Розширення астрофізичних відносин масштабування з машинним навчанням

Це наукове дослідження досліджує відхилення у взаємозв'язку між інтегрованим тепловим ефектом Соняєва-Зельдовича (tSZ) у галактичних гало та їх масою, зосереджуючи увагу на тому, як зворотний зв'язок від активних галактичних ядер (AGN) та наднових може впливати на ці вимірювання. Дослідники використовують набір гідродинамічних симуляцій CAMELS, який враховує різні моделі зворотного зв'язку, щоб проаналізувати ці ефекти. Ключовим аспектом їх методології є використання методів машинного навчання, зокрема випадкового лісу та символічної регресії, для пошуку більш стійких проксі-мас, які менш чутливі до зворотного зв'язку.

Дослідження акцентує увагу на ролі символічної регресії у розробці нового, більш точного проксі для маси малих кластерів. Поєднуючи tSZ-флюкс (Y) і концентрацію газу (c\_gas), нове рівняння, M ∝ Y^3/5 (1 - A c\_gas), зменшує розсіяння в прогнозах маси на 20–30% для великих кластерів і виявляється стійким до змін параметрів зворотного зв'язку. Це нове проксі, позначене як Y\_conc, використовує комплементарні переваги рентгенівських та SZ-оглядів, які надають різні, але доповнюючі погляди на теплову енергію кластерів.

Методологія, що використовує інструменти машинного навчання для покращення астрофізичних масштабних відносин, показує потенціал для підвищення точності оцінки мас галактичних кластерів. Завдяки символічній регресії автори змогли знайти проксі, яке враховує складнощі баріонного зворотного зв'язку, що робить його обіцяючим інструментом для майбутніх досліджень, зокрема CMB-S4 та eROSITA. Використання символічної регресії дозволяє виявляти більш надійні зв'язки, захоплюючи нелінійні залежності та взаємодії між параметрами, що забезпечує більш глибоке розуміння оцінки маси кластерів.

Ця робота підкреслює потужність символічної регресії в астрофізичних дослідженнях, оскільки вона відкриває нові шляхи для уточнення існуючих масштабних відносин і пропонує надійну основу для роботи з ускладненнями, викликаними зворотним зв'язком, у спостережуваних даних. Цей підхід може бути застосований і до інших галузей астрофізики, таких як вивчення екзопланет, зірок та чорних дір, для покращення точності оцінок маси та енергії у різних космічних структурах.

У цій роботі результати символічної регресії відіграють ключову роль у пошуку нових проксі для маси галактичних кластерів, що є стійкими до впливу зворотного зв'язку, зокрема від активних галактичних ядер (AGN) та наднових. Автори використовували символічну регресію після початкового етапу з використанням випадкового лісу для пошуку найважливіших параметрів, що покращують прогноз маси кластерів.

Застосування символічної регресії дозволило знайти новий зв'язок для маси кластерів, який поєднує тепловий ефект Соняєва-Зельдовича (Y) та концентрацію газу (c\_gas). Цей новий проксі виглядає наступним чином:  
**M ∝ Y³/₅ (1 - A c\_gas)**.  
Такий зв'язок дає змогу знизити розсіяння в оцінках маси на 20–30% для великих кластерів, що дозволяє отримати більш точні прогнози маси як для великих, так і для малих червоних зміщень.

Символічна регресія виявилася особливо корисною завдяки здатності знаходити нелінійні залежності та взаємодії між параметрами, що важливо для врахування складних фізичних процесів, таких як зворотний зв'язок. Це дозволило створити більш надійний масовий проксі для кластерів, який є менш чутливим до змін у фізиці підміру та зворотного зв'язку.

Завдяки цьому підходу, новий масовий проксі — **Y\_conc** — продемонстрував стабільність навіть у умовах варіацій в моделях зворотного зв'язку та субгридної фізики, що підтверджено випробуваннями на наборі симуляцій CAMELS. Виявилося, що цей метод забезпечує більш точну оцінку маси для кластерів і може бути використаний для покращення масштабних відносин у майбутніх астрономічних оглядах, таких як CMB-S4 та eROSITA.

Таким чином, результати символічної регресії в цій роботі дозволяють отримати більш точні та стійкі оцінки маси галактичних кластерів, що відкриває нові можливості для дослідження і розуміння структури Всесвіту.

Wadekar, D., Thiele, L., Villaescusa-Navarro, F., Hill, J. C., Cranmer, M., Spergel, D. N., Battaglia, N., Anglés-Alcázar, D., Hernquist, L., & Ho, S. (2025). Augmenting astrophysical scaling relations with machine learning: application to reducing the Sunyaev-Zeldovich flux-mass scatter. Astrophysical Journal

Discovery of a Planar Black Hole Mass Scaling Relation for Spiral Galaxies

Discovery of a Planar Black Hole Mass Scaling Relation for Spiral Galaxies  
У цій науковій роботі досліджено новий підхід до прогнозування маси надмасивних чорних дір (SMBHs) у спіральних галактиках, який базується на тривимірному зв'язку між масою чорної діри M∙M\_{\bullet}M∙​, кутом нахилу спіральних рукавів φ\varphiφ і максимальною швидкістю обертання vmaxv\_{\text{max}}vmax​ галактичного диска. Автори відзначають, що традиційні методи масштабування, такі як M∙−σ0M\_{\bullet} - \sigma\_0M∙​−σ0​ (центральна швидкість дисперсії зірок) або M∙−M⋆M\_{\bullet} - M\_{\star}M∙​−M⋆​, не забезпечують достатньо точних результатів для спіральних галактик, особливо на низьких масах, де може бути складно виявити проміжні маси чорних дір (IMBHs).

Ключовим досягненням роботи є використання символічної регресії для створення нового масового проксі, який комбінує параметри Y200cY\_{200c}Y200c​ та концентрацію газу cgasc\_{\text{gas}}cgas​, що дає змогу зменшити розсіювання при прогнозуванні мас для великих галактик. Символічна регресія дозволяє знайти нові, більш точні зв'язки між параметрами, що враховують специфіку спіральних галактик. У даній роботі застосовано підхід, який використовує змішану комбінацію даних, отриманих із різних астрономічних інструментів, таких як рентгенівські та Sunyaev-Zeldovich дослідження.

Завдяки цьому методу, новий зв'язок між масою чорної діри, нахилом спіральних рукавів і максимальною швидкістю обертання галактики дозволяє значно підвищити точність прогнозів мас чорних дір в спіральних галактиках, навіть при високих червоних зсувів. Символічна регресія допомогла знайти стабільний і відтворюваний зв'язок, що є більш надійним, ніж інші масштабні зв'язки для спіральних галактик.

Цей метод також показує значний потенціал для подальших досліджень, зокрема для ідентифікації галактик, які можуть приховувати проміжні маси чорних дір, а також для кращого розуміння процесів, що відбуваються в більш дрібних, низькомасштабних спіральних галактиках. Використання цього підходу може стати важливим інструментом для вивчення еволюції чорних дір і їх взаємодії з галактиками, а також для розвитку астрономічних масових масштабувальних відносин.

У даній науковій роботі символічна регресія була застосована для розробки нових математичних моделей, що описують зв'язок між масою надмасивних чорних дір (SMBH) та характеристиками спіральних галактик. Основною метою використання цього методу було створення більш точних моделей для прогнозування мас чорних дір, зокрема для маломасштабних об'єктів, де традиційні методи масштабування не забезпечують достатньої точності.

Для цього були використані три ключові параметри: маса чорної діри M∙M\_{\bullet}, кут нахилу спіральних рукавів φ\varphi та максимальна швидкість обертання галактики vmaxv\_{\text{max}}. Ці параметри були об'єднані в тривимірну модель M∙−φ−vmaxM\_{\bullet} - \varphi - v\_{\text{max}}, що дозволила знайти новий математичний зв'язок між ними.

Процес символічної регресії включав кілька етапів. Спочатку генерувалися можливі математичні рівняння, що включали параметри φ\varphi та vmaxv\_{\text{max}}, після чого проводилась їх оцінка за допомогою алгоритмів оптимізації, що дозволяють вибрати найкраще рівняння. Оцінка точності моделей здійснювалася через метрики, такі як середня квадратична похибка, що допомогло знайти рівняння з найменшим розсіянням. Результатом стало рівняння, яке виявилося більш точним і надійним порівняно з традиційними методами, що використовуються для спіральних галактик.

Однією з основних переваг використання символічної регресії є її гнучкість і здатність знаходити складні залежності між параметрами, які можуть бути неочевидними за допомогою класичних підходів. Модель, отримана за допомогою символічної регресії, показала менше розсіяння (σ = 0.22 ± 0.06 dex), що свідчить про високу точність навіть для маломасштабних галактик.

Практичне застосування цієї моделі полягає в тому, що з її допомогою можна точно прогнозувати маси чорних дір у спіральних галактиках, використовуючи доступні дані, такі як кут нахилу спіральних рукавів і максимальні швидкості обертання. Це відкриває нові можливості для вивчення маломасштабних чорних дір і їхнього розподілу в галактиках, зокрема для пошуку проміжних мас чорних дір (IMBHs).

Davis, B. L., & Jin, Z. (2023). Discovery of a planar black hole mass scaling relation for spiral galaxies. The Astrophysical Journal Letters, draft version September 19, 2023. Center for Astrophysics and Space Science (CASS), New York University Abu Dhabi, PO Box 129188, Abu Dhabi, UAE.

Обчислення швидкості потоку в розрідженому потоці газу через кругові трубки за допомогою методів машинного навчання

Це дослідження вивчає застосування методів машинного навчання (ML), зокрема регресії випадкових лісів (RFR) та символічної регресії (SR), для прогнозування витрат рідин у рідких газах, що протікають через круглі трубки. Метою є створення ефективної альтернативи традиційному кінетичному моделюванню, яке зазвичай є дуже обчислювальним дорогим, особливо при розрахунках для мікрофлюїдних та вакуумних технологій.

Дані, що використовуються в цьому дослідженні, отримані за допомогою кінетичного моделювання і складаються з витрат рідин (W) з трьома незалежними змінними: параметр рідинної розрідженості (δ), співвідношення тиску (p) та аспектне співвідношення трубки (l). Основна мета цього дослідження — створити ML-структуру, яка зможе як прогнозувати витрати чисельно, так і отримувати аналітичні вирази для опису системи.

**Методологія RFR і SR**:

* **Регресія випадкових лісів (RFR)**: RFR використовується для створення точних числових прогнозів витрат рідин. Ця модель добре узгоджується з кінетичними даними, маючи максимальну абсолютну відносну помилку менше 12,5%. Хоча RFR дуже точна, вона є строго числовою, тобто не дає аналітичних виразів, однак є корисним інструментом для практичних застосувань, де потрібні швидкі прогнози без детального фізичного моделювання.
* **Символічна регресія (SR)**: SR, в свою чергу, застосовується для отримання замкнутих аналітичних виразів для витрат рідин як функції незалежних змінних. Метод генерує вирази, які дають більш інтерпретовану математичну форму даних. Запропоноване рівняння, що діє на всьому діапазоні даних, досягає абсолютної відносної помилки менше 17%. Для підвищення точності набір даних розділяється на підмножини в залежності від параметра рідинної розрідженості (δ), і для кожної підмножини отримується окремий вираз SR, що зменшує відносну помилку до 9%. Цей результат свідчить про те, що SR є корисним не тільки для числових прогнозів, але й для створення практичних, спрощених рівнянь для інженерних застосувань.

**Порівняння ефективності**:

* **Порівняння точності**: Загалом, RFR забезпечує кращу точність на всьому наборі даних, але SR може досягти вищої точності, коли набір даних поділяється на підмножини. Метод SR має додаткову перевагу у вигляді створення інтерпретованих рівнянь, що є цінними для розуміння фізичних процесів та для практичних застосувань, де необхідні замкнуті рішення.
* **Практичне застосування**: Результати цього дослідження показують, що як RFR, так і SR є ефективними у зменшенні необхідності в дорогих і трудомістких кінетичних симуляціях. У той час як RFR більше підходить для швидких числових прогнозів, SR пропонує додаткову перевагу у вигляді генерування рівнянь, які можна безпосередньо застосовувати в інженерному проектуванні та оптимізації.

Висновуючи, інтеграція методів машинного навчання, таких як RFR та SR, у дослідження динаміки рідинних газів розріджених газів є важливим кроком у розвитку цієї галузі. Ці методи мають потенціал значно зменшити обчислювальні витрати, зберігаючи при цьому високу точність прогнозів. У майбутньому можуть бути досліджені й інші методи машинного навчання для застосування в інших сферах динаміки рідинних газів і взаємодії газів з поверхнями, що має великий потенціал для більшої ефективності та інсайтів.

Sofos, F., Dritselis, C., Misdanitis, S., Karakasidis, T., & Valougeorgis, D. (2023). Computation of flow rates in rarefied gas flow through circular tubes via machine learning techniques. Microfluidics and Nanofluidics, 27(85). <https://doi.org/10.1007/s10404-023-02689-6>

Правила передачі електронів мінералів під тиском, проінформованим машинним навчанням

Це дослідження презентує модель глибинного навчання, яка дозволяє передбачити електронегативність 96 елементів при різному тиску — питання, яке рідко розглядається в умовах високого тиску, таких як в глибинах Землі. Модель розробляє єдину регресійну формулу, що кількісно визначає взаємозв'язок між електронегативністю, тиском і електронною конфігурацією.

Одне з ключових передбачень стосується відносної роботи функції мінералів, яка зменшується з підвищенням тиску через делокалізацію електронів, спричинену тиском. Різниця в роботі функції між сполуками також збільшується під тиском, що спричиняє направлений електронний перехід. Це спостереження дає пояснення глибоким аномаліям високої провідності та проливає світло на редокс-реактивність між мінералами, що містять Fe(II), і водою під час субдукції.

Результати надають цінні відомості про фундаментальні фізико-хімічні властивості елементів і їх сполук під екстремальними умовами, зокрема під високим тиском.

Li, Y., Wang, H., Li, Y., Ye, H., Zhang, Y., Yin, R., Jia, H., Hou, B., & Changqiu, X. (2023). Electron transfer rules of minerals under pressure informed by machine learning. Nature Communications, 14, 2854. <https://doi.org/10.1038/s41467-023-37384-1>