

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна
Фізичний факультет
Кафедра астрономії та космічної інформатики

«ДОПУЩЕНО ДО ЗАХИСТУ»

Зав. кафедри астрономії
та космічної інформатики
проф. Шкуратов Ю. Г. _____
« 17 » травня 2024 р.



Оцінка « відмінно »
Голова ДЕК Тишковець В.П.

« 24 » травня 2024 р.



Сергунова Софія Юріївна

**ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ КІЛЬКІСНОЇ ОЦІНКИ ТА КАРТУВАННЯ
МІНЕРАЛОГІЧНОГО СКЛАДУ РЕГОЛІТУ МІСЯЦЯ ЗА ДАНИМИ
ДЕТЕКТОРУ МЗ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

Кваліфікаційна робота на здобуття
освітньо-кваліфікаційного рівня
«Магістр» за напрямом підготовки
104 – «фізика та астрономія» та
спеціалізацією – «астрономія та
космічна інформатика»

Науковий керівник-
Викладач кафедри, н.с. НДІ астрономії,
Ph.D Сурков Є.С

Харків-2024

АНОТАЦІЯ

Сергунова С.Ю. Вирішення задачі кількісної оцінки та картування мінералогічного складу картування Місяця за даними детектора МЗ з використання сучасних нейронних мереж.-Рукопис

Дипломна робота на здобуття освітньо-кваліфікаційного рівня «Магістр» за спеціальністю 104-«фізика та астрономія». Харків: ХНУ імені В.Н. Каразіна , 2024.

У дипломному проекті розглядається використання спектрофотометрії для аналізу обраних областей поверхні Місяця, використовуючи дані від картуючого спектрометра МЗ, що встановлений на космічному апараті Chandrayaan-1. Цей метод дистанційного зондування базується на аналізі спектрів дифузного відбиття, які містять інформацію про склад та структуру реголіту поверхні. Дослідження стало можливим завдяки детальним вимірюванням спектра Сонця та встановленню спектрофотометричних приладів на орбітальних телескопах та штучних супутниках Місяця, що дозволило проводити надійні спектрофотометричні дослідження. Цей напрямок дистанційного зондування є одним із найпоширеніших та успішних, оскільки він технічно простий та надійний, а також має високу інформативність та зручність в інтерпретації отриманих даних.

Проте, точне визначення та якісне картування параметрів спектрів ускладнені технічними факторами. Тому актуальним завданням є розробка методів обробки даних для надійного визначення спектральних параметрів та отримання карт їхніх розподілів. Такі методи сприятимуть покращенню наявних технологій та розробці нових методів для якісного та кількісного прогнозування мінералогічного складу поверхні Місяця на основі додатково оброблених даних.

Ключові слова: обробка зображень, спектрофотометрія, дистанційне зондування, реголіт Місяця, нейромережі, карти розподілу мінералів.

ABSTRACT

Sergunova S.Yu. Solving the problem of quantitative assessment and mapping of the mineralogical composition of the Moon mapping based on the data of the M3 detector using modern neural networks.-Manuscript

Graduation work for obtaining educational qualification level "Master" in the specialty 104-"physics and astronomy". Kharkiv: KhNU named after V.N. Karazina, 2024.

Graduation work examines the use of spectrophotometry to analyze selected regions of the Moon's surface using data from the M3 mapping spectrometer on the Chandrayaan-1 spacecraft. This remote sensing method is based on the analysis of diffuse reflectance spectra, which contain information about the composition and structure of the surface regolith. The research was made possible thanks to detailed measurements of the Sun's spectrum and the installation of spectrophotometric instruments on orbital telescopes and artificial moon satellites, which allowed for reliable spectrophotometric studies. This direction of remote sensing is one of the most common and successful, as it is technically simple and reliable, as well as highly informative and convenient in interpreting the received data.

However, accurate determination and qualitative mapping of spectral parameters are complicated by technical factors. Therefore, an urgent task is the development of data processing methods for reliable determination of spectral parameters and obtaining maps of their distributions. Such methods will contribute to the improvement of existing technologies and the development of new methods for qualitative and quantitative prediction of the mineralogical composition of the Moon's surface based on additionally processed data.

Keywords: image processing, spectrophotometry, remote sensing, lunar regolith, neural networks, mineral distribution maps.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ	5
ВСТУП.....	8
РОЗДІЛ 1. Літературний огляд.....	8
1.1 Розроблені різноманітні методи вивчення поверхні Місяця у видимому/наближеному інфрачервоному (VIS/NIR) діапазоні довжин хвиль з використанням дистанційного зондування.....	8
1.2 Процес аналізу дифузних спектрів відбиття світла від різних груп мінералів, що присутні на поверхні Місяця, з метою їхньої інтерпретації та розуміння складових геологічних процесів, які формували цю поверхню.....	8
1.3 Модель одновимірного розсіювання світла у реголітоподібних середовищах.....	10
1.4 Методи передбачення мінералогічного складу поверхні об'єктів без атмосфери за спектральною інформацією.....	13
1.5 Висновки до Розділу 1.....	23
РОЗДІЛ 2. Матеріали і методи.....	24
2.1 Спектральні дані отримані за допомогою детектору M3 КА Chandrayaan-1. Його загальні характеристики.....	24
2.2 Обробка даних M3.....	25
2.3 Види нейронних мереж. Загальна характеристика використаної у дипломній роботі нейронної мережі.....	31
2.4 Висновки до Розділу 2.....	34
РОЗДІЛ 3. Результати картування мінералогічного складу реголіту Місяця за допомогою розробленої моделі.....	36
3.1 Моделювання та аналіз спектральних властивостей матеріалу з урахування космічного впливу.....	36
3.2 Створення та тренування нейромережі для мінералогічного картування Місяця.....	40
3.3 Картування обраних ділянок і аналіз результатів.....	43
ВИСНОВКИ.....	48
Список використаних джерел.....	49

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ

IMP-Irregular Mare Patch , геологічне формування на поверхні Місяця

КА-космічний апарат

VIS/NIR- діапазон- візуальний та інфрачервоний діапазон

PLG-плагіоклаз

OLV-олівін

ILM-ільменіт

AGL-аглютинат

OPX, Green PYR-ортопіроксен

CPX, BROWN- клінопіроксен

RMSE-параметр найменшої середньо квадратичної похибки

LSCC-база даних відбиття «чистих» спектрів

OMAT-нормалізована оцінка зрілості

DNN- нейронні мережі глибокого навчання (Deep Neural Network)

CNN- нейромережі зі згортковими шарами (Convolutional Neural Network)

RNN-рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Network)

ВСТУП

Дипломна робота присвячена розробці нейромережі, яка буде сприяти більш детальному картуванню мінералогічного складу реголіту Місяця за допомогою даних отриманих детектором МЗ.

Спектральне аналізування поверхонь Місяця та інших об'єктів Сонячної системи без атмосфери з космічних апаратів дозволяє отримувати дані про їхній склад та структуру умовах, які недоступні для земних телескопічних досліджень. Це включає кращу просторову роздільну здатність, ширший спектральний діапазон та різноманітні умови освітлення та спостереження. З метою отримання точніших даних у якісно кращих умовах провідні світові космічні агенції запускали багато космічних місій, таких як ESA SMART-1, JAXA SELENE, NASA LRO, China NSA Chang'E-1 та ISRO Chandrayaan-1. В ході цих місій було зібрано величезну кількість даних у різних діапазонах електромагнітного випромінювання. Наприклад, скануючий спектрометр МЗ, що встановлено на борту КА Chandrayaan-1, має просторову роздільну здатність приблизно 140 метрів на піксель та включає 85 вузьких спектральних смуг від 0.54 до 3.0 мікрометрів. Ці дані стали найбільш перспективними для вивчення та детального картографування хіміко-мінералогічного складу Місяця. Гіперспектральні зображення дозволяють отримувати нові параметри спектрів, такі як глибина, положення, інтегральна глибина, ширина на півглибині, асиметрія та інші, що відкриває нові можливості для детального мінералогічного картографування та пошуку нових компонентів складу поверхні. Однак точне визначення та якісне картографування параметрів смуг поглинання ускладнені технічними факторами. Задача розробки надійного методу обробки масиву даних для визначення спектральних параметрів з метою отримання карт їхніх розподілів, а також вдосконалення існуючих і розробка нових методів прогнозування мінералогічного складу поверхні Місяця за додатково обробленими даними є актуальною на сьогодні.

Актуальність. Обрана тема дослідження "Вирішення задачі кількісної оцінки та картування мінералогічного складу реголіту Місяця за даними детектору МЗ з використанням штучних нейронних мереж" є актуальною з наукової точки зору з кількох причин.

По-перше, вивчення мінералогічного складу реголіту Місяця є ключовим етапом у розвитку космічних досліджень та пошуку ресурсів на Місяці. Використання даних, зібраних детектором МЗ, вимагає високоефективних методів обробки та аналізу, серед яких відомі штучні нейронні мережі.

По-друге, застосування штучних нейронних мереж у вивченні космічних даних є передовим підходом, оскільки ці методи дозволяють ефективно аналізувати великі обсяги даних та отримувати більш точні результати порівняно з традиційними методами.

По-третє, результати цього дослідження можуть мати велике значення для подальшого розвитку космічних технологій та наукових досліджень. Отримані дані про мінералогічний склад реголіту Місяця можуть бути використані для планування майбутніх космічних місій, вивчення еволюції Місяця та пошуку корисних ресурсів.

У цілому, проведення дослідження з використанням штучних нейронних мереж для аналізу даних детектора МЗ є важливим кроком у напрямку розвитку космічних досліджень та може мати значний вплив на науковий прогрес у цій галузі.

Метою дипломної роботи є розробка та навчання нейронної мережі для якісного та кількісного аналізу складу реголіту Місяця на основі даних, отриманих від детектора масових спектрів МЗ. Реголіт, як матеріал, що знаходиться на поверхні Місяця, є складною гетерогенною сумішшю мінералів, пилу та інших речовин. Для точного визначення складу цього матеріалу потрібні інноваційні методи аналізу, зокрема, застосування методів штучного інтелекту, таких як глибоке навчання нейронних мереж.

Завдання:

1. Збір та попередня обробка даних від детектора масових спектрів МЗ. Цей етап включає очищення даних від шуму, калібрування та інші технічні процедури для забезпечення якісних вхідних даних для нейронної мережі.

2. Розробка архітектури нейронної мережі, оптимізованої для аналізу спектральних даних та визначення складу реголіту. Це включає вибір відповідних типів шарів, функцій активації та інших параметрів з урахуванням специфіки завдання.

3. Навчання нейронної мережі на підготовлених даних. Цей етап включає підбір оптимальних параметрів навчання, таких як швидкість навчання та регуляризація, для досягнення високої точності та загальноприйнятної здатності моделі.

4. Оцінка якості та кількості визначення складу реголіту на основі результатів, отриманих від нейронної мережі. Це включає порівняння прогнозів з реальними даними, а також аналіз невизначеності та урахування можливих помилок.

Очікується, що розроблена нейронна мережа буде мати здатність не лише якісно, а й кількісно визначати склад реголіту Місяця на основі спектральних даних, що має важливе значення для подальших досліджень та освоєння космічного простору.

Об'єкт дослідження-Поверхня Місяця.

Предмет дослідження- Спектральні особливості, оптичні властивості та хіміко-мінералогічний склад реголіту Місяця.

Метод дослідження- Метод фільтрації даних, що спрямований на обробку спектральних даних, зібраних з поверхні Місяця за допомогою космічних апаратів. Першим етапом фільтрації є відокремлення частини даних, які представляють інтерес для подальшого дослідження, від загального обсягу даних. У контексті спектрального аналізу поверхні Місяця це означає вибір конкретних регіонів або областей на поверхні, для яких необхідно провести подальший аналіз. Це дозволяє зосередитися лише на необхідних даних для подальшого аналізу.

Після обрізки дані піддаються різним методам фільтрації для поліпшення якості спектральних зображень. Один з методів використовує гаусівські фільтри для зменшення шуму та видалення артефактів з даних. Цей підхід дозволяє згладити спектральні криві та зменшити вплив випадкових коливань на результати аналізу. Крім того, застосовуються методи фур'євської трансформації для обробки спектральних даних, що сприяє виокремленню корисної інформації та підвищенню якості аналізу.

У кінцевому результаті метод фільтрації даних дозволяє отримати покращені спектральні зображення, що містять більш точні та надійні дані про склад та структуру поверхні Місяця. Це відкриває нові можливості для подальшого наукового дослідження та розуміння геологічних процесів, що відбуваються на цьому космічному об'єкті.

Моделювання 10000 спектрів на основі даних зібраних з поверхні Місяця і подальше тренування на цих спектрах нейромережі, метою якої є картування мінералогічного складу реголіту.

РОЗДІЛ 1. ЛІТЕРАТУРНИЙ ОГЛЯД

1.1 Розроблені різноманітні методи вивчення поверхні Місяця у видимому/наближеному інфрачервоному (VIS/NIR) діапазоні довжин хвиль з використанням дистанційного зондування.

Дифузні спектри відбиття у видимому та ближньому інфрачервоному діапазоні (від 0.5 до 3 мкм) є широко поширеним та доступним засобом для проведення якісних та кількісних досліджень щодо складу та структури реголіту Місяця. Для вивчення хіміко-мінералогічного складу реголіту на Місяці, інтерпретація спектрів має враховувати як властивості оптичного поглинання мінералів, так і особливості розсіювання світла в реголітоподібних середовищах (Tishkovets and Mischenko, 2009). На сьогоднішній день, створення точної теорії для розрізнення внесків цих двох ефектів є складною задачею, яка ще не отримала повного розв'язання.

1.2 Процес аналізу дифузних спектрів відбиття світла від різних груп мінералів, що присутні на поверхні Місяця, з метою їхньої інтерпретації та розуміння складових геологічних процесів, які формували цю поверхню.

На поверхні Місяця основними мінералами, що утворюють породи, є плагіоклази, олівін, ільменіт, піроксени, шпінелі, а також мінеральне скло та аглютинати. Розподіл цих мінералів у реголіті Місяця є досить різноманітним, з деякими типовими тенденціями. Материкові області мають високий вміст плагіоклазів та невелику кількість інших мінералів, тоді як місячні моря відрізняються меншим вмістом плагіоклазу та більш різноманітною сумішшю мінералів.

Термін "олівін" фактично включає різні підтипи цього мінералу, залежно від його складу та кристалічної структури. Всі ці підтипи мають відмінні спектрально-оптичні властивості і можуть легко відрізнятися один від одного за допомогою лабораторних вимірювань. Наразі спектральних даних для детального виокремлення окремих підгруп олівіну виглядає нереалістичним. У вибраних дослідженнях наведено приклади базових наборів спектрів мінералів, які використовуються для мінералогічної інтерпретації спектрів відбиття. Ці приклади представлені на рисунку 1.1.

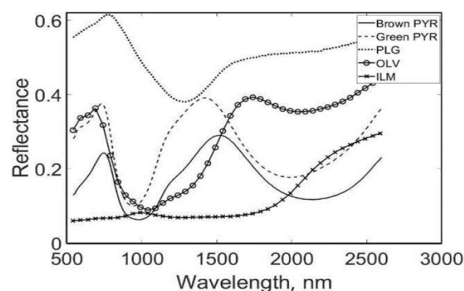
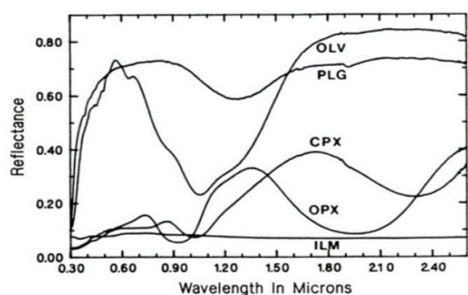


Рис. 1.1. Лабораторні спектри основних породотвірних мінералів поверхні Місяця: плагіоклаз (PLG), олівін (OLV), ільменіт (ILM), ортопіроксен (OPX, або Green PYR) та клінопіроксен (CPX, або Brown PYR). Джерело: (а) Cloutis & Gaffey (1993) та (б) Surkov et al. (2020).

Ми бачимо велику різницю між конкретними спектрами відбиття для одного ж і того самого мінералу.

У видимому та ближньому інфрачервоному діапазоні довжин хвиль, формування смуг поглинання відбувається через електронні або коливальні процеси, які виникають в результаті взаємодії електромагнітного випромінювання з речовиною. В молекулах та кристалах зовнішні атомні орбіталі взаємодіють між собою, утворюючи хімічний зв'язок між атомами, тобто електрони розподіляються між декількома або багатьма атомами, що призводить до формування відповідних додаткових енергетичних рівнів

Електронні переходи надають важливу інформацію про мінералогічний склад поверхні. Вони детально досліджені у геології та в контексті дистанційного зондування безатмосферних тіл. Ці процеси добре описані в літературі, і вони є ключовими для розуміння складу поверхні та її властивостей (наприклад, Rossman, 1988a; Burns, 1993; Gaffey et al., 1993).

Утворення смуг поглинання у спектрах відбиття мінералів у Vis-NIR діапазоні є через переходи електронів між d - та f -орбіталями перехідних елементів, таких як Cr, Mn, Fe та Ti. Вільні електрони на одній оболонці мають однакову енергію, тому переходи, що включають перерозподіл електронів на рівні з однаковим головним квантовим числом, заборонені згідно з правилом відбору Лапорта. Однак, наявність локального поля, створеного іншими катіонами у решітці, порушує це виродження і дозволяє такі переходи за рахунок перекриття орбіталей nd та $(n+1)p$. Детальний опис цих залежностей наведено в роботі (Burns, 1993)

У смугах поглинання, які виникають внаслідок переміщення електронів між катіонами з різними ступенями окиснення, ширина цих смуг є значно більшою ніж у смуг кристалічного поля. Інтенсивність поглинання в таких смугах становить 2-3 рази більше, ніж в переходах електронів між рівнями кристалічного поля, і суттєво залежить від концентрації пар катіонів. Це має

велике значення при спектральних дослідженнях Місяця та визначенні вмісту мінералів на його поверхні. Крім того, інтенсивність цих смуг поглинання зменшується при підвищенні температури, що впливає на геометрію спостереження. Інший механізм поглинання світла виникає при переході електронів між зонами валентності та провідності. Для більшості силікатних мінералів, ця границя поглинання лежить в ультрафіолетовій області, але для деяких мінералів вона може бути у видимій частині спектра. Коливальні спектри зазвичай розташовані в інфрачервоному діапазоні поза діапазоном детектора МЗ. Основи теорії коливальних переходів детально висвітлено у Hunt (1980), Rossman (1988b), та Gaffey et al. (1993). Важливим проявом коливальних ступенів свободи на Місяці є смуга поглинання, яка формується внаслідок коливання молекул води H₂O або гідроксидних груп OH у силікатних мінералах близько 3000 нм (Clark et al. 1990; Pieters et al., 2009).

1.2 Одновимірна модель розсіювання світла реголітоподібними середовищами

Дифузний спектр відбиття світла від поверхні Місяця залежить від хіміко-мінералогічного складу, геометрії спостереження, параметрів середовища, таких як розмір та густина пакування частинок, їхній розподіл за розміром і формою. У моделюванні дифузних спектрів відбиття необхідно враховувати, що спектр досліджуваної ділянки поверхні представляє собою спектр суміші декількох компонентів з різними оптичними властивостями.

Сьогодні точні чисельні розрахунки розсіювання світла частинками, їх агрегатами та середовищами на практиці неможливо використати для моделювання поверхні Місяця або її окремих ділянок. Тому для аналізу спектрів дифузного відбиття Місяця застосовують спрощені наближені моделі світлорозсіювання, які базуються на обмеженій кількості параметрів і припущень. Ці моделі дозволяють чисельно описати спектрально-оптичні ефекти, пов'язані з хіміко-мінералогічним складом та структурними особливостями реголіту Місяця. Одна з таких моделей - одновимірна геометро-оптична модель розсіювання світла дискретними випадковими середовищами, розроблена в роботі Шкуратова та ін. (1999).

Розглянемо одну з моделей. Центральною концепцією цієї моделі є використання одномірної індикатрисы розсіювання, що відображає альбедо для одноразового розсіювання у напрямку вперед та назад, для опису розсіювання світла кожною окремою частинкою. Геометрично це припущення можна уявити як заміну тривимірного розсіювання світла у реголіті одномірним розсіюванням у системі еквівалентних пластин(рис 1.2)

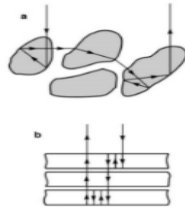


Рис. 1.2. Модель розповсюдження світла: (а) крізь випадкове дискретне середовище реголіту; (б) у модельному відображенні. Джерело: Shkuratov et al. (1999)

Для отримання одновимірної індикатрисы розсіяння світла частинкою, розглянемо поверхню напівпрозорої частинки, яка може мати довільну форму. Процес розсіювання у такому середовищі уявляється як розгалужений випадковий процес, де кожна точка розгалуження характеризується коефіцієнтами Френеля для відбиття $R(m, \Theta)$ та пропускання $T(m, \Theta)$, що залежать від комплексного показника заломлення $m = n - ik$, (де n , k - показники заломлення та поглинання, відповідно) та локального кута падіння Θ . Відстань між двома послідовними точками розгалуження характеризується оптичною довжиною $\tau = \frac{4\pi s}{\lambda}$, де S - середня довжина вільного пробігу, λ - довжина хвилі. У просторі між частинками реголіту τ та k дорівнюють нулю. Таким чином інтенсивність променя, який пройшов крізь одну частинку та мав m актів внутрішнього відбиття, усереднена за локальними кутами падіння та відбиття: $\bar{I} = I_0 \bar{T}_{in} \bar{T}_{em} \prod_{v=0}^m \bar{R}(\Theta_v) e^{\frac{-4\pi k m s}{\lambda}}$ (1.1)

I_0 – інтенсивність падаючого променя. Визначимо альбедо частинки, яке в одновимірному випадку складається із альбедо розсіяння у півсферу назад та вперед.

$$r_b = R_b + T_e T_i \sum_{m=1}^{inf} W_m R_i^{m-1} e^{(-m\tau)} \quad (1.2)$$

$$r_f = R_f + T_e T_i \sum_{m=1}^{inf} (1 - W_m) R_i^{m-1} e^{(-m\tau)} \quad (1.3)$$

τ представляє собою раніше визначену оптичну довжину вільного пробігу, W_m - ймовірність розсіювання променя у зворотному напрямку на m -му розсіюванні. R_b і R_f - це середні коефіцієнти відбиття у напрямку вперед і назад, які визначаються відповідними виразами.

$$R_b = 2 \int_0^{\frac{\pi}{4}} d\theta R_0(n, \theta) \cos(\theta) \sin(\theta) \quad (1.4)$$

$$R_f = 2 \int_{\frac{\pi}{4}}^{\frac{\pi}{2}} d\theta R_0(n, \theta) \cos(\theta) \sin(\theta) \quad (1.5)$$

R_0 – коефіцієнт відбиття Френеля. Усереднений коефіцієнт внутрішнього відбиття R_i дорівнює:

$$R_f = \frac{n^2 - 1}{n} + \int_0^{\theta_0} d\theta R_0 \left(\frac{1}{n}, \theta \right) \cos(\theta) \sin(\theta) \quad (1.6)$$

Те та T_i у виразах (1.2-1.3) обчислюють так же само. Вірогідність розсіяння вперед та назад $W_m W_m$ можна визначити, припускаючи, що для великих порядків розсіяння обидва напрямки у кожному акті розсіяння є рівновірогідними та не залежать від напрямку у попередньому акті розсіяння.

Враховуюче це, отримуємо наступні вирази:

$$r_b = R_b + \frac{1}{2} T_e T_i e^{(-2\tau)} / (1 - R_i e^{-\tau}) \quad (1.7)$$

$$r_f = R_f + T_e T_i e^{-\tau} + \frac{1}{2} T_e T_i e^{(-2\tau)} / (1 - R_i e^{-\tau}) \quad (1.8)$$

Виразимо альbedo поверхні, за умови введення параметра пакування q . Цей параметр вказує на частку об'єму реголіту, який займають ці частинки.

$$\rho_b = q * r_b \quad (1.9)$$

$$\rho_f = q * r_f + 1 - q \quad (1.10)$$

Альbedo A напівнескінченної стопки таких шарів задається рядом по ступеням розсіяння між окремими шарами:

$$A = \rho_b + \rho_f^2 A + \rho_b \rho_f^2 A^2 + \dots = \rho_b + \rho_f^2 A / (1 - \rho_b A) \quad (1.11)$$

$$A = \frac{1 + \rho_f^2 - \rho_b^2}{2\rho_b} - \sqrt{\left(\frac{1 + \rho_f^2 - \rho_b^2}{2\rho_b}\right)^2 - 1} \quad (1.12)$$

У роботах Shkuratov et al. (1999) та Shkuratov et al. (2011) детально розглянуто вплив кожного з вказаних параметрів на модельне альbedo поверхні. Показник заломлення n є добре встановленим для частинок реголіту Місяця. Інші параметри доведеться робити оцінювати на основі лабораторних спектрів місячних зразків. Наприклад, параметр k можна оцінити з лабораторних експериментів, таких як ті, що проводяться у RELAB. Щодо параметрів довжини вільного пробігу τ та густини пакування q , їх важко визначити. Проте, вплив густини пакування частинок на альbedo поверхні має малий вплив. Також, при дуже малих значеннях середнього оптичного шляху τ , параметр n також має невеликий вплив на величину альbedo поверхні. За відомими значеннями параметрів n , q , S , та спектру відбиття $A(\lambda)$ шару однорідних частинок, можна використовувати модель у зворотному напрямку для визначення спектру поглинання матеріалу $k(\lambda)$.

Модель має кілька переваг для аналізу мультиспектральних даних космічних апаратів:

1. Мале число вільних параметрів дозволяє встановити реалістичні апріорні значення без значного збільшення обчислювальної складності.

2. Модель дозволяє отримувати альbedo поверхні за відомих параметрів частинки і визначати характеристики частинок, як-от показник поглинання.
3. Вона точно описує різноманітні ефекти розсіювання світла в однорідних та складних середовищах, включаючи частинки з різними оптичними властивостями.

1.4 Методи передбачення мінералогічного складу поверхні об'єктів без атмосфери за спектральною інформацією

На сьогодні існує кілька підходів до мінералогічного картування поверхні Місяця. Загалом, ці підходи можна умовно поділити на три великі групи:

- Візуальне дослідження спектрів відбиття та опис потенційного мінералогічного складу на основі якісного аналізу.
- Встановлення статистичних залежностей між складом лабораторних зразків і їхніми спектрами дифузного відбиття.
- Використання кількісних моделей розсіювання світла в реголітоподібних середовищах для відтворення спектрів дифузного відбиття.

Загальна схема якісного аналізу спектрів полягає у детальній візуальній перевірці спектрів дифузного відбиття поверхні, виявленні та ідентифікації певних особливостей, таких як положення, глибина, форма контурів смуг поглинання та інші. Далі проводиться хіміко-мінералогічна інтерпретація отриманих результатів, а також може бути застосована графічна візуалізація.

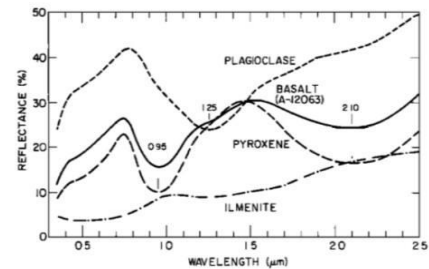
Перше важливе питання в цій схемі аналізу полягає у виокремленні набору мінералогічних компонентів у суміші та виявленні їхніх характерних особливостей у спектрі. Домінування спектральних особливостей певних елементів не обов'язково означає кількісне переважання цього мінералу, а потрібно якісно враховувати можливі ефекти, пов'язані зі світлорозсіюванням та наявністю інших компонентів, особливості яких можуть бути пригнічені різними факторами. Наприклад, наявність ільменіту у суміші може проявлятися, як зниження альbedo, аніж у вигляді явних смуг поглинання у спектрах.

На рис 1.3 представлені лабораторні спектри відбиття зразка місячного реголіту з місця посадки Аполлона-12 та основних мінералогічних компонентів, виділених із цього зразка. З цих залежностей можна зрозуміти, що спектр відбиття суміші залежить від складної взаємодії спектрів основних компонентів, хоча містить певну інформацію про них. У спектрі суміші майже не присутні особливості, які характерні для ільменіту (який складає близько 6-8% від загального вмісту в зразках з місця посадки Аполлона-12), а смуга

поглинання плагіоклазу, який має суттєву кількість в місячних базальтах (20-30%), ідентифікується в спектрі як продовження (крило) смуги поглинання піроксенів біля 1 мкм. Ці методи не надають інформації про кількісний вміст, оскільки вираженість певних спектральних особливостей може бути пов'язана з оптичними властивостями реголіту в цілому.

Рис 1.3

Дифузні спектри відбиття зразку базальту, з місця посадки Аполлона-12 (суцільна лінія), та спектри відбиття основних мінералогічних компонентів цього зразка (окрім ільменіту – зразок синтетичний). Рисками відмічено положення мінімумів смуг поглинання піроксенів та плагіоклазу. Джерело: *Adams et al. (1974)*.



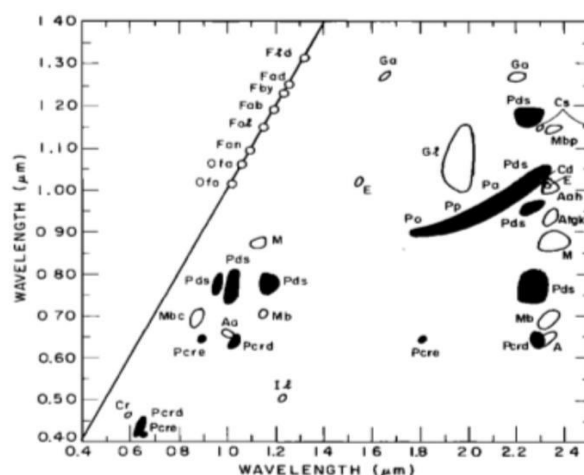
Тепер, чи можливо відтворити спектри дифузного відбиття за допомогою лише одного набору компонентів? Відповідь на це питання є негативною, оскільки один і той самий спектр дифузного відбиття можна відтворити різними комбінаціями базових мінералів та їх вмісту з певною точністю. Тому вирішення цього питання має важливе значення як для апріорної інформації і попередніх геологічних даних, так і для лабораторних досліджень повернених зразків реголіту. Неможливо зробити якісну мінералогічну інтерпретацію, маючи лише невелику частину спектру навколо смуги поглинання біля одного мікрометру з мінімумом приблизно в 1050 нм. Тому наявність глибокої смуги поглинання біля одного мікрометру вказує на присутність в реголіті достатньо великої фракції піроксенів та/або олівіну, або мінерального скла. Проте, для відрізнення основного компонента у цьому випадку важливо оцінити ширину смуги поглинання: для піроксенів характерна вузька (до 100 нм) та відносно симетрична смуга поглинання, в той час як для олівіну - навпаки. Це не виключає можливості присутності іншого компонента як домішки, який може проявляти себе у спектрах.

В роботах Adams (1974, 1975) була розроблена проста методика для аналізу спектрів відбиття світла. На цих діаграмах використовуються вісі, які відображають положення певних смуг поглинання світла біля одного та двох мікрометрів, а спектр позначається точкою на діаграмі. Такі точки формують кластери, і коли спектр з невідомим складом потрапляє в цей кластер або має певне положення на діаграмі, можна зробити припущення щодо мінерального складу досліджуваної поверхні.

На рис 1.4 представлено приклад діаграми, яка була побудована на основі близько 100 різних спектрів відбиття порошкованих зразків мінералів.

Рис1.4

На цьому малюнку наведений приклад діаграми Адамса, де точки, які відповідають олівіну та плагіоклазу, розташовані вздовж діагоналі (виділено суцільною лінією).


$$FeO[\%] = -17.43 \left\{ \arctan \left(\frac{\frac{A(950nm)}{A(750nm)}y}{A(750nm)-x} \right) \right\} - 7.56 \quad (1.14)$$

$$TiO_2 = 3.71 \left\{ \arctan \left(\frac{A(415nm)}{A(750nm)} - z \right) \right\}^{5.98} \quad (1.15)$$

$$OMAT = \sqrt{(A(750nm) - x)^2 + (\frac{A(950nm)}{A(750nm)} - y)^2} \quad (1.16)$$

Визначення вмісту хромофорних оксидів є важливим для мінералогічних досліджень реголіту Місяця. Це дозволяє зробити припущення про конкретний мінералогічний підтип даного мінералу. Це допомагає розрізняти Са-збагачені піроксени від суміші інших підтипів з різною симетрією кристалічної решітки, виявляти надлишок скла у складі реголіту,

уточнювати співвідношення фаяліту – форстериту у покладах олівіну та інші подібні параметри.

В результаті, у нас виникає можливість обчислити максимально можливий стехіометричний вміст певного мінералу, використовуючи вміст FeO та TiO₂. Ця величина прогнозує максимально можливий вміст мінералу, в якому всі оксиди заліза та титану були б присутніми тільки у фракції ільменіту. Важливо зазначити, що цей параметр не відображає реальний вміст ільменіту, оскільки: (1) умови утворення ільменіту при затвердінні виверженої лави не досягають стану рівноваги; та (2) оксиди також входять до складу продуктів космічного вивітрювання (таких як скло та аглютинати), які можуть становити до 70% загального складу реголіту. Тому, для визначення вмісту мінералів, потрібно розробити спеціальні методи. Одним з підходів є застосування кореляційної техніки, яка базується на встановленні статистичних зв'язків між вмістом певних мінералів та спектральними даними. У роботі (Shkuratov et al. 2005) була запропонована узагальнена функція лінійного зв'язку між логарифмом вмісту певного мінерала та значеннями альbedo на відповідних довжинах хвиль.

$$\log(X) = a_m A(415nm) + b_m A(750nm) + c_m A(900nm) + d_m A(1000nm) + e_m \quad (1.17)$$

П'ять коефіцієнтів регресії (1.17) було визначено за лабораторними спектральними даними зразків реголіту з бази спектрів дифузного відбиття LSCC (Pieters, 2002). У таблиці 1.1. також показано коефіцієнт кореляції.

Мінералогічна одиниця	a_m	b_m	c_m	d_m	e_m	k
Клінопіроксени	-0,129	0,244	0,147	-0,321	1,270	0,93
Плагіокази	0,114	-0,126	-0,021	0,093	1,064	0,93
Аглютинати	-0,057	0,038	-0,078	0,065	1,782	0,85

Таблиця 1.1

Нижче наведено результати картографування, отримані за допомогою наведеного методу, для вмісту клінопіроксенів (рис 1.5), плагіоклазу (рис 1.6) та аглютинатів (рис 1.7), з використанням даних від КА "Clementine". Ці результати чітко відображають дихотомію розподілу в реголіті місячних морів та материків.

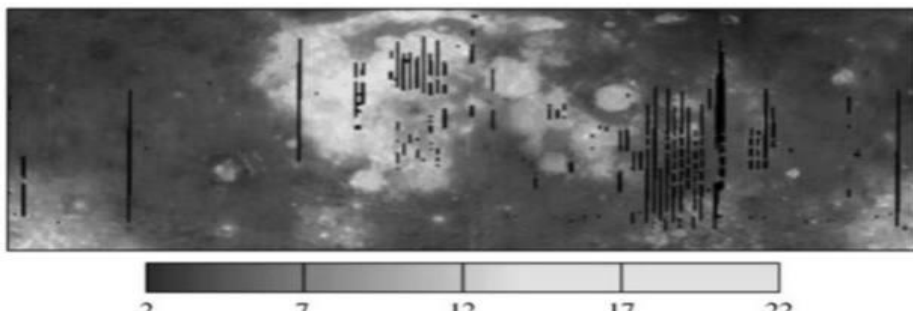


Рис 1.5

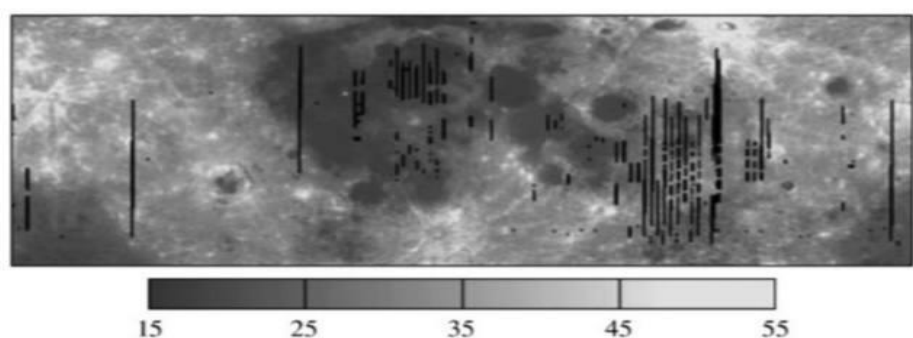


Рис 1.6

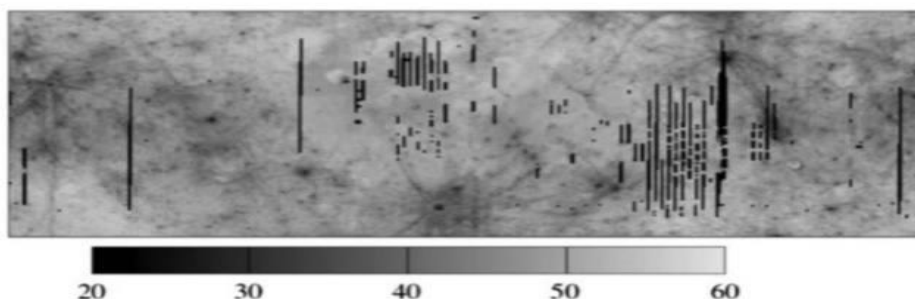


Рис 1.7

Джерело:
Shkuratov et al. (2011).

Розподіл вмісту плагіоклазу виявляє зворотну тенденцію до вмісту піроксенів та має чітку межу між морськими та материковими областями. Кореляція між вмістом аглютинатів та спектральними даними є меншою (коефіцієнт кореляції 0.85 для аглютинатів порівняно з 0.93 для клінопіроксенів та плагіоклазу). Вміст аглютинатів є значно вищим як на морській, так і на материковій поверхні, тобто відсутні межі між ними. Цей метод вказує на підвищений вміст аглютинатів у місцях з покладами пірокластичних матеріалів та скла, що також є недоліком даного підходу.

Методи прогнозування мінералогічного складу реголіту засновані на використанні моделей розсіяння світла у реголітоподібних середовищах. використовують лабораторні спектри основних мінералів, що присутні у реголіті, а також враховують структурні особливості реголіту та додаткові параметри, наприклад, спектральний вплив нанофазного відновленого заліза,

вміст FeO, хімічні параметри Mg#, Ca#, тощо. Прогнозування складу здійснюється шляхом порівняння модельних спектрів з виміряними даними, отриманими детекторами на космічних апаратах, за певним критерієм подібності.

Мабуть, найбільш повною роботою у цьому напрямі, виконаною Lemeline et al. (2019), є дослідження та картування вмісту двох типів піроксенів, олівіну та плагіоклазу за даними МІ Kaguya. Всі спектральні дані були топографічно скориговані та приведені до стандартною фотометричної системи (кути падіння, відбиття та фази становлять 30 градусів, 0 градусів, 30 градусів, відповідно).

$$r(\lambda, i, e, \alpha) = \left(\frac{W_{avg}}{4}\right) \left(\frac{1}{\cos e + \cos i}\right) ([1 + B(\alpha)]P(\alpha) + H(\mu_0)H(\mu) - 1) \quad (1.18)$$

Де W_{avg} - усереднене із множитком (масова доля кожної мінералогічної компоненти) альbedo однократного розсіювання. $B(\alpha)$ – так звана функція зворотного розсіювання, необхідна для коректного чисельного опису опозиційної геометрії. Для кутів фаз понад 15° вона дорівнює 0. При розрахунку спектрів у стандартній фотометричній системі її можна не враховувати. $P(\alpha)$ - фазова функція однієї частинки, яка у моделі має вигляд (1.19). Параметри b та c – наближені значення індикатриси розсіювання у напрямку вперед і вбік, відповідно. Для частинок місячного реголіту зазвичай приймають наступні чисельні значення: $b = -0.4$, $c = 0.25$. $H(\mu)$ – модифікована Нарке (1993) ізотропна функція Чандрасекара косинуса відповідного кута (1.20, 1.21), яка також залежить від W_{avg} .

$$P(\alpha) = 1 + b \cos \alpha + c(3 \cos^2 \alpha - 1)/2 \quad (1.19)$$

$$H(\mu) = \left[1 - \frac{1 - \sqrt{1 - W_{avg}}}{1 + \sqrt{1 - W_{avg}}} \mu \left\{ r_0 + \left(1 - \frac{r_0}{2} - r_0 \mu\right) \ln \frac{1 + \mu}{\mu} \right\}\right]^{-1} \quad (1.20)$$

$$\text{Де, } r_0 = \frac{2}{1 + \sqrt{1 - W_{avg}}} - 1 \quad (1.21)$$

Функція $P(\alpha)$ відображає, як світло розсіюється окремими частинками реголіту, функція $H(\mu)$ вказує, як світло переноситься через реголіт, а функція $B(\alpha)$ враховує хвильові властивості світла при малих кутах.

Модельний параметр W_{avg} залежить від довжини хвилі і складається із значень альbedo однократного розсіювання кожної окремої мінералогічної компоненти, яка визначається наступними виразами (1.22-1.25).

$$w_k = S_E + \left(\frac{(1-S_E)(1-S_I) \left(r_I + \exp \left[-\frac{2(\tau_k(\tau_k+1))^{\frac{1}{2}D}}{3} \right] \right)}{\left(1 - r_I S_I + (r_I - S_I) \exp \left[-\frac{2(\tau_k(\tau_k+1))^{\frac{1}{2}D}}{3} \right] \right)} \right) \quad (1.22)$$

$$\text{Де } S_E = \frac{(n^k - 1)^2}{(n^{k+1})^2} + 0.005 \quad (1.23)$$

$$S_I = 1.1014 - \frac{4}{n_k(n^{k+1})^2} \quad (1.24)$$

$$r_I = \frac{1 - [\frac{\tau_k}{\tau_k+1}]^{1/2}}{1 + [\frac{\tau_k}{\tau_k+1}]^{1/2}} \quad (1.25)$$

Спектральна залежність альbedo однократного розсіювання визначається спектральною залежністю показника заломлення $n(\lambda)$ та коефіцієнта поглинання $\tau h(\lambda)$, що має незначний вплив на спектри суміші матеріалів. Значний вплив на спектральну залежність дифузного відбиття світла, є коефіцієнт поглинання матеріалів, що складають реголіт Місяця. Чим більший коефіцієнт поглинання, тим менша кількість світла відбивається, і тим темнішою виглядає поверхня реголіту

У моделі Хапке спектральний вплив нанофазного відновленого враховується так само, як і у одновимірній моделі світлорозсіювання – модифікацією показника поглинання певного мінералу, самі формули приймаються у наступний спосіб:

$$\tau_w = \tau_h + \tau_{npFe} \quad (1.26)$$

$$\tau_h = \frac{4\pi n_h k_h}{\lambda} \quad (1.27)$$

$$\tau_{npFe} = \frac{36\pi z f \rho_h}{\lambda \rho_{npFe}} \quad (1.28)$$

$$\text{Де, } z = \frac{n_h^3 n_{npFe} k_{npFe}}{(n_{npFe}^2 - k_{npFe}^2 + 2n_h^2)^2 + (2n_{npFe} k_{npFe})^2} \quad (1.29)$$

У поданих виразах величини з індексом "h" відносяться до "чистого" мінералу, тобто до незміненого впливом космічного вивітрювання. Показник заломлення мінералу позначається як τ_w і враховує ефекти, які виникають в результаті космічного впливу.

Оптичні константи чистого заліза позначаються як n_{npFe} і k_{npFe} , і вони використовуються для визначення властивостей заліза в моделі.

Об'ємна доля відновленого заліза позначається як " f " і враховує присутність відновленого заліза у матеріалі.

Модель може бути модифікована для врахування хімічних особливостей конкретного мінералу або навіть підгрупи мінералів. Це може включати уточнення параметрів моделі, таких як показник заломлення, залежно від хімічних характеристик мінералу.

Модифікація параметрів у моделі дозволяє враховувати хімічні особливості певного мінералу або мінералогічної підгрупи, що змінює значення показника заломлення. Це дозволяє більш точно відтворити оптичні властивості матеріалу і врахувати їх в моделі розсіювання світла.

В моделі враховують вплив різних факторів, таких як вміст іонів магнію (виражений параметром $Mg\# = Mg/(Mg+Ca+Fe)$), на показник заломлення мінералів. Наприклад, для піроксенів та олівіну (ряд $Fa-Fe$), експериментальні дані показують, що збільшення вмісту магнію впливає на зменшення показника заломлення.

Врахування впливу іонів магнію на показник заломлення в моделі виражається за допомогою простих емпіричних виразів, які отримують із експериментальних даних. У даному прикладі для піроксенів та олівіну використовуються вирази (1.30-1.32) Загалом, всі три мінерали показують зменшення показника заломлення при збільшенні вмісту магнію.

$$n_{Opx} = 1.768 - 0.118Mg \quad (1.30)$$

$$n_{Cpx} = 1.726 - 0.082Mg \quad (1.31)$$

$$n_{Olv} = 1.827 - 0.192Mg \quad (1.32)$$

Вплив показника заломлення на спектр дифузного відбиття є досить слабким. Це означає, що встановлення правильних значень параметрів моделі можливе лише за певних умов, залежних від якості і кількості наявних даних. Отримання таких даних, необхідних для коректної інтерпретації космічних спостережень, сьогодні можливе лише в лабораторних умовах.

Для аналізу космічних даних, таких як спектри дифузного відбиття, не використовуються прямі підходи, що базуються на визначенні показника заломлення. Замість цього, використовуються методи, які не потребують точних значень показника заломлення, або використовують наближені значення, які вважаються достатньо адекватними для даного контексту.

Після застосування даної моделі до спектрів відбиття "чистих" мінералів, взятих з бази даних LSCC, була створена таблиця, яка містить 100 000 спектрів, відповідних значенням відбиття світла при різних довжинах хвиль, що відповідають детектору MI.

Для оцінки подібності використовувався параметр найменшої середньоквадратичної похибки (RMSE). Для надійної мінералогічної інтерпретації в досліджуваному регіоні відбиралися лише ті спектри, які мали значення ОМАТ (нормалізована оцінка зрілості) більше 0.2, тобто не дуже зрілі.

Шляхом порівняння спектрів відбиття на досліджуваній поверхні зі спектрами, міститься у таблиці, і використання параметру RMSE та ОМАТ, можна провести надійну мінералогічну інтерпретацію досліджуваної області.

Для перевірки ефективності такого підходу до прогнозування мінералогічного складу було проведено верифікацію шляхом моделювання спектрів МІ на місцях посадки аполлонівських місій на Місяць. Після цього було порівняно отримані параметри з лабораторно визначеним складом 19 місячних зразків, що містяться у базі даних LSCC.

Таким чином, шляхом порівняння модельованих спектрів МІ з реальними лабораторно виміряними зразками, було перевірено достовірність та точність підходу до прогнозування мінералогічного складу.

На рис. 1.8 подано діаграму, по осях якої відкладено вміст певного мінералу (позначено кольором) у масових відсотках, який було визначено лабораторно та за допомогою запропонованої моделі, відповідно.

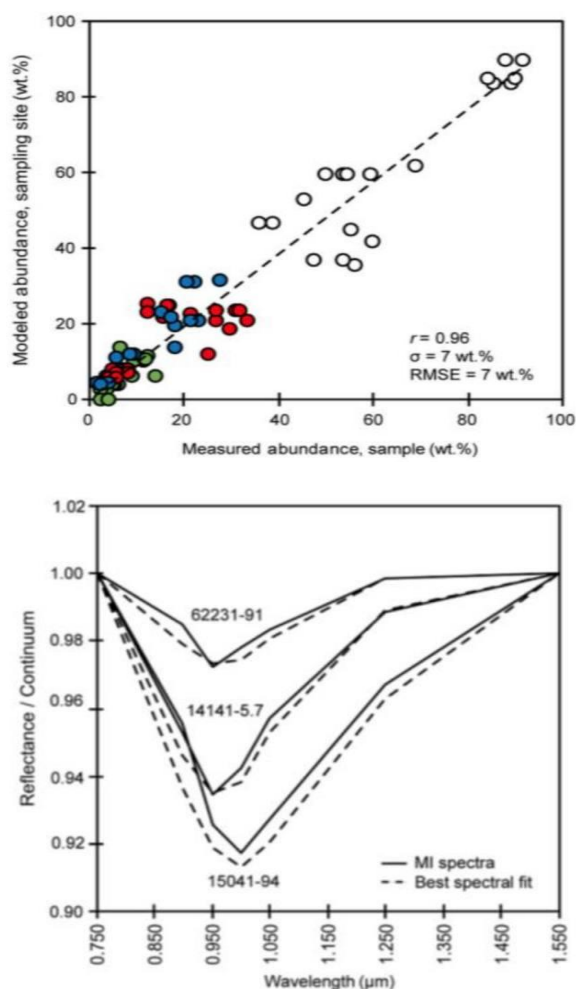


рис. 1.8 Кореляція між вмістом мінералів, отриманих за допомогою моделі за даними МІ Kaguya у місцях посадок Аполлонів, та лабораторним визначенням складу відповідних зразків. Зеленим кольором позначено олівін, червоним – низькокальцієві піроксени, синім – кальцієві піроксени, білим – плагіоклаз. Джерело: *Lemelin et al. 2019.*

рис. 1.9 Суцільною лінією показані спектри детектора МІ Kaguya, пунктиром – спектр, що найкраще збігається, отриманий за допомогою моделі переносу випромінювання. Джерело: *Lemelin et al. 2019.*

Основним результатом цих досліджень було встановлення середнього мінералогічного складу реголіту внутрішніх кілець 13 головних ударних басейнів на поверхні Місяця. На рис. 1.10 наведено графічне представлення розподілу кожної вивченої мінералогічної компоненти в місячних морях. Згідно з представленими даними, домінуючою мінералогічною фракцією у всіх місячних морях є анортозитні породи, які становлять дві третини складу (припускається, що вміст плагіоклазів у них перевищує 85% за вагою).

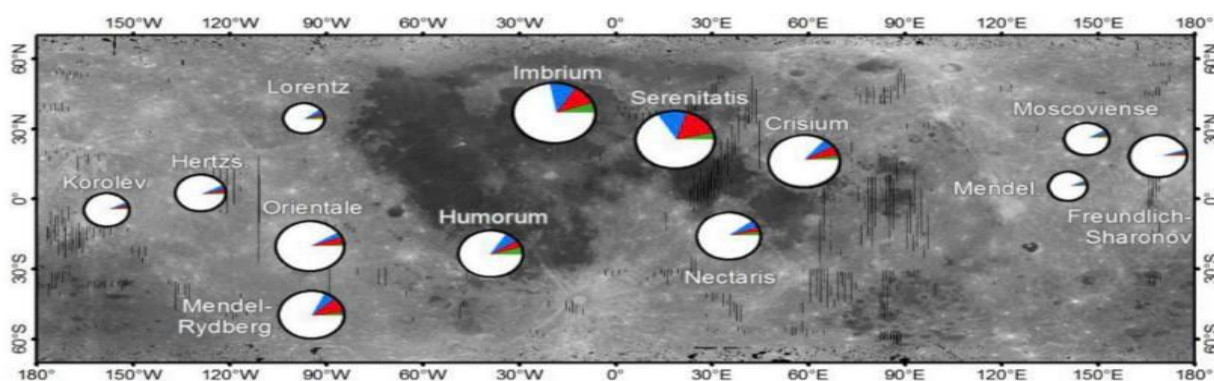


рис. 1.10 Середній вміст кожного мінералу у 13 басейнах місячних морів. Зеленим кольором позначено відносну частку олівіну, червоним – низькокальцієві піроксени, синім – кальцієві піроксени, білим – плагіоклаз. Радіус кожної діаграми пропорційний до радіусу найменшого кільця відповідного басейну. Джерело: Lemelin et al. 2019.

У наведених результатах вміст кліно- та ортопіроксенів практично рівний. Однією із причин може бути низька “чутливість” запропонованої спектрофотометричної моделі до відносно невеликих змін у спектрах базових компонентів та їх спектральних сумішей. Як на можливу причину ще можна вказати на обмеженість досліджуваного спектрального діапазону. Відсутність інформації про глибину та положення смуги поглинання піроксенів біля 2 мкм може призводити до: (1) неможливості надійного диференціювання піроксенів за типами кристалічної решітки та (2) неналежної інтерпретації форми та положення смуги поглинання біля 1 мкм, як залежності від вмісту Са. Дані детектора M3 в ефективному спектральному діапазоні від 0.5 до 2.75 мкм мають суттєво вищий потенціал для більш ретельного дослідження піроксенів, аніж дані детектору MI Kaguya.

Модель, яка використовується у дослідженні, не враховує мінерал ільменіт, який є поширеним у мафічних породах Місяця. Це пов'язано зі слабо вираженими спектральними особливостями ільменіту, крім низького альбедо, в даному проміжку спектра. Виключення цього мінералу змушує дослідників виключати значну частину поверхні Місяця з високим вмістом TiO_2 з подальшого аналізу. Можна зробити висновок, що використання наявних

моделей розсіяння світла реголітоподібними середовищами є перспективним напрямом спектрофотометричних досліджень поверхні Місяця. Однак для успішного впровадження цього методу потрібні високоякісні спостережні дані з високою просторовою та спектральною роздільною здатністю, широким спектральним діапазоном та іншими параметрами, які можна отримати лише з використанням орбітальних космічних апаратів. Важливо враховувати складність використання цих даних для отримання мінералогічної інформації, недостатнє розуміння всіх особливостей розсіяння світла реголітоподібними середовищами, а також обмеження фізичних функцій розсіювання, що суттєво обмежує можливість кількісного визначення складу місячного реголіту.

1.5 Висновки до Розділу 1

Спектральні дослідження поверхні Місяця розпочалися багато десятиліть тому і є одним з найбільш розвинених напрямків досліджень. Проведення точних спектрофотометричних вимірювань у видимому-недалекому інфрачервоному діапазоні стало можливим лише після детального вивчення сонячного спектра, оскільки відбите від поверхні Місяця світло містить інформацію як про властивості поверхні, так і про характеристики сонячного спектра, зокрема, його енергетичний розподіл та лінії Фраунгофера.

Головним напрямком спектрофотометричних досліджень є визначення хіміко-мінералогічного складу поверхні Місяця. Однак спектральні дані також містять інформацію про структуру поверхні, таку як середній розмір частинок реголіту та густина їхнього пакування. Це ускладнює інтерпретацію спектрів в мінералогічному контексті, але відкриває потенційні можливості для подальшого розвитку спектрофотометрії як інструменту аналізу структури реголіту.

Таким чином, метою даної роботи є розробка нейромережі для мінералогічного картування за допомогою спектральних даних картуючого спектрометра МЗ космічного апарата Chandrayaan-1 обраних ділянок поверхні Місяця.

2.1 Спектральні дані отримані за допомогою детектору М3 КА Chandrayaan-1. Його загальні характеристики

На початку цього розділу надано загальну характеристику даних скануючого спектрометра М3. Відокремлено набір даних, що використовувався в підготовці роботи, описані застосовані калібрування, вказані їх недоліки та методи мінімізації впливу цих недоліків на результати дослідження. Другий параграф описує основний артефакт даних М3, який унеможлиблював їх використання для детального мінералогічного картування поверхні Місяця, та алгоритм додаткової обробки, запропонований автором дисертації. Наприкінці розділу описано метод отримання спектральних параметрів для мінералогічної інтерпретації та визначення мінералогічного складу реголіту на досліджуваних ділянках поверхні Місяця.

Штучний супутник Місяця (космічна місія Chandrayaan-1) був запущений у жовтні 2008 року і працював до серпня 2009 року, коли через технічні проблеми місію було передчасно завершено. Головною метою цієї місії було дистанційне зондування Місяця з високою спектральною роздільною здатністю у видимому, ближньому інфрачервоному та рентгенівському спектральних діапазонах (Goswami & Annadurai, 2009). Moon Mineralogy Mapper (М3) – один із приладів на борту Chandrayaan-1, що працює в видимому та ближньому інфрачервоному діапазоні (0,54-2,95 мкм). У цьому діапазоні знаходяться смуги поглинання місячних мінералів, утворені різними фізичними механізмами, наприклад, смуги піроксенів біля 1 та 2 мкм, смуга ільменіту на 1,5 мкм або широка смуга олівіну, утворена трьома меншими смугами, що перекриваються (Burns, 1993).

Таким чином, дані спектрометра М3 з роздільною здатністю близько 150 метрів на піксель у вигляді гіперспектрів, які охоплюють понад 95% поверхні Місяця і мають високе відношення сигнал-шум (до 400 для екваторіальних областей і понад 100 для полярних), є надзвичайно корисними для вивчення мінералогічного складу поверхні Місяця та детального картування мінералогічних провінцій (Goswami and Annadurai, 2009; Pieters, 2009). З точки зору охоплення місячної поверхні та спектральної роздільної здатності, ці дані є одними з найкращих для мінералогічних досліджень, доступних світовій науковій спільноті.

2.2. Обробка даних МЗ

Через певні технічні проблеми, зокрема пошкодження теплозахисної оболонки, дані детектора МЗ на борту Chandrayaan-1 виявилися спотвореними. Це призвело до появи випадкових довгих вертикальних смуг шириною в 1 піксель на зображеннях рівня обробки level 2. Такі артефакти значно ускладнюють якісний та кількісний спектральний аналіз, суттєво обмежуючи можливості використання цих даних для детальних мінералогічних досліджень поверхні Місяця.

Для мінімізації впливу цих спотворень на результати досліджень, були розроблені спеціальні алгоритми додаткової обробки. Один із підходів включав використання методів фільтрації та інтерполяції для зменшення видимості вертикальних смуг. Це дозволило значно покращити якість оброблених зображень і підвищити точність спектрального аналізу.

Також були застосовані методи, що враховують характерні особливості місячної поверхні і спектральні властивості мінералів, які допомагали відновлювати інформацію, спотворену артефактами. Завдяки цим заходам, вдалося забезпечити більш точну інтерпретацію даних і підвищити їхню корисність для досліджень.

Таким чином, незважаючи на початкові технічні проблеми, вдалося розробити методи, що суттєво зменшили негативний вплив артефактів на спектральний аналіз. Це дало змогу продовжити використання даних МЗ для мінералогічного картування та інших досліджень поверхні Місяця, забезпечуючи важливу інформацію для наукової спільноти.

Зазначимо, що в результаті в нас є неврахована залежність плоского поля ПЗЗ-детектора від його температури при функціонуванні поза межами робочих режимів. Це особливо помітно на похідних зображеннях, які є результатом арифметичних операцій над зображеннями альbedo у різних спектральних каналах.

Ця проблема виникає через те, що температурні зміни впливають на чутливість детектора, що призводить до спотворень у зображеннях. В умовах, коли ПЗЗ-детектор працює за межами оптимальних температурних режимів, плоске поле змінюється непередбачувано, що створює додаткові труднощі для точного спектрального аналізу.

Особливо це стає критичним при обробці зображень, коли потрібно проводити арифметичні операції, такі як віднімання або ділення зображень, отриманих у різних спектральних каналах. У таких випадках спотворення,

спричинені температурними змінами, можуть значно впливати на результати, призводячи до помилкових висновків щодо мінералогічного складу поверхні.

Для вирішення цієї проблеми, необхідно враховувати температурну залежність плоского поля під час калібрування даних. Це може включати розробку моделей, що коригують вплив температури на чутливість детектора, або застосування спеціальних алгоритмів для обробки зображень, які компенсують ці спотворення.

Таким чином, врахування температурної залежності плоского поля ПЗЗ-детектора є важливим аспектом для забезпечення точності спектрального аналізу і отримання надійних результатів при дослідженні місячної поверхні.

Рисунки 2.1a та 2.1б ілюструють цю проблему для розподілу видимого альbedo на довжині хвилі 950 нм та показника кольору $C(0.95 \text{ мкм}/0.75 \text{ мкм}) = A(0.95 \text{ мкм})/A(0.75 \text{ мкм})$. На зображенні альbedo (рис. 2.1a) можна чітко побачити вертикальні смуги шуму різної інтенсивності та довжини, які утворюють систему з певною слабкою періодичністю. На рис. 2.1б показано, як система смуг підсилюється при побудові карти розподілу показника кольору $C(0.95 \text{ мкм}/0.75 \text{ мкм})$, що широко використовується для оцінки вмісту FeO та ступеня зрілості місячної поверхні (Lucey et al., 1995; 2000; Shkuratov et al., 1999a, 2005, 2007; Pieters et al., 2006). Видно, що смугастість зображення робить практично неможливим надійне визначення оптичних параметрів реголіту Місяця з будь-якою задовільною точністю. Таким чином, без додаткової обробки дані МЗ дозволяють зробити лише певні якісні висновки щодо хімічного та мінералогічного складу поверхні.

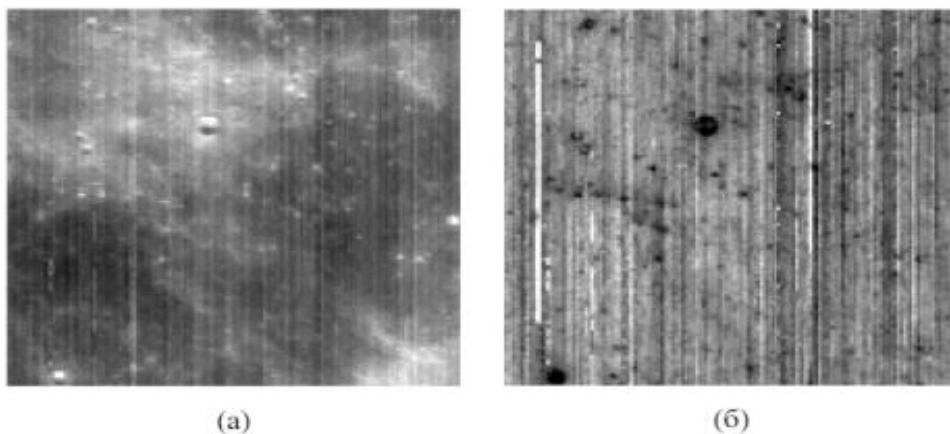


Рис. 2.1 Частина зображення МЗ – M3G20090612T183813_RFL. (а) альbedo на довжині хвилі 950 нм. (б) розподіл показника кольору $C(0.95 \text{ мкм}/0.75 \text{ мкм})$. Джерело: Shkuratov et al., 2019

Задля додаткової обробки даних було написано програму на Python.

Цей код призначений для обробки і аналізу спектральних даних, отриманих зі спектрометра МЗ, встановленого на космічному апараті Chandrayaan-1. Метою цієї обробки є покращення якості даних, усунення шумів та отримання більш точних результатів для подальшого вивчення місячної поверхні.

Завантаження та попередня обробка даних

Спочатку здійснюється завантаження даних зі спеціалізованого файлу, який містить спектральні зображення Місяця. Ці дані представляють собою набір зображень, кожне з яких відповідає певній довжині хвилі світла, відбитого від поверхні Місяця. Завантаження охоплює певний діапазон рядків зображення, що дозволяє обмежити обсяг даних, які потребують обробки.

Згладжування даних

Для зменшення випадкових шумів, які можуть бути присутні в спектральних даних, застосовується метод згладжування. Шуми можуть виникати через різні технічні проблеми з обладнанням або через зовнішні фактори. Згладжування допомагає зробити дані більш однорідними, що полегшує їх подальший аналіз. Це досягається шляхом обчислення середнього значення для набору сусідніх точок, що зменшує вплив випадкових коливань інтенсивності сигналу.

Усунення періодичних шумів

Після згладжування дані обробляються для усунення вертикальних смуг шуму, які можуть з'являтися через технічні проблеми з детекторами. Це робиться за допомогою частотного аналізу, що дозволяє виявляти і зменшувати періодичні шуми. Частотний аналіз перетворює зображення у частотну область, де можна виявити і зменшити вплив таких шумів.

Візуалізація результатів обробки

Після обробки даних результати візуалізуються для порівняння. Створюються графіки, які показують стан даних до і після обробки, що дозволяє оцінити ефективність застосованих методів. На графіках можна побачити, як зменшився шум і як покращилася якість зображень.

Порівняння спектральних характеристик

Для детального аналізу порівнюються спектральні дані для випадкових точок зображення до і після обробки. Це допомагає побачити, наскільки ефективно було згладжено дані і як змінилася їхня спектральна характеристика. Таке порівняння важливе для розуміння точності та надійності отриманих результатів.

Додаткові візуалізації для аналізу

Крім того, створюються додаткові графіки для візуалізації розподілу певних параметрів, таких як відносне альbedo та показники кольору. Ці параметри можуть бути використані для оцінки мінерального складу поверхні Місяця, а також для визначення вмісту певних хімічних елементів, таких як оксид заліза.

Використання в дослідженнях

Загалом, цей код є потужним інструментом для обробки та аналізу спектральних даних. Він дозволяє зменшити шум, покращити якість зображень і отримати більш точні дані про поверхню Місяця. Це, в свою чергу, сприяє розвитку нашого розуміння геологічних процесів на Місяці та його історії.

Такий підхід до обробки даних дозволяє вченим отримати більш детальну і точну інформацію про місячну поверхню. Завдяки цьому можна проводити більш глибокі і точні дослідження, що сприяє розвитку науки і нашого розуміння космічних об'єктів. Зокрема, це допомагає виявляти і аналізувати мінерали, визначати їх розподіл та концентрацію, а також вивчати вплив різних геологічних процесів на формування поверхні Місяця.

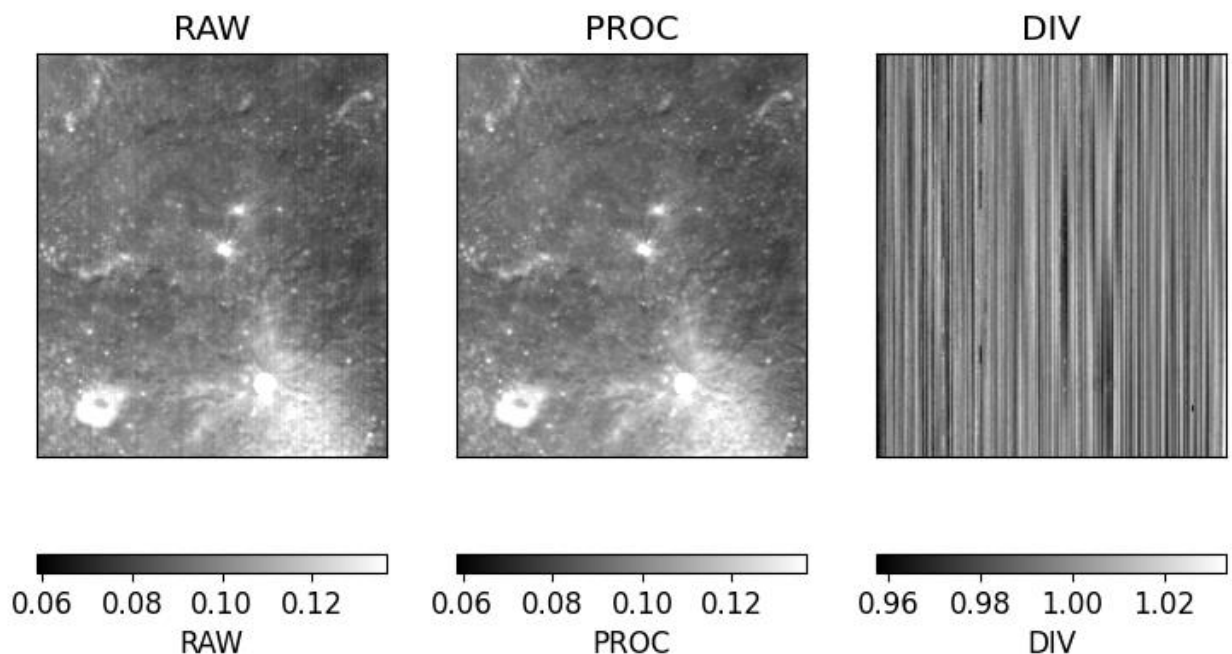


Рис 2.2 (a) (б) (в)

Дані, які завантажуються, представляють собою гіперспектральні зображення поверхні Місяця, отримані за допомогою спектрометра Moon Mineralogy Mapper (M3), що був встановлений на космічному апараті Chandrayaan-1. Ці дані охоплюють різні довжини хвиль від 0,54 мікрметра до 2,98 мікрметра з роздільною здатністю приблизно 150 метрів на піксель. Усього ці дані включають 85 різних довжин хвиль.

Кожне гіперспектральне зображення представлене у формі тривимірного масиву, де перший вимір відповідає за довжини хвиль, другий за лінійні пікселі, які відповідають ширині поверхні Місяця, а третій за поперечні пікселі, які охоплюють ширину поверхні. Кожне значення в цьому масиві відображає інтенсивність випромінювання, виміряне спектрометром МЗ, для відповідної довжини хвилі в кожній точці поверхні Місяця. Такі дані можуть бути використані для вивчення мінералогічного складу та інших характеристик місячної поверхні.

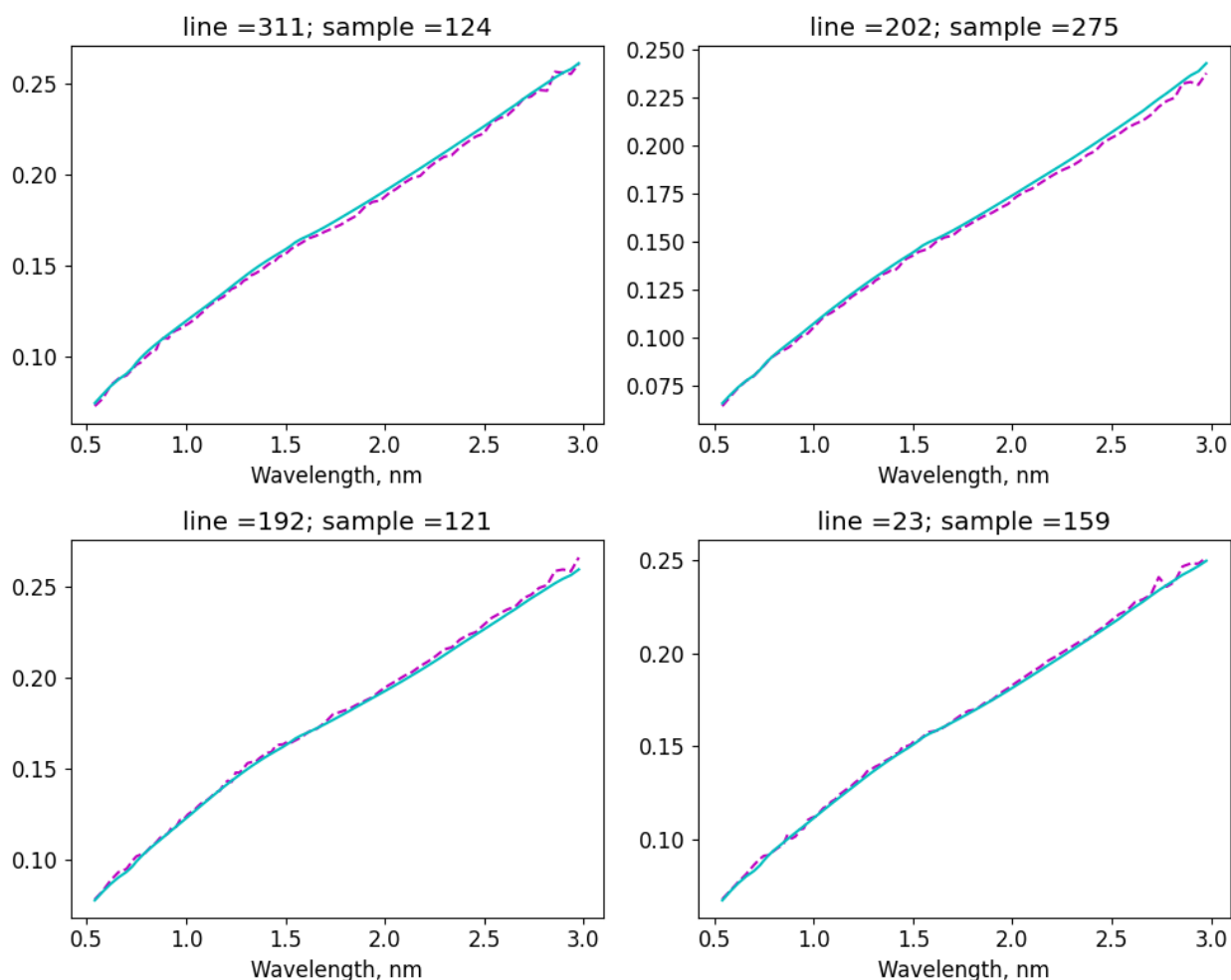


Рис 2.1

На рис.2.1 ми бачимо чотири графіки з кривими, які представляють собою спектральні характеристики для різних точок на поверхні Місяця. Кожна крива на графіку відображає залежність інтенсивності випромінювання від довжини хвилі у видимому та інфрачервоному діапазонах. Зазвичай ці криві порівнюють "сирі" спектри, отримані без будь-якої обробки, з обробленими спектрами, які були піддані різним фільтраційним та згладжувальним процедурам.

На перших двох графіках можна спостерігати спектри для "сирого" та обробленого (після попередньої обробки) випромінювання. Це дозволяє визначити ефективність обробки даних у зменшенні шуму та виділенні корисних сигналів.

Третій графік відображає відношення обробленого спектра до "сирого", що дозволяє оцінити, які конкретні частини спектру змінилися після обробки.

Четвертий графік може відображати, наприклад, співвідношення між двома спектральними параметрами, що дозволяє отримати додаткову інформацію про характеристики поверхні Місяця, такі як вміст окремих мінералів чи інших фізичних властивостей.

Далі ми бачимо вже оброблені зображення на рисунку 2.4

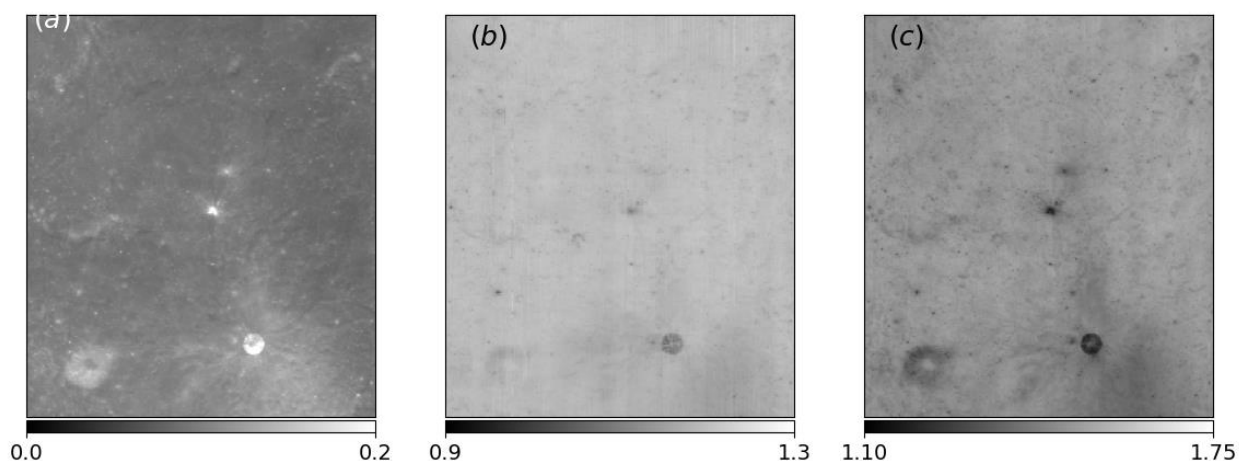


Рис 2.4 (а) (б) (в)

Зображення після фільтрації має деякі характеристики, які можна проаналізувати для отримання корисної інформації про об'єкт дослідження. Ось деякі аспекти, які можна відзначити:

Зменшення шуму: Після фільтрації зображення зазвичай має менше шуму або артефактів. Це дозволяє краще виділяти справжній сигнал від шуму, що полегшує подальший аналіз.

Підсилення деталей: Деякі області зображення можуть бути підсилені після фільтрації, що дозволяє краще розрізняти деталі та особливості об'єкта. Це особливо корисно для виявлення слабких сигналів або для візуалізації деталей, які раніше були невидимими через шум.

Згладжування текстур: Деякі фільтри можуть згладжувати текстуру зображення, роблячи його більш однорідним. Це може бути корисним для виокремлення об'єктів або для покращення якості зображення у випадку, коли текстура заважає аналізу.

Підвищення контрастності: Деякі фільтри можуть підвищити контрастність зображення, роблячи темні області темнішими та світлі області світлішими. Це може поліпшити візуальне сприйняття та допомогти в окресленні контурів та границь об'єктів.

Отже, зображення після фільтрації може мати кращу якість та більш виразні характеристики, що дозволяє здійснювати більш точний аналіз об'єктів на зображенні.

Для прикладу було обрано місто посадки Apollo 16.

2.3 Види нейронних мереж. Загальна характеристика нейронної мережі розробленої для дипломної роботи

На сьогоднішній день існують карти з розподілом мінералів на поверхні Місяця, проте виявляються випадки, коли ці карти не збігаються з лабораторними даними. Для досягнення більш точних результатів, необхідно враховувати геологічні проби з місць посадки Аполлонів, де існує встановлена кореляція між спектральними властивостями та мінералогічним складом.

Однак, дистанційні спостереження є обмеженими в точності. Спектри Місяця, отримані з орбіти, представляють собою складну комбінацію спектрів різних мінералів, оскільки реголіт містить множину різних частинок, а процес світлорозсіяння відіграє важливу роль у формуванні спектрів. Для отримання спектрів суміші необхідно використовувати моделі світлорозсіяння. Тому, для успішного аналізу, ми маємо створити велику базу модельних спектрів, використовуючи одновимірні моделі світлорозсіяння в реголітоподібних середовищах. За допомогою такої бази даних спектрів, можна встановити спектральні параметри, які мають високу кореляцію з певними мінералами. Для досягнення цієї мети ми залучимо нейронні мережі та використовуватимемо кореляцію з лабораторними даними для тренування нейронної мережі. Оскільки у нас є лише достатньо обмежена кількість зразків ґрунту Місяця, отриманих з місць посадки космічних апаратів, яка є недостатньою статистичною вибіркою для використання кореляційних методів. Також слід зазначити, що за допомогою моделей світлорозсіяння можна обчислити лише спектр суміші, але неможливо точно відновити вміст конкретних мінералів в реголіті Місяця, можливо лише отримати їх базовий набір.

Розглянемо декілька прикладів нейронних мереж.

1)Нейронні мережі глибокого навчання (Deep Neural Networks, DNN) є потужними інструментами машинного навчання, які дозволяють моделювати складні залежності та вирішувати різноманітні завдання. DNN є одним з підтипів штучних нейромереж, які намагаються емулювати роботу людського мозку.

Основними складовими нейромережі глибокого навчання є нейрони, шари та ваги. Нейрони - це обчислювальні вузли, які обробляють вхідні дані та передають їх далі по мережі. Кожен нейрон має ваги, які використовуються для взваженого комбінування вхідних сигналів. Це дозволяє нейрону виробляти вихідний сигнал, який передається до наступного шару нейронів.

Нейромережі глибокого навчання складаються з багатьох шарів нейронів, які працюють послідовно. Перший шар, відомий як вхідний шар, приймає вхідні дані, такі як зображення або числові ознаки. Кожен наступний шар, відомий як прихований шар, отримує вихідні дані від попереднього шару та виробляє власний вихід. Останній шар, відомий як вихідний шар, виробляє кінцевий результат або прогноз.

Процес навчання нейромережі полягає в оптимізації вагів, щоб максимально знизити помилку між прогнозованими значеннями та правильними відповідями. Цей процес включає зворотне поширення помилки, де помилка на виході мережі поширюється назад через шари, щоб оновити ваги.

Однією з головних переваг DNN є їх здатність автоматично витягувати корисні ознаки з вхідних даних. Вони можуть виявляти складні залежності, які не завжди очевидні для людей. Також, глибокі нейромережі можуть працювати з великими обсягами даних і розпізнавати складні образи.

Однак, варто враховувати, що успішне застосування DNN вимагає значної обчислювальної потужності та великої кількості навчальних даних. Також, процес навчання може бути часо- та ресурсоємним.

Загалом, нейромережі глибокого навчання (DNN) є потужними інструментами для моделювання складних залежностей та вирішення різноманітних завдань. Вони можуть здійснювати автоматичне витягування корисних ознак з вхідних даних та розпізнавати складні образи.

2)Нейромережі зі згортковими шарами (Convolutional Neural Networks, CNN) є потужним інструментом у галузі комп'ютерного зору та обробки зображень. Вони використовуються для розпізнавання образів, класифікації зображень, виявлення об'єктів та багатьох інших задач обробки зображень.

Основною відмінністю CNN є використання згорткових шарів, які дозволяють автоматично виявляти локальні шаблони та ознаки у зображеннях.

Згорткові шари застосовують фільтри, які здійснюють складні математичні операції, такі як згортка та підсумування, для виділення важливих ознак зображення.

CNN складається з декількох послідовних шарів, включаючи згорткові шари, шари підсумування та повнозв'язані шари. Згорткові шари послідовно виявляють все більш абстрактні та складні ознаки зображення, підсумовуючи їх у більш високорівневі репрезентації. Повнозв'язані шари виконують класифікацію або інші завдання на основі отриманих репрезентацій.

Однією з ключових переваг CNN є їх здатність до автоматичного виявлення ієрархічних ознак. Вони можуть розпізнавати зразки та шаблони незалежно від їх масштабу, орієнтації або місця розташування на зображенні. Це робить їх особливо ефективними для завдань обробки зображень.

Також важливою особливістю CNN є використання ваг у спільних шарах. Це означає, що ваги, отримані при навчанні на одному зображенні, можуть бути використані для виявлення відповідних ознак на інших зображеннях. Це значно зменшує кількість параметрів, які потрібно навчити, та сприяє загальній роботі моделі на різних зображеннях.

Однак, успішне використання CNN вимагає великої кількості навчальних даних, а також потужного обчислювального обладнання для тренування моделі. Крім того, відповідне налаштування архітектури та гіперпараметрів також є важливими факторами успіху CNN.

Узагальнюючи, нейромережі зі згортковими шарами (CNN) є потужними інструментами для обробки зображень. Вони автоматично виявляють ознаки та зразки на зображеннях, що дозволяє вирішувати завдання класифікації, розпізнавання об'єктів та багато інших. Однак, успіх їх застосування залежить від наявності великої кількості навчальних даних та обчислювальних ресурсів.

3) Рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNN) є потужним інструментом для аналізу послідовних даних, таких як текст, звукові сигнали або часові ряди. Вони використовуються для завдань, де контекст та залежності між елементами послідовності є важливими.

Основна відмінність RNN від інших типів нейронних мереж полягає в їх здатності запам'ятовувати попередній стан та використовувати його для обробки поточного вхідного сигналу. Це досягається за допомогою зворотнього зв'язку, де вихідні дані попереднього часового кроку використовуються як частина вхідного сигналу наступного кроку.

У RNN кожен часовий крок має власні ваги, які спільно навчаються під час тренування моделі. Це дозволяє моделі узагальнювати залежності та

патерни зі значимих попередніх кроків та використовувати їх для прийняття рішень на поточному кроці.

Однією з ключових переваг RNN є їх здатність до роботи з довільно довгими послідовностями та змінною довжиною вхідних даних. Вони можуть використовуватися для генерації тексту, машинного перекладу, аналізу емоцій у тексті, розпізнавання мови та багатьох інших завдань, де важлива послідовність даних.

Однак, у RNN є проблема позначеної як проблема зниклої/вибуваючої градієнта. При тренуванні на довгих послідовностях градієнт може поступово зменшуватися і призводити до затухання впливу попередніх кроків на поточний. Для подолання цієї проблеми були запропоновані модифікації RNN, такі як Long Short-Term Memory (LSTM) та Gated Recurrent Unit (GRU).

Узагальнюючи, рекурентні нейронні мережі (RNN) є потужними інструментами для аналізу послідовних даних. Вони можуть моделювати залежності та контекст у послідовностях, що дозволяє вирішувати завдання, такі як генерація тексту, машинний переклад та аналіз мови. Проте, вони також мають проблему зниклої градієнта, яка може вплинути на їх ефективність при тренуванні.

У дипломній роботі ми використовуємо модель, що є регресійною нейронною мережею і використовується для прогнозування числових значень.

Основна ідея роботи нейронної мережі полягає в тому, що вона складається з кількох шарів нейронів, які з'єднані між собою. Перед тим як навчити модель, дані масштабуються за допомогою стандартизації, щоб зробити їх більш придатними для роботи з нейронною мережею. Після цього модель навчається на тренувальному наборі даних. Після навчання моделі вона тестується на тестовому наборі даних, і здійснюється прогнозування значень змінної, що цікавить.

Оцінка точності моделі проводиться за допомогою середньоквадратичної помилки (Mean Squared Error - MSE) та коефіцієнта детермінації (R^2). MSE вимірює середню квадратичну відстань між прогнозованими і фактичними значеннями, тоді як R^2 вказує на ступінь варіації у залежній змінній, яку може пояснити модель. Чим ближче значення R^2 до 1, тим краще модель.

2.4 Висновки до Розділу 2

Одним з основних артефактів гіперспектральних даних від картуючого спектрометра МЗ є поява системи довгих вертикальних смуг, що мають товщину в 1 піксель. Цей паттерн стає особливо помітним під час виконання будь-яких арифметичних операцій з зображеннями в різних спектральних каналах, що значно обмежує можливості використання цих даних для

картографування розподілу спектральних параметрів реголіту Місяця та подальшої якісної або кількісної мінералогічної інтерпретації.

Причиною виникнення цього артефакту є пошкодження теплозахисної оболонки космічного апарату МЗ, що призвело до непередбачуваного режиму роботи лінійки напівпровідникових детекторів, які чутливі до температури, в межах поза запланованими режимами.

Для вирішення цього артефакту науково-інженерною командою МЗ було розроблено та впроваджено окремий етап калібрування - статистичне згладжування (statistical polishing). Однак, впровадження цього калібрування не принесло очікуваних результатів.

З метою досягнення більш точних результатів у визначенні мінералогічного складу поверхні Місяця, ми використовуватимемо нейронну мережу. Нейронна мережа буде приймати на вхід спектральні параметри, які мають високу кореляцію з певними мінералами. Ці спектральні параметри можуть бути витягнуті з модельних спектрів, що зберігаються у великій базі даних.

Після обробки вхідних даних, нейронна мережа буде здатна розрахувати кількісний зміст та базовий набір мінералів у досліджуваній суміші. Використання нейронної мережі дозволить нам покращити точність прогнозування мінералогічного складу поверхні Місяця, залучаючи кореляцію з лабораторними даними для тренування мережі. Незважаючи на обмежену кількість зразків ґрунту Місяця, які маємо з місць посадки космічних апаратів, нейронна мережа може використовувати велику базу модельних спектрів для виявлення залежностей та встановлення кореляцій між спектральними параметрами та мінералогічним складом.

Отже, застосування нейронної мережі дозволить нам прогнозувати кількісний зміст та базовий набір мінералів у сумішах на поверхні Місяця на основі вхідних спектральних параметрів, які мають високу кореляцію з цими мінералами.

РОЗДІЛ 3. Результати картування мінералогічного складу реголіту

3.1 Моделювання та аналіз спектральних властивостей матеріалу з урахування космічного впливу

Нейронні мережі - це потужний інструмент для обробки даних та виявлення складних залежностей між змінними. Вони використовуються в багатьох галузях, включаючи комп'ютерне бачення, обробку природної мови, та багато інших. Створення та тренування нейронної мережі включає кілька ключових етапів:

1. Збір та підготовка даних:

- Збір даних: Перше, що потрібно зробити, це зібрати достатньо даних для тренування моделі. Дані повинні бути репрезентативними для проблеми, яку ви намагаєтесь вирішити.
- Обробка даних: Це включає очищення даних (видалення пропусків, обробка аномалій), нормалізацію (масштабування значень до певного діапазону) та перетворення (наприклад, перетворення категоріальних змінних у числові).

2. Вибір архітектури мережі:

- Визначення кількості шарів і нейронів у кожному шарі: Архітектура мережі залежить від складності завдання. Наприклад, для простих задач може бути достатньо декількох шарів з малою кількістю нейронів, тоді як для більш складних задач можуть знадобитися багат шарові мережі з великою кількістю нейронів.
- Вибір функцій активації: Популярні функції активації включають ReLU, сигмоїдальну функцію та гіперболічний тангенс (tanh).

3. Визначення функції втрат та методу оптимізації:

- Функція втрат: Це міра того, наскільки добре модель виконує своє завдання. Вибір функції втрат залежить від типу задачі (регресія, класифікація і т.д.).
- Оптимізація: Використовуються різні алгоритми оптимізації для мінімізації функції втрат. Найпопулярніші з них - це градієнтний спуск та його варіанти, такі як Adam, RMSprop та SGD.

4. Тренування моделі:

- Процес тренування включає багато ітерацій, під час яких модель поступово коригує свої ваги, щоб мінімізувати функцію втрат.

- Поділ даних на навчальну та тестову вибірки: Зазвичай дані поділяють на дві частини - навчальну, на якій модель навчається, та тестову, на якій перевіряється якість роботи моделі.
- Оцінка та валідація: Після тренування моделі її потрібно оцінити на тестових даних, щоб перевірити, наскільки добре вона узагальнює нові дані.

Логістична регресія та її суть

Логістична регресія є статистичним методом, який використовується для моделювання бінарних залежних змінних. Незважаючи на назву, логістична регресія є класифікаційним алгоритмом, а не регресійним.

Основні особливості логістичної регресії:

1. **Бінарна класифікація:** Логістична регресія застосовується, коли залежна змінна (цільова змінна) є бінарною, тобто має два можливих значення, зазвичай позначених як 0 і 1. Наприклад, передбачення, чи клієнт купить продукт (так/ні).
2. **Логістична функція (сигмоїдальна функція):** Основою логістичної регресії є логістична функція (сигмоїдальна функція), яка перетворює будь-яке значення на інтервал від 0 до 1. Ця функція описується формулою:

$$\sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (3.1)$$

де $\sigma(z)$ - це ймовірність події, z - лінійна комбінація входів.

3. **Лінійна комбінація входів:** Логістична регресія обчислює z як лінійну комбінацію входів:

$$z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n \quad (3.2)$$

Де β_0 - вільний член (зсув), $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ - коефіцієнти моделі, $x_1, x_2, \dots, x_n$ - вхідні змінні.

4. **Максимізація правдоподібності:** Тренування моделі логістичної регресії включає максимізацію функції правдоподібності, що забезпечує знаходження таких значень коефіцієнтів β , які найкраще підходять для даних.

5. **Інтерпретація коефіцієнтів:** Коефіцієнти логістичної регресії можна інтерпретувати як зміни в логарифмі шансів події при зміні відповідної незалежної змінної на одиницю. Це дозволяє розуміти вплив кожної змінної на ймовірність настання події.

Переваги та недоліки логістичної регресії

Переваги:

-Простота та інтерпретованість: Логістична регресія є простою у реалізації та інтерпретації.

- Мала схильність до переобучення: Логістична регресія менше схильна до переобучення порівняно з більш складними моделями, такими як нейронні мережі.

-Ефективність на малих вибірках: Логістична регресія може добре працювати навіть на відносно малих вибірках даних.

Недоліки:

-Лінійність: Логістична регресія припускає лінійну залежність між входами та логарифмом шансів результату, що може не відповідати реальним даним.

-Необхідність великої кількості даних для багатовимірних задач: Для задач з великою кількістю змінних потрібно більше даних для тренування моделі.

-Логістична регресія є потужним і простим інструментом для бінарної класифікації, але вимагає уважного підходу до вибору змінних та підготовки даних.

Для моделювання була використана програма написана на мові Python з використанням бібліотек numpy, scipy та matplotlib для обробки даних, чисельних обчислень і візуалізації результатів.

Мета програми полягає у дослідженні змін спектральних характеристик матеріалів під впливом космічних факторів, таких як сонячне випромінювання та мікрометеорити. Для цього програма виконує наступні кроки:

Моделювання спектральних властивостей: Програма використовує алгоритми розрахунку відбивання та поглинання світла матеріалами з заданими оптичними параметрами, такими як коефіцієнт преломлення, розмір частинок та їх асиметрія.

Симуляція космічного впливу: Шляхом інтеграції специфічних моделей космічного впливу програма аналізує, як змінюються оптичні властивості матеріалів під впливом сонячного випромінювання, мікрометеоритів та інших факторів.

Аналіз результатів: Отримані дані про спектральні характеристики матеріалів аналізуються з метою виявлення змін, викликаних космічним впливом. Це дозволяє оцінити ступінь деградації матеріалів в космічному середовищі та прийняти заходи щодо їх захисту та поліпшення.

Візуалізація результатів: Результати аналізу відображаються у вигляді графіків та діаграм для полегшення візуального розуміння змін спектральних характеристик матеріалів у залежності від умов космічного середовища.

Таким чином, програма є інструментом для дослідження впливу космічного впливу на оптичні властивості матеріалів, що має важливе значення для розробки захисних та стійких матеріалів для космічних місій та тривалого перебування людини в космосі.

Кожен матеріал має свої власні унікальні спектральні особливості, що можуть відрізнятися від інших матеріалів. Ця програма дозволяє вивчати та порівнювати спектральні характеристики кожного матеріалу на візуалізованому графіку, що полегшує аналіз і розуміння їх взаємозв'язків. Крім того, вона надає можливість досліджувати вплив різних оптичних властивостей на відображені спектральні характеристики матеріалів.

Отже, дозволяє проводити докладний аналіз спектральних властивостей різних матеріалів і забезпечуючи більшу глибину розуміння їх поведінки відносно відображення світла.

У результаті маємо такий графік:

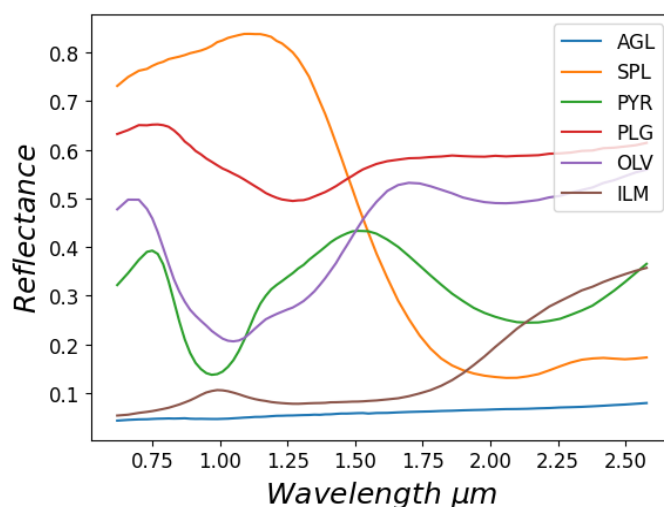


Рис 3.1

Далі ми створюємо бібліотеку спектрів і вмісту різних матеріалів, які зазвичай зустрічаються у космічних апаратах або на поверхні планет. Вона служить для моделювання та аналізування спектральних властивостей цих матеріалів з урахуванням їх хімічного складу та структури.

У програмі спочатку визначається кількість спектрів, у нашому випадку ми створили бібліотеку зі 100000 спектрів, які будуть згенеровані для бібліотеки.

Потім вона завантажує спектри референсних матеріалів, таких як аглютенати, плагіоклази, шпінели, піроксени, олівіни та ільменіти, з відповідних файлів.

Далі виконується цикл, у якому для кожного зразка генерується випадковий вміст різних матеріалів. Наприклад, для аглютенатів і плагіоклазів генерується випадковий вміст кожного з цих компонентів у зразку, використовуючи випадкові числа. Після цього для кожного матеріалу обчислюються оптичні властивості, такі як коефіцієнти відбивання і поглинання, використовуючи моделі імітації космічного впливу.

Отримані дані про альbedo та вміст кожного матеріалу зберігаються у відповідних матрицях. Кожен рядок у цих матрицях відповідає одному зразку, індексованому у циклі.

Ця програма дозволяє виконувати наукові дослідження та аналізувати вплив хімічного складу та структури на спектральні характеристики матеріалів, що може бути корисним для розробки та тестування матеріалів для космічних місій. Додатково, вона може слугувати інструментом для навчання та дослідження в галузі оптичної геології та астрофізики.

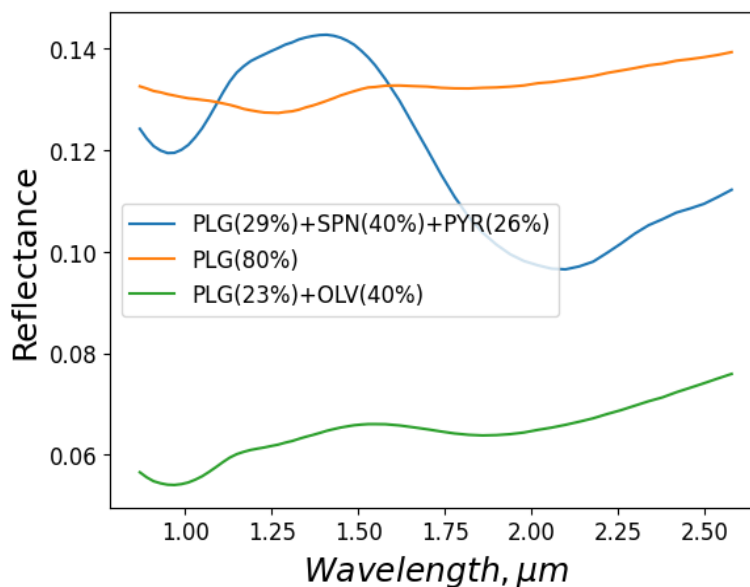


Рис 3.2

Рисунок 3.2 відображає вміст мінералів, взявши випадкові спектри зі всіх, які були змодельовані програмою.

3.2 Створення та тренування нейромережі для мінералогічного картування Місяця

Як було вже сказано вище у дипломній роботі ми використовуємо модель, що є регресійною нейронною мережею і використовується для прогнозування числових значень.

Для картування та подальшої перевірки кореляції з лабораторними даними, які є у вільному доступі, було обрано три місця: місто посадки Аполлона 15, Аполлона 16 та Аполлона 17.

Чому було обрано саме ці місця? Тому що склад реголіту в цих місцях добре відомий і у подальшому, якщо точність моделі, буде нас задовольняти, то ми зможемо використовувати її на інших ділянках Місяця. Як вже було сказано, точність дистанційного зондування поверхні не є досить великою.

У майбутньому, досягши великої точності моделі ми зможемо її використовувати на інших об'єктах, наприклад Церера та Марс.

Спочатку ми спробуємо подавати на вхід тільки альбедо зі змодельованих спектрів і подивимось на результат, чи буде достатньо тільки альбедо. Змодельовали ми 100000 спектрів, сподівавшись, що це підвищить її точність.

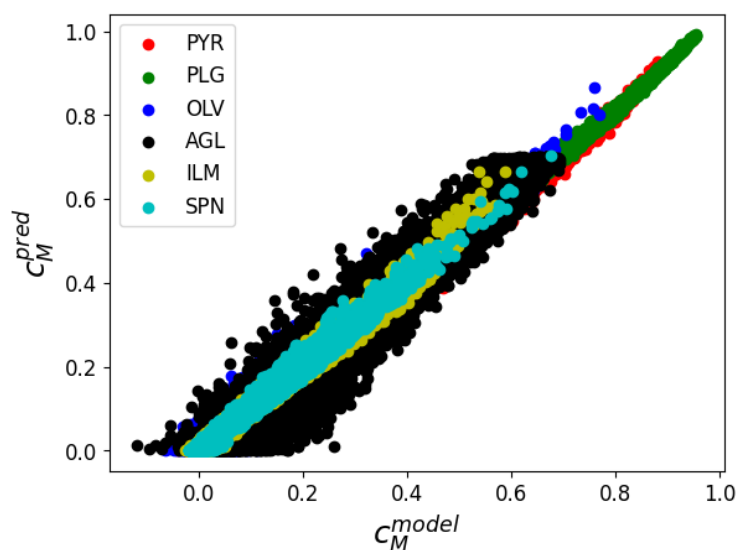


Рис.3.3

Отримали ми ось такий результат. Як ми бачимо фракція аглютинатів вибивається. Приблизна схема цієї моделі виглядає ось так:



Зрозумівши, що одного альбедо для потрібної точності недостатньо, ми візьмемо і подамо на вхід ще спектральні параметри.

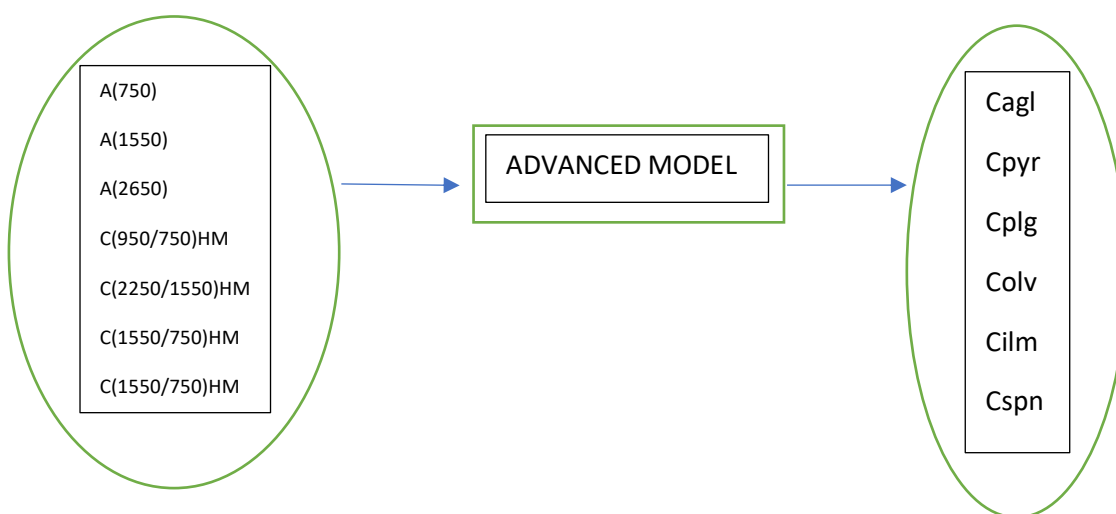
Для того, щоб зробити нашу нейромережу більш точною скористаємось наступними параметрами:

-C(950/750 нм),C(2250/1550нм) , C(1550/750 нм) для піроксенів і ільменіту;

-C(950/750 нм) , C(2650/1550нм) для шпінелей.

Зазначу, що для вивчення залізовмісних порід(олівін, ільменіт) та морських і материкових шпатів використовуємо значення альбедо 750 нм, але у спектрах плагіоклазів та аглютинатів немає поглинання. Тому було вибрано показник кольору C(2650/750) та декілька альбедо, тому що на один і той же ділянку поверхні можна дивитись під різними кутами і як було зазначено у пункті про фізичні завади, це може впливати на альбедо. Було обрано 750,1550 і 2650 нм.

Це має допомогти нам вдосконалити нейромережу. Отже, тепер на вхід ми подаємо ще і спектральні параметри. Приблизна схема її роботи тепер виглядає так:



Тепер подивимось графік, який ми отримали, удосконаливши модель, яку ми у подальшому будемо використовувати для картування мінералогічного складу в місцях посадки Аполлонів, де хімічний склад вже давно відомий.

	Плагіоклаз %	Олівін %	Піроксен %
Apollo 15	35,5	9,8	52,7
Apollo 16	73,4	2,4	24,2
Apollo 17	32,2	4,3	60,7

Табл. 3.1

*Джерело: Modal mineralogic distribution in the regolith at Apollo landing sites Abhijit Basu and Sue Riegsecker Department of Geological Sciences, Indiana University, Bloomington*maps by Grolier [1970], Pohn [1971], Egg/eton and OffieM [1970], Cart et al. [1971], Milton and Hodges [1972], aa•d Scott et al. [1972].*

Як я вже показувала вище ми обробляли дані детектора МЗ, в роботі це потрібно, щоб тривимірні зображення розкласти на вектори, щоб потім подати їх на вхід нейромережі, а вона нам має видати концентрацію того чи іншого мінералу на вибраній ділянці Місяця. Ми маємо розкласти на вектора зображення, тому що такий вид нейромережі приймає тільки одновимірні дані.

В результаті додавши ще і спектральні параметри ми отримуємо дану модель:

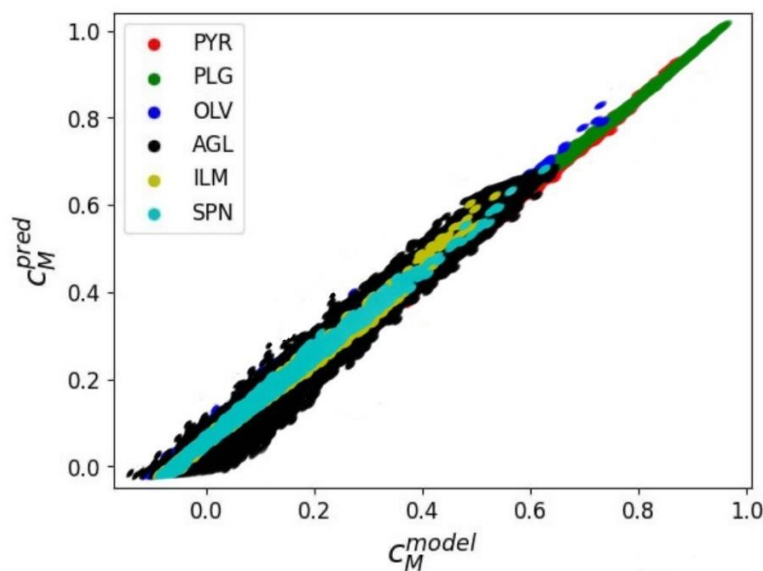


Рис.3.4

3.3 Картування обраних ділянок і аналіз результатів

Перше місце яке ми обрали для картування- це місто посадки Аполлона 15. 30 липня о 22:16:29 UT (06:16:29 p.m. EDT) відбулася історична посадка на Місяць. Корабель успішно приземлився поблизу підніжжя Місячних Апеннін, у точці з координатами 26,1008° пн.ш. і 3,6528° сх.д., лише за 550 метрів на північний захід від запланованого місця. Ця подія стала віхою в історії дослідження космосу. Незважаючи на відхилення від запланованої точки посадки, залишок палива у баках двигуна дозволив би працювати ще близько 103 секунд, що свідчить про високий рівень підготовки і майстерності команди. Космонавти здійснили три виходи на поверхню Місяця, сумарна тривалість яких склала 18 годин 35 хвилин. Під час цих експедицій астронавти подолали 27,9 км на місячному ровері, досягнувши максимального віддалення

від місячного модуля на 5 км. В результаті цих місій було зібрано та доставлено на Землю 77 кг місячної породи, що є цінним внеском у дослідження нашого природного супутника.

Вище було представлено склад реголіту у процентному співвідношенні на місці посадки Аполлона 15. Тож, потрібно порівняти з тим, що ми отримали за допомогою нашої моделі. Отже, який кількісний склад видала наша модель.

<i>Мінерал</i>	<i>CAgl%</i>	<i>CPlg%</i>	<i>CSpn%</i>	<i>COlv%</i>	<i>CIlm%</i>	<i>CPyr%</i>
<i>Аглютинати</i>	2,1					
<i>Плагіокоази</i>		40,1				
<i>Шпінелі</i>			1,2			
<i>Олівіни</i>				6,3		
<i>Ільмініти</i>					1,5	
<i>Піроксени</i>						55,2

Табл.3.2

Це кількісний вміст мінералів, яка видала наша модель у місці посадки Аполлона 15. Ми можемо перевірити коефіцієнт кореляції для тих мінералів вміст, яких вже добре відомий.

Також, картування виглядає так:

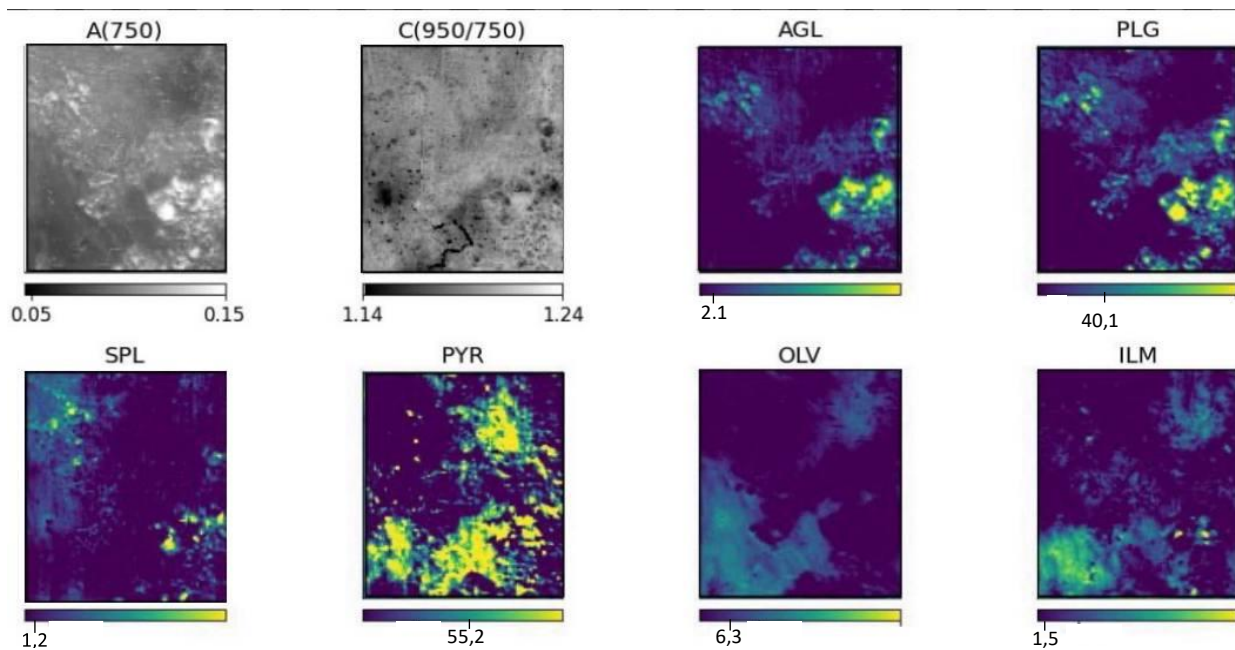


Рис 3.4

Тепер, подивимось на місце посадки Аполлона 16. «Аполлон-16» (англ. Apollo 16) — десятий пілотований політ у рамках програми «Аполлон», який відбувся з 16 по 27 квітня 1972 року. Це була п'ята висадка людей на Місяць, яка сталася 21 квітня. Вперше посадка здійснена у материковому районі Місяця, на плоскогір'ї неподалік кратера Декарт. Це була друга, після «Аполлона-15», Джей-місія (англ. J-mission), спрямована на наукові дослідження. Як і в попередній місії, у астронавтів був лунний автомобіль — «Лунний Ровер № 2».

Посадка на Місяць ледве не була скасована через несправності в резервній системі управління вектором тяги основного двигуна командно-службового модуля. Після ретельного аналізу фахівцями на Землі ситуації та можливих наслідків дозвіл на посадку було надано з 6-годинною затримкою.

Командир екіпажу Джон Янг та пілот місячного модуля Чарльз Дьук провели на Місяці майже три доби — 71 годину. Вони здійснили три поїздки на «Лунному Ровері», загальною протяжністю 26,9 км. Три виходи на поверхню Місяця тривали в сумі 20 годин 14 хвилин. Було зібрано і доставлено на Землю 95,7 кг зразків місячної породи. Під час цієї експедиції було встановлено рекорд швидкості пересування по Місяцю на лунному автомобілі — 18 км/год.

Наразі ми маємо ось такий кількісний розрахунок мінералів реголіту, який видала наша модель.

<i>Мінерал</i>	<i>CAgl%</i>	<i>CPlg%</i>	<i>CSpn%</i>	<i>COlv%</i>	<i>CIlm%</i>	<i>CPyr%</i>
<i>Аглютинати</i>	2,1					
<i>Плагіокоази</i>		68,5				
<i>Шпінелі</i>			2,2			
<i>Олівіни</i>				1,7		
<i>Ільмініти</i>					1,4	
<i>Піроксени</i>						24,1

Табл.3.3

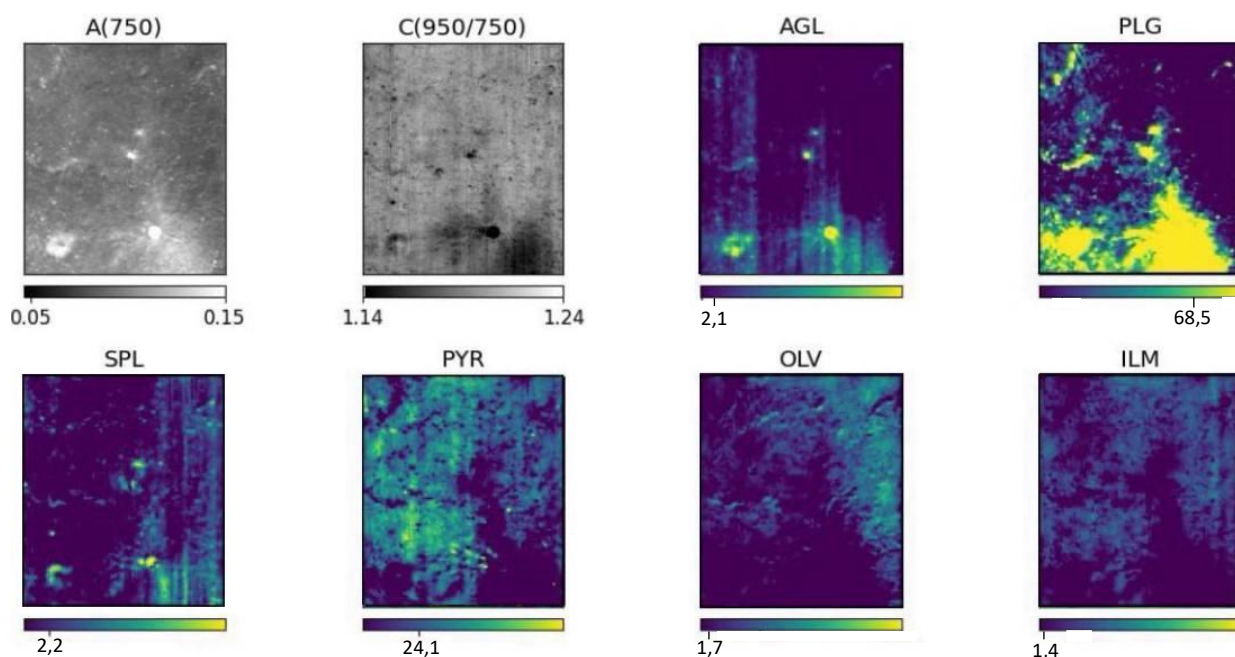


Рис. 3.5

Отже тепер подивимось на місце посадки Аполлона 17. Екіпаж місії Аполлон-17 привіз на Землю значний обсяг зразків місячних порід і ґрунту (реголіту), загальна вага яких становила 110 кг. Це був рекордний показник збору зразків серед усіх місячних експедицій, що дозволило отримати більше наукових даних та розширити наше розуміння Місяця.

У березні 2022 року НАСА оголосило про рішення надати дозвіл на дослідження останніх з 2196 зразків ґрунту, зібраних під час місії «Аполлон-17». Ці зразки залишалися недоторканими протягом півстоліття, і тепер вчені мають можливість використовувати сучасні технології для отримання нових даних і висновків. Це рішення було прийняте для того, щоб отримати додаткову інформацію, яка могла бути недоступною дослідникам п'ятдесят років тому, розширити наукові знання та внести нові відкриття у вивчення місячної поверхні.

Отримані результати кількісного розрахунку мінералів за допомогою розробленої моделі виглядають так:

<i>Мінерал</i>	<i>CAgl%</i>	<i>CPlg%</i>	<i>CSpn%</i>	<i>COLv%</i>	<i>CIlm%</i>	<i>CPyr%</i>
<i>Аглютинати</i>	2,1					
<i>Плагіокоази</i>		30,3				
<i>Шпінелі</i>			2,2			
<i>Олівіни</i>				5,1		
<i>Ільмініти</i>					1,4	
<i>Піроксени</i>						58,9

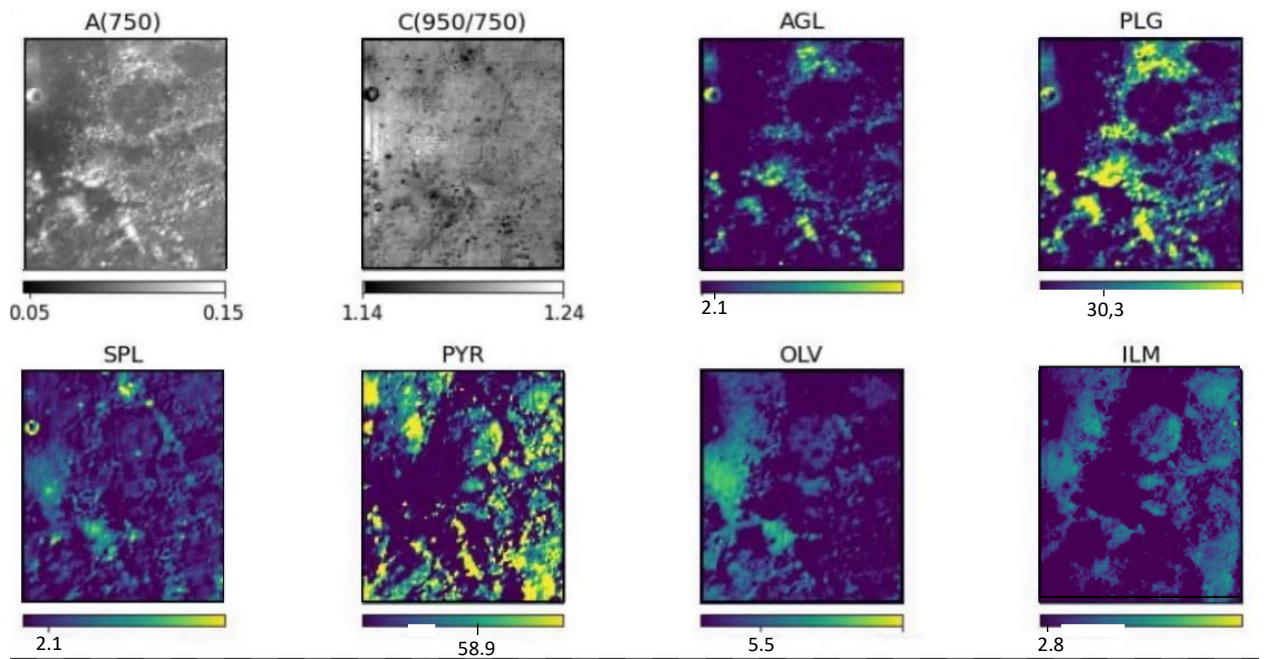


Рис.3.6

Як ми бачимо згідно офіційним науковим джерелам більше всього в обраних місцях плагіоклазів та піроксенів. Зазначимо, що наша модель показала дуже схожі результати. Ми маємо її допрацювати для того, щоб більш детально отримувати результати кількісної оцінки фракцій, яких менше в реголіті та які мають свої спектральні та фізичні особливості.

Отримали дуже хорошу кореляцію, але знов таки, попереду роботи, тому що в реголіті присутні фракції вміст, яких дуже малий, але вони мають вплив на спектральні дані і ми маємо далі удосконалювати нашу модель

ВИСНОВКИ

У рамках даного магістерського дослідження було розроблено нейронну мережу, яка значно покращує процес картування мінералогічного складу Місяця. Зокрема, наша модель базується на логістичній регресії, що дозволяє точно класифікувати різні мінерали на основі спектральних даних. Розробка цієї нейросеті сприяє підвищенню ефективності аналізу місячної поверхні та розширенню нашого розуміння мінералогічного складу Місяця.

Основні результати дослідження включають:

1. Підвищення точності класифікації**: Завдяки використанню логістичної регресії наша модель продемонструвала високу точність у визначенні мінералів, що значно перевищує результати традиційних методів аналізу спектральних даних.
2. Автоматизація процесу картування**: Запропонована нейросеть дозволяє автоматизувати процес картування мінералогічного складу, що зменшує людське втручання та помилки, пов'язані з суб'єктивною оцінкою.
3. Оптимізація обробки даних**: Модель ефективно обробляє великі обсяги даних, що є критичним для аналізу спектральної інформації, отриманої з місячних місій. Це дозволяє проводити більш швидкий і детальний аналіз місячної поверхні.
4. Можливість інтеграції з іншими системами**: Розроблена нейросеть може бути інтегрована з іншими системами аналізу космічних даних, що робить її універсальним інструментом для майбутніх досліджень.
5. Наукові та практичні внески**: Дослідження показало, що нейросеті на основі логістичної регресії можуть бути ефективно використані в планетарних науках. Це відкриває нові можливості для дослідження не лише Місяця, але й інших планетарних тіл.

Отримані результати підтверджують перспективність використання нейронних мереж для задач картування та аналізу мінералогічного складу планетарних поверхонь. Це дослідження закладає фундамент для подальших робіт у цій галузі, сприяючи розвитку нових технологій та методів дослідження космосу.

ДЖЕРЕЛА

- Shkuratov, Y., Kaydash, V., Korokhin, V., Velokodsky, Y., Opanasenko, N., & Videen, G. (2011). Optical measurements of the Moon as a tool to study its surface. *Planet. Space Sci.*, 59, 1326-1371
- Shkuratov Y., Kaydash V., & Pieters C. (2005). Lunar clinopyroxene and plagioclase: surface distribution and composition. *Solar Syst. Res.*, 39(4), 255-266
- Adams, J. B. (1974). Visible and near-infrared diffuse reflectance spectra of pyroxenes as applied to remote sensing of solid objects in the solar system. *J. Geophys. Res.*, 79, 4829–4836.
- Adams, J. B. (1975). Interpretation of visible and near-infrared diffuse reflectance spectra of pyroxenes and other rock-forming minerals. *Infrared and Raman Spectroscopy of Lunar and Terrestrial Minerals* (ed. C. Karr). New York: Academic Press, 91–116
- Burns, R. (1993). *Mineralogical Applications of Crystal Field Theory*. Cambridge Univ. Press, Cambridge, 459 pp
- Shkuratov, Y., Surkov, Y., Ivanov, M., Korokhin, V., Kaydash, V., Videen, G., Pieters, C., & Stankevich, D. (2019). Improved Chandrayaan-1 M3 data: A northwest portion of the Aristarchus Plateau and contiguous maria. *Icarus*, 321, 34–49
- Surkov, Y., Shkuratov, Y., Kaydash, V., Korokhin, V., & Videen, G. (2020b). Lunar ilmenite content as assessed by improved Chandrayaan-1 M3 data. *Icarus*, 341, 113661
- Lucey, P.G., Blewett, D.T., Taylor, G.J., & Hawke, B.R. (2000b). Imaging of the lunar surface maturity. *J. Geophys. Res.*, 105, 20,377– 20,386

- Hunt, G. R. (1980). Electromagnetic radiation: the communication link in remote sensing. Remote Sensing in Geology (eds B. S. Siegal and A. R. Gillespie). New York: John Wiley, 5–45
- Tishkovets, V., & Mishchenko, M. (2009). Approximate calculation of coherent backscattering for semi-infinite discrete random media. J. Quant. Spectrosc. Radiat. Transfer, 110, 139–145
- Cloutis, E.A., & Gaffey, M.J. (1993). Lunar regolith analogues: spectral reflectance properties of compositional variations. Icarus, 102, 203–224.
- Gaffey, S. J., McFadden, L. A., & Nash, D. B. (1993). Ultraviolet, visible, and near-infrared reflectance spectroscopy: laboratory spectra of geologic materials. Remote Geochemical Analysis: Elemental and Mineralogical Composition (eds C. Pieters and P. Englert). Cambridge: Cambridge University Press, 43–71
- Lemelin, M., Lucey, P.G., Miljković, K., Gaddis, L.R., Hare, T., & Ohtake, M. (2019). The compositions of the lunar crust and upper mantle: Spectral analysis of the inner rings of lunar impact basins. Planet. and Space Sci., 165, 230-243
- Ian Goodfellow, Yoshua Bengio i Aaron Courville. “"Deep Learning"
- Michael Nielsen. “Neural Networks and Deep Learning”
- Danilo Mandic i Jonathon Chambers. "Recurrent Neural Networks for Prediction: Learning Algorithms, Architectures, and Stability"
- Сурков Єгор С. Мінералогічне картування поверхні Місяця за даними спектрофотометра МЗ космічного апарату Chandrayaan-1 : дис. ... доктора філософії за спеціальністю 104 – Фізика та астрономія (Галузь знань 10 – Природничі науки). – Харків : Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна Міністерства освіти і науки України, 2022. - 177 с.
- Modal mineralogic distribution in the regolith at Apollo landing sites Abhijit Basu and Sue Riegsecker Department of Geological Sciences, Indiana University, Bloomingt.
- Taylor, S.R. (1982). Planetary Science: A Lunar Perspective. Lunar and Planetary Institute, Houston.
- Heiken, G., Vaniman, D., French, B.M. (1991). Lunar Sourcebook: A User's Guide to the Moon. Cambridge University Press.
- Papike, J.J., Ryder, G., Shearer, C.K. (1998). Lunar Samples. Reviews in Mineralogy and Geochemistry, Vol. 36, pp. 5-1 to 5-234.
- Jolliff, B.L., Gillis, J.J., Haskin, L.A., Korotev, R.L., Wieczorek, M.A. (2000). Major Lunar Crustal Terranes: Surface Expressions and Crust-Mantle Origins. Journal of Geophysical Research, 105(E2), 4197-4216.

- Pieters, C.M., Tompkins, S., Head, J.W., Hess, P.C. (2001). Mineralogy of the Mafic Anomaly in the South Pole-Aitken Basin: Implications for the Evolution of the Lunar Crust. *Geophysical Research Letters*, 28(13), 2529-2532.