
2.2.2	IBD タグ付け	12
2.3	スーパーカミオカンデにおける超新星爆発シミュレーション	14
2.3.1	シミュレーションの流れ	14
2.3.2	SKSNSim	15
2.3.3	中里モデル	15
第 3 章	機械学習	17
3.1	機械学習とは	17
3.2	クラスタリング	17
3.2.1	DBSCAN の概要	18
3.2.2	DBSCAN のアルゴリズム	18
第 4 章	超新星の方向再構成	20
4.1	目的	20
4.2	モデル作成のためのシミュレーションデータ	20
4.3	評価指標	21
第 5 章	新規手法：中点法について	22
5.1	中点法の着想	22
5.2	中点法の実行手順	24

第 6 章	中点法を用いた方向再構成	26
6.1	データ加工	26
6.1.1	イベント数についてのデータ特性	26
6.1.2	真の方向との相関についてのデータ特性	28
6.1.3	イベント選別条件（カット）の検討	29
6.2	訓練データを用いた学習	30
6.2.1	グリッドサーチ	30
6.2.2	ハイパーパラメータ推定式の決定	31
6.3	テストデータを用いたモデル評価	32
6.3.1	結果の算出	34
第 7 章	結論・考察	38
	参考文献	40

目次

1.2.1	超新星爆発の核崩壊前の玉ねぎ構造および中心に向かって進んできた核融合の到達順を示した図 [2]	6
1.2.2	超新星爆発の進行過程の概略図 [2]	7
2.1.1	スーパーカミオカンデ [5]	10
2.2.1	SNWATCH における警報発令の過程の概略図 [1]	12
2.2.2	SNWATCH で使用される IBD タグ付けアルゴリズムの概略図 [1]	14
2.3.1	スーパーカミオカンデにおける超新星爆発シミュレーションの概略図 [1]	15
4.2.1	モデル作成に使用するシミュレーションデータ (冒頭数行を抜粋)	21
5.1.1	ハイパーパラメータのグリッドサーチによる評価ヒートマップ	22
5.1.2	等距離におけるモンテカルロのランダム性を示す評価ヒートマップ	23
5.1.3	100 個のモンテカルロに対する一様なハイパーパラメータ適用時の角度分解能の評価ヒートマップ	24
5.2.1	ハイパーパラメータのグリッドサーチによる評価ヒートマップおよび提案手法の概略図	25
6.1.1	イベントタイプごとの再構成されたエネルギーのヒストグラム (10kpc、100 個のモンテカルロを使用)	26
6.1.2	イベントタイプごとの goodness のヒストグラム (High Energy 領域、10kpc、100 個のモンテカルロを使用)	27
6.1.3	High Energy 領域のエネルギー閾値における ES、IBD 効率、ES、IBD 純度、ES 有意度 (10kpc、100 個のモンテカルロを使用)	28
6.1.4	High Energy 領域の goodness 閾値における ES、IBD 効率、ES、IBD 純度、ES 有意度 (10kpc、100 個のモンテカルロを使用)	28
6.1.5	真の方向との角度差とエネルギー、goodness の相関を評価する散布図および bin 平均 (10kpc、ES イベント、High Energy、500 個のモンテカルロを使用)	29
6.1.6	真の方向との角度差、goodness、エネルギーの相関の評価ヒートマップ (10kpc、ES イベント、500 個のモンテカルロを使用)	29
6.2.1	各距離における eps と角度分解能のプロットおよび代表となる eps	31
6.2.2	各距離のイベント数平均と代表 eps の両対数プロットおよびフィット式	32
6.3.1	notfinding rate に関するコードの改良フロー	34
6.3.2	距離ごとのエネルギーおよび goodness 閾値を用いた場合の角度分解能とカットを用いない場合の角度分解能の差	35

6.3.3	エネルギー閾値を用いた場合の補助的な評価指標	36
6.3.4	goodness 閾値を用いた場合の補助的な評価指標	36

第 1 章

重力崩壊型超新星爆発

1.1 ニュートリノ

ニュートリノとは電荷を持たない中性レプトンである。荷電レプトン電子、ミュー粒子、タウ粒子に対応して電子型ニュートリノ、ミュー型ニュートリノ、タウ型ニュートリノの三種類が存在する。ニュートリノはレプトンであるため、スピン 1/2 のフェルミ粒子であり、カラー電荷を持たず、強い相互作用をしない。また、ニュートリノが質量を持つこと、そしてニュートリノの質量が他のクォーク、レプトンに比べて非常に小さいことは判明しているが、その値は判明していない。以上の特徴からニュートリノはほとんど弱い相互作用しかしないため、非常に反応性が低い。ニュートリノ振動とは、時間経過によってそのフレーバーが変化する現象のことである。この現象は、ニュートリノのフレーバー固有状態と質量固有状態が異なることに起因する。あるフレーバー α のニュートリノの状態 $|\nu_\alpha\rangle$ は下式のように、複数の質量固有状態 $|\nu_i\rangle$ の重ね合わせで決定される。

$$|\nu_\alpha\rangle = \sum_{i=1}^3 U_{\alpha i} |\nu_i\rangle \quad (1.1)$$

ニュートリノの混合を表す 3 行 3 列のユニタリ行列 U_{PMNS} を PMNS(ポンテコルボ・牧・中川・坂田) 行列と呼ぶ。 U_{PMNS} は 3 つの混合角 $\theta_{12}, \theta_{23}, \theta_{13}$ とひとつの複素位相 δ で以下のように表される。ここで、 $c_{ij} = \cos \theta_{ij}$ 、 $s_{ij} = \sin \theta_{ij}$ である。

$$U_{\text{PMNS}} = \begin{pmatrix} c_{12}c_{13} & s_{12}c_{13} & s_{13}e^{-i\delta} \\ -s_{12}c_{23} - c_{12}s_{23}s_{13}e^{i\delta} & c_{12}c_{23} - s_{12}s_{23}s_{13}e^{i\delta} & s_{23}c_{13} \\ s_{12}s_{23} - c_{12}c_{23}s_{13}e^{i\delta} & -c_{12}s_{23} - s_{12}c_{23}s_{13}e^{i\delta} & c_{23}c_{13} \end{pmatrix} \quad (1.2)$$

1.2 重力崩壊型超新星爆発

1.2.1 重力崩壊型超新星爆発とは

重力崩壊型超新星爆発 (core-collapse supernova、CCSN) とは、主系列段階で太陽質量のおよそ 8 倍以上の質量をもつ大質量星が、その進化の最終段階において引き起こす爆発現象である。重力崩壊型超新星爆発は、宇宙における元素合成、星間物質の供給、さらには中性子星やブラックホールといった高密度天体の形成に深く関与しており、宇宙、素粒子の理論の構築において重要な位置を占めている。大質量星は、その生涯を通じて中心部で核融合反応を継続的に進行させる。図 1.2.1 は重力崩壊型超新

星の直前にある大質量星の玉ねぎ構造を表しており、中心に向かって進んできた核融合（燃焼）の到達順を示している。水素燃焼から始まり、ヘリウム、炭素、ネオン、酸素、ケイ素燃焼の過程を経て、最終的に中心には鉄族元素を主成分とする核が形成される。鉄は核融合反応によってエネルギーを放出することができない元素である。そのため、鉄核が形成されると恒星中心部におけるエネルギー生成が停止する。この結果、放射圧や縮退圧によって支えられていた星の内部構造は不安定になり、重力に抗うことができなくなる。このようにして形成された鉄核は、チャンドラセカール限界（約 1.4 太陽質量）に近づくと、電子縮退圧による支持が破綻し、急激な重力崩壊を開始する。この重力崩壊が重力崩壊型超新星爆発の直接的な引き金である。観測的には、重力崩壊型超新星は II 型超新星や Ib/c 型超新星として分類される。これらの分類は主にスペクトルにおける水素やヘリウムの吸収線の有無によって決定され、爆発直前の恒星が外層をどの程度保持していたかを反映している。

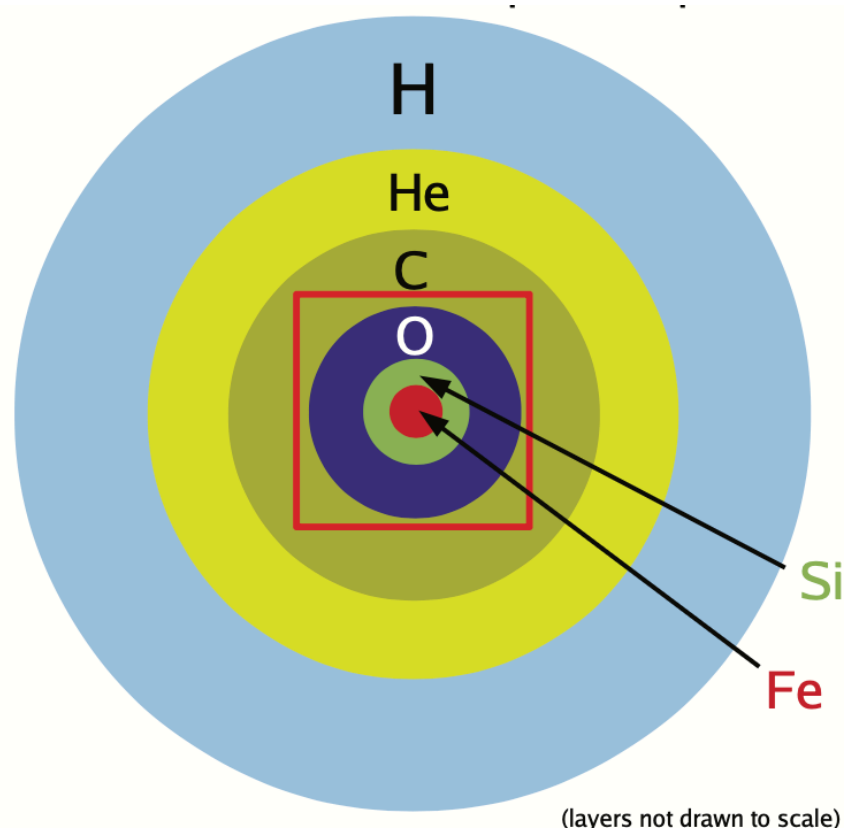


図 1.2.1: 超新星爆発の核崩壊前の玉ねぎ構造および中心に向かって進んできた核融合の到達順を示した図 [2]

1.2.2 爆発過程

重力崩壊型超新星爆発の過程は、図 1.2.2 のように中心核の重力崩壊、コアバウンスと衝撃波の形成、衝撃波の停滞と再加熱、爆発の成立という段階を経て進行する。まず、鉄核がチャンドラセカール限界を超えると、電子捕獲反応（電子と陽子が反応して中性子と電子ニュートリノを生成する反応）が急激に進行する。この過程により電子数が減少し、電子縮退圧はさらに低下する。同時に生成されたニュートリノは当初は星内部に閉じ込められるが、崩壊が進むにつれて外部へと放出されるようになる。これにより中心核はほぼ自由落下の状態急速に収縮し、中心部の密度は原子核密度（約 $2.7 \times 10^{14} \text{ g/cm}^3$ ）に達する。次に、中心核が原子核密度に到達すると核力による強い反発力が働き、圧縮が阻止されるよ

うになる。この結果、内側のコアは急激に減速、反転し、コアバウンスと呼ばれる現象が生じる。この反発によって外向きに伝播する圧縮波が形成され、これが衝撃波へと発展する。衝撃波は一時的に外層へ向かって進行するが、この段階で直ちに爆発が起こるわけではない。衝撃波は外層を通過する過程で、鉄族原子核の光分解やニュートリノ放出によるエネルギー損失を受ける。その結果、衝撃波は中心から数百キロメートル程度の位置で運動エネルギーを失い停滞する。衝撃波の停滞に関する問題は、重力崩壊型超新星の理論における課題である。現在のところ受け入れられている爆発機構は、ニュートリノ加熱機構である。コアバウンス後に形成される高温高密度の原始中性子星からは、膨大な数のニュートリノが放出される。これらのニュートリノの一部が、停滞した衝撃波の背後にある物質と相互作用し、エネルギーを付与することで、衝撃波が再び活性化されると考えられている。最終的に、衝撃波が十分なエネルギーを獲得すると、恒星外層を振りほどいて外向きに伝播し、超新星爆発として観測される現象が成立する。中心には、中性子星または前駆星の質量が大きい場合には、ブラックホールが残される。一方で、外層として放出された物質は星間空間へと供給され、重元素の合成や次世代の星形成に寄与する。

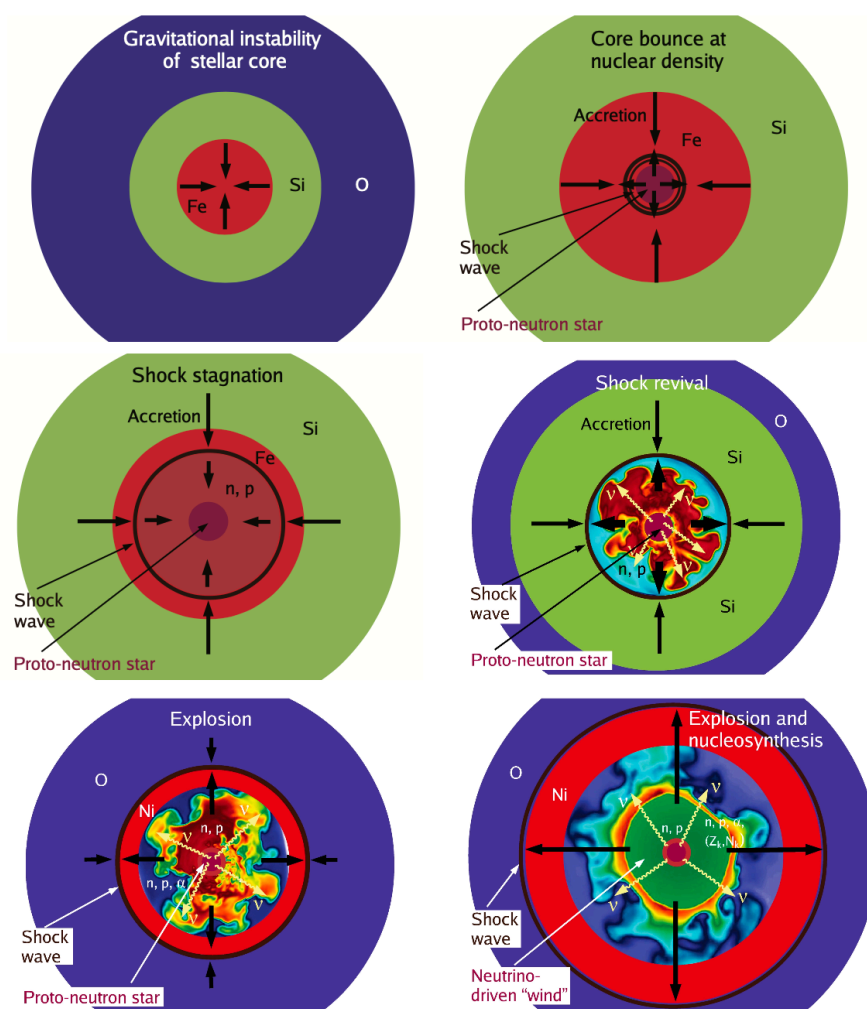
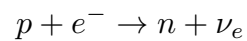


図 1.2.2: 超新星爆発の進行過程の概略図 [2]

1.2.3 超新星ニュートリノ

重力崩壊型超新星爆発において放出されるニュートリノは、爆発機構そのものを支配する最も重要な物理量の一つであり、超新星ニュートリノと呼ばれる。前節で述べたように、重力崩壊に伴って形成さ

れる原始中性子星では、莫大な重力エネルギーが解放されるが、その大部分は電磁波や物質の運動エネルギーとしてではなくニュートリノとして放出される。典型的には、重力崩壊により解放される総エネルギーは約 10^{53} erg に達し、そのうちおよそ 99% がニュートリノの形で放出されると考えられている。このため、超新星ニュートリノは超新星爆発の内部構造や時間発展を直接反映する観測手段として極めて重要である。超新星ニュートリノは、電子ニュートリノ (ν_e)、電子反ニュートリノ ($\bar{\nu}_e$)、およびミュー型・タウ型ニュートリノとそれらの反粒子（これらをまとめて ν_x と表す）を含む、全てのフレーバーが生成される点に特徴がある。重力崩壊の初期段階では、電子捕獲反応



が支配的となり、主として電子ニュートリノが放出される。この過程により、コアバウンス直後には非常に短時間（数ミリ秒程度）の電子ニュートリノの急激な放出が生じることが理論的に予測されている。この信号は超新星爆発の発生時刻を高精度で決定する指標となり得る。その後、原始中性子星が高温かつ高密度状態にある間、数秒から十数秒にわたって全フレーバーのニュートリノが連続的に放出される。超新星ニュートリノのエネルギーはおおよそ数 MeV から数十 MeV の範囲に分布しており、このエネルギー領域は水チェレンコフ検出器などの大型ニュートリノ観測装置によって観測可能である。実際、1987年に観測された大マゼラン雲の超新星 SN1987A においては、複数の検出器で十数事象のニュートリノが検出され、重力崩壊型超新星爆発に伴うニュートリノ放出が初めて実証された。さらに、超新星ニュートリノは伝播過程においてニュートリノ振動の影響を受けることから地球に到達する際のフレーバー比やエネルギースペクトルは放出時とは異なるものとなる。このため、超新星ニュートリノの観測は、超新星爆発機構の解明やニュートリノの質量階層性などの理論の発展に寄与することが期待されている。

第 2 章

観測とシミュレーション

2.1 スーパーカミオカンデ

2.1.1 スーパーカミオカンデとは

スーパーカミオカンデ (図 2.1.1) は、直径 $39.3m$ 、高さ $41.4m$ の円筒型ステンレス鋼鉄タンクに光電子増倍管を内張りした水チェレンコフ検出器である。岐阜県飛騨市神岡鉱山内の地下 $1000m$ に設置されており、容積 $50000m^3$ 、基準体積 $22500m^3$ である。同心円構造であり直径 $50cm$ の PMT を 11129 個使用して内側を覆った ID (Inner Detector) と、直径 $20cm$ の PMT を 1185 個使用して外側を覆った OD (Outer Detector) で構成される。スーパーカミオカンデは様々な発生源からのニュートリノを観測することで陽子崩壊や暗黒物質などの探索を行っている。

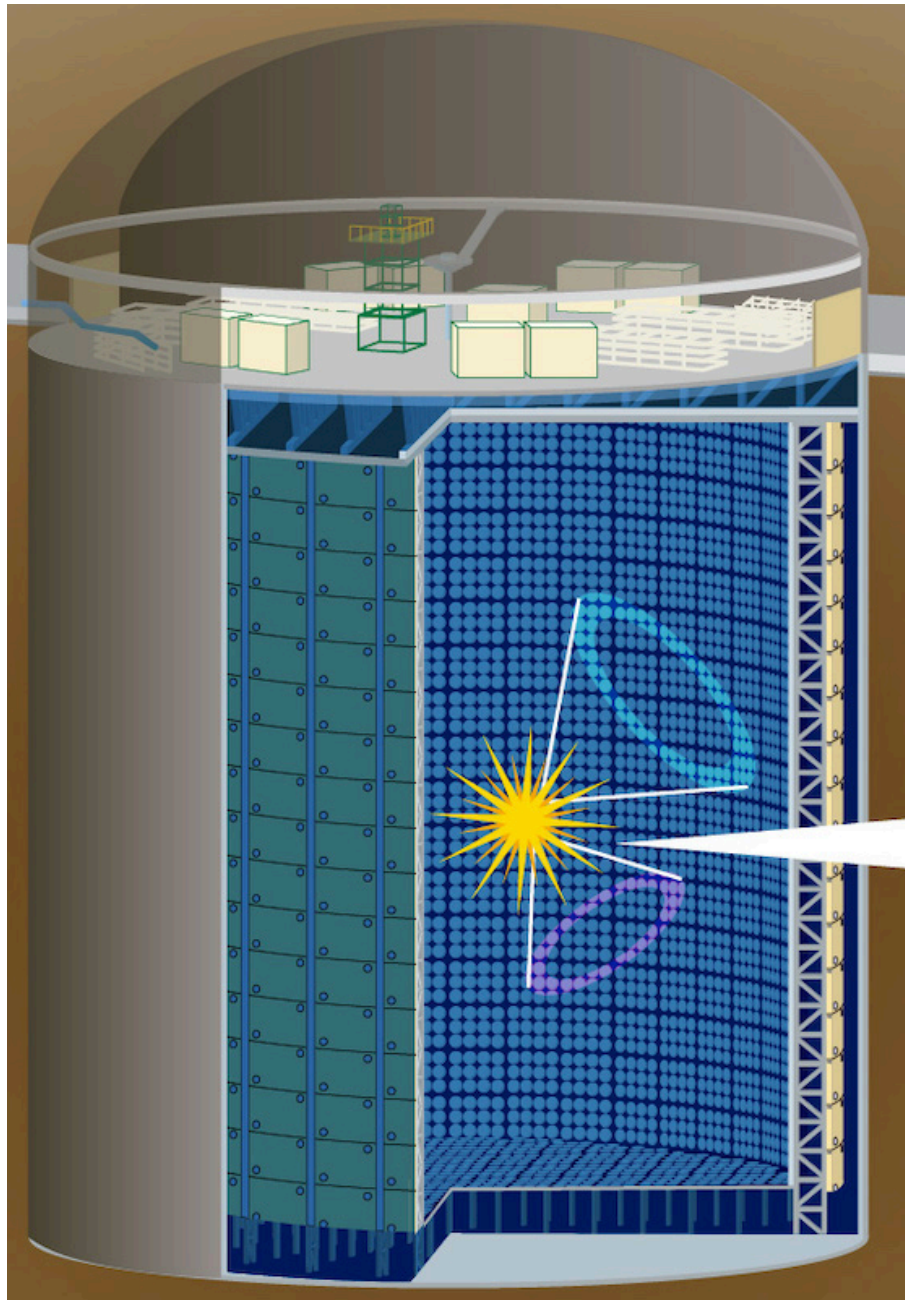


図 2.1.1: スーパーカミオカンデ [5]

2.1.2 SK-Gd

スーパーカミオカンデのタンク内は純水ではなく、純水に硫酸ガドリニウム八水和物 ($Gd_2(SO_4)_3 \cdot 8H_2O$) を溶解させたもので満たされている。これは、ガドリニウムの中性子捕獲断面積が非常に高いためである。 ^{157}Gd の陽子との反応断面積が 0.33barn である一方、中性子捕獲断面積は 254000barn である。このことから、ガドリニウムを導入することで SK における中性子の検出能力を向上させることが可能である。さらに、陽子による中性子捕獲後の γ 線のエネルギーが 2.2MeV である一方、ガドリニウムによる中性子捕獲時の脱励起放出は 8.0MeV であり、検出が容易である。2020 年 7 月に初めてのガドリニウム充填作業が行われ、総濃度 0.011 % のガドリニウムが添加され、中性子捕獲効率は 50 % となった。さらに 2022 年 5 月から添加作業が行われ、中性子捕獲効率が 75 % に達した。これにより、DSNB (拡散ニュートリノ背景放射) に対する感度が大きく向上した。また、中性子捕獲効率の上昇は後述の IBD タグ付けの効率上昇にも寄与している。

2.1.3 超新星爆発時の SK 内部における SN ニュートリノの相互作用

スーパーカミオカンデにおける超新星爆発ニュートリノの相互作用は4つのチャンネルを持つ。逆ベータ崩壊 (Inverse Beta Decay)、弾性散乱 (Elastic Scattering)、酸素に対する荷電カレント相互作用、酸素に対する中性カレント相互作用である。反応式は以下の通りである。

逆ベータ崩壊

$$\bar{\nu}_e + p \rightarrow e^+ + n \quad (2.1)$$

弾性散乱

$$\nu_{e,\mu,\tau} + e^- \rightarrow \nu_{e,\mu,\tau} + e^- \quad (2.2)$$

酸素に対する荷電カレント反応 (CC)

$$\nu_e + {}^{16}\text{O} \rightarrow e^- + {}^{16}\text{F}^* \quad (2.3)$$

$$\bar{\nu}_e + {}^{16}\text{O} \rightarrow e^+ + {}^{16}\text{N}^* \quad (2.4)$$

酸素に対する中性カレント反応 (NC)

$$\nu_{e,\mu,\tau} + {}^{16}\text{O} \rightarrow \nu_{e,\mu,\tau} + {}^{16}\text{O}^* \quad (2.5)$$

逆ベータ反応はスーパーカミオカンデで観測される、超新星ニュートリノに由来するイベントの約90%を占めると考えられている。逆ベータ崩壊によって放出される陽電子の方向は等方的であるため、入射ニュートリノの方向とほとんど相関がない。酸素に対する反応も同様に入射ニュートリノとの方向との相関はない。電子の弾性散乱反応は前方散乱仮定であるため、入射ニュートリノに相関を持つ。このため、弾性散乱反応によって散乱された電子は超新星爆発の方向再構成に利用することができる。

2.2 SNWATCH

SNWATCHとは、スーパーカミオカンデを用いたリアルタイム超新星爆発監視システムである。検出器内のイベントを監視し、超新星爆発に類似したイベントバーストを検出する。SNWATCHは超新星爆発の警報システムであるSK SN Noticeと連携しており、バーストを検出した際は再構成されたイベント方向とその指向精度を算出し、天文ネットワークに警報を発令する役割を持つ。

2.2.1 超新星爆発時に警告を発する過程

SNWATCHはイベント再構成、イベント選択、IBDタグ付け、超新星爆発の方向フィッティング、という段階を経てイベント情報を処理し、警報の発令を行っている。図2.2.1はSNWATCHにおける警報発令までの流れを示したものである。イベント再構成において、まずPMTのヒット時間と電荷を計算し、超新星爆発イベントバーストで検出されたすべてのイベントを再構成する。その後、イベント選択を行う。これは後述の条件(表2.2.1)に従ってprompt候補イベントとdelayed候補イベントを選択することである。次に、IBDタグ付けと呼ばれる操作を行う。これは、prompt候補イベントとdelayed候補イベントのペアリングを行うことで、IBDイベントを識別してイベント郡から分離する操

作である。最後に再構成されたイベントの中から電子の弾性散乱反応の情報を用いて超新星爆発の方向を再構成し、天文ネットワークに情報を送る。

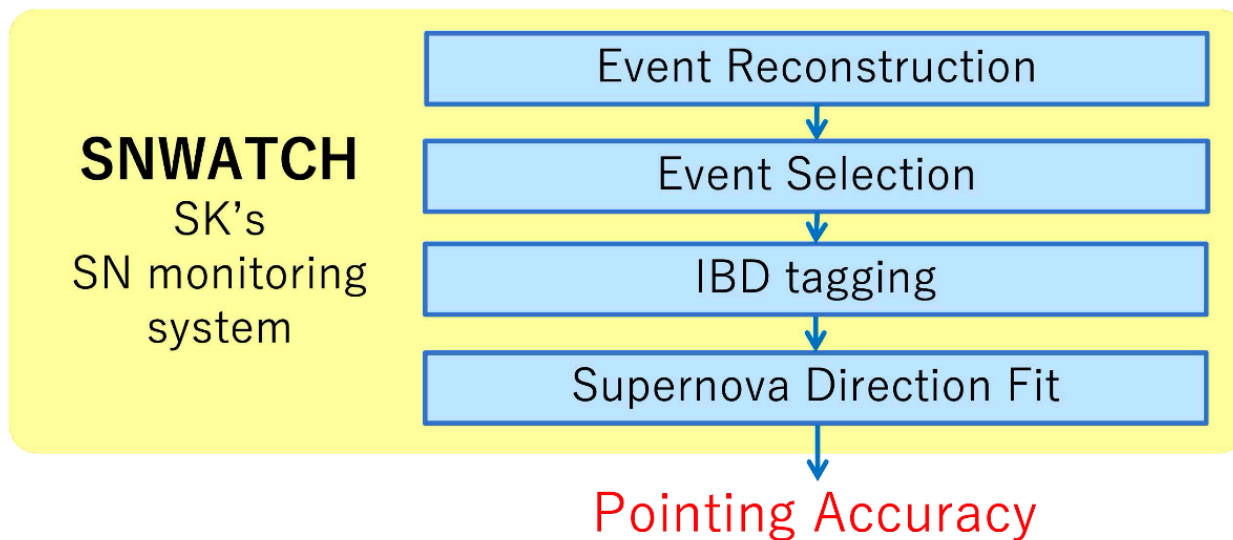


図 2.2.1: SNWATCH における警報発令の過程の概略図 [1]

2.2.2 IBD タグ付け

イベントの再構成後、電子の弾性散乱反応をより高速かつ高純度で抽出するため遅延同時計数を利用した IBD タグ付けと呼ばれる操作によって IBD-like イベントを識別する。SNWATCH におけるイベント選択は表 2.2.1 の条件をもとに行われる。prompt は逆ベータ崩壊で発生する陽電子や弾性散乱後の電子など、イベント発生時に発生する荷電粒子、delayed はガドリニウムによる中性子捕獲時に発生する γ 線である。 E は再構成されたイベントのエネルギーを表す。また、 g_t^2 、 g_p^2 はそれぞれ PMT のタイミング適合度、パターン適合度という値を表す。これらは検出されたヒットが理想的なチェレンコフ光放射モデルとどの程度整合しているかを定量的に評価する指標である。まずタイミング適合度 g_t は、再構成された頂点位置 \vec{v} から各 PMT への光の到達時間と実際に観測されたヒット時刻との差に基づいて定義される。具体的には、 i 番目のヒット時刻を t_i 、頂点 \vec{v} から i 番目の PMT までの期待到達時刻を $\tau_i(\vec{v})$ 、発光基準時刻を t_0 とすると g_t は式 2.6 で与えられる。

$$g_t = \sum_i \left[w_i - \frac{1}{2} \left(\frac{t_i - \tau_i(\vec{v}) - t_0}{\omega} \right)^2 + \left(\frac{t_i - \tau_i(\vec{v}) - t_0}{\sigma} \right)^2 \right]. \quad (2.6)$$

ここで ω は時間分布のスケールを表すパラメータ、 σ は PMT の時間分解能である。また、各ヒットに対する重み w_i は時間残差に基づいて

$$w_i = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{t_i - \tau_i(\vec{v}) - t_0}{\omega} \right)^2 \right] \quad (2.7)$$

と定義され、時間的に整合性の高いヒットほど大きな寄与を持つ。一方、パターン適合度 g_p は PMT ヒットの角度分布が理想的な均一分布とどの程度一致しているかを評価する量である。検出された i 番

目のヒットの方位角を $\angle_{\text{data}}(i)$ 、均一分布に基づく対応する方位角を $\angle_{\text{uni}}(i)$ とすると、 g_p は式 2.8 で定義される。

$$g_p = \frac{\max_i \{\angle_{\text{uni}}(i) - \angle_{\text{data}}(i)\} - \min_i \{\angle_{\text{uni}}(i) - \angle_{\text{data}}(i)\}}{2\pi}. \quad (2.8)$$

この量はヒット分布が一様であることを示す値であり、値が小さいほど理想的なチェレンコフ光パターンに近いことを示す。また、 N/S 比は低電荷の PMT（単一光電子を下回る）のヒット数と PMT のヒットの総数の比である。LE トリガーと HE トリガーは、それぞれ ID PMT のヒット数の閾値が 49、52 のソフトウェアトリガーを表す。OD トリガーは、OD PMT のヒット数の閾値が 22 個であるように設定されている。

表 2.2.1: prompt 候補、delayed 候補のイベント選択条件 [1]

Prompt candidate	Delayed candidate
$E > 7 \text{ MeV}$	$E < 10 \text{ MeV}$
$g_t^2 \geq 0.4$	$g_t^2 - g_p^2 > 0$
Number of PMT hits < 500	Within the fiducial volume
$N/S \leq 0.4$	Not a prompt candidate
$d_{\text{wall}} > 200 \text{ cm}$	
LE- or HE-triggered event	
Not an OD-triggered event	

次に、トリガー時間の差とイベントが再構成された頂点間の距離に基づいて、prompt 候補のイベントと delayed 候補のイベントをペアにする。トリガー時間差 $\Delta < 500 \text{ ns}$ かつイベントが再構成された頂点の距離 $\Delta R < 300 \text{ cm}$ という条件を満たすイベントのペアがテストされる。1つのイベントに対して複数のペア候補が存在する場合は、頂点距離が最小となるイベントが選択される。選択されたイベントのペアは IBD イベントと見なされ、イベント群から分離される。この手法におけるタグ付けの効率は $46.86 \pm 0.04\%$ 、サンプル純度は $98.82 \pm 0.01\%$ である。

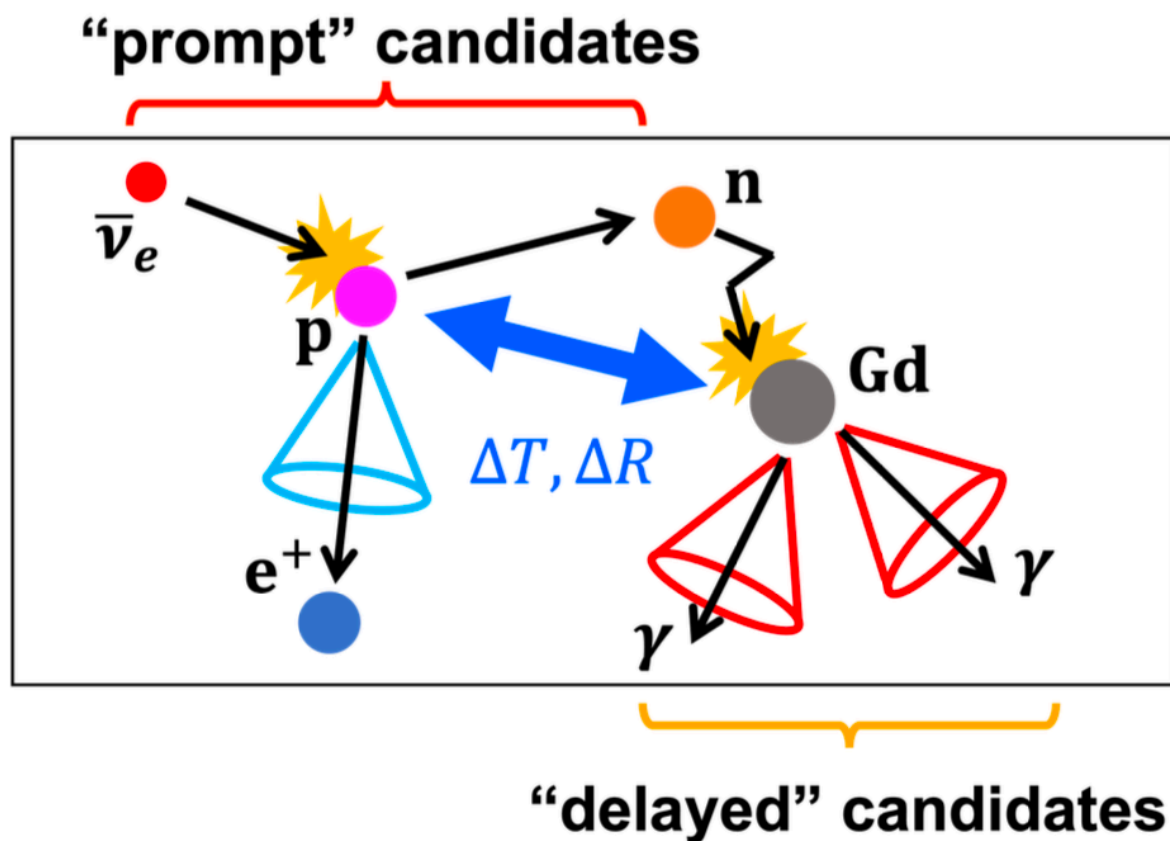


図 2.2.2: SNWATCH で使用される IBD タグ付けアルゴリズムの概略図 [1]

2.3 スーパーカミオカンデにおける超新星爆発シミュレーション

銀河系における重力崩壊型超新星爆発の発生率は低く、現在までに観測された超新星爆発は 1987 年に観測された SN1987A のみである。そのため、超新星爆発に対するスーパーカミオカンデの応答の調査および超新星の方向再構成システムの構築には、モンテカルロシミュレーションで作成した試験データを用いている。

2.3.1 シミュレーションの流れ

図 2.3.1 はスーパーカミオカンデにおける超新星爆発シミュレーションの流れを示している。まず、超新星爆発のモデル、距離、座標、ニュートリノ振動パラメータなどをイベント生成器である SKSNSim に入力する。SKSNSim の出力は Geant4 をベースとしたスーパーカミオカンデ検出器シミュレーションである SKG4 の入力として渡され、スーパーカミオカンデの PMT における、光子に対する応答として出力される。SKG4 での処理後、超新星モンテカルロコンバイン mccomb sn によってダークノイズ、バックグラウンドをシミュレーションに追加する。このような操作でダークノイズ、バックグラウンドを追加する理由は、スーパーカミオカンデの放射性バックグラウンドは非常に複雑であるためシミュレーションで作り出すことが困難であるからである。具体的には実際の検出器でランダムにトリガーされた 1ms 長のデータからのヒットを生成したイベント (SKG4 の出力の光信号) に加える処理を行なっている。この処理によって、スーパーカミオカンデにおける超新星爆発の出現をより現実的に

シミュレートすることが可能となる。

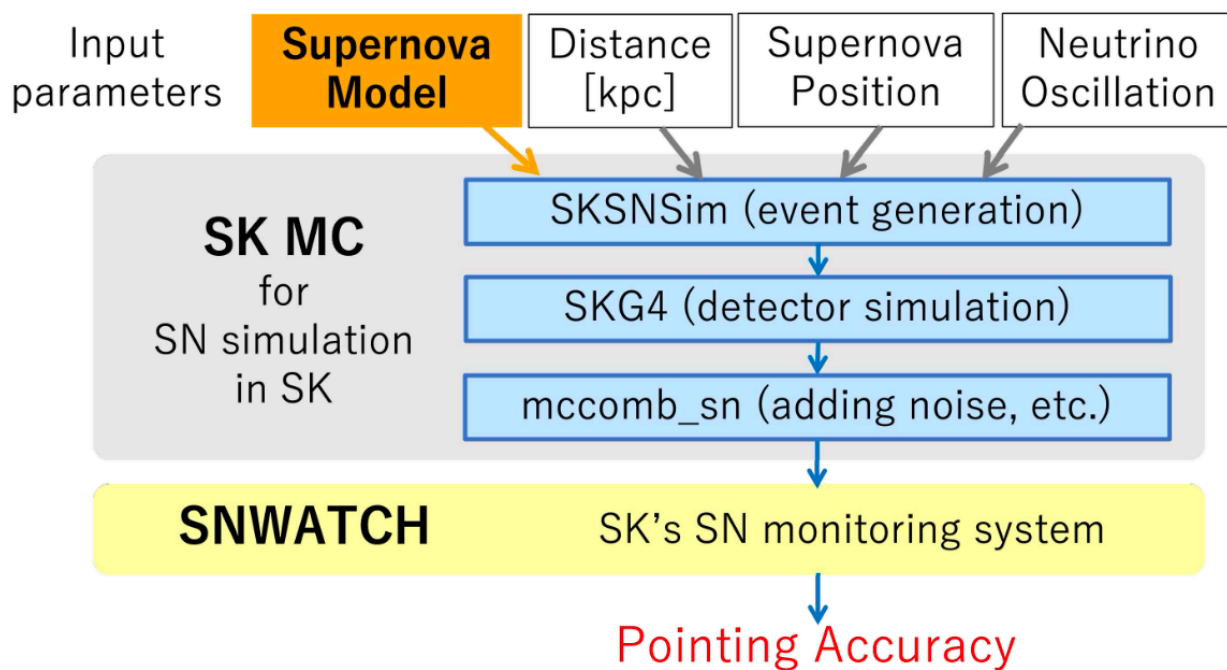


図 2.3.1: スーパーカミオカンデにおける超新星爆発シミュレーションの概略図 [1]

2.3.2 SKSNSim

スーパーカミオカンデ超新星シミュレーション SKSNSim は、スーパーカミオカンデにおける超新星爆発に関連したニュートリノ相互作用のイベント生成器である。超新星爆発モデル、距離、座標とニュートリノ振動を指定することで、ニュートリノ相互作用の期待値を計算し、入力された超新星爆発モデルのフラックスと反応断面積からイベントを生成する。相互作用 r について、ある時間、エネルギーの bin 内での期待数は

$$\frac{d^2 N_r(E_r, t)}{dt dE_\nu} = N_r \sigma_r(E_\nu) \frac{d\phi(E_\nu, t)}{dE_\nu} \quad (2.9)$$

で計算される。 N_r はスーパーカミオカンデの全内容積内の標的となりうる粒子（相互作用 r の際に利用可能な陽子、電子、酸素原子核など）の数、 $\sigma_r(E_\nu)$ は相互作用 r の断面積をニュートリノのエネルギー E_ν の関数として表した値である。また、 $\frac{d\phi(E_\nu, t)}{dE_\nu}$ はニュートリノフラックスを表す。式 2.9 について時間、エネルギーで積分を行うことで、1 回の超新星爆発における相互作用 r のイベント数の期待値が得られる。

2.3.3 中里モデル

本研究で用いたモンテカルロ事象は、すべて中里モデルを入力として生成したものである。中里モデルは、前駆星質量として 4 種類 (13, 20, 30, 50 M_\odot)、金属量として 2 種類 ($Z = 0.02, 0.004$) を組み合わせた、計 8 組の長期次元超新星モデルから構成されている。本モデルでは、一般相対論的ニュート

リノ放射流体力学シミュレーションと準静的進化ニュートリノシミュレーションを組み合わせることにより、重力崩壊開始からコアバウンス後 20 秒までのニュートリノ放出過程を再現している。

第3章

機械学習

3.1 機械学習とは

機械学習とは、データから有用な情報や規則性を自動的に抽出する手法の総称であり、予測解析や統計学習とも呼ばれる。例えば、画像データから顔を認識する問題を考える。この場合、顔であるか否かを判定するための規則を設計する必要があるが、画像データはデジタル空間における膨大な数のピクセルから構成されているため、人手によって有効な規則集合を与えることは現実的ではない。そこで機械学習を用いると、多数の画像データと対応する正解ラベルを入力することで、顔認識に必要な特徴量や判別規則をアルゴリズムがデータから自動的に学習することが可能となる。機械学習のアルゴリズムは、大きく教師あり学習と教師なし学習の二種類に分類される。教師あり学習とは、入力データとそれに対応する理想的な出力（正解ラベル）をアルゴリズムに与え、入力から望ましい出力を生成する写像を学習させる手法である。この方法により、既知の事例から一般的な規則性を抽出し、未知のデータに対する予測や意思決定を自動化することが可能となる。一方、教師なし学習は、入力データのみを用いて学習を行う手法であり、学習時に理想的な出力は与えられない。主な目的は、データに内在する構造や分布、類似性を明らかにすることである。この学習形態では、モデルの構築や得られた結果の解釈において、ユーザの関与が比較的大きくなる傾向がある。機械学習において、入力データに対してどのような出力を与えるかを規定したものをモデルと呼ぶ。モデルの構築にあたっては、まずデータセットおよび解決すべきタスクを理解し、目的に適したアルゴリズムを選択する。次に、データ前処理を行う。具体的には、欠損値や外れ値の影響を低減するための処理や、解析目的に応じた条件設定を行い、データを訓練データとテストデータに分割する。前処理後、訓練データを用いてモデルの最適化を行う。本研究では教師なし学習を用いるため、教師あり学習のような明示的な学習過程は存在しないが、ハイパーパラメータ（学習前に人為的に設定され、学習過程で自動的に更新されないパラメータ）や重み付け方法の決定などが、モデル最適化に相当する。最後に、テストデータを用いてモデルの性能を評価する。この際、恣意的に良好な結果を得ることを避けるため、訓練データを用いて決定した設定や条件を変更してはならない。

3.2 クラスタリング

機械学習におけるクラスタリングは、教師なし学習の代表的な手法の一つである。与えられたデータ集合に対して、事前に正解ラベルを与えることなく、データ間の類似性や構造に基づいてグループ分けを行うことを目的とする。クラスタリング手法は、データ解析やパターン認識、異常検知など幅広い分

野で利用されている。代表的なクラスタリング手法としては、クラスタ数を事前に指定する k-means 法や、階層的クラスタリングなどが挙げられる。しかし、これらの手法は基本的にノイズを分類できないため、本研究のように信号とノイズが混在するデータに対しては適切ではない。このような背景のもと、本研究では密度に基づくクラスタリング手法（Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN）を用いた解析を行う。DBSCAN は、データ空間における点の密度に着目し、密集した領域をクラスタとして検出する手法である。クラスタ数を事前に指定する必要がなく、かつノイズ点を識別できるという特徴を持つ。

3.2.1 DBSCAN の概要

DBSCAN では、データ空間における各点の近傍領域を定義し、近傍領域に十分な数の点が存在するかどうかによってクラスタの形成を判断する。DBSCAN には、以下の 2 つの主要なハイパーパラメータが存在する。

1. 近傍半径 ϵ

ϵ は、ある点の近傍とみなす距離の上限を定めるパラメータである。この値が小さすぎる場合、近傍内に十分な点数が含まれず、クラスタが形成されにくくなる。一方で、大きすぎる場合には、本来分離されるべき異なる構造が一つのクラスタとして統合されてしまう可能性がある。

2. 最小点数 min samples

min samples は、ある点がコア点として認識されるために必要な、近傍内の最小点数を定めるパラメータである。この値が小さい場合、ノイズに対して敏感になり、小規模なランダム集団がクラスタとして誤認される可能性がある。一方で、大きすぎる場合には、真のクラスタであっても検出されなくなる恐れがある。

したがって、 ϵ 、 min samples の選択はクラスタリング結果に大きな影響を与える重要な要素であり、データ点数や分布特性を考慮して適切に設定する必要がある。本研究では、これら二つのハイパーパラメータをデータの性質に応じて調整し、クラスタリング性能の最適化を行った。

3.2.2 DBSCAN のアルゴリズム

ある点に対して、点から半径 ϵ の近傍領域を考える。この近傍領域に含まれる点の数が、閾値 min samples 以上であれば、その点は高密度領域に属すると判断される。DBSCAN では、点は以下の三種類に分類される。

コア点 (core point) : 近傍領域内に指定された最小点数以上の点を含む点

境界点 (border point) : 自身はコア点ではないが、あるコア点の近傍内に含まれる点

ノイズ点 (noise point) : いずれのコア点の近傍にも属さない点

DBSCAN のアルゴリズムは、以下の手順で実行される。1. データ集合から未処理の点を一つ選択する。2. その点の半径 ϵ の近傍領域を求め、領域内の点数が min samples 以上であれば、当該点をコア点とラベリングして新たなクラスタを生成する。3. コア点と定義された点の境界点を同様に探索する。境界点がコア点としてラベリングされるならば、2. でラベリングされたコア点と同一のクラスタとする。境界点がコア点となる条件を満たさない場合、その点はノイズとしてラベリングされる。4. データ集合内のすべての点が処理されるまで、以上の手順を繰り返す。このように、DBSCAN は局所的な密度構造に基づいてクラスタを形成するため、任意の形状を持つクラスタを検出できる。また、ノイズ

点を明示的に区別できるため、背景事象が多く含まれるデータ解析において有効である。以上の特徴から、DBSCAN は、信号が特定の方向や領域に集中し、背景が比較的一様に分布するようなデータ構造を持つ問題に適している。本研究では、この特性を活かし、イベントの空間分布に基づく信号抽出を目的として DBSCAN を適用した。

第 4 章

超新星の方向再構成

4.1 目的

超新星爆発の方向再構成精度の指標として、本研究では、距離 10kpc で発生した超新星爆発に対し、 ± 3 度の角度精度を目標とする。この目標値は、光学望遠鏡において超新星爆発を十分に追跡、観測するために求められる精度に基づいて設定されたものである。現在、機械学習を用いた方向再構成手法における角度分解能は約 4.5 度であり、目標とする精度には達していない。また現行の尤度フィッターと比較すると、超新星爆発の再構成時間は多くの場合で 1 秒未満と高速である一方、再構成精度の点では劣っている。したがって、再構成精度の向上は機械学習を用いた方向再構成フィッターにおける最も重要な課題である。本研究では、精度向上のためには従来とは異なる再構成手法を検討する必要があると考え、機械学習におけるアルゴリズム上の特性に着目し、新たな手法でモデルの構築を行った。さらに、その性能評価においては、特に方向再構成精度に重点を置いて検討を行った。

4.2 モデル作成のためのシミュレーションデータ

本研究では、超新星爆発シミュレーションモデルおよび検出器応答をもとに乱数を用いて生成した擬似事象集合をモンテカルロと呼ぶこととする。方向再構成モデルの作成に利用するモンテカルロは csv 形式のデータ群である。図 4.2.1 はモンテカルロの冒頭数行を抜粋したものである。1 行が再構成された 1 つのイベントに相当する。ene は再構成したイベントのエネルギーで、単位は MeV である。gdn (goodness) はイベント再構成の確からしさの指標となる値であり、0 から 1 までの範囲で値を取る。hvertime はイベント発生時刻を表している。17.06666667 を乗じることでマイクロ秒を単位とする時刻に変換することができる。モンテカルロは距離ごとに作成されているが、実際の観測では超新星の距離は観測されたイベント数から間接的に知ることができる値である。そのため、モデルを構築する際はハイパーパラメータを観測されたイベント数に依存する形で決定しなければならないことに留意すべきである。

hwtime	time	vtxx	vtxy	vtxz	dirx	diry	dirz	ene	gdn	type	
10000048	0.0	235.3	-412.8	-729.5		0.344	-0.219	0.913	2.6	0.47	-2
10000093	0.0	-587.3	754.9	437.9		-0.05	-0.915	-0.4	2.5	0.48	-2
10000144	0.0	-644.7	-431.3	1053.5		0.432	-0.887	0.161	2.7	0.44	-2
10000147	0.0	-470.2	-73.5	1159.9		0.504	0.558	-0.659	3.0	0.41	-2
10000163	0.0	-268.8	-174.2	-664.7		0.291	0.189	0.938	2.4	0.49	-2
10000306	0.0	96.1	501.2	-1124.9		-0.125	-0.032	0.992	3.4	0.44	-2
10000362	0.0	-290.2	-546.3	111.0		0.117	-0.012	-0.993	2.6	0.41	-2
10000416	0.0	1126.7	-695.3	1288.1		-0.513	-0.207	-0.833	2.2	0.48	-2
10000418	0.0	734.4	-503.1	-210.9		-0.528	0.842	0.113	2.3	0.52	-2
10000467	0.0	-196.0	-255.9	-1087.2		-0.94	0.033	0.34	3.7	0.46	-2

図 4.2.1: モデル作成に使用するシミュレーションデータ (冒頭数行を抜粋)

4.3 評価指標

方向再構成のモデルは、角度分解能、notfinding rate、解析時間の 3 つの指標で主に評価される。本研究における角度分解能とは、テストデータのすべての $\delta\theta$ の集合に対して、値が小さい方から数えて 68 % に当たる値を指す。角度分解能は超新星爆発の地球からの距離によって大きく変化するため、距離別に算出する。notfinding rate は全てのテストデータの数に対する、方向再構成に失敗したテストデータの割合として定義される。notfinding rate も、角度分解能と同様に距離別に算出する。解析時間は、再構成されたイベントのデータを受け取ってから超新星爆発の方向再構成が完了するまでにかかる時間である。先に述べた通り、角度分解能の目標は 10kpc で 3 度以内を達成することである。解析時間については、約 1 秒以内に解析が完了することが理想的であるとされている。

また、角度分解能の値の揺らぎの評価については、binomial 近似による統計誤差を採用した。角度分解能の定義である 68percentile は、全イベント数 N 個を小さい順に並べたときに下位 68% に位置する値として定義される。この量は有限個の事象から求められるため、サンプルの取り方によってその値は統計的に揺らぐ。ここで、この $\Delta\theta$ が k 番目の事象であることを用いて、 $\Delta\theta$ ではなく k の値が揺らいでいると考える。全イベント数が N であるとき、 k の値は $k = N \cdot 0.68$ と求められる。このことから、 k の値の揺らぎは $p = 0.68$ とする二項分布に従うと近似することが可能である。この場合において、全イベント数 N について、順位の揺らぎは $\sqrt{Np(1-p)}$ と近似できる。この順位の揺らぎを角度差の揺らぎに変換することで、統計誤差を評価した。

第5章

新規手法：中点法について

5.1 中点法の着想

図 5.1.1 は各距離についてランダムに1つのモンテカルロを選択し、2つのハイパーパラメータの組に対する $\Delta\theta$ の値を示したヒートマップである。ここで、 $\Delta\theta$ は真の超新星爆発の方向と、再構成された方向ベクトルとの角度差を表す。また、DBSCAN によるクラスタリングの成功条件として、本研究では表 5.1.1 に示す基準を定めた。DBSCAN における2つのハイパーパラメータである min_samples と eps について、 eps は値が大きくなるほどクラスタとして認める条件が緩和される一方、 min_samples は値が大きくなるほど条件が厳しくなる。その結果、すべての距離において、クラスタリングが成功する領域は正の傾きを持つ帯状の領域として現れる（以下ではこの領域を帯と呼ぶものとする）。この帯は、同一距離においては概ね同様の領域に現れるが、帯の幅やヒートマップ上での位置はモンテカルロごとに異なる。

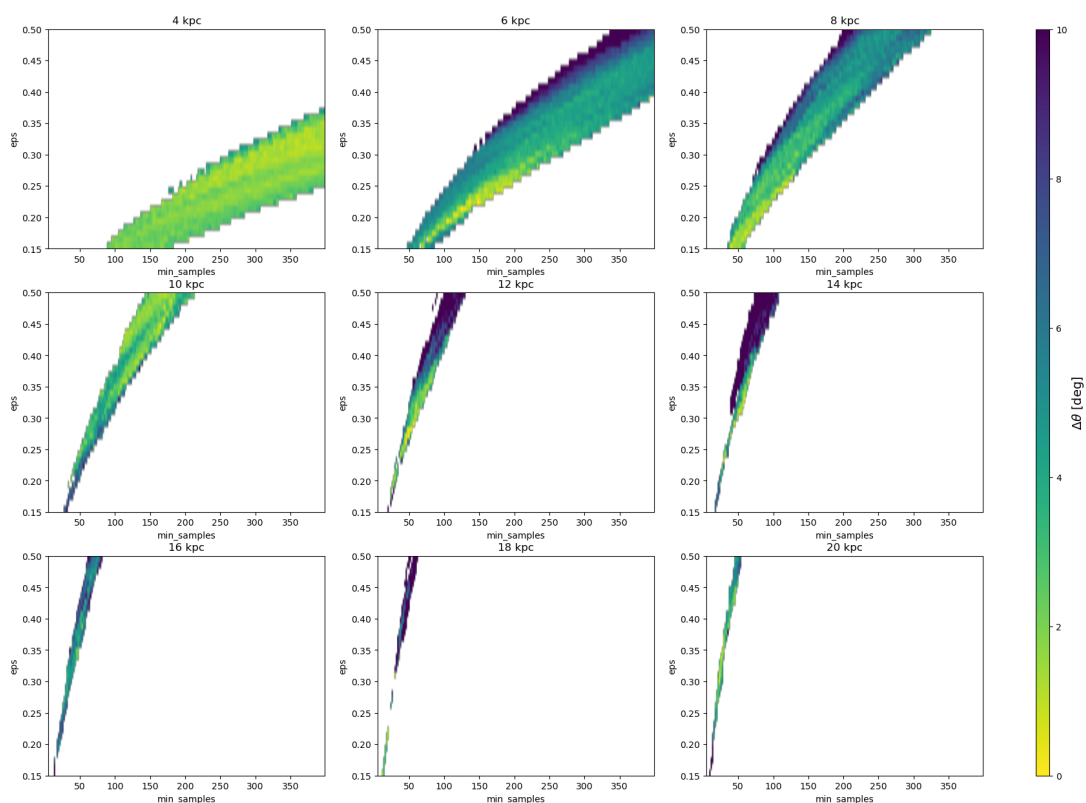


図 5.1.1: ハイパーパラメータのグリッドサーチによる評価ヒートマップ

表 5.1.1: クラスタリング成功条件

クラスタ数	ノイズイベント数	再構成された方向と真の方向の角度差
1 個	全イベントの $\frac{1}{4}$ 以上	$\Delta\theta \leq 90^\circ$

図 5.1.2 は、距離 10kpc における 1 つのモンテカルロについて、ハイパーパラメータと $\Delta\theta$ の関係を示したヒートマップを、ランダムに選択した複数のモンテカルロについて並べたものである。また、図 5.1.3 は、100 個のモンテカルロを用いて、2 つのハイパーパラメータの組に対する角度分解能を示したヒートマップである。白抜き領域は 68 % の事象でクラスタリングが成立しなかったハイパーパラメータの条件である。図 5.1.2 および図 5.1.3 より、方向再構成の精度が高い領域はモンテカルロごとに異なることが分かる。したがって、すべてのモンテカルロに対して一律にハイパーパラメータを決定するのではなく、個々のモンテカルロの特徴に基づいて最適なパラメータの組を推定する必要があると考えた。本研究では、ハイパーパラメータを各モンテカルロにおける観測イベント数に依存する形で決定しているため、モデル生成の過程自体が一定の「個別対応性」を有している。しかしながら、真の方向近傍におけるイベント密度などの情報は観測イベント数のみからは予測できないことから、イベント数のみでは最適なハイパーパラメータ選択に関して十分な情報を抽出することは難しいと考えられる。そこで、DBSCAN のハイパーパラメータをより多くのモンテカルロの特徴量と関連付けることで、個々の超新星爆発に対してより適切なハイパーパラメータの選択が可能になると考えた。

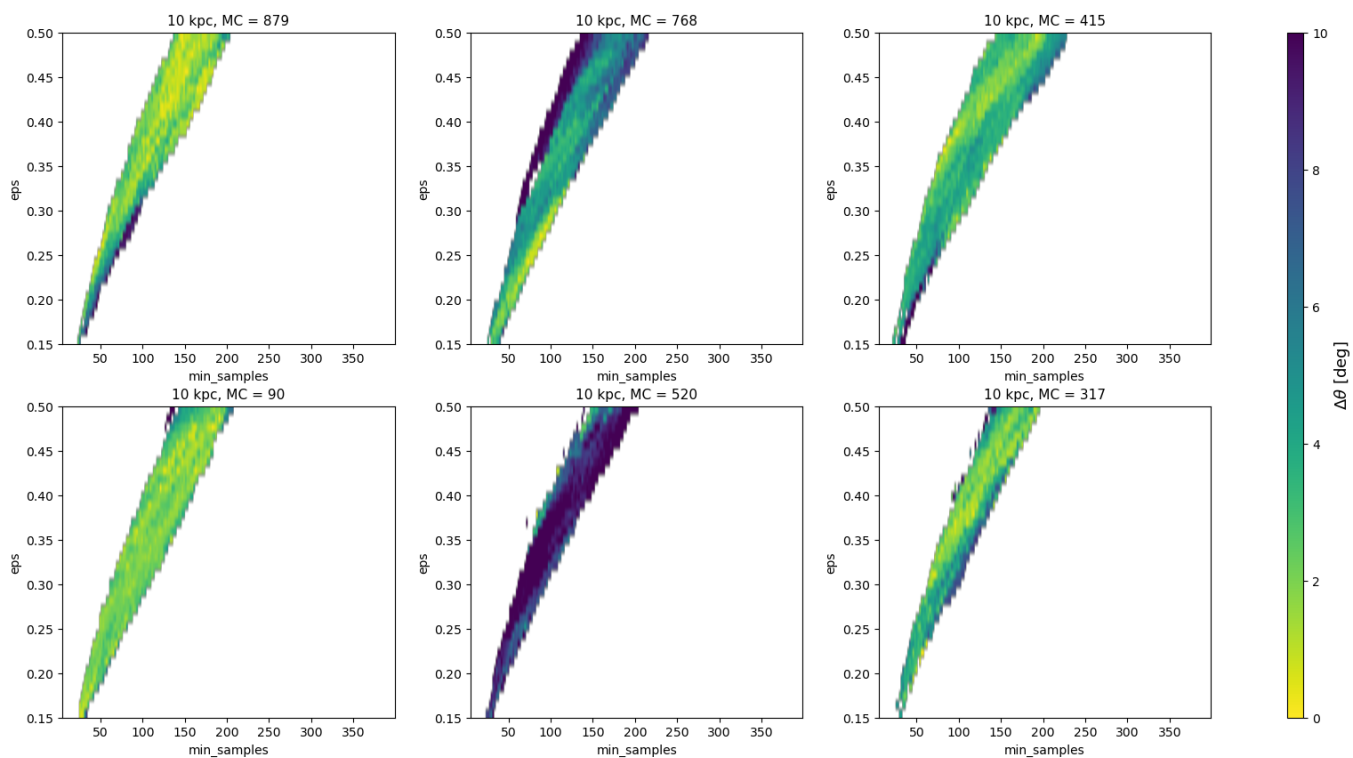


図 5.1.2: 等距離におけるモンテカルロのランダム性を示す評価ヒートマップ

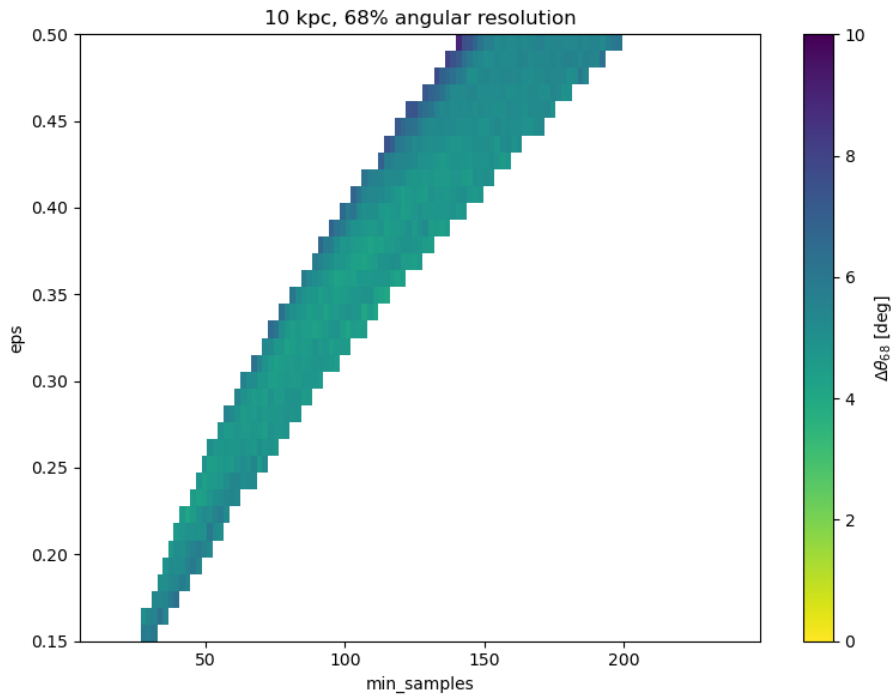


図 5.1.3: 100 個のモンテカルロに対する一様なハイパーパラメータ適用時の角度分解能の評価ヒートマップ

方向再構成精度の高いハイパーパラメータの組は、真の方向近傍におけるイベント密度やノイズのばらつきなど、イベント分布に関する複合的な要因によって決定されると考えられる。しかし、本研究の範囲では、これらの要因を定量的に評価することはできなかった。そこで本研究では、DBSCAN 適用時の挙動そのものを超新星爆発の特徴とみなし、これを活用するという方針を採用した。超新星爆発ごとに帯の幅や位置が異なること、また図 5.1.1 に示すように帯の中心付近に高い再構成精度を示す領域を持つイベントデータが複数存在することから内分比に着目し、より高精度なハイパーパラメータ選択が可能となるモデルの構築を目指した。

5.2 中点法の実行手順

内分比を利用した新たな DBSCAN の適用方法として、ある eps で帯を切ったとき、内分比を 1:1 とする点をその超新星爆発の min samples の値として採用する方法を提案する。したがって、この手法において eps の値はイベント数に依存して決まる一方、 min samples の値は決定した eps を用いて各モンテカルロに対して DBSCAN をかけることで決定する流動的な値となる。この手法を中点法と呼ぶこととする。ある超新星爆発に対し、中点法で方向再構成を行う際の方法を説明する (図 5.2.1)。まず、超新星爆発で観測されたイベント数より、適用する eps の値を決定する。次に、 eps の値を固定した状態で min samples の値を下げながら、値を変える度に DBSCAN を実行する。クラスタリングが初めて成功した点を A 点と定義する。また、A 点発見後も同様に min samples の値を下げ DBSCAN を行い、A 点でクラスタリングに成功して以降、初めてクラスタリングに失敗した点を B 点を定義する。これは、固定された eps の値におけるヒートマップの帯の両端の min samples の値を指す。A 点と B 点の中点を四捨五入した値 (min samples に取れる値は整数のみである) をこの超新星爆発の min samples として採用する。最後に、決定したハイパーパラメータで DBSCAN を実行し、クラスタリングを行う。クラスタとラベリングされた全てのイベントの方向ベクトルについてベクトル平均を取り、

正規化したものを再構成した超新星の方向とする。

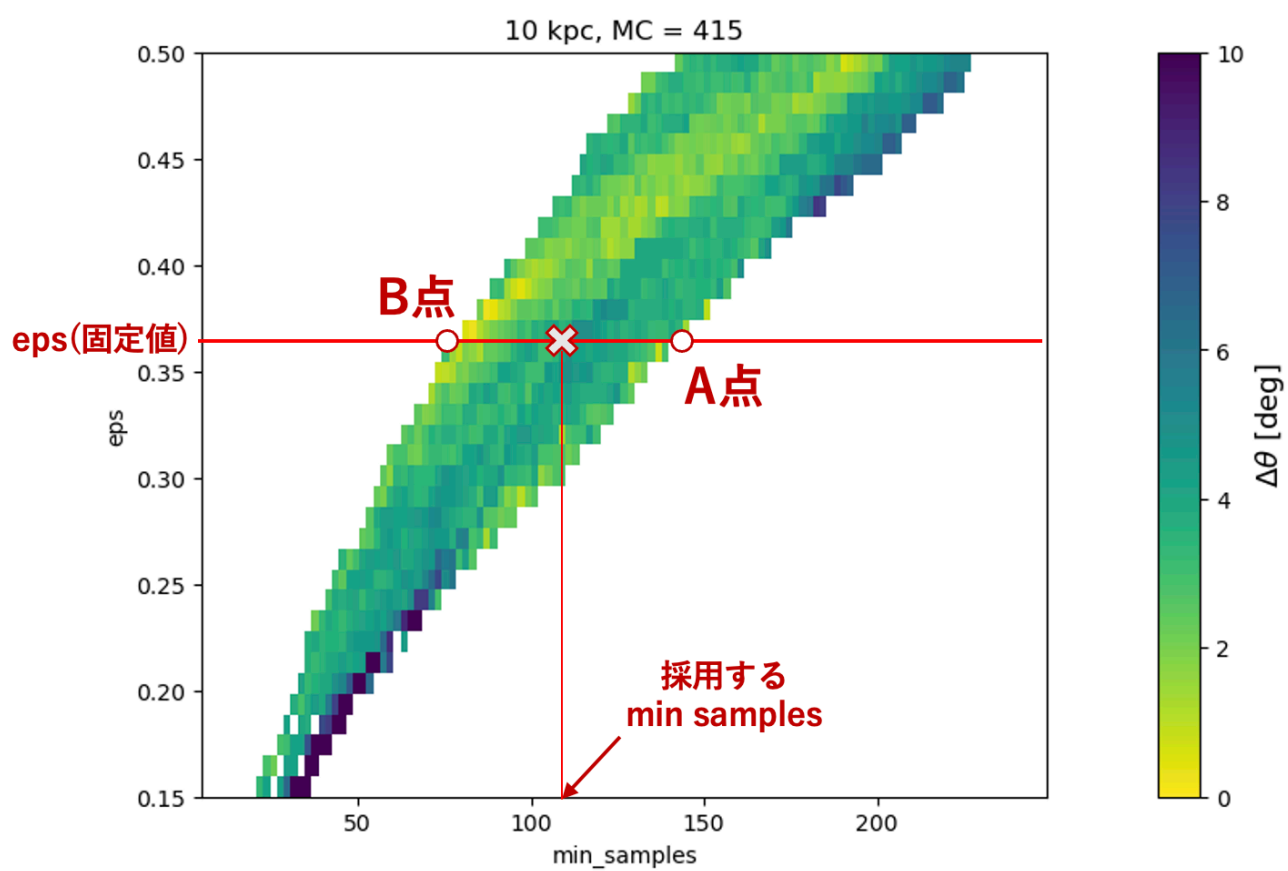


図 5.2.1: ハイパーパラメータのグリッドサーチによる評価ヒートマップおよび提案手法の概略図

第6章

中点法を用いた方向再構成

6.1 データ加工

データ加工の目的は、ES イベント以外のイベントを分離することで再構成の精度を向上させることである。SNWATCH は、エネルギーが 6MeV 以下のイベントを Low Energy イベント、6MeV より大きいイベントを High Energy イベントと定義している。Low Energy イベントは現行の尤度ベースのフィッターでは分離され、方向再構成には用いられていない WIT を用いた方向再構成の目的の一つは、Low Energy イベントを方向再構成に役立てることである。しかし、Low Energy イベントはバックグラウンドの多さ、ES イベントの真の方向との相関が小さいことなどから扱いが難しい。したがって、計算コストや時間的な制約の観点より、本研究においては High Energy イベントのみを扱うものとする。

6.1.1 イベント数についてのデータ特性

10kpc における、ランダムに選択した 100 個のモンテカルロについて、イベントタイプごとのエネルギーのヒストグラムは図 6.1.1 のようになる。図より、BG は 6MeV 以下の領域に集中していることがわかる。また、ほとんどの ES イベントはおよそ 0-30MeV の領域に分布しており、IBD イベントと比較すると分布の範囲が狭いことも読み取ることができる。図 6.1.2 はランダムに選択した 100 個のモンテカルロについて、High Energy 領域の、イベントタイプごとの goodness の値のヒストグラムである。

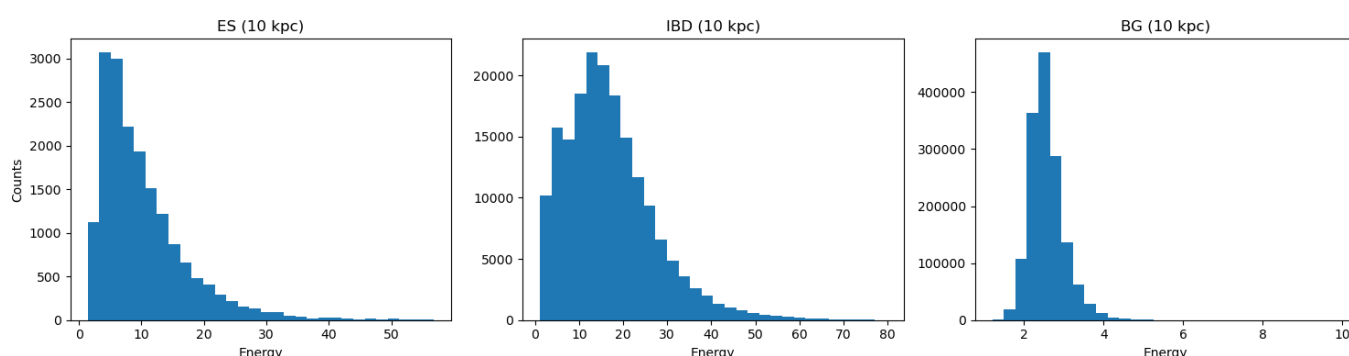


図 6.1.1: イベントタイプごとの再構成されたエネルギーのヒストグラム (10kpc、100 個のモンテカルロを使用)

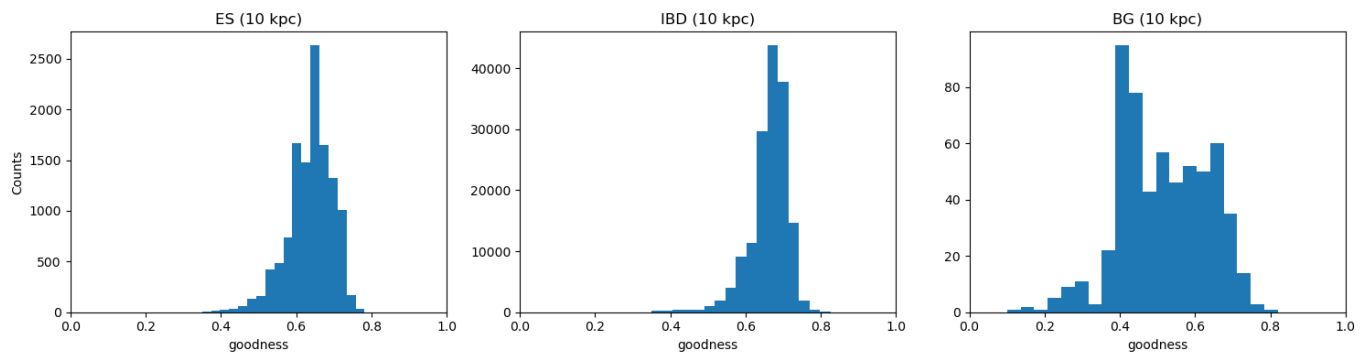


図 6.1.2: イベントタイプごとの goodness のヒストグラム (High Energy 領域、10kpc、100 個のモンテカルロを使用)

イベント数の観点でのカットの指標として、以下の 3 つの値を導入する。

$$\text{Efficiency of ES} = \frac{(\# \text{ of ES events after cut})}{(\# \text{ of ES events before cut})} \quad (6.1)$$

$$\text{purity of ES} = \frac{(\# \text{ of ES events after cut})}{(\# \text{ of all events after cut})} \quad (6.2)$$

$$\text{Significance of ES} = \frac{(\# \text{ of ES events after cut})}{\sqrt{(\# \text{ of all events after cut})}} \quad (6.3)$$

ES 効率 (Efficiency of ES) は、カット前に存在した ES イベントのうち、カット後も保持された割合を表す指標であり、方向情報を持つ信号イベントの取りこぼしの程度を評価するために用いられる。一方、ES 純度 (Purity of ES) は、カット後に残ったイベントのうち ES イベントが占める割合を表し、モンテカルロに含まれる背景事象の混入度を評価する指標である。一般に、効率と純度の間にはトレードオフの関係が存在するため、方向再構成の精度の向上を目標として最適なバランスを取る必要がある。また、ES 有意度 (Significance of ES) はこれら 2 つの値を総合的に評価する指標である。イベント数の統計揺らぎはポアソン分布に従い、その標準偏差は \sqrt{N} で与えられることから、本指標は ES イベントの大きさをバックグラウンド揺らぎで規格化した、信号対雑音比の近似量に相当する。したがって、この値が大きいほど、方向再構成に有効な ES イベントが統計的に有意に抽出できていることを意味する。

まず、High Energy 領域のエネルギーの閾値についてこの 3 値を考える。本研究では、エネルギーを用いたカットは IBD イベントを削減するために行う。ES イベントのエネルギーのヒストグラムより、10-50MeV のカットを検討する。10kpc、100 個の MC より算出した ES、IBD 効率、ES、IBD 純度、ES 有意度は図 6.1.3 の通りである。ここで、ES 有意度が最も高くなる約 15MeV のイベントカットを行なった場合、ES イベントの数は約 120 個から約 85 個まで減少する。前述の通り、ES 有意度は ES 純度、ES 効率を総合的に評価する値である。しかし、本研究の信号である ES イベントは絶対数が小さいことから、ES 効率にも重点を置いて考慮して判断する必要がある。また、goodness についても同様に、High Energy 領域での閾値を考える。図 6.1.4 は 10kpc、100 個の MC より算出した ES、BG 効率、ES、BG 純度、ES 有意度である。これより、goodness を用いたカットは ES イベントの数をそれ

ほど損なうことなく BG を分離することができる。ただし、BG は ES イベントと比較して絶対数が少ないため ES 純度、ES 有意度の値の変化は小さい。

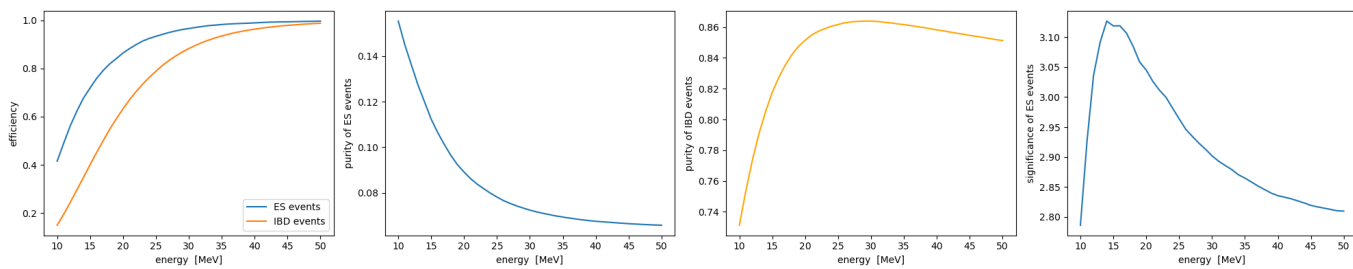


図 6.1.3: High Energy 領域のエネルギー閾値における ES、IBD 効率、ES、IBD 純度、ES 有意度 (10kpc、100 個のモンテカルロを使用)

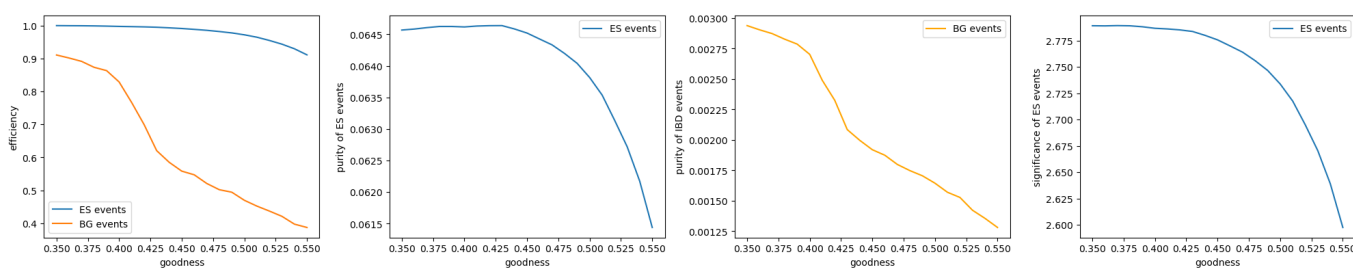


図 6.1.4: High Energy 領域の goodness 閾値における ES、IBD 効率、ES、IBD 純度、ES 有意度 (10kpc、100 個のモンテカルロを使用)

6.1.2 真の方向との相関についてのデータ特性

ES イベントについて、真の方向と ES イベントの角度の角度差を指標として、エネルギー、goodness とどのような相関があるかを調べた。

図 6.1.5 は 100 個のモンテカルロの ES イベントについて、横軸をエネルギーと goodness、縦軸を角度差として散布図を作成し、横軸の bin ごとの角度差の平均値をプロットしたものである。エネルギー、goodness の値が大きくなるにつれて角度差の平均が小さくなっていることから、エネルギーと goodness は真の方向との相関を持つことが分かる。図**はエネルギーを横軸、goodness を縦軸として作成した散布図について、グラフ上で矩形に分割した領域内の角度差の平均値を色で表したものである。赤線は High Energy 領域の閾値 (6MeV) を表す。goodness が低いイベントのほとんどは真の方向との相関が小さい。一方、低エネルギーであっても goodness が高い場合は角度差の平均は約 30° 程度となっている。

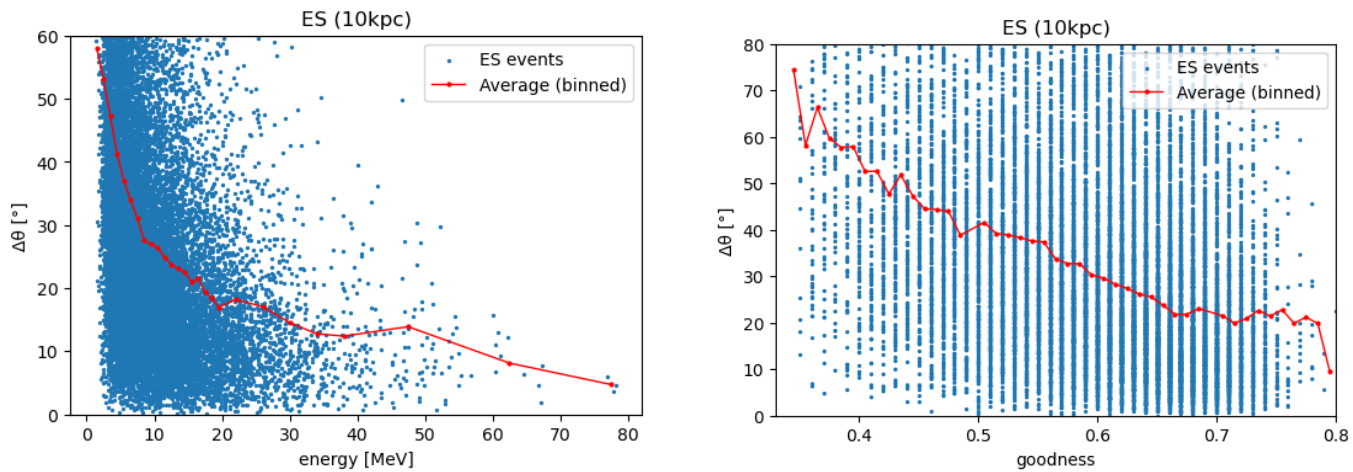


図 6.1.5: 真の方向との角度差とエネルギー、goodness の相関を評価する散布図および bin 平均 (10kpc、ES イベント、High Energy、500 個のモンテカルロを使用)

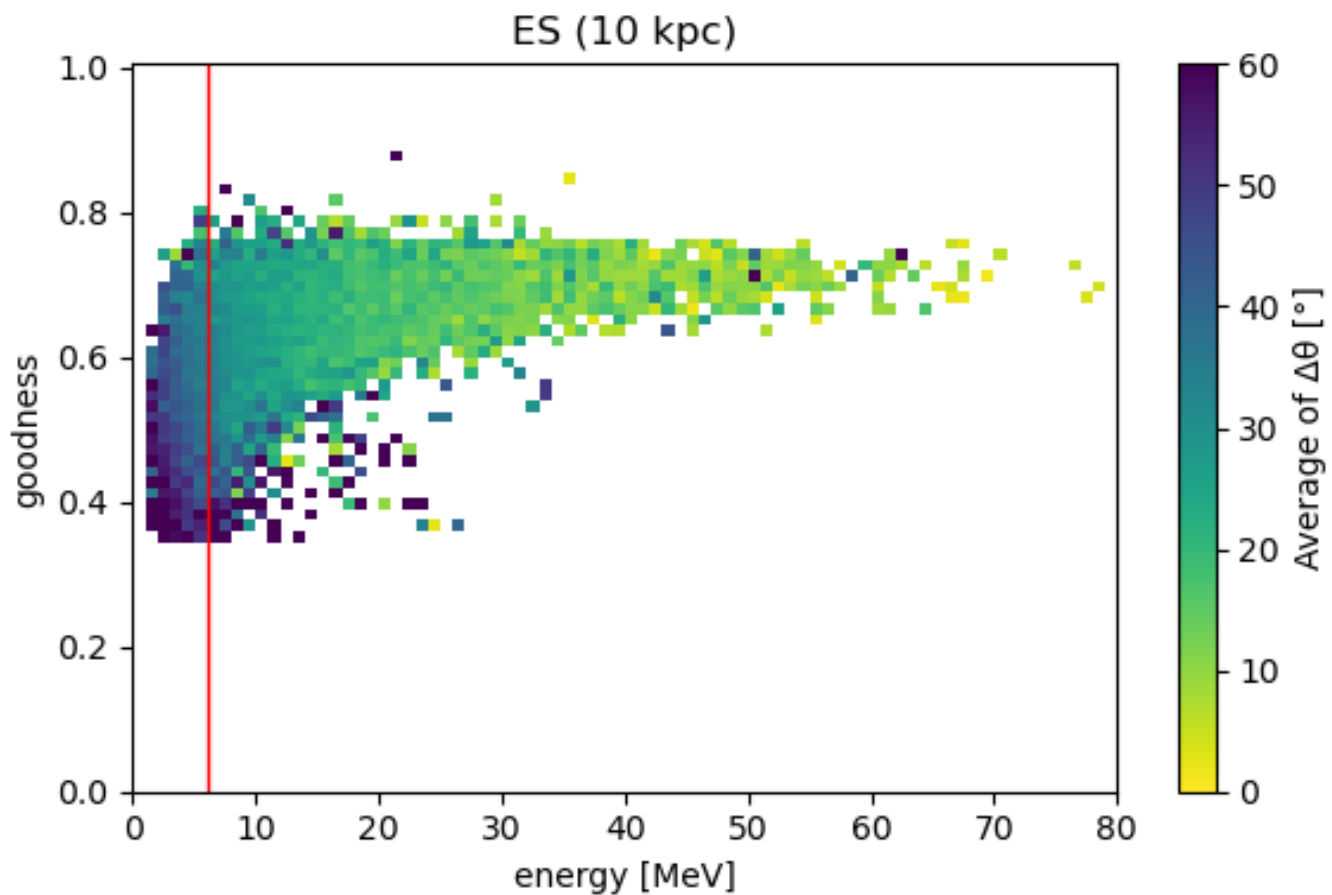


図 6.1.6: 真の方向との角度差、goodness、エネルギーの相関の評価ヒートマップ (10kpc、ES イベント、500 個のモンテカルロを使用)

6.1.3 イベント選別条件 (カット) の検討

エネルギーの高い領域をカットすることはイベント数の観点では有用であるが、真の方向と強い相関を持つイベントを分離してしまう。また、goodness の低い領域をカットすることは、真の方向との相関が弱いイベントを分離できるが、イベント数の観点ではそれほど有用ではない。前節で得られた結果

より、エネルギーは 25、30、35、40MeV、goodness は 0.4、0.45、0.5、0.55 を閾値の候補として方向再構成を行なう。その結果により、最適なカットを選定するものとする。

以下のプロセスにおいては、例として High Energy 領域で goodness が 0.5 以下のイベントをカットしたデータを用いるものとする。

6.2 訓練データを用いた学習

中点法を用いたフィッターにおいては、最適な eps を爆発のデータから決定する必要がある。本研究ではイベント数を用いて eps を決定すると定めた。そのためには、多くのデータを用いて、より信頼できるイベント数依存のハイパーパラメータ (eps) の推定式を作ることが必要である。本節では訓練データを用いたハイパーパラメータ推定式の作成の手順を説明する。

6.2.1 グリッドサーチ

まず、すべての距離の訓練データに対して、妥当な全範囲の eps について中点法を行う。その結果として、1つのモンテカルロ、1つの eps について中点法を用いて再構成された方向と真の方向の角度差 $\Delta\theta$ が得られる。再構成に失敗した場合は、 $\Delta\theta$ は無限大を設定することで角度分解能に影響しないように処理する。この $\Delta\theta$ について、等距離における同 eps の $\Delta\theta$ の集合の 68 percentile(角度分解能)を求める。図 6.2.1 は各距離における eps と角度分解能をプロットしたものである。最小値における統計誤差を求め、統計誤差の範囲内である点を準最小値とし、赤色でプロットした。また、赤色の点の eps の値の平均を取り、各距離における代表の eps として設定した (赤色の破線で表示)。

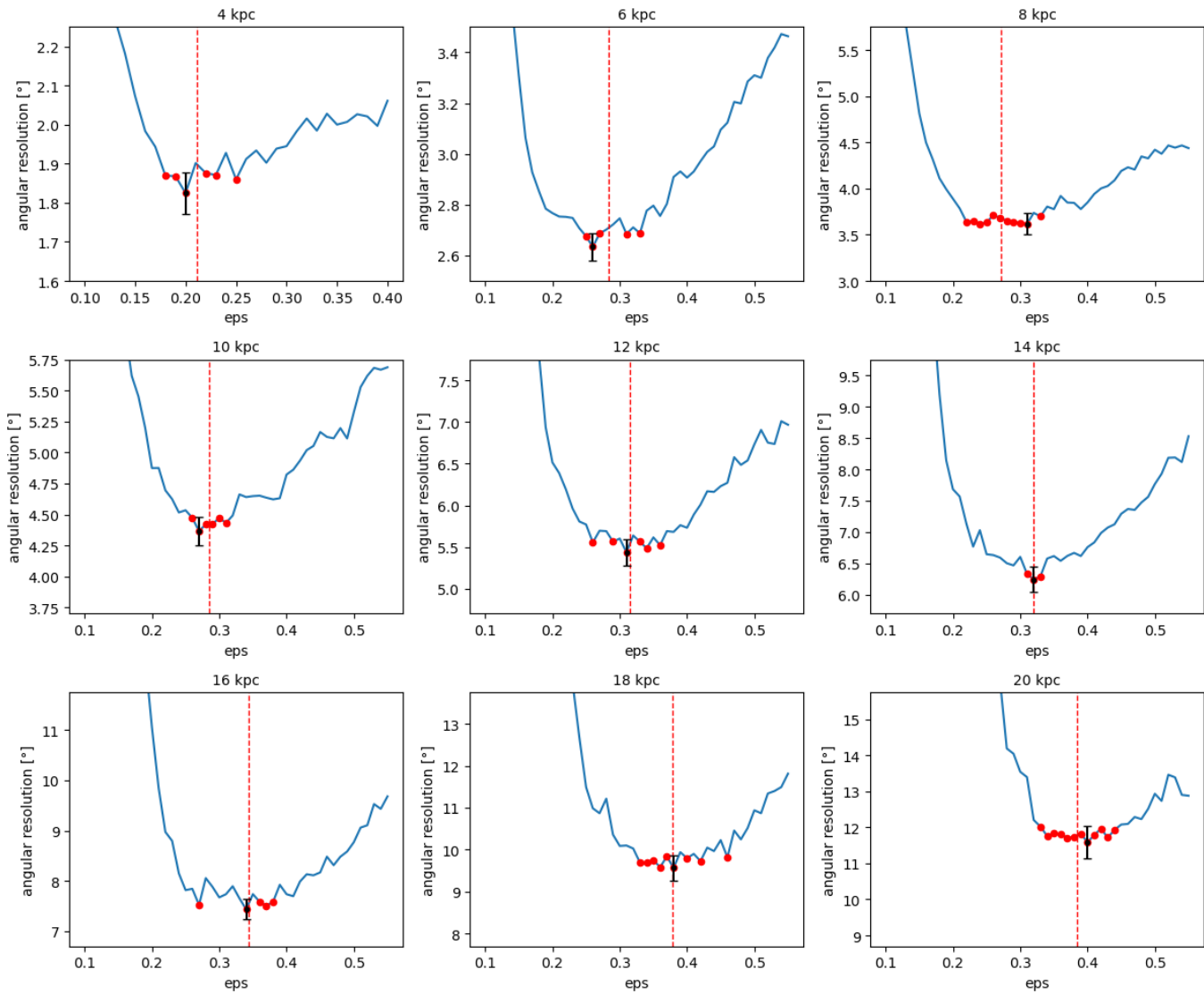


図 6.2.1: 各距離における eps と角度分解能のプロットおよび代表となる eps

6.2.2 ハイパーパラメータ推定式の決定

次に、各距離の訓練データのイベント数平均と、各距離において最適と考えられる eps の値をペアにしてプロットする。最適な eps の値は図 6.2.1 より求めた代表 eps とした。この点群についてフィッティングを行う。扱うデータがモンテカルロであることから、実際の爆発がモデルと異なる場合にも柔軟に対応できるように過学習を防ぐ必要がある。そのためフィット式の条件として複雑でないことが求められる。図 6.2.2 はイベント数と各距離の代表となる eps の両対数プロット、また、 $y = Ax^B$ の形での最小二乗法を用いたフィット式である。両対数の場合に点がおよそ直線上に並ぶことから $y = Ax^B$ の形が適切であると考えた。各点における縦棒は図 6.2.1 の赤色の点の eps の値の最大値と最小値である。これを許容できる eps の範囲として扱った。図 6.2.2 より、フィット式はほとんどの eps の許容範囲内に収まっていることがわかる。また、14kpc の値のみ許容範囲が小さくフィット式が範囲外になっているが、フィット式と代表となる eps の値が近いことから許容できると考えた。以上より訓練データを用いて、イベント数依存のパラメータ推定式

$$\text{eps} = 1.08 (\text{number of events})^{-0.171} \quad (6.4)$$

が得られた。

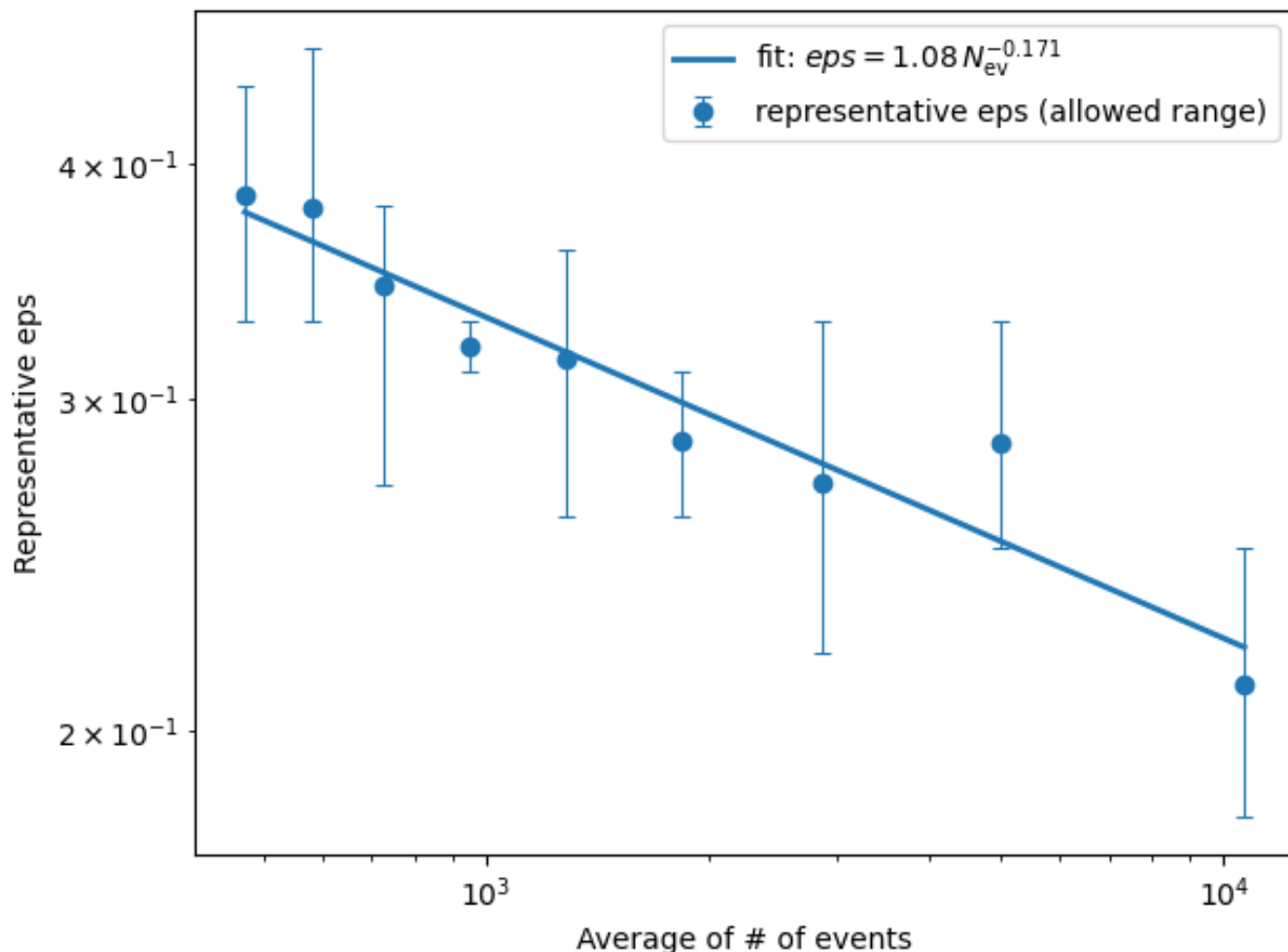


図 6.2.2: 各距離のイベント数平均と代表 eps の両対数プロットおよびフィット式

6.3 テストデータを用いたモデル評価

式 6.4 を用いてテストデータで精度を検証する。各距離あたり約 300 個のテストデータに対し、式 6.4 を適用して eps の値を個別に決定したのち、中点法を用いて min samples の値を決定する。これらのハイパーパラメータを用いて DBSCAN でのクラスタリングを行い、クラスタ内のすべてのイベントの方向ベクトルの平均を再構成された方向とする。これより真の方向との角度差 $\Delta\theta$ が得られる。等距離の $\Delta\theta$ について角度分解能、notfinding rate を求める。

notfinding rate を下げる試み

notfinding rate はモデルが実装可能かどうかの指標となる値である。これは、実際に超新星爆発が起こった際にクラスタリングに成功し方向を再構成することは、モデルに求められる必要最低限の条件であるためである。notfinding に分類されるモンテカルロには 3 種類存在する。一つ目は帯の端点 (A 点、B 点) を発見することができたが中点におけるクラスタリングに失敗した場合である。中点法の帯の端点を発見する過程において、解析時間短縮のため、min sample の値は 2 ずつ小さくしている。よって、中点が探索中に飛ばされた min samples の値であった場合、端点が発見されていてもクラスタ

リングに失敗する場合がある。二つ目は、帯の端点を発見できなかった場合である。三つ目は再構成された方向と真の方向の角度差が 90 度以上だった場合である。再構成された方向の角度差が大きすぎる場合、このデータで有用な方向の情報は得られなかったと判断し、notfinding としている。表 6.3.1 は、テストデータにおいてクラスタリングに失敗したモンテカルロの数を種別にまとめたものである。

表 6.3.1: テストデータにおける種別のクラスタリング失敗モンテカルロの数

距離 [kpc]	中点でクラスタリングに失敗	端点の発見に失敗	$\Delta\theta > 90^\circ$
4	0	0	0
6	0	0	0
8	0	0	0
10	0	0	0
12	1	1	0
14	2	0	0
16	7	1	2
18	7	3	4
20	15	11	9

クラスタリングに失敗する場合について、コードを改良した。まず、中点の min samples の値でのクラスタリングに失敗した場合、min samples の値を 1 大きくして対応する。これは、中点法において min samples を 2 ずつ小さくしていることから、1 大きくすると必ず中点法の過程で成功した min samples の値となるからである。次に、帯の端点を発見できなかった場合、eps を変更して再度端点を発見するよう試みる。ここで中点を発見した場合、クラスタリングを行なう。失敗した場合は前述の過程で対応する。変更した eps で再び端点の発見に失敗した場合は、再度 eps を変更してクラスタリングを行う。2 度目の変更後の eps での端点の発見に失敗した場合、このモンテカルロを notfinding に分類する。eps の変更については、元の eps に 0.05、0.10 を足している。この変更について、端点が発見できない状況というのはクラスタと認める条件がデータに対して厳しい状態であると考えられるため、eps の値を大きくすることでクラスタとしての条件を緩和している。図 6.3.1 は notfinding rate を下げるために改良したコードのフローである。

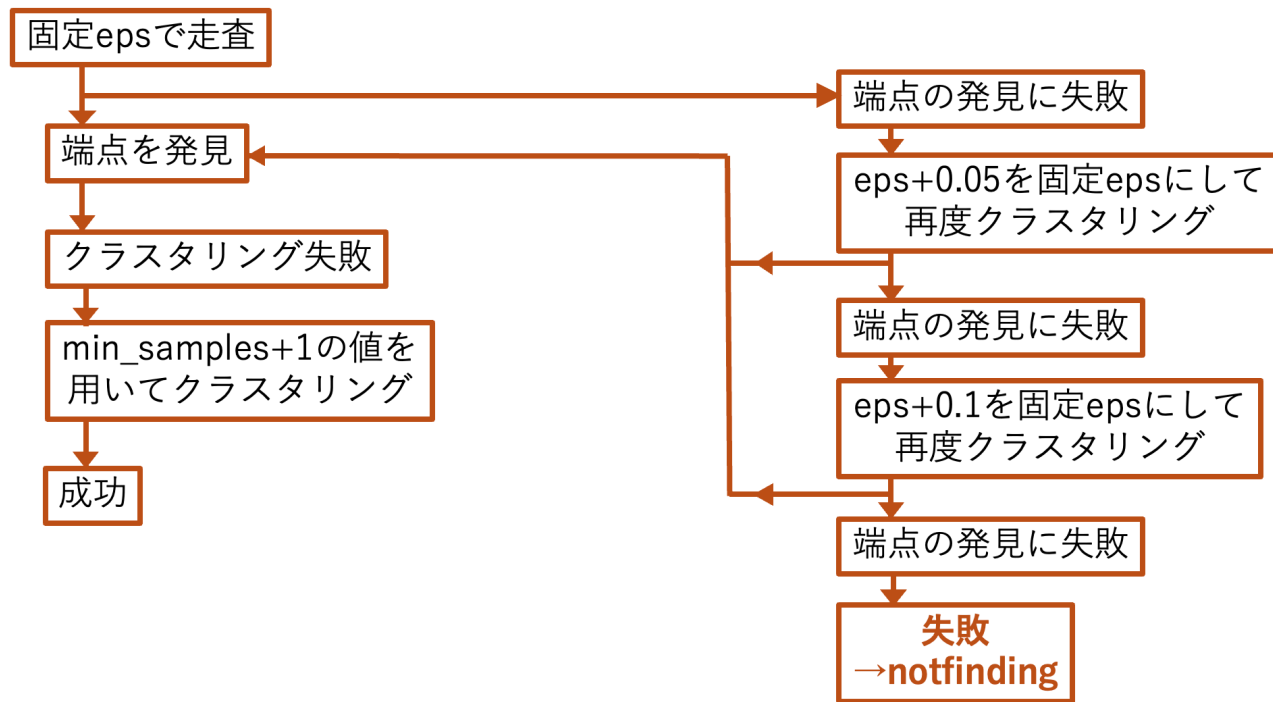


図 6.3.1: notfinding rate に関するコードの改良フロー

表 6.3.2 は改良したコードを用いた際の、テストデータにおいてクラスタリングに失敗したモンテカルロの数を種別にまとめたものである。中点でのクラスタリングに失敗するモンテカルロの数はすべての距離で 0 個となった。さらに端点でのクラスタリングに失敗するモンテカルロもかなり減少したことがわかる。このことから、改良部分が有効に働いていることが確かめられた。

表 6.3.2: テストデータにおける種別のクラスタリング失敗モンテカルロの数 (改良フロー使用時)

距離 [kpc]	中点でクラスタリングに失敗	端点の発見に失敗	$\Delta\theta > 90^\circ$
4	0	0	0
6	0	0	0
8	0	0	0
10	0	0	0
12	0	0	0
14	0	0	0
16	0	0	2
18	0	0	4
20	0	0	9

6.3.1 結果の算出

High Energy、0.5goodness カットでの角度分解能、notfinding rate は表 6.3.3 のようになった。

表 6.3.3: 0.45goodness を閾値としたカットを行なった際の角度分解能と notfinding rate

距離 [kpc]	角度分解能 [°]	notfinding rate
4	1.90 ± 0.074	0
6	2.70 ± 0.084	0
8	3.71 ± 0.25	0
10	4.63 ± 0.14	0
12	5.63 ± 0.20	0
14	6.23 ± 0.24	0
16	7.28 ± 0.23	0.70
18	9.85 ± 0.48	1.3
20	10.81 ± 0.48	3.0

次に、カットの閾値の候補について最適な値を考える。図 6.3.2 は各閾値での角度分解能について、カットを行わなかった場合の値との差をプロットしたものである。図 6.3.2 より、エネルギー閾値のカットを行うと、角度分解能の値は不安定になることがわかる。さらに、25MeV を閾値としてカットした場合を見ると、すべての距離において角度分解能が悪くなっているのがわかる。このことから、イベントカットを行う際は ES 有意度のみでなく、イベントの真の方向との相関の大きさを注視すべきであることがわかる。また、goodness 閾値のカットをかけた場合の角度分解能の推移は、エネルギー閾値の場合と比較して角度分解能の値の変化が大きく悪化することはないことがわかる。これは、goodness カットは距離が大きい場合を除いて、イベント数を大きく減らすことはないことが理由であると考えられる。プロットより、最適な閾値は energy=40MeV、goodness=0.45,0.50 などが有力であると考えられる。ただし、グラフの形からも分かるように、角度分解能は統計誤差が大きく値がばらつく。そのため、角度分解能のみを指標として最適なカットを選択するのは危険であると判断した。

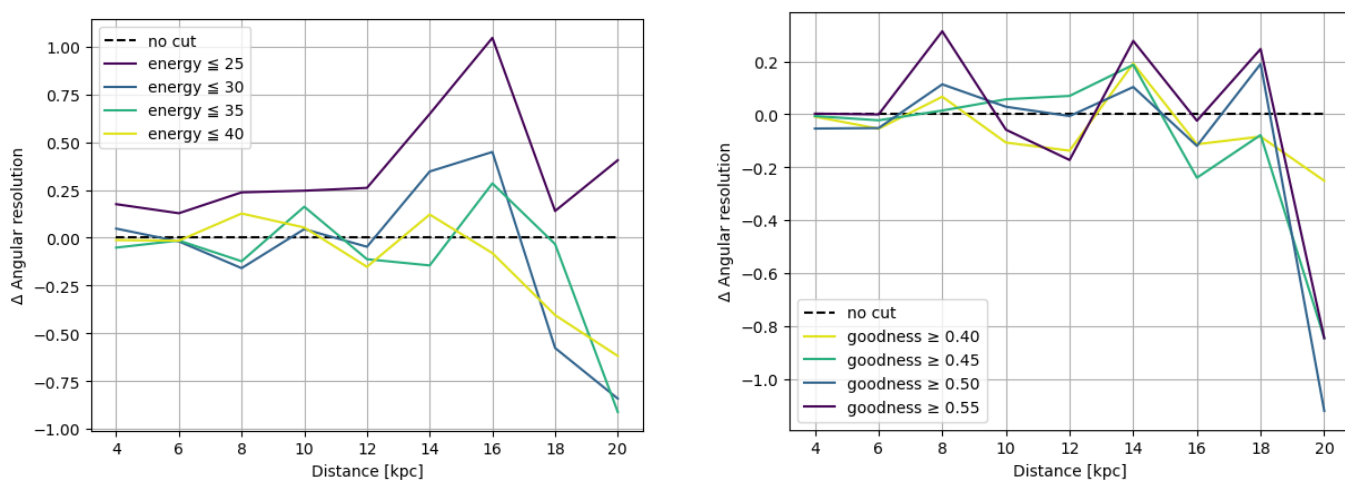


図 6.3.2: 距離ごとのエネルギーおよび goodness 閾値を用いた場合の角度分解能とカットを用いない場合の角度分解能の差

そこで、カットの閾値の選択において、上位 95 % のトリム平均、IQR (四分位範囲)、95percentile の 3 つの補助的な評価指標を導入する。各指標の役割について、トリム平均は小さい方から数えて 95 %

の値の平均値と定義する。下位 5 % を除く理由は、外れ値の影響を避けるためである。これは角度分解能による全体評価の際の補助的指標として用いる。IQR は第 3 四分位数と第 1 四分位数の差であり、今回のように分布が非ガウスの場合における中央値周りの広がりの評価指標として導入する。また、95percentile の値によって分布の裾の広がり进行评估する。図 6.3.3、6.3.4 はエネルギー、goodness 閾値の候補における 3 つの補助的な評価指標について、カットを行わなかった場合の値との差をプロットしたものである。全体的な傾向として、遠距離 (16、18、20kpc) でない場合、トリム平均、95percentile はほとんどカットの影響を受けない。25MeV、0.55goodness など厳しい閾値を設けた場合、近距離でのトリム平均の悪化が見られる。エネルギーの閾値について、IQR の値が距離によって大きく変動することがわかる。これは中央値周りの広がり方が安定せず、データによってモデルの出力が大きく左右されることを示している。また、すべてのエネルギーの閾値について、95percentile の値より分布のテールが大きくなっていることがわかる。以上の分析から、一部のエネルギーカットにおいて角度分解能が上昇するのは、 $\Delta\theta$ の分布について、中央値付近の広がり小さくなっているためであると考えられる。しかし分布のテールが大きくなっていることも予想され、これは実践的にはよくないモデルであると言える。以上の理由より、エネルギーの閾値は設けないことに決定した。次に goodness の閾値について、0.55goodness 閾値はカットが厳しすぎて安定性を失っており、反対に 0.40goodness 閾値はカットが緩く値の変化が見られない。0.45、0.50goodness 閾値については遠距離の場合における角度分解能を下げている、補助評価指標においても良い傾向が見られる。ここでは、より角度分解能の揺らぎが小さく、3 つの全ての補助評価指標において最良の結果を出している 0.45goodness 閾値を採用すると結論づけた。採用したカットを用いた最終的な結果は表 6.3.4 のようになった。

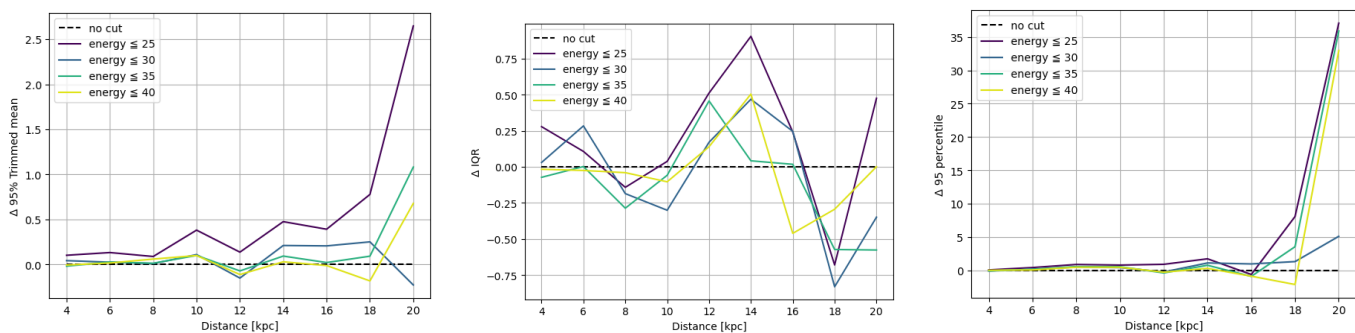


図 6.3.3: エネルギー閾値を用いた場合の補助的な評価指標

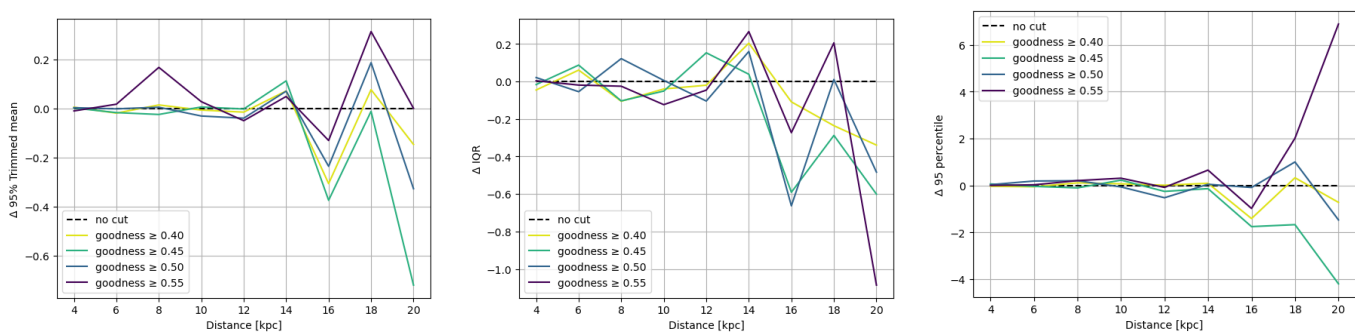


図 6.3.4: goodness 閾値を用いた場合の補助的な評価指標

表 6.3.4: 先行研究と 0.45goodness を閾値としたカットを行なった際の角度分解能の比較

距離 [kpc]	角度分解能 [°] (0.45 goodness)	角度分解能 [°] (先行研究)
4	1.95 ± 0.049	1.92 ± 0.08
6	2.73 ± 0.136	2.68 ± 0.10
8	3.60 ± 0.144	3.67 ± 0.13
10	4.65 ± 0.156	4.51 ± 0.15
12	5.71 ± 0.117	5.56 ± 0.18
14	6.35 ± 0.236	6.20 ± 0.20
16	7.16 ± 0.196	7.20 ± 0.23
18	9.58 ± 0.407	9.16 ± 0.29
20	11.09 ± 0.714	11.31 ± 0.36

第7章

結論・考察

考案手法によってハイパーパラメータを選択し、超新星の方向を再構成することに成功した。また、再構成の精度について、総合的な性能では従来の機械学習手法に劣るが、距離の条件によっては統計誤差の範囲内の角度分解能を示すことが確認された。従来手法に劣る理由として、eps の決定手法が包括的であることが挙げられる。従来手法は低、中、高の3種類の eps でクラスタリングを行なったのちに最適なパラメータを探索するのに対して、考案手法は eps の値は1つで固定されている。そのため、現在採用している eps 値の範囲外に最適な eps が存在する超新星爆発のイベントデータに対し、適切なクラスタリングが行えていないことが予想される。しかし、本手法は従来手法と比較して解析に時間がかかるため、eps の値を増やすことで目標解析時間を大幅に超えてしまう可能性が高い。したがって、ハイパーパラメータ (eps) 推定式をより多くの特徴量を変数に持つ関数として書き換えることで、処理回数を増やすことなく最適な eps を導き出すことが可能ではないかと考えている。そのためには再構成精度に直接的に影響する特徴量を発見することが必要であり、この値の探索が今後の研究における指針である。さらに、DBSCAN のハイパーパラメータの最適化のみでなく、クラスタリング後の方向再構成の手法にも改善の余地があると考えている。最適なカットの閾値を探索する過程において、再構成されたエネルギー、goodness は超新星爆発の方向と相関を持つことが判明した。この情報を用いて、例えばクラスタ内のベクトルに対して重み付き平均を取るなどの、より真の方向に近い再構成手法を検討したいと考えている。

謝辞

本研究を遂行するにあたり、多くの方々にご指導とご助言を賜りました。

指導教官である横浜国立大学理工学部数物・電子情報系学科教授 南野彰宏先生には、ご多忙の中、終始丁寧なご指導を賜りました。研究の構想段階から解析の検討、結果の整理に至るまで、専門的見地から数多くのご教示と的確なご指摘をいただきました。ここに深く感謝申し上げます。また、研究報告の際に適切なお助言を賜りました同学科助教授 Christophe Bronner 先生に感謝申し上げます。

Lluis Marti-Magro 氏には、研究報告を通じて専門的見地から多くのご助言をいただき、研究の方向性について重要な示唆を賜りました。ここに深謝いたします。

本研究を先行して行われた堀口大輔さんには、研究の遂行にあたり多大なるご助言とご協力を賜りました。研究内容に関する具体的な技術的助言に加え、解析手法の検討や結果の解釈についても重要な示唆をいただきました。また、発表方法や研究への取り組み方についても多くの助言をいただき、本研究を進める上で大きな支えとなりました。ここに厚く御礼申し上げます。

南野・Bronner 研究室の皆様には、日頃より有益な議論とご助言をいただきました。高野さんには発表資料の作成に際して多くのご助言をいただきました。鈴木さんには発表前の想定問答を通じて貴重なご指摘をいただきました。佐々木さんの資料作成および情報整理の方法からも多くを学ばせていただきました。猪俣さんおよび加藤さんには研究生活を通じて支えていただきました。隣席であった平田さんには研究内容について議論の機会をいただきました。同期である岩橋さん、北島さん、佐藤さん、城下さん、橋戸さんには、有益な議論を通じて多くの示唆をいただきました。ここに感謝申し上げます。

最後に、本研学生生活を支えてくれた家族に感謝いたします。

本研究は多くの方々のご支援のもとに遂行することができました。ここに改めて深く御礼申し上げます。

参考文献

- [1] Y. Kashiwagi et al., arXiv:2403.06760 (2024).
- [2] H.-T. Janka et al., Prog. Theor. Exp. Phys. 2012, 01A309 (2012) [arXiv:1211.1378].
- [3] A. C. Müller and S. Guido, Python ではじめる機械学習—scikit-learn で学ぶ特徴量エンジニアリングと機械学習の基礎—(オライリー・ジャパン, 2017).
- [4] M. Mori et al., Astrophys. J. 938, 35 (2022), <https://doi.org/10.3847/1538-4357/ac8f41> [arXiv:2206.01380].
- [5] Super-Kamiokande Collaboration.”スーパーカミオカンデの概要”. <https://www-sk.icrr.u-tokyo.ac.jp/sk/about/outline/> (最終閲覧日:2026年2月9日). hatenablog.com/entry/2018/07/13/005942 . 参照 2024-2-12