

重力レンズ解析による宇宙暗黒物質地図 と深層学習の応用

白崎 正人^{1,2,3}

要 旨

大規模な天文観測データの解析により、我々の宇宙には光で直接検出できない（あるいは非常に検出が難しい）物質が存在することが示唆されている。そのような物質は宇宙暗黒物質と呼ばれ、過去から現在まで宇宙の至る所に遍く存在する一方で、その存在は既存の物理学の範疇では説明できない。暗黒物質の正体を解明するために、暗黒物質が宇宙のどこにどれくらい集まっているか—暗黒物質地図—を観測的に明らかにすることは重要である。光で観測することが難しい暗黒物質の地図を描くための有力な手法として、重力レンズ解析が近年注目を集めている。重力レンズ効果とは、遠方にある銀河などの天体の像が、観測者と天体の間に存在する物質の重力によって歪むという一般相対性理論によって予言される現象である。現在、世界各地で進む銀河撮像観測では、重力レンズ効果により生じる銀河のわずかな歪みから視線方向にある暗黒物質の存在量を推定する重力レンズ解析が精力的に行われている。本稿では、現代宇宙論の概要、重力レンズ解析の基礎的な事項をまとめ、近年特に盛り上がりを見せている重力レンズ解析における深層学習の応用について、筆者らの最近の研究内容を交えながら解説する。

キーワード：宇宙暗黒物質、重力レンズ、深層学習、生成モデル、敵対的生成ネットワーク

1. 現代宇宙論の概要

20 世期初頭にアルベルト・アインシュタインによって発表された一般相対性理論（一般相対論）と呼ばれる物理理論は、我々の宇宙観を大きく変えた。一般相対論では、時間と空間で構成される 4 次元時空は、単なる容器物ではなく、動的に進化する物理的な実体とみなされる。宇宙に存在する物質によって、4 次元時空はその形を変え、万有引力として知られていた重力は、時空の歪みとして記述される。エネルギーと 4 次元時空の曲率を結ぶ重力方程式は、アインシュタイン方程式と呼ばれ、宇宙全体の進化を議論する上で基本となる。

宇宙には特別な場所も方向もないという一般的な要請を課すと、アインシュタイン方程式には宇宙が膨張したり収縮するという驚くべき解を見つけることができる。さらに驚くべきは、この解は単なる数学的な産物ではなく、実際に宇宙が膨張していることが観測により明らかになったことだろう。我々から距離 d だけ離れた天体の後退速度 v は、 $v \propto d$ という比例法則（ハッブル・ルメートルの法則）に従うことが観測的に知られている（著名なレビュー論文とし

¹ 国立天文台: 〒181-8588 東京都三鷹市大沢 2-21-1

² 統計数理研究所: 〒190-8562 東京都立川市緑町 10-3

³ 連絡先: masato.shirasaki@nao.ac.jp

て Freedman and Madore, 2010, がある)。宇宙が膨張している観測事実に基づくと、過去の宇宙に存在していた物質は、現在と比べてより高温で高密度の状態であったと考えられる (Gamow, 1946)。宇宙が高温・高密度状態で始まったとするビッグバン宇宙モデルは、過去の宇宙では、あらゆる物質は電離しプラズマとなり、光と物質は頻繁に起こる相互作用により局所的に熱平衡状態を保っていたことを予言する。この“火の玉”状態の過去の宇宙を満たしていた光は、現在マイクロ波（波長2ミリメートル程度の電磁波）における天文観測によって実際に観測されている。宇宙マイクロ波背景放射 (Cosmic Microwave Background; CMB) として知られる火の玉宇宙の残光は、どの方向から見てもほぼ同じ強度で我々に届き、光のスペクトルは約 2.7 ケルビンの黒体放射で説明できる。等方的な黒体放射のスペクトルは、ビッグバン宇宙モデルの基本的な予言の一つである (Alpher and Herman, 1948, 1949)。CMB の発見 (Penzias and Wilson, 1965) により、アーノ・ペンジアスとロバート・W・ウィルソンは 1978 年にノーベル物理学賞を受賞している。

CMB には、標準偏差で 10 万分の 1 程度の非等方性があることも知られている。非等方性は、CMB が放たれた過去の宇宙で物質密度に濃淡があったことを示している。過去の宇宙に存在したわずかな物質密度の偏りを考えると、高密度の領域にはより多くの物質が重力によって集積していくことが予想される。膨張する宇宙での物質の重力進化の歴史は、CMB によって予想される物質密度の偏りを初期条件にして数値計算によって精密に予言することができる。数値計算によって予言される物質密度の姿は、図 1 に示している。138 億年の重力進化を経て、宇宙に存在する物質は網の目状のネットワークを構成し、網の目の節の部分には平均密度の数百倍という高密度領域が現れる。同時に、単位体積あたりでみると、ほとんどの領域は物質が希薄にしかない低密度領域となっている。同様の網の目構造は、銀河の空間分布にも現れる。差し渡し 100 Mpc (メガパーセク¹) の巨大構造は、宇宙大規模構造と呼ばれ、我々の宇宙に存在する最も大きな構造物の一つである。

CMB の非等方性の様子は、プラズマと光からなる流体に生じる疎密波が、宇宙全体を伝わっていく過程を記述する一般相対論的ボルツマン方程式を解くことで、正確に予想できる (e.g. Kodama and Sasaki, 1984; Hu et al., 1997; 小松英一郎, 2019)。20 世紀後半から現在までに、地上望遠鏡と衛星望遠鏡を用いた CMB の非等方性の観測は精力的に行われ、非等方性の球面調和解析と物理モデルの詳細な比較が行われている (e.g. Hinshaw et al., 2013; Aghanim et al., 2020; Choi et al., 2020)。現在までの CMB 観測をもっともよく説明する物理モデルでは、陽子や電子、水素などの通常の物質以外に、重力的にのみプラズマ流体と相互作用する仮想的な物質を必要とする。この仮想的な物質は、暗黒物質と呼ばれ、宇宙全体で通常物質のおよそ 5 倍程度多く存在している必要がある。また、重力相互作用のみをもつ暗黒物質が存在しなければ、銀河などの我々が観測できる天体を形成できないことは理論的に明らかになっている (e.g. Yamamoto et al., 1998; Yoshida et al., 2003)。同時に、暗黒物質は、大小様々な実際の銀河周辺にも存在していることが、銀河内部の星やガスの運動に基づく解析からも示唆されている (最近のレビュー論文として Salucci, 2019, がある)。過去から現在に至るまで遍く存在する暗黒物質は、残念ながら標準素粒子模型に対応物を持たない。暗黒物質の正体解明は、現代物理学最大の難問であると同時に、「我々はどこからきたのか？」という人類共通の根本的な問いと密接に関連する²興味深い問題である。

¹ パーセク (pc) は天文学でしばしば用いられる距離単位。1 pc は 3.09×10^{13} km に対応する。メガパーセクは 10^6 パーセクを意味する。

² 暗黒物質がなければ、十分な始原ガスが膠着することで銀河を作ることがない。銀河ができないということは、自ら光り輝く太陽などの恒星も生まれず、太陽を周回する地球のような惑星も生まれない。当然ながら、惑星

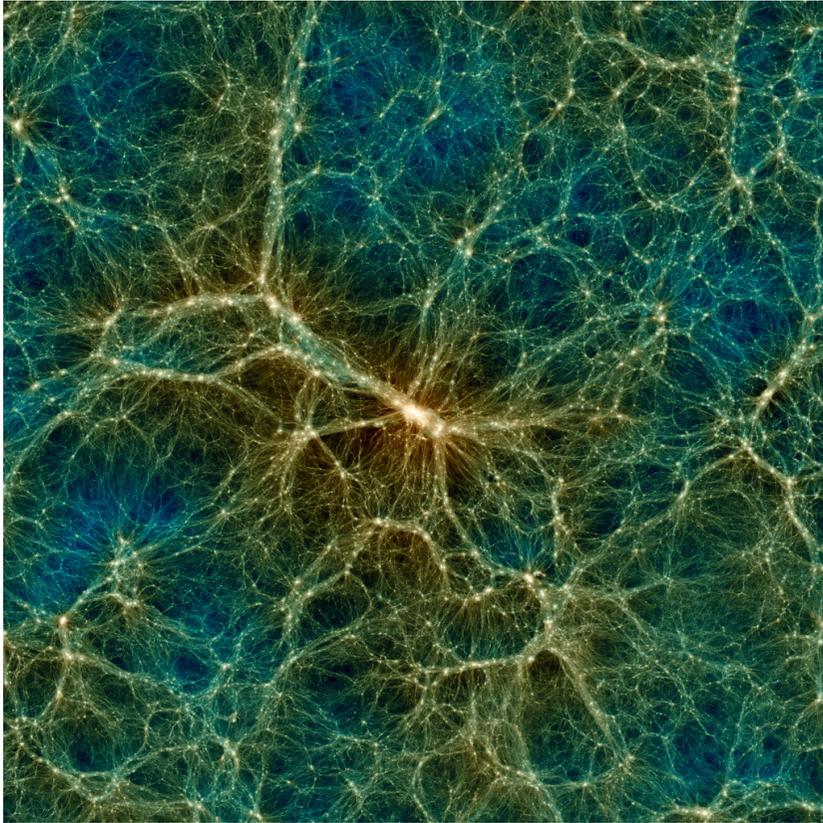


図 1. CMB 観測で示唆される物質分布の偏りを初期条件にして、物質密度を重力的に進化させる数値シミュレーション結果の一例 (Ishiyama et al., 2021). シミュレーションでは膨張する立方体の中を運動する点粒子の重力相互作用を数値的に解くことで、宇宙大規模構造の形成を予言する。ここに示すシミュレーションは、粒子数 12800^3 を使った世界最大規模のものである。図中の白色の領域は高密度領域、暗い色の領域は低密度領域を示している。図の一边は約 370 Mpc で奥行き方向 37 Mpc を投影した宇宙大規模構造が示されている。図の中心には、1000 個程度の銀河が 5 Mpc 程度の局所的な領域に集中する天体である“銀河団”が形成していることが予想される。

本稿では、暗黒物質の正体解明のために本質的に重要な暗黒物質の地図を、どのように作成するかに焦点を当てる。重力相互作用のみをもつ暗黒物質は、それ自身光を発しないので、通常のア天文観測で直接検出することは困難を極める。ここでは、暗黒物質の直接検出の有効な手段の一つである「重力レンズ解析」を紹介し、解析に必要な基礎的な事項をまとめる。さらに、近年のデータ科学の進展に伴って盛り上がりを見せる深層学習の応用という観点から、我々の最近の研究成果を交えながら、暗黒物質地図作成の最先端の話題に触れる。

2. 重力レンズ効果

重力レンズ効果とは、遠方にある天体から届く光の軌跡が、天体と観測者の間にある物質が
に住む我々人類もこの宇宙に誕生しないことになる。

くる重力場によって変化する現象を指す。一般相対論によれば、重力源が存在すると時空は歪む。天体から発せられた光線は、歪んだ時空を“まっすぐ”進むため、重力源がない場合と比べると軌跡が変化する。重力レンズ効果による光線の軌跡の典型的な曲がり角 α は、重力源となる天体の質量 M 、衝突係数 b とすると、次のように書き表せる。

$$(2.1) \quad \alpha = \frac{4GM}{c^2 b}.$$

ここで、 G は万有引力定数、 c は光速である。具体例として、太陽表面をかすめる星の像がどれほど重力レンズ効果によりずれるかを見積もってみると、 $b = 6.96 \times 10^{10}$ cm、 $M = 1.989 \times 10^{33}$ g を式 (2.1) に代入して、 $\alpha \simeq 1.75$ 秒角³を得る。この曲がり角をアーサー・エディントンが 1919 年に日食を利用して観測し、一般相対論の検証を行ったことは有名である (Eddington, 1920)。重力源の近くを通過する光は、常に重力源に引き寄せられるようにその軌跡を変化させるため、見かけ上重力源はレンズのようにふるまう。これが重力レンズ効果と呼ばれるゆえんである。

重力レンズ効果は、天体と観測者との間に存在する全ての重力源によって引き起こされる。本稿では、特に宇宙大規模構造が起こす重力レンズ効果に着目する。宇宙大規模構造によって生じる重力レンズ効果は、コスミックシアア (Cosmic Shear) と呼ばれ、角度的に離れた別々の銀河が、手前にある大規模構造の重力場を通じてコヒーレントに歪む現象を引き起こす。大規模構造のように広がった質量分布による重力レンズ効果は、弱い重力場で揺らぐ 4 次元時空を通過する光線が従う測地線方程式を解くことで定量化することができる (著名なレビュー論文として Bartelmann and Schneider, 2001, がある)。

光線の軌跡が十分に小さい見込み角でのみ変化する場合、光線の位置ベクトルは、視線方向の距離 χ と角度ベクトルによって $\mathbf{x} = (\chi\theta_1, \chi\theta_2, \chi)$ と書ける。この時、大規模構造が作る重力ポテンシャル Φ による摂動を受けた角度ベクトル θ_i ($i = 1, 2$) と、摂動の影響を受けていない仮想的なベクトル β_i ($i = 1, 2$) との間に、以下のような方程式が成り立つ⁴。

$$(2.2) \quad \beta_i = \theta_i - \frac{2}{c^2} \int_0^{\chi} d\chi' \frac{\chi - \chi'}{\chi} \frac{\partial \Phi}{\partial (\chi' \theta_i)}.$$

式 (2.2) は、大規模構造による重力レンズ効果を解析する上で最も基本的な方程式である。摂動を受けていない天体の位置は観測できないので、大規模構造が起こす重力レンズ効果による曲がり角の絶対値は通常観測量ではない。一方で、重力レンズ効果による天体像の変化分は観測可能である (3 章で詳しく議論する)。重力レンズ効果による天体像の歪みが十分に小さい場合には、以下のような 2×2 の歪み行列によって天体像の歪みを記述することができる。

$$(2.3) \quad A_{ij} = \frac{\partial \beta_i}{\partial \theta_j} \equiv \begin{pmatrix} 1 - \kappa - \gamma_1 & -\gamma_2 \\ -\gamma_2 & 1 - \kappa + \gamma_1 \end{pmatrix}.$$

ここで、 κ は収束場 (convergence)、 γ_i ($i = 1, 2$) は歪み場 (shear) と呼ばれる無次元量である。歪み行列の視覚的な意味をみるには、摂動を受けていない像として単位円 $\beta^T \beta = 1$ を満たす場合を考えると良い。この時、重力レンズ効果を受けた像 θ では、

$$(2.4) \quad \theta^T A^T A \theta = 1,$$

が成り立つ。式 (2.4) を代数計算によって変形すると、

³ 1 秒角は、3600 分の 1 度と等しい。

⁴ 本稿では、一様宇宙全体の曲率はない平坦な時空を仮定する。この仮定は CMB 観測により精密に検証され、良い近似であることが知られている (e.g. Aghanim et al., 2020)。

$$(2.5) \quad \mathbf{s}^T \begin{pmatrix} \lambda_- & 0 \\ 0 & \lambda_+ \end{pmatrix} \mathbf{s} = 1,$$

$$(2.6) \quad \mathbf{s} = \begin{pmatrix} \cos \psi & -\sin \psi \\ \sin \psi & \cos \psi \end{pmatrix} \boldsymbol{\theta},$$

$$(2.7) \quad \lambda_{\pm} = 1 - \kappa \pm (\gamma_1^2 + \gamma_2^2)^{1/2},$$

$$(2.8) \quad \psi = \tan^{-1} \left(\frac{\gamma_2}{\gamma_1} \right),$$

を得る. よって, 重力レンズ効果を受けた円形の像は, 角度 ψ だけ傾いた楕円として観測される. 収束場と歪み場は, 式 (2.2) と (2.3) から,

$$(2.9) \quad A_{ij} = I_{ij} - \Phi_{ij},$$

$$(2.10) \quad \Phi_{ij} \equiv \frac{2}{c^2} \int_0^{\chi} d\chi' \frac{(\chi - \chi')\chi'}{\chi} \frac{\partial \Phi}{\partial(\chi'\theta_i)\partial(\chi'\theta_j)},$$

となることから, 重力ポテンシャルの二階微分と関係がある. 特に, 収束場は, 膨張宇宙におけるポアソン方程式を介して, 物質密度と関係づけられる. 光線の軌跡が受ける重力レンズ効果は小さいとして, 曲がり角の二次以上の効果は無視すると, 式 (2.10) における重力ポテンシャルの二階微分は摂動を受けていない位置ベクトル $\chi'\beta$ を使い計算することができて, 以下の表式を得る (Jain et al., 2000).

$$(2.11) \quad \kappa = \frac{1}{2} (\Phi_{11} + \Phi_{22}) \simeq \frac{4\pi G}{c^2} \int_0^{\chi} d\chi' \frac{(\chi - \chi')\chi'}{\chi} [\rho(\mathbf{x}, t_{|\chi'}) - \bar{\rho}(t_{|\chi'})] a^2(t_{|\chi'}).$$

ここで, $\mathbf{x} = (\chi'\theta_i, \chi'\theta_j, \chi')$, $\rho(\mathbf{x}, t)$ は時刻 t における 3次元物質密度, $\bar{\rho}(t)$ は時刻 t における平均物質密度, $a(t)$ は膨張宇宙では単位長さが時刻とともに変わる効果を記述する無次元因子である. 光速度が有限であることから, 時刻 t と視線方向の距離 χ は独立変数とならず, χ は t に関する依存性を持つため, 式 (2.11) では χ' に対応する時刻として $t_{|\chi'}$ と書いている. さて, 式 (2.11) は, 収束場を観測することができれば, 宇宙大規模構造を投影した地図を描くことができることを意味する. 式 (2.11) に現れる物質密度は, それ自体が光を発しているかどうかに関係なく, 観測で収束場の地図を描くことができれば, 光を発しない暗黒物質が多数を占める宇宙全体の物質分布の空間的な情報が入手できる.

一般に大規模構造の重力レンズ効果の検出は難しいが, 重力レンズ効果には特徴的な天体像の歪みのパターンがある. この特徴的な歪みのパターンをみるために, ある特定の空の位置を原点とする極座標系 $(\theta_1, \theta_2) = (\theta \cos \phi, \theta \sin \phi)$ を導入する. この座標系で, \mathbf{e}_i を θ_i 方向の単位ベクトルとして, 歪み場の正負は通常次のように定義する⁵.

$$(2.12) \quad \begin{cases} \gamma_1 > 0, \gamma_2 = 0 & (\text{像の長軸が } \mathbf{e}_1 \text{ に向いている場合}) \\ \gamma_1 < 0, \gamma_2 = 0 & (\text{像の長軸が } \mathbf{e}_2 \text{ に向いている場合}) \\ \gamma_2 > 0, \gamma_1 = 0 & (\text{像の長軸が } \mathbf{e}_1 + \mathbf{e}_2 \text{ に向いている場合}) \\ \gamma_2 < 0, \gamma_1 = 0 & (\text{像の長軸が } \mathbf{e}_1 - \mathbf{e}_2 \text{ に向いている場合}) \end{cases}$$

式 (2.10) から, 極座標系での収束場と歪み場は, 以下のように与えられる.

$$(2.13) \quad \kappa = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial^2 \Phi}{\partial \theta^2} + \frac{1}{\theta} \frac{\partial \Phi}{\partial \theta} + \frac{1}{\theta^2} \frac{\partial^2 \Phi}{\partial \phi^2} \right),$$

⁵ この定義は, 歪み場が $180k$ 度 (k は任意の整数) の座標回転について不変になる性質による.

$$(2.14) \quad \gamma_t = -\frac{1}{2} \left(\frac{\partial^2 \Phi}{\partial \theta^2} - \frac{1}{\theta} \frac{\partial \Phi}{\partial \theta} - \frac{1}{\theta^2} \frac{\partial^2 \Phi}{\partial \phi^2} \right),$$

$$(2.15) \quad \gamma_x = \frac{\partial}{\partial \theta} \left(\frac{1}{\theta} \frac{\partial \Phi}{\partial \phi} \right),$$

ここで、 γ_t と γ_x は、角度 ϕ を使って以下のように定義される。

$$(2.16) \quad \gamma_t \equiv -\gamma_1 \cos 2\phi - \gamma_2 \sin 2\phi,$$

$$(2.17) \quad \gamma_x \equiv \gamma_1 \sin 2\phi - \gamma_2 \cos 2\phi.$$

定義 (2.12) によって、原点を中心とする円の接線に像の向きが並行になる場合 $\gamma_t > 0$, $\gamma_x = 0$ となる。観測量 X について、円環平均

$$(2.18) \quad \langle X \rangle(\theta) = \int_0^{2\pi} \frac{d\phi}{2\pi} X(\theta, \phi),$$

を考えると、 $\partial \Phi / \partial \phi$ の円環平均が 0 になることを使えば、

$$(2.19) \quad \langle \gamma_x \rangle = 0,$$

が成り立つ。これは、円環についての平均を取れば、重力レンズ効果によって引き起こされる像の歪みは常に γ_t のみが物理的に意味があることを表す。また、任意の点で $\langle \gamma_x \rangle = 0$ になるかどうかを確かめることで、観測データに重力レンズ効果以外の系統的な誤差が混入していないかを確認できる。

式 (2.11) に見られるように、収束場の測定は宇宙物理学上重要であるが、収束場は天体像の拡大と縮小を記述する量⁶であるから、直接測定することは難しい。一方で、歪み場には重力レンズ効果特有のパターンがあり、実際の観測データから測定することが可能である。収束場と歪み場の間には、式 (2.10) に見られる関係があり、両者とも重力ポテンシャルという単一の物理量から生じる。歪み場と収束場の間関係は、フーリエ変換

$$(2.20) \quad \tilde{\kappa}(\boldsymbol{\ell}) = \int_{\mathbb{R}^2} d^2\theta \kappa(\boldsymbol{\theta}) \exp(i\boldsymbol{\ell} \cdot \boldsymbol{\theta}),$$

を施した後は、比較的単純で

$$(2.21) \quad \tilde{\kappa}(\boldsymbol{\ell}) = \tilde{\gamma}_1(\boldsymbol{\ell}) \cos 2\phi_\ell + \tilde{\gamma}_2(\boldsymbol{\ell}) \sin 2\phi_\ell,$$

となる。ここで、 $\tilde{\gamma}_i$ は γ_i のフーリエ変数、二次元波数ベクトル $\boldsymbol{\ell} = (\ell \cos \phi_\ell, \ell \sin \phi_\ell)$ とした。式 (2.21) の実空間への逆変換は、Kaiser and Squires (1993) などにより与えられていて、複素数 $\gamma = \gamma_1 + i\gamma_2$ について、

$$(2.22) \quad \kappa(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{\pi} \int_{\mathbb{R}^2} d^2\theta' \operatorname{Re} \left[\mathcal{D}^*(\boldsymbol{\theta} - \boldsymbol{\theta}') \gamma(\boldsymbol{\theta}') \right],$$

$$(2.23) \quad \mathcal{D}(\boldsymbol{\theta}) = \frac{\theta_1^2 - \theta_2^2 + 2i\theta_1\theta_2}{|\boldsymbol{\theta}|^4},$$

となる。

3. 銀河撮像観測と重力レンズ効果の推定

2章にまとめた大規模構造による重力レンズ効果を測定するにはどうしたらいいだろうか。

⁶ 式 (2.3) で $\gamma_1 = \gamma_2 = 0$ とすれば明らか。

表 1. 現在までに運用が終了した、あるいは将来計画されている主要な銀河撮像観測。KiDS, DES, HSC が運用終了, Rubin Observatory と Euclid が 2023 年, Roman Space Telescope が 2027 年に運用開始予定となっている。観測領域が大きいほど, 長距離間の重力レンズ解析の統計誤差は小さくなり, 数密度が大きいほど, 短距離間の解析に有利となる。地上望遠鏡は, 大気ゆらぎの影響による系統誤差があるが, 一夜ごとに撮像できる銀河の数は多い。衛星望遠鏡では, 大気ゆらぎの影響がない測定が可能であるが, 大規模な観測を行うための長期運用は一般に困難である。観測波長帯域が多いと, 銀河の距離決定精度が高くなる。正式名称は, ♣Kilo-Degree Survey, ◆Dark Energy Survey, ♡Subaru Hyper Suprime-Cam Survey である。

観測名	観測領域 (deg ²)	銀河の数密度 (deg ⁻²)	その他の特徴
KiDS♣	1350	3.2×10^4	現時点で観測波長帯域が最多。ヨーロッパ諸国主導。
DES◆	5000	2.5×10^4	現時点で最も広視野。米国主導。
HSC♡	1250	7.2×10^4	現時点で最も暗い銀河まで解析。日本主導。
Rubin Observatory	18000	9.4×10^4	地上望遠鏡を用いた観測。米国主導。
Euclid	15000	1.0×10^5	衛星望遠鏡による観測。ヨーロッパ諸国主導。
Roman Space Telescope	2200	1.6×10^5	衛星望遠鏡による観測。米国主導。

まず注意すべきことは, 重力レンズ効果による歪みの大きさは極めて小さいことである。典型的な歪みの大きさは, 天体の形状を数パーセント歪める程度で, 個別の天体について重力レンズ効果を検出するのは至難の技である。一方, 大規模構造による重力レンズ効果では, 高密度領域を中心とする円の接線方向に像の向きが揃う傾向にあるため, このコヒーレントな歪みのパターンの検出を目指すことが現実的と考えられる。よって, コスミックシアアの検出のためには, 大量の銀河の写真をとり, それぞれの銀河の形状を測定しつつ, コスミックシアア特有の歪みパターンを検出するための統計処理が必要となる。大量の銀河の撮像を行うサーベイ観測は銀河撮像観測と呼ばれ, 世界各地で盛んに進められている。現時点で運用が終了した銀河撮像観測と, 将来の銀河撮像観測について表 1 にまとめておく。基本的にこれらの銀河撮像観測の主要な科学目標には, コスミックシアアの統計的な検出とその宇宙物理学上の応用が含まれている。例えば, 日本では, 国立天文台が運用するすばる望遠鏡を用いた銀河撮像観測が行われた。高さ 3 メートル, 重さ 3 トンの巨大な撮像カメラの名前をとって「Subaru Hyper-Suprime Cam Survey」と名付けられた撮像観測 (通称 HSC 計画⁷) は, 2021 年度をもって当初の観測計画を終えた。HSC 計画では, 最終的に 1250 平方度の観測視野内の約 1 億の銀河の撮像データを用いて, 重力レンズ効果の検出と宇宙大規模構造の進化に関する研究が進められる予定である⁸。

ここで, 実際の観測データからどのように重力レンズ効果の歪み場を測定するのかをまとめておく。観測される天体の表面輝度を $f(\theta)$ とすると, 像の中心は実用上次のように計算される。

$$(3.1) \quad \bar{\theta}_i \equiv \frac{\int_{\mathbb{R}^2} d^2\theta \theta_i W(|\theta|) f(\theta)}{\int_{\mathbb{R}^2} d^2\theta W(|\theta|) f(\theta)}.$$

ここで, $W(|\theta|)$ は天体の像の大きさをどこまでとるかを定める重み関数である。同様に二次のモーメントは,

⁷ HSC 計画の詳しい情報は, 以下のホームページから入手できる (https://hsc.mtk.nao.ac.jp/ssp/home/home_jp/)。

⁸ 観測データが出そろったとしても, 解析にはかなりの時間を要する。例えば, HSC 計画初年度の重力レンズ解析では, 最終的に取得するデータ全体の 10% 程度のデータ量であったにもかかわらず, 解析を終えて公表するためのゴーサインが出たのは, データを取得して 2.5 年後であった (e.g. Hikage et al., 2019)。

$$(3.2) \quad Q_{ij}^{(\text{obs})} \equiv \frac{\int_{\mathbb{R}^2} d^2\theta (\theta_i - \bar{\theta}_i)(\theta_j - \bar{\theta}_j) W(|\theta|) f(\theta)}{\int_{\mathbb{R}^2} d^2\theta W(|\theta|) f(\theta)},$$

と書ける. 観測される天体の位置は重力レンズ効果を受けていて, 重力レンズ効果を受けていない位置とは異なる. 一方で, 重力レンズ効果は光子数を保存する過程であるので, 重力レンズ効果の有無によって表面輝度は変更しない. 重力レンズ効果を受けていない天体の像を決めるベクトル β , 本来の表面輝度を $f^s(\beta)$ と書くと,

$$(3.3) \quad f(\theta) = f^s(\beta),$$

が成り立つ. このことに注意すると, 本来の表面輝度についての二次モーメントは, 式 (2.3) を用いて,

$$(3.4) \quad \begin{aligned} Q_{ij}^{(s)} &= \frac{\int_{\mathbb{R}^2} d^2\beta (\beta_i - \bar{\beta}_i)(\beta_j - \bar{\beta}_j) W(|\beta|) f^s(\beta)}{\int_{\mathbb{R}^2} d^2\beta W(|\beta|) f^s(\beta)} \\ &= \frac{\int_{\mathbb{R}^2} d^2\theta |\det \mathbf{A}| \sum_{k,\lambda} A_{ik}(\theta_k - \bar{\theta}_k) A_{j\lambda}(\theta_\lambda - \bar{\theta}_\lambda) W(|\mathbf{A}\theta|) f(\theta)}{\int_{\mathbb{R}^2} d^2\theta |\det \mathbf{A}| W(|\mathbf{A}\theta|) f(\theta)} \\ &\simeq \sum_{k,\lambda} A_{ik} Q_{k\lambda}^{(\text{obs})} A_{j\lambda}, \end{aligned}$$

となる. ここで, 式 (3.4) の最後の等号では, 大規模構造による重力レンズ効果は, 天体像の大きさの範囲で変化しないとして, 歪み行列は像の中心で評価できるとした. さて, 天体の形状を表す観測量として, 楕円率を以下のように定義しよう.

$$(3.5) \quad \epsilon_1^{\text{obs}} = \frac{Q_{11}^{(\text{obs})} - Q_{22}^{(\text{obs})}}{Q_{11}^{(\text{obs})} + Q_{22}^{(\text{obs})}}, \quad \epsilon_2^{\text{obs}} = \frac{2Q_{12}^{(\text{obs})}}{Q_{11}^{(\text{obs})} + Q_{22}^{(\text{obs})}}.$$

式 (3.4) と定義 (3.5) を用いると, 重力レンズ効果を受けていない円形の天体 (i.e. 楕円率が元々 0 の天体) は, 重力レンズ効果によって,

$$(3.6) \quad \epsilon_1^{\text{obs}} = \frac{2(1-\kappa)\gamma_1}{(1-\kappa)^2 + \gamma_1^2 + \gamma_2^2}, \quad \epsilon_2^{\text{obs}} = \frac{2(1-\kappa)\gamma_2}{(1-\kappa)^2 + \gamma_1^2 + \gamma_2^2},$$

という楕円率を持つことがわかる. 一般に, 重力レンズ効果を受けていない天体の固有楕円率が $(\epsilon_1^s, \epsilon_2^s)$ のとき, 観測される楕円率は式 (3.4) に注意すると, $\delta_i = 2(1-\kappa)\gamma_i / ((1-\kappa)^2 + \gamma_1^2 + \gamma_2^2)$ として,

$$(3.7) \quad \epsilon_1^{\text{obs}} = \frac{\epsilon_1^s + \delta_1 + (\delta_2/\delta^2)[1 - (1-\delta^2)^{1/2}](\delta_1\epsilon_2^s - \delta_2\epsilon_1^s)}{1 + \delta_1\epsilon_1^s + \delta_2\epsilon_2^s},$$

$$(3.8) \quad \epsilon_2^{\text{obs}} = \frac{\epsilon_2^s + \delta_2 + (\delta_1/\delta^2)[1 - (1-\delta^2)^{1/2}](\delta_2\epsilon_1^s - \delta_1\epsilon_2^s)}{1 + \delta_1\epsilon_1^s + \delta_2\epsilon_2^s},$$

$$(3.9) \quad \delta^2 = \delta_1^2 + \delta_2^2$$

と書き表せる (Miralda-Escude, 1991). 実際の銀河撮像観測では, 観測される楕円率の標準偏差は 0.4 程度であり, 重力レンズの効果による楕円率はせいぜい $\delta_i \simeq \gamma_i \simeq 10^{-2}$ 程度である. よって, 式 (3.7) と (3.8) において, $\delta_i = 2\gamma_i$ として, δ_i についてテイラー展開すると, γ_i の一次までの精度で,

$$(3.10) \quad \epsilon_1^{\text{obs}} = \epsilon_1^s + 2\gamma_1 [1 - (\epsilon_1^s)^2] - 2\gamma_2 \epsilon_1^s \epsilon_2^s + O(\gamma^2),$$

$$(3.11) \quad \epsilon_2^{\text{obs}} = \epsilon_2^s + 2\gamma_2 [1 - (\epsilon_2^s)^2] - 2\gamma_1 \epsilon_1^s \epsilon_2^s + O(\gamma^2),$$

を得る. さらに, 応答率 $\mathcal{R} = 1 - \langle (\epsilon_1^s)^2 + (\epsilon_2^s)^2 \rangle / 2$ として, 固有楕円率について以下の二次の残差項

$$(3.12) \quad \Delta_{11} \equiv (\epsilon_1^s)^2 - \left\langle \frac{(\epsilon_1^s)^2 + (\epsilon_2^s)^2}{2} \right\rangle,$$

$$(3.13) \quad \Delta_{22} \equiv (\epsilon_2^s)^2 - \left\langle \frac{(\epsilon_1^s)^2 + (\epsilon_2^s)^2}{2} \right\rangle,$$

$$(3.14) \quad \Delta_{12} \equiv \epsilon_1^s \epsilon_2^s,$$

は多数の銀河で平均処理すれば小さくなることを用いると, 最終的に歪み場の推定量 $\hat{\gamma}_i$ として,

$$(3.15) \quad \hat{\gamma}_1 = \frac{\epsilon_1^{\text{obs}}}{2\mathcal{R}}, \quad \hat{\gamma}_2 = \frac{\epsilon_2^{\text{obs}}}{2\mathcal{R}}$$

が得られる (Bernstein and Jarvis, 2002). この歪み場の推定量は, 多数の銀河について平均処理しなければ良い推定を与えないことに注意を要する. なお, 式 (3.15) は, 実際の HSC 計画で得られた観測データから歪み場を推定する際にも応用されている (e.g. Mandelbaum et al., 2017).

4. 重力レンズ解析による地図生成

ここで, 歪み場から収束場への変換に関する事柄をまとめておこう. 3章で見たように, 観測データから得られる歪み場の推定量は, 重力レンズ効果から生じる歪み場 γ_i と天体固有の楕円率 ϵ_i^s の線形和として書ける. 歪み場から収束場への変換法則は, フーリエ変数については式 (2.21) で与えられる. 式 (2.21) を使って収束場を推定する方法は, 提案者の名を冠して, Kaiser-Squires 変換法 (通称 KS 法) と呼ばれる.

KS 法による収束場の推定が現実的な設定でどのようなになるか, 重力レンズ効果の数値シミュレーション (重力レンズシミュレーション) を使って見てみよう. 重力レンズシミュレーションでは, まずはじめに図 1 に見られるような宇宙大規模構造のシミュレーションを行い, 計算された大規模構造を視線方向に並べて, 重力レンズの基本方程式 (2.2) を解くことで, 重力レンズ量である収束場と歪み場を決められた格子上で計算する (e.g. White and Hu, 2000; Hamana and Mellier, 2001). ここでは, Sato et al. (2009) による重力レンズシミュレーションの結果を用いる. このシミュレーションデータでは, 5.12^2 平方度の領域内を 2048^2 の格子に区分して, 収束場と歪み場がそれぞれの格子で計算されている. 観測データを模するために, シミュレーションで計算されている歪み場に標準偏差 $\sigma_\epsilon / (\bar{n}_g \theta_{\text{grid}}^2)^{1/2}$ の正規乱数を与える. $\theta_{\text{grid}} = 5.12/2048$ deg は格子の見込み角である. デモンストレーションとして, $\sigma_\epsilon = 0.35$, $\bar{n}_g = 7.2 \times 10^4 \text{ deg}^{-2}$ を仮定する. 格子に加えられる正規乱数は, 数密度 \bar{n}_g の天体サンプルがあり, 天体固有の楕円率が平均 0 で標準偏差 σ_ϵ の正規分布に従う場合に対応する. 本節では, 単純化のために, すべての天体は同じ距離だけ観測者から離れていると仮定する. なお, 以下では, 小スケールの構造を見やすくするため, 適当な 2.5^2 平方度の領域を切り取って図示することにする.

図 2 に, 天体固有の楕円率がない場合とある場合の KS 法による収束場の推定結果を示す. 天体固有の楕円率による雑音は, シェイプノイズと呼ばれる. 図 2 の右パネルでは, シェイプノイズの影響で本来観測したい大規模構造が完全に埋もれてしまっていることがわかる. 天体の形状は, 局所的な天体形成のプロセスにより決定されるので, シェイプノイズはショット雑音のように振舞う⁹.

⁹ 重力レンズ効果を受けていなくても, 固有の楕円率は宇宙大規模構造の網の目の方向に揃う効果が近年に注目を集めている (Troxel and Ishak, 2014). 比較的早く高密度領域に位置する銀河の形状の向きは, 大規模構造が作る潮汐場に駆動されてコヒーレントに揃っていることも観測されている (e.g. Hirata et al., 2007; Singh et al.,

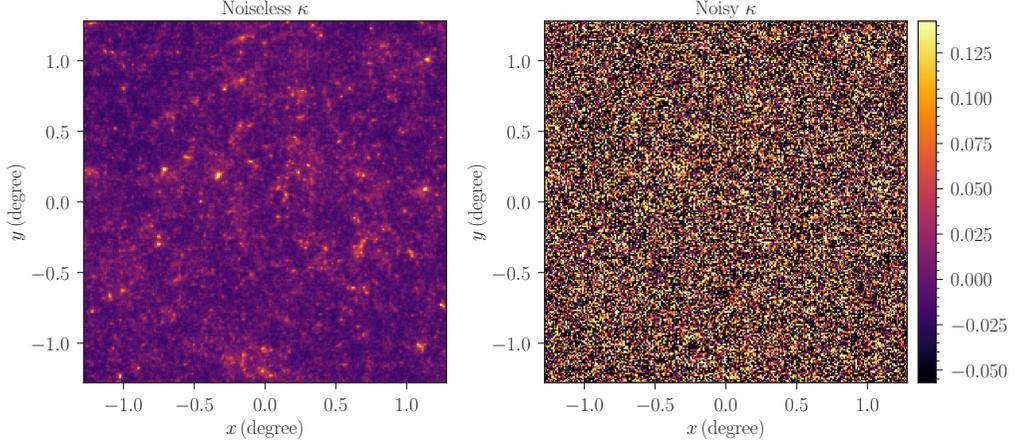


図 2. 重力レンズシミュレーション (Sato et al., 2009) を用いた地図生成の例. 左図は, 固有楕円率による雑音 (シェイプノイズ) のない歪み場から式 (2.21) を通じて推定した収束場. 一方, 右図には, シェイプノイズがある場合の推定結果を示す. 銀河固有の楕円率の標準偏差を 0.35, 解析に利用できる銀河の数密度は $7.2 \times 10^4 \text{ deg}^{-2}$ を仮定した. これらの値は, 日本が主導する銀河撮像観測 HSC 計画における観測データと整合的である (Mandelbaum et al., 2017).

実用的には, 図 2 に見られるようなショット雑音を抑える目的で, 何らかの平滑処理を行うことが多い. 例えば, 歪み場とシェイプノイズを全て正規乱数とみなして, 推定される収束場の分散を最小にするように平滑フィルタを決めることができる (e.g. Seljak, 1998). 結果として得られるフィルタ関数は, ウィナーフィルタとして広く知られている. 歪み場とシェイプノイズが正規分布に従うという仮定の下で, ウィナーフィルタによって平滑化された収束場は最尤推定量になっている. 収束場のフーリエ変換について, ウィナーフィルタと KS 法を組み合わせ

$$(4.1) \quad \tilde{\kappa}_{\text{WF}}(\ell) = \frac{P_{\kappa\kappa}(\ell)}{P_{\kappa\kappa}(\ell) + \sigma_{\epsilon}^2 / (2\bar{n}_g)} \left[\tilde{\epsilon}_1^{\text{obs}}(\ell) \cos 2\phi_{\ell} + \tilde{\epsilon}_2^{\text{obs}}(\ell) \sin 2\phi_{\ell} \right],$$

という推定もしばしば用いられる. 式 (4.1) に現れる $P_{\kappa\kappa}(\ell)$ は, 収束場のパワースペクトルと呼ばれる統計量で, 雑音のない収束場について, 以下のように定義される.

$$(4.2) \quad \langle \tilde{\kappa}(\ell) \tilde{\kappa}^*(\ell') \rangle = (2\pi)^2 \delta(\ell - \ell') P_{\kappa\kappa}(\ell).$$

ここで, $\delta(\mathbf{x})$ はデルタ関数である. 収束場のパワースペクトルは, 大規模構造の形成理論を基礎として数値シミュレーションによって較正された数理モデルがあり (e.g. Smith et al., 2003; Takahashi et al., 2012), 事前に高速に計算できる.

図 3 に, ウィナーフィルタを用いた推定結果を示す. ウィナーフィルタは, 小スケールで卓越するシェイプノイズを軽減し, 重力レンズ効果に特有の大スケールのパターンを強調させていることがわかる. 一方で, 図 2 の左パネルと比較すると, ウィナーフィルタは小スケール

2015). 重力レンズ解析では様々な銀河種族の形状を利用することもあり, 固有楕円率と大規模構造の空間的な相関は 2022 年現在の観測データでは主要な観測量ではない.

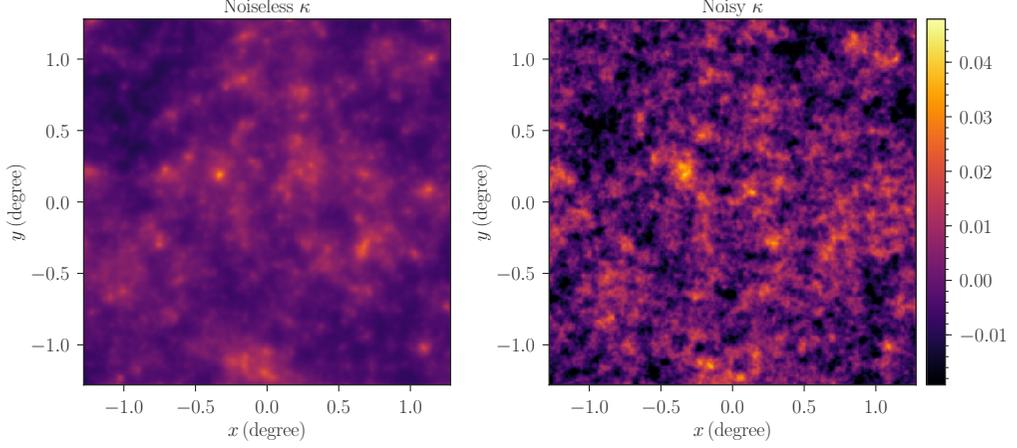


図 3. 図 2 と同じシミュレーションデータで、ウィーナーフィルタ (式 4.1) を施した場合。

に見られる豊かな構造の大部分を均してしまっていることもわかる。実は、宇宙大規模構造に起因する重力レンズ効果では、歪み場と収束場は非正規性をもつことが知られている。よって、現実的な観測データについて、ウィーナーフィルタは必ずしも最適な方法ではない。

より一般に、任意のフィルタ関数によって平滑化された収束場の推定を考えよう。フィルタ関数 U によって平滑化された収束場 κ は、

$$(4.3) \quad \kappa(\boldsymbol{\theta}) = \int_{\mathbb{R}^2} d^2\theta' U(\boldsymbol{\theta}') \kappa(\boldsymbol{\theta} - \boldsymbol{\theta}'),$$

と書ける。Schneider (1996) によれば、同様の収束場は、歪み場の接弦成分 (式 2.16) を用いて、

$$(4.4) \quad \kappa(\boldsymbol{\theta}) = \int_{\mathbb{R}^2} d^2\theta' U_t(\boldsymbol{\theta}') \gamma_t(\boldsymbol{\theta}', \boldsymbol{\theta}),$$

とも書き表せる。ここで、 $\gamma_t(\boldsymbol{\theta}', \boldsymbol{\theta})$ は、 $\boldsymbol{\theta}$ を原点としたときの $\boldsymbol{\theta}'$ 方向に対する接弦成分である。歪み場の接弦成分についてのフィルタ関数 U_t は、あらかじめ定めた U を用いて、次のように書ける。

$$(4.5) \quad U_t(\boldsymbol{\theta}) = -U(\boldsymbol{\theta}) + \int_0^\theta d\theta' \theta' U(\theta').$$

なお、フィルタ関数 U は、 $\theta = |\boldsymbol{\theta}|$ のみの関数であると仮定した。さらに観測領域が有限であることから、フィルタ関数 U を有限の範囲でのみ非零にとると、実用上便利である。この時、フィルタ関数の境界半径を θ_0 と取ると、

$$(4.6) \quad U(\boldsymbol{\theta}) = -U_t(\boldsymbol{\theta}) + 2 \int_\theta^{\theta_0} d\theta' \frac{U_t(\theta')}{\theta'},$$

を満たす。式 (4.4) は、解析者が自らの研究興味に従って、平滑化のスケールを決められるという意味で有用である。例えば、 U として、有限サイズの正規型フィルタ関数

$$(4.7) \quad U(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{\pi\theta_G^2} \exp\left(-\frac{\theta^2}{\theta_G^2}\right) - \frac{1}{\pi\theta_0^2} \left[1 - \exp\left(-\frac{\theta_0^2}{\theta_G^2}\right)\right],$$

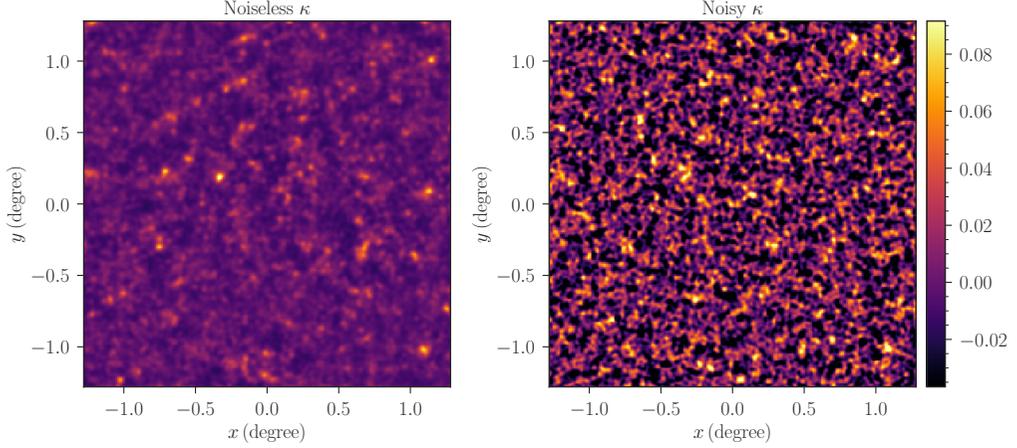


図 4. 図 2 と同じシミュレーションデータで、正規型のスムージングフィルタを施した場合。フィルタ関数として式 (4.8) を用いた。 $\theta_G = 1/60 \text{ deg}$, $\theta_o = 1/4 \text{ deg}$ とした。

を選ぶと、歪み場に対するフィルタ関数として、

$$(4.8) \quad U_t(\theta) = \frac{1}{\pi\theta^2} \left[1 - \left(1 + \frac{\theta^2}{\theta_G^2} \right) \exp\left(-\frac{\theta^2}{\theta_G^2}\right) \right],$$

を得る。 $\theta > \theta_o$ では $U = U_t = 0$ として計算する。

図 4 に、式 (4.8) をフィルタ関数として用いた平滑化された収束場の推定結果をまとめる。ここでは一例として、 $\theta_G = 1/60 \text{ deg}$ と $\theta_o = 1/4 \text{ deg}$ というスケールを選んだ。これらの平滑化スケールを選ぶと、収束場 κ の極大値の位置と、宇宙最大の天体である銀河団の位置に良い対応関係が見られることが知られている (e.g. Hamana et al., 2004; Miyazaki et al., 2007)。図 4 の左右のパネルを比較すると、収束場の値が大きい局所的な部分は良い一致を見せるのに対し、画像全体の雑音は以前残ったままである。

その他の手法として、ウィナーフィルタによって大スケールの構造を強調させつつ、小スケールの情報はスパース性を仮定して図 2 の左パネルに見られるような局所的な構造を埋め込んでいくことも研究されている (e.g. Jeffrey et al., 2018)。スパース性を用いる場合、小スケールの収束場が何らかの基底関数で記述できることを仮定するが、基底関数の選択には任意性がある。また、最終的に得られる収束場にどれくらい局所的な構造を埋め込むかをコントロールするハイパーパラメタがあるので、問題設定に応じてハイパーパラメタは調整せねばならない (ユニークにハイパーパラメタの値を選ぶことはできない)。いずれにしても、ここに紹介したような手法をとっても、宇宙大規模構造が予言する収束場を推定する際には、シェイプノイズに起因する雑音が少なからず残るのが現状である。

5. 深層学習ネットワークの応用例

4 章で紹介した収束場の推定では、天体固有の楕円率の影響により、観測される宇宙大規模構造の地図には、雑音が含まれることを紹介した。近年の深層学習技術の進展 (e.g. Goodfellow et al., 2016) を受けて、重力レンズ効果の雑音除去を目的とした深層学習技術の応用例がいくつか報告されている。

Jeffrey et al. (2020)では、米国が主導する銀河撮像観測 DES で得られた銀河の楕円率 $\epsilon_1^{\text{obs}}, \epsilon_2^{\text{obs}}$ から、雑音のない収束場への非線形変換

$$(5.1) \quad \kappa(\boldsymbol{\theta}) = \mathcal{F} [\epsilon_1^{\text{obs}}(\boldsymbol{\theta}'), \epsilon_2^{\text{obs}}(\boldsymbol{\theta}')],$$

を考えている。ここで、 \mathcal{F} は、銀河の楕円率から収束場への変換を表す関数である。Jeffrey et al. (2020)では、表現力の高い非線形変換として、U-net と呼ばれる畳み込みニューラルネットワーク¹⁰ を採用し、ニューラルネットワークに含まれる約 28 万のパラメータは訓練データを用いて決定している。訓練データとしては、重力レンズシミュレーションから模擬的に天体楕円率を生成し、対応する収束場とのペアを 376684 セット用意している。訓練の際には、以下の指標を最小にするようにニューラルネットワークのパラメータを選択する；

$$(5.2) \quad \sum_i [\kappa_{\text{true}}(\boldsymbol{\theta}_i) - \kappa_{\text{CNN}}(\boldsymbol{\theta}_i)]^2,$$

ここで、インデックス i は、画像のグリッドの位置を決めており、 κ_{true} は雑音のない真の収束場、 κ_{CNN} は式 (5.1) により得られる収束場である。式 (5.2) で与えられる平均二乗誤差による損失関数では、推定される κ_{CNN} は、必ずしも最尤推定となっているわけではないことに注意を要する。また、Jeffrey et al. (2020)では、平均二乗誤差のみによって結果の優劣が判断されていて、推定された収束場が期待される統計的な性質を持つかどうかについてはあまり言及されていない。

Shirasaki et al. (2019a)では、平滑化された収束場の推定について、観測で得られる収束場が、

$$(5.3) \quad \mathcal{K}_{\text{obs}}(\boldsymbol{\theta}) = \mathcal{K}_{\text{LSS}}(\boldsymbol{\theta}) + \mathcal{K}_{\text{N}}(\boldsymbol{\theta}),$$

のように、重力レンズ効果に起因する \mathcal{K}_{LSS} と、天体固有の楕円率から生じる \mathcal{K}_{N} の和で書き表せることに注目して、観測画像 \mathcal{K}_{obs} から雑音 \mathcal{K}_{N} を差し引くことを考えている。このとき、観測画像から雑音を推定する際には、pix2pix と呼ばれる畳み込みニューラルネットワークによる変換を採用している (Isola et al., 2016)。pix2pix は、様々な画像変換を統一的に扱うことのできるフレームワークの一つで、2 種類のニューラルネットワークが互いに競争し合うように訓練することで、高い性能を出すことが知られている。このフレームワークは敵対的生成ネットワーク (Generative Adversarial Networks; GAN) と呼ばれる。観測画像から雑音を推定するニューラルネットワークを生成器 \mathcal{G} 、2 種類の画像を入力した際に入力画像に \mathcal{G} が生成した画像が含まれるかを判別するニューラルネットワークを識別器 \mathcal{D} と呼ぶ時、pix2pix では、以下の最適化問題を解くことで、 \mathcal{G} と \mathcal{D} のパラメータを設定する；

$$(5.4) \quad \mathcal{G}^* = \arg \min_{\mathcal{G}} \max_{\mathcal{D}} \mathcal{L}_{\text{cGAN}}(\mathcal{G}, \mathcal{D}) + \lambda \mathcal{L}_{\text{L1}}(\mathcal{G}),$$

$$(5.5) \quad \mathcal{L}_{\text{cGAN}}(\mathcal{G}, \mathcal{D}) = \mathbb{E}_{x,y} \log \mathcal{D}(x, y) + \mathbb{E}_{x,z} \log (1 - \mathcal{D}(x, \mathcal{G}(x, z))),$$

$$(5.6) \quad \mathcal{L}_{\text{L1}}(\mathcal{G}) = \mathbb{E}_{x,y,z} \sum_{\text{map}} |y - \mathcal{G}(x, z)|,$$

ここで、 x は入力画像を表すベクトル、 y は出力画像を表すベクトル (今の場合、雑音に対応する)、 z は生成器が画像を生成する際に使う一様乱数を意味する。式 (5.4) に現れる λ は、ランダムに生成される画像のうち、出力画像に近いものだけを選ぶ罰則を制御するハイパーパラメータである。式 (5.4) には、明示的な損失関数は \mathcal{L}_{L1} を除けば無く、生成器の性能を向上させるための指標が別のネットワーク \mathcal{D} の訓練を通じて得られる。画像生成のタスクにおいては損失関

¹⁰ 具体的なネットワークの構造は、以下のページにまとめられている: https://github.com/NiallJeffrey/DeepMass/blob/main/DES_mass_maps_demo/Training_example.ipynb

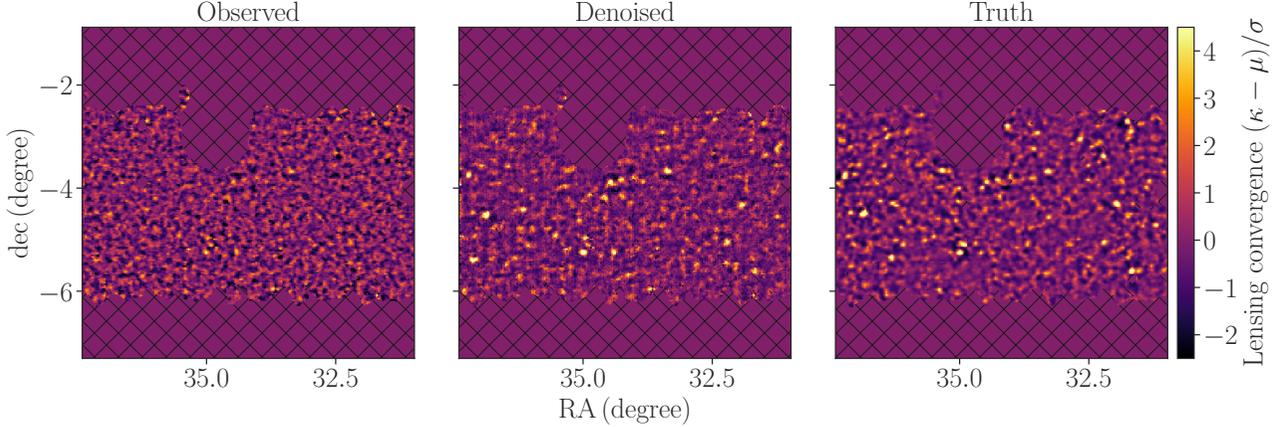


図 5. 日本が主導する銀河撮像観測 HSC 計画の観測データを用いた収束場 (Lensing convergence) の雑音除去の一例. 深層学習ネットワーク `pix2pix` により, 観測画像に含まれる雑音を推定し, 観測画像から雑音を取り除く. ここでは, ネットワークの訓練時に未使用だったテストデータを使った検証を示す. 左のパネルが実際の観測画像に対応する雑音を含む収束場, 右に雑音を含まない重力レンズ効果に起因する収束場, 中央に `pix2pix` によって雑音を除去した収束場が描かれている. それぞれのパネルで, 収束場は平均 0, 標準偏差 1 になるように規格化されている. パネルの斜線部は観測銀河が存在しない領域を表す. 雑音入りの画像では収束場が非常に大きなピクセルでのみ物理的に意味があるのに対し, 雑音を除去したあとは, 大部分のピクセルで背後にある大規模構造のパターンを再現できていることが見て取れる.

数の設定が一般に重要だが, `pix2pix` では, データ駆動的に損失関数を決められるという長所がある. 一方で, いくつかの数値実験を通じて, `pix2pix` を使った方法では, 出力結果が訓練データセットに依存してばらつきを持つことが明らかになった. 経験的に, ブートストラップ法によって, 訓練セータセットを複数用意し, それらに対応した生成器を複数構築した上で, 最終的な出力画像は, 複数の生成器の推定画像の中央値を採用するといった方針によって, 精度が改善することが Shirasaki et al. (2019a) に示されている.

さらに, Shirasaki et al. (2021) では, `pix2pix` を用いた画像変換による雑音除去を, 日本が主導する銀河撮像観測である HSC 計画の観測データに適応し, その有用性を評価している. この研究のために, 全天領域をカバーする重力レンズシミュレーションと, HSC 計画による実際の観測データを併用して 2268 例の模擬観測データを作成した (Shirasaki et al., 2019b). この模擬観測データは, 観測データに含まれる現実的な効果 (観測された銀河の距離分布, 角度分布, 天体の明るさや観測条件によって生じる形状測定精度のばらつきなど) は可能な限り含めている. なお, `pix2pix` の訓練時には, 雑音を独立に保つ限り, 重力レンズ効果に起因する収束場の独立なリアライゼーション数は 200 程度でよい (Shirasaki et al., 2019a). よって, 訓練に未使用の 1000 例程度のテストデータを用いて, `pix2pix` による雑音除去性能を厳しく評価することができた. 実際に訓練するにあたり, 訓練に用いる画像数 (もしくは訓練をいつ止めるか), ブート

ストラップにより構築する生成器の数, 損失関数のハイパーパラメータ λ , を様々に変えて, 性能が最も高くなる条件を探す必要があった¹¹.

図5には, 訓練された生成器に, 訓練に使われていないテストデータを入力した時, 正しく雑音が除去できるかを検証した例を示す. 見た目による比較だけで無く, 画像のヒストグラムを基準にした性能評価を行い, pix2pix による雑音除去が, (1) 銀河の形状測定の系統誤差, (2) 銀河の距離測定の系統誤差, (3) シミュレーションデータで仮定する数理モデルと現実の宇宙に差異がある場合に生じる系統誤差, に対して強健であることを世界で初めて明らかにした. さらに, 雑音を除去した後の収束場の極大値と銀河団の対応関係を調べ, 雑音を除去すると, 収束場の極大値を探すことで検出できる銀河団の数が 11 倍になることを示した. これらの結果は, 十分な訓練と検証を行う限り, pix2pix などの深層学習ネットワークが重力レンズ解析にも応用可能であることを示唆している.

6. 今後の展望

光で観測できない「暗黒物質」の正体解明は, 現代宇宙論に残された難問の一つである. 本稿では, 暗黒物質がつくる宇宙大規模構造の有力な観測手段である重力レンズ解析について紹介した. 重力レンズ解析とは, 観測者と天体までに存在する重力源によって, 観測される天体像が歪められる一般相対論的な効果 (重力レンズ効果; 2章) を, 実際の観測データを用いて検出する解析を指す. 特に, 重力レンズ解析で広く行われている宇宙大規模構造の地図の作成では, 天体固有の形状が不定であることに起因する雑音が一般に含まれ (3章), 天文学・宇宙物理学的な情報を観測から得るときに足かせとなっていることをみた (4章). 近年の深層学習研究の進展を受けて, 重力レンズ解析での地図作成時に見られる雑音を深層学習技術によって除去する研究が進んでいる (5章). これまでの研究によれば, シミュレーションによる十分な訓練と検証を行う限り, 深層学習技術の雑音除去性能は, 既存の手法を凌駕していることが明らかになってきた (e.g. Shirasaki et al., 2021).

深層学習による雑音除去の研究の今後の展望について, 筆者の私見をまとめて本稿の終わりとしたい. まず, 現状の深層学習ネットワークによる雑音除去の問題点の一つに, 雑音除去の不確実性を評価できないことがあげられる. 画像変換の研究では, 通常一枚の入力画像に対し, 一枚の出力画像が得られるのみであり, 出力画像にどの程度の不定性があるのかを評価する手立てがない. この問題点を解決する最も単純な方法は, 画像変換のプロセスをベイズ的に行うことだろう. つまり, 観測画像 \mathbf{y} が, 雑音 \mathbf{n} と推定したい画像 \mathbf{x} の和で書けるとき, ベイズの定理より, \mathbf{y} が得られた時の事後確率分布

$$(6.1) \quad P(\mathbf{x}|\mathbf{y}) \propto P(\mathbf{y}|\mathbf{x})P(\mathbf{x}),$$

を求めることである. 事後確率分布 $P(\mathbf{x}|\mathbf{y})$ が推定できれば, 事後確率を最大にする画像 \mathbf{x}_{MAP} や, その信頼水準が評価できる.

実際にベイズの画像変換により, 重力レンズ解析による地図作成の精度向上を狙った研究も出始めている (e.g. Fiedorowicz et al., 2022; Remy et al., 2022). 事後確率を推定する時には, 希望する事前確率 $P(\mathbf{x})$ に従って入力画像 \mathbf{x} の生成を高速に行う必要がある. もっとも単純には, 重力レンズ効果の数値シミュレーションを複数回行うことで画像を生成すればよいのだが, 重力レンズシミュレーションには 3次元の大規模構造の精密計算が必要となるため, 計算コストが高い. Fiedorowicz et al. (2022)では, 入力画像が対数正規分布に従う乱数と仮定することで計

¹¹ これは完全に試行錯誤で行わねばならなかった. 必然的にネットワークの構築には時間がかかり, 訓練データを手にしてから最終的に論文として採択されるまでに 2年ほど時間がかかった.

算コストを抑えているが、この仮定はピクセルの見込み角が小さくなると破綻する (e.g. Taruya et al., 2002; Takahashi et al., 2011). また, Remy et al. (2022)では, $\log P(\mathbf{x})$ の勾配 (スコア関数) を深層学習ネットワークで近似し, 一様乱数からスコア関数を通じて $P(\mathbf{x})$ に従う乱数を得る手法 (e.g. Song and Ermon, 2019) を使って, 高解像度の大規模構造地図の作成を試みている.

重力レンズ解析では, 重力レンズ効果が雑音に比べ小さいため, 雑音の性質 (i.e. $P(\mathbf{y}|\mathbf{x})$) は既知であると仮定できることが多い. よって, 式 (6.1) を使って画像推定をする場合には, 結局どのように高速に現実的な $P(\mathbf{x})$ に従う入力画像を発生させるかという問題を解決することが本質的となる. 深層学習技術は, 画像生成の分野で特に著しい進展があり, 宇宙大規模構造の生成モデルとも親和性があるかもしれない. 実際, 3次元の宇宙大規模構造の生成モデル (e.g. He et al., 2019; Li et al., 2020) や, 重力レンズ効果で本質的な役割を果たす収束場の生成モデル (e.g. Mustafa et al., 2019; Perraudin et al., 2021) が深層学習技術を使って提案されている. なお, これらの深層学習による生成モデルの構築のためには, 大量のシミュレーションデータが訓練のために必要となり, 計算コストは一般に大きい. さらに, 現状の深層学習ネットワークでは, 入力画像のピクセル数を大きくすると訓練完了までに時間がかかるので, 広視野を確保する将来観測計画に適した生成モデルが構築できるのかどうかは, いまだ不透明なままである. 宇宙物理学的な知見に基づいて, 計算コストを小さくする試みも行われているが (e.g. Tassev et al., 2013; Giocoli et al., 2020), 深層学習の生成モデルと比較すると残念ながら精度は劣る傾向にある. こういった潮流の中で, 宇宙物理学による事前知識と深層学習技術を巧みに結合して, 計算コストを下げつつ生成モデルとしての性能を高めるための研究も現れ始めている (e.g. Böhm et al., 2021; Dai and Seljak, 2022).

天文学における深層学習技術の応用例は, 増加の一途を辿っている¹². 図 6 に, アメリカ航空宇宙局が開発した天体物理データシステム (<https://ui.adsabs.harvard.edu>) で調査したアブストラクトに “Deep learning” を含む天文学に関する論文数をまとめておく. 深層学習を単に試してみた研究はある程度やり尽くされた印象があり, 宇宙物理学者や天文学者が納得できる (あるいは許容できる) ニューラルネットワークをデザインするなど, 天文学分野の問題解決に特化した研究の進展が望まれる. このためには, 既存の研究事例に縛られない柔軟な発想と, 宇宙物理学や天文学への深い理解が必要となるだろう. 21世紀の新しい研究分野として, 天文学と深層学習の境界領域はまさに萌芽的な段階にある. 本稿で取り上げた重力レンズ解析における深層学習の応用は単なる一例に過ぎず, 他にも思わぬ応用例はあるだろう. 天文学上の問題に深層学習技術を応用することによって, 真に新規性のある科学的な発見ができるのか確証はない. しかし, 宇宙物理学・天文学分野で多数の応用例が報告されていることを鑑みると, 「天文学 × 深層学習」は多くの研究者の興味をそそる研究分野であることは間違いなさそうである. 本稿の読者が, 研究者となってこの混沌とした境界領域に足を踏み入れるかどうかはあなたの勇気次第だ. 最後にノーベル物理学賞を受賞した著名な研究者スティーブン・ワインバーグの言葉を引用して, 本稿の結びとしたい.

“Go for the messes – that’s where the action is.” (Weinberg, 2003)

利益相反

本稿に関して, 開示すべき利益相反関連事項はない.

¹² ジョージ・スタイン氏のホームページに文献情報のよいまとめがある: <https://github.com/georgestein/ml-in-cosmology>

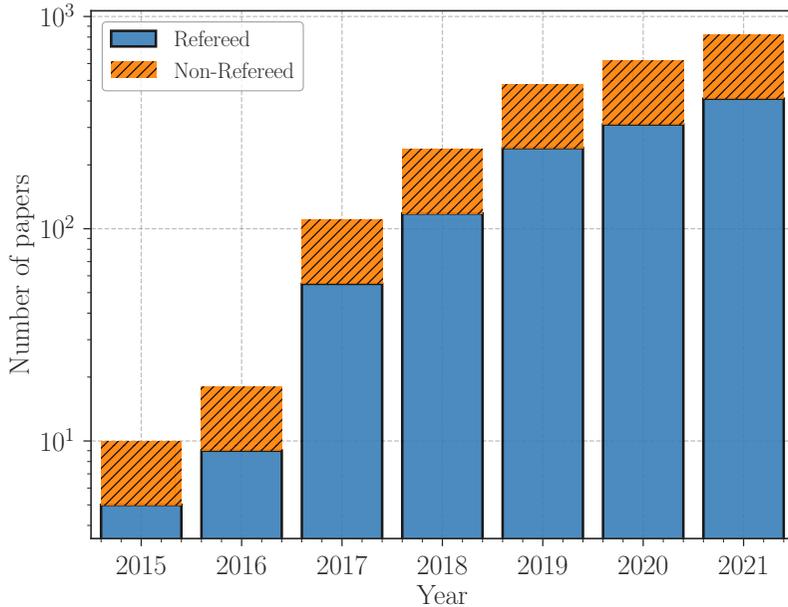


図 6. 2015 年から 2021 年までに発表された天文学に関する論文のうち、アブストラクトに “Deep learning” という語句を含む論文数。実線で囲まれた青色の棒グラフは査読制の学術誌に掲載された論文数、ハッチ線が入った棒グラフは査読を受けていない論文数を表す。論文の集計では、アメリカ航空宇宙局が開発した天体物理データシステム (NASA Astrophysics Data System, ADS) を用いた。縦軸を対数にとっているためわかりづらいが、毎年およそ 20 – 35 パーセント程度の論文は査読審査を通過していない。2020 年以降は、1 日に 1 本以上のペースで深層学習と天文学に関する論文が公表されている。

謝 辞

本稿は、筆者らの研究成果 (Shirasaki et al., 2019a, b, 2021) を基に、重力レンズ解析と深層学習技術の接点を紹介したものです。研究遂行にあたり、国立天文台が運用する共同利用計算機、すばる望遠鏡の取得した観測データが重要な役割を果たしました。国立天文台天文シミュレーションプロジェクト、国立天文台ハワイ観測所、すばる望遠鏡 HSC 計画に関係する皆様に感謝申し上げます。また、重力レンズ解析に深層学習技術を応用するという前例のない試みを進めるにあたり、潤沢な GPU 計算資源の提供と度重なる議論をしてくださった共同研究者の東京大学吉田直紀教授、統計数理研究所池田思朗教授にも感謝申し上げます。

参 考 文 献

- Aghanim, N. et al. (2020). Planck 2018 results. VI. Cosmological parameters, *Astron. Astrophys.*, **641**, p. A6, DOI: <http://dx.doi.org/10.1051/0004-6361/201833910>, [Erratum: *Astron. Astrophys.* 652, C4 (2021)].
- Alpher, R. A. and Herman, R. C. (1948). On the Relative Abundance of the Elements, *Phys. Rev.*, **74** (12), 1737–1742, DOI: <http://dx.doi.org/10.1103/physrev.74.1737>.

- Alpher, R. A. and Herman, R. C. (1949). Remarks on the Evolution of the Expanding Universe, *Phys. Rev.*, **75** (7), 1089–1095, DOI: <http://dx.doi.org/10.1103/physrev.75.1089>.
- Bartelmann, M. and Schneider, P. (2001). Weak gravitational lensing, *Phys. Rept.*, **340**, 291–472, DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/S0370-1573\(00\)00082-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0370-1573(00)00082-X).
- Bernstein, G. M. and Jarvis, M. (2002). Shapes and shears, stars and smears: optimal measurements for weak lensing, *Astron. J.*, **123**, 583–618, DOI: <http://dx.doi.org/10.1086/338085>.
- Böhm, V., Feng, Y., Lee, M. E. and Dai, B. (2021). MADLens, a python package for fast and differentiable non-Gaussian lensing simulations, *Astron. Comput.*, **36**, p. 100490, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ascom.2021.100490>.
- Choi, S. K. et al. (2020). The Atacama Cosmology Telescope: a measurement of the Cosmic Microwave Background power spectra at 98 and 150 GHz, *JCAP*, **12**, p. 045, DOI: <http://dx.doi.org/10.1088/1475-7516/2020/12/045>.
- Dai, B. and Seljak, U. (2022). Translation and Rotation Equivariant Normalizing Flow (TRENFlow) for Optimal Cosmological Analysis, URL: <https://arxiv.org/abs/2202.05282>, DOI: <http://dx.doi.org/10.48550/ARXIV.2202.05282>.
- Eddington, A. S. (1920). *Space, time and gravitation*, Cambridge University Press, Cambridge.
- Fiedorowicz, P., Rozo, E., Boruah, S. S., Chang, C. and Gatti, M. (2022). KaRMMa – kappa reconstruction for mass mapping, *Mon. Not. Roy. Astron. Soc.*, **512** (1), 73–85, DOI: <http://dx.doi.org/10.1093/mnras/stac468>.
- Freedman, W. L. and Madore, B. F. (2010). The Hubble Constant, *Ann. Rev. Astron. Astrophys.*, **48**, 673–710, DOI: <http://dx.doi.org/10.1146/annurev-astro-082708-101829>.
- Gamow, G. (1946). Expanding universe and the origin of elements, *Phys. Rev.*, **70**, 572–573, DOI: <http://dx.doi.org/10.1103/PhysRev.70.572.2>.
- Giocoli, C., Monaco, P., Moscardini, L., Castro, T., Meneghetti, M., Metcalf, R. B. and Baldi, M. (2020). Testing the Reliability of Fast Methods for Weak Lensing Simulations: WL-MOKA on PINOCCHIO, *Mon. Not. Roy. Astron. Soc.*, **496** (2), 1307–1324, DOI: <http://dx.doi.org/10.1093/mnras/staa1538>.
- Goodfellow, I., Bengio, Y. and Courville, A. (2016). *Deep Learning*, MIT Press, <http://www.deeplearningbook.org>.
- Hamana, T. and Mellier, Y. (2001). Numerical study of statistical properties of the lensing excursion angles, *Mon. Not. Roy. Astron. Soc.*, **327**, p. 169, DOI: <http://dx.doi.org/10.1046/j.1365-8711.2001.04685.x>.
- Hamana, T., Takada, M. and Yoshida, N. (2004). Searching for massive clusters in weak lensing surveys, *Mon. Not. Roy. Astron. Soc.*, **350**, p. 893, DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.1365-2966.2004.07691.x>.
- He, S., Li, Y., Feng, Y., Ho, S., Ravanbakhsh, S., Chen, W. and Póczos, B. (2019). Learning to Predict the Cosmological Structure Formation, *Proc. Nat. Acad. Sci.*, **116** (28), 13825–13832, DOI: <http://dx.doi.org/10.1073/pnas.1821458116>.
- Hikage, C. et al. (2019). Cosmology from cosmic shear power spectra with Subaru Hyper Suprime-Cam first-year data, *Publ. Astron. Soc. Jap.*, **71** (2), p. 43, DOI: <http://dx.doi.org/10.1093/pasj/psz010>.
- Hinshaw, G. et al. (2013). Nine-Year Wilkinson Microwave Anisotropy Probe (WMAP) Observations: Cosmological Parameter Results, *Astrophys. J. Suppl.*, **208**, p. 19, DOI: <http://dx.doi.org/10.1088/0067-0049/208/2/19>.
- Hirata, C. M., Mandelbaum, R., Ishak, M., Seljak, U., Nichol, R., Pimblett, K. A., Ross, N. P. and Wake, D. (2007). Intrinsic galaxy alignments from the 2SLAQ and SDSS surveys: Luminosity and redshift scalings and implications for weak lensing surveys, *Mon. Not. Roy. Astron. Soc.*, **381**, 1197–1218, DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.1365-2966.2007.12312.x>.
- Hu, W., Sugiyama, N. and Silk, J. (1997). The Physics of microwave background anisotropies, *Nature*,

- 386**, 37–43, DOI: <http://dx.doi.org/10.1038/386037a0>.
- Ishiyama, T. et al. (2021). The Uchuu simulations: Data Release 1 and dark matter halo concentrations, *Mon. Not. Roy. Astron. Soc.*, **506** (3), 4210–4231, DOI: <http://dx.doi.org/10.1093/mnras/stab1755>.
- Isola, P., Zhu, J., Zhou, T. and Efros, A. A. (2016). Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks, *CoRR*, **abs/1611.07004**, URL: <http://arxiv.org/abs/1611.07004>.
- Jain, B., Seljak, U. and White, S. D. M. (2000). Ray tracing simulations of weak lensing by large scale structure, *Astrophys. J.*, **530**, p. 547, DOI: <http://dx.doi.org/10.1086/308384>.
- Jeffrey, N. et al. (2018). Improving Weak Lensing Mass Map Reconstructions using Gaussian and Sparsity Priors: Application to DES SV, *Mon. Not. Roy. Astron. Soc.*, **479** (3), 2871–2888, DOI: <http://dx.doi.org/10.1093/mnras/sty1252>.
- Jeffrey, N., Lanusse, F., Lahav, O. and Starck, J.-L. (2020). Deep learning dark matter map reconstructions from DES SV weak lensing data, *Mon. Not. Roy. Astron. Soc.*, **492** (4), 5023–5029, DOI: <http://dx.doi.org/10.1093/mnras/staa127>.
- Kaiser, N. and Squires, G. (1993). Mapping the dark matter with weak gravitational lensing, *Astrophys. J.*, **404**, 441–450, DOI: <http://dx.doi.org/10.1086/172297>.
- Kodama, H. and Sasaki, M. (1984). Cosmological Perturbation Theory, *Prog. Theor. Phys. Suppl.*, **78**, 1–166, DOI: <http://dx.doi.org/10.1143/PTPS.78.1>.
- Li, Y., Ni, Y., Croft, R. A. C., Di Matteo, T., Bird, S. and Feng, Y. (2020). AI-assisted super-resolution cosmological simulations, 10, DOI: <http://dx.doi.org/10.1073/pnas.2022038118>.
- Mandelbaum, R. et al. (2017). The first-year shear catalog of the Subaru Hyper Suprime-Cam SSP Survey, 5, DOI: <http://dx.doi.org/10.1093/pasj/psx130>.
- Miralda-Escude, J. (1991). The Correlation Function of Galaxy Ellipticities Produced by Gravitational Lensing, *Astrophys. J.*, **380**, p. 1, DOI: <http://dx.doi.org/10.1086/170555>.
- Miyazaki, S., Hamana, T., Ellis, R. S., Kashikawa, N., Massey, R. J., Taylor, J. and Refregier, A. (2007). A Subaru Weak Lensing Survey I: Cluster Candidates and Spectroscopic Verification, *Astrophys. J.*, **669**, p. 714, DOI: <http://dx.doi.org/10.1086/521621>.
- Mustafa, M., Bard, D., Bhimji, W., Lukić, Z., Al-Rfou, R. and Kratochvil, J. M. (2019). CosmoGAN: creating high-fidelity weak lensing convergence maps using Generative Adversarial Networks, *Computational Astrophysics and Cosmology*, **6** (1), p. 1, May, DOI: <http://dx.doi.org/10.1186/s40668-019-0029-9>.
- Penzias, A. A. and Wilson, R. W. (1965). A Measurement of excess antenna temperature at 4080-Mc/s, *Astrophys. J.*, **142**, 419–421, DOI: <http://dx.doi.org/10.1086/148307>.
- Perraudin, N., Marcon, S., Lucchi, A. and Kacprzak, T. (2021). Emulation of Cosmological Mass Maps with Conditional Generative Adversarial Networks, *Front. Artif. Intell.*, **4**, p. 673062, DOI: <http://dx.doi.org/10.3389/frai.2021.673062>.
- Remy, B., Lanusse, F., Jeffrey, N., Liu, J., Starck, J.-L., Osato, K. and Schrabback, T. (2022). Probabilistic Mass Mapping with Neural Score Estimation, URL: <https://arxiv.org/abs/2201.05561>, DOI: <http://dx.doi.org/10.48550/ARXIV.2201.05561>.
- Salucci, P. (2019). The distribution of dark matter in galaxies, *Astron. Astrophys. Rev.*, **27** (1), p. 2, DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s00159-018-0113-1>.
- Sato, M., Hamana, T., Takahashi, R., Takada, M., Yoshida, N., Matsubara, T. and Sugiyama, N. (2009). Simulations of Wide-Field Weak Lensing Surveys I: Basic Statistics and Non-Gaussian Effects, *Astrophys. J.*, **701**, 945–954, DOI: <http://dx.doi.org/10.1088/0004-637X/701/2/945>.
- Schneider, P. (1996). Detection of (dark) matter concentrations via weak gravitational lensing, *Mon. Not. Roy. Astron. Soc.*, **283**, 837–853, DOI: <http://dx.doi.org/10.1093/mnras/283.3.837>.
- Seljak, U. (1998). Weak lensing reconstruction and power spectrum estimation: minimum variance methods, *Astrophys. J.*, **506**, p. 64, DOI: <http://dx.doi.org/10.1086/306225>.
- Shirasaki, M., Yoshida, N. and Ikeda, S. (2019a). Denoising Weak Lensing Mass Maps with Deep Learn-

- ing, *Phys. Rev. D*, **100** (4), p. 043527, DOI: <http://dx.doi.org/10.1103/PhysRevD.100.043527>.
- Shirasaki, M., Hamana, T., Takada, M., Takahashi, R. and Miyatake, H. (2019b). Mock galaxy shape catalogues in the Subaru Hyper Suprime-Cam Survey, *Mon. Not. Roy. Astron. Soc.*, **486** (1), 52–69, DOI: <http://dx.doi.org/10.1093/mnras/stz791>.
- Shirasaki, M., Moriwaki, K., Oogi, T., Yoshida, N., Ikeda, S. and Nishimichi, T. (2021). Noise reduction for weak lensing mass mapping: an application of generative adversarial networks to Subaru Hyper Suprime-Cam first-year data, *Mon. Not. Roy. Astron. Soc.*, **504** (2), 1825–1839, DOI: <http://dx.doi.org/10.1093/mnras/stab982>.
- Singh, S., Mandelbaum, R. and More, S. (2015). Intrinsic alignments of SDSS-III BOSS LOWZ sample galaxies, *Mon. Not. Roy. Astron. Soc.*, **450** (2), 2195–2216, DOI: <http://dx.doi.org/10.1093/mnras/stv778>.
- Smith, R. E., Peacock, J. A., Jenkins, A., White, S. D. M., Frenk, C. S., Pearce, F. R., Thomas, P. A., Efstathiou, G. and Couchmann, H. M. P. (2003). Stable clustering, the halo model and nonlinear cosmological power spectra, *Mon. Not. Roy. Astron. Soc.*, **341**, p. 1311, DOI: <http://dx.doi.org/10.1046/j.1365-8711.2003.06503.x>.
- Song, Y. and Ermon, S. (2019). Generative Modeling by Estimating Gradients of the Data Distribution, URL: <https://arxiv.org/abs/1907.05600>, DOI: <http://dx.doi.org/10.48550/ARXIV.1907.05600>.
- Takahashi, R., Oguri, M., Sato, M. and Hamana, T. (2011). Probability Distribution Functions of Cosmological Lensing: Convergence, Shear, and Magnification, *Astrophys. J.*, **742**, p. 15, DOI: <http://dx.doi.org/10.1088/0004-637X/742/1/15>.
- Takahashi, R., Sato, M., Nishimichi, T., Taruya, A. and Oguri, M. (2012). Revising the HaloFit Model for the Nonlinear Matter Power Spectrum, *Astrophys. J.*, **761**, p. 152, DOI: <http://dx.doi.org/10.1088/0004-637X/761/2/152>.
- Taruya, A., Takada, M., Hamana, T., Kayo, I. and Futamase, T. (2002). Lognormal property of weak-lensing fields, *Astrophys. J.*, **571**, 638–653, DOI: <http://dx.doi.org/10.1086/340048>.
- Tassev, S., Zaldarriaga, M. and Eisenstein, D. (2013). Solving Large Scale Structure in Ten Easy Steps with COLA, *JCAP*, **06**, p. 036, DOI: <http://dx.doi.org/10.1088/1475-7516/2013/06/036>.
- Troxel, M. A. and Ishak, M. (2014). The Intrinsic Alignment of Galaxies and its Impact on Weak Gravitational Lensing in an Era of Precision Cosmology, *Phys. Rept.*, **558**, 1–59, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.physrep.2014.11.001>.
- Weinberg, S. (2003). Four golden lessons, *Nature*, **426**, p. 389, DOI: <http://dx.doi.org/10.1038/426389a>.
- White, M. J. and Hu, W. (2000). A New algorithm for computing statistics of weak lensing by large scale structure, *Astrophys. J.*, **537**, 1–11, DOI: <http://dx.doi.org/10.1086/309009>.
- Yamamoto, K., Sugiyama, N. and Sato, H. (1998). Evolution of small scale cosmological baryon perturbations and matter transfer functions, *Astrophys. J.*, **501**, p. 442, DOI: <http://dx.doi.org/10.1086/305841>.
- Yoshida, N., Sugiyama, N. and Hernquist, L. (2003). The evolution of baryon density fluctuations in multi-component cosmological simulations, *Mon. Not. Roy. Astron. Soc.*, **344**, 481–491, DOI: <http://dx.doi.org/10.1046/j.1365-8711.2003.06829.x>.
- 小松英一郎 (2019). 『宇宙マイクロ波背景放射』, 日本評論社, 東京.

Mapping of cosmic dark matter with gravitational lensing analyses and applications of deep learning networks

Masato Shirasaki^{1,2,3}

¹National Astronomical Observatory of Japan, 2-21-1, Osawa, Mitaka, Tokyo, Japan, 181-8588

²The Institute of Statistical Mathematics, 10-3, Midori-cho, Tachikawa, Tokyo, Japan, 190-8562

³Contact email: masato.shirasaki@nao.ac.jp

An array of large-scale astronomical observations has firmly confirmed the existence of invisible mass components in our Universe. Such invisible materials are referred to as cosmic dark matter. The observational studies have pointed out that dark matter can exist anywhere from the past to the present, but its existence can not be explained by the Standard Model of particle physics. Mapping of spatial distribution in dark matter density plays an essential role to identify the nature of cosmic dark matter. Gravitational lensing analyses are among the most powerful approaches to provide a large-scale map of cosmic dark matter from observations. The General Relativity predicts that intervening cosmic matter distribution causes a coherent distortion of images of background galaxies at large separations. This interesting phenomena is known as the gravitational lensing effect. Modern galaxy imaging surveys aim at inferring the dark matter density at different line-of-sight directions by a precise measurement of gravitational lensing effects of billions of galaxies in a wide sky coverage. In this article, we begin with a brief summary of modern cosmology, and summarize basics of gravitational lensing analyses. We then describe a recent progress in applications of deep learning to the gravitational-lensing-based mapping of dark matter, including our latest analysis.